



Universität für Bodenkultur Wien

Ermittlung der Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform – Eine empirische Analyse mit landwirtschaftlichen Unternehmen in Deutschland.

Masterarbeit

zur Erlangung des akademischen Grades Diplom-Ingenieur im Rahmen des Studiums Agrar- und Ernährungswirtschaft

Eingereicht von: Carl-Anton v. HEYKING
Matrikelnummer: 11720336
Email: anton.heyking@googlemail.com

Betreuer:
Dipl.-Ing. Niedermayr Andreas
Univ.Prof. Dr. Kantelhardt Jochen
Institut für Agrar- und Forstökonomie
Department für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften

Wien, Januar 2021



Vorwort und Danksagung

Die Masterarbeit ist im Rahmen meines Studienabschlusses an der Universität für Bodenkultur in Wien entstanden. Von Anfang an wusste ich, dass ich mit dieser Arbeit die Möglichkeiten der voranschreitenden Digitalisierung in der Landwirtschaft untermauern möchte, um mir darüber hinaus selbst einen besseren Einblick zu verschaffen. Neben dem gleichzeitig ersten beginnenden Job war das Anfertigen dieser Masterarbeit eine äußerst lange und teils höchst beanspruchende Herausforderung. Seit den ersten Zeilen bis zum heutigen Abschluss ist viel Zeit vergangen, aus der ich persönlich gelernt habe.

Viele Menschen haben mich auf diesem Lebensabschnitt begleitet, unterstützt sowie auch ausgehalten und ertragen. Bei diesen Personen möchte ich mich hiermit herzlich bedanken:

Besonderer Dank gilt meinem Betreuer, Herrn Dipl.-Ing. Dr. Andreas Niedermayr, ohne dessen zahlreiches Feedback, Hilfestellungen und Anregungen ich immer noch an dieser Arbeit sitzen würde. Ebenfalls möchte ich mich bei meinem Hauptbetreuer, Herrn Univ. Prof. Dr. Jochen Kantelhardt, für seine Betreuungsarbeit bedanken.

Darüber hinaus danke ich meinen Eltern, Brüdern und Freunden sowie in ganz besonderer Weise Quirin und Max, denen diese Arbeit gewidmet ist.

Ein neuer Lebensabschnitt kann kommen!

Inhaltsverzeichnis

Vorwort und Danksagung	II
Inhaltsverzeichnis	III
Abbildungsverzeichnis	V
Tabellenverzeichnis	VI
Formelverzeichnis	VII
Abkürzungsverzeichnis	VIII
Kurzfassung	X
Abstract	XI
1 Einführung	1
1.1 Einleitung	1
1.2 Zielsetzung und Methode	2
1.3 Gliederung	3
2 Einordnung in die Literatur	5
2.1 Landhandel, smart-farming Technologie und digitale Plattformen	5
2.2 Literatur zum Online-Handel in der Landwirtschaft	10
3 Theoretischer Rahmen und relevante Faktoren für die Annahme von Innovation .	14
3.1 Definition Akzeptanz	14
3.2 Zahlungsbereitschaft	15
3.3 Hypothesengenerierung	15
3.4.1 Motivationsfaktoren	16
3.4.2 Soziodemografische und betriebswirtschaftliche Merkmale	17
4 Material und Methode	23
4.1 Planung und Durchführung	23
4.2 Fragebogendesign und Stichprobendesign	24
4.3 Stichprobenumfang	26
4.4 Konzeptionelles Modell / Ökonometrische Methode	28
4.4.1 Lineares Wahrscheinlichkeitsmodell	29
4.4.2 Logit und Probit Modell	31

4.4.3 Interpretation der Modellergebnisse	35
4.4.4 Statistische Tests	36
4.4.5 Vorbereitung der Datenanalyse.....	37
4.5 Testung Fragebogen.....	42
5 Ergebnisse.....	43
5.1 Deskriptive Statistik.....	43
5.2 Ergebnisse des binominalen Logit Modells der Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen.....	50
6 Diskussion der Ergebnisse	63
6.1 Diskussion des binominalen Logit Modells der Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen.....	63
6.2 Limitationen und weitere Diskussionspunkte	72
7 Schlussfolgerung	76
8 Literaturverzeichnis	79
9 Anhang	88
9.1 Herleitung Logit Modell	88
9.1 Abkürzung der Variablen	89
9.2 Der R-Code	90
9.3 Zusätzliche Modell Tabellen	95
9.4 Fragebogen.....	106

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Wahrscheinlichkeitsverteilung des Logit Modells	34
Abbildung 2: Boxplot zum Alter der LandwirtInnen.....	44
Abbildung 3: Boxplot zur Größe der Betriebe	45
Abbildung 4: Boxplot zur Anzahl der Handelspartner	46
Abbildung 5: Besitz eines Smartphones in Jahren	47
Abbildung 6: Jährliche Kosten für digitale Tools in €.....	48
Abbildung 7: Korrelationsmatrix.....	50
Abbildung 8: Durchschnittliche marginale Effekte (Akzeptanz)	58
Abbildung 9: Durchschnittliche marginale Effekte (Zahlungsbereitschaft)	62
Abbildung 10: Residuen Plot Logit Modell 1	99

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Messniveaus für Variablen	38
Tabelle 2: Regressionskoeffizienten Modell 1: Akzeptanz	55
Tabelle 3: Ergebnisse des binominalen Logit Modells der Akzeptanz für digitale Getreidehandelsplattformen	56
Tabelle 4: Fortsetzung: Ergebnisse des binominalen Logit Modells der Akzeptanz für digitale Getreidehandelsplattformen.....	57
Tabelle 5: Ergebnisse des Binomial-Logit Modells der Akzeptanz für digitale Getreidehandelsplattform. Marginale Effekte werden als durchschnittliche marginale Effekte berechnet	58
Tabelle 6: Regressionskoeffizienten Modell 2: Zahlungsbereitschaft.....	59
Tabelle 7: Ergebnisse des binominalen Logit Modells der Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen.....	60
Tabelle 8: Fortsetzung: Ergebnisse des binominalen Logit Modells der Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen	61
Tabelle 9: Ergebnisse des Binomial-Logit Modells der Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattform. Marginale Effekte werden als durchschnittliche marginale Effekte berechnet	62
Tabelle 10: Abkürzung der Variablen	89
Tabelle 11: Ergebnisse der deskriptiven Statistik.....	95
Tabelle 12: Korrelationsanalyse	96
Tabelle 13: Varianz Inflations Test Logit Modell 1.....	96
Tabelle 14: Varianz Inflations Test Logit Modell 2.....	96
Tabelle 15: OLS-Modell 1 (PlattformBeispiel = Akzeptanz).....	97
Tabelle 16: Logit Modell 1 (PlattformBeispiel = Akzeptanz).....	98
Tabelle 17: Probit Modell 1 (PlattformBeispiel = Akzeptanz).....	100
Tabelle 18: OLS-Modell 2 (BereitZuZahlen = Zahlungsbereitschaft)	101
Tabelle 19: Logit Modell 2 (BereitZuZahlen = Zahlungsbereitschaft).....	102
Tabelle 20: Probit Modell 2 (BereitZuZahlen = Zahlungsbereitschaft)	103
Tabelle 21: Logit Modell 1 (PlattformBeispiel = Akzeptanz / Variable Hektar und GroßstadtEntf logarithmiert)	104
Tabelle 22: Durchschnittliche marginale Effekte beim logarithmierten Logit Modell 1	105

Formelverzeichnis

Formel 1: Allgemeiner Modellrahmen von Wahrscheinlichkeitsmodellen	29
Formel 2: Lineare Wahrscheinlichkeitsmodell	29
Formel 3: Erwartungswert der Zufallsvariablen	29
Formel 4: Zufallsvariable	30
Formel 5: Logit Modell	31
Formel 6: Maximum-Likelihood-Methode	32
Formel 7: Latente Regression y_i^*	33
Formel 8: Schwellenwertmodell.....	33
Formel 9: Wahrscheinlichkeit für die Beobachtung $y_i = 1$	33
Formel 10: Logit Modelle für die vorliegende Masterarbeit	34

Abkürzungsverzeichnis

AIC	Akaike-Information-Criterion
AME	Average marginal effect
bspw.	beispielsweise
bzw.	beziehungsweise
CE	Choice Experiment
c.p.	ceteris paribus
DCE	Discret Choice Experiment
d.h.	das heißt
et al.	und andere
etc.	et. cetera
GmbH	Gesellschaft mit beschränkter Haftung
ha	Hektar
HoC	House of crops GmbH
km	Kilometer
log	Logarithmus
SFTs	smart farming Tools
u.a.	unter anderem
u.v.m.	und viele mehr
vgl.	vergleiche
z.B.	zum Beispiel

Kurzfassung

Die Digitalisierung schreitet immer weiter voran und beeinflusst zunehmend die Geschäftsabläufe in landwirtschaftlichen Unternehmen. In diesem Zusammenhang kommt dem digitalen Handel mit landwirtschaftlichen Erzeugnissen zwischen den Akteuren der gesamten Wertschöpfungskette eine neue Bedeutung zu. Bisher gibt es keine aktuellen Erkenntnisse zur Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen. Aus diesem Grund wurde im Jahr 2020 eine Online-Umfrage zum digitalen Getreidehandel mit 121 LandwirtInnen, als eine wichtige Gruppe von AnbieterInnen landwirtschaftlicher Erzeugnisse durchgeführt. Ziel dieser Online-Umfrage war es zu untersuchen, welche Aspekte durch die LandwirtInnen bei einer digitalen Getreidehandelsplattform als nützlich empfunden werden sowie jene Faktoren hervorzuheben, die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine solche beeinflussen. Durch die Befragung konnten Erkenntnisse über den aktuellen Gebrauch von Smartphones im landwirtschaftlichen Kontext gewonnen werden. Etwa 85% der Befragten wären bereit, eine digitale Getreidehandelsplattform zu nutzen und bei einem erfolgreich abgeschlossenen Kontrakt darüber hinaus auch eine Vermittlungsprovision von 0,20 € zu zahlen. Mittels eines Logit Modells konnte festgestellt werden, dass das Alter der LandwirtInnen, deren Vorkenntnisse mit landwirtschaftlichen Tools, die Empfehlung von Freunden und Bekannten, die digitale Affinität, die Entfernung zur nächstgelegenen Großstadt, sowie das wahrgenommene Gewinnpotenzial einen statistisch signifikanten Zusammenhang mit der Akzeptanz für digitale Getreidehandelsplattformen aufweisen. Ein weiteres Logit Modell zeigt auf, dass erneut das wahrgenommene Gewinnpotenzial und die Empfehlung von FreundInnen, sowie die wahrgenommene zusätzliche Reichweite an HandelspartnerInnen und darüber hinaus eine staatliche Partnerschaft einen statistisch signifikanten Zusammenhang mit der allgemeinen Zahlungsbereitschaft haben. Insgesamt ist dies die erste Studie, die Faktoren untersucht, welche die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen beeinflussen.

Schlüsselwörter: Logit Model, Akzeptanz, Zahlungsbereitschaft, Digitaler Getreidehandel, Landwirtschaft, Smartphone, Digitalisierung

Abstract

Digitalization is continuously advancing and increasingly influencing the business processes in agricultural companies. In this context, digital trade in agricultural products between the players along the entire value chain is taking on new significance. However, there are no current findings on the acceptance and willingness to pay for digital grain trading platforms. For this reason, in 2020 an online survey was conducted with 121 agricultural entrepreneurs, as an important group of suppliers of agricultural products. The aim of this online survey was to investigate which aspects are perceived as useful by farmers when using a digital grain trading platform and to highlight those factors that influence the acceptance and willingness to pay for such a platform. This provided insights into the current use of smartphones in the agricultural context. The survey also explores issues that farmers find useful in a digital grain trading platform and the factors that influence acceptance and willingness to pay for one. Approximately 85% of the respondents would be willing to use a digital grain trading platform and pay a commission of 0.20 € for a successful contract. The results of a logit model reveal that the age of farmers, their previous knowledge of agricultural tools, recommendations from friends and acquaintances, digital affinity, distance to the nearest major city, and perceived profit potential influence the acceptance of digital grain trading platforms. A second logit model shows that again the perceived profit potential and the recommendation of friends and acquaintances, as well as the perceived additional reach to trading partners and a state partnership have an influence on the general willingness to pay. Overall, this is the first study to examine factors that influence the acceptance and willingness to pay for digital grain trading platforms.

Keywords: logit model, acceptance, willingness to pay, digital grain trade, agriculture, smartphone, digitization

1 Einführung

1.1 Einleitung

Das Internet und die damit einhergehende Digitalisierung beeinflussen zunehmend die Entwicklung sämtlicher Wertschöpfungsketten in der Landwirtschaft. LandwirtInnen können von den neuen Möglichkeiten der Digitalisierung bei der Entscheidungsfindung in ihrer Betriebsführung profitieren (CHANG & JUST, 2009). Auf Grund der von der Europäischen Kommission angeregten Digitalen Agenda, die darauf abzielt, bis 2020 eine landesweite Abdeckung des Hochgeschwindigkeits-Internets zu erreichen (EUROPÄISCHE KOMMISSION, 2016), gewinnen digitale Apps, Tools und Plattformen zunehmend an Bedeutung. Diese Technologien, die sich in Industrie und landwirtschaftlicher Praxis entwickeln und mit dem Attribut 4.0 versehen werden, machen auch vor der Landwirtschaft nicht Halt und sind deshalb für die zukünftige Entwicklung der Agrar- und Ernährungswirtschaft vielversprechend (KALOXYLOS et al., 2013).

Dem Handel über das Internet (*Online-Handel, Electronic- bzw. E-Commerce*) kommt in diesem Zusammenhang eine besondere Bedeutung zu. So stiegen etwa in Deutschland die Umsätze im E-Commerce deutlich von 8,4 Milliarden Euro im Jahr 2006 auf knapp 58 Milliarden Euro im Jahr 2019 (HDE, 2020).

Der digitale Handel ist keineswegs branchenspezifisch, sodass die fortschreitende Digitalisierung von Geschäftsabläufen im Handel durch digitale Tools und Plattformen auch für die LandwirtInnen mit Blick auf die Wettbewerbsfähigkeit und deren Wachstum vielversprechend sind (KALOXYLOS et al., 2013). Die Verbesserung der Internet-Infrastruktur birgt im Hinblick auf den digitalen Handel Potenzial für die LandwirtInnen. Diese können ihr landwirtschaftliches Einkommen erhöhen, indem sie aktiv über eine digitale Plattform verhandeln und dadurch Transaktionskosten senken können (vgl. HENNESSY et al., 2016; SCHULZE, 2012). In diesem Zusammenhang erleichtern digitale Plattformen die Beschaffung von Preis- und Produktinformationen und unterstützen die Interaktion mit einem breiteren Pool von LieferantInnen und KundInnen (z.B. ZAPATA et al., 2016).

SCHULZE (2012) berichtet, dass der landwirtschaftliche Handel ein interessantes Feld ist, welches sich aufgrund der Digitalisierung mitten in einem Veränderungsprozess befindet. In diesem Prozess kommen junge Unternehmen ins Spiel, die mit digitalen

Prozessen versuchen den landwirtschaftlichen Handel zu erneuern. Sie bewerben ihre Konzepte damit, dass sie LandwirtInnen höhere Gewinne und eine verbesserte Verhandlungsmacht am Markt verschaffen sowie deren Reichweite erhöhen. FRANGENBERG (2018) argumentiert bspw., dass diese Agrar-Start-Ups gegenüber dem traditionellen Landhandel den Vorteil haben, flexibler zu sein und damit den Bedürfnissen der VerbraucherInnen nach Transparenz und Information eher nachkommen zu können. Neben den ersten Start-Ups planen auch große Landhandelsunternehmen sowie Agrargenossenschaften tiefer in das Onlinegeschäft einzusteigen, was die Aktualität der Thematik verdeutlicht.

Über die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft von LandwirtInnen für digitale Tools und Plattformen im digitalen Handel ist wenig bekannt (XIN et al., 2015). Zwar wurden im Jahr 2015 Maschinenteile von 71% der deutschen LandwirtInnen online gekauft, wohingegen kaum Agrarerzeugnisse online ein- und verkauft wurden (KLEFFMANN-GRUPPE, 2016). Somit ergibt sich die Frage, wie LandwirtInnen dem Handel über eine digitale Getreidehandelsplattform gegenüberstehen.

Diese Masterarbeit baut auf früheren Studien auf, die darauf hinweisen, dass in der wissenschaftlichen Literatur kaum Erkenntnisse über den Onlinehandel mit Agrarerzeugnissen vorhanden sind (MISHRA et al., 2009). Dies liegt daran, dass sich die überwiegende Mehrheit der Studien auf US-amerikanische Agrarunternehmen konzentrieren und einige Jahre zurück liegen (HENNESSY et al., 2016).

1.2 Zielsetzung und Methode

Das Ziel dieser Arbeit besteht darin, die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Handelsplattform, auf der LandwirtInnen ihre Agrarerzeugnisse handeln können, zu untersuchen. Konkret wird der Frage nachgegangen, ob LandwirtInnen bereit sind, ihr Getreide über eine Onlineplattform zu handeln und welche Faktoren diese Bereitschaft beeinflussen.

Im Rahmen der vorliegenden Masterarbeit erfolgt eine Zusammenarbeit mit dem Start-Up *House of Crops GmbH (HoC)*. HoC ist ein digitaler Makler für Getreide und andere landwirtschaftliche Erzeugnisse, auf deren Handelsplattform den jeweiligen NutzerInnen Angebot und Nachfrage für Getreide vorgeschlagen werden. LandwirtInnen können auf der Plattform digital über den Preis und andere Parameter verhandeln und den Kontrakt digital abschließen. Der Service des Unternehmens wird

bis Ende 2020 gebührenfrei sein. Zukünftig soll eine Provision, pro gehandelte Tonne weit unter dem üblichen Marktniveau anfallen (HOUSE OF CROPS GMBH, 2020).

Aus der wissenschaftlichen Literatur lassen sich Eigenschaften der LandwirtInnen identifizieren, welche die Nutzung eines digitalen Tools beeinflussen (vgl. u.a. DENTZMANN, 2018 und FECKE et al., 2018a). Daraus werden Faktoren abgeleitet, die potentiell einen Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft von landwirtschaftlichen UnternehmerInnen für eine digitalen Getreidehandelsplattform haben.

Für die Untersuchung wurde ein Online-Fragebogen erstellt und über Newsletter mehrerer Verbände an die LandwirtInnen geschickt. Da es sich bei der „Nutzung“ oder „Nicht-Nutzung“ des Tools um eine binäre Wahl handelt (1=Ja, 0=Nein), werden die erhobenen Daten mit einem binomialen Logit Modell ausgewertet. So kann analysiert werden, welche Faktoren einen Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für die Nutzung einer digitalen Getreidehandelsplattform für landwirtschaftliche Erzeugnisse haben. Dadurch können Hindernisse für die Einführung und Implementierung identifiziert werden. Ferner werden Informationen über die aktuelle Nutzung von smart-farming Tools durch die befragten LandwirtInnen präsentiert.

Die vorliegende Masterarbeit ist eine der ersten Untersuchungen, die nicht den Online-Einkauf von Betriebsmitteln, sondern den Online-Verkauf von landwirtschaftlichen Erzeugnissen beleuchtet. Diese Forschungsarbeit kann erste Eindrücke für (junge) Unternehmen im Agrar- und Technologie-Sektor liefern, die eine solche digitale Getreidehandelsplattform planen oder bereits anbieten.

1.3 Gliederung

Die Arbeit ist wie folgt aufgebaut: In Kapitel 2 werden aktuelle Funktionen des Landhandels dargestellt, sowie Definitionen von smart-farming-Technologie (SFT's) und digitalen Getreidehandelsplattformen erläutert. Zudem wird das Unternehmen *House of Crops GmbH* vorgestellt. Das Kapitel endet mit einer Übersicht über den Stand der Literatur zum digitalen landwirtschaftlichen Onlinehandel und beleuchtet verschiedene Forschungsansätze und deren Ergebnisse. In Kapitel 3 werden die Akzeptanz und Innovationstheorien im Zusammenhang mit der Einführung einer neuen Technologie definiert sowie die Zahlungsbereitschaft begrifflich zugeordnet. Das Kapitel schließt mit der Ableitung der Forschungshypothesen auf der Grundlage

einer Literaturrecherche in den Bereichen E-Commerce und Technologieübernahme durch die LandwirtInnen.

Das darauffolgende Kapitel 4 stellt die methodische Vorgehensweise vor. Zunächst wird das Design des Fragebogens vorgestellt und die Bestimmung des Stichprobenumfangs erklärt. Das Logit Modell und dessen Auswertungsmöglichkeiten werden daraufhin beschrieben. Mit der Herangehensweise zur Testung des Fragebogens schließt Kapitel 4. Die Ergebnisse der Arbeit finden sich in Kapitel 5. Eine Diskussion dieser wird in Kapitel 6 vorgestellt und den Forschungshypothesen aus Kapitel 3 gegenübergestellt. Schließlich endet die Masterarbeit mit einer Schlussfolgerung und einem Ausblick in Kapitel 7.

2 Einordnung in die Literatur

In diesem Kapitel wird ein grundlegendes Verständnis zur aktuellen Entwicklung vom Landhandel, welcher als Hauptverarbeiter der landwirtschaftlichen Erzeugnisse agiert, sowie der smart-farming Technologie (SFT) herausgearbeitet. Die Masterarbeit lässt sich einerseits methodisch in die Nutzung des E-Commerce durch die LandwirtInnen einordnen und andererseits thematisch der Entwicklung von smart-farming Technologie zuordnen. Zur Bearbeitung dieser aktuellen Problemstellung wurden Forschungsarbeiten in unterschiedlichen Zusammenhängen angefertigt. Die Literatur, deren Ergebnisse und die unterschiedlichen Methoden werden in diesem Kapitel zusammengefasst und der aktuelle Stand der Forschung wiedergegeben.

2.1 Landhandel, smart-farming Technologie und digitale Plattformen

Landhandel

Der Landhandel erfüllt traditionell Funktionen für den Zugang der Landwirtschaft zu Betriebsmittel- und Absatzmärkten und dient den LandwirtInnen als Bindeglied zur weiterverarbeitenden Industrie (HOLLSTEIN, 2001). Aufgaben sind z.B. das zersplitterte Angebot an Rohwaren zu bündeln und zum richtigen Zeitpunkt an den jeweiligen Ort des Bedarfs zu transportieren. Eine weitere Funktion ist der Qualitätsausgleich durch Separierung, Aufmischung oder Aufbereitung (RIESSEN, 2008). LandwirtInnen können Dienstleistungen wie z.B. eine umfassende Finanzierung, die Bereitstellung von aktuellen Marktinformationen sowie teilweise Beratung in Anspruch nehmen (GOLLISCH & THEUVSEN, 2015).

Die Strukturen und Größenordnungen in Deutschland haben sich bei den Landhandelsunternehmen in den vergangenen Jahrzehnten verändert. Immer mehr Landhandelsunternehmen schließen sich zu großen Genossenschaften) zusammen, sodass diese in vielen Regionen einen Marktanteil von mehr als 50% für sich beanspruchen (BUNDESKARTELLAMT, 2008).

Der Landhandel hat auf der einen Seite die Funktion zwischen LandwirtInnen und der Vorleistungsindustrie, sowie Verarbeitungsunternehmen und Importeuren von Getreide als Zwischenhändler aufzutreten. Auf der anderen Seite wird die Notwendigkeit des Landhandels durch stetig mobilere und kostengünstigere Informationstechnologien, als auch durch den anhaltenden Strukturwandel in Frage gestellt (vgl. SCHULZE, 2012).

Es gibt Literatur, welche sich mit der Disintermediation und einer möglichen Abschaffung des Landhandels auseinandersetzt (vgl. SCHULZE, 2012 und SCHULZE SCHWERING & SPILLER, 2018). Der Begriff der Disintermediation beschreibt das Phänomen, dass eine Wertschöpfungsstufe aufgrund einer Übernahme oder durch den Verzicht bestimmter Funktionen durch andere Akteure überflüssig und ausgeschaltet wird (ROSENBLOOM, 2007).

Besonders für LandwirtInnen mit zunehmender bewirtschafteter Betriebsfläche wird es interessanter, eine direkte Geschäftsbeziehung mit dem nachgelagerten Bereich einzugehen. Besagte Informationstechnologien verschaffen eine Markttransparenz, was wiederum zu einem erleichterten Wechsel der GeschäftspartnerInnen führt und die Margen der LandwirtInnen erhöht (PORTER, 2001). Vor dem Hintergrund dieser Entwicklungen nimmt WATSON et al., (2008) an, dass der Landhandel in der Getreidewertschöpfungskette zunehmend der Disintermediationsgefahr ausgesetzt ist. Eine häufig diskutierte Annahme für die Disintermediation ist die Anwendung des E-Commerce und Nutzung von online Plattformen (TIETZ, 2007).

Smart-farming Technologie

Durch die Digitalisierung der Landwirtschaft hat sich eine gestiegene Anzahl von verfügbaren Technologien bzw. smart-farming Tools (SFT), sowie Precision Farming Techniken manifestiert (z.B. XIN et al., 2015). BONKE et al. (2018) definieren SFT in ihrer Forschungsarbeit über die Verwendung von Smartphones in der Landwirtschaft: Ein SFT kann als ein softwarebasiertes System beschrieben werden, welches es LandwirtInnen ermöglicht, unter gewissen Bedingungen zusätzliche Informationen für Entscheidungen zu sammeln (SHTIENBERG, 2013). Umfang und Komplexität eines SFTs können von einer einfachen Informationsquelle (z.B. Wetter-Applikationen) bis hin zu komplexen Simulationsmodellen mit betriebs- oder standortspezifischen Daten variieren (z.B. ROSE et al., 2016). Mit den neuesten Entwicklungen ergeben sich innovative Möglichkeiten für die Implementierung und Nutzung von SFT (SHTIENBERG, 2013).

SFTs und neu gestaltete digitale Plattformen haben den Vorteil, dass sie jederzeit den Zugriff auf Informationen und flexible Nutzung ermöglichen. Diese SFTs können bestehende Informationsnetzwerke ergänzen, indem sie landwirtschaftliche Daten in Simulationsmodelle einbinden und die Entscheidungsfindung verbessern (BONKE et al., 2018). Insbesondere die Mobilität von Smartphones und Tablets, auf denen die

Tools genutzt werden können, ist auf die Art der täglichen betrieblichen Aktivitäten abgestimmt. In der landwirtschaftlichen Wertschöpfungskette ersetzen und kombinieren einige SFT's mehrere Informationsquellen in einer einzigen digitalen App (BONKE et al., 2018). Mit der Entwicklung von Informations- und Kommunikationstechnologien geht auch der elektronische Handel durch digitale Tools in Form von Onlinehandelsplattformen einher (LEE et al., 2019). Immer mehr Unternehmen setzen auf digitale Plattformen, um Dienstleistungen und Produkte zu teilen, zu verkaufen und zu handeln.

Digitale Plattform

Auf Onlinehandelsplattformen werden Angebot und Nachfrage wie auf einem Marktplatz zusammengebracht, wobei die Plattform lediglich als „Vermittler / Makler“ dient und sich als eine Art nicht-stationärer Handelsplatz versteht. Im Gegensatz dazu steht der klassische Online-Shop. Hierbei wird der Kauf zwischen NachfragerInnen und HerstellerInnen direkt abgewickelt und in der Regel auch die Lieferung übernommen, da der BetreiberInnen meistens auch die HerstellerInnen der Ware sind (LEE et al., 2019). Ergänzend dazu können BetreiberInnen eines Online-Shops natürlich auch zugekaufte Dienstleistungen und Waren anderer HerstellerInnen anbieten und diese unter eigenem Risiko mit einer „Marge“ weiterverkaufen. Wie beim Landhandel gehören den Shop-BetreiberInnen bis zu dem Moment des Verkaufs die Dienstleistungen und Waren (RÜWELING, 2019), wohingegen eine Plattform nur vermittelt.

Die meisten E-Commerce-Dienste haben auf der Grundlage der Internet-Infrastruktur Geschäftsmodelle entwickelt, die auf sog. Plattformstrategien basieren. Beim Kernkonzept der Vermittlung zwischen verschiedenen Parteien, die sich aus VerkäuferInnen und KäuferInnen zusammensetzen, besitzen Plattform-BetreiberInnen die gehandelten Waren in der Regel nicht (BALLON, 2009). In letzter Zeit hat sich der E-Commerce mit der Verbreitung mobiler Geräte, wie Smartphones, Tablets und Laptops in verschiedene Formen entwickelt. Um den Nutzen für die KundInnen zu steigern, versuchen Onlineplattformen verschiedene Arten von Produkten für die gleichen Dienstleistungen anzubieten und Angebote zu bündeln (LEE et al., 2019). Dadurch müssen die AnbieterInnen nicht mehrere Online-Shops aufsetzen und pflegen (RÜWELING, 2019).

Auf dem E-Commerce-Markt können KundInnen bei steigender Anzahl von AnbieterInnen eine Vielzahl von Produkten auf einer einzigen Plattform kaufen. Dadurch können Transaktions- und Suchkosten, sowie die Preise aufgrund des Wettbewerbs zwischen den AnbieterInnen aus jeweiliger Perspektive gesenkt oder erhöht werden (LEE et al., 2019). Es ist der Kern der Plattformstrategie, dass der Wert einer Plattform mit zunehmender Größe beider Parteien steigt. Da die Internet-Dienstleistungen den NutzerInnen meistens kostenlos zur Verfügung steht, ist es schwierig, deren wirtschaftlichen Wert direkt zu messen (vgl. LEE et al., 2019). Im Gegenzug für die Reichweite, welche durch eine Online-Plattform geschaffen wird, verlangen die AnbieterInnen meist eine Provision oder Vermittlungsgebühr. *AirBnB*, *Uber* und *Spotify* sind hierfür einige bekannte Beispiele. Auf Grund dieser Bemessungsschwierigkeit gibt es nur wenige Studien in diesem Bereich (vgl. LEE et al., 2019).

House of Crops als Beispiel für eine digitale Getreidehandelsplattform

Als ein solches SFT versteht sich die *House of Crops* GmbH (*HOC*) mit Sitz in Berlin. Die folgenden Informationen sind auf der Homepage der Firma zu entnehmen und werden nachfolgend zusammengefasst (HOUSE OF CROPS GMBH, 2020).

HoC ist ein digitaler Makler für Getreide. Auf der Plattform werden Angebot und Nachfrage den NutzerInnen für Getreide einander vorgeschlagen. Daraufhin kann digital über den Preis und andere Parameter verhandelt und der Kontrakt digital abgeschlossen werden. Der Service des Unternehmens wird bis Ende 2020 gebührenfrei sein. Zukünftig wird eine Provision (vrsl. 0,20 €) pro gehandelte Tonne anfallen. Nach einer Überprüfung durch das Unternehmen zur Sicherung der Qualität, können neben LandwirtInnen auch der Landhandel, Genossenschaften und die weiterverarbeitende Industrie die Plattform nutzen. *HoC* bietet nach eigenen Angaben eine Möglichkeit der effizienteren und fehlerresistenteren Prozessabwicklung, sowie höhere Transparenz über gehandelte Partien und deren Logistik. Dadurch entsteht laut Unternehmen das Potenzial zu skalieren und die Wettbewerbsfähigkeit zu steigern, da das Unternehmen seine MATIF-Daten (französische Terminbörse) direkt über Euronext bezieht. Die NutzerInnen sollen aufwandsarm ihre Reichweite erhöhen können, da der Algorithmus „cropMATE“ automatisch die optimalen HandelspartnerInnen für die jeweiligen NutzerInnen sucht (HOUSE OF CROPS GMBH, 2020). Optimierte Auslastung der Logistik und die Vermeidung von Leerfahrten, sollen

zu einer verbesserten Marge für die NutzerInnen führen. In der aktuellen Markteintrittsphase sind Weizen, Roggen, Gerste, Mais, Triticale, Dinkel und Hafer über die digitale Plattform handelbar. Auf lange Sicht sollen alle landwirtschaftlichen Agrarprodukte handelbar sein. Derzeit ist die Plattform in deutscher und englischer Sprache verfügbar.

In Zukunft ist geplant, dass bei einem erfolgreichen abgeschlossenen Kontrakt Kosten anfallen. Die Vermittlungsgebühren werden nicht in dem verhandelten Preis inkludiert und werden in einer monatlich konsolidierten Übersicht in Rechnung gestellt. Die Vermittlungsgebühr ist ein fester Preis pro gehandelte Tonne und wird von den VerkäuferInnen gezahlt.

Zukünftig wird eine App konfiguriert, um den Handel auch von unterwegs zu gestalten. Weiter entwickelt das Unternehmen Schnittstellen im System, um die Plattform an eine eventuell vorhandene interne Firmensoftware anzubinden.

Fragen bzgl. Datenschutz und Registrierungsprozess sind laut dem Unternehmen bereits vollständig abgedeckt. Ausschließlich MitarbeiterInnen von *HoC* mit Administratorenrechten haben Zugriff auf die Daten. Die Kontodaten der LandwirtInnen werden entsprechend der vom Unternehmen geltenden Datenschutzrichtlinien vor dem Zugriff von Unbefugten geschützt verwaltet. Alle Daten werden auf Servern innerhalb Deutschlands gespeichert. Auf der anderen Seite verpflichten sich LandwirtInnen mit der Zustimmung der Nutzungsbedingungen, ausschließlich wahrheitsgemäße Angaben zu machen und diese bei Änderung unverzüglich zu aktualisieren. Eine Übermittlung der vorhandenen Zertifikate ist nicht verpflichtend, aber empfehlenswert.

Bei Anmeldung auf der Plattform ist es möglich, sich mit mehreren Betrieben anzumelden. Es gibt ein Konto pro Zugang, jedoch ist es mehreren berechtigten Personen gestattet, gleichzeitig auf ein Konto zuzugreifen. Ist das Konto durch das Unternehmen überprüft und freigeschaltet, kann mit der Nutzung begonnen werden. Der Betrieb muss nicht in Deutschland lokalisiert sein.

Angebot und Nachfrage der landwirtschaftlichen Erzeugnisse werden über einen sog. Matching-Algorithmus zusammengebracht. Die NutzerInnen, bei denen die Wahrscheinlichkeit besonders hoch ist zusammen zu passen, verbindet („matched“) der Algorithmus, sodass beide Parteien miteinander verhandeln können. Durch eine Priorisierung können die NutzerInnen dem Matching-Algorithmus signalisieren, dass ein bestimmter Parameter besonders wichtig ist, ohne dies den

VerhandlungspartnerInnen zu offenbaren. In der Evaluation potenzieller HandelspartnerInnen, werden die priorisierten Parameter entsprechend stärker gewichtet.

Während der Verhandlung sehen die NutzerInnen ausschließlich die Informationen zu den gewünschten Parametern, die Bewertung des Verhandlungspartners und die Unternehmensart. Es besteht die Möglichkeit, die Identität des Handelspartners anzufragen. Kommt es anschließend zum Kontakt, sehen beiden Parteien ihren jeweiligen VertragspartnerIn. Die Verhandlung verläuft in drei Schritten. Zunächst werden die VerhandlungspartnerInnen miteinander „gematched“. Anschließend können Offerte oder Gebote abgeben bzw. angefragt werden. Daraufhin kann ein Gegenangebot versendet und die Offerten/Gebote angenommen oder abgelehnt werden. Nach erfolgreichem Kontraktabschluss ist eine Bewertung des Handelspartners möglich. Die Kontrakte werden auf Basis der bei der Registrierung akzeptierten Nutzungsbedingungen geschlossen. Sofern diesen nicht unverzüglich widersprochen wird, sind die Kontrakte ohne Unterschrift gültig. Daraufhin verschickt HoC den Kontrakt per E-Mail an beide Kontraktparteien. Die Abwicklung erfolgt zwischen den Kontraktparteien außerhalb von HoC (HOUSE OF CROPS GMBH, 2020).

2.2 Literatur zum Online-Handel in der Landwirtschaft

Die hier analysierte Literatur umfasst meist englischsprachige Arbeiten, die in wissenschaftlichen Zeitschriften und Konferenzberichten veröffentlicht wurden. Was die Datenerhebung betrifft, wurde primär die Datenbank Scopus (www.scopus.com) verwendet, die als die größte Datenbank in Bezug auf referierte Literatur und internationale Verlage gilt. Ergänzend dazu wurde der Online-Bibliothekskatalog der Universität für Bodenkultur Wien, die Datenbank ScienceDirect (www.sciencedirect.com) und Google Scholar (scholar.google.com) herangezogen. Zunächst wurden Suchbegriffe aus den Bereichen E-Commerce und Agrar- und Ernährungswirtschaft identifiziert. Die Schlüsselwörter umfassen: 'E-Commerce', 'E-Business', 'E-Markt', oder 'Elektronischer Handel', sowie 'Digitaler Handel', 'Getreidehandel', 'Digitaler Getreidehandel', 'Handelsplattform' sowie deren englische Übersetzung. Die unterschiedlichen Kombinationen wurden in den genannten Datenbanken eingegeben.

Primär hat sich die existierende Forschung auf den Betriebsmitteleinkauf landwirtschaftlicher Unternehmen konzentriert. Eine der bekanntesten

Forschungsarbeiten ist von BATTE & ERNST (2007), welche erste experimentelle Ergebnisse zum Internet-Kaufverhalten der US-LandwirtInnen bei Herbiziden und Maschinenteilen liefert. Sie konnten belegen, dass der digitale Handel für landwirtschaftliche Betriebe eine lukrative Bezugsquelle für Rohstoffe und Betriebsmittel ist. Die Studie untersuchte die Bereitschaft der LandwirtInnen, ihre derzeitigen HändlerInnen durch Online-HändlerInnen zu ersetzen. Die Ergebnisse dieser Conjoint-Analyse mittels eines Choice-Experiments deuten darauf hin, dass die LandwirtInnen bei besseren Preisen und Dienstleistungen bereit sind, einen Online-HändlerIn zu wählen (BATTE & ERNST 2007).

