



Berichte über Landwirtschaft

Zeitschrift für Agrarpolitik und Landwirtschaft

BAND 99 | Ausgabe 2

Agrarwissenschaft
Forschung

Praxis

Ein Technologieakzeptanzmodell zur Erklärung der Nutzungsentscheidung für eine Pflanzenschutz-App

Von Paul Johann Weller von Ahlefeld

1 Einleitung

Die Landwirtschaft steht vor der Aufgabe den steigenden Bedarf an Nahrungsmitteln für die wachsende Weltbevölkerung zu decken und gleichzeitig die negativen externen Umwelteffekte der landwirtschaftlichen Produktion zu minimieren (EU SCAR, 2012). Insbesondere der Einsatz von chemischen Pflanzenschutz-Mitteln und deren Auswirkungen auf die Umwelt wird, unter anderem auch von den Konsumenten (z.B. SABA und MESSINA, 2003), als kritisch angesehen. Neben der Implementierung des Greenings in die 1. Säule der GAP (WELLER VON AHLEFELD und MICHELS, 2019) und von verpflichtenden Maßnahmen zum integrierten Pflanzenschutz (EU, 2009) im Rahmen von Politikmaßnahmen als Beitrag zum Umweltschutz, kann auch der Landwirt selbst aktiv dazu beitragen, negative externe Effekte der landwirtschaftlichen Produktion, insbesondere durch den Einsatz von chemisch-synthetischen Pflanzenschutzmitteln, zu reduzieren.

Damit Landwirte aktiv die negativen externen Effekte des Pflanzenschutzmitteleinsatz reduzieren können, ist unter anderem der Transfer von Wissen notwendig, auf Basis dessen der Landwirt in die Lage versetzt wird, eben jene Entscheidungen zu treffen, die die negativen externen Effekte reduzieren können (STRUİK und KUYPER, 2017). Smartphone-Apps als mobile Entscheidungsunterstützungssysteme (Decision Support Tools, DST) können Landwirte in diesem Entscheidungsprozess auf einfache Art und Weise unterstützen, indem sie das notwendige Wissen bereitstellen. Pflanzenschutz-Apps, die den Landwirt mit verschiedenen Funktionen wie z.B. das Erkennen von Unkräutern, Schädlingen, Dokumentationserleichterung und Wettervorhersagen unterstützen können, stehen sogar zum Teil umsonst zur Verfügung (BONKE et al., 2018; MICHELS et al., 2020).

Aufgrund der kostengünstigen bzw. kostenfreien Verfügbarkeit der Apps sowie der geringen Transaktionskosten, die bei der Entscheidung zur Installation oder Deinstallation einer App entstehen, ist anzunehmen, dass insbesondere Einstellungen, Erwartungen und Wahrnehmung (latente Faktoren) des Landwirts eine Rolle bei der Entscheidung über den Einsatz helfender Apps spielen (MICHELS et al., 2020).

Ein Modell welches explizit die Nutzungsentscheidung über die Wahrnehmungen eines Individuums erklärt, ist das Technologieakzeptanzmodell (TAM). Das TAM berücksichtigt dabei explizit die Einstellungen eines Entscheiders in Form der latenten Variablen „Wahrgenommene Nützlichkeit (WN)“ und „Wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit (WB)“, die auf die „Intention zur Nutzung (IN)“ einer Technologie und damit letztendlich auf die Nutzungsentscheidung für eine Technologie gemäß des Modells Einfluss nehmen (DAVIS, 1989). MICHELS et al. (2019b) konnten bereits für Herdenmanagement-Apps für Milchkühe zeigen, dass die latenten Faktoren des TAMs (WB und WN) eine entscheidende Rolle in der Erklärung der Nutzungsfrequenz von Herdenmanagement-Apps spielen. Jedoch ist bislang nichts darüber bekannt, welche latente Faktoren die Nutzungsentscheidung für Pflanzenschutz-Apps durch Landwirte beeinflussen und ob das TAM zum Verständnis dieser Nutzungsentscheidung beitragen kann.

Vor diesem Hintergrund ist es das Ziel dieses Artikels das TAM auf die Nutzung von Pflanzenschutz-Apps zu übertragen und somit latente Einflussfaktoren auf die Nutzungsentscheidung zu identifizieren. Das TAM wird mittels Partial Least Squares-Strukturgleichungsmodellierung (PLS-SEM) und einem binären Logit Modell auf Basis eines online erhobenen Datensatzes mit 104 deutschen Landwirten aus dem Jahr 2019 geschätzt. Die Ergebnisse sind somit für Entwickler und Anbieter von Pflanzenschutz-Apps als auch Forscher im Bereich der Präzisionslandwirtschaft interessant.