Angesichts des zunehmenden Interesses an Online-Aktivitäten in der Landwirtschaft analysieren MISHRA & WILLIAMS (2006) mehrere Fragen in ihrer Forschungsarbeit. U.a. untersuchen sie die Fragen, warum sich nur ein kleiner Teil der LandwirtInnen, für den Kauf von Betriebsmitteln über das Internet entscheidet und ob spezifische Betriebsmerkmale zu Diskrepanzen führen. Die Autoren weisen darauf hin, dass die Neigung eines landwirtschaftlichen Betriebs das Internet zu nutzen, in einem positiven Zusammenhang mit einer Reihe von Variablen steht, darunter das Alter und der Bildungsstand der LandwirtInnen, die Betriebsgröße und die regionale Lage (MISHRA & WILLIAMS, 2006).

ROLFE, GREGOR & MANZIES (2003) ermitteln, ob LandwirtInnen das Internet zur Kostensenkung oder zur Produktivitätssteigerung einsetzen. Ihre Ergebnisse geben wenig Hinweise darauf, ob LandwirtInnen Kosten- oder Zeiteinsparungen durch die Nutzung des Internets erkennen. Vielmehr zeigt die Studie auf, dass durch die Verfügbarkeit technischer Informationen eine Steigerung der Produktivität entsteht. In ähnlicher Weise untersuchen SMITH et al. (2004) die wahrgenommenen Vorteile der Internet-Nutzung durch die LandwirtInnen und stellen fest, dass die meisten das Internet als Informationsquelle nutzen. 92% der Befragten ihrer Umfrage rufen mehr als eine digitale Information ab (z.B. Finanzen, Wetter oder Agrarpolitik), und 50% nutzten mindestens vier digitale Informationsarten. Sie untersuchen auch die Entscheidungen der LandwirtInnen, Einkäufe über das Internet zu tätigen und dokumentieren, dass die Betriebsgröße und die Erfahrung mit dem Internet die wichtigsten Variablen sind.

Häufiges Thema in den empirischen Studien sind die Bedenken der LandwirtInnen, den Onlinehandel für ihren Betrieb zu nutzen. Die Gründe dafür sind vielfältig. Einige stellen die Hypothese auf, dass LandwirtInnen über die Zuverlässigkeit und Sicherheit

des Online-Handels besorgt sind oder zögern, sich von persönlichen Beziehungen zu trennen (ZILBERMAN et al., 2005). Andere Ergebnisse deuten an, dass nur diejenigen LandwirtInnen mit einer extrem optimistischen Einstellung ein gewinnbringendes Potenzial im E-Commerce sehen (ERNST & TUCKER, 2001).

Für diese Masterarbeit wird primär Literatur aus dem deutschsprachigen Raum, mit den unterschiedlichen Methodenansätzen, der letzten Jahre beleuchtet. Diese baut stark auf den beiden Diskussionspapieren von FECKE et al. (2018a, b), sowie den Forschungen von ACKERMANN et al. (2018), BONKE et al. (2018) und LEE et al. (2019) auf.

ACKERMANN et al. (2018) ermitteln die quantitativen Antworten von über 300 LandwirtInnen mittels einer standardisierten Auswertung zur Nutzung von E-Commerce bei der Beschaffung landwirtschaftlicher Betriebsmittel. Ihre statistische Auswertung ergibt, dass onlinebasiertes Einkaufen von Betriebsmitteln deutschlandweit gleichflächig vertreten und dies unabhängig von der Betriebsausrichtung ist. Eine schriftliche quantitative Online-Befragung ist in diesem Kontext sinnvoll, wäre für die Ermittlung der Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft in dieser Arbeit aber nicht zielführend.

SCHULZE SCHWERING & SPILLER (2018) überprüfen, ob LandwirtInnen eine Zukunft für Online-Plattformen in der Agrarbranche sehen und untersuchen, welche Stellung der stationäre Handel bei LandwirtInnen hat. Hierbei dient eine Befragung von 371 deutschen LandwirtInnen als Datengrundlage. Die Autoren kommen zu dem Ergebnis, dass durch das Internet Transaktionskosten eingespart werden können und ein größerer Pool an AnbieterInnen und AbnehmerInnen die Markttransparenz erhöhen. Dazu werden 5-Punkt-Likert-Skalen eingesetzt und mittels einer Rating-Skala die jeweiligen Einschätzungen erfragt. Die Datenanalyse wurde mittels uni-, bi- und multivariater Analysemethoden durchgeführt. Die Vielzahl der Items wurde anhand einer Faktorenanalyse zu einem Faktor verdichtet. Letztlich wurde mit einer linearen Regression ein Modell, das die Einflussfaktoren auf die Einschätzung der Zukunftsperspektiven des digitalen Onlinehandel abbildet, geschätzt (SCHULZE SCHWERING & SPILLER 2018).

Das dem Online-Handel eine besondere Rolle im Zusammenhang mit dem Erwerb von Pflanzenschutzmitteln zukommt, können FECKE et. al. (2018a, b) aufzeigen. Die Autoren führen eine Online-Studie zum Pflanzenschutzmittelkauf mit 97 deutschen LandwirtInnen und eine weitere mit 165 LandwirtInnen durch. Das Ziel dieser Studien

ist es, die Akzeptanz des E-Commerce durch deutsche LandwirtInnen zu untersuchen. Die Primärdaten der LandwirtInnen wurden durch die Durchführung eines Discrete Choice Experiments (DCE) über den Kauf von Pflanzenschutzmitteln erhoben. Mittels eines Mixed Logit Modells wird die „*willingness to accept*“ landwirtschaftlicher Betriebe für E-Commerce geschätzt. Das Ergebnis zeigt, dass LandwirtInnen bereit sind, zu einem Online-Händler zu wechseln, wenn ihnen ein niedrigerer Preis angeboten wird (FECKE et. al., 2018a). Für die Präferenzmessung werden in den beiden Forschungsergebnissen unterschiedliche Attribute aufgeführt, welche die Akzeptanz des Online-Handels beeinflussen.

LEE et al., (2019) analysieren mit Hilfe einer Conjoint-Analyse die Merkmale einer E-Commerce-Plattform und die Faktoren, auf die VerkäuferInnen bei der Wahl einer Plattform zum Verkauf ihrer Produkte Wert legen. Die Daten wurden durch eine Online-Umfrage von 1796 VerkäuferInnen gesammelt, die eine der größten E-Commerce-Plattformen in Südkorea nutzen. Diese Studie ist einer der ersten, welche sich mit der Sicht der VerkäuferInnen und deren Präferenzen auseinandersetzt.

Die Forschungsarbeit von BONKE et. al. (2018) kann erste Erkenntnisse über die Faktoren gewinnen, welche die Entscheidung von LandwirtInnen beeinflusst, Smartphones und SFT in ihren Arbeitsprozess zu integrieren. Dazu haben die Autoren 2017 eine Online-Befragung mit 174 deutschen LandwirtInnen durchgeführt. Die Ergebnisse zeigen auf, welche Themen die LandwirtInnen in Form einer App für den Pflanzenschutz als nützlich empfinden und welche Faktoren die Zahlungsbereitschaft für diese Apps beeinflussen. Bereits 93% der hier Befragten nutzen Smartphones für landwirtschaftliche Zwecke. Anhand eines Logit und Probit Modells wird festgestellt, dass das Alter der LandwirtInnen, die Betriebsgröße, das Wissen über spezifische Pflanzenschutzmittel, das Potenzial zur Kostensenkung und zur Reduzierung negativer Umweltauswirkungen einen Einfluss auf die allgemeine Zahlungsbereitschaft haben. Dies ist eine der ersten Studie, die sich mit diesem Thema befasst. Die hier vorliegende Masterarbeit baut auf dieser letztgenannten Forschungsarbeit auf, indem sie eine ähnliche Vorgehensweise für die Ermittlung der Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für den Verkauf von Agrarerzeugnissen über eine digitale Getreidehandelsplattform verwendet.

3 Theoretischer Rahmen und relevante Faktoren für die Annahme von Innovation

In diesem Kapitel wird der theoretische Hintergrund der Arbeit aufgezeigt. Es werden die Begriffe Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft abgegrenzt und definiert. Das Kapitel schließt mit der Aufstellung der Hypothesen.

3.1 Akzeptanz

Es gibt eine Vielzahl von Definitionen, die dem Begriff der Akzeptanz zugrunde liegen. Für die Abgrenzung und Definition der beiden Begriffe wurde sich an der Literatur in der Dissertation von SCHULZ (2016) orientiert. Die empirische Untersuchung ermittelt ebenfalls die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft.

LUCKE (1995) definiert die Akzeptanz als „die Chance, für bestimmte Menschen, Maßnahmen, Vorschläge und Entscheidungen [...] ausdrückliche oder stillschweigende Zustimmung zu finden“ (LUCKE, 1995). Diese Definition wertet die Akzeptanz als Maßstab der Zustimmung, die aktiv als auch passiv sein kann. Nach WIENDIECK (1992), so SCHULZ (2016), ist die Akzeptanz als ein klarer aktiver Teil der Zustimmung definiert. Somit werden bei der Erfolgsermittlung einer neuen Dienstleistung oder eines neuen Produkts neben quantitativen Faktoren (z.B. Umsatz) auch der Grad der Akzeptanz ermittelt (KRETSCHMAR, 2004).

SCHULZ (2016) ergänzt, dass WAHL (2001) eine positive Akzeptanz durch den direkten Zusammenhang mit einer positiven Einstellung definiert. Somit bezeichnet Akzeptanz die Bereitschaft einer Person zur Annahme eines Produkts, bspw. einer Innovation oder neuen Technologie, aufgrund einer positiven Einstellung diesem Objekt gegenüber (WAHL, 2001). Eine digitale Getreidehandelsplattform kann an dieser Stelle als innovative Technologie betrachtet werden, sodass die Definition der Akzeptanz nach WAHL (2001) für diese Masterarbeit übernommen wird. Im Rahmen der Auswertung zweier Logit-Modelle ist die Ermittlung der Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft von besonderem Interesse. Die Akzeptanz für etwas und eine darauffolgende mögliche Zahlungsbereitschaft können nach ROSE & MASIERO (2010) aufbauend zueinander betrachtet werden.

3.2 Zahlungsbereitschaft

Bei einer Kaufentscheidung werden der Nutzen des Produkts bzw. der Dienstleistung und der Preis miteinander verglichen (vgl. SCHULZ, 2016). Weiter argumentiert die Autorin, dass der Kauf in Erwägung gezogen wird, sobald der monetarisierte Nutzen höher ist als der Preis. Der Nutzen definiert somit die Bereitschaft für das Produkt bzw. die Dienstleistung zu zahlen, auch die Summe, die man maximal bereit ist zu investieren (vgl. VÖLCKNER, 2005). Die Zahlungsbereitschaft, so der Autor, wird folglich als der monetäre Betrag definiert, welche KäuferInnen für eine bestimmte Leistung bereit sind zu zahlen. Nach VÖLCKNER (2005) ist die Ermittlung der Zahlungsbereitschaft ein anspruchsvolles Unterfangen, da ProbandInnen in einer Umfrage nur rein hypothetisch antworten, welchen Preis sie bereit sind aufzuwenden. Dadurch entsteht eine vermeidlich hohe Diskrepanz zwischen dieser hypothetischen Situation und dem tatsächlichen späteren Kaufverhalten und kann darüber hinaus eine mangelnde externe Validität erzeugen (vgl. VÖLCKNER, 2005).

Die Zahlungsbereitschaft wird durch viele verschiedene Methoden ermittelt (vgl. FROHS und BACKHAUS, 2008). Die direkte Abfrage zur Erhebung einer Zahlungsbereitschaft ist die bekannteste und einfachste Methode. Es wird bewusst der Preis gewählt, der auch marktüblich ist, um der befragten Person ein realitätsnahes Bild zu vermitteln. Da bei der digitalen Getreidehandelsplattform ein Preis von 0,20 € pro gehandelte Tonne die Regel ist, kann die Abfrage dichotom abgebildet werden.

3.3 Hypothesengenerierung

Im folgenden Abschnitt werden die Forschungshypothesen aus einer Literaturrecherche abgeleitet. Es werden mehrere Variablen ermittelt, von denen erwartet wird, dass sie die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform beeinflussen. Es wird angenommen, dass eine eventuelle Akzeptanz für das Tool eine Voraussetzung ist, um auf eine mögliche Zahlungsbereitschaft zu schließen. Bei der Hypothesengenerierung wurde sich an der Forschungsarbeit von Bonke et al., (2018) orientiert, welche die Zahlungsbereitschaft von LandwirtInnen für Smartphoneapps untersucht. Dieses Set an Variablen beinhaltet einerseits Faktoren, welche Motivationsfaktoren im eigenen Interesse der LandwirtInnen (Hypothese 1a-1b) widerspiegeln. Andererseits werden Variablen herangezogen, welche im Zusammenhang mit individuellen und betrieblichen

Charakteristika (Hypothesen 2a-2h) stehen. Alle Hypothesen beziehen sich auf die Akzeptanz und die Zahlungsbereitschaft.

3.4.1 Motivationsfaktoren

ROSE et al. (2016) berichten, dass die Leistungserwartung an ein digitales Tool, d.h. der finanzielle Nutzen, die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft beeinflussen. Allgemein gilt die Profitsteigerung mit Blick auf die Kauf-/Nutzungsentscheidung eines Individuums als eine wichtige Einflussgröße (ZHOU & GU, 2015). KIM et al. (2012) zeigen auf, dass der Preis ein Hauptmotiv für den digitalen Handel ist und BATTE und ERNST (2007) prognostizieren ähnliche Ergebnisse im agrarökonomischen Kontext. Die Autoren belegen, dass ein Drittel der befragten US-amerikanischen Betriebe zustimmen, dass sie landwirtschaftliche Rohstoffe wie z.B. Pflanzenschutzmittel, online einkaufen würden, wenn ein niedrigerer Preis als bei regionalen HändlerInnen erzielt werden kann. Im Rahmen eines *Self-Explicated* Verfahrens zur Präferenzmessung zeigt auch REIBSTEIN (2002), dass im E-Commerce der Preis eine hohe Relevanz für eine Kauf- und Nutzungsentscheidung hat.

Durch ein positives Leistungsergebnis einer digitalen Getreidehandelsplattform kann davon ausgegangen werden, dass die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für ein Tool positiv mit den Erwartungen an eine Gewinnsteigerung korrelieren. Diese Annahme wird durch die angeführte Literatur von LEE et al. (2019) aus Kapitel 2 bestärkt. Unter Berücksichtigung der Tatsache, dass digitale Tools im Vergleich zum traditionellen Handel Risiken mit sich bringen (vgl. BOVENSIEPEN et al., 2016), bildet sich folgende erste Hypothese:

Hypothese 1a. Wahrgenommene Gewinnpotenziale haben einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform.

Plattformstrategien sind in verschiedenen Bereichen untersucht worden (vgl. CAMPBELL-KELLY et al., 2015). Für den Online-Handel bedarf es einer digitalen mehrseitigen Plattform, welche eine Interaktion zwischen zwei oder mehreren Parteien gewährleistet (EVANS et al., 2006). Der Wert eines mehrseitigen Marktes wird durch die erwähnten Netzwerkexternalitäten geschaffen und beeinflusst.

Der positive Netzwerkeffekt für VerkäuferInnen auf Online-Plattformen steht im Zusammenhang mit der Anzahl der NutzerInnen (LEE et al., 2019). Somit gibt es auf der einen Seite KundenInnen, die Produkte über die Plattform kaufen. Auf der anderen Seite gibt es VerkäuferInnen (z.B. LandwirtInnen), die ihre Produkte über die Plattform an die VerbraucherInnen (z.B. Landhandel, Mühlen und Futtermittelhersteller) verkaufen. Einer der Faktoren, der die Wahl der Plattform eines Verkäufers beeinflusst, ist die Anzahl der KundenInnen, an die sie sich wenden können (LEE et al., 2019). Die VerkäuferInnen werden ihre Produkte oder Dienstleistungen auf einer Plattform anbieten wollen, die von einer größtmöglichen Anzahl von NutzerInnen genutzt wird (LEE et al., 2019). Die Anzahl der KundInnen auf einer Plattform bestimmt die Größe der direkten und indirekten Netzwerkeffekte (KATZ & SHAPIRO, 1985). In dieser Hinsicht bedeuten indirekte Netzwerkexternalitäten, dass sich der Nutzen der einen Partei mit zunehmender Größe der anderen Partei verbessert. Insbesondere gibt es positive Rückkopplungseffekte zwischen der Anzahl der KundenInnen und der Anzahl der VerkäuferInnen auf der Plattform (GALLAGHER & WEST, 2009). Diese Annahmen führen zur nächsten abgeleiteten Hypothese:

Hypothese 1b: Das wahrgenommene Potenzial der erhöhten Reichweite hat einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform.

3.4.2 Soziodemografische und betriebswirtschaftliche Merkmale

LandwirtInnen sind eine Hauptzielgruppen und potenzielle NutzerInnen einer digitalen Getreidehandelsplattform. Daher wird ähnlich wie bei BONKE et al. (2018) davon ausgegangen, dass soziodemografische Faktoren einen Einfluss auf die allgemeine Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen haben. Die Ergebnisse von BATTE (2005) zeigen, dass eher jüngere LandwirtInnen den Computer für geschäftliche Zwecke einsetzen. Bei LandwirtInnen, die jünger als 50 Jahre sind, ist die Wahrscheinlichkeit einer Nutzung deutlich höher als bei älteren LandwirtInnen (BATTE, 2005). In ähnlicher Weise zeigen BRIGGEMAN und WHITACRE (2010) auf, dass die Internetnutzung mit zunehmendem Alter abnimmt. ROSE et al. (2016) bestätigt einen negativen Zusammenhang zwischen dem Alter der LandwirtInnen und der Nutzung von Informations- und Kommunikationstechnologie, die durch smart-farming-Tools bereitgestellt wird. Darüber hinaus kommen DEHNEN-

SCHMUTZ et al. (2016) zu dem Schluss, dass die Akzeptanz und Nutzung von Smartphones bei jüngeren LandwirtInnen höher ist. In der Studie von BONKE et al. (2018) wird deutlich, dass alle befragten LandwirtInnen im Besitz eines Smartphones sind. Daher lautet die diesbezügliche Hypothese:

Hypothese 2a: Zunehmendes Alter hat einen negativen Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform.

BATTE (2005) berichtet, dass die Ausbildung von LandwirtInnen einen statistisch signifikanten Einfluss auf die Computerakzeptanz hat. MISHRA und PARK (2005) stellen fest, dass die Bildung einen statistisch signifikanten Einfluss auf die Anzahl der verschiedenen Internetnutzungen durch die LandwirtInnen hat. Sie argumentieren, dass ein höheres Bildungsniveau damit verbunden ist, dass LandwirtInnen in der Lage sind, den Wert zusätzlicher Informationsquellen zu identifizieren. BRIGGEMAN und WHITACRE (2010) belegen, dass ein Hochschulabschluss die Wahrscheinlichkeit einer Internetnutzung und digitalen Anwendungen um 20% erhöht. Im Vergleich zu früheren Studien (z.B. HOFFMANN et al., 2013) kommen BONKE et al. (2018) zu dem Ergebnis, dass die Akzeptanz und Nutzung von Smartphones für landwirtschaftliche Zwecke bei den LandwirtInnen deutlich zugenommen hat. Jedoch können die Autoren, im Gegensatz zu den anderen Studien, keinen statistischen Einfluss eines landwirtschaftlichen Hochschulabschluss auf die Nutzung für ein SFT feststellen. DEHNEN-SCHMUTZ et al. (2016) zeigen ebenfalls eine hohe Nutzungsrate von Apps von 89% der 57 britischen und französischen LandwirtInnen auf. Dies begründen die Autoren damit, dass die TeilnehmerInnen zu diesem Zeitpunkt bereits technologisch besser informiert und ausgebildet sind. Dementsprechend wird die folgende Hypothese abgeleitet:

Hypothese 2b: Ein universitärer Abschluss hat einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform.

Smart-farming-Tools sind eine relativ neue technologische Entwicklung, deren Einführung im Agrarsektor hinter anderen Branchen zurück bleibt (z.B. XIN et al., 2015). Daher ist es fraglich, ob die LandwirtInnen sich der Existenz digitaler Getreidehandelsplattformen bewusst sind. DEHNEN-SCHMUTZ et al. (2016) berichten

über unzureichende Zeit der LandwirtInnen, um geeignete Apps für ihren betrieblichen Alltag zu finden. BONKE et al. (2018) führen Literatur auf, die sich mit der Auswirkung der Einkaufsgeschichte eines Verbrauchers im Internet auf zukünftige Einkäufe über das Internet befasst. Die Mehrheit dieser Studien zeigt, dass frühere Online-Aktivitäten die Bereitschaft beeinflussen können, erneut Waren online zu kaufen. PEREA Y MONSUWÉ et al. (2004) argumentieren, dass frühere Online-Erfahrungen das wahrgenommene Risiko für die NutzerInnen verringern können. CHEN und BARNES (2007) erklären ebenfalls, dass sich die durch Erfahrungen mit Online-Transaktionen induzierte Vertrautheit auf das zukünftige Verhalten auswirkt. Darüber hinaus gibt es Studien, die sich auf die Auswirkungen der Erfahrungen der LandwirtInnen auf die Computer- oder Internetnutzung konzentrieren (vgl. MISHRA et al., 2009). ROSE et al. (2016) ermitteln, dass die Gewohnheit ein signifikanter Faktor ist, der die Verwendung eines SFT beeinflusst. Laut den Autoren ist diese Voraussetzung dafür, dass LandwirtInnen ihre Gewohnheiten ändern, um eine digitale Getreidehandelsplattform in ihr tägliches Geschäft zu integrieren. Frühere Erfahrungen mit spezifischen Apps ermöglichen es den LandwirtInnen den Nutzen besser einzuschätzen, den sie durch die Verwendung einer App gewinnen könnten (ROSE et al., 2016). Unter Berücksichtigung der genannten Studien ergibt sich die nächste Hypothese:

Hypothese 2c: Vorkenntnisse mit smart-farming-Tools haben einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform.

Neben den Eigenschaften der LandwirtInnen als EntscheidungsträgerInnen können nach BONKE et al. (2018) auch die Eigenschaften des Betriebs die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform beeinflussen. SMITH et al. (2004) untersuchen die Entscheidungen der LandwirtInnen Online-Plattformen zu nutzen, wobei die Betriebsgröße die einflussreichste Variable in der Untersuchung ist. BRIGGEMAN und WHITACRE (2010) stellen fest, dass die Internetnutzung mit zunehmendem Betriebsumsatz zunimmt. MISHRA und PARK (2005) argumentieren, dass ein größerer Betrieb mit komplexeren Entscheidungen konfrontiert ist und zusätzliche Informationen einen höheren Wert haben. Sie berichten, dass die Betriebsgröße gemessen am Wert der verkauften Erzeugnisse, einen statistisch signifikanten positiven Effekt auf die Häufigkeit der Internetnutzung hat. Nach dem

allgemeinen Konzept der Skaleneffekte wird davon ausgegangen, dass die Betriebsgröße ein geeigneter Indikator für eine positive Akzeptanz für digitale Getreidehandelsplattformen ist. SCHULZE (2012) argumentiert, dass weniger und größere landwirtschaftliche Betriebe verbleiben. Dadurch wird die direkte Kommunikation zwischen den Akteuren attraktiver. SCHLECHT et al. (2010) ergänzen, dass größere Betriebe mit mehreren potenziellen VertragspartnerInnen in die Verhandlung gehen wollen. BONKE et al. (2018) bestätigen ebenfalls, dass die Betriebsgröße statistisch signifikant ist. Dies bedeutet, dass ein zusätzlicher Hektar Land die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform erhöhen kann. Dieser positive marginale Effekt entspricht dem Konzept der Größenvorteile und den Ergebnissen von Studien über die Computer- und Internetadoption von MISHRA und PARK (2005) sowie BATTE (2005). Dementsprechend wird folgende Hypothese abgeleitet:

Hypothese 2d: Eine zunehmende Betriebsgröße hat einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform.

Nach PAXTON et al. (2011) beeinflussen der Standort des Betriebs, aufgrund der unterschiedlichen klimatischen, boden- und topographischen Bedingungen, sowie die digitale Infrastruktur, die Akzeptanz von digitalen Lösungen. Beispielsweise können geographische Bedingungen territoriale Barrieren für den Zugang zu Breitband Internet sein (PHILIP et al., 2017). Beim mobilen Internet spielt der Betriebsstandort aufgrund der digitalen Infrastruktur ebenfalls eine Rolle (PHILIP et al., 2017). Unter Berücksichtigung der genannten Studien ergibt sich die nächste Hypothese:

Hypothese 2e: Zunehmende Entfernung zur nächsten Stadt hat einen negativen Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform.

Neben dem Preis führen BONKE et al. (2018) auch das Vertrauen als einen wichtigen Faktor beim Online-Kaufverhalten auf. Mangelndes Vertrauen wird als Grund für die Vermeidung von Online-Handel durch die VerbraucherInnen diskutiert (KIM & BENBASAT, 2003). DONEY und CANNON (1997) beschreiben, dass die

VertragspartnerInnen die wichtigste Quelle des Vertrauens in der Beziehung zwischen KäuferInnen und LieferantenInnen sind. Diese physischen VerkäuferInnen sind im Zusammenhang mit dem Online-Handel nicht verfügbar (vgl. HONG, 2015).

DEHNEN-SCHMUTZ et al. (2016) berichten über unzureichende Zeit, welche LandwirtInnen davon abhält, sich mit geeigneten digitalen Tools auseinanderzusetzen. REICHARDT et al. (2009) betonen, dass das Vertrauen hinsichtlich digitaler Tools ein Schlüsselfaktor für eine mögliche Einführung ist. WALSH et al. (2017) zeigen, dass ein positiver Ruf das wahrgenommene Risiko der VerbraucherInnen reduziert. Vertrauen und Weiterempfehlung, so die Autoren, spielen darüber hinaus eine wichtige Rolle in der Landwirtschaft. Gemäß der Innovationstheorie teilen Einzelpersonen ihre Erfahrungen unter Bekannten, nachdem sie eine neue Technologie übernommen haben (ROGERS, 2003). In diesem Sinne stellt JARVIS (1990) fest, dass die Nutzung von Computern durch Gleichaltrige, FreundInnen und Familienmitglieder beeinflusst wird. SENEAL & NANTEL (2004) ergänzen durch ihre Studie, dass Empfehlungen von Bekannten die Bewertung von VerbraucherInnen beeinflussen und dadurch wahrgenommene Risiken reduziert werden. Gestützt durch die Tatsache, dass 43% der deutschen LandwirtInnen in einer aktuellen Umfrage angeben dem E-Commerce zu misstrauen (KLEFFMANN-GRUPPE, 2016), wird folgende Hypothese aufgestellt:

Hypothese 2f: Die Empfehlungen Anderer haben einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform.

Eine Vertrauensbasis spielt für VerkäuferInnen im digitalen Handel eine wichtige Rolle, um Bedenken auszuräumen (vgl. FECKE et. al., 2018a). Im Vergleich zum regionalen Landhandel besteht beim digitalen Getreidehandel nicht die Möglichkeit, Vertrauen durch eine persönliche Interaktion und Beziehung aufzubauen (HEAD & HASSANEIN, 2002). In diesem Zusammenhang kann eine Zertifizierung ein mögliches Instrument zur Vertrauensbildung darstellen und unter Verwendung eines unabhängigen Gütesiegels das Vertrauen in ein digitales Tools erhöhen (vgl. KIM et. al., 2016). Die Nutzung solcher Zertifizierung, bzw. Partnerschaften von Online-Handelsplattformen, ist im E-Commerce eine anerkannte Strategie (WANG & EMURIAN, 2005). HU et al. (2003) zeigen, dass ein vorhandenes Gütesiegels sich positiv auf die Entscheidung

auswirkt, online zu kaufen und zu verkaufen. Aus diesem Grund kann folgende Hypothese formuliert werden:

Hypothese 2g: Eine Zertifizierung/Partnerschaft hat einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform.

Die Einstellung und Überzeugung der EntscheidungsträgerInnen sollte bei einer Adoption berücksichtigt werden (KARAHANNA et al., 1999). Die Innovationsfähigkeit einer Person, definiert als die Bereitschaft neue Technologien zu testen, wird als ein Persönlichkeitsmerkmal identifiziert, welches die Adoption dieser beeinflusst (HIRSCHMAN, 1980). In Bezug auf die Landwirtschaft stellen AUBERT et al. (2012) fest, dass die Innovationsfähigkeit einen statistisch signifikanten Zusammenhang auf die Einführung von smart-farming Technologien hat. Daher wird folgende Hypothese vorgeschlagen:

Hypothese 2h: Eine höhere Innovationsaffinität hat einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform.

4 Material und Methode

Der empirische Teil der vorliegenden Arbeit zeigt auf, wie die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft der LandwirtInnen für digitale Getreidehandelsplattformen ermittelt wird. Hierbei wird sich an der Literatur und dem Aufbau der Dissertation von SCHULZ (2016) orientiert. Für diese Analyse ist es nach SCHULZ (2016) erforderlich die Untersuchung zu planen, sowie die Methode auszuwählen und vorzubereiten. Dieses Kapitel gliedert sich in fünf Abschnitte. Zunächst werden die Planung und Durchführung der empirischen Untersuchung vorgestellt, bevor die Analyse und Interpretation der ermittelten Daten erfolgt. Für die Planung und Durchführung der empirischen Untersuchung wurde ein schriftlicher Fragebogen elektronisch versendet und als Erhebungsinstrument ausgewählt. Die Erstellung und Prüfung des Fragebogens ist Schwerpunkt des zweiten Abschnitts. Im dritten Abschnitt wird für die Anwendung des Fragebogens der erforderliche Stichprobenumfang bestimmt, sowie die Untersuchung vorbereitet. Anschließend folgt die Beschreibung des konzeptionellen Modells. Kapitel 4 schließt mit der Testung des Fragebogens ab.

4.1 Planung und Durchführung

In diesem Unterkapitel soll die Planung mit den jeweiligen Bausteinen nach SCHULZ (2016) beschrieben werden. Diese sind neben der Wahl der Untersuchungsmethode, die Konstruktion der Stichprobe und die Anwendung der Untersuchungsmethode. Die Planung gewährleistet, dass die empirische Untersuchung zu aussagekräftigen Resultaten führt (BORTZ & DÖRING, 2006). Die Durchführung der empirischen Untersuchung ist abschließend die reine Sammlung der erforderlichen Daten für die gewünschten Analysen (vgl. DIEKMANN, 2010).

Wahl der Untersuchungsmethode

Für eine deskriptive Untersuchung gibt es verschiedene Untersuchungsmethoden, wie z.B. die Befragung und Beobachtung (vgl. BEREKOVEN et al., 2009; KOCH, 1996). Akzeptanz ist nicht äußerlich wahrnehmbar und kann somit nicht visuell erfasst werden, da nach BEREKOVEN et al. (2009) seelische und geistige Vorgänge im Menschen nicht beobachtet werden können. Ebenso lassen sich sozioökonomische und demographische Merkmale und Daten, wie bspw. Alter, Bildung sowie Erfahrung

nicht beobachten (vgl. BÖHLER, 2004). Aus diesen Gründen wird die Beobachtung in dieser Arbeit keine Anwendung finden.

Eine Befragung hingegen wird als eine schriftliche und mündliche Auskunft von bestimmten Befragungspersonen verstanden, um die gesuchten Informationen zu erhalten (vgl. KUß, 2004). Diese Studie bedient sich für die schriftliche Befragung eines Fragebogens. Dies ist dadurch zu erklären, dass eine mündliche Befragung kaum geeignet ist, da die befragende Person (durch Aussehen, Persönlichkeit, Alter und Geschlecht) die Ergebnisse entscheidend beeinflussen kann (BORTZ & DÖRING, 2006). Weiter können nur wenige Personen befragt werden, da der Zeitaufwand der einzelnen Befragung hoch ist (vgl. KUß, 2004).

Eine schriftliche Befragung wird meist durch einen standardisierten Fragebogen umgesetzt. Dieser sollte dabei verständlich gestaltet sein, damit beim Ausfüllen keine offenen Fragen bleiben (vgl. BORTZ und DÖRING, 2006). Die Nutzung des Internets ist für eine digitale Getreidehandelsplattform Voraussetzung, sodass eine Befragung per Internet gewählt wird. Diese Vorgehensweise wird durch die geringen Kosten und die Möglichkeit eine hohe Anzahl von Personen zu befragen gestützt (BORTZ & DÖRING, 2006).

4.2 Fragebogendesign und Stichprobendesign

Zu Beginn werden die Befragten mit dem Anschreiben über die Befragung informiert und motiviert teilzunehmen. Den LandwirtInnen werden eingangs jegliche Informationen bzgl. Thema, Zielsetzung, Dauer der Befragung und Datenschutzbestimmungen offengelegt (vgl. SCHULZ, 2016). Die Teilnehmerquote kann durch ein entsprechendes Design des Fragebogens, anhand von Überschaubarkeit, Verständlichkeit und der Motivation, dass im Namen der Probanden an eine soziale Einrichtung ihrer Wahl gespendet wird, erhöht werden (vgl. PROST, 2008). Weiter wird vermerkt, dass die Anonymität gewährleistet ist und die Ergebnisse ausschließlich für Forschungszwecke verwendet werden (vgl. PORST, 2008 und MUMMENDEY & GRAU, 2008).

Bei der Erstellung der Fragen und Antwortmöglichkeiten wird darauf geachtet, dass die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft in unterschiedlichen Funktionen als Fragen und Antworten messbar abgebildet werden, um die gewünschte Information valide zu erfassen (vgl. SCHULZ, 2016). Dieser Vorgang der Verbindung bezeichnet man als Operationalisierung (Messbarmachung) (vgl. SCHULZ, 2016). Der Prozess der

Operationalisierung wird durch eine ausführliche Analyse der Inhalte erleichtert und sorgt dafür, dass Transparenz entsteht und die Untersuchung vergleichbar mit anderen wird (vgl. BORTZ & DÖRING, 2006). Begrifflichkeiten wie das Geschlecht lassen sich im Gegensatz zu Begriffen wie der Einstellung zu Innovation vergleichsweise leicht operationalisieren. Die Frage nach der richtigen Operationalisierung kann somit nicht immer beantwortet werden (BORTZ & DÖRING, 2006).

Um die höchstmögliche Verständlichkeit zu erzielen, werden Richtlinien zur Formulierung von Fragen befolgt. Komplexe, lange, suggestive und hypothetische Fragen werden vermieden (vgl. MUMMENDEY & GRAU, 2008). Weiter werden Fragen unterlassen, die sich mehrdeutig interpretieren lassen, irrelevant sind oder auf Informationen abzielen über die die Befragten nicht verfügen (vgl. SCHULZ, 2016).

Die Umfrage besteht aus vier Teilen und basiert auf einem strukturierten Fragebogen mit geschlossenen Fragen. Geschlossene Antwortvorgaben implizieren, dass den Befragten Antworten vorgegeben werden, aus denen eine oder mehrere gewählt werden können (vgl. BORTZ & DÖRING, 2006). Es empfiehlt sich, die Antwortvorgaben so zu wählen, dass sich jeder Befragte in der Vorgabe wiederfindet (vgl. KUß, 2004). Die Vorteile geschlossener Antwortvorgaben gegenüber offenen Fragen liegen in der einfachen Auswertung, der zügigen Beantwortung und dem Umgehen von Verbalisierungsproblemen der ProbandInnen (vgl. Bortz & Döring, 2006). Eingangs sollten Fragen gestellt werden, die das Interesse der LandwirtInnen wecken.

Der erste Teil beinhaltet Fragen zum Besitz eines Smartphones und zur Nutzung von Apps. Im zweiten Teil werden Fragen zu spezifischen Themen im Zusammenhang mit einer digitalen Getreidehandelsplattform behandelt. Viele Autoren betonen, dass die LandwirtInnen in den Entwicklungsprozess der SFT einzubeziehen sind, um sicherzustellen, dass deren Anforderungen erfüllt werden (z.B. EVANS et al., 2017 und ROSE et al., 2018). Die LandwirtInnen werden gefragt, welche Themen sie in Form einer App zur Optimierung ihrer Handelsstrategie wahrnehmen. Gemäß der *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* ist die Leistungserwartung, d.h. inwieweit der Einsatz einer Technologie Vorteile bringt, einer der Hauptfaktoren, die den Einsatz einer Technologie verhindern (VENKATESH et al., 2012). Um mögliche Verzerrungen der Antworten zu vermeiden, wird auf den Verweis bestimmter Apps verzichtet (DEHNEN-SCHMUTZ et al., 2016).

Darauf folgen die Fragen zu den jeweiligen Hypothesen. Die Variablen für das wahrgenommene Gewinnsteigerungspotenzial und das wahrgenommene Potenzial,

die Reichweite zu neuen VertragspartnerInnen zu erhöhen, werden auf einer 5-Punkte-Likertskala gemessen. Diese reicht von "1 = trifft gar nicht zu" bis "5 = trifft vollkommen zu".

Um erste Einblicke in die allgemeine Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen zu gewinnen, werden die Befragten gefragt, ob sie bereit sind, diese zu nutzen und eine Gebühr dafür zu zahlen. Da die Preismodelle und die Funktionen, für die derzeit in Deutschland erhältlichen Apps unterschiedlich sind, wird die Akzeptanz nicht in konkreten Werten, sondern in einer diskreten Form (*Ja* oder *Nein* Entscheidung) erhoben.