Der Rest des Beitrags gliedert sich wie folgt:

- in Kapitel 2 wird die themenspezifische Literatur vorgestellt sowie die zu überprüfenden Hypothesen daraus abgeleitet.
- Danach werden in Kapitel 3 die verwendeten Materialien und Methoden vorgestellt.
- In Kapitel 4 werden die Ergebnisse präsentiert und diskutiert.
- Der Artikel schließt mit den Schlussfolgerungen in Kapitel 5.

2 Literaturüberblick und Hypothesengenerierung

Das TAM wurde von DAVIS (1989) entwickelt und besagt, dass die Intention zur Nutzung (IN) und damit das tatsächliche Nutzungsverhalten von der wahrgenommenen Nützlichkeit (WN) und der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit (WB) beeinflusst wird. Je nützlicher und einfacher in der Anwendung ein Individuum die Verwendung einer Technologie für sein Aufgabenfeld empfindet, *ceteris paribus*, desto höher ist die Intention zur Nutzung und damit auch die Wahrscheinlichkeit der tatsächlich beobachtbaren Nutzungsentscheidung. Weiterhin wird gemäß dem Modell eine Technologie umso nützlicher empfunden, *ceteris paribus*, je einfacher sie zu bedienen ist (Davis, 1989). Übertragen auf das Forschungsgebiet zur Nutzung von Pflanzenschutz-Apps, bedeutet dies, dass je nützlicher ein Landwirt eine Pflanzenschutz-App, z. B. zum Erkennen von Unkräutern, findet, desto

höher ist seine Intention zur Nutzung einer Pflanzenschutz-App. Ebenfalls bedeutet es, dass je einfacher der Umgang mit der Pflanzenschutz-App empfunden wird, desto nützlicher findet der Landwirt die Pflanzenschutz-App und desto höher ist auch die Intention zur Nutzung einer Pflanzenschutz-App. Eine hohe Intention zur Nutzung einer Pflanzenschutz-App erhöht dann dementsprechend die Wahrscheinlichkeit, dass eine Pflanzenschutz-App tatsächlich verwendet wird.

Folgende Hypothesen beschreiben diese Zusammenhänge:

H1: Die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit hat einen positiven Effekt auf die Intention zur Nutzung einer Pflanzenschutz-App

H2: Die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit hat einen positiven Effekt auf die wahrgenommene Nützlichkeit einer Pflanzenschutz-App

H3: Die wahrgenommene Nützlichkeit hat einen positiven Effekt auf die Intention zur Nutzung einer Pflanzenschutz-App

H4: Die Intention zur Nutzung einer Pflanzenschutz-App hat einen positiven Effekt auf das tatsächliche Nutzungsverhalten.

ROSE et al. (2016) beschreiben, dass jüngere Landwirte eher zu den Anwendern von Smartphones und Computern für betriebliche Zwecke gehören. Dementsprechend ist auch zu erwarten, dass eher jüngere Landwirte eine Pflanzenschutz-App verwenden. Weiterhin sind besser gebildete Landwirte eher die Nutzer von Computern, weil sie einen höheren Informationsbedarf haben und die Informationen auch besser verarbeiten können (CARRER et al., 2017), was auf die Nutzung von Pflanzenschutz-Apps ebenfalls zutreffen könnte. Größere Betriebe gehören zumeist zu den Innovatoren, die als erste neue Technologien in der Präzisionslandwirtschaft einsetzen (TEY und BRINDAL, 2012) oder Smartphones verwenden (MICHELS et al., 2019a). Dementsprechend könnte mit steigender Betriebsgröße ebenfalls eine Pflanzenschutz-App eher durch den Landwirt Verwendung finden.

Die Zusammenhänge sind in den folgenden Hypothesen zusammengestellt:

H5: Das Alter des Landwirts hat einen negativen Effekt auf das tatsächliche Nutzungsverhalten
H6: Der Bildungsgrad des Landwirts hat einen positiven Effekt auf das tatsächliche Nutzungsverhalten

H7: Die Betriebsgröße „Fläche in Hektar Ackerland“ hat einen positiven Effekt auf das tatsächliche Nutzungsverhalten.

3 Material und Methoden

Im folgenden Abschnitt sollen die verwendeten Materialien und Methoden vorgestellt werden. Im Abschnitt 3.1 werden die Datenerhebung sowie das Fragebogendesign erläutert. Die verwendeten Methoden zur Auswertung der erhobenen Daten werden in Abschnitt 3.2 vorgestellt.

3.1 Datenerhebung und Fragebogendesign

Die Online-Umfrage zur Generierung der Stichprobe wurde von Dezember 2018 bis März 2019 durchgeführt. Im Fokus der Umfrage standen deutsche Landwirte, die im Ackerbau aktiv sind. Die Umfrage war wie folgt gegliedert: im ersten Teil der Umfrage wurden die Landwirte um soziodemographische und betriebliche Informationen gebeten. Die Risikoeinstellung wurde anhand einer angepassten Skala von DOHMEN et al. (2011) abgefragt. Im zweiten Teil der Umfrage wurde um die Bewertung der in Tabelle 1 dargestellten Statements anhand gleichverteilter 5-Punkte Likert Skalen (1 = stimme überhaupt nicht zu; 5 = stimme voll und ganz zu) gebeten. Die Statements dienen dazu die Konstrukte für das TAM zu schätzen. Die Statements wurden an DAVIS (1989) angelehnt und auf die Thematik der Pflanzenschutz-Apps übertragen.

Tabelle 1:
Konstrukte, Indikatoren sowie die zugehörigen Statements¹⁾

Konstrukt	Indikator	Statement
WN	wn.1	Ich denke, dass die Nutzung von Pflanzenschutz-Apps meinen Pflanzenschutz kosteneffizienter gestalten würde
	wn.2	Ich denke, dass die Nutzung von Pflanzenschutz-Apps meine Arbeitserledigung beschleunigen würde
	wn.3	Ich denke, dass Pflanzenschutz-Apps dazu beitragen würden, den Pflanzenschutz umweltfreundlicher zu gestalten
WB	wb.1	Der Umgang mit einer Pflanzenschutz-App wäre für mich einfach und verständlich
	wb.2	Ich glaube, dass die Nutzung von Pflanzenschutz-Apps für mich einfach zu erlernen wäre
	wb.3	Insgesamt würde ich Pflanzenschutz-Apps als einfach zu nutzende Hilfen empfinden
IN	in.1	Ich plane Pflanzenschutz-Apps zu nutzen
	in.2	Ich schätze, dass ich Pflanzenschutz-Apps zukünftig nutzen werde

¹⁾ WN = Wahrgenommene Nützlichkeit; WB = Wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit; IN = Intention zur Nutzung
Quelle: Eigene Darstellung des Autors

3.2 Methodischer Ansatz zur Auswertung

Um das TAM zu berechnen werden Verfahren der Strukturgleichungsmodellierung (Structural equation modelling, SEM) angewendet. Bei SEM werden auf Basis von Indikatoren bzw. Statements (siehe Tabelle 1) Konstrukte (latente Faktoren) geschätzt. Bei den Konstrukten unterscheidet man zwischen endogenen Konstrukten und exogenen Konstrukten. Endogene Konstrukte sind dabei die abhängigen Variablen, die von den unabhängigen Variablen (exogenen Konstrukten) erklärt werden sollen.

Das in dieser Studie angewendete PLS-SEM gehört zu den varianzbasierten Verfahren. Das Ziel der varianzbasierten Verfahren besteht darin die erklärte Varianz in den endogenen Konstrukten zu maximieren. Um die Beziehung zwischen den Konstrukten zu messen, werden sogenannte Pfadkoeffizienten (β) mittels iterativen Kleinstquadrat-Schätzungen geschätzt. Die Pfadkoeffizienten können analog zur linearen Regression als standardisierte β -Koeffizienten interpretiert werden (HAIR et al., 2016; HAIR et al., 2011).

Die Evaluierung von PLS-Strukturgleichungsmodellen erfolgt in zwei Schritten:

- Zuerst wird das äußere Modell anhand verschiedener Kriterien bewertet. Das äußere Modell misst die Beziehung zwischen den Indikatoren und den Konstrukten. Als Kriterien dienen dabei die Indikatorladungen als Kriterium für die Indikatorreliabilität, die kongenerische Reliabilität (KR) als Maß für die interne Konsistenz, die durchschnittlich erfasste Varianz (DEV) als Maß für die Konvergenzvalidität und die Heterotrait-Monotrait Verhältnisse (HTMT) als Kriterium für die Diskriminanzvalidität. Als Grenzwert für die Ladungen und KR gilt, dass die Werte 0,7 überschreiten müssen. Für die DEV muss ein Mindestwert von 0,5 erreicht werden. HTMT Verhältnisse sollen unter 0,9 liegen.
- Im zweiten Schritt wird das innere Modell bewertet, in dem die Pfadkoeffizienten geschätzt werden und die erklärte Varianz (R^2) und Prognoserelevanz (Q^2) geschätzt werden. Q^2 wird mittels Blindfolding mit einer Auslassungsdistanz von 7 bestimmt. Über Bootstrapping mit 5.000 Subsamples wird die statistische Signifikanz der Pfadkoeffizienten überprüft (HAIR et al., 2016). Das PLS-SEM wurde mittels SmartPLS 3.2.7 geschätzt (RINGLE et al., 2015).

Um Verzerrung in den Standardfehlern zu vermeiden, da die Zielvariable der Nutzungsentscheidung eine Dummy-Variable (1 = Verwendung Pflanzenschutz-Apps; 0 = keine Verwendung Pflanzenschutz-App) ist, wird ein binäres Logit-Modell in der letzten Stufe des TAMs mittels STATA geschätzt. Zudem werden verschiedene Spezifikationstests durchgeführt, um die Modellgüte und -validität zu überprüfen.