Der Fragebogen endet mit Fragen zu den soziodemografischen Merkmalen der LandwirtInnen und zum landwirtschaftlichen Betrieb. Derartige Fragen werden häufig ungern beantwortet, da diese als Eindringen in die Privatsphäre gesehen werden (PROST, 2008). Daher, so der Autor, sind diese meist am Ende eines Fragebogens platziert. Laut PROST (2008) schafft der voranschreitende Verlauf des Fragebogens ein Vertrauensverhältnis, welches den Befragten die Beantwortung dieser Fragen erleichtern soll. Weiter muss darauf geachtet werden Ausstrahlungseffekte zu vermeiden, die den Einfluss einer vorher gestellten Frage auf die nächste suggerieren (KUß, 2004). Jedoch ist es nahezu unmöglich, kontextfreie Fragen zu stellen (vgl. MUMMENDEY & GRAU, 2008). In Bezug auf die Validität wird darauf geachtet, dass eine digitale Getreidehandelsplattform eingangs erläutert wird. Dadurch soll verhindert werden, dass die LandwirtInnen von etwas Bekanntem auf etwas Unbekanntes schließen (vgl. BORTZ & DÖRING, 2006).

4.3 Stichprobenumfang

Die Bestimmung der insgesamt für die Befragung in Frage kommenden Personen (Grundgesamtheit), der erforderlichen Anzahl zu befragenden Personen (Stichprobenumfang), sowie die Bestimmung des Verfahrens der Stichprobenziehung werden im Folgenden näher erläutert (vgl. BORTZ und DÖRING, 2006).

Bestimmung der Grundgesamtheit

Die zu befragenden Personen sind alle betriebsführenden LandwirtInnen in Deutschland, wobei VerwalterInnen und HofnachfolgerInnen mit in die Befragung einbezogen werden. Die Auswahl der breit gefächerten Grundgesamtheit wird dadurch begründet, dass die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale

Getreidehandelsplattform unabhängig vom Geschlecht, Bildungsstand, Alter, Betriebsgröße etc. untersucht werden soll. Die Klassifizierung nach den beispielhaft genannten Merkmalen erfolgt durch den Fragebogen (vgl. SCHULZ, 2016).

Bestimmung des Stichprobenumfangs

Durch die Stichprobe wird das Ziel verfolgt die Grundgesamtheit zu repräsentieren. KOCH (1996) hebt hervor, dass die Stichprobe durch ein gutes Abbild der Grundgesamtheit dargestellt werden kann.

Um die Bestimmung eines repräsentativen Stichprobengröße durchzuführen, bedarf es Regeln der Statistik. Bedeutend ist hierbei die statistische Signifikanz. Diese wird als Ergebnis eines statistischen Tests bezeichnet. Sofern Stichprobendaten von einer vorher festgelegten Annahme (sog. Nullhypothese) so stark abweichen, wird diese Annahme nach einer vorher festgelegten Regel verworfen (vgl. HARTUNG et al., 2012). In der vorliegenden Masterarbeit wird das Signifikanzniveau, auch Irrtumswahrscheinlichkeit genannt, mit 10% festgelegt (vgl. BONKE et al., 2018). Das Signifikanzniveau gibt die Wahrscheinlichkeit an, dass eine zutreffende Nullhypothese (in der Regel geht man in der Nullhypothese von keinem Zusammenhang aus) irrtümlich verworfen werden könnte (vgl. BORTZ & DÖRING, 2006). Bei der vorliegenden Masterarbeit wird eine größtmögliche Stichprobe angestrebt. Jedoch ist diese in Abhängigkeit zu den Kosten und der Einschränkung des Zugangs zu möglichen LandwirtInnen für die Erhebung zu betrachten.

Im Zusammenhang mit dem Logit Model, wird sich dem viel zitierten Stichprobenumfang nach URBAN (1993) bedient. Der Autor kommt zu dem Entschluss, dass für ein Regressionsmodell eine Mindestanzahl von über 100 TeilnehmerInnen vorhanden sein muss, um ein repräsentatives Ergebnis zu erzielen. Der erforderliche Stichprobenumfang ist anhand der Anzahl der unabhängigen Variablen im Modell zu bestimmen (URBAN, 1993).

Aufgrund einer angestrebten Repräsentativität und hohen Anzahl an Beantwortungen der Fragebögen, wird die Umfrage über Newsletter mehrerer landwirtschaftlicher Verbände an deren Mitglieder versendet. Das Verfahren der Zufallsauswahl beruht auf dem Prinzip, dass jede Auswahleinheit der Grundgesamtheit die gleiche Wahrscheinlichkeit hat, in die Stichprobe zu gelangen (vgl. SCHULZ, 2016). Dieser Zufall ist durch die Versendung des Fragebogens über ausgewählte Verbände nicht mehr gegeben (vgl. BORTZ & DÖRING, 2006).

4.4 Konzeptionelles Modell / Ökonometrische Methode

Bei der Untersuchung sollen mehrere simultan wirkende Einflussgrößen geschätzt werden, somit ein multivariates statistisches Modell zur Anwendung kommt. In diesem Kapitel erfolgt zunächst die Beschreibung, die Ausgestaltung und die Anwendung von Modellen mit einer qualitativen abhängigen Variable für die vorliegende Arbeit. Daraus resultiert die anschließende Wahl für das verwendete Logit Modell. Die Ausführungen orientieren sich an der Literatur von GREENE (2007), URBAN (1993) und WOOLDRIDGE (2016). Das Kapitel schließt mit einer Beschreibung der aus den Hypothesen abgeleiteten ab- und unabhängigen Variablen und deren jeweiligen Messniveaus.

Modelle mit qualitativen abhängigen Variablen

Modelle mit qualitativen abhängigen Variablen finden typischerweise bei einer Erklärung von ökonomischen Wahlhandlungen in Abhängigkeit von bestimmten Charakteristika ihre Anwendung (vgl. HUIJER, 2005). Bei der Analyse ökonomischer Wahlhandlungen ergibt sich das grundlegende Problem, dass die abhängige Variable in vielen Fällen nur über einen bestimmten Wertebereich beobachtbar ist (vgl. HUIJER, 2005). Durch diese Modelle, so der Autor, kann bspw. untersucht werden, welche Einflussgrößen für den Entschluss von KonsumentInnen für den Kauf oder Nichtkauf eines Produktes sind. Bei dieser Art der ökonometrischen Analyse handelt es sich meistens um eine Querschnittsanalyse mit Mikrodaten. In all diesen Problemstellungen hat die abhängige Variable kein metrisches Messniveau, sondern diskrete Ausprägungen (vgl. ECKEY et al., 2012).

Bei qualitativ abhängigen Variablen kann zwischen dichotomer und polytomer Variablen unterschieden werden, also zwischen abhängigen Variablen mit zwei oder mehr als zwei Ausprägungen (vgl. GREENE, 2007). In dieser Masterarbeit handelt es sich um zwei Ausprägungen, da entweder die Plattform genutzt (1) oder nicht genutzt (0) wird. HUIJER (2005) führt auf, dass es für diesen Fall unterschiedliche Arten von Modellen mit qualitativen abhängigen Variablen gibt. Neben dem Linearen Wahrscheinlichkeitsmodell (OLS-Modell) stehen das Logit und Probit Modell zur Verfügung. Die beiden letzteren lassen sich jeweils in ein binomiales und multinomiales Logit/Probit Modell unterteilen (z.B. GREENE, 2007). Im Folgenden werden das lineare Wahrscheinlichkeitsmodell sowie das binominale Logit und Probit Modell vorgestellt, da alle drei Modelle Anwendung finden. Der Fokus liegt auf der Analyse des später anzuwendenden binomialen Logit Modell. Der Unterschied der

beiden binominalen Modelle liegt in unterschiedlichen Annahmen hinsichtlich der Verteilung des Fehlerterms. Das Logit Modell folgt der logistischen Verteilung, das Probit Modell basiert auf der Normalverteilung (vgl. ECKEY et al., 2012). Generell erfolgt die Analyse in einem allgemeinen Modellrahmen von Wahrscheinlichkeitsmodellen, wobei gilt:

Formel 1: Allgemeiner Modellrahmen von Wahrscheinlichkeitsmodellen

$$P(\text{Ereignis } j \text{ tritt ein}) = P(Y = j) = f(x)$$

Quelle: vgl. HUIJER, 2005.

4.4.1 Lineares Wahrscheinlichkeitsmodell

HUIJER (2005) zeigt auf, dass die dichotome abhängige Variable y den Wert 1 mit der Wahrscheinlichkeit p_i annimmt, falls ein Ereignis wie z.B. der Kauf eines Produkts realisiert wird. Falls das betrachtete Ereignis nicht eintritt, nimmt die Zufallsvariable y den Wert 0 an (vgl. HUIJER, 2005). Die Modellidee ist, dass die Kaufentscheidung eines Gutes nicht als rein deterministisch, also vorhersehbar, angesehen werden, sondern auch eine stochastische Komponente beinhalten kann. Das gleiche Einkommen zweier unterschiedlichen Personen könnte somit zu unterschiedlichen Entscheidungen führen (vgl. HUIJER, 2005). Bei einem Wahlhandlungsmodell wird die Wahrscheinlichkeit durch einen Vektor unabhängiger Variablen x beeinflusst. Mit der Veränderung der Einflussgrößen, ändert sich in diesem einfachen Modell die Wahrscheinlichkeit linear (vgl. ECKEY et al., 2012 und vgl. URBAN, 1998).

Im einfachen Wahlhandlungsmodell ändert sich bspw. die Kaufwahrscheinlichkeit linear mit einer Veränderung der Einflussgrößen. Man erhält das lineare Wahrscheinlichkeitsmodell (*linear probability model / OLS Modell*), in dem als Basisverteilung eine Gleichverteilung unterstellt wird (vgl. ECKEY et al., 2012):

Formel 2: Lineare Wahrscheinlichkeitsmodell

$$p_i = F(\beta'x) = \beta'x$$

Quelle: vgl. WOOLDRIDGE, 2016, 232ff.

Die Wahrscheinlichkeit p_i ist bei gegebenem Vektor x gleichzeitig als der (bedingte) Erwartungswert der Zufallsvariablen y zu interpretieren (vgl. ECKEY et al., 2012):

Formel 3: Erwartungswert der Zufallsvariablen

$$E(y_i|x_i) = p_i = \beta'x$$

Quelle: vgl. ECKEY et al., 2012

Ein lineares Regressionsmodell mit einer binären abhängigen Variablen wird als lineares Wahrscheinlichkeitsmodell bezeichnet. Der (bedingte) Erwartungswert beschreibt in der Statistik und Wahrscheinlichkeitstheorie den Erwartungswert (die Zahl, die die Zufallsvariable im Mittel annimmt) einer Zufallsvariable (vgl. WOOLDRIDGE, 2016). Dies geschieht unter der Voraussetzung, dass noch zusätzliche Informationen über den Ausgang des zugrunde liegenden Zufallsexperiment verfügbar sind. Die Zufallsvariable y_i ist eine Größe, deren Wert vom Zufall abhängig ist und setzt sich aus der systematischen Komponente p_i und einem Fehlerterm ϵ_i zusammen. Dieser entspricht den möglichen Abweichungen zwischen den beobachteten und erwarteten Wahlhandlungsentscheidungen der Individuen (vgl. GREENE, 2007).

Formel 4: Zufallsvariable

$$y_i = p_i + \epsilon_i = \beta'x + \epsilon_i$$

Quelle: Greene, 2007, 19ff.

Fehlerterme/Residuen sind in der einfachen Regressionsgleichung unbeobachtbare Zufallsvariablen, welche den vertikalen Abstand zwischen wahrer Gerade und Beobachtungspunkt messen (vgl. ECKEY et al., 2012). Für diese wird angenommen, dass sie eine homogene Varianz und einen Erwartungswert von Null aufweisen, sowie unkorreliert sind. Beim linearen Wahrscheinlichkeitsmodell wird das Minimierungsproblem mit der Methode (*ordinary least squares, OLS*) gelöst. Die Parameter des Regressionsmodell werden dabei so gewählt, dass die Fehlerquadratsumme der Residuen minimiert wird (vgl. HUIJER, 2005).

Bei diesem Modell liegen einige methodische Probleme vor. Nach HUIJER (2005) gibt es bspw. keine Garantie dafür, dass die geschätzten Wahrscheinlichkeiten im Intervall zwischen 0 und 1 liegen. D.h. für spezifische Werte der unabhängigen Variablen können die geschätzten Wahrscheinlichkeiten, entgegen der Definition von Wahrscheinlichkeiten, negativ oder größer als 1 sein. Außerdem hängen die Wahrscheinlichkeiten für jegliche Werte linear mit einer abhängigen Variable zusammen, was teilweise zu unmöglichen Ergebnissen führen kann (vgl. WOOLDRIDGE, 2012). Weiterhin, so der Autor, ist die Störgröße von vornherein heteroskedastisch, da die Varianz der Störgröße ϵ_i von den unabhängigen Variablen (x -Variablen) abhängt (vgl. HUIJER, 2005). Letztlich kommt hinzu, dass die Stärke der Impulse, die von den x -Variablen auf die Veränderung der Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses ausgehen, unabhängig von ihrem realisierten Niveau ist (vgl. ECKEY et al., 2012). Trotzdem ist dieses Modell relativ robust bei einer Untersuchung mit wenigen

Beobachtungen und vielen Variablen (vgl. WOOLDRIDGE, 2012), weshalb es in dieser Arbeit als Ausgangsmodell seine Anwendung findet.

4.4.2 Logit und Probit Modell

Aus den beschriebenen Gründen werden in der empirischen Wirtschaftsforschung zur Erklärung ökonomischer Wahlhandlungen mittlerweile verstärkt Logit und Probit Modelle herangezogen (vgl. WOOLDRIDGE, 2012).

Während dem Logit Modell die Verteilungsfunktion einer logistischen Verteilung zugrunde liegt, ist im Probit Modell die Standardnormalverteilung gegeben (vgl. WOOLDRIDGE, 2012). Die Wahrscheinlichkeitsfunktion des Logit und Probit Modells entsprechen sich in ihrer Form, wobei das Logit Modell nach KOSFELD (2020) auf Grund der besseren Handhabung und Schätzbarkeit bei empirischen Untersuchungen bevorzugt wird. In einigen ähnlichen Forschungsfragen im landwirtschaftlichen Kontext wird das Modell ebenfalls verwendet (vgl. z.B. MICHELS et al., 2020). Der Unterschied der beiden Modelle besteht hauptsächlich darin, dass die logistische Wahrscheinlichkeitsverteilung an den Rändern eine größere Wahrscheinlichkeitsmasse als die Normalverteilung besitzt, was der Empirie oft besser entspricht (vgl. URBAN, 1998). Durch die Spezifikation der Verteilungsfunktion F ist das Logit Modell in Form der logistischen Verteilung gegeben:

Formel 5: Logit Modell¹

$$p_i = F(\beta'x_i) = \frac{e^{\beta'x_i}}{1 + e^{\beta'x_i}} = \frac{1}{1 + e^{-\beta'x_i}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 * x_2 + \dots + \beta_k * x_{ki})}}$$

Quelle: vgl. WOOLDRIDGE, 2016, 530ff.

Die logistische Regression bringt einen nicht-linearen Zusammenhang zwischen der dichotomen, abhängigen Variablen und mindestens einer unabhängigen Variablen als Modellprämisse ein. Die Regressionskoeffizienten können als Logit Koeffizienten bezeichnet werden (vgl. URBAN, 1998). Diese Koeffizienten werden unter Verwendung der Stichprobendaten geschätzt. Bei binären Probit und Logit Modellen ist die Schätzung der Parameter mit der OLS-Methode nicht geeignet, da die wesentlichen Annahmen (das Vorliegen eines linearen Regressionsmodells) für günstige Schätzeigenschaften nicht gegeben sind (vgl. HUIJER, 2005). Zur Schätzung der Modelle wird die Maximum-Likelihood-Methode angewendet (vgl. HUIJER, 2005), jedoch in dieser Arbeit nicht weiter erklärt. Vereinfacht ausgedrückt werden die

¹ Herleitung im Anhang 9.1.

Parameter so geschätzt, dass bei angenommener Wahrscheinlichkeitsverteilung (in diesem Fall die logistische Verteilung) die Wahrscheinlichkeit maximiert wird, die beobachteten Wahlentscheidungen zu bekommen. Dabei wird Unabhängigkeit der einzelnen Beobachtungen vorausgesetzt (vgl. WOOLDRIDGE, 2012). Die Zuverlässigkeit des Verfahrens ist praktisch und theoretisch unumstritten, solange die Anzahl der Beobachtungen hoch ist (vgl. URBAN, 1993). Aus den Ausführungen ergibt sich:

Formel 6: Maximum-Likelihood-Methode

$$L = \prod_{y_i=0} F(-\beta'x_i) \prod_{y_i=1} [1 - F(-\beta'x_i)]$$

Quelle: Greene, 2007, 468ff.

Die Interpretation der Parameter β_k in einem Modell mit binären abhängigen Variablen in Bezug auf den (partiellen) Effekt einer erklärenden Variablen x_{ik} auf die Wahrscheinlichkeit p_i ist eine andere und kann deshalb nicht so einfach wie im linearen Wahrscheinlichkeitsmodell interpretiert werden (vgl. URBAN, 1993). Kurz zusammengefasst bedeutet dies, dass es sich hierbei um (partielle) marginale Wahrscheinlichkeitseffekte handelt. Das Vorzeichen des Parameters β_k gibt somit die Richtung des marginalen Wahrscheinlichkeitseffektes von x_{ik} an. Diese marginalen Wahrscheinlichkeitseffekte variieren mit unterschiedlichen Werten der anderen unabhängigen Variablen (vgl. HUIJER, 2005).

Alternativ findet das Probit Modell in ähnlichen Forschungsarbeiten und als Ergänzung in der vorliegenden Masterarbeit seine Anwendung (vgl. BONKE et al, 2018). Die hier angewendete Normalverteilung lässt sich begründen, wenn für ein Individuum i die latente Variable eingeführt wird, welche wiederum den Grad der Neigung des Individuums z.B. die Akzeptanz und Kaufentscheidung für ein digitales Tool erfasst (vgl. ECKEY et al., 2012). Bei einem Probit und Logit Modell für dichotome Variablen kommt es daher zur Formulierung eines Schwellenwertmodells (vgl. HUIJER, 2005). Hierbei wird angenommen, dass den diskreten Ausprägungen der abhängigen Variablen eine stetige, aber latente Variable y_i^* zugrunde liegt, deren Wertebereich nicht beschränkt ist (vgl. ECKEY et al., 2012):

Formel 7: Latente Regression y_i^*

$$y_i^* = \beta' x_i + \epsilon_i$$

Quelle: Greene, 2007, 669ff

Wenn die latente Variable y_i^* eine bestimmte Schranke überschreitet, wird sich das Individuum für den Kauf eines Gutes entscheiden, da der Besitz des Gutes als vorteilhaft angesehen und für die abhängige Variable der Wert Eins beobachtet wird (vgl. GREENE, 2007). c kann dabei eine beliebige Konstante sein und als Anspruchswert interpretiert werden. Aus Identifikationsgründen kann die Schranke ohne Einschränkung der Allgemeinheit gleich Null gesetzt werden, wodurch sich die Beziehung zwischen den latenten Variablen y_i^* und der beobachtbaren abhängigen Variablen y_i wiedergeben lässt (z.B. GREENE, 2007):

Formel 8: Schwellenwertmodell

$$y_i = 1 \text{ falls } y_i^* > c$$
$$y_i = 0 \text{ falls } y_i^* \leq c$$

Quelle: Greene, 2007, 669ff

Die Wahrscheinlichkeit, dass sich ein Individuum z.B. für den Kauf einer digitalen Getreidehandelsplattform entscheidet, also die Beobachtung von $y_i = 1$ ist, kann folgendermaßen beschrieben werden:

Formel 9: Wahrscheinlichkeit für die Beobachtung $y_i = 1$

$$P(y_i = 1) = P(y_i^* > 0) = P(\beta' x_i + \epsilon_i > 0) = P(\epsilon_i > -\beta' x_i) = 1 - F(\beta' x_i)$$

Quelle: Greene, 2007, 669ff

Aufgrund des zentralen Grenzwertsatzes für F kann die Verteilungsfunktion einer Normalverteilung zugrunde gelegt werden, wenn sich die latente Variable y_i^* aus einer Vielzahl unabhängiger Einflussfaktoren zusammensetzt (vgl. HUIJER, 2005). In der ökonometrischen Analyse von ökonomischen Wahlhandlungen wird dadurch die Verwendung des Probit Modells begründet. Wenn bei Anwendungen ein größerer Anteil von "outside values" als bei einer Normalverteilung erwartet werden kann, bietet das Logit Modell jedoch eine geeignetere Modellierungsbasis (vgl. HUIJER, 2005). Das Probit Modell wird ebenso mit der Maximum-Likelihood-Methode geschätzt (vgl. ECKEY et al., 2012).

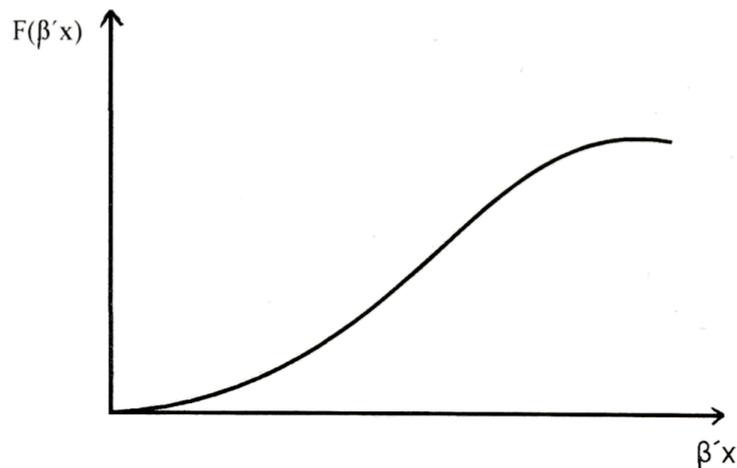


Abbildung 1: Wahrscheinlichkeitsverteilung des Logit Modells

Quelle: vgl. Green, 2007, 666ff.

Die abhängige Variable wird als 0 = nein und 1 = ja definiert. Die durch die Hypothesen beschriebenen Variablen wurden als unabhängige Variablen einbezogen. Da sowohl die Akzeptanz als auch die Zahlungsbereitschaft als binäre Antwort definiert sind, können diese jeweils als eine begrenzte abhängige Variable klassifiziert werden (vgl. GREENE, 2007). Das Ergebnis einer diskreten Wahl, in diesem Fall z.B. Akzeptanz oder keine Akzeptanz, kann als Widerspiegelung einer zugrundeliegenden Regression angesehen werden (vgl. GREENE, 2007). Dementsprechend wird erwartet, dass die Differenz zwischen dieser von der Menge der in den Hypothesen abgeleiteten Erklärungsfaktoren (siehe 3.3.) und zusätzlichen unbeobachteten Faktoren, die durch eine Konstante und den Fehlerterm erfasst werden, abhängt (vgl. GREENE, 2007).

Die beiden empirischen Logit Modelle sind folgendermaßen spezifiziert:

Formel 10: Logit Modelle für die vorliegende Masterarbeit

$$\begin{aligned}
 y \{ \text{Akzeptanz}_i / \text{Zahlungsbereitschaft}_i \} \\
 &= \beta_0 + \beta_1 \text{Gewinnsteigerung}_i + \beta_2 \text{Reichweite}_i + \beta_3 \text{Alter}_i \\
 &+ \beta_4 \text{Ausbildung}_i + \beta_5 \text{VorkenntnisApps}_i + \beta_6 \text{Betriebsgröße}_i \\
 &+ \beta_7 \text{Entfernung}_i + \beta_8 \text{Empfehlungen}_i + \beta_9 \text{Zertifizierung}_i \\
 &+ \beta_{10} \text{Innovationsaffinität}_i + \epsilon_i
 \end{aligned}$$

Quelle: vgl. Bonke et al., 2018

wobei i den einzelnen Befragten darstellt und ϵ_i als zufälliger Fehlerterm angenommen wird, der einer Gumbel-Verteilung folgt (vgl. BONKE et al., 2018) Die in Formel (10) enthaltenen Erklärungsvariablen stimmen mit den abgeleiteten Hypothesen überein und die beschriebenen Ergebnisse werden in einer Tabelle dargestellt. Das Logit Modell, einschließlich der marginalen Effekte, wird mit R geschätzt (R CORE TEAM, 2018).

4.4.3 Interpretation der Modellergebnisse

Abschließend muss geklärt werden, wie die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit interpretiert werden. Nach BEST & WOLF (2012) haben Logit und Probit Modelle den Vorteil gegenüber linearen Regressionsmodellen statistische Probleme zu vermeiden und die Wahrscheinlichkeitsverläufe realitätsgetreu und angemessen zu modellieren. Während das OLS-Modell geschätzte Regressionskoeffizienten liefert, die als die vorhergesagte Änderung von y aufgrund einer Einheitsänderung von x interpretierbar sind, unterliegen die beiden anderen Regressionsvarianten in der Literatur unterschiedlichen komplexen Interpretationsmöglichkeiten (vgl. BEST & WOLF, 2012). In Folge dessen wurde in der Literatur darüber diskutiert, wie diese Modelle am besten zu interpretieren sind. Da es immer wieder zu Problemen bei der Interpretation der Modellergebnisse kommt, empfehlen u.a. LEEPER (2017) als auch BEST & WOLF (2012) die marginalen Effekte. Die Autoren betonen, dass durchschnittliche marginale Effekte eine einheitliche und intuitive Methode zur Beschreibung von Beziehungen bieten, die mit Hilfe der Regression geschätzt werden. Im Rahmen einer logistischen Regression wird der Einfluss meist mehrerer Variablen auf eine binär kodierte abhängige Variable geschätzt (BEST & WOLF, 2012). Wird x um eine Einheit erhöht, steigt y^* demnach um β Einheiten. Diese Interpretation ist zwar formal korrekt, aber in den meisten Anwendungsfällen ohne „inhaltliche Bedeutung“ (vgl. BEST & WOLF, 2012).

Viele Autoren beschränken sich meistens auf die Interpretation der Regressionskoeffizienten, um ihre Richtung und deren statistische Signifikanz zu interpretieren (vgl. LEEPER, 2017). Aufgrund des bestehenden nichtlinearen Zusammenhangs zwischen den unabhängigen Variablen und der Wahrscheinlichkeit, kann es sinnvoll sein, eine Maßzahl für die „mittlere“ Stärke des Effekts auf die Wahrscheinlichkeiten anzuwenden. Dazu bietet sich die Berechnung des durchschnittlichen marginalen Effekts (*average marginal effects / AME*) an (vgl. LEEPER, 2017). Der AME gibt den Durchschnittseffekt einer unabhängigen Variablen als Mittelwert der marginalen Effekte über alle Beobachtungen hinweg wieder (BEST & WOLF, 2012). Der AME hat den Vorteil, so die Autoren, eine intuitive Interpretation zu gewährleisten. Dieser gibt den durchschnittlichen additiven Effekt einer unabhängigen Variablen auf die Wahrscheinlichkeit wieder: wenn x_i um eine Einheit steigt, steigt die Wahrscheinlichkeit von $y=1$ durchschnittlich um AME Punkte. Diese Maßzahl entspricht einem Durchschnittseffekt, der den nichtlinearen Verlauf der Wahrscheinlichkeitskurve ignoriert (BEST & WOLF, 2012). Dieser Interpretation

bedienen sich auch BONKE et al. (2018), weshalb die Ergebnisse dieser Forschungsarbeit ebenfalls anhand der AMEs beschrieben werden. Die AME-Werte können in *R* durch den Befehl „*margins*“ abgerufen werden und sind im weiteren Verlauf abgebildet (R CORE TEAM, 2018).

4.4.4 Statistische Tests

Im Ergebnisteil der vorliegenden Arbeit werden statistische Test durchgeführt, um anhand der Beobachtungen eine Entscheidung über die Gültigkeit einer Hypothese treffen zu können. Die durchgeführten statistischen Tests orientieren sich erneut an der Arbeit von BONKE et al. (2018). Solche Tests können als mathematische Funktion angesehen werden, die dem Ergebnis einer Beobachtung eine Entscheidung zuordnen (vgl. HARTUNG et al., 2012). Die Daten sind Realisierungen der Zufallsvariablen, wobei sich nicht sagen lässt, ob eine Hypothese zutrifft oder nicht (vgl. HARTUNG et al., 2012). Die Tests werden im Folgenden erwähnt und beschrieben, jedoch nicht weiter erklärt, da dies den Rahmen der Masterarbeit sprengen würde.

Zuerst wird ein Likelihood-Quotienten-Test (englisch *likelihood-ratio test*) durchgeführt, welcher zu den klassischen Hypothesentests zählt (vgl. BICKEL & DOKSUM, 1977). Die Autoren erläutern, dass der Likelihood-Quotienten-Test ein allgemein einsetzbares Verfahren zum Vergleich von Modellen auf der Grundlage des Maximum-Likelihood Schätzverfahrens ist. Hierbei werden zwei Modelle miteinander verglichen. Ein Ausgangsmodell, welches meistens mehrere Modellparameter enthält und ein Vergleichsmodell, in welchem einem oder mehreren dieser Parameter Restriktionen auferlegt werden. Dabei werden, so die Autoren, alle Parameter auf null gesetzt. In der linearen Regressionsanalyse entspricht der Test dem F-Test auf Signifikanz des Gesamtmodells. Dieser wird von vielen Statistik-Paketen standardmäßig bei der Modellschätzung ausgegeben (vgl. BICKEL & DOKSUM, 1977).

Als weiterer statistischer Test wird der Hosmer-Lemeshow-Test angewendet. Die Prüfung auf Güte der Anpassung ist ein wichtiger Schritt bei der Bewertung eines statistischen Modells (vgl. z.B. FAGERLAND und HOSMER, 2012). Der Test wird für binäre logistische Regressionsmodelle in der Literatur verwendet, sodass er in der Masterarbeit seine Anwendung findet. Durch den Test wird ermittelt, ob die prognostizierten Wahrscheinlichkeiten von den beobachteten Wahrscheinlichkeiten abweichen, welche die Binomialverteilung nicht prognostiziert. Die prognostizierten Wahrscheinlichkeiten weichen auf eine Weise von den beobachteten

Wahrscheinlichkeiten ab, falls der p-Wert für den Test auf Güte der Anpassung kleiner als das ausgewählte Signifikanzniveau ist (vgl. z.B. FAGERLAND und HOSMER, 2012).

Weiter wird ein Klassifikationstest angewendet, welcher den prozentualen Anteil der korrekt klassifizierten Antworten erfasst. Umso höher dieser Wert ist, desto besser ist das Modell korrekt klassifiziert (vgl. HARTUNG et al., 2012).

Das Pseudo-R² bezeichnet eine Maßzahl, die ebenfalls für statistische Modelle, welche auf der Maximum Likelihood-Schätzung basieren, entwickelt wurde (vgl. LANGER, 2000). Diese Maßzahl lässt sich in Analogie zum R² der linearen Regression als Maß der "Erklärungskraft" des Modells verstehen. Die behandelten Maßzahlen, so die Autoren, können häufig kein Maximum von 1 erreichen. Allgemein kann man Pseudo-R²-Werte von 0,2 bis 0,4 als Indikatoren einer sehr guten Erklärungskraft interpretieren (vgl. LANGER, 2000).

Als letzter Test wird der mittlere Varianz-Inflationsfaktor berechnet. Dieser beschreibt, welcher Grad der Korrelation zwischen den Faktoren (Multikollinearität) in einer Regressionsanalyse vorliegt (vgl. CURTO & PINTO, 2011). Der Faktor ergibt sich daraus, dass sich mit zunehmender Multikollinearität die Varianzen der Regressionskoeffizienten um diesen Betrag vergrößern. Dieser Wert sollte nicht mehr als 10 sein (vgl. CURTO & PINTO, 2011).

4.4.5 Vorbereitung der Datenanalyse

Bestimmung von Variablen und Messniveau

Die in Kapitel 3 herausgearbeiteten Hypothesen und die damit verbundenen relevanten Variablen/Faktoren werden nun in Bezug zum vorliegenden Fragebogen gesetzt. Die Beschreibung dient dazu die Variablen zu definieren. Damit wird die Validität des Fragebogens sichergestellt und eine für Vergleichszwecke normierte und standardisierte Befragung gewährleistet (vgl. SCHULZ, 2016). Die Fragen können im Anhang (Kapitel 9) eingesehen werden.

Für die Analyse der Daten ist es erforderlich, das Mess-/Skalenniveau der einzelnen Faktoren, wie Alter, Innovationsaffinität, etc. zu bestimmen (vgl. BORTZ & DÖRING, 2006). Das Messniveau gibt an, welche Rechenoperationen mit den Daten getätigt werden können (vgl. SCHULZ, 2016). Durch die Operationalisierung werden die Variablen bei der Prüfung von Hypothesen messbar. Das Messniveau ist in vier unterschiedliche Ebenen aufgeteilt: nominalskaliert, ordinalskaliert, intervallskaliert und

verhältnisskaliert (vgl. PORST, 2008). Je höher die Ebene, desto mehr Rechenoperationen sind möglich (vgl. BEREKOVEN, 2009).

Nominal- (z.B. Ausbildung und Vorkenntnisse) und verhältnisskalierte Messniveaus von Antwortvorgaben wie Alter, Betriebsgröße und der Entfernung zur nächstgrößeren Stadt sind verhältnismäßig einfach zu bestimmen, da sich die Ausprägungen in Zahlen umformen lassen (BEREKOVEN et al., 2009). Mit komplexeren Variablen wie beispielsweise der Innovationsaffinität gestaltet sich jedoch die quantitative Erfassung schwieriger (vgl. BEREKOVEN et al., 2009). Für diese Konstrukte werden meist intervallskalierte Messniveaus verwendet, um eine höhere Vielzahl an Auswertungen zu erhalten.

Tabelle 1: Messniveaus für Variablen

Variable	Nominal	Intervall	Verhältnis
Akzeptanz	x		
Zahlungsbereitschaft	x		
Wahrgenommener Preis		x	
Wahrgenommene Reichweite		x	
Alter			x
Ausbildung	x		
Vorkenntnisse	x		
Betriebsgröße			x
Entfernung Stadt			x
Empfehlungen		x	
Zertifizierung	x		
Innovationsaffinität		x	

Quelle: eigene Darstellung

Variable Hypothese 1a: Wahrgenommener Gewinn

Der Gewinn kann als Überschuss der Erträge über die Aufwendungen eines Unternehmens angesehen werden (vgl. SCHEFFLER, 2018). Der wahrgenommene Gewinn wird in dieser Arbeit so definiert, dass ein Individuum für den Kauf oder Verkauf eines Produktes einfordert den geforderten Preis zahlt oder erhält (vgl. LICHTENSTEIN et al., 1993). Durch die angeführte Definition des Preisbewusstseins ist eine Fragen-

Skala notwendig, die diesen Umstand berücksichtigt und im Fragebogen intervallskaliert abgebildet wird (vgl. LICHTENSTEIN et al., 1993).

Variable Hypothese 1b: Wahrgenommene Reichweite

Die wahrgenommene Reichweite wird in dieser Arbeit als potenzielle Erhöhung der Anzahl von VertragspartnerInnen angesehen. Diese Gesamtmenge schließt neben den aktiven VertragspartnernInnen auch diejenigen KundInnen mit ein, die nur namentlich bekannt sind (REHBACH, 2003). Ein wahrgenommenes Potenzial wird in der Literatur häufig anhand einer Likert-Skala gemessen (vgl. BONKE et al., 2018).

Variable Hypothese 2a: Alter

Das Alter wird schematisch mit der Zuordnung von Zahlen in Jahren ausgedrückt, sodass die Variable verhältnisskaliert gemessen wird (vgl. SCHULZ, 2016).

Variable Hypothese 2b: Ausbildung

Nach SCHULZ (2016) wird der allgemeinbildende Schulabschluss über zu erwerbende Zertifikate und über die Länge der Aufenthaltsdauer im Schulsystem definiert. Im vorliegenden Fragebogen wird mittels einer geschlossenen Abfrage nur ein universitärer Abschluss erfragt, wodurch die Variable nominalskaliert gemessen wird.

Variable Hypothese 2c: Vorkenntnisse bzgl. Online-Handel

Um die Vorkenntnisse im Online-Handel abzufragen, werden die LandwirtInnen nach ihrer bisherigen Erfahrung und Nutzung befragt. Die Erhebung auf unterschiedliche Stufen von Vorkenntnissen kann komplex sein, da die Befragten dazu neigen bei persönlichen Fragen, sich bewusst oder unbewusst anders wiederzugeben (vgl. BONKE et al., 2018). Zu den Vorkenntnissen der LandwirtInnen werden in diesem Kontext ausschließliche geschlossene Fragen gestellt und, wie in der Literatur üblich, nominal messbar gemacht (vgl. BONKE et al., 2018).

Variable Hypothese 2d: Betriebsgröße

Die Betriebsgröße umfasst die verfügbare zu bewirtschaftende Ackerfläche des Betriebes. Hierbei soll nicht unterschieden werden, ob sich die Fläche im eigenen Besitz befindet oder ein Pachtverhältnis besteht. Ebenfalls wird nicht zwischen konventioneller und biologischer Landwirtschaft unterschieden. Der Fragebogen erhält

eine Ausschlussfrage: sofern die LandwirtInnen nicht regelmäßig das Getreide verkaufen, ist der Fragebogen beendet. Die Anzahl der zu bewirtschaftenden Fläche wird in Hektar (ha) angegeben und kann verhältnisskaliert gemessen werden.