4 Ergebnisse und Diskussion

4.1 Deskriptive Statistiken

Tabelle 2 zeigt die deskriptiven Statistiken. Die Landwirte in der Stichprobe sind insgesamt jünger, besser gebildet und stammen von größeren Betrieben als der deutsche Durchschnitt. Das Durchschnittsalter liegt bei 53 Jahren. Zudem findet sich ein größerer Anteil an Hauptidealbetrieben in der Stichprobe als im deutschen Durchschnitt. In Deutschland besitzen rd. 12 % der Landwirte einen Universitätsabschluss und im Mittel werden 60 Hektar Ackerland bewirtschaftet. Etwas unter 50 % der landwirtschaftlichen Betriebe in Deutschland werden als Hauptidealbetriebe geführt (DBV, 2019).

93 % der Landwirte in der Stichprobe benutzen ein Smartphone, womit unser Sample vergleichbar zu anderen Stichproben in diesem Forschungsgebiet ist (z. B. BONKE et al., 2018; MICHELS et al., 2020). 73 % der Landwirte verwenden mindestens eine Pflanzenschutz-Apps, sodass nicht alle Landwirte, die ein Smartphone besitzen auch eine Pflanzenschutz-App verwenden. Weiterhin sind die Landwirte als risiko-avers einzuordnen, was sich auch in anderen aktuellen Studien mit deutschen Landwirten finden lässt (z.B. MÖLLMANN et al., 2019). Die Stichprobe ist somit nicht repräsentativ für die gesamtdeutsche Landwirtschaft. Hinsichtlich der Forschungsfrage und der Thematik ist die Stichprobe dennoch als brauchbar zu bezeichnen, da jüngere, bessere gebildete Landwirte mit hoher Wahrscheinlichkeit die jetzigen und zukünftigen Nutzer digitaler Technologien sind (ROSE et al., 2016), sodass es von Bedeutung ist Motive und Hindernisse, die ihre Nutzung beeinflussen, zu identifizieren.

Tabelle 2:
Deskriptive Statistiken der Stichprobe (N = 104)

Variable	Bedeutung	Mittelwert	Std. Abw.	Min	Max
Alter	Alter des Landwirts in Jahren	39,12	12,22	19	67
Bildung	1, wenn der Landwirt ein Universitätsabschluss erlangt hat, sonst 0	0,48	-	0	1
Bodenpunkte	Bodenpunkte des Ackerlandes	50,39	17,37	20	85
Geschlecht	1, wenn der Landwirt männlich ist, sonst 0	0,96	-	0	1
Haupterwerb	1, wenn der Betrieb als Haupterwerbsbetrieb geführt wird, sonst 0	0,88	-	0	1
Hektar	Hektar Ackerland	315,22	530,61	10	3.800
Konventionell	1, wenn der Betrieb konventionell bewirtschaftet wird, sonst 0	0,96	-	0	1
Smartphone	1, wenn der Landwirt ein Smartphone besitzt, sonst 0	0,93	-	0	1
Pachtland	Anteil Pachtland in % am gesamten Ackerland	0,56	0,21	0	0,99
Pflanzenschutz-App	1, wenn der Landwirt Pflanzenschutz-Apps nutzt, sonst 0	0,73	-	0	1
Risikoeinstellung	Risikoeinstellung gemäß Skala nach DOHMEN et al. (2011) (1 = sehr risikoavers; 6 = risikoneutral; 11 = sehr risikofreudig)	5,69	1,78	1	10

Quelle: Eigene Darstellung des Autors

Abbildungen 1 und 2 zeigen wie viele landwirtschaftliche Apps bzw. wie viele Apps zur Unterstützung im Pflanzenschutz verwendet werden. Im Mittel nutzen die befragten Landwirte fünf landwirtschaftliche Apps und zwei Apps zur Unterstützung im Pflanzenschutz.

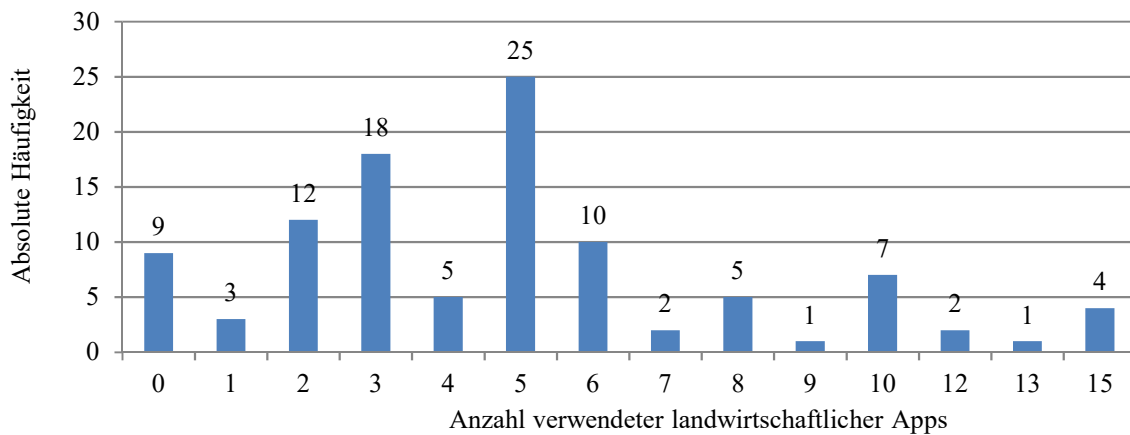


Abbildung 1: Häufigkeitsdiagramm zur Anzahl verwendeter landwirtschaftlicher Apps (Mittelwert = 4,96; Std. Abweichung = 3,52; Min = 0; Max = 15) (N = 104)

Quelle: Eigene Darstellung des Autors

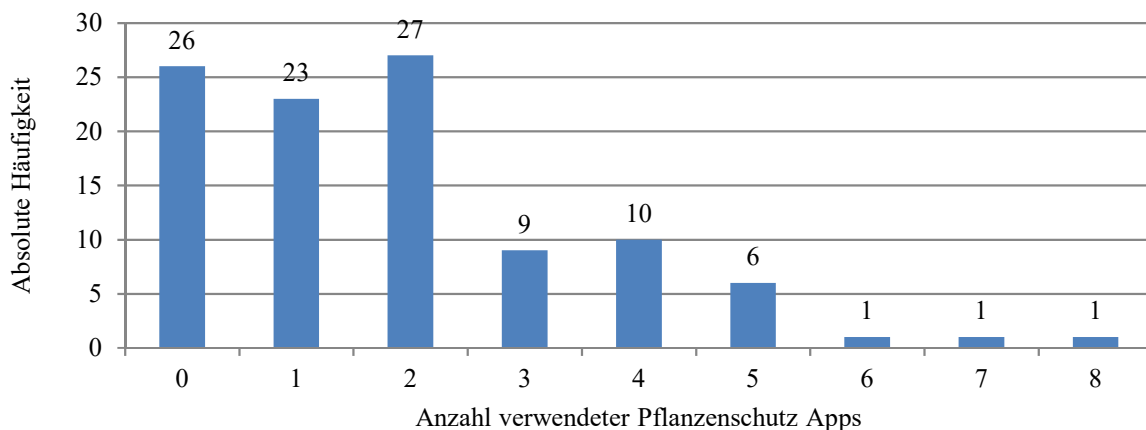


Abbildung 2: Häufigkeitsdiagramm zur Anzahl verwendeter Pflanzenschutz Apps (Mittelwert = 1,88; Std. Abweichung = 1,72; Min = 0; Max = 8) (N = 104)

Quelle: Eigene Darstellung des Autors

4.2 Evaluierung des Technologieakzeptanzmodells

4.3 Äußeres Modell

Im ersten Schritt wird das äußere Modell, also die Beziehung zwischen den manifesten Indikatoren und latenten Konstrukten geschätzt. Die Ergebnisse zur Bewertung des äußeren Modells sind in Tabelle 3 und 4 dargestellt. Eine ausreichende Indikatorreliabilität wird durch Überprüfung der Indikatorladungen ermittelt. Liegen die Ladungen eines Indikators über dem Grenzwert von 0,7 bedeutet dies, dass das zugehörige Konstrukt mehr als 50 % der Varianz des Indikators erfasst. Die geringste Ladung in dem Modell liegt bei 0,816 für den Indikator wb.1, was bedeutet, dass die Indikatorreliabilität im Modell gegeben ist. Die Interne Konsistenz wird mittels KR sichergestellt. Die

KR gibt an, dass die Indikatoren das gleiche Konstrukt beschreiben. Werte für die KR sollten über 0,7 liegen, was auf das Modell zutrifft. Der geringste KR Wert liegt bei 0,891 für das Konstrukt WN. Konvergenzvalidität wird durch Überprüfung des DEV Kriteriums sichergestellt. DEV beschreibt wieviel der Varianz aller Indikatoren durch das zugehörige Konstrukt erfasst wird. Der Wert für die DEV sollte über 0,5 liegen, was für das Modell zutrifft, da der geringste Wert für das Konstrukt WN rd. 0,732 beträgt. Diskriminanzvalidität wurde über das HTMT-Kriterium sichergestellt. Liegen die HTMT-Verhältnisse unter 0,9 kann Diskriminanzvalidität als gegeben angesehen werden, was bedeutet, dass sich die Konstrukte ausreichend voneinander unterscheiden bzw. zwei Konstrukte nicht das gleiche messen. Die HTMT-Verhältnisse des Modells liegen unter dem Grenzwert, sodass insgesamt von der Validität des äußeren Modells ausgegangen werden kann (HAIR et al., 2016).