Variable Hypothese 2d: Entfernung zur Stadt

Analog zur Betriebsgröße umfasst die Variable Entfernung zur Stadt die Entfernung zur nächsten Großstadt in Kilometer. Eine Großstadt wird gemäß der Begriffsbestimmung der Internationalen Statistikkonferenz (mehr als 100.000 EinwohnerInnen) von 1887 definiert.

Variable Hypothese 2e: Empfehlung

Als Empfehlung wird in der Regel eine unverbindliche verbale Unterstützung verstanden und definiert. Diese kann durch FreundInnen, nahestehende Personen, sowie BeraterInnen erfolgen. Die Weiterempfehlung spielt eine bedeutende Rolle in der Landwirtschaft (WALSH et al., 2017) und wird im Fragebogen intervallskaliert gemessen (vgl. EISENBEISS et al., 2014). Bei Fragen nach der Bedeutung einer Empfehlung wird von keiner hohen Varianz ausgegangen, da LandwirtInnen, denen diese egal ist, als nicht wichtig einzustufen sind.

Variable Hypothese 2g: Zertifizierung

Als Zertifizierung bezeichnet man ein Verfahren, mit dessen Hilfe die Einhaltung bestimmter Anforderungen nachgewiesen wird. Da es zahlreiche unterschiedliche Zertifizierungen und Gütesiegel gibt, wird hier nicht weiter unterschieden (vgl. FECKE et al., 2018a). Privatwirtschaftlich getragene Gütesiegel sollen einerseits den VerbraucherInnen Hinweise über die Qualität eines Produktes liefern und andererseits die HerstellerInnen eines Produktes als vertrauenswürdige darstellen (vgl. FECKE et al., 2018a). Die Variable mit den zugehörigen Fragen wird wie bei FECKE et al. (2018a) nominal operationalisiert.

Variable Hypothese 2h: Technik-/Innovationsaffinität

KARRER et al. (2009) definieren die Technikaffinität als eine Persönlichkeitseigenschaft. Diese Eigenschaft ergibt sich durch eine positive Einstellung einer Person gegenüber Technik ausdrückt (KARRER et al., 2009). Es gibt verschiedene Fragenkataloge zur Messung (vgl. SCHULZ, 2016). Der Fragenkatalog

von KARRER et al. (2009) wird auf die Gütekriterien getestet und findet bei der vorliegenden Arbeit Anwendung. Die Variable wird intervallskaliert gemessen (vgl. KARRER et al., 2009).

Aufbereitung der Daten

Um mit der Datenanalyse zu beginnen, müssen die Daten technisch und formal aufbereitet werden, sodass diese mit Hilfe statistischer Verfahren analysiert werden können (vgl. SCHULZ, 2016). Diese Aufbereitung beinhaltet u.a. die Fehlerkontrolle und Codierung des Fragebogens (vgl. KUß, 2004). Durch die Codierung der Fragebögen werden die Angaben in Zahlen „übersetzt“ (vgl. KUß, 2004). Der Fragebogen in der vorliegenden Arbeit bedient sich ausschließlich, bis auf die Möglichkeit am Ende noch eine Anmerkung zu machen, geschlossener Antwortvorgaben (vgl. KUß, 2004). Bei offenen Antwortvorgaben ist die Codierung weitaus komplexer und erfolgt über das Codier-Prinzip. Dabei müssen die Daten in ähnliche Gruppen unterteilt werden (vgl. PORST, 2008).

Nach BÖHLER (2004) werden die Inhalte bei der Fehlerkontrolle u.a. auf ihre Vollständigkeit geprüft. Der Fragebogen besteht größtenteils aus Pflichtfragen, die beantwortet werden müssen und aus wenigen sensiblen Fragen, die übersprungen werden können. Dadurch soll verhindert werden, dass die LandwirtInnen Fragen auslassen, sodass der Fragebogen für ein Regressionsmodell nicht mehr auswertbar ist. Dies kann dazu führen, dass mehrere Testpersonen den Fragebogen abbrechen, jedoch können nahezu alle Beobachtungen mit ins Modell aufgenommen werden (vgl. PORST, 2008). Bei der Frage nach dem Ausbildungsgrad wird bspw. nur danach gefragt, ob die LandwirtInnen einen universitären Abschluss haben oder nicht. Außer Acht gelassen wird hier bspw. die Tatsache, ob die Testpersonen eventuell eine praktische landwirtschaftliche Ausbildung abgeschlossen haben. Schlussfolgernd gibt es eine Menge an Fragebögen, die eine fehlende Angabe an dieser Stelle erhalten. Von einem fehlenden, auf einen substantiellen Wert zu schließen ist streng genommen nicht korrekt (vgl. KUß, 2004). Solange die Frage nicht als heikel einzustufen ist und keine Antwortverweigerung mit sich zieht, ist der Einfluss auf die Zielsetzung überschaubar. Vereinzelt fehlende Werte werden bei der Datenauswertung ignoriert (vgl. KUß, 2004).

4.5 Testung Fragebogen

Nach SCHULZ (2016) wird empfohlen einen neu erstellten Fragebogen an einer repräsentativen Stichprobe zu testen. Hierbei soll ermittelt werden, wo seitens der Befragten Unklarheiten vorliegen und wie lange es dauert den Fragebogen zu beantworten (vgl. PORST, 2008). In diesem Kapitel wird die Testung des verwendeten Fragebogens beschrieben. Die Testung umfasste 3 Stufen.

Bei der ersten Stufe des Tests wird untersucht, wie die LandwirtInnen die Fragen, Begriffe und Formulierungen verstehen und interpretieren sowie deren Antworten zustande kommen. Die LandwirtInnen sollen beim Ausfüllen des Fragebogens laut denken, um die Assoziationen der einzelnen Fragen herauszufinden (vgl. SCHULZ, 2016). Dadurch sind die Befragten über ein offenes Gespräch aktiv eingebunden (vgl. PRÜFER & REXROTH, 2000). Diese Gespräche werden mit einem Audiogerät aufgezeichnet. Nach jedem Test erfolgte eine Justierung des Fragebogens.

Bei Stufe Zwei der Testung wird vor dem Start der Onlineumfrage ein Pretest mit circa 10 ausgewählten Personen durchgeführt. Die Pretest-Gruppe setzt sich zusammen aus LandwirtInnen, die bereits das Tool nutzen als auch denjenigen, welche derartige Getreidehandelsplattformen nicht kennen, BOKU-Angestellten, Personen mit Wissen zum Logit Modell und zufällig ausgewählten Personen.

Die dritte Stufe beinhaltet den abschließenden Test. Dieser wird unter den Bedingungen der Hauptstudie durchgeführt, d.h. dass die Befragten auch der Grundgesamtheit entsprechen (vgl. SCHULZ, 2016).

5 Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit vorgestellt. Zunächst wird auf die deskriptive Statistik eingegangen. Danach werden die Ergebnisse der Regressionsmodelle erläutert. Schließlich erfolgt die Beschreibung einer möglichen Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform.

5.1 Deskriptive Statistik

Um die abgeleiteten Hypothesen zu testen, wurde für die Masterarbeit eine Online-Umfrage von April bis Mai 2020 durchgeführt. Der Link wurde per E-Mail und über Social-Media-Kanäle verbreitet. Mehrere landwirtschaftliche Verbände in Deutschland eröffneten die Möglichkeit, den Link zur Umfrage über ihre elektronischen Newsletter zu teilen und damit die Reichweite zu erhöhen. Neben zwei Landesverbänden des Deutschen Bauernverbands (DBV-Brandenburg und -Bayern), als größte landwirtschaftliche Berufsvertretung in der Bundesrepublik Deutschland, konnte die Umfrage auch bei den Familienbetrieben Land und Forst e.V. über deren Newsletter an die Mitglieder verschickt werden. Insgesamt nahmen 141 LandwirtInnen an der Online-Umfrage teil und 121 füllten den Fragebogen vollständig aus. Die durchschnittliche Zeit für die Beantwortung des Fragebogens betrug 09:32 Minuten. Die Abbruchquote lag bei 31%, da insgesamt 185 TeilnehmerInnen die Umfrage starteten. Für die statistische Auswertung werden nur vollständig ausgefüllte Fragebögen berücksichtigt (N = 121).

Wie in Abbildung 2 ersichtlich, bewegt sich das Alter der befragten LandwirtInnen zwischen 23 und 70 Jahren. Daraus resultiert ein Durchschnittsalter von 41,35 Jahren.

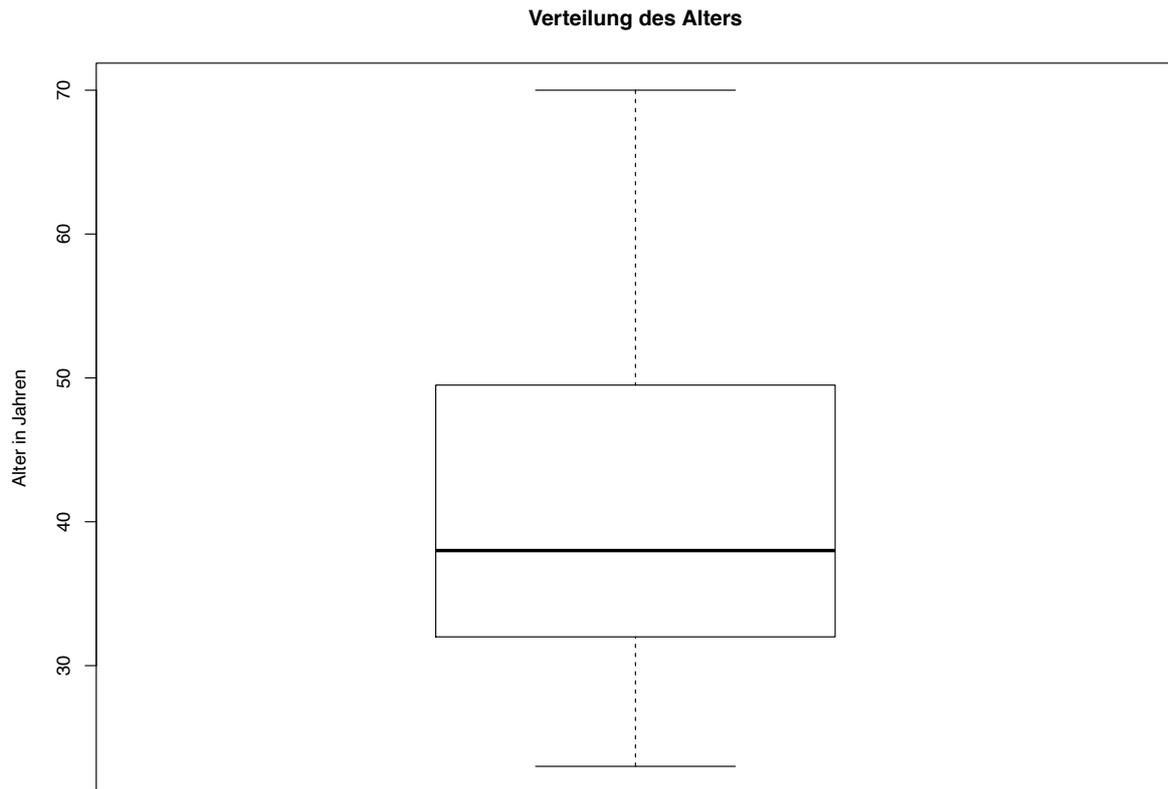


Abbildung 2: Boxplot zum Alter der LandwirtInnen

Quelle: eigene Darstellung

Gut zwei Drittel der befragten LandwirtInnen (70,01%) hatten einen landwirtschaftlichen Hochschulabschluss. Bei 36% der landwirtschaftlichen Betriebe findet innerhalb der nächsten fünf Jahre ein Generationswechsel statt. Die Umfrage hat sich ausschließlich an aktive LandwirtInnen gerichtet, sodass davon ausgegangen wird, dass der Großteil eine Betriebsleiterposition innehat und für Entscheidungen auf dem landwirtschaftlichen Betrieb verantwortlich ist.

Abbildung 3 kann entnommen werden, dass die Betriebsgröße von 10 bis 3000 ha reicht, weshalb der Gesamtmittelwert mit 518,51 Hektar vergleichsweise hoch ist. Aufgrund einiger Betriebe über 1000 ha ergibt sich eine Standardabweichung von 671,45. Die Datenpunkte weisen eine große Streuung um den Mittelwert auf.

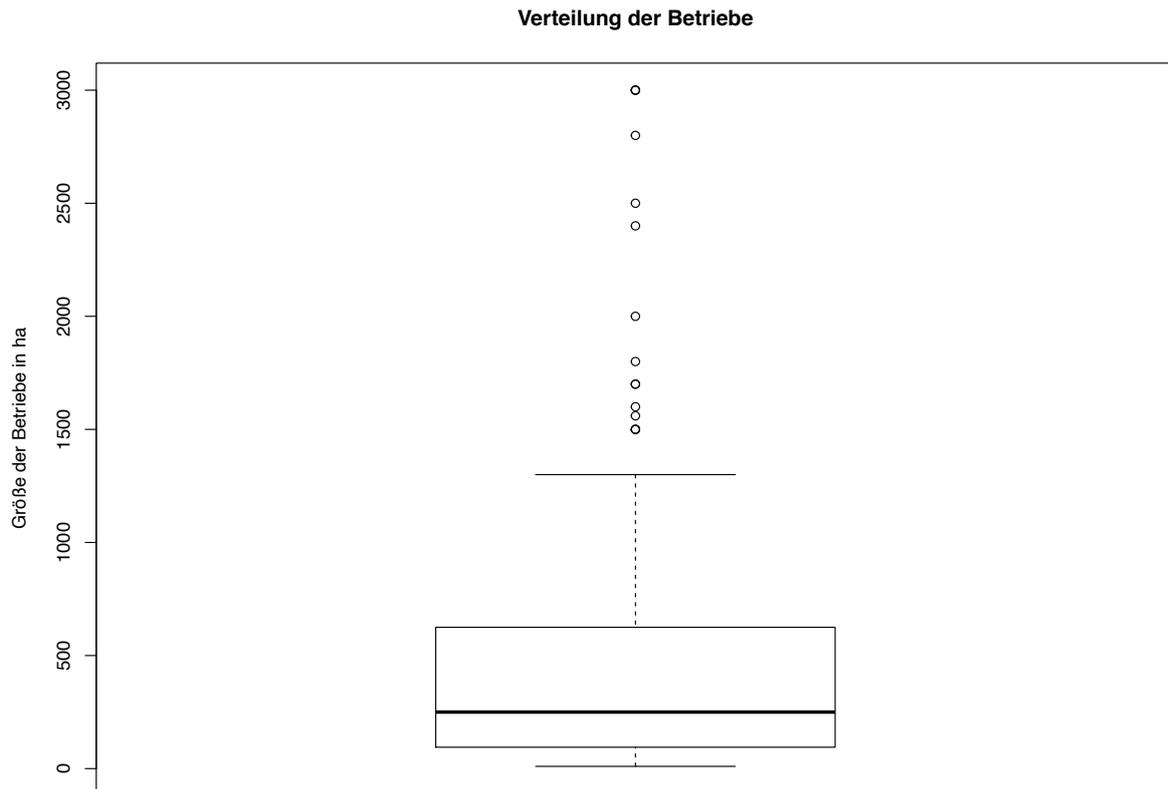


Abbildung 3: Boxplot zur Größe der Betriebe

Quelle: eigene Darstellung

Die Entfernung der Betriebe zur nächsten Großstadt mit über 100.000 EinwohnerInnen variiert von 0 bis 150 km, mit einem Mittelwert von knapp unter 50 Kilometer und einer Standardabweichung von 29,15. Insgesamt 95,54% der Betriebe geben an, dass sie regelmäßig ihre landwirtschaftlichen Erzeugnisse an den Landhandel, Mühlen, verarbeitende Industrie und andere LandwirtInnen verkaufen.

Abbildung 4 zeigt auf, dass die Anzahl der Landhandelsunternehmen, Mühlen, verarbeitende Industrie und anderen LandwirtInnen, mit denen die Befragten jährlich in Verhandlung treten, zwischen 1 und 20 potenziellen HandelspartnerInnen variiert. Im Durchschnitt geben die Befragten an mit vier unterschiedlichen HandelspartnerInnen landwirtschaftliche Erzeugnisse zu handeln.

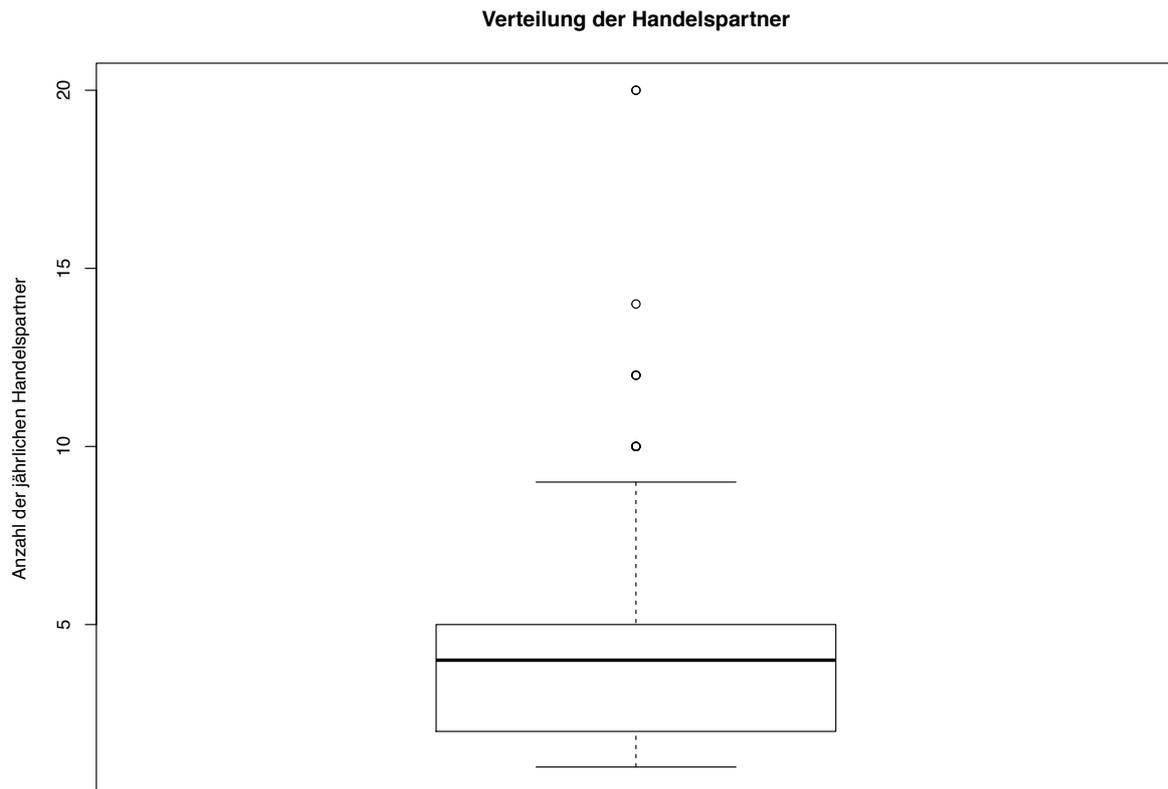


Abbildung 4: Boxplot zur Anzahl der Handelspartner

Quelle: eigene Darstellung

Alle 121 TeilnehmerInnen waren zum Zeitpunkt der Befragung im Besitz eines Smartphones. Durch Abbildung 5 wird ersichtlich, dass die LandwirtInnen im Durchschnitt seit 8,56 Jahre ein Smartphone besitzen. 114 (94,2%) TeilnehmerInnen verwenden landwirtschaftliche Apps.

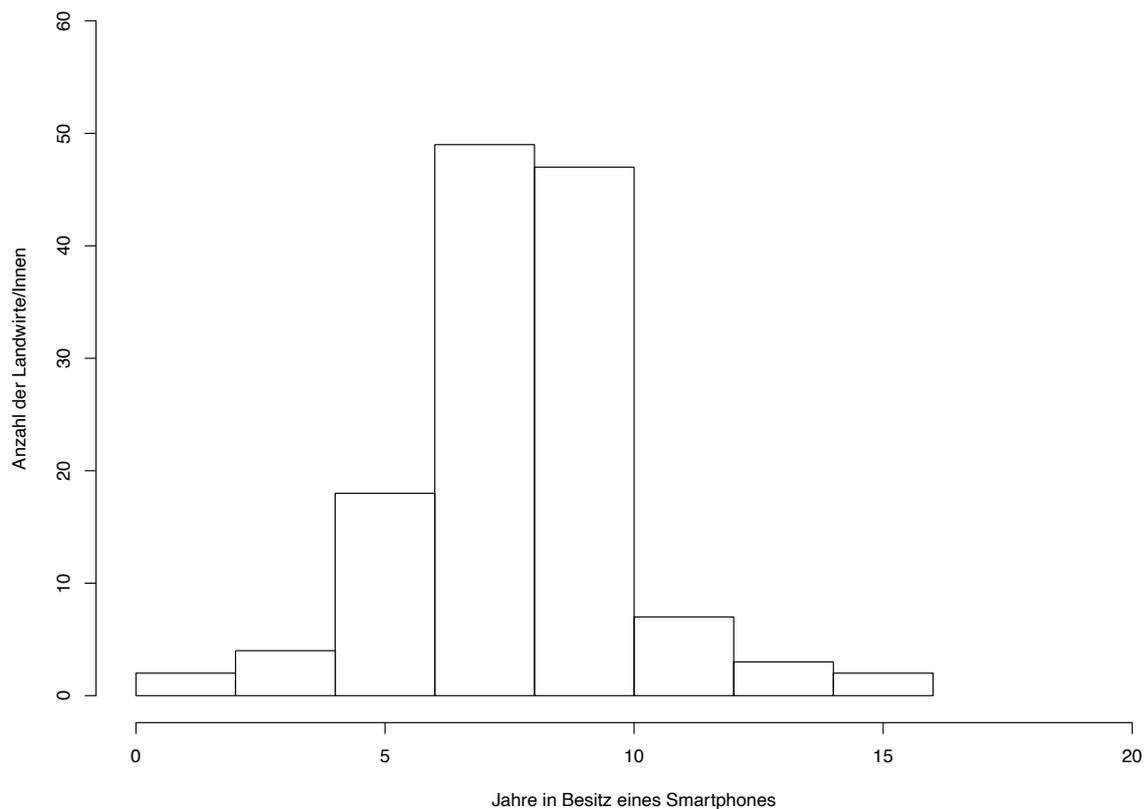


Abbildung 5: Besitz eines Smartphones in Jahren

Quelle: eigene Darstellung

Da es sich um eine Online-Umfrage handelt, kann davon ausgegangen werden, dass alle TeilnehmerInnen Zugang zum Internet haben, wobei knapp 15% der LandwirtInnen einen ausreichenden Internetanschluss durch Breitband, WiFi und mobile Daten für landwirtschaftliche Zwecke verneinen.

Die LandwirtInnen haben in den letzten drei Monaten zwischen 0 und 60 Mal online eingekauft und 84% der LandwirtInnen haben bereits online Betriebsmittel erworben, wodurch deren Online-Affinität untermauert werden kann. Die 101 LandwirtInnen, welche bereits online Betriebsmittel erworben haben, geben auf einer Likert-Skala von 1 – 5 (1 = gar nicht zufrieden, 5 = vollständig zufrieden) einen durchschnittlichen Wert von 3,57 auf die Frage an, inwieweit gute Erfahrung mit dem Online-Handel gemacht wurde.

Die LandwirtInnen wurden gefragt, ob sie bereit seien, sich kostenlos mit Ihren Betriebsangaben bei einer digitalen Getreidehandelsplattform zu registrieren, um diese für Marktdaten und Informationsbeschaffung (Preisentwicklung, Gesetzesänderungen, Handelsvolumen etc.) zu nutzen. Dies bestätigen knapp 85%

der LandwirtInnen (insgesamt 101). Die TeilnehmerInnen sind bereit eine Vermittlungsgebühr von 0,20 € pro gehandelte Tonne an eine digitale Getreidehandelsplattform zu zahlen, sofern es zu einem erfolgreichen abgeschlossenen Kontrakt kommt. Insgesamt sind 81,06% (98) der LandwirtInnen bereit für eine digitale Getreidehandelsplattform zu bezahlen.

Die Ergebnisse der Masterarbeit zeigen, dass etwa 58,02% der Befragten bezahlte Apps für unterschiedliche landwirtschaftliche Zwecke nutzen. Abbildung 6 ist zu entnehmen, dass sich die Kosten für verwendete landwirtschaftliche Tools auf 1 € bis 3500 € für das vergangene Betriebsjahr belaufen. Große Betriebe investieren meist mehr Geld als kleinere. Die Hälfte der Betriebe gibt weniger als 250 € für landwirtschaftliche Apps im Jahr aus. Der Mittelwert liegt bei etwa 434,21 € (Betriebe mit keinen Ausgaben sind nicht einberechnet).

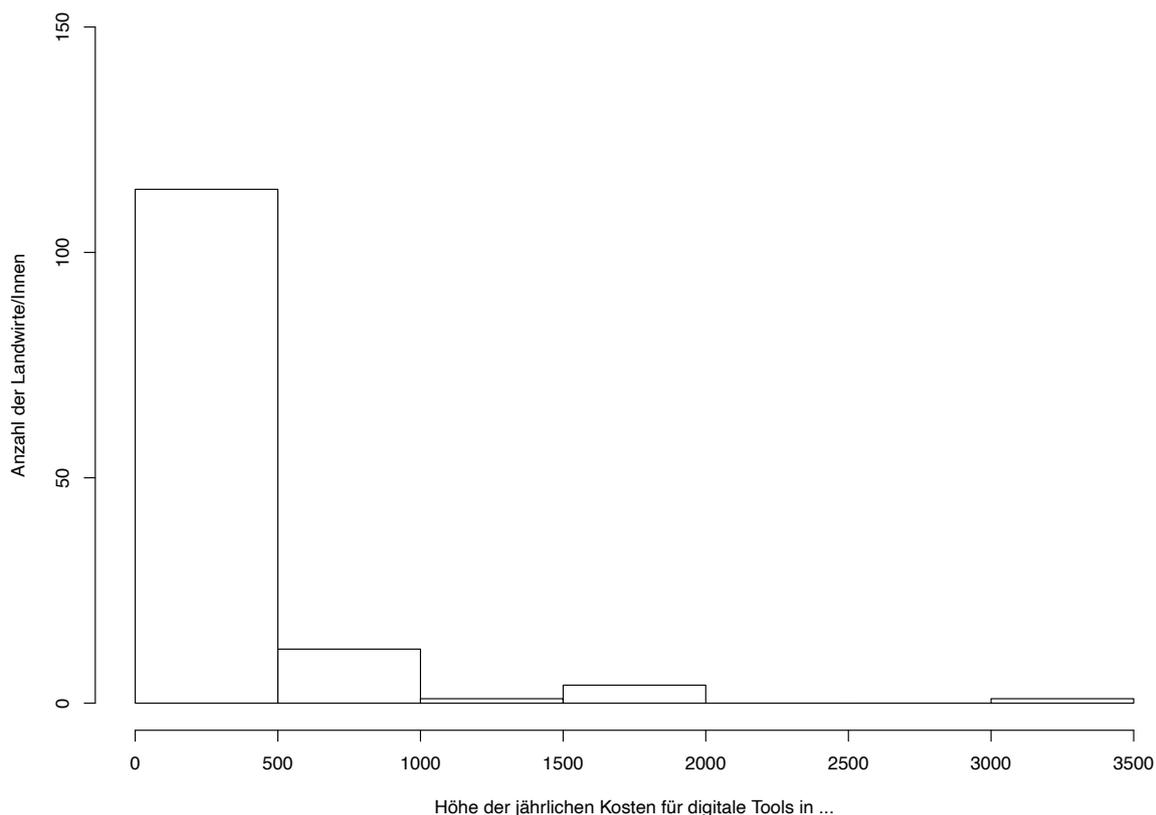


Abbildung 6: Jährliche Kosten für digitale Tools in €

Quelle: eigene Darstellung

12,21% der befragten LandwirtInnen glauben, dass eine digitale Getreidehandelsplattform keine Alternative zu ihren derzeitigen VerhandlungspartnerInnen ist. Weiter wurden die LandwirtInnen gefragt, ob sie eher

eine App verwenden würden, die hypothetisch von einer unabhängigen Regierungsbehörde oder eine privatwirtschaftliche Partnerschaft zertifiziert wurde. Insgesamt 37 der Befragten (30,53%) geben an, dass sie eine staatliche Partnerschaft für eine App als wichtig und nützlich empfinden. Wohingegen ein privatwirtschaftlicher Partner von 70 LandwirtInnen und somit von 58% der Befragten als wichtiger empfunden wird.

86% der befragten LandwirtInnen antworten, dass sie eine Empfehlung von FreundInnen bei der Einführung für eine neue technologische Innovation als nützlich empfinden. Darüber hinaus befürworten 69% (83 LandwirtInnen), dass ihnen zusätzlich eine Online-Rezension anderer KundInnen wichtig ist. Geht es um die betrieblichen Daten, haben 49% (60 LandwirtInnen) Sorgen in Bezug auf die Sicherheit und Weitergabe ihrer Daten an ein digitales Tool. Bei den persönlichen Daten hingegen sind es 45% (54 LandwirtInnen).

Für das wahrgenommene Potential, die Reichweite der möglichen VertragspartnerInnen zu erhöhen, liegt der Mittelwert bei 3,85 auf der Likert-Skala, mit einer Standardabweichung von 0,88. Die Tendenz geht in Richtung "teilweise richtig". Das Potenzial zur Verbesserung der eigenen Gewinne durch den Verkauf der Erzeugnisse über die digitale Getreidehandelsplattform, wird auf der Likert-Skala mit einem Durchschnitt von 3,27 (Standardabweichung 0,79) angegeben.

Abschließend wird anhand einer Korrelationsanalyse ein erster Blick auf die bivariaten Zusammenhänge zwischen den in der Regressionsanalyse verwendeten Variablen geworfen. Dadurch lässt sich potentielle Multikollinearität zwischen unabhängigen Variablen erkennen. Multikollinearität im Kontext einer Regressionsanalyse tritt auf, wenn zwei oder mehr erklärende Variablen eine starke Korrelation miteinander haben (vgl. VON AUER, 2016). Ist dies der Fall, ist auf der einen Seite die Modellinterpretation nicht mehr eindeutig. Auf der anderen Seite wird das Verfahren zur Schätzung der Regressionskoeffizienten instabil sowie Aussagen zur Schätzung der Regressionskoeffizienten zunehmend ungenau (vgl. VON AUER, 2016).

Weitere Testverfahren werden in den darauffolgenden Kapiteln besprochen und sämtliche Werte sind dem Anhang zu entnehmen. Vorweg kann durch *Abbildung 7* bereits erwähnt werden, dass die Werte nahezu alle unter einem kritischen Wert von

0,5² liegen und ausgeschlossen werden kann, dass ein zugrundeliegender Faktor durch zwei Variablen im Modell doppelt gemessen wird (vgl. z.B. SCHNEIDER, 2007).

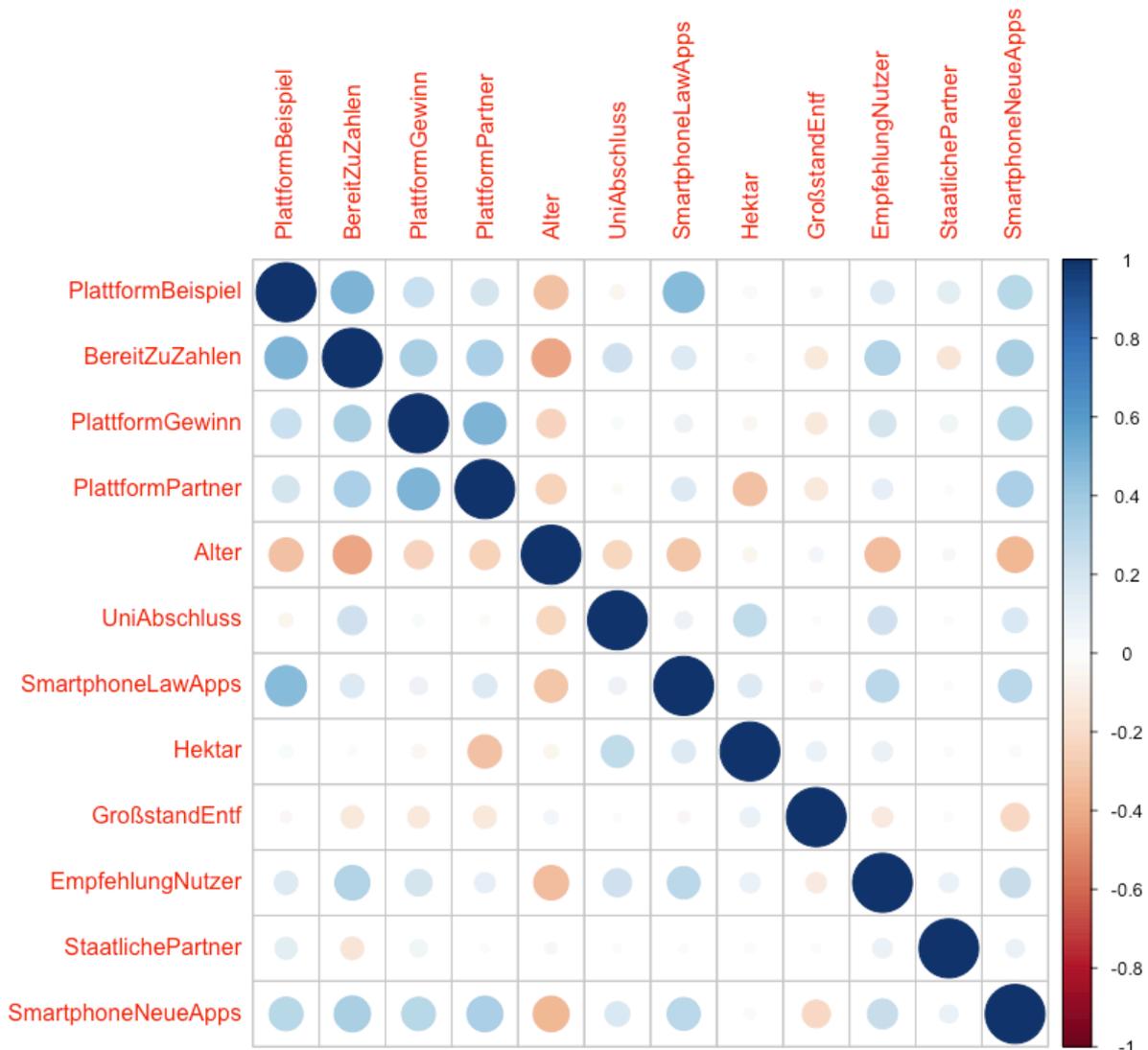


Abbildung 7: Korrelationsmatrix

Quelle: eigene Darstellung aus R-Studio

5.2 Ergebnisse des binominalen Logit Modells der Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen

Die Schätzergebnisse sind in allen ökonometrischen Modellen mit binären abhängigen Variablen sehr ähnlich. Dies bedeutet, dass die Vorzeichen der Parameterschätzwerte ausgenommen der Variable „Hektar“, identisch sind und dieselben erklärenden Variablen einen signifikanten Effekt haben. Das ist ein erster Indikator für die Robustheit der Modellergebnisse. Allerdings sind die Regressionskoeffizienten

² Tabelle 12 im Anhang

aufgrund unterschiedlicher Schätzverfahren der durchschnittlichen marginalen Wahrscheinlichkeitseffekte, oder der marginalen Wahrscheinlichkeitseffekte, am arithmetischen Mittel der erklärenden Variablen über alle Beobachtungen nicht direkt vergleichbar (siehe Kapitel 4).

Ergebnis der statistischen Tests

Zur Überprüfung der abgeleiteten Hypothesen für die beiden abhängigen Variablen wird jeweils ein binomiales Logit Modell gemäß Formel 10 geschätzt. Die abhängige Variable Akzeptanz wird nachfolgend durch Modell 1 beschrieben, die Zahlungsbereitschaft durch Modell 2. Die Modelle werden mit den Ergebnissen eines OLS und Probit Modells verglichen, um zu eruieren inwieweit die Annahme einer unterschiedlichen Verteilung des Fehlerterms, die Modellergebnisse beeinflusst. Die Ergebnisse sind in Tabelle 2 und Tabelle 6 dargestellt, wobei schwerpunktmäßig auf die Ergebnisse der Logit-Modelle eingegangen wird.

Der Likelihood-Quotienten-Test (engl. Likelihood ratio test) des Modells 1 ist statistisch signifikant ($\chi^2(11) = 57,05$ und $p = 0,000$). Modell 2 ist ebenfalls mit $\chi^2(10) = 49,01$ und $p = 0,000$ statistisch signifikant, wobei die Nullhypothese dass alle Koeffizienten Null sind, nicht unterstützt wird.

Um die Anpassungsgüte der beiden Modelle zu bewerten, wird der Hosmer-Lemeshow-Chi-Quadrat-Test durchgeführt. Mit einem p-Wert von 0,41 ($\chi^2(8) = 8,17$) bei Modell 1 und einem p-Wert von 0,24 ($\chi^2(8) = 10,26$) bei Modell 2 wird die Nullhypothese unterstützt. Dabei sind die erwarteten und beobachteten Ergebnisse konsistent. Da der p-Wert nicht signifikant ist, beweist der Test nicht, dass das Modell von geringer Aussagekraft ist.

Ein jeweiliger Klassifikationstest ergibt, dass Modell 1 91,73% und Modell 2 80,99% der Antworten, bezogen auf die abhängigen Variablen, korrekt klassifiziert.

Die berechneten Pseudo-R²-Werte von 0,67 in Modell 1 und 0,55 in Modell 2 zeigen eine gute Erklärungskraft der Modelle an. Umso näher dieser Wert an 1 liegt, desto mehr Varianz der abhängigen Variable kann durch die unabhängigen Variablen erklärt werden.

Um die Multikollinearität zu testen, wird der mittlere Varianz-Inflationsfaktor berechnet. Ein Wert von mehr als 10 würde eine Multikollinearität zwischen den erklärenden Variablen implizieren (CURTO & PINTO, 2011). Bei einem mittleren

Varianzinflationsfaktor von 1,62³ in Modell 1 (zwischen 1,35 und 2,17) für die im Modell enthaltenen Variablen wird angenommen: Es liegt keine Multikollinearität zwischen den erklärenden Variablen vor. Bei Modell 2, mit einem mittleren Varianzinflationsfaktor von 1,43⁴ (zwischen 1,18 und 2,05), wird die selbe Annahme getroffen.

Ein Vergleich von OLS-, Logit- und Probit-Modell zeigt, dass die Ergebnisse relativ robust in Bezug auf die Modellwahl sind. Im Anhang (Abbildung 10) sind weitere Diagnostik-Plots des Modells einzusehen. Das Akaike Informationskriterium (*akaike information criterion / AIC*) ist ein Maß der relativen Qualität der Modelle, bei dem einerseits die Anzahl der Terme im Modell und andererseits die Anpassung berücksichtigt wird. Je kleiner das AIC, desto besser ist das Modell an die Daten angepasst (FAHRMEIR et al., 2007)

Vergleich der Ergebnisse aus Modell 1 und Modell 2

Die Beurteilung der Hypothesen erfolgt durch die in Kapitel 4.4.3. beschriebenen Marginalen Effekten. Alle Ergebnisse sind der Tabelle 5 und 9 zu entnehmen.

Die Variable "PlattformGewinn" ist auf dem 10%-Niveau statistisch signifikant. Dies bedeutet, dass eine zusätzliche Einheit des wahrgenommenen Potentials der Gewinnsteigerung die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz im Durchschnitt, *ceteris paribus*, um 0,061 erhöht. Die Variable ist in Modell 2 ebenfalls auf 10%-Niveau statistisch signifikant. Somit erhöht eine zusätzliche Einheit des wahrgenommenen Potentials zur Steigerung des Gewinns die Wahrscheinlichkeit einer positiven Zahlungsbereitschaft im Durchschnitt, *ceteris paribus*, um 0,077. Hypothese 1a wird in beiden Modellen unterstützt.

Die Variable "PlattformPartner" hat keinen statistisch signifikanten Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz. Der geschätzte marginale Effekt ist zwar leicht positiv, jedoch kann H1b nicht unterstützt werden. In Modell 2 zeigt der durchschnittliche marginale Effekt für die Variable "PlattformPartner" an, dass eine Erhöhung um eine Einheit des wahrgenommenen Potentials zur größeren Reichweite an VertragspartnerInnen führt. Dies erhöht die Wahrscheinlichkeit einer positiven Zahlungsbereitschaft im Durchschnitt um 0,061 (*ceteris paribus*). Die Variable ist auf

³ Tabelle 9

⁴ Tabelle 14

dem 10%-Niveau statistisch signifikant. Dementsprechend wird in Modell 2 die H1b unterstützt.

Die Ergebnisse des ersten Logit Modells implizieren weiter, dass eine Erhöhung des Alters der LandwirtInnen um ein Jahr, die Wahrscheinlichkeit für eine positive Akzeptanz um durchschnittlich 0,004 verringert, während alle anderen Faktoren konstant bleiben. Mit anderen Worten: die Akzeptanz nimmt für eine digitale Getreidehandelsplattform alle 10 Lebensjahre um knapp 4% ab. Dieses Ergebnis ist auf dem Niveau von 10% statistisch signifikant. Damit wird die Hypothese 2a unterstützt, dass das Alter einen negativen Einfluss auf die Akzeptanz hat. In Modell 2 hat diese Variable keinen statistisch signifikanten Einfluss auf die Zahlungsbereitschaft. H2a kann in diesem Modell nicht unterstützt werden.

Ein landwirtschaftlicher Hochschulabschluss hat weder einen statistisch signifikanten Einfluss auf die Akzeptanz, noch auf die Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform. Ein universitärer landwirtschaftlicher Hochschulabschluss erhöht dadurch nicht die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft *ceteris paribus*. Hypothese H2b kann folglich nicht unterstützt werden.

Vorkenntnisse über vorhandene landwirtschaftliche Apps, sowie deren Nutzung, erhöhen die Wahrscheinlichkeit einer positiven Nutzungsakzeptanz im Durchschnitt um 0,23, während alle anderen Faktoren konstant bleiben. H2c wird auf dem Signifikanzniveau von 1% unterstützt. Diese Annahme kann in Modell 2 nicht bestätigt werden. Hier haben Vorkenntnisse keinen statistisch signifikanten Einfluss auf die Zahlungsbereitschaft. Dementsprechend wird in diesem Fall die Hypothese 2c nicht unterstützt.

Die Variable "Hektar", welche die Betriebsgröße widerspiegelt, ist in den beiden angeführten Modellen auf keiner Ebene statistisch signifikant. Daraus lässt sich schlussfolgern, dass ein zusätzlicher Hektar Land die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft, *ceteris paribus*, nicht erhöht. Folglich kann die Hypothese H2d nicht unterstützt werden.

Die Entfernung zur nächstgrößeren Stadt, mit mindestens 100.000 EinwohnerInnen, hat ebenfalls keinen statistisch signifikanten positiven Einfluss auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform. Hypothese H2e kann in beiden Modellen nicht unterstützt werden.

Eine Empfehlung von FreundInnen und Bekannten hat sowohl statistisch signifikanten positiven Einfluss auf die Akzeptanz, als auch auf die Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform. Sofern die LandwirtInnen Wert auf Empfehlungen ihres Umkreises legen, erhöht sich dadurch die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz im Durchschnitt um 0,129, ceteris paribus. Ähnlich erhöht sich die Wahrscheinlichkeit einer positiven Zahlungsbereitschaft um durchschnittlich 0,123, während alle anderen Faktoren konstant bleiben. Hypothese 2f wird jeweils auf dem Signifikanzniveau von 5% unterstützt.

Die Variable „StaatlichePartner“ führt in den vorliegenden Daten bei Modell 1 zu keinem statistisch signifikanten Einfluss auf die Akzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform. Hypothese 2g kann deshalb nicht bestätigt werden. Dahingegen impliziert Modell 2 eine statistisch signifikante Abnahme der Wahrscheinlichkeit einer positiven Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform um 0,118. Das Ergebnis ist auf dem Niveau von 5% statistisch signifikant, weshalb die Hypothese 2g nicht unterstützt werden kann.

Die Variable "SmartphoneNeueApps" liefert Informationen darüber, inwieweit die Nutzungsakzeptanz für eine Getreidehandelsplattform mit der Innovationsaffinität der LandwirtInnen zusammenhängt. Nach den Schätzungen des Logit Modells 1 ist die Akzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform umso höher, je höher die Affinität der LandwirtInnen für Innovation ist. Mit anderen Worten: der positive durchschnittliche marginale Effekt zeigt, dass eine zusätzliche Einheit, die von den LandwirtInnen selbst wahrgenommene digitale Affinität, die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz im Durchschnitt, ceteris paribus, um 0,065 erhöht. Die Variable ist auf dem 5%-Niveau statistisch signifikant. Um ein Beispiel zu geben: eher digital-affine LandwirtInnen (4 auf der Likert-Skala) haben eine um 26,24%ige höhere Wahrscheinlichkeit ($= 4 \times 6,56$) sich bei der Plattform anzumelden, als nicht digital affine LandwirtInnen. Somit kann die Hypothese 2h akzeptiert werden.

Tabelle 2: Regressionskoeffizienten Modell 1: Akzeptanz

=====			
Modell 1: PlattformBeispiel			
	OLS	Logit Modell	Probit Modell
	1.1.	1.2.	1.3.

PlattformGewinn	0.047 (0.035)	1.235* (0.709)	0.672* (0.371)
PlattformPartner	0.004 (0.036)	0.047 (0.634)	0.003 (0.332)
Alter	-0.006*** (0.002)	-0.078** (0.037)	-0.043** (0.020)
UniAbschluss	-0.099* (0.058)	-2.132 -1.503	-1.172 (0.766)
SmartphoneLawApps	0.624*** (0.114)	4.675*** -1.653	2.607*** (0.864)
Hektar	-0.00002 (0.00004)	0.0003 (0.001)	0.0001 (0.0004)
GroßstandEntf	0.002** (0.001)	0.027 (0.017)	0.016* (0.009)
EmpfehlungFreund	0.238*** (0.074)	2.616** -1.097	1.371** (0.581)
StaatlichePartner	0.052 (0.052)	1.399 -1.368	0.826 (0.703)
SmartphoneNeueApps	0.062** (0.028)	1.327** (0.606)	0.719** (0.318)
Constant	-0.054 (0.240)	-8.216* -4.447	-4.430* -2.397

Beobachtungen	121	121	121
R2 / Pseudo-R2-Wert	0.472	0,676	0.676
Angepasstes R ²	0.423		
Log Likelihood	-5.210	-20.581	-20.398
Akaike Informationskriterium	34.420	63.163	62.795
Standardfehler Residuen	0.265 (df = 110)		
F Statistik	9.815*** (df = 10; 110)		
=====			
Hinweis:	*p<0.1;	**p<0.05;	***p<0.01
Quelle: eigene Darstellung			

Tabelle 3: Ergebnisse des binominalen Logit Modells der Akzeptanz für digitale Getreidehandelsplattformen

Variable	Definition	Signifikanz Niveau	AME	Hypothesenüberprüfung
PlattformGewinn	Wahrgenommener zusätzlicher Gewinn	10%	Eine zusätzliche Einheit des wahrgenommenen Potentials der Gewinnsteigerung erhöht die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz im Durchschnitt, ceteris paribus, um 0,0611	Hypothese 1a kann unterstützt werden
PlattformPartner	Wahrgenommene zusätzliche Reichweite	/	Kein statistisch signifikanter Einfluss	Hypothese 1b kann nicht unterstützt werden
Alter	Alter in Jahren	10%	Die Akzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform nimmt alle 10 Lebensjahre um 3,9% ab (Wahrscheinlichkeit nimmt um 0,04 ab)	Hypothese 2a kann unterstützt werden
Uniabschluss	Unitärer Abschluss	/	Kein statistisch signifikanter Einfluss	Hypothese 2b kann nicht unterstützt werden
SmartphoneLawApps	Vorkenntnisse im Online-Handel	1%	Vorkenntnisse über landwirtschaftliche Apps erhöhen die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz im Durchschnitt um 0,23 (c.p.)	Hypothese 2c kann unterstützt werden

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 4: Fortsetzung: Ergebnisse des binominalen Logit Modells der Akzeptanz für digitale Getreidehandelsplattformen

Variable	Definition	Signifikanz Niveau	AME	Hypothesenüberprüfung
Hektar	Landwirtschaftliche Betriebsgröße	/	Kein statistisch signifikanter Einfluss	Hypothese 2d kann nicht unterstützt werden
GroßstandEntf	Entfernung zur nächsten Großstadt (>100.000 EinwohnerInnen)	/	Kein statistisch signifikanter Einfluss	Hypothese 2e kann nicht unterstützt werden
EmpfehlungFreund	Empfehlung von Freundinnen / Bekannten	5%	Empfehlungen eines Bekannten erhöht die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz im Durchschnitt um 0,129, ceteris paribus	Hypothese 2f kann unterstützt werden
StaatlichePartner	Zertifizierung oder Partnerschaft staatlicher Organisationen	/	Kein statistisch signifikanter Einfluss	Hypothese 2g kann nicht unterstützt werden
SmartphoneNeueApps	Digitale Affinität gegenüber neuen digitalen Tools	5%	Eine zusätzliche Einheit der LandwirtInnen selbst wahrgenommener digitaler Affinität, erhöht die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz im Durchschnitt, ceteris paribus, um 0,065	Hypothese 2h kann unterstützt werden

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 5: Ergebnisse des Binomial-Logit Modells der Akzeptanz für digitale Getreidehandelsplattform. Marginale Effekte werden als durchschnittliche marginale Effekte berechnet

Variablen	AME	SE	z	p	lower	upper
Alter	-0.0039	0.0017	-23.195	0.0204	-0.0072	-0.0006
EmpfehlungFreund	0.1295	0.0495	26.135	0.0090	0.0324	0.2266
GroßstandEntf	0.0013	0.0008	16.478	0.0994	-0.0002	0.0029
Hektar	0.0000	0.0000	0.3476	0.7281	-0.0001	0.0001
PlattformGewinn	0.0611	0.0340	17.974	0.0723	-0.0055	0.1278
PlattformPartner	0.0023	0.0314	0.0740	0.9410	-0.0592	0.0639
SmartphoneLawApps	0.2314	0.0684	33.841	0.0007	0.0974	0.3654
SmartphoneNeueApps	0.0656	0.0276	23.760	0.0175	0.0115	0.1198
StaatlichePartner	0.0693	0.0665	10.411	0.2978	-0.0611	0.1996
UniAbschluss	-0.1055	0.0722	-14.623	0.1437	-0.2470	0.0359

Quelle: eigene Darstellung

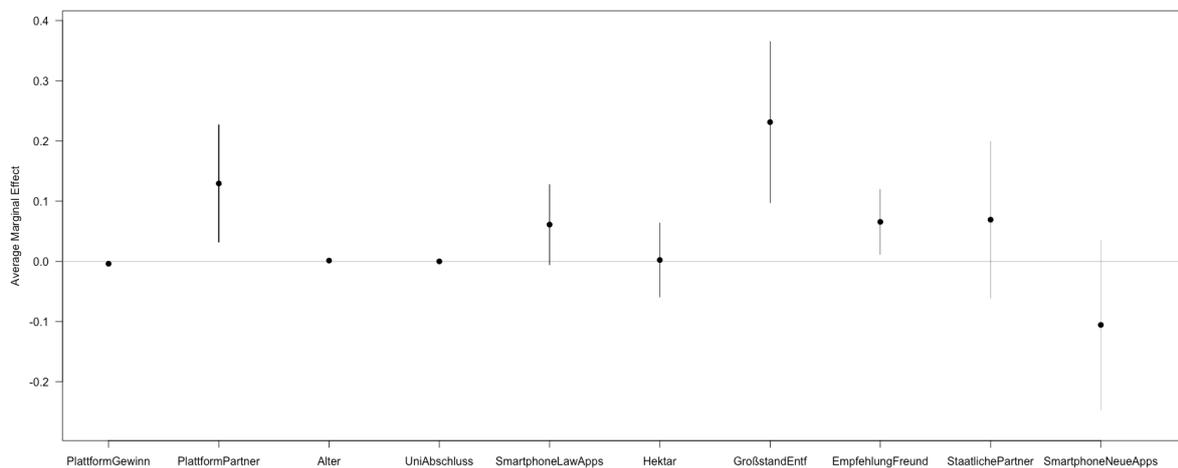


Abbildung 8: Durchschnittliche marginale Effekte (Akzeptanz)

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 6: Regressionskoeffizienten Modell 2: Zahlungsbereitschaft

=====			
Modell 2: BereitZuZahlen			
	OLS	Logit Modell	Probit Modell
	2.1.	2.2.	2.3.

PlattformGewinn	0.077* (0.041)	0.994* (0.539)	0.488* (0.289)
PlattformPartner	0.078** (0.038)	0.792* (0.460)	0.510** (0.255)
Alter	-0.007*** (0.003)	-0.061 (0.038)	-0.034* (0.020)
UniAbschluss	0.111* (0.065)	0.543 (0.761)	0.271 (0.420)
SmartphoneLawApps	-0.076 (0.131)	-1.205 -1.346	-0.634 (0.761)
GroßstandEntf	-0.0002 (0.001)	-0.007 (0.011)	-0.005 (0.006)
EmpfehlungNutzer	0.167** (0.068)	1.589** (0.789)	0.918** (0.428)
StaatlichePartner	-0.173*** (0.061)	-1.524** (0.761)	-0.932** (0.404)
SmartphoneNeueApps	0.038 (0.032)	0.128 (0.413)	0.058 (0.216)
Constant	0.399 (0.264)	-1.066 -3.810	-0.585 -2.046

Beobachtungen	121	121	121
R2 / Pseudo-R2-Wert	0.400	0,553	0,553
Angepasstes R ²	0.351		
Log Likelihood	-23.290	-31.331	-31.198
Akaike Informationskriterium	68.581	82.662	82.395
Standardfehler der Residuen	0.306 (df = 111)		
F Statistik	8.226*** (df = 9; 111)		
=====			
Hinweis:	*p<0.1;	**p<0.05;	***p<0.01
Quelle: eigene Darstellung			

Tabelle 7: Ergebnisse des binominalen Logit Modells der Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen

Variable	Definition	Signifikanz Niveau	AME	Hypothesenüberprüfung
PlattformGewinn	Wahrgenommener zusätzlicher Gewinn	10%	Zusätzliche Einheit des wahrgenommenen Potentials zur Steigerung des Gewinns erhöht die Wahrscheinlichkeit einer positiven Zahlungsbereitschaft im Durchschnitt, c.p., um 0,077	Hypothese 1a kann unterstützt werden
PlattformPartner	Wahrgenommene zusätzliche Reichweite	10%	Eine Erhöhung um eine Einheit des wahrgenommenen Potentials zur größeren Reichweite an VertragspartnerInnen erhöht die Wahrscheinlichkeit einer positiven Zahlungsbereitschaft im Durchschnitt um 0,061 (c. p.)	Hypothese 1b kann unterstützt werden
Alter	Alter in Jahren	/	Kein statistisch signifikanter Einfluss	Hypothese 2a kann nicht unterstützt werden
Uniabschluss	Unitärer Abschluss	/	Kein statistisch signifikanter Einfluss	Hypothese 2b kann nicht unterstützt werden
SmartphoneLawApps	Vorkenntnisse im Online-Handel	/	Kein statistisch signifikanter Einfluss	Hypothese 2c kann nicht unterstützt werden

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 8: Fortsetzung: Ergebnisse des binominalen Logit Modells der Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen

Variable	Definition	Signifikanz Niveau	AME	Hypothesenüberprüfung
GroßstandEntf	Entfernung zur nächsten Großstadt (>100.000 EinwohnerInnen)	/	Kein statistisch signifikanter Einfluss	Hypothese 2e kann nicht unterstützt werden
EmpfehlungFreund	Empfehlung FreundInnen / Bekannten	5%	Empfehlung von Bekannten erhöht die Wahrscheinlichkeit für eine positive Zahlungsbereitschaft um durchschnittlich 0,123 c.p.	Hypothese 2f kann unterstützt werden
StaatlichePartner	Zertifizierung oder Partnerschaft staatlicher Organisationen	5%	Eine staatliche Kooperation führt zu einer statistisch signifikanten Abnahme der Zahlungsbereitschaft um 0,118 c.p.	Hypothese 2g kann somit abgelehnt werden
SmartphoneNeueApps	Digitale Affinität gegenüber neuen digitalen Tools	/	Kein statistisch signifikanter Einfluss	Hypothese 2h kann nicht unterstützt werden

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 9: Ergebnisse des Binomial-Logit Modells der Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattform. Marginale Effekte werden als durchschnittliche marginale Effekte berechnet

Variablen	AME	SE	z	p	lower	upper
Alter	-0.0047	0.0029	-16.072	0.1080	-0.0104	0.0010
EmpfehlungNutzer	0.1231	0.0577	21.335	0.0329	0.0100	0.2362
GroßstandEntf	-0.0006	0.0008	-0.6835	0.4943	-0.0022	0.0011
PlattformGewinn	0.0770	0.0398	19.347	0.0530	-0.0010	0.1551
PlattformPartner	0.0613	0.0341	18.002	0.0718	-0.0054	0.1281
SmartphoneLawApps	-0.0934	0.1038	-0.8998	0.3682	-0.2967	0.1100
SmartphoneNeueApps	0.0099	0.0319	0.3118	0.7552	-0.0526	0.0724
StaatlichePartner	-0.1181	0.0562	-21.025	0.0355	-0.2282	-0.0080
UniAbschluss	0.0421	0.0582	0.7231	0.4696	-0.0720	0.1561

Quelle: eigene Darstellung

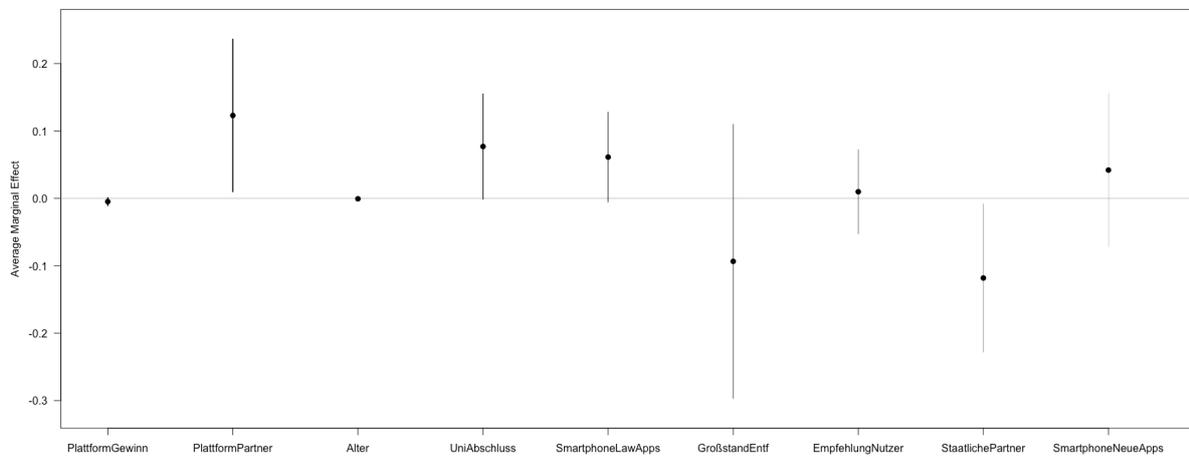


Abbildung 9: Durchschnittliche marginale Effekte (Zahlungsbereitschaft)

Quelle: eigene Darstellung

6 Diskussion der Ergebnisse

In der Masterarbeit wurden Daten über die Eigenschaften und Präferenzen von LandwirtInnen in Deutschland gesammelt, um zwei Modelle zu schätzen, welche die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaften für digitale Getreidehandelsplattformen ermittelten. Da bis dato keine vergleichbaren Studien mit LandwirtInnen durchgeführt wurden, können die einzelnen Ergebnisse nur bedingt mit Resultaten anderer Studien verglichen werden. Primär wurden in vorhergehenden Kapiteln Studien herangezogen, welche sich mit der Betriebsmittelbeschaffung und der Digitalisierung in der Landwirtschaft auseinandergesetzt haben, da hier Parallelen gezogen werden können.

6.1 Diskussion des binominalen Logit Modells der Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen

Beim OLS-Modell können die Koeffizienten im Gegensatz zu den binären Variablen direkt als marginaler Effekt interpretiert werden. Aufgrund der Limitation des Modells ist dieses zur Vollständigkeit angeführt und verdeutlicht wie konsistent sich die meisten signifikanten Variablen durch alle drei Modelle ziehen. Bei Betrachtung der Regressionskoeffizienten lässt sich erkennen, dass bspw. das Alter („Alter“) in allen drei Modellen einen negativen Effekt hat. Auf der anderen Seite haben die Anwendung bereits vorhandener landwirtschaftlicher Apps („SmartphoneLawApps“), die Empfehlung von FreundInnen, Bekannten („EmpfehlungFreund“) und die Innovationsaffinität („SmartphoneNeueApps“) in allen Modellen positive Effekte.

Ergänzend zu dem aufgeführten Modell wurde ein weiteres geschätzt, in dem die numerischen unabhängigen Variablen Hektar („Hektar“) und Großstadtentfernung („GroßstadtEntf“) logarithmiert in das Modell eingehen, da es bei den Werten laut der deskriptiven Statistik eine große Streuung (bzw. einige Ausreißer) gibt. Durch Logarithmierung können etwaige negative Effekte von Ausreißern auf die Regressionsgleichung verringert werden (vgl. WOOLDRIDGE, 2012). Da sich die Ergebnisse dadurch kaum verändern, wird das Modell nicht weiter berücksichtigt aber im Anhang (Tabelle 21 und 22) aufgeführt.

Bei der Beobachtung der Daten des zweiten Logit Modells bzgl. der Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform ist zu erkennen, dass wesentlich weniger unabhängige Variablen ein statistisches Signifikanzniveau aufweisen, als im ersten Logit Modell. Es ist anzunehmen, dass die Akzeptanz eines solchen Tools mit einer anschließenden Zahlungsbereitschaft nicht in direkten Zusammenhang gebracht werden kann, obwohl dies in der deskriptiven Statistik noch den Anschein gemacht hat. Hier sagen 97 LandwirtInnen, dass sie sowohl das Tool für den Informationsgebrauch nutzen würden und auch bereit wären eine Vermittlungsprovision in Höhe von 0,20 € zu zahlen. Zehn LandwirtInnen geben an, dass sie weder Interesse an einer digitalen Getreidehandelsplattform haben noch bereit wären, eine anfallende Provisionsgebühr bei erfolgreich abgeschlossenem Kontrakt zu zahlen. Weiter sind 15 LandwirtInnen bereit, das Tool zu nutzen, aber keine Geschäfte über die digitale Getreidehandelsplattform abzuwickeln. Fraglich zu interpretieren sind die letzten 10 LandwirtInnen, welche nicht das Tool nutzen wollen, aber bei einem erfolgreich abgeschlossenem Kontrakt bereit wären eine Provisionsgebühr zu zahlen. Es wurde im Vorhinein davon ausgegangen, dass diese Anzahl an LandwirtInnen eher gegen Null tendieren würde. Eine mögliche Interpretation der Daten lässt den Schluss zu, dass es sich um LandwirtInnen handelt, welche sich gegen die Einführung eines digitalen Prozess in ihren vorhandenen Strukturen sträuben, jedoch gerne einen besseren Preis erzielen wollen, sofern sie sich nicht selbst darum kümmern müssen.

Letztlich decken sich bei den beiden abhängigen Variablen nur die unabhängigen Variablen zum Alter und die des potenziell erwarteten zusätzlichen Gewinns. Ergänzend lässt sich ein marginaler Effekt für die Anzahl der HandelspartnerInnen und Partnerschaften im Modell erkennen.

Variable Gewinnsteigerung

Die Variable "PlattformGewinn" ist jeweils auf dem 10%-Niveau statistisch signifikant, was bedeutet, dass eine zusätzliche Einheit des wahrgenommenen Potentials der Gewinnsteigerung die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz im Durchschnitt, um 0,061 erhöht. Die Wahrscheinlichkeit einer positiven Zahlungsbereitschaft wird um 0,077 erhöht. Hypothese 1a wird somit in beiden Modellen unterstützt.

Ähnlich wie bei BONKE et al., (2018) steht dieses Ergebnis im Einklang mit EVANS et al. (2017) und ROSE et al. (2018), die betonen, dass der Nachweis der finanziellen

Vorteile, die sich aus der Anwendung eines digitalen Tools ergeben wichtig sind, um die Akzeptanz von und Zahlungsbereitschaft für SFT zu erhöhen. Daher ist es plausibel anzunehmen, dass die LandwirtInnen intrinsisch motiviert sind, erhöhte Gewinne zu erzielen. Dadurch erklärt sich die erhöhte Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft mit zunehmendem wahrgenommenem Potential zur Verbesserung des eigenen Gewinns. Des Weiteren können die Ergebnisse von KIM et. al. (2012), dass der Preis ein Hauptmotiv für den Online-Handel ist, bestätigt werden. Die Ergebnisse decken sich mit der zitierten Forschung von BATTE und ERNST (2007), welche ähnliche Ergebnisse im agrarökonomischen Kontext prognostizieren. Darüber hinaus unterstützt dieses Ergebnis die Annahme, dass die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für neue digitale Tools nicht allein von wirtschaftlichen Faktoren abhängig ist (SPASH et al., 2009). Die meisten digitalen Getreidehandelsplattformen sind bis dato noch umsonst und verlangen von ihren NutzerInnen keinerlei Provisionsgebühr. Daher wird spannend zu beobachten, ob LandwirtInnen trotz Gebühren einer digitalen Getreidehandelsplattform, gute Preise erzielen können.

Variable Erhöhung der Reichweite

Die Variable "PlattformPartner" hat keinen statistisch signifikanten Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz. Der geschätzte marginale Effekt ist leicht positiv, jedoch kann H1b in Modell 1 nicht unterstützt werden. In Modell 2 hingegen zeigt der durchschnittliche marginale Effekt für die Variable an, dass eine Erhöhung um eine Einheit des wahrgenommenen Potenzials zur höheren Anzahl an VertragspartnerInnen führt. Das erhöht die Wahrscheinlichkeit einer positiven Zahlungsbereitschaft im Durchschnitt um 0,06. Die Variable ist auf dem 10%-Niveau statistisch signifikant. Dementsprechend wird in Modell 2 H1b unterstützt.

Dieses Ergebnis deutet darauf hin, dass die LandwirtInnen den Nutzen einer digitalen Getreidehandelsplattform nicht so einschätzen, dass die Anzahl an neuen VertragspartnerInnen erhöht werden kann. Würden die LandwirtInnen jedoch für solch eine Plattform bezahlen, wird scheinbar eine höhere Anzahl an VertragspartnerInnen erwartet. Diese Ergebnisse decken sich jeweils mit dem OLS-Modell. Wie in der Literatur beschrieben, ist einer der Faktoren, der die Wahl für eine digitale Getreidehandelsplattform beeinflusst, die Anzahl der vermuteten NutzerInnen, welche die Plattform nutzen (vgl. LEE et al., 2019). So werden LandwirtInnen ihre

landwirtschaftlichen Erzeugnisse auf einer Plattform anbieten wollen, die von einer großen Anzahl von Landhandelsunternehmen und weiterverarbeitender Industrie genutzt wird. Die Anzahl der NutzerInnen spielt eine entscheidende Rolle bei der Plattformwirtschaft, vor allem weil die NutzerInnen die Hauptquelle für positive Netzwerkeffekte sind. Die Anzahl der KundenInnen auf einer Plattform bestimmt die Größe der direkten und indirekten Netzwerkeffekte (KATZ & SHAPIRO, 1985). Somit kann davon ausgegangen werden, dass LandwirtInnen digitalen Getreidehandelsplattformen kein großes Netzwerk an NutzerInnen zutrauen. Dies könnte daran liegen, dass die LandwirtInnen den jungen Unternehmen noch keine allzu große Präsenz im Markt zutrauen und mittlerweile durch Informationsquellen gut aufgestellt sind und sich ihrer Position im Markt bewusst sind. Trotz der Tatsache, dass digitale Getreidehandelsplattformen primär mit der Erhöhung der Reichweite für neue potenziellen Handelspartner werben, scheint dieses Versprechen keinen Einfluss auf die Akzeptanz eines solchen Tools zu haben. Gegebenenfalls sollten die AnbieterInnen solche Getreidehandelsplattform mit ihren bereits bestehenden KundInnen offen und transparent werben. Dies könnte jedoch das Versprechen der Anonymität entkräften.

Variable Alter

Die Ergebnisse des Logit Modells implizieren, dass eine Erhöhung des Alters der LandwirtInnen um ein Jahr die Wahrscheinlichkeit für eine positive Akzeptanz um durchschnittlich 0,04 verringert. Anders ausgedrückt: die Akzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform nimmt alle 10 Lebensjahre um knapp 4% ab. Dieses Ergebnis ist auf dem Niveau von 10% statistisch signifikant und somit unterstützt die Hypothese 2a, dass das Alter einen negativen Einfluss auf die Akzeptanz hat.

Ähnlich wie bei BONKE et al., (2018) steht auch dieses Ergebnis im Einklang mit früheren Studien über die Einführung neuer Technologien durch die LandwirtInnen (z.B. BATTE, 2005; BRIGGEMAN & WHITACRE, 2010 und BONKE et al., 2018). Obwohl das Durchschnittsalter in der Stichprobe vergleichsweise jung ist, die Ergebnisse auf einem Online-Fragebogen basieren und daher leicht verzerrt sein können, ist dieser allgemeine Trend plausibel. Vor allem wenn man bedenkt, dass die Abhängigkeit von Technologien in Zukunft zunehmen wird und die nachfolgende Generation der LandwirtInnen die Vorteile dieser Technologien besser kennt. Die Stichprobe besteht aus jungen, gut ausgebildeten und technologieerfahrenen LandwirtInnen und ist nicht

repräsentativ für die deutsche Landwirtschaft insgesamt. Dies ist bei der Bewertung der externen Validität der Ergebnisse zu berücksichtigen. Die europäischen Statistiken zeigen, dass es in höheren Altersklassen mehr LandwirtInnen gibt, im Vergleich zu unteren Altersklassen. Wenn die älteren LandwirtInnen in Rente gehen, wird der Betrieb an die nächste Generation übergeben oder an jüngere LandwirtInnen verkauft (EUROPÄISCHE KOMMISSION, 2013). Ähnlich wie bei Bonke et al. (2018) zeigt sich im Hinblick auf die zukünftige Entwicklung digitaler Tools, dass es sich lohnt explizit die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft der jüngeren Generation zu erforschen. Darüber hinaus, so die Autoren, bewerten jüngere LandwirtInnen die Wissensentwicklung und Digitalisierung als einen der wichtigsten Faktoren, um den Betrieb wirtschaftlich nachhaltig zu entwickeln. Diese Stichprobe von jungen und gut ausgebildeten LandwirtInnen kann daher eine geeignete Grundlage für die Untersuchung der Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen darstellen.

Variable Ausbildung

Ein landwirtschaftlicher universitärer Hochschulabschluss hat keinen statistisch signifikanten Einfluss auf die Akzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform. Dieser erhöht dadurch nicht die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz. Daher kann die Hypothese H2b nicht unterstützt werden.

Dieses Ergebnis steht bezüglich der Internet-Adoption im Widerspruch zu den Ergebnissen von BRIGGEMAN und WHITACRE (2010). Im Vergleich zur Studie von BONKE et al. (2018) sind die Ergebnisse der vorliegenden Masterarbeit nahezu identisch. BONKE et al. (2018) führen als eine mögliche Erklärung an, dass die derzeit verfügbaren Apps keinen Mehrwert liefern, der für ausgebildete LandwirtInnen einen zusätzlichen Nutzen impliziert. Das bedeutet nach Auffassung der Autoren, dass bestehende Apps zu einfach sein könnten. Daher könnten hoch innovative Apps von LandwirtInnen stärker nachgefragt werden, was wiederum zu erhöhter Akzeptanz führen würde. GENT et al. (2011) beschreiben einen Lerneffekt, der LandwirtInnen veranlasst, die Nutzung eines SFTs einzustellen, sobald sie dem System zugrunde liegenden Vorteil identifiziert und verstanden haben. Dies könnte für gut ausgebildete LandwirtInnen zutreffen und dazu führen, dass weniger ausgebildete LandwirtInnen den potenziellen Nutzen derartiger Online-Tools überschätzen. Da gut ausgebildete LandwirtInnen mit größerer Wahrscheinlichkeit Computer (BATTE, 2005) und das Internet (BRIGGEMAN & WHITACRE, 2010) einsetzen, sind sie sich möglicherweise auch

anderer softwarebasierter Lösungen bewusst, die zur Verbesserung ihrer Handelsposition beitragen könnten.

Variable Vorkenntnisse

Vorkenntnisse über vorhandene landwirtschaftliche Apps sowie deren Nutzung, erhöhen die Wahrscheinlichkeit einer positiven Nutzungsakzeptanz im Durchschnitt um 0,23. Dementsprechend wird H2c auf dem Signifikanzniveau von 1% unterstützt. Dieses Ergebnis ist plausibel, da Vorkenntnisse über bestimmte Anwendungen, Apps und Tools bedeuten, dass die LandwirtInnen den Nutzen dieser besser einschätzen können. Durch Vorkenntnisse kann die Implementierung und deren Einführung erleichtert werden (vgl. BONKE et al., 2018). Dies ist relevant, da sich digitale Tools im Laufe der Zeit verändern und neue Apps entwickelt werden, die die bestehenden ersetzen (EVANS et al., 2017). Der positive Effekt der Vorkenntnisse im Umgang mit landwirtschaftlichen Apps auf die Wahrscheinlichkeit einer positiven Nutzung weiterer Tools kann auch als Indikator dafür verwendet werden, dass LandwirtInnen bereit sind, digitale Tools zu nutzen und ihre Gewohnheiten zu ändern. Das wird als einer der herausforderndsten Faktoren identifiziert (vgl. ROSE et al., 2016). Aufgrund der Tatsache, dass bisher nur ein kleiner Teil der deutschen LandwirtInnen Produktionsmittel online eingekauft hat (KLEFFMANN-GRUPPE, 2016), sollten Online-Händler und Plattformbetreiber Marketingmaßnahmen durchführen, um die Zweifel unerfahrener LandwirtInnen zu beseitigen. Insofern können Garantieleistungen mit Gütesiegeln von vertrauenswürdigen Partnerschaften kombiniert werden.

Variable Betriebsgröße

Die Variable "Hektar" ist in dem hier aufgeführten Modell auf keiner Ebene statistisch signifikant. Das bedeutet, ein zusätzlicher Hektar Land erhöht die Wahrscheinlichkeit einer positiven Nutzungsakzeptanz, ceteris paribus, nicht. Folglich kann die Hypothese H2d nicht unterstützt werden.