Tabelle 3:
Ergebnisse zur Indikatorreliabilität, kongenerischen Reliabilität und durchschnittlich erfassten Varianz der Konstrukte (N = 104)^{1) 2)}

Konstrukt	Indikator	Ladung	KR	DEV
WN			0,891	0,732
	wn.1	0,852***		
	wn.2	0,879***		
	wn.3	0,835***		
WB			0,904	0,758
	wb.1	0,816***		
	wb.2	0,896***		
	wb.3	0,897***		
IN			0,932	0,873
	in.1	0,937***		
	in.2	0,931***		

¹⁾ WN = Wahrgenommene Nützlichkeit; WB = Wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit; IN = Intention zur Nutzung

²⁾ Grenzwerte: Ladung >0,7; KR >0,7; DEV >0,5

*p<0,1 **p<0,05 ***p<0,01

Quelle: Eigene Darstellung und Berechnung des Autors

Tabelle 4:
Ergebnisse der Heterotrait-Monotrait Korrelationen (N = 104)^{1) 2)}

	IN	WB	WN
IN			
WB	0,887		
WN	0,775	0,839	

¹⁾ WN = Wahrgenommene Nützlichkeit; WB = Wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit; IN = Intention zur Nutzung

²⁾ Grenzwert HTMT Kriterium <0,9

Quelle: Eigene Darstellung und Berechnung des Autors

4.3.1 Inneres Modell

Tabelle 5 zeigt die Ergebnisse für die Bewertung des inneren Modells. Im Folgenden werden zuerst die Gütekriterien beider Schätzmodelle erläutert, bevor auf die geschätzten Pfadkoeffizienten des PLS Strukturgleichungsmodell und Chancenverhältnisse (engl. Odds ratio; CV) im binären Logit Modell eingegangen wird.

Im unteren Teil der Tabelle sind die Ergebnisse für das R^2 und Q^2 der Konstrukte WN und IN im PLS-Strukturgleichungsmodell dargestellt. Für das R^2 ergibt sich ein Wert von 0,502 für das Konstrukt WN und 0,605 für das Konstrukt IN. Damit wird durch das Modell in beiden Konstrukten knapp über die Hälfte der Varianz erklärt. Werte für das R^2 die 0,670, 0,330 und 0,190 überschreiten werden als „wesentlich (substantial)“, „mäßig (modest)“ und „schwach (weak)“ beschrieben (VINZI et al., 2010). Die Werte des Modells sind somit als schwach wesentlich zu beschreiben, was bedeutet, dass TAM in der Lage ist, einiges an den latenten Merkmalen der Nutzungsentscheidung für eine PSA zu erfassen. Werte für Q^2 sollten über 0 liegen, sodass eine ausreichende Prognoserelevanz des Modells gegeben ist. Prognoserelevanz bei einer Auslassungsdistanz von 7, wie im vorliegenden Fall, bedeutet, dass jeder 7te Datenpunkt der Indikatoren gelöscht wird und mittels des Pfadmodells geschätzt werden kann. Eine ausreichende Prognoserelevanz liegt vor da sich ein Q^2 von 0,344 für das Konstrukt WN und ein Q^2 von 0,492 für das Konstrukt IN ergibt.

Weiterhin sind im unteren Teil der Tabelle die Gütekriterien für das binäre Logit Modell angegeben. Ein Likelihood-Quotienten Chi-Quadrat Test überprüft die Nullhypothese, dass alle Koeffizienten im Modell gleich null sind. Der Test ist statistisch signifikant, sodass davon ausgegangen werden kann, dass mindestens ein Koeffizient im Modell ungleich null ist. Weiterhin sind der Pearson und auch der Hosmer-Lemeshow-Test statistisch nicht signifikant, sodass von keiner Fehlspezifikation des Modells ausgegangen werden kann. Das Pseudo- R^2 nach McFadden liegt bei 0,35. Das geschätzte Modell kann zudem 82,69 % der tatsächlichen Beobachtungen korrekt klassifizieren.

Tabelle 5:**Ergebnisse des PLS-Strukturgleichungsmodells sowie des binären Logit Modells (N = 104)¹⁾**

<i>PLS-Strukturgleichungsmodell⁴⁾</i>				
H₀		Pfadkoeffizient β	t-Statistik²⁾	Unterstützung H₀
WB→IN	H1	0,590***	6,57	Ja
WB→WN	H2	0,708***	15,73	Ja
WN→IN	H3	0,239***	2,62	Ja
<i>Binäres Logit Modell³⁾</i>				
H₀		CV	z-Statistik	Unterstützung H₀
IN→Nutzung	H4	4,814***	4,20	Ja
Alter→Nutzung	H5	0,976	-1,01	Nein
Bildung→Nutzung	H6	2,826*	1,68	Ja
Ackerland→Nutzung	H7	1,001	0,86	Nein

¹⁾ WN = Wahrgenommene Nützlichkeit; WB = Wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit; IN = Intention zur Nutzung; CV = Chancenverhältnis

²⁾ Bootstrap Ergebnisse: 5.000 Subsamples

³⁾ Log likelihood = -39,26; LR $\chi^2(4) = 42,63^{***}$; Pearson $\chi^2(99) = 85,55$, $p = 0,83$; Hosmer-Lemeshow $\chi^2(8) = 7,57$, $p = 0,47$; McFadden Pseudo $R^2 = 0,35$; Cox-Snell Pseudo $R^2 = 0,33$; Nagelkerke Pseudo $R^2 = 0,48$; Korrekt klassifiziert = 82,69 %

⁴⁾ WN ($R^2 = 0,502$, $Q^2 = 0,344$), IN ($R^2 = 0,605$; $Q^2 = 0,492$)

* $p < 0,1$ ** $p < 0,05$ *** $p < 0,01$

Quelle: Eigene Darstellung und Berechnung des Autors

Im oberen Teil der Tabelle 5 sind die Pfadkoeffizienten des PLS Strukturgleichungsmodell angegeben. Mittels Bootstrapping mit 5.000 Subsamples konnten die t-Statistiken berechnet werden, die zur Überprüfung der statistischen Signifikanz der Pfadkoeffizienten genutzt werden.

H1 beschreibt den Effekt der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit auf die Intention zur Nutzung von Pflanzenschutz-Apps. Der Pfadkoeffizient für die Beziehung WB→IN ist statistisch signifikant von null verschieden und hat das erwartete Vorzeichen ($\beta = 0,590^{***}$), womit die H1 durch das Modell unterschützt wird. Das Ergebnis impliziert, dass je höher die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit ist, *ceteris paribus*, auch die Intention zur Nutzung von Pflanzenschutz-Apps steigt.

Das Ergebnis ist kongruent zu den Ergebnissen von DAVIS (1989). Dementsprechend sollten Entwickler darauf achten, dass die Pflanzenschutz-Apps einfach zu bedienen sind. Die vom Landwirt gewünschten Informationen, z. B. Identifikation des Unkrauts, sollten dabei schnell abrufbar sein. GOWIN et al. (2015) konnten ebenfalls zeigen, dass z.B. aufwendige Eingabeverfahren Nutzer davon abhalten eine Smartphone-App zu verwenden bzw. weiter zu verwenden.

H2 beschreibt den Effekt der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit auf die wahrgenommene Nützlichkeit. Der Pfadkoeffizient für die Beziehung WB→WN ist statistisch signifikant von null

verschiedenen und hat das erwartete positive Vorzeichen ($\beta = 0,708^{***}$), womit die H2 durch das Modell unterstützt wird.

Das Ergebnis ist ebenfalls kongruent zu den Ergebnissen von DAVIS (1989). Weiterhin impliziert das Ergebnis, dass die wahrgenommene Nützlichkeit, umso höher ist, *ceteris paribus*, je einfacher die Pflanzenschutz-App zu bedienen ist. Übereinstimmend zur Implikation aus dem Ergebnis zu H1, sollten Pflanzenschutz-Apps möglichst einfach zu bedienen zu sein, um den Nutzen für den Landwirt zu erhöhen. Werden z. B. Pflanzenschutz-Apps zur Unterstützung in der Dokumentation eingesetzt, so sollten die Eingaben schnell von der Hand gehen, um dem Landwirt einen effektiven Vorteil für die schriftliche Dokumentation der Pflanzenschutz-Maßnahme zu bieten. Die Ergebnisse bestätigen auch die Beobachtungen von MICHELS et al. (2019b) bei der Untersuchung von Herdenmanagement-Apps.

H3 beschreibt den Effekt der wahrgenommenen Nützlichkeit auf die Intention eine Pflanzenschutz-App zu verwenden. Der Pfadkoeffizient für die Beziehung $WN \rightarrow IN$ ist statistisch signifikant von null verschiedenen und hat das erwartete positive Vorzeichen ($\beta = 0,239^{***}$), womit die H3 durch das Modell unterstützt wird.

Das Ergebnis entspricht den Ergebnissen von DAVIS (1989). Je höher der Nutzen bei der Verwendung einer Pflanzenschutz-App ist, desto höher ist, *ceteris paribus*, auch die Intention zur Nutzung einer Pflanzenschutz-App. Anbieter von Pflanzenschutz-Apps sollten dementsprechend bei der Präsentation der Pflanzenschutz-App darauf achten, dass der Nutzen für den Landwirt direkt erkennbar ist. In Hinblick z. B. auf die Nutzung von Pflanzenschutz-Apps zu Dokumentationszwecken sollten für den Landwirt die schnelle Eingabemöglichkeit und die nachträgliche Synchronisation mit dem Computer schnell ersichtlich sein, sodass der Nutzen der Zeiteinsparung vom Landwirt direkt wahrgenommen werden kann.