Ausgehend von angenommenen Skaleneffekten kann ein positiver marginaler Effekt nicht bestätigt werden. Dieses Ergebnis steht somit konträr zu den Ergebnissen der online Betriebsmittelbeschaffung von FLECKE et al. (2018a) und den Studien der Computer- und Internetadaption von MISHRA & PARK (2005) und BATTE (2005). Auch wenn die Variable logarithmiert in das Model eingeht, wie bereits beschrieben und im Anhang (Tabelle 20) einsehbar, verändert sich das Signifikanzniveau nicht. Aufgrund

der angeführten stärkeren Verhandlungsposition von größeren Betrieben, kann diese Vermutung nicht bestätigt werden. Die Ergebnisse von ACKERMANN et al. (2018) hingegen bestätigen die hier aufgeführten Daten. In großstrukturierten Betrieben ist die Nutzung von E-Commerce-Strukturen genauso verbreitet, wie in kleinstrukturierten Betrieben.

Variable Großstadtentfernung

Die Entfernung zur nächstgrößeren Stadt mit mindestens 100.000 EinwohnerInnen hat keinen statistisch signifikanten positiven Einfluss auf die Akzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform. Daher kann die Hypothese H2e nicht unterstützt werden.

Dieses Ergebnis scheint plausibel, da landwirtschaftliche Betriebe, die näher an einer Großstadt liegen, u.a. die Direktvermarktung nutzen können. Hierbei können die LandwirtInnen bspw. unmittelbar an die KonsumentenInnen oder den Einzelhandel, ohne Handels- und Verarbeitungsbetriebe, vermarkten. Es wurde angenommen, dass Betriebe, die weiter von den Städten entfernt liegen, abhängiger von einzelnen HandelspartnerInnen sind. Diese Betriebe könnten dann von einer digitalen Getreidehandelsplattform und deren Transparenz profitieren, indem die Anzahl möglicher HandelspartnerInnen erhöht wird. Jedoch ist die Agrarbranche in ländlichen Gegenden wesentlich stärker verbreitet, sodass hier mehrere Player im Markt sind. Als Beispiel ist hier die durch Landwirtschaft geprägte Region Südoldenburg in Niedersachsen zu nennen. Hier haben LandwirtInnen zahlreiche Möglichkeiten ihre Erzeugnisse entlang der Wertschöpfungskette zu vermarkten, da hier viele Mischfutterhersteller- und Handelsunternehmen angesiedelt sind.

Variable Empfehlung

Eine Empfehlung von FreundInnen oder Bekannten hat einen statistisch signifikanten positiven Einfluss auf die Akzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform. Legen LandwirtInnen Wert auf Empfehlungen, erhöht sich dadurch die Wahrscheinlichkeit einer positiven Akzeptanz im Durchschnitt um 0,129. Dementsprechend wird H2f auf dem Signifikanzniveau von 5% unterstützt.

Eine mögliche Erklärung dafür könnte laut FECKE et al. (2018b) sein, dass die LandwirtInnen Ihre Erfahrung mit Bekannten diskutieren und im regen Austausch miteinander stehen. Besonders im Handel ist die Kommunikation wichtig und eine positive Empfehlung befreundeter LandwirtInnen kann für die Adoption einer digitalen

Getreidehandelsplattform ausschlaggebend sein. Somit sollten insbesondere junge Unternehmen im landwirtschaftlichen digitalen Getreidehandel in vertrauensbildende Maßnahmen zur Stärkung oder zum Aufbau einer Reputation investieren. Z.B. in die Zusammenarbeit mit PartnerInnen, welche bereits in einen elektronischen Marktplatz eingebunden sind und über ein großes Netzwerk verfügen (vgl. GRABNER-KRAEUTER, 2002).

Die Ergebnisse des zweiten Logit Modells für die Zahlungsbereitschaft implizieren, dass die Empfehlung von FreundInnen oder die Rezension Andere, eine Erhöhung der Wahrscheinlichkeit für eine positive Zahlungsbereitschaft um durchschnittlich 0,012 erhöht. Dieses Ergebnis ist auf dem Niveau von 5% statistisch signifikant und unterstützt somit ebenfalls die Hypothese 2e.

Variable Zertifizierung

In den vorliegenden Daten führt eine staatliche Kooperation zu keiner statistisch signifikanten Änderung der Akzeptanz für ein Tool. Diese Ergebnisse decken sich mit denen von FECKE et al. (2018). Hypothese 2g kann deshalb nicht bestätigt werden.

Das zweite Modell dagegen impliziert, dass die Variable „StaatlichePartner“ und somit die Zahlungsbereitschaft eines durchschnittlichen landwirtschaftlichen Unternehmers für ein digitales Tool beeinflusst. In den vorliegenden Daten führt eine staatliche Kooperation zu einer statistisch signifikanten Abnahme der Zahlungsbereitschaft für ein Tool um 0,011. Dieses Ergebnis ist auf dem Niveau von 5% statistisch signifikant. Die Hypothese 2g wird daher nicht unterstützt. Eventuell assoziieren die LandwirtInnen mit einer staatlichen Partnerschaft eine Weitergabe ihrer Daten und Handelsbücher an Dritte, wodurch ihre Verhandlungsposition geschmälert werden könnte.

Variable Innovationsaffinität

Die Variable "SmartphoneNeueApps" liefert Informationen darüber, inwieweit die Nutzungsakzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform mit der Innovationsaffinität der LandwirtInnen zusammenhängt. Nach den Schätzungen des Logit Modells ist die Akzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform umso höher, je höher die Affinität der LandwirtInnen für Innovation ist. Die Variable ist auf dem 5%-Niveau statistisch signifikant. Somit kann die Hypothese 2h akzeptiert werden.

Insgesamt stimmen diese Ergebnisse mit früheren Studien im Bereich der Risikoeinstellung und der E-Commerce-Adoption überein (vgl. CHANG et al., 2005; WU

& CHANG, 2007). Der positive Effekt der Adoptionsaffinität der LandwirtInnen auf die Nutzung von digitalen Getreidehandelsplattformen ist ein weiterer Hinweis, Vertrauen in einem E-Commerce-Umfeld aufzubauen. Daher sollten digitale Getreidehandelsplattformen dieses Ergebnis bei ihren Marketing-Bemühungen zur Vertrauensbildung berücksichtigen.

6.2 Limitationen und weitere Diskussionspunkte

Die Ergebnisse der Masterarbeit lassen erste Schlussfolgerungen hinsichtlich der Auswirkung verschiedener unabhängiger Variablen auf die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform zu. Die Aussagekraft der Untersuchung und die Möglichkeit der Verallgemeinerung sind aufgrund der Art der Durchführung limitiert. Im Folgenden werden diese Limitationen näher erläutert.

Nicht alle Fragebögen wurden vollständig beantwortet. Damit das Analyseverfahren uneingeschränkt durchgeführt werden konnte, wurde im Rahmen einer Imputation fehlende Werte durch Imputationswerte ersetzt (vgl. SCHAFFER, 1997). Dies ist ein statistisches Verfahren, um Antwortausfälle in der Datenmatrix vervollständigen zu können. Eine Schweigeverzerrung, die durch fehlende Antworten entsteht, kann dadurch verringert werden (SCHAFFER, 1997). Beispielsweise wurde die Frage zu den Kosten für landwirtschaftliche Apps pro Jahr von vielen, die derartige Tools und Apps nicht nutzen, automatisch als nicht beantwortet gewertet. Durch die Imputation wurden diese Werte mit Null (0) ersetzt, um mehr Antworten für die Analyse zur Verfügung zu haben. Eine weitere Frage zur Erfahrung der LandwirtInnen mit dem Online-Handel wurde auf Grund weniger Antworten komplett entfernt. Nach FLACKE (2007) muss die Aussagekraft von Ergebnissen, deren statistische Analyse auf einer Umfrage basiert, grundsätzlich in Frage gestellt werden. StudienteilnehmerInnen geben möglicherweise Antworten, die nicht der Wahrheit entsprechen und als (allgemeingültiges) Problem angesehen werden. In Kapitel 4.2. werden Maßnahmen aufgezeigt, mit denen versucht wurde eine derartige Verzerrung zu vermeiden. Der Fragebogen war vollständig anonymisiert, sodass die StudienteilnehmerInnen nicht befürchten mussten zurückverfolgt werden zu können. Dadurch kann jedoch nicht ausgeschlossen werden, dass die Angaben der TeilnehmerInnen von der Wahrheit abweichen (vgl. FLACKE, 2007).

Bei einer Online-Umfrage besteht das Problem, dass Fragen falsch interpretiert werden und Suggestivfragen vorhanden sind. Mit dem Pretest wurde die Verständlichkeit der Fragen überprüft und eventuell missverständliche Fragen auf Basis der Ergebnisse angepasst. Es kann nicht ausgeschlossen werden, dass einige TeilnehmerInnen zufällig und vorschnell geantwortet haben. Beispielsweise hatten einige TeilnehmerInnen eine positive Zahlungsbereitschaft, jedoch keine Akzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform. Eine weitere Limitation könnte sein, dass

Probanden mehrfach an der Studie teilgenommen haben. Dies wurde wiederum anhand der IP-Adressen überprüft und kann nahezu ausgeschlossen werden.

Als weitere Limitation der Erhebung kann die Operationalisierung einiger Variablen angeführt werden. Dies betrifft Variablen, die mittels Likert-Skalen abgefragt wurden, wie bspw. die digitale Affinität hinsichtlich digitaler Tools (vgl. FLACKE, 2007). Hierbei wurde versucht, die drei wesentlichen Qualitätskriterien aus Kapitel 4.1. bestmöglich umzusetzen.

Die Repräsentativität der Ergebnisse wird durch weitere Punkte eingeschränkt: Einerseits wurde die Erhebung nur bei drei Verbänden durchgeführt, die aufgrund ihrer Interessensvertretung unterschiedliche „Gruppen“ von LandwirtInnen vertreten. Die LandwirtInnen bei den „Familienbetrieben Land und Forst“ sind meist EigentümerInnen der bewirtschafteten Flächen, wohingegen Mitglieder beim Bauernverband eine größere Bandbreite abdecken. Deshalb ist eine Übertragbarkeit auf alle LandwirtInnen in Deutschland nicht gegeben. Besonders bei großen landwirtschaftlichen Betrieben in privater Bewirtschaftung, welche deutlich höhere Skalen-Effekten aufweisen, wirken sich vermutlich einige Einflussfaktoren anders auf die Anwendung derartiger Tools aus, als bei klein strukturierten Betrieben. Deshalb lassen sich einige signifikante Variablen, wie z.B. Innovationsaffinität, nicht auf alle Betriebe übertragen. Der Mittelwert der teilnehmenden Betriebe beträgt etwa 250 Hektar und ist schwer mit dem durchschnittlichen deutschen landwirtschaftlichen Betrieb von 62 ha zu vergleichen. Bei 269.800 Betrieben (vgl. STATISTISCHES BUNDESAMT, 2020) muss eine Umfrage in diesem Umfang generell auf ihre Repräsentativität hinterfragt werden.

Ein weiterer Punkt, welcher die Ergebnisse der Arbeit limitiert, ist der gewählte Erhebungszeitraum. Der relativ kurze Datenerhebungszeitraum wurde von Ende März bis Mitte Mai 2020 durchgeführt. Diese Vorgehensweise weist auch Vorteile auf, da davon ausgegangen werden kann, dass die TeilnehmerInnen keine großen Veränderungen in ihren Sichtweisen aufzeigen (vgl. FLACKE, 2007). Der Nachteil ist, dass kein Vergleich zwischen dem Antwortverhalten der LandwirtInnen bereitgestellt werden kann. Es könnte aufschlussreich sein, die Entwicklung der LandwirtInnen über einen längeren Zeitraum zu betrachten, da die Landwirtschaft derzeit ein neues Zeitalter der Digitalisierung erlebt.

Da zwei unabhängige Variablen untersucht wurden, wäre für eine aufbauende Forschung beispielsweise das *double-hurdle model* von CRAGG (1971) anzuführen,

welches eine Ergänzung zum Tobit Modell darstellt. Bei diesem Modell wird angenommen, dass es zwei Komponenten gibt, die einen Prozess / eine Kaufentscheidung beeinflussen. In der vorliegenden Studie gibt es erstens die „Hürde“ eine digitale Getreidehandelsplattform zu akzeptieren und darüber hinaus zu nutzen. Zweitens folgt die Provisionsgebühr, die bei einem erfolgreichen Kontraktabschluss gezahlt werden müsste. Die Literatur ist sich nicht einig, ob es sich um ein Modell, oder um zwei verschiedene nacheinander laufende Modelle handelt (NEWMAN et al., 2003). Dies wäre für eine aufbauende Forschungsarbeit interessant zu bewerten.

Als weitere Limitation muss die potentielle Endogenität unabhängiger Variablen aufgeführt werden. Trotz der mit der Literatur abgeglichenen Variablen kann es in der Statistik immer wieder zu einer Verzerrung durch ausgelassene Variablen kommen. Dies geschieht, wenn relevante unabhängige Variablen nicht berücksichtigt werden (ECKEY, 2012). Wird eine relevante Variable vernachlässigt, wird von einer Unteranpassung gesprochen, bei zu vielen unabhängigen Variablen von einer Überanpassung. Die Nicht-Berücksichtigung ist Ursache für die Endogenität (ECKEY, 2012). Diese beschreibt den Zusammenhang, welcher zwischen den unabhängigen Variablen und der Störgröße besteht und korreliert. Die Kovarianz ist in diesem Fall zwischen unabhängiger Variable und Fehlerterm ungleich null. Es ist wichtig, dass möglichst keine Endogenität vorliegt, da der Regressionskoeffizient sonst nicht korrekt geschätzt werden kann (ECKEY, 2012). Soll beispielsweise die Akzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform anhand des Bildungsabschlusses von LandwirtInnen vorhergesagt werden, kann der geschätzte Regressionskoeffizient höher sein als der eigentliche Regressionskoeffizient, da noch andere Faktoren die Akzeptanz der LandwirtInnen möglicherweise beeinflussen. Deshalb müssen fehlende Variablen, wie bspw. das Alter, Betriebsgröße, Erfahrung u.v.m. in das Regressionsmodell integriert werden. Weiter kann es im Modell zu einer umgekehrten Kausalität kommen, wenn die abhängige Variable (z.B. Akzeptanz) auch unabhängige Variablen (z.B. digitale Affinität) beeinflusst (vgl. ECKEY, 2012). Ein abschließender Test auf Endogenität wurde nicht durchgeführt, wodurch diese in den Modellen nicht nachgewiesen werden kann.

Eine mögliche Abhilfe wäre die Verwendung einer Instrumentvariablenschätzung. Ziel der Methode ist es, bei einer Regressionsanalyse eine Korrelation zwischen den unabhängigen Variablen und dem Fehlerterm auszuschließen (vgl. ECKEY, 2012). Dies geschieht indem die unabhängigen Variablen durch andere Größen ersetzt werden,

die in engem Zusammenhang mit ihnen stehen, aber nicht mit dem Fehlerterm korrelieren oder eine Linearkombination anderer erklärender Variablen darstellen. Die Schätzmethode wird eher im linearen- und nicht im Logit Modell verwendet (vgl. ECKEY, 2012).

Das exponentielle Wachstum der digitalen Technologien und die Menge des damit verbundenen Datentransfers in der Landwirtschaft hat die Aufmerksamkeit zahlreicher WissenschaftlerInnen auf sich gezogen (vgl. EASTWOOD et al., 2017 & CAROLAN, 2017). CAROLAN (2017) stellt fest, dass konventionelle LandwirtInnen gemischte Gefühle über den Einsatz dieser Technologien haben. Herausforderungen betreffen das Eigentum an landwirtschaftlichen Daten, die Privatsphäre und die Datenerfassung, so der Autor. EASTWOOD et al. (2017) heben hervor, dass das Fehlen von rechtlichen und regulatorischen Rahmenbedingungen für die Erhebung, den Austausch und die Nutzung landwirtschaftlicher Daten, dazu beiträgt, dass die LandwirtInnen sich mit von Herausforderungen konfrontiert sehen und skeptisch gegenüber der Weitergabe Ihrer Daten sind. WISEMAN et al. (2019) argumentieren, dass der Mangel an Transparenz und die Klarheit in Bezug auf Fragen, wie Dateneigentum, Privatsphäre und Haftung in den Handelsbeziehungen dazu beitragen, dass die LandwirtInnen zögern, digitale Tools und Apps zu nutzen. Diese Faktoren sollten in weiterführender Forschung einfließen. Darüber hinaus wäre es interessant, bei den LandwirtInnen generell eine Befragung zur Messung des Vertrauens gegenüber digitalen Getreidehandelsplattformen durchzuführen.

7 Schlussfolgerung

Aufgrund der von der Europäischen Kommission vorangetriebene „Digitalen Agenda“ und dem zunehmenden Angebot von digitalen Tools, war das Ziel dieser Arbeit mittels zwei Logit Modellen herauszufinden, welche Faktoren der landwirtschaftlichen UnternehmerInnen die Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform beeinflussen. Darüber hinaus war eine weitere Zielsetzung dieser Arbeit, die aktuelle Smartphone Nutzung der befragten LandwirtInnen aufzuzeigen und deren Handelssituation zu beleuchten. Ein digitale Getreidehandelsplattform ist eine neue technologische Entwicklung, die in den landwirtschaftlichen Produktionsprozess integriert werden kann, um Gewinne zu optimieren und Abhängigkeiten zu reduzieren.

Es gibt bisher kaum Untersuchungen zur Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für den digitalen Handel mit landwirtschaftlichen Erzeugnissen, sodass diese Forschungsarbeit eine der Ersten in diesem Kontext ist. Da keine Daten zu tatsächlichen Onlineverkäufen deutscher LandwirtInnen vorliegen, wurde ein Online-Fragebogen mit 121 landwirtschaftlichen UnternehmerInnen durchgeführt, um neue Erkenntnisse zur Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für digitale Getreidehandelsplattformen zu gewinnen.

Im Rahmen der Auswertung wurde basierend auf den im Online-Fragebogen getroffenen Entscheidungen zwei Logit Modelle geschätzt. Die durch eine Literaturrecherche zuvor hergeleiteten Forschungshypothesen konnten somit überprüft werden. Die Ergebnisse zeigen, dass durch das wahrgenommene Gewinnpotenzial, die Vorkenntnisse mit landwirtschaftlichen Tools, die digitale Affinität sowie die Empfehlung von FreundInnen einen positiv statistisch signifikanten Einfluss auf die Akzeptanz für eine Getreidehandelsplattform haben. Das zunehmende Alter der LandwirtInnen hat hingegen einen negativen Effekt auf die Akzeptanz für diese. Darüber hinaus haben das wahrgenommene Potenzial zur Erhöhung der Anzahl an HandelspartnerInnen und des Gewinns, sowie die Empfehlung von FreundInnen einen positiven Effekt auf die Zahlungsbereitschaft. Eine staatliche Partnerschaft hingegen wirkt sich statistisch signifikant negativ auf die Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform aus.

Eine Verbesserung der Internet-Infrastruktur ist somit vielversprechend im Hinblick auf die Möglichkeit für die LandwirtInnen, elektronische Märkte für Geschäftszwecke zu

erschließen. Weiter konnte durch die Ergebnisse die Einstellung der LandwirtInnen bzgl. der Weitergabe und Sicherheit ihrer persönlichen und betrieblichen Daten aufgezeigt werden und ein Einblick in das bereits vorhandene Onlineverhalten dieser ermöglicht werden. Diese erste Studie erlaubt Schlussfolgerungen über Faktoren zu ziehen, welche die Einführung einer digitalen Getreidehandelsplattform erleichtern oder behindern könnten und trägt zu den empirischen Erkenntnissen über die Nutzung von digitalen landwirtschaftlichen Tools bei. Somit werden privatwirtschaftliche Partner im Zusammenhang mit einem digitalen Tool als nützlicher empfunden, als staatliche Zertifizierungen. Weiter wird der Datenschutz und die Sicherheit bei der Weitergabe der Daten von der Mehrheit der LandwirtInnen mit Smartphone-Erfahrung ebenfalls als wichtig empfunden. 12% der Befragten gaben an, dass digitale Getreidehandelsplattformen für sie keinerlei Alternative zur derzeitigen Situation darstellen. Dieses Ergebnis unterstreicht, dass digitale Tools als komfortable und mobile Lösung zur Optimierung des Getreidehandels auf Betriebsebene wahrgenommen werden. Die überwiegende Mehrheit der befragten LandwirtInnen ist in dieser Studie bereit, eine digitale Getreidehandelsplattformen zu nutzen. Diese meist positive Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft betont, dass die LandwirtInnen den Nutzen einer solchen Plattform für ihre Arbeitsprozesse schätzen. Diese Ergebnisse können auch Auswirkungen auf junge Agrar-Unternehmen haben und dadurch bestehende Tools verbessern. Da alle LandwirtInnen in der Stichprobe ein Smartphone besitzen und größtenteils bereits online Betriebsmittel einkaufen, ist es bemerkenswert, dass knapp 70% der TeilnehmerInnen noch nie ihre Erzeugnisse online verkauft haben. Daher besteht großes Potenzial, die Nutzung von digitalen Tools im Smart-Farming Bereich für den digitalen Getreidehandel zu erhöhen.

Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass es ein Potenzial im Angebot von Online-Handel, Schulungen und Preisnachlässen bei einem ersten Kontrakt geben kann, da LandwirtInnen, die bereits einige Erfahrungen im Online-Handel gesammelt haben, eine höhere Zahlungsbereitschaft haben. Darüber hinaus können aus den Ergebnissen, unter Berücksichtigung der weiter oben angeführten Vorbehalte, gewisse Empfehlungen für die Bildungspolitik abgeleitet werden, indem E-Commerce-Schulungen in die Ausbildung von LandwirtInnen integriert werden könnten.

Einige Einschränkungen dieser Studie müssen im Hinblick auf die externe Validität der abgeleiteten Ergebnisse berücksichtigt werden. Die Studie basiert auf einem Online-Fragebogen, der zu einer Selektionsverzerrung gegenüber einer Gruppe von

LandwirtInnen mit mehr Technologie-Erfahrung geführt hat. Die Stichprobe ist nicht repräsentativ für deutsche LandwirtInnen, sodass die Aussagen nur für die hier durchgeführte Studie gelten. Da die Mehrheit der Befragten jedoch aktuelle BetriebsleiterInnen oder NachfolgerInnen sind, wird davon ausgegangen, dass die gezogenen Schlüsse die allgemeinen Trends repräsentieren. Um die Aussagekraft der Ergebnisse zu erhöhen, muss eine Erweiterung der vorliegenden Studie mit einer repräsentativen Stichprobe der LandwirtInnen durchgeführt werden. Da es keine Daten über die tatsächlichen Online-Verkäufe von LandwirtInnen gibt, sind Erhebungen und experimentelle Ansätze angebracht. Wenn in Zukunft Daten solche Daten verfügbar werden, wäre es sinnvoll, erste experimentelle Ergebnisse mit empirischen Daten zu validieren. Die geographische Lage, oder gewinnbezogene Faktoren könnten auch für zukünftige Forschungen im Bereich der Nutzung von Apps, relevant sein. Ebenfalls besteht weiterer Forschungsbedarf hinsichtlich der Berücksichtigung von Endogenität. Mit NutzerInnen einer solchen digitalen Getreidehandelsplattform ließe sich außerdem ein Discrete Choice Experiment durchführen, um besser ermitteln zu können, welche Funktionen einer digitalen Getreidehandelsplattform für NutzerInnen mehr bzw. weniger wichtig sind.

Es wäre wünschenswert, wenn diese Arbeit den LandwirtInnen und der gesamten Wertschöpfungskette hilft, ein besseres Verständnis von digitalen Getreidehandelsplattformen zu erlangen und die Vorteile der voranschreitenden Digitalisierung hervorzuheben.

8 Literaturverzeichnis

- ACKERMANN, S., ADAMS, I., GINDELE, N., DOLUSCHITZ, R. (2018). Die Nutzung von E-Commerce bei der Beschaffung landwirtschaftlicher Betriebsmittel. In: *LANDTECHNIK–Agricultural Engineering* 73 (1), S. 10–19.
- AUBERT, B. A., SCHROEDER, A., & GRIMAUDDO, J. (2012). IT as enabler of sustainable farming: An empirical analysis of farmers' adoption decision of precision agriculture technology. *Decision Support Systems*, 54(1), 510–520.
- BALLON, P. (2009). "The Platformisation of the European Mobile Industry," *Communications & Strategies, IDATE, Com&Strat dept., vol. 1(75)*, pages 15-34.
- BATTE MT. (2005). Changing computer use in agriculture: evidence from Ohio. *Comput Electron Agric* 47:1–13.
- BATTE M.T., & ERNST S. (2007). Net Gains from'Net Purchases? Farmers' Preferences for Online and Local Input Purchases. In: *Agricultural and Resource Economics Review* 36 (1): 84–94.
- BEREKOVEN, L., ECKERT, W., ELLENRIEDER, P. (2009). Marktforschung. Methodische Grundlagen und praktische Anwendungen, 12. Auflage. Wiesbaden: Gabler, GWV Fachverlage GmbH, 2009.
- BEST, H., & WOLF, C. (2012). Modellvergleich und Ergebnisinterpretation in Logit-und Probit-Regressionen. *KZfSS Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie*, 64(2), 377-395.
- BICKEL, P. J., & DOKSUM, K. A. (1977). *Mathematical Statistics* Holden-Day. Inc., SF.
- BONKE, V., FECKE, W., MICHELS, M., & MUSSHOF, O. (2018). Willingness to Pay for Smartphone Apps Facilitating Sustainable Crop Protection. *INRA and Springer-Verlag France SAS, part of Springer Nature* 2018.
- BORTZ, J., & DÖRING, N. (2006). *Forschungsmethoden und Evaluation für Human- und Sozialwissenschaftler*, 4., überarbeitete Auflage. Berlin, Springer Medizin Verlag, 2006.
- BÖHLER, H. (2004). *Marktforschung*, 3. Auflage. Stuttgart, W. Kohlhammer GmbH, 2004.
- BOVENSIEPEN, G., HOMBACH, R., RALMUND, S. (2016). Quo vadis, agricola? Smart Farming: Nachhaltigkeit und Effizienz durch den Einsatz digitaler Technologien. In: *PricewaterhouseCoopers AG*. Retrieved from <https://www.pwc.de/de/handel-und-konsumguter/assets/smart-farming-studie-2016.pdf> (12.6.2020).
- BRIGGEMAN, B.C., WHITACRE, B.E. (Eds.), (2008). Farming and the internet: Factors affecting input purchases online and reasons for non-adoption. *Oklahoma State University Staff Paper* (AEP 0803).

- BUNDESKARTELLAMT (2008). Bericht des Bundeskartellamtes über seine Tätigkeit in den Jahren 2007/2008 sowie über die Lage und Entwicklung auf seinem Aufgabengebiet S. 16-18. Retrieved from https://www.bundeskartellamt.de/SharedDocs/Publikation/DE/Taetigkeitsberichte/Bundeskartellamt%20-%20T%C3%A4tigkeitsbericht%202008.pdf?__blob=publicationFile&v=3 (18.3.2020).
- CAMPBELL-KELLY, M., GARCIA-SWARTZ, D., LAM, R., & YANG, Y. (2015). "Economic and business perspectives on smartphones as multi-sided platforms," *Telecommunications Policy, Elsevier*, vol. 39(8), pages 717-734.
- CAROLAN, M. (2017). 'Smart' farming techniques as political ontology: access, sovereignty and the performance of neoliberal and not-so-neoliberal worlds. *Soc. Ruralis* 58 (4).
- CHANG, M.K., CHEUNG, W., LAI, V.S. (2005). Literature derived reference models for the adoption of online shopping. *Inform. Manage.* 42 (4), 543–559.
- CHANG, H., & JUST, D.R. (2009). Internet access and farm household income— Empirical evidence using a semiparametric assessment in Taiwan. *J. Agric. Econ.* 60 (2), 348–366.
- CRAGG, J. (1971). Some Statistical Models for Limited Dependent Variables with Application.
- CURTO, J.D., PINTO, J.C. (2011). The corrected VIF (CVIF). *J Appl Stat* 38(7): 1499–1507.
- DEHNEN-SCHMUTZ, K., FOSTER, G.L., OWEN, L., & PERSELLO, S. (2016). Exploring the role of smartphone technology for citizen science in agriculture. *Agron Sustain Dev* 36:25.
- DENTZMANN, K. (2018). "I would say that might be all it is, is hope": the framing of herbicide resistance and how farmers explain their faith in herbicides. *J Rural Stud* 57:118–127.
- DIEKMANN, A. (2010). Empirische Sozialforschung: Grundlagen, Methoden, Anwendungen, 18. Auflage. Hamburg: Rowohlt Taschenbuch Verlag, 2010.
- DONEY, P.M., CANNON, J.P. (1997). An examination of the nature of trust in buyer-seller relationships. *J. Market.* 61 (2), 35–51.
- EASTWOOD, C., KLERX, L., AYRE, DELA RUE, B. (2017). Managing Socio-ethical challenges in the development of smart farming: from a fragmented to a comprehensive approach for responsible research and innovation. *J. Agric. Environ. Ethics*.
- ECKEY, H. F., KOSFELD, R., & DREGER, C. (2012). Ökonometrie: Grundlagen-Methoden-Beispiele. Springer-Verlag.

- EHLING, M. (2004). Demographische Standards, Methoden–Verfahren–Entwicklungen. Wiesbaden: *Statistisches Bundesamt*, 2004.
- EISENBEISS, M., CORNELIßEN, M., BACKHAUS, K., HOYER, W.D. (2014). Nonlinear and asymmetric returns on customer satisfaction: do they vary across situations and consumers? *J. Acad. Mark. Sci.* 42 (3), 242–263.
- ERNST, S., & TUCKER, M. (2001). “Perceptions and Adoption of Information Technologies: Implications for Ohio’s Produce Industry in the New Economy.” *Ohio State Working Paper AEDE-WP-0016-01*.
- EUROPEAN COMMISSION (2016a). Pillar IV: Fast and ultra-fast internet access. Retrieved from <https://ec.europa.eu/digital-single-market/en/our-goals/pillar-iv-fast-and-ultra-fast-internet-access> (03.03.2020).
- EUROPEAN COMMISSION (2013b). Structure and dynamics of EU farms: changes, trends and policy relevance. EU Agricultural Economic Briefs No 9. Retrieved from https://ec.europa.eu/agriculture/sites/agriculture/files/rural-area-economics/briefs/pdf/09_en.pdf (08.07.2020).
- EVANS, D. S., & SCHMALENSEE, R. (2005). The industrial organization of markets with two-sided platforms (No. w11603). *National Bureau of Economic Research*.
- EVANS, KJ., TERHORST, A., HANG, B.H. (2017). From data to decisions: helping crop producers build their actionable knowledge. *Crit Rev Plant Sci* 36(2):71–88.
- FAGERLAND, M. W., & HOSMER, D. W. (2012). A generalized Hosmer–Lemeshow goodness-of-fit test for multinomial logistic regression models. *THE STATA JOURNAL*, 12(3), 447-453.
- FAHRMEIR, L., KNEIB, T., LAMG, S., & MARX, B. (2007). Regression. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*.
- FECKE, W., DANNE, M., & MUßHOFF, O. (2018a). Online-Einkauf von Pflanzenschutzmitteln: Ein Discrete Choice Experiment mit landwirtschaftlichen Unternehmen in Deutschland No. 1811). *Diskussionsbeitrag*.
- FECKE, W., DANNE, M., & MUßHOFF, O. (2018b). E-Commerce in agriculture - The case of crop protection product purchase in a discrete choice experiment. Diskussionspapier, *Department für Agrarökonomie und Rurale Entwicklung, Universität Göttingen*.
- FLACKE, K. (2007). Controlling in mittelständischen Unternehmen: *Ausgestaltung. Einflussfaktoren der Instrumentennutzung und Einfluss auf die Bankkommunikation*, Münster.
- FRANGENBERG, Dr. A. (2018). Herausforderungen & Chancen der Digitalisierung des Handels. Retrieved from <https://www.agrando.de/blog/digitalisierung-des-handels/> (1.3.2020).

- FROHS, M., BACKHAUS, K. (2008). Die Messung von Zahlungsbereitschaften für produktbegleitende Dienstleistungen im Industriegütermarketing – ein konzeptioneller Vorschlag. *Münster: Westfälischen Wilhelms-Universität Münster*, 2008.
- GALLAGHER, S., & WEST, J. (2009). Reconceptualizing and expanding the positive feedback network effects model: A case study. *Journal of Engineering and Technology Management*, 26(3), 131-147.
- GENT, DH., DE WOLF, E., PETHYBRIDGE, SJ. (2011). Perceptions of risk, risk aversion, and barriers to adoption of decision support systems and integrated pest management: an introduction. *Phytopathology* 101(6):640–643.
- GOLLISCH, S., THEUVSEN, L. (2015). Risikomanagement im Landhandel: Charakteristika, Herausforderungen, Implikationen. *Berichte über Landwirtschaft-Zeitschrift für Agrarpolitik und Landwirtschaft*, 93(1).
- GRABNER-KRAEUTER, S. (2002). The role of consumers' trust in online-shopping. In: *Journal of Business Ethics* 39 (1/2): 43–50.
- GREENE, WH. (2007). *Econometric analysis*, 6th edn. Pearson Education, Upper Saddle River.
- HARTUNG, J., ELPELT, B., & KLÖSENER, K. H. (2012). *Statistik: Lehr-und Handbuch der angewandten Statistik*. Walter de Gruyter.
- HDE (2020). Handelsverband Deutschland. *Online Monitor*. Retrieved from <https://www.einzelhandel.de/online-monitor> (26.04.2020).
- HEAD, M.M., & HASSANEIN K. (2002). Trust in e-commerce: Evaluating the impact of third-party seals. In: *Quarterly Journal of Electronic Commerce* 3 (3): 307–326.
- HENNESSY T., LÄPPLE D., MORAN B. (2016). The digital divide in farming: a problem of access or engagement? *Appl. Econ. Perspect. Policy* 38, 474–491.
- HIRSCHMAN, E. C. (1980). Innovativeness, novelty seeking, and consumer creativity. *Journal of Consumer Research*, 7(3), 283–295.
- HOFFMANN, C., GRETHLER, D., DOLUSCHITZ, R. (2013). Mobile business: good preconditions on farms. *Landtechnik* 68:18–21.
- HOLLSTEIN, A. (2001). Mengenströme und Wertschöpfung im deutschen Getreidesektor. In: *Wettbewerbsfähigkeit und Unternehmertum in der Land- und Ernährungswirtschaft*, Münster, S. 343-348.
- HONG, I.B. (2015). Understanding the consumer's online merchant selection process: The roles of product involvement, perceived risk, and trust expectation. *Int. J. Inf. Manage.* 35, 322–336.
- HOUSE OF CROPS GMBH (2020). Die Plattform. Retrieved from <https://houseofcrops.de/plattform/> (20.2.2020).

- HUJER, Prof. Dr. R. (2005). Folien zur Vorlesung Mikroökonomie. *Johann Wolfgang Goethe-Universität Frankfurt am Main*.
- JARVIS, A.M. (1990). Computer adoption decision—implications for research and extension: the case of Texas rice producers. *Am. J. Agric. Econ.* 72 (5), 1388–1394.
- KALOXYLOS, A., WOLFERT, J., VERWAART, T., TEROL, C. M., BREWSTER, C., ROBBEMOND, R., SUNDMAKER, H. (2013). The use of Future Internet technologies in the agriculture and food sectors. Integrating the supply chain. I, S. 51–60.
- KARAHANNA, E., STRAUB, D., & CHERVANY, N. L. (1999). Information technology adoption across time: A cross-sectional comparison of pre-adoption and post-adoption beliefs. *MIS Quarterly*, 23(2), 183–213.
- KARRER, K. (2009). Technikaffinität erfassen – der Fragebogen TA-EG. In A. Lichtenstein, C. Stöbel und C. Clemens (Hrsg.), *Der Mensch als Mittelpunkt technischer Systeme*. 8. Berliner Werkstatt Mensch-Maschine-Systeme (ZMMS Spektrum, Reihe 22, Nr. 29, S. 196-201). *Düsseldorf: VDI Verlag GmbH*, 2009.
- KATZ, M. L., & SHAPIRO, C. (1985). Network externalities, competition, and compatibility. *The American economic review*, 75(3), 424-440.
- KIM, D., BENBASAT, I. (2003). Trust-related arguments in internet stores: a framework for evaluation. *J. Electron. Commerce Res.* 4 (2), 49–64.
- KIM, H.W., XU Y., & GUPTA S. (2012). Which is more important in Internet shopping, perceived price or trust? In: *Electronic Commerce Research and Applications* 11: 241–252.
- KLEFFMANN GROUP (2016). New Media Tracker 2016. Retrieved from <https://www.kleffmann.com/en/information-center/information-center/new-media-tracker>. (03.03.2020).
- KOCH, J. (1996). *Marktforschung. Managementwissen für Studium und Praxis*. München: *R. Oldenbourg Verlag GmbH*, 1996.
- KOSFELD, R. Prof. Dr. (2020). Grundlagen der Ökonometrie, Institut für Volkswirtschaftslehre; Universität Kassel; Retrieved from <https://www.uni-kassel.de/fb07/institute/ivwl/faculty-chairs/kosfeld-apl-prof-dr/lehre/grundlagen-der-oekonometrie.html> (12.3.2020).
- KRETSCHMAR, C. (2004). Akzeptanz und Wirkung multimedialer Anwendungen im persönlichen Verkaufsgespräch. *Göttingen: Business Village GmbH*, 2004.
- KUß, A. (2004). *Marktforschung. Grundlagen der Datenerhebung und Datenanalyse*. Wiesbaden: *Betriebswirtschaftlicher Verlag Dr. Th. Gabler/GWV Fachverlage GmbH*, 2004.
- LANGER, W. (2000). The assessment of fit in the class of logistic regression models: A pathway out of the Jungle of Pseudo-R²s. *Halle: Institut für Soziologie*.

- LEE, S., LEE, S. Y., & RYU, M. H. (2019). How much are sellers willing to pay for the features offered by their e-commerce platform? *Telecommunications Policy*, 43(10), 101832.
- LEEPER, T. J. (2017). Interpreting regression results using average marginal effects with R's margins. *Reference manual*, 32.
- LICHTENSTEIN, D.R., RIDGWAY, N.M., NETEMEYER, R.G. (1993). Price Perceptions and Consumer Shopping Behaviour: A Field Study. *In: Journal of Marketing Research*, Mai 1993, S. 234-245, 1993.
- LUCKE, D. (1995). Akzeptanz: Legitimität in der „Abstimmungsgesellschaft“. Opladen: Leske und Buderich Verlag, 1995.
- MICHELS, M., FECKE, W., FEIL, J. H., MUSSHOFF, O., PIGISCH, J., & KRONE, S. (2020). Smartphone adoption and use in agriculture: empirical evidence from Germany. *Precision Agriculture*, 21(2), 403-425.
- MISHRA, A., & PARK, T. (2005). “An Empirical Analysis of Internet Use by U.S. Farmers.” *Agricultural and Resource Economics Review* 34(2): 253-264.
- MISHRA, A., & WILLIAMS, R. (2009). “Internet Access and Use by Farm Households.” *Paper presented at the AAEA Annual Meetings, Long Beach, CA, July 28.*
- MOOD, C. (2010). Logistic regression: Why we cannot do what we think we can do, and what we can do about it. *European Sociological Review* 26:67–82.
- MUMMENDEY, H.D., & GRAU, I. (2008). Die Fragebogenmethode, 5. überarbeitete und erweiterte Auflage. Göttingen: Hogrefe Verlag GmbH & Co. KG, 2008.
- NEWMAN, C., HENCHION, M., & MATTHEWS, A. (2003). A double-hurdle model of Irish household expenditure on prepared meals. *Applied Economics*, 35(9), 1053-1061.
- PAXTON, K. W., MISHRA, A. K., CHINTAWAR, S., ROBERTS, R. K., LARSON, J. A., ENGLISH, B. C. (2011). Intensity of precision agriculture technology adoption by cotton producers. *Agricultural and Resource Economics Review*, 40(1), 133–144.
- PEREA Y MONSUWÉ, T., DELLAERT, B.G.C., DE RUYTER, K. (2004). What drives consumers to shop online? A literature review. *Int. J. Service Industr. Manage.* 15, 102–121.
- PHILIP, L., COTTRILL, C., FARRINGTON, J., WILLIAMS, F., & ASHMORE, F. (2017). The digital divide: Patterns, policy and scenarios for connecting the ‘final few’ in rural communities across Great Britain. *Journal of Rural Studies*, 54, 386–398.
- PORST, R. (2008). Fragebogen, Ein Arbeitsbuch. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, 2008.
- PORTER, M.E. (2001). Strategy and the Internet. *In: Harvard Business Review*, 79: 63-78.

- PRÜFER, P., & REXROTH, M. (2000). Zwei-Phasen-Pretesting.
- R CORE TEAM. (2018). R: A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing.
- REHBACH, S. (2003). Kundenwert und Unternehmenswert: Eine Analyse am Beispiel des E-Commerce. *Springer-Verlag*.
- REIBSTEIN, D.J. (2002). What attracts customers to online stores, and what keeps them coming back? *J. Acad. Mark. Sci.* 30 (4), 465–473.
- REICHARDT, M., JÜRGENS, C., KLOBLE, U., HÜTER, J., MOSER, K. (2009). Dissemination of precision farming in Germany: acceptance, adoption, obstacles, knowledge transfer and training activities. *Precis Agric* 10:525–545.
- RIESSEN, C. (2008). Strukturwandelsprozesse in der Handelskette für Getreide. Chancen und Risiken für die landwirtschaftliche Getreideerzeugung. *VDM*.
- ROGERS, E.M. (2003). Diffusion of Innovations, 5th ed. *Free Press*, New York.
- ROLFE, J., GREGOR, S., & MENZIES, D. (2003). "Reasons why farmers in Australia adopt the Internet." *Electronic Commerce Research and Applications* 2: 27-41.
- ROSE, J.M., & MASIERO, L. (2010). A comparison of the impacts of aspects of prospect theory on WTP/WTA estimated in preference and WTP/WTA space. *EJTIR Working paper. University of Sydney*.
- ROSE, DC., SUTHERLAND, WJ., PARKER, C., LOBLEY, M., WINTER, M., MORRIS, C., TWINING, S., FLOULKES, C., AMANO, T., DICKS, LV. (2016). Decision support tools for agriculture: towards effective design and delivery. *Agric Syst* 149:165–174.
- ROSE, DC., PARKER, C., FODEY, J., PARK, C., SUTHERLAND, WJ., DICKS, LV. (2018). Involving stakeholders in agricultural decision support systems: improving user-centered design. *Int J Agric Manag* 6(3–4):80–89.
- ROSENBLOOM, B. (2007). The Wholesaler's role in the marketing channel: Disintermediation vs. Reintermediation. *In: International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 17(4): 327-339.
- RÜWELING, A. (2019). Das Prinzip Plattform. Retrieved from <https://f3.de/das-prinzip-plattform/> (29.1.2020).
- SCHAFFER, J. L. (1997). Analysis of Incomplete Multivariate Data. *Chapman & Hall, London, ISBN 0-412-04061-1*.
- SCHEFFLER, W. (2018). *Besteuerung von Unternehmen II: Steuerbilanz*. CF Müller GmbH.

- SCHLECHT, S., SPILLER, A. & SCHULZE, B. (2010). Zukunftsperspektiven der zweistufigen Viehvermarktung. In: Petersen, B., A. Spiller und L. Theuvsen (Hrsg.): *Vom Viehvermarkter zum Dienstleistungsprofi*. Bonn: GIQS: 93-103.
- SCHNEIDER, H. (2007). Nachweis und Behandlung von Multikollinearität. In *Methodik der empirischen Forschung* (pp. 183-198). Gabler.
- SCHULZ, A. (2016). Ermittlung der Akzeptanz und der Zahlungsbereitschaft verschiedener Verbraucherklassen in Flensburg zum intelligenten Zählerwesen: eine empirische Untersuchung (Doctoral dissertation, Zentrale Hochschulbibliothek Flensburg).
- SCHULZE, B. (2012). Herausforderungen des Landhandels unter veränderten Marktbedingungen: Theoretische Überlegungen und empirische Evidenz. DOI: 10.22004/ag.econ.133053.
- SCHULZE SCHWERING, D., & SPILLER, A. (2018). Das Online-Einkaufsverhalten von Landwirten im Bereich landwirtschaftlicher Betriebsmittel. *Diskussionspapier, Universität Göttingen*.
- SENECAL, S., NANTEL, J. (2004). The influence of online product recommendations on consumers' online choices. *J. Retail.* 80 (2), 159–169.
- SHTIENBERG, D. (2013). Will decision-support systems be widely used for the management of plant diseases? *Annu Rev Phytopathol* 51:1–16.
- SMITH, A., GOE, W., KENNEY, M., & PAUL, C. (2004). "Computer and Internet Use by Great Plains Farmers." *Journal of Agricultural and Resource Economics* 29(3): 481-500.
- SPASH, CL., URAMA, K., BURTON, R., KENYON, W., SHANNON, P., HILL, G. (2009). Motives behind willingness to pay for improving biodiversity in a water ecosystem: economics, ethics and social psychology. *Ecol Econ* 68(4):955–964.
- STATISTISCHES BUNDESAMT (2020). Land- und Forstwirtschaft, Fischerei Retrieved from: <https://www.destatis.de/DE/Themen/Branchen-Unternehmen/Landwirtschaft-Forstwirtschaft-Fischerei/Landwirtschaftliche-Betriebe/inhalt.html>, (25.5.2020).
- TIETZ, D. (2007). Der Einfluss des Internets auf Intermediäre im Tourismus. *Wiesbaden*.
- URBAN, D. (1998). *Logit Analyse*. Lucius & Lucius, Stuttgart 1998, [ISBN 3-8282-4306-1](#).
- VENKATESH, V, THONG, JYL., XU, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Q* 36.
- VÖLCKNER, F. (2005). Methoden zur Messung individueller Zahlungsbereitschaften: Ein Überblick zum State of the Art, Research Papers on Marketing and Retailing, Ausgabe 30. Hamburg: University of Hamburg, 2005.

- WAHL, R. (2001). Akzeptanzprobleme bei der Implementierung von Projektmanagementkonzepten in der Praxis. *Frankfurt am Main: Peter Lang GmbH, 2001.*
- WALSH, G., SCHAARSCHMIDT, M., IVENS, S. (2017). Effects of customer-based corporate reputation on perceived risk and relational outcomes: empirical evidence from gender moderation in fashion retailing. *J. Prod. Brand Manage.* 26 (3), 227–238.
- WANG, Y.D., & EMURIAN, H.H. (2005). An overview of online trust: Concepts, elements, and implications. *In: Computers in Human Behavior* 21:105–125.
- WATSON, R.T., BERTHON, P., PITT L.F., & ZINKHAN G.M. (2008). Electronic Commerce: The Strategic Perspective. Web-Publikation, Retrieved from https://florida.theorange.org/og/file/29589c3c-8bcd-72c1-b2f2-37789232eb3c/1/Electronic_Commerce.pdf Abruf am 02.03.2020.(22.5.2020).
- WIENDIECK, G. (1992). Akzeptanz. In: Freese, E. (Hrsg.): *Handwörterbuch der Organisation, 3. Auflage. Stuttgart.*
- WOOLDRIDGE, J. M. (2016). Introductory econometrics: A modern approach. *Nelson Education.*
- XIN, J., ZAZUETA, FS., VERGOTT, P III., MAO, X., KOORAM, N., YANG, Y. (2015). Delivering knowledge and solutions at your fingertips: strategy for mobile app development in agriculture. *Agric Eng Int CIGR J Spec Issue* 2015:317–325.
- ZAPATA, S.D., ISENGILDINA-MASSA, O., CARPIO, C.E., LAMIE, R.D. (2016). Does E-Commerce Help Farmers' Markets? Measuring the Impact of MarketMaker. *J. Food Distrib. Res.* 47 (2), 1–18.
- ZHOU, H. & GU, Z. (2015). The Effect of Different Price Presentations on Consumer Impulse Buying Behavior: The Role of Anticipated Regret. *In: American Journal of Industrial and Business Management* 5 (1): 27–36.
- ZILBERMAN, D., METCALFE, M., & HEIMAN, A. (2005). "Economics and the Adoption of Information Technology with Evidence from California." In *E-Commerce and Agribusiness, T. Smitz et al., Iowa State University Press.*

9 Anhang

9.1 Herleitung Logit Modell

Diese Formel kann nach HUIJER (2005) mit ein paar Überlegungen vereinfacht hergeleitet und das Problem des einfachen OLS Modells durch die logistische Regression umgangen werden. Folgende Überlegungen sind nach HUIJER (2005) hergeleitet: Somit muss eine Gleichung entwickelt werden, deren rechte Seite den Regressionsausdruck $a + b x_i$ und auf der linken Seite einen Ausdruck beinhaltet, der es ermöglicht eine dichotome Variable einzubinden. Der Ausdruck ist leicht zu interpretieren und kann von $-\infty$ bis $+\infty$ variieren. Im ersten von drei Schritten betrachtet man die Wahrscheinlichkeit, dass das Untersuchungsobjekt die Ausprägung y_i (Wahrscheinlichkeit wird mit p_i abgekürzt) aufweist. p_i kann allerdings im Bereich von 0 bis 1 variieren. Deshalb bedarf es eines zweiten Schrittes, indem das Verhältnis der beiden Wahrscheinlichkeiten p_i und $1 - p_i$ zueinander betrachtet wird. Wenn man die Wahrscheinlichkeit des Eintretens durch die Wahrscheinlichkeit des Nicht-Eintretens des Ergebnisses $y = 1$ dividiert, erhält man sogenannte „Odds“, die teilweise auch als „*likelihood ratio*“ bezeichnet werden. Die „Fünzig zu Fünzig“ Chance bei einem Münzwurf kann hier als Beispiel herangezogen werden, wobei die „Odds“ bei gleicher Wahrscheinlichkeit (0,5) 1 wäre.

$$\frac{p_i}{1 - p_i} = Odds$$

Quelle: HUIJER, 2005

Dieser neue Ausdruck variiert nun von 0 bis $+\infty$, weshalb ein letzter Schritt nötig ist. Die Odds werden logarithmiert, wodurch man einen Ausdruck erhält, der im Bereich von $-\infty$ bis $+\infty$ variiert und als „Logit“ bezeichnet wird (Logarithmus, abgekürzt „ln“)

Formel:

Formel: Logarithmierte Odds

$$\ln \frac{p_i}{1 - p_i} = \ln \frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)} = \ln \frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)} = \text{Logit}(p)$$

Quelle: HUIJER, 2005

Der Logit vermittelt die dichotome Variable an den bekannten Regressionsausdruck auf der rechten Seite und zeigt auf, dass b um eine Einheit durch die Zunahme von x größer wird. So kann das Logit Modell hergeleitet und interpretierfähig gemacht werden. Die logistische Regressionsgleichung für den Zwei-Variablen-Fall erhält man, indem Gleichung nach p_i auflöst:

Formel: Logistische Regressionsgleichung für den Zwei-Variablen-Fall

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(a+bx_i)}}$$

Quelle: HUIER, 2005

9.1 Abkürzung der Variablen

Tabelle 10: Abkürzung der Variablen

Variablen	Beschreibung
Plattformbeispiel	Akzeptanz für eine digitale Getreidehandelsplattform
BereitZuZahlen	Zahlungsbereitschaft für eine digitalen Getreidehandelsplattform
PlattformGewinn	Wahrgenommener zusätzlicher Gewinn
PlattformPartner	Wahrgenommene erhöhte Anzahl an HandelspartnerInnen
Alter	Alter in Jahren
Uniabschluss	Universitärer Abschluss
SmartphoneLawApps	Vorkenntnisse im Online-Handel
Hektar	Landwirtschaftliche Betriebsgröße
GroßstandEntf	Entfernung zur nächsten Großstadt (>100.000 EinwohnerInnen)
EmpfehlungFreund	Empfehlung FreundInnen oder Bekannten
StaatlichePartner	Zertifizierung oder Partnerschaft staatlicher Organisationen
SmartphoneNeueApps	Digitale Affinität gegenüber neuen digitalen Tools

Quelle: eigene Darstellung

9.2 Der R-Code

```
# ~~~~~#
# Title: Akzeptanz und Zahlungsbereitschaft für eine digitale Getreidehandelsplattform
# Author: Carl-Anton von Heyking
# ~~~~~#

# 0) Vorbereitung

library(dplyr)
library("corrplot")
library(MASS)
library(mfx)
library(margins)
library(ResourceSelection)
library(lmtest)
library(car)
library(stargazer)
library(coefplot)
library(rms)

#1) Laden der Rohdaten, Variablenauswahl und Datenaufbereitung

options(warn = -1)

setwd("~/Desktop/R_Modell/Heyking_Code_MA_R")

x <- read.csv("responses_Masterarbeit_1.csv", sep = ";", dec = ".", header = T, na.strings = "NaN", fill=T, encoding =
'UTF-8')

xnames <- read.csv("responses_easynames_new.csv", sep = ";", dec = ".", header = T, na.strings = "NaN", fill=T,
encoding = 'UTF-8')

names(x) <- xnames$Variable

x <- x[-c(133:135),]
head(x)

# ~~~~~#
# Variablen Kodieren

x$Sex <- as.character(x$Sex)
x$Sex[x$Sex == 'Männlich'] = 1
x$Sex[x$Sex == 'Weiblich'] = 0
x$Sex = as.numeric(x$Sex)

x$DigitalAlternative <- as.character(x$DigitalAlternative)
x$DigitalAlternative[x$DigitalAlternative == 'Ja'] <- 1
x$DigitalAlternative[x$DigitalAlternative == 'Nur als zusätzlicher Kanal'] <- 1
x$DigitalAlternative[x$DigitalAlternative == 'Nein'] <- 0
x$DigitalAlternative = as.numeric(x$DigitalAlternative)

x$SmartphoneKostenHöhe[is.na(x$SmartphoneKostenHöhe)] <- 0
#x$OnlineHandelErf[is.na(x$OnlineHandelErf)] = 0

#Folgende Variablen werden nicht benötigt

x$Anmerkungen = NULL
x$ID = NULL
x$Start = NULL
x$Spende = NULL
x$Ende = NULL
x$NetID = NULL
```

View(x)

```
# ~~~~~#  
#2) Deskriptive Analyse
```

```
x_summary <- summary(x)  
x_summary
```

```
#Standardabweichungen anzeigen lassen
```

```
sd(x$PlattformGewinn, na.rm = TRUE)  
sd(x$SmartphoneJahre)
```

```
par(mfrow=c(1,1))  
boxplot(x = x$Hektar, main = 'Boxplot Betriebe', ylab = "Größe der Betriebe in ha")  
hektar_boxplot = boxplot(x = x$Hektar)  
hektar_boxplot
```

```
boxplot(x = x$Alter, main = 'Verteilung des Alters', ylab = "Alter in Jahren")  
boxplot(x = x$VerkaufAnHaendlerAnzahl, main = 'Verteilung der Handelspartner', ylab = "Anzahl der jährlichen Handelspartner")
```

```
hist(x$SmartphoneKostenHöhe, main = "", ylab = "Anzahl der Landwirte/Innen", xlab = "Höhe der jährlichen Kosten für digitale Tools in €", ylim = c(0,150), col='green')  
hist(log(x$SmartphoneKostenHöhe), col='grey', xlab = "Höhe der jährlichen Kosten für digitale Tools")
```

```
hist(x$SmartphoneJahre, main = "", ylab = "Anzahl der Landwirte/Innen", xlab = "Jahre in Besitz eines Smartphones", ylim = c(0,60), xlim = c(0,20))
```

```
plot(x$SmartphoneJahre, x$SmartphoneKostenHöhe,  
xlab="Jahre im Besitz eines Smartphones", ylab="Smartphone Kosten")
```

```
table(x$PlattformBeispiel,x$BereitZuZahlen)
```

```
# ~~~~~#  
# Datensatz mit vollständigen Beobachtungen
```

```
#x$OnlineHandelErf[is.na(x$OnlineHandelErf)] = 0  
x$OnlineHandelErf = NULL
```

```
#Datensatz und Korrelationsanalyse mit allen Variablen
```

```
x_voll <- na.omit(x)  
nrow(x_voll)  
cor(x_voll)  
par(mfrow=c(1,1))  
corrplot(cor(x_voll), method = "circle")
```

```
#y <- Nur die Variablen, die zunächst für die Hypothesen in Frage kommen  
y <- x_voll[, c("PlattformBeispiel", "BereitZuZahlen", "PlattformGewinn",  
"PlattformPartner", "Alter", "UniAbschluss", "SmartphoneLawApps", "Hektar",  
"GroßstandEntf", "EmpfehlungNutzer", "StaatlichePartner", "SmartphoneNeueApps")]
```

View(y)

```
y_voll <- na.omit(y)  
nrow(y_voll)  
cor(y_voll)  
corrplot(cor(y_voll), method = "circle")
```

```
# ~~~~~#  
#3) Modellierung der beiden Zielvariablen  
#Erste Zielvariable: Akzeptanz (PlattformBeispiel)
```

```
#Einfache OLS mit allen Variablen  
model_full <- lm(formula = PlattformBeispiel ~ ., data = x_voll)
```

```

summary(model_full)
par(mfrow=c(2,2))
plot(model_full)

#Einfache OLS mit unabhängigen Variablen der Hypothesen aus MA
model_hypothesen_1 <- lm(formula = PlattformBeispiel~ PlattformGewinn + PlattformPartner +
  Alter + UniAbschluss + SmartphoneLawApps + Hektar + GroßstandEntf +
  EmpfehlungFreund + StaatlichePartner + SmartphoneNeueApps, data = x_voll)

summary(model_hypothesen_1)
par(mfrow=c(2,2))
plot(model_hypothesen_1)

#Logit-Modell mit unabhängigen Variablen der Hypothesen
model_logit_1 <- glm(formula = PlattformBeispiel~ PlattformGewinn + PlattformPartner +
  Alter + UniAbschluss + SmartphoneLawApps + Hektar + GroßstandEntf +
  EmpfehlungFreund + StaatlichePartner + SmartphoneNeueApps, data = x_voll,family = 'binomial')
summary(model_logit_1)
par(mfrow=c(2,2))
plot(model_logit_1)

#Probit-Modell mit unabhängigen Variablen der Hypothesen
model_probit_1 <- glm(formula = PlattformBeispiel~ PlattformGewinn + PlattformPartner + Alter +
  UniAbschluss + SmartphoneLawApps + Hektar + GroßstandEntf + EmpfehlungFreund +
  StaatlichePartner + SmartphoneNeueApps, data = x_voll,family = 'binomial'(link = "probit"))

summary(model_probit_1)
par(mfrow=c(2,2))
plot(model_probit_1)

# Drei Modelle gegenüber zu stellen
stargazer(model_hypothesen_1, model_logit_1, model_probit_1, title = "Results", align = TRUE, type = 'text')

logLik(model_hypothesen_1)
AIC(model_hypothesen_1)

#Koeffizientenplots
par(mfrow=c(1,1))
coefplot(model_hypothesen_1)
coefplot(model_hypothesen_1, plot = FALSE)
summary(margins(model_hypothesen_1))

#Marginale Effekte ausrechnen
coefplot(model_logit_1)
summary(margins(model_logit_1))
par(mfrow=c(1,1))
plot(margins(model_logit_1))

summary(margins(model_probit_1))
plot(margins(model_probit_1))

# ~~~~~#
# Modellierung zweite abhängige Variable: BereitZuZahlen
# OLS mit unabhängigen Variablen der Hypothesen

model_full_WTP <- lm(formula = BereitZuZahlen ~ ., data = x_voll)
summary(model_full_WTP)
par(mfrow=c(2,2))
plot(model_full_WTP)

# OLS mit unabhängigen Variablen der Hypothesen
model_hypothesen_2 <- lm(formula = BereitZuZahlen~ PlattformGewinn + PlattformPartner +
  Alter + UniAbschluss + SmartphoneLawApps + GroßstandEntf +

```

```

EmpfehlungNutzer + StaatlichePartner + SmartphoneNeueApps, data = x_voll)

summary(model_hypothesen_2)
par(mfrow=c(2,2))
plot(model_hypothesen_2)

#Logit-Modell mit unabhängigen Variablen der Hypothesen
model_logit_2 <- glm(formula = BereitZuZahlen~ PlattformGewinn + PlattformPartner +
  Alter + UniAbschluss + SmartphoneLawApps + GroßstandEntf +
  EmpfehlungNutzer + StaatlichePartner + SmartphoneNeueApps, data = x_voll,family = 'binomial')
summary(model_logit_2)
par(mfrow=c(2,2))
plot(model_logit_2)

#Probit-Modell mit Variablen der Hypothesen
model_probit_2 <- glm(formula = BereitZuZahlen~ PlattformGewinn + PlattformPartner +
  Alter + UniAbschluss + SmartphoneLawApps + GroßstandEntf +
  EmpfehlungNutzer + StaatlichePartner + SmartphoneNeueApps, data = x_voll,family =
'binomial'(link = "probit"))
summary(model_probit_2)
par(mfrow=c(2,2))
plot(model_probit_2)

stargazer(model_hypothesen_2, model_logit_2, model_probit_2, title = "Results", align = TRUE, type = 'text')
#Vergleich_2 <- stargazer(model_hypothesen_2, model_logit_2, model_probit_2, title = "Results", align = TRUE,
type = 'text')

par(mfrow=c(1,1))
coefplot(model_hypothesen_2)
coefplot(model_hypothesen_2, plot = FALSE)

coefplot(model_logit_2)

summary(margins(model_logit_2))
plot(margins(model_logit_2))

summary(margins(model_probit_2))
plot(margins(model_probit_2))

# ~~~~~#
#4) Statistische Tests

# Schrittweise AIC minimieren geht nur bei den Logit Modellen
glm(formula = BereitZuZahlen~ PlattformGewinn + PlattformPartner +
  Alter + UniAbschluss + SmartphoneLawApps + Hektar + GroßstandEntf +
  EmpfehlungFreund + StaatlichePartner + SmartphoneNeueApps, data = x_voll,family = 'binomial'(link =
"probit")) %>%
  stepAIC(trace = TRUE)

# Hoslem Test
hoslem.test(x = x_voll$PlattformBeispiel, y = model_logit_1$fitted.values)

#hoslem.test(x = x_voll$BereitZuZahlen, y = model_hypothesen_2$fitted.values)
hoslem.test(x = x_voll$BereitZuZahlen, y = model_logit_2$fitted.values)

model_logit_1$fitted.values

# Likelihood Ration Test
#Paket installieren und mit YES bestätigen
#install.packages("lmtest")
#library(lmtest)

```

```

#lrtest(model_logit_1)

#lrtest(model_logit_2)

# "Klassifikations-Test" Plattformbeispiel
prediction = round(model_logit_1$fitted.values)
response = x_voll$PlattformBeispiel
table(prediction, response)
table(prediction, response)/length(prediction)
sum(prediction == response)/length(response)

# BereitzuZahlen
prediction = round(model_logit_2$fitted.values)
response = x_voll$PlattformBeispiel
table(prediction, response)
table(prediction, response)/length(prediction)
sum(prediction == response)/length(response)

#pseudo-R^2 Test
require(rms)
r_model_logit_1 <- lrm(model_logit_1)
r_model_logit_1

r_model_probit_1 <- lrm(model_probit_1)
r_model_probit_1

r_model_logit_2 <- lrm(model_logit_2)
r_model_logit_2

# Variance Inflation Factor
vif(model_logit_1)
vif(model_logit_2)

# Log Hekar und GroßstadtEntf
x_voll_nonnull <- x_voll %>% filter(GroßstandEntf > 0)
model_logit_1_logVars <- glm(formula = PlattformBeispiel ~ PlattformGewinn + PlattformPartner +
  Alter + UniAbschluss + SmartphoneLawApps + log(Hektar) + log(GroßstandEntf) +
  EmpfehlungFreund + StaatlichePartner + SmartphoneNeueApps, data = x_voll_nonnull, family
= 'binomial')
model_logit_1_logVars
summary(model_logit_1_logVars)

summary(margins(model_logit_1_logVars))
plot(margins(model_logit_1_logVars))

```

9.3 Zusätzliche Modell Tabellen

Tabelle 11: Ergebnisse der deskriptiven Statistik

SmartphoneJahre	SmartphoneLawApps	OnlineAnschluss	OnlineShopping	OnlineBetriebsmit	SmartphoneKostenApp	SmartphoneKostenHöhe	SmartphoneNeueApps
Min. :0.000	Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :0.00	Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. : 0.0	Min. :1.000
1st Qu.:7.000	1st Qu.:1.0000	1st Qu.:1.0000	1st Qu.: 5.00	1st Qu.:1.0000	1st Qu.:0.0000	1st Qu.: 0.0	1st Qu.:2.000
Median :8.000	Median :1.0000	Median :1.0000	Median :8.00	Median :1.0000	Median :1.0000	Median : 13.5	Median :3.000
Mean :8.341	Mean :0.9389	Mean :0.8636	Mean :11.13	Mean :0.8485	Mean :0.5802	Mean :246.7	Mean :2.924
3rd Qu.:10.000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:12.50	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.: 300.0	3rd Qu.:4.000
Max. :15.000	Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :60.00	Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :3500.0	Max. :5.000
	NA's :1				NA's :1		
VerkaufAnHaendler	VerkaufAnHaendlerAnzahl	VerkaufOnline	EmpfehlungFreund	EmpfehlungNutzer	StaatlichePartner	PrivatePartner	DaSchuPers
Min. :0.0000	Min. :1.000	Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :0.0000
1st Qu.:1.0000	1st Qu.:2.000	1st Qu.:0.0000	1st Qu.:1.0000	1st Qu.:0.0000	1st Qu.:0.0000	1st Qu.:0.0000	1st Qu.:0.0000
Median :1.0000	Median :4.000	Median :0.0000	Median :1.0000	Median :1.0000	Median :0.0000	Median :1.0000	Median :0.0000
Mean :0.9545	Mean :4.485	Mean :0.3053	Mean :0.8712	Mean :0.6742	Mean :0.3053	Mean :0.5802	Mean :0.4545
3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:5.000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000
Max. :1.0000	Max. :20.000	Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :1.0000
	NA's :2	NA's :1			NA's :1	NA's :1	
DaSchuBetr	DigitalAlternative	PlattformBeispiel	BereitZuZahlen	PlattformPartner	PlattformGewinn	VerkaufAnWen	BessererPreis
Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :1.000	Min. :1.000	Min. :0.0000	Min. :0.0000
1st Qu.:0.0000	1st Qu.:1.0000	1st Qu.:1.0000	1st Qu.:1.0000	1st Qu.:3.000	1st Qu.:3.000	1st Qu.:0.0000	1st Qu.:1.0000
Median :1.0000	Median :1.0000	Median :1.0000	Median :1.0000	Median :4.000	Median :3.000	Median :1.0000	Median :1.0000
Mean :0.5076	Mean :0.8779	Mean :0.8485	Mean :0.8106	Mean :3.864	Mean :3.275	Mean :0.6794	Mean :0.8258
3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:5.000	3rd Qu.:4.000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000
Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :5.000	Max. :5.000	Max. :1.0000	Max. :1.0000
	NA's :1				NA's :1	NA's :1	
Sex	Alter	Hektar	GenWechsel	GroßstandEntf	UniAbschluss		
Min. :0.0000	Min. :23.00	Min. : 10.00	Min. :0.0000	Min. : 0.00	Min. :0.0000		
1st Qu.:1.0000	1st Qu.:32.00	1st Qu.: 94.75	1st Qu.:0.0000	1st Qu.: 30.00	1st Qu.:0.0000		
Median :1.0000	Median :38.00	Median :250.00	Median :0.0000	Median :45.00	Median :1.0000		
Mean :0.9545	Mean :41.35	Mean :518.50	Mean :0.3636	Mean :49.26	Mean :0.7099		
3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:49.25	3rd Qu.:612.50	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:65.00	3rd Qu.:1.0000		
Max. :1.0000	Max. :70.00	Max. :3000.00	Max. :1.0000	Max. :150.00	Max. :1.0000		
					NA's :1		

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 12: Korrelationsanalyse

	PlattformBeispiel	BereitZuZahlen	PlattformGewinn	PlattformPartner	Alter	UniAbschluss	SmartphoneLawApps	Hektar	GroßstandEntf	EmpfehlungNutzer	StaatlichePartner	SmartphoneNeueApps
PlattformBeispiel	1	0.37989214	0.25260241	0.25648269	-0.41156635	-0.04110434	0.51102967	0.04145378	0.06944688	0.1446166	0.11984349	0.35977322
BereitZuZahlen	0.37989214	1	0.36840228	0.36963869	-0.43268756	0.24755770	0.16685632	-0.02021069	-0.11767360	0.3589378	-0.16008724	0.35023788
PlattformGewinn	0.25260241	0.36840228	1	0.49660555	-0.23122373	0.02877955	0.08311375	-0.04491607	-0.12768392	0.2005462	0.07963136	0.31288039
PlattformPartner	0.25648269	0.36963869	0.49660555	1	-0.24527177	-0.02214754	0.15956904	-0.31264866	-0.13964771	0.1122524	0.01323765	0.35771468
Alter	-0.41156635	-0.43268756	-0.23122373	-0.24527177	1	-0.22243670	-0.30014343	-0.05026073	0.05338537	-0.3369559	-0.03488778	-0.35735156
UniAbschluss	-0.04110434	0.24755770	0.02877955	-0.02214754	-0.22243670	1	0.08135973	0.28947507	-0.01063585	0.2236094	-0.01276835	0.17045244
SmartphoneLawApps	0.51102967	0.16685632	0.08311375	0.15956904	-0.30014343	0.08135973	1	0.15167979	-0.03557922	0.2965343	0.01512791	0.30194011
Hektar	0.04145378	-0.02021069	-0.04491607	-0.31264866	-0.05026073	0.28947507	0.15167979	1	0.10555162	0.1073849	0.01966531	0.02866802
GroßstandEntf	0.06944688	-0.11767360	-0.12768392	-0.13964771	0.05338537	-0.01063585	-0.03557922	0.10555162	1	-0.1144383	-0.01765657	-0.21603109
EmpfehlungNutzer	0.14461667	0.35893779	0.20054623	0.11225242	-0.33695591	0.22360942	0.29653430	0.10738493	-0.11443834	1	0.10124834	0.25141214
StaatlichePartner	0.11984349	-0.16008724	0.07963136	0.01323765	-0.03488778	-0.01276835	0.01512791	0.01966531	-0.01765657	0.1012483	1	0.09025580
SmartphoneNeueApps	0.35977322	0.35023788	0.31288039	0.35771468	-0.35735156	0.17045244	0.30194011	0.02866802	-0.21603109	0.2514121	0.09025580	1

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 13: Varianz Inflation Test Logit Modell 1

PlattformGewinn	PlattformPartner	Alter	UniAbschluss	SmartphoneLawApps
1,451227	1,923532	1,354569	1,949674	1,370438
Hektar	GroßstandEntf	EmpfehlungFreund	StaatlichePartner	SmartphoneNeueApps
2,177543	1,382538	1,359920	1,606978	1,732478

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 14: Varianz Inflation Test Logit Modell 2

PlattformGewinn	PlattformPartner	Alter	UniAbschluss	SmartphoneLawApps
1,190048	1,359263	2,056449	1,180366	1,372839
GroßstandEntf	EmpfehlungNutzer	StaatlichePartner	SmartphoneNeueApps	
1,198133	1,459677	1,230233	1,833338	

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 15: OLS-Modell 1 (PlattformBeispiel = Akzeptanz)

COEFFICIENTS

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	5.357e-02	2.404e-01	-0.223	0.82407	
PlattformGewinn	4.677e-02	3.519e-02	1.329	0.18654	
PlattformPartner	3.514e-03	3.564e-02	0.099	0.92164	
Alter	-6.323e-03	2.219e-03	-2.850	0.0052	**
Uniabschluss	-9.897e-02	5.820e-02	-1.701	0.09185	.
SmartphoneLawApps	6.244e-01	1.138e-01	5.488	2.64e-07	***
Hektar	-1.855e-05	4.070e-05	-0.456	0.64945	
GroßstandEntf	1.812e-03	8.455e-04	2.143	0.03429	*
EmpfehlungFreund	2.381e-01	7.370e-02	3.231	0.00163	**
StaatlichePartner	5.181e-02	5.237e-02	0.989	0.32470	
SmartphoneNeueApps	6.226e-02	2.756e-02	2.259	0.02583	*

Signif. Codes:	0 '***'	0.001 '**'	0.01 '*'	0.05 '.'	0.1 '' 1
Residual standard error:	0.2649 on 110 degrees of freedom				
Multiple R-squared:	0.4715				
Adjusted R-squared:	0.4235				
F-statistic:	9.815 on 10 and 110 DF				
p-value:	1.424e-11				

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 16: Logit Modell 1 (PlattformBeispiel = Akzeptanz)

COEFFICIENTS:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-8.2160074	4.4468509	-1.848	0.06466	.
PlattformGewinn	1.2349621	0.7092291	1.741	0.08164	.
PlattformPartner	0.0469554	0.6341105	0.074	0.94097	
Alter	-0.0784431	0.0370701	-2.116	0.03434	*
Uniabschluss	-2.1322839	1.5026195	-1.419	0.15589	
SmartphoneLawApps	4.6750807	1.6531543	2.828	0.00468	**
Hektar	0.0002884	0.0008293	0.348	0.72804	
GroßstandEntf	0.0265356	0.0170169	1.559	0.11891	
EmpfehlungFreund	2.6162459	1.0973671	2.384	0.01712	*
StaatlichePartner	1.3994186	1.3681284	1.023	0.30637	
SmartphoneNeueApps	1.3265281	0.6062762	2.188	0.02867	*

Signif. Codes:	0 '***'	0.001 '**'	0.01 '*'	0.05 '.'	0.1 ' ' 1
Null deviance:	98.219 on 120 degrees of freedom				
Residual deviance:	41.163 on 110 degrees of freedom				
AIC:	63.163				

Quelle: eigene Darstellung

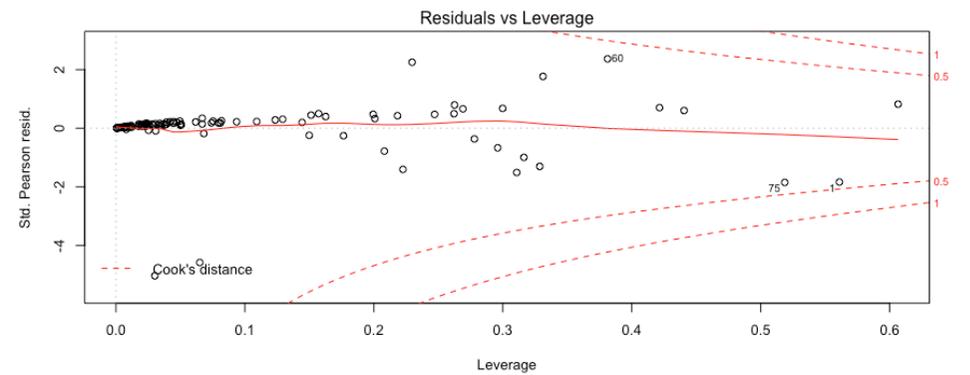
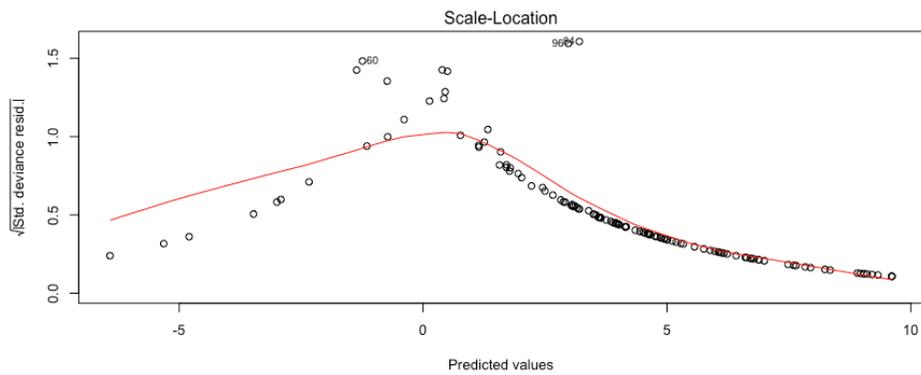
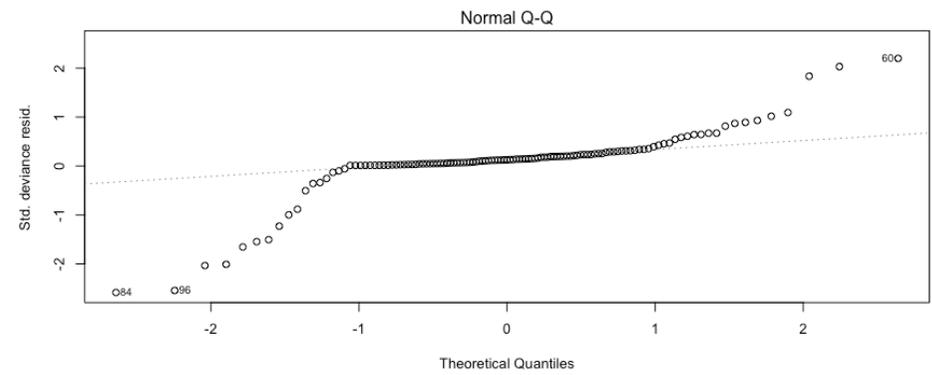
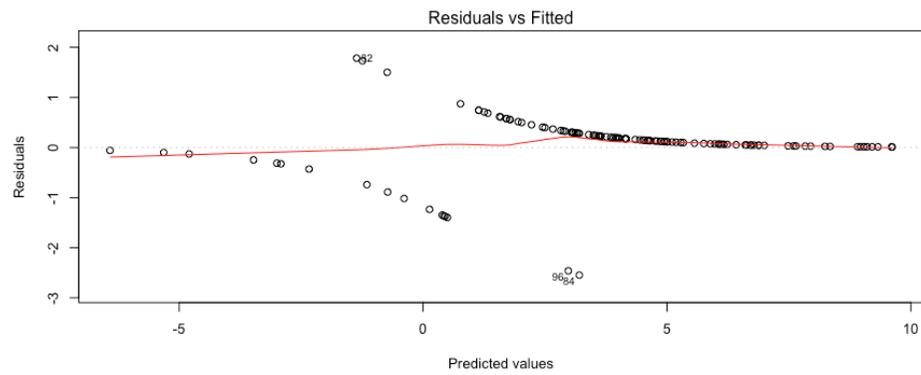


Abbildung 10: Residuen Plot Logit Modell 1

Quelle: eigene Darstellung aus R

Tabelle 17: Probit Modell 1 (PlattformBeispiel = Akzeptanz)

COEFFICIENTS:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-4.4304871	2.3973208	-1.848	0.06459	.
PlattformGewinn	0.6723465	0.3705885	1.814	0.06964	.
PlattformPartner	0.0034105	0.3323609	0.010	0.99181	
Alter	-0.0428346	0.0199592	-2.146	0.03186	*
Uniabschluss	-1.1724298	0.7655784	-1.531	0.12566	
SmartphoneLawApps	2.6065713	0.8641984	3.016	0.00256	**
Hektar	0.0001348	0.0004444	0.303	0.76171	
GroßstandEntf	0.0158277	0.0093349	1.696	0.08997	.
EmpfehlungFreund	1.3706049	0.5813384	2.358	0.01839	*
StaatlichePartner	0.8259906	0.7029876	1.175	0.24001	
SmartphoneNeueApps	0.7186138	0.3183931	2.257	0.02401	*

Signif. Codes:	0 '***'	0.001 '**'	0.01 '*'	0.05 '.'	0.1 ' ' 1
Null deviance:	98.219 on 120 degrees of freedom				
Residual deviance:	40.795 on 110 degrees of freedom				
AIC:	62.795				

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 18: OLS-Modell 2 (BereitZuZahlen = Zahlungsbereitschaft)

COEFFICIENTS:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	0.3992751	0.2640787	1.512	0.13339	
PlattformGewinn	0.0771229	0.0406803	1.896	0.06058	.
PlattformPartner	0.0775432	0.0382347	2.028	0.04495	*
Alter	-0.0072322	0.0026102	-2.771	0.00656	**
Uniabschluss	0.1110582	0.0651612	1.704	0.09111	.
SmartphoneLawApps	-0.0756681	0.1313390	-0.576	0.56569	
GroßstandEntf	-0.0002142	0.0009758	-0.220	0.82665	
EmpfehlungNutzer	0.1673675	0.0680021	2.461	0.01539	*
StaatlichePartner	-0.1729447	0.0606541	-2.851	0.00519	**
SmartphoneNeueApps	0.0383298	0.0316175	1.212	0.22797	

Signif. Codes:	0 '***'	0.001 '**'	0.01 '*'	0.05 '.'	0.1 ' ' 1
Residual standard error:	0.3063 on 111 degrees of freedom				
Multiple R-squared:	0.4001				
Adjusted R-squared:	0.3515				
F-statistic:	8.226 on 9 and 111 DF				
p-value:	2.699e-09				

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 19: Logit Modell 2 (BereitZuZahlen = Zahlungsbereitschaft)

COEFFICIENTS:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-1.065828	3.810218	-0.280	0.7797	
PlattformGewinn	0.994228	0.538754	1.845	0.0650	.
PlattformPartner	0.791633	0.460060	1.721	0.0853	.
Alter	-0.060503	0.038380	-1.576	0.1149	
Uniabschluss	0.543005	0.761289	0.713	0.4757	
SmartphoneLawApps	-1.204895	1.345722	-0.895	0.3706	
GroßstandEntf	-0.007314	0.010702	-0.683	0.4943	
EmpfehlungNutzer	1.588765	0.789278	2.013	0.0441	*
StaatlichePartner	-1.524320	0.760551	-2.004	0.0450	*
SmartphoneNeueApps	0.128317	0.413369	0.310	0.7562	

Signif. Codes:	0 '***'	0.001 '**'	0.01 '*'	0.05 '.'	0.1 ' ' 1
Null deviance:	111.677 on 120 degrees of freedom				
Residual deviance:	62.662 on 111 degrees of freedom				
AIC:	82.662				

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 20: Probit Modell 2 (BereitZuZahlen = Zahlungsbereitschaft)

COEFFICIENTS:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-0.584818	2.046376	-0.286	0.7750	
PlattformGewinn	0.488141	0.289463	1.686	0.0917	.
PlattformPartner	0.510169	0.254794	2.002	0.0453	*
Alter	-0.033632	0.020010	-1.681	0.0928	.
Uniabschluss	0.270565	0.420110	0.644	0.5196	
SmartphoneLawApps	-0.633846	0.761327	-0.833	0.4051	
GroßstandEntf	-0.004639	0.005769	-0.804	0.4213	
EmpfehlungNutzer	0.917569	0.428007	2.144	0.0320	*
StaatlichePartner	-0.931748	0.404101	2.306	-0.0211	*
SmartphoneNeueApps	0.057695	0.215880	0.267	0.7893	

Signif. Codes:	0 '***'	0.001 '**'	0.01 '*'	0.05 '.'	0.1 ' ' 1
Null deviance:	111.677 on 120 degrees of freedom				
Residual deviance:	62.395 on 111 degrees of freedom				
AIC:	82.395				

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 21: Logit Modell 1 (PlattformBeispiel = Akzeptanz / Variable Hektar und GroßstadtEntf logarithmiert)

COEFFICIENTS:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	-8.86321	4.91961	-1.802	0.07161	.
PlattformGewinn	1.57153	0.77870	2.018	0.04358	*
PlattformPartner	-0.54493	0.62410	-0.873	0.38259	
Alter	-0.06502	0.03883	-1.674	0.09405	.
Uniabschluss	-0.79478	1.46458	-0.543	0.58736	
SmartphoneLawApps	7.48106	2.56731	2.914	0.00357	**
log(Hektar)	-0.84516	0.53015	-1.594	0.11089	
log(GroßstandEntf)	1.03523	0.60660	1.707	0.08789	.
EmpfehlungFreund	3.04758	1.18206	2.578	0.00993	**
StaatlichePartner	1.01218	1.43987	0.703	0.48207	
SmartphoneNeueApps	1.23779	0.54342	2.278	0.02274	*

Signif. Codes:	0 '***'	0.001 '**'	0.01 '*'	0.05 '.'	0.1 ' ' 1
Null deviance:	93.954 on 118 degrees of freedom				
Residual deviance:	38.351 on 108 degrees of freedom				
AIC:	63.163				

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 22: Durchschnittliche marginale Effekte beim logarithmierten Logit Modell 1

Quelle: eigene Darstellung

factor	AME	SE	z	p	lower	upper
Alter	-0.0031	0.0017	-17.669	0.0772	-0.0064	0.0003
EmpfehlungFreund	0.1432	0.0477	30.024	0.0027	0.0497	0.2368
GroßstandEntf	0.0021	0.0013	15.908	0.1117	-0.0005	0.0047
Hektar	-0.0003	0.0002	-21088	0.0350	-0.0007	-0.0000
PlattformGewinn	0.0739	0.0335	22.060	0.0274	0.0082	0.1395
PlattformPartner	-0.0256	0.0287	-0.8914	0.3727	-0.0819	0.0307
SmartphoneLawApps	0.3516	0.0992	35.461	0.0004	0.1573	0.5460
SmartphoneNeueApps	0.0582	0.0222	26.228	0.0087	0.0147	0.1017
StaatlichePartner	0.0476	0.0670	0.7103	0.4775	-0.0837	0.1788
UniAbschluss	-0.0374	0.0683	-0.5470	0.5844	-0.1712	0.0965

9.4 Fragebogen



Herzlich willkommen!

Ich möchte Sie heute herzlich einladen, den folgenden Fragebogen meiner Masterarbeit über digitale Getreide-Handelsplattformen zu beantworten.

Die Befragung wird ca. 5-7 Minuten Ihrer Zeit in Anspruch nehmen. Bei Fragen oder Anmerkungen zu dieser Befragung stehe ich Ihnen (anton.heyking@gmail.com) gerne zur Verfügung.

Es gibt keine richtigen oder falschen Antworten. Mich interessiert lediglich Ihre Sichtweise. Als Dankeschön für Ihre Teilnahme, spende ich 1 € an ein soziales Projekt. Am Ende der Befragung haben Sie die Möglichkeit, hierzu eine Auswahl zu treffen.

Ich bedanke mich im Voraus sehr für Ihre Unterstützung!
Ihr Anton Heyking

Datenschutz

Ich garantiere Ihnen, dass Ihre Angaben anonymisiert und streng vertraulich behandelt sowie nicht an Dritte weitergegeben werden. Ihre Teilnahme an dieser Umfrage ist freiwillig. Die Erhebung, Verarbeitung und Nutzung der Daten erfolgt nach den Vorgaben des deutschen Datenschutzrechtes. Individuelle Angaben werden in keiner Publikation identifizierbar sein.

Los geht's

Drücken Sie **Enter** ↵

" Hintergrund

Es gibt bereits erste Onlineplattformen für den Handel mit landwirtschaftlichen Erzeugnissen. Auf diesen werden Angebot und Nachfrage für Getreide eingestellt, woraufhin die Nutzer (Sie als Landwirt) digital über den Preis und andere Parameter verhandeln und auch den Kontrakt digital abschließen können.

Neben der Möglichkeit der Prozessabwicklung, sowie Transparenz und Überblick über die gehandelten Partien und deren Logistik, soll die Reichweite für alle Nutzer (auch Landhändler, Mühlen etc.) erhöht werden.

Die Registrierung auf einer Plattform ist in der Regel kostenlos. Erst nachdem es zu einem erfolgreichen Kontrakt über die Plattform zweier Parteien kommt, fällt eine fixe Vermittlungsgebühr pro gehandelte Tonne an. Diese sollte unter dem üblichen Marktniveau liegen und wird, wie bei einem analogen Makler, vom Verkäufer getragen.

Ziel dieser Befragung ist es, einen ersten Überblick darüber zu bekommen, inwieweit handelsbezogene Apps von Landwirten bereits genutzt werden und welche Faktoren für die Anwendung einer digitalen Getreidehandelsplattform als nützlich empfunden werden.

Zu den Fragen

Drücken Sie **Enter** ↵

0% fertig

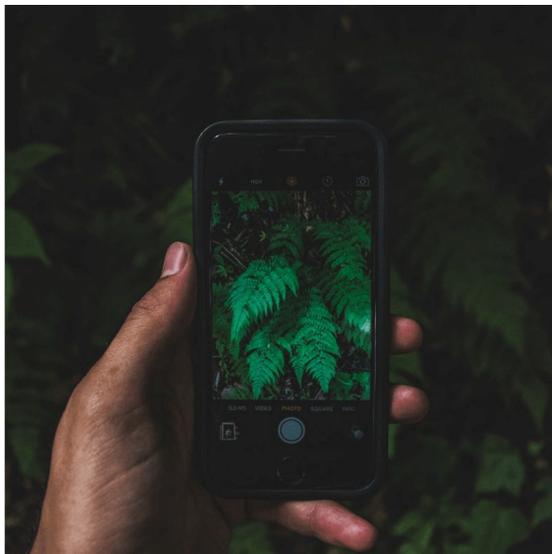
1 → Wie viele Jahre sind Sie bereits im Besitz eines Smartphones?
(0 =kein Besitz eines Smartphones)

Antwort hier...



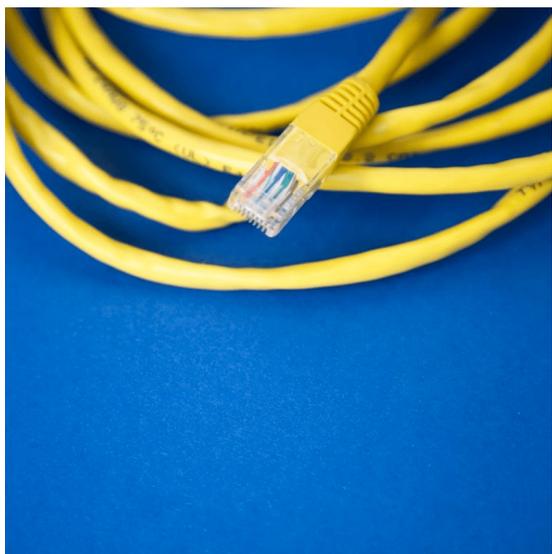
2 → Nutzen Sie Apps auf Ihrem Smartphone für landwirtschaftliche Zwecke?
(z.B. Wetter-Apps, Marktdaten, Apps für Ackerschlagkartei etc.)

Ja
 Nein



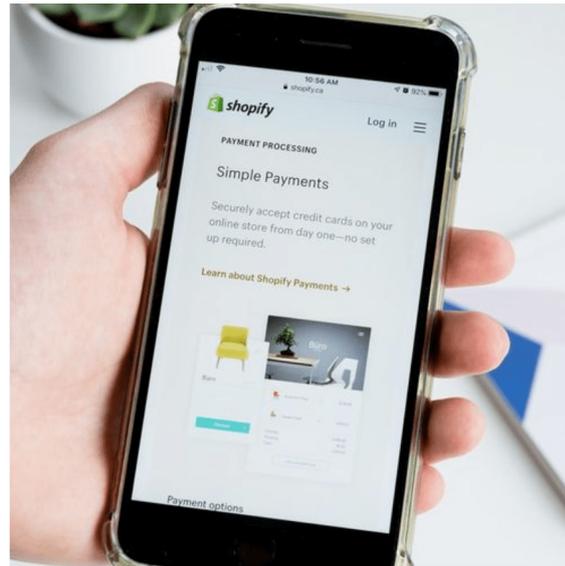
3 → Ist der Internetanschluss auf Ihrem Betrieb (Breitband, WiFi, mobile Daten) ausreichend, um PC und Smartphone für landwirtschaftliche Zwecke zu nutzen?

Ja
 Nein



4 → Wie oft haben Sie in den letzten 3 Monaten online eingekauft?
(Bitte als Zahl eingeben für z.B. Amazon, ebay, Lieferservice, Reisebuchungen etc.)

Antwort hier...



5 → Haben Sie bereits Betriebsmittel über das Internet bestellt?
(z.B. Saatgut, Maschinenteile, Dünger, Arbeitskleidung etc.)

Ja

Nein



6 → Welche Erfahrung haben Sie mit dem landwirtschaftlichen Online-Handel gemacht?

1	2	3	4	5
Sehr schlechte Erfahrung		Sowohl als auch		Sehr gute Erfahrung



7 → Nutzen Sie zahlungspflichtige Apps/Tools auf Ihrem PC oder Smartphone für landwirtschaftliche Zwecke?
(z.B. Lizenzen, Geo-Daten, Pflanzenschutz-Apps etc.)

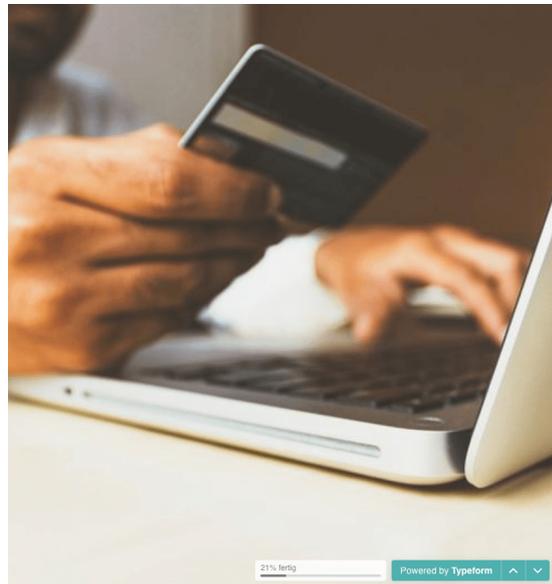
Ja

Nein



8 → Wie hoch sind Ihre jährlichen Kosten für derartige Tools?
(Kosten in € / Jahr)

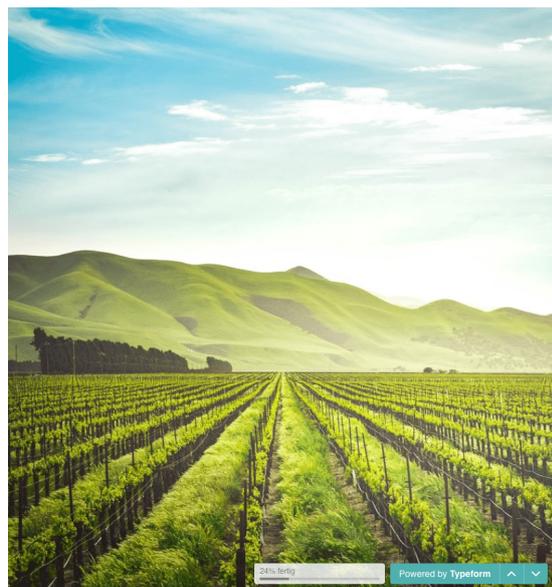
Antwort hier...



9 → Beurteilen Sie bitte die folgenden Aussagen aus Ihrer Sicht:

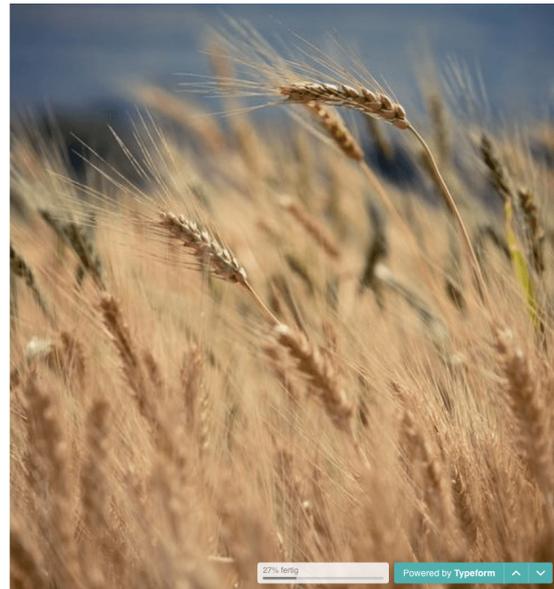
"Ich informiere mich laufend über neue landwirtschaftliche Apps die auf den Markt kommen und bin sehr daran interessiert diese zu testen."

1	2	3	4	5
Nein, überhaupt nicht		Möglich		Ja, sehr sogar



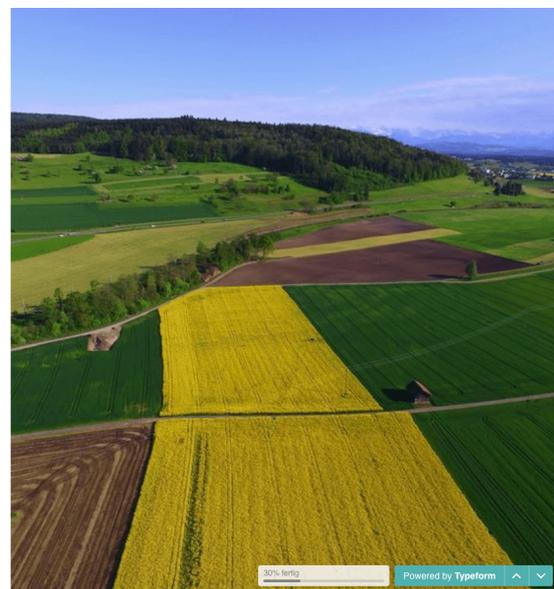
10 → Verkaufen Sie regelmäßig Ihre landwirtschaftlichen Erzeugnisse an z.B. Landhändler, andere Landwirte, Mühlen etc.? *

Ja
 Nein



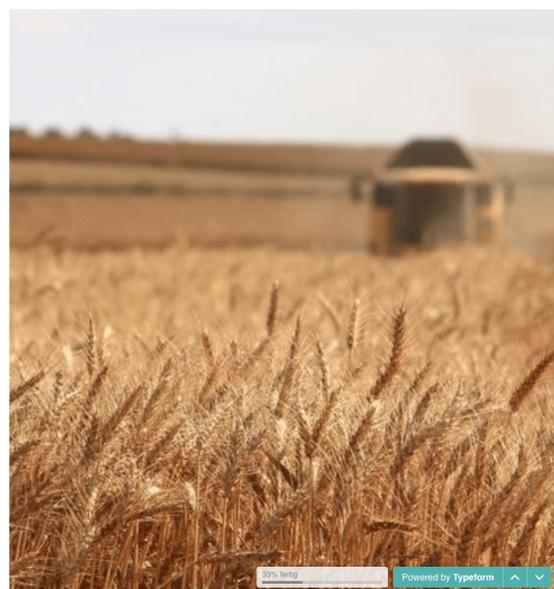
11 → Mit wie vielen Handelspartnern verhandeln Sie i.d.R. jährlich aktiv über den Verkauf Ihrer Erzeugnisse?
(z.B. Landhändler, Landwirte, Mühlen etc.)

Antwort hier...



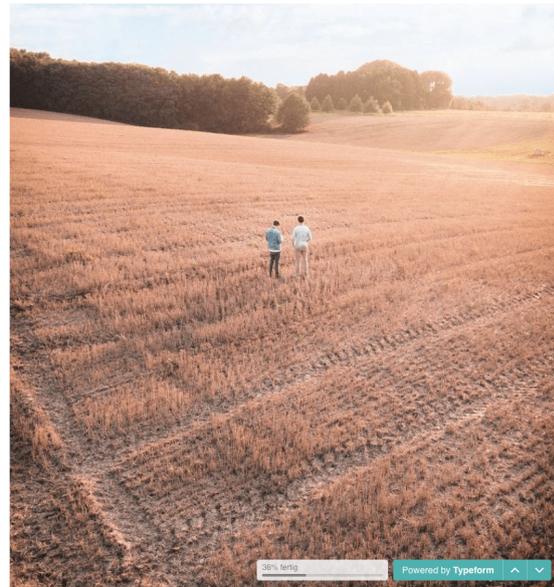
12 → Haben Sie bereits landwirtschaftliche Erzeugnisse digital über das Internet verkauft?
(z.B. Getreide)

Ja
 Nein



13 → Ist Ihnen bei der Einführung einer neuen landwirtschaftlichen Technologie die Empfehlung eines Freundes oder Kollegen wichtig?

Ja
 Nein



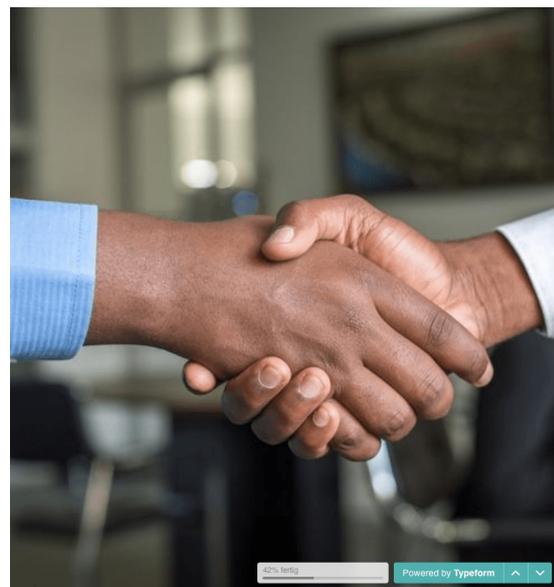
14 → Ist Ihnen eine positive online Produkt-Rezension/Bewertung anderer Nutzer wichtig?

Ja
 Nein



15 → Ist Ihnen ein staatliche Partnerschaft für ein Online-Tool Anbieter wichtig?
(z.B. Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie)

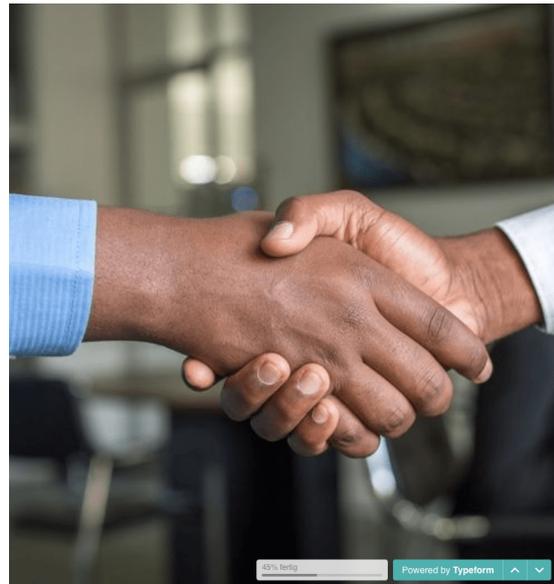
Ja
 Nein



16 → Und eine auf privatwirtschaftlicher Ebene?
(z.B. Volks- und Rentenbank)

Ja

Nein



17 → Hätten Sie Sorgen (Sicherheit und Datenschutz gegeben) Ihre persönlichen Daten bei einem Online-Tool anzugeben?

Ja

Nein



18 → Hätten Sie Sorgen (Sicherheit und Datenschutz gegeben) Ihre betrieblichen Daten bei einem Online-Tool anzugeben?

Ja

Nein

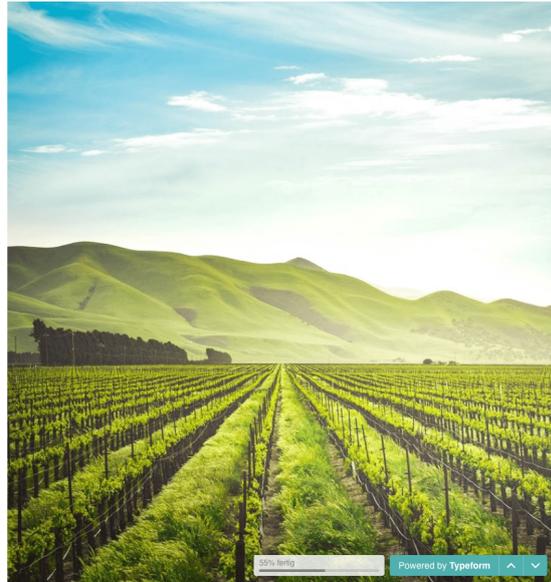


19 → Glauben Sie, dass digitale Handelsplattformen eine Alternative zu Ihren derzeitigen Verhandlungspartnern sind?

Taste A | Ja

B | Nein

C | Nur als zusätzlicher Kanal



20 → **Stellen Sie sich bitte vor**, es gäbe eine digitale

Getreidehandelsplattform auf der Sie sich kostenlos anmelden und deren Funktionen Sie nach einem Registrierungsprozess nutzen könnten (Echtzeit-Marktpreise einsehen, neue potenzielle Handelspartner finden, Anfragen erhalten etc.).

Nachdem Sie die Parameter für das Angebot Ihrer Erzeugnisse eingepflegt haben (z.B. gewünschter Preis, Lieferperiode, Kontraktart, Qualität und Gewicht ...) werden Ihnen auf der Plattform mehrere Verhandlungspartner vorgeschlagen. Zunächst sehen Sie ausschließlich die Informationen zu Ihren gewünschten Parametern, die Unternehmensart und Bewertung von ihrem Verhandlungspartner und vice versa. Kommt es zum Kontrakt, erfahren Sie anschließend mit wem Sie gehandelt haben. Für einen erfolgreichen Vertragsabschluss erhält eine Getreidehandelsplattform in der Regel eine Provision in Höhe von 0,20 € pro gehandelter Tonne. Die Vermittlungsgebühr wird, wie bei einem analogen Makler, vom Verkäufer getragen.

Wären Sie bereit, sich kostenlos mit Ihren Betriebsangaben bei einer solchen digitale Handelsplattform zu registrieren, um diese für Marktdaten und Informationsbeschaffung zu nutzen?

J | Ja

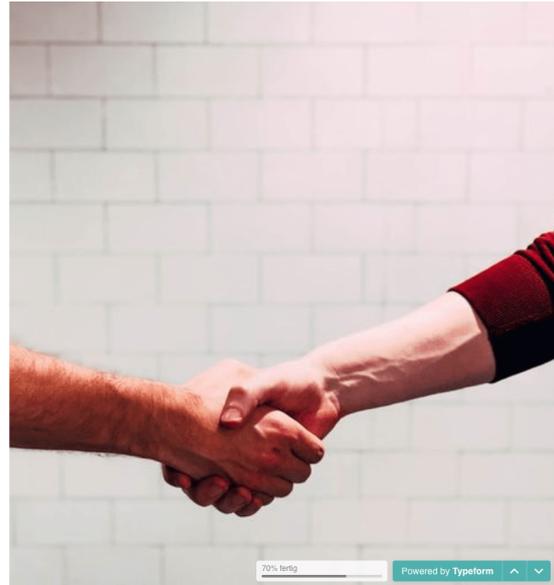
N | Nein

58% fertig

Powered by Typeform

24 + "Trotz eines potenziellen höheren Gewinns ist es mir wichtig zu wissen, an wen ich meine Erzeugnisse verkaufe."

- Ja
- Nein



25 + Würden Sie einen derzeitigen Handelspartner durch einen anderen ersetzen, sofern dieser Ihnen einen besseren Preis für Ihre Erzeugnisse anbietet?

- Ja
- Nein



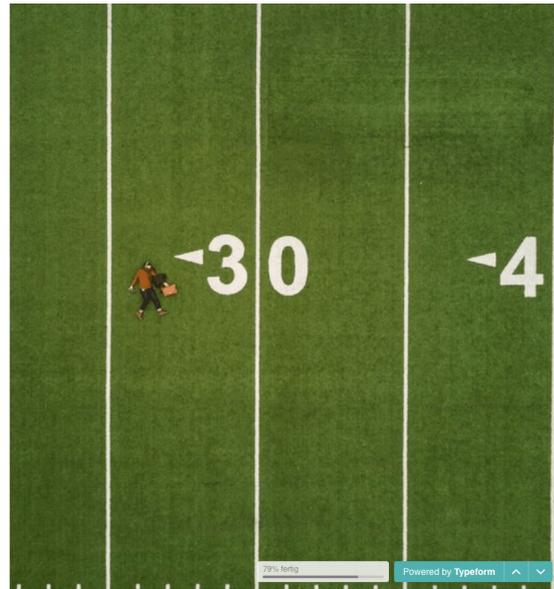
26 + Sie sind?

- Männlich
- Weiblich
- Divers



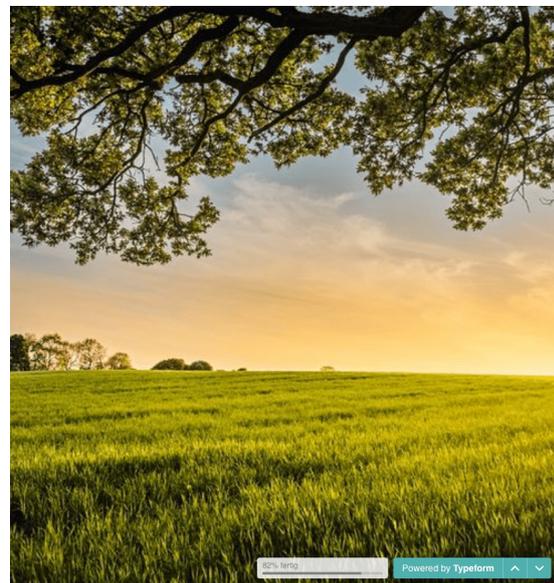
27 → Wie alt sind Sie?

Antwort hier...



28 → Wie groß ist der landwirtschaftliche Betrieb den Sie bewirtschaften?
(Angabe in Hektar)

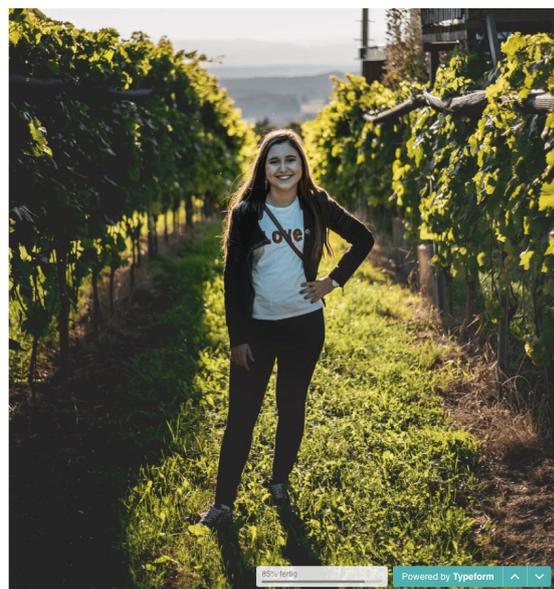
Antwort hier...



29 → Steht bei Ihnen in den nächsten 5 Jahren ein Generationswechsel an?

Ja

Nein



30 → Wie weit liegt Ihr Betrieb von der nächsten Großstadt (>100.000 Einwohner) entfernt?
(Angabe in Kilometer)

Antwort hier...



31 → Haben Sie einen universitären Abschluss?

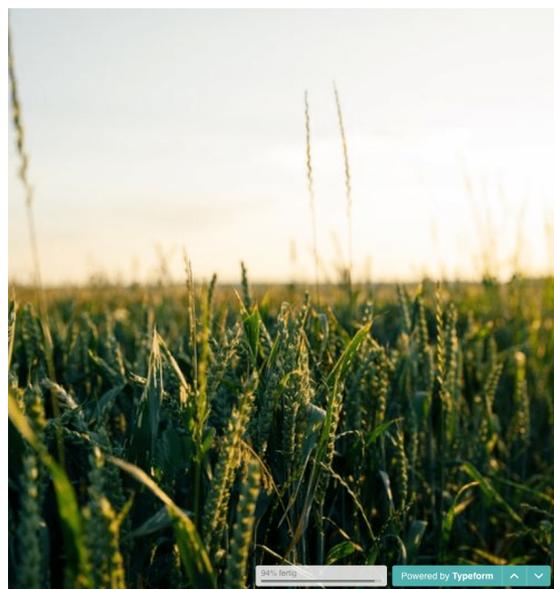
Taste ↕ Ja

Nein



32 → Anmerkungen können gerne hier hinterlassen werden oder bei Interesse an Informationen zu einer möglichen Handelsplattform bitte Ihre Email-Adresse eintragen.

Antwort hier...



33+ Da ich für die ersten 100 vollständig ausgefüllten Fragebögen als Dankeschön jeweils 1 € an eine Einrichtung spende, bitte ich Sie hier auszuwählen an welche Einrichtung meine Spende durch Ihre Beteiligung an meiner Umfrage gehen soll.

- A Ärzte ohne Grenzen
- B WWF
- C Brot für die Welt
- D Zukunftsstiftung Landwirtschaft



Vielen herzlichen Dank für Ihre Teilnahme an dieser Umfrage!



Beenden

Drücken Sie **Enter** ↵

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre eidesstattlich, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig verfasst habe. Es wurden keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel benutzt. Die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Formulierungen und Gedanken sind als solche kenntlich gemacht. Diese schriftliche Arbeit wurde in gleicher oder ähnlicher Form noch bei keiner anderen Prüferin / keinem anderen Prüfer als Prüfungsleistung eingereicht.

Hamburg, 15.01.2021

Ort, Datum



Unterschrift