Der Vergleich der standardisierten Pfadkoeffizienten zeigt zudem, dass die WB den stärksten Effekt auf die IN hat. Das Ergebnis impliziert, dass vor allem eine einfache Handhabung für den Landwirt bei der Nutzungsentscheidung für eine Pflanzenschutz-App von hoher Bedeutung ist. Dies ist insofern nachvollziehbar, als dass es in der Natur der Pflanzenschutz-Apps liegt, dass diese mit hoher Wahrscheinlichkeit im Feld oder kurz vor der Pflanzenschutz-Maßnahme zum Einsatz kommen. Der Landwirt möchte dann gemäß den Ergebnissen möglichst schnell und einfach die gewünschten Informationen bekommen. Allerdings sind die Ergebnisse gegensätzlich zu MICHELS et al. (2019b), die in dem TAM für die Herdenmanagement App den stärksten Effekt von WN auf die IN beobachteten. Die Unterschiede liegen möglicherweise, darin, dass Apps im Herdenmanagement in höherer Frequenz, d. h. häufiger benötigt werden und daher die Landwirte sich schneller an eine möglicherweise komplizierte Handhabung gewöhnen. Somit steht für die Landwirte bei Apps im Herdenmanagement eher der direkte Nutzen im Vordergrund da, da sie sich an deren Handhabung infolge der höheren Nutzungsfrequenz eher gewöhnt haben. Apps im Pflanzenschutz hingegen

kommen punktuell, d. h. seltener zum Einsatz, weswegen der Landwirt weniger an die Handhabung gewöhnt ist und daher erwartet, dass die App sehr einfach zu bedienen ist und die App ggf. auch nach längeren Nutzungspausen sofort benutzbar ist.

Im mittleren Teil der Tabelle 5 sind die Ergebnisse des binären Logit Modells angegeben. Sie sind als CV angegeben; liegt das CV über 1 bedeutet das, dass die Variable, *ceteris paribus*, einen positiven Effekt auf die abhängige Variable hat. CV unter 1 bedeuten einen negativen Effekt.

H4 beschreibt den Effekt der Intention zur Nutzung von Pflanzenschutz-Apps auf das tatsächliche Nutzungsverhalten. Das CV liegt über 1 und ist statistisch signifikant, womit die H4 durch das Modell unterstützt wird. Das Ergebnis impliziert somit einen positiven Zusammenhang zwischen der Intention zur Nutzung einer Pflanzenschutz-App und der tatsächlich beobachtbaren Nutzung, was den Ergebnissen von DAVIS (1989) entspricht.

Alle Hypothesen des TAM (H1-H4) konnten somit bestätigt werden.

H5, H6 und **H7** beschreiben den Effekt soziodemographischer und betrieblicher Charakteristika auf die Nutzungsentscheidung für Pflanzenschutz-Apps.

H5 beschreibt den Effekt des Alters des Landwirts auf die Nutzungsentscheidung. Das CV für das Alter ist kleiner als 1, impliziert also einen negativen Effekt des zunehmenden Alters auf die Nutzungsentscheidung für Pflanzenschutz-Apps. Allerdings ist der Effekt nicht statistisch signifikant, womit das Modell die H5 nicht unterstützt. Die Beteiligten an der Stichprobe (Tabelle 2) sind relativ jung und zudem besitzt ein Großteil der Landwirte in der Stichprobe ein Smartphone. Auch ROSE et al. (2016) beobachteten, dass vor allem jüngere Landwirte an den Umgang mit Smartphones gewöhnt sind und daher eher geneigt sind diese auch zu nutzen (MICHELS et al., 2019a), wodurch sich möglicherweise der fehlende statistisch signifikante Effekt erklären lässt.

H6 beschreibt den Effekt des Bildungsgrads des Landwirts auf die Nutzungsentscheidung. Das CV ist größer als 1 und statistisch signifikant, womit die H6 durch das Modell unterstützt wird. Ein Universitätsabschluss des Landwirts erhöht folglich, *ceteris paribus*, die Wahrscheinlichkeit, dass ein Landwirt einen Pflanzenschutz-App verwendet. Gemäß CARRER et al. (2017) haben Landwirte mit einem höheren Bildungsabschluss ein höheres Informationsbedürfnis, um eine betrieblich relevante Entscheidung zu treffen und sind daher eher geneigt Computer zu verwenden. Übertragen auf das Forschungsgebiet dieser Studie, lässt sich vermuten, dass Landwirte mit einem höheren Bildungsabschluss Pflanzenschutz-Apps eher verwenden, um sich z. B. über das Wachstumsstadium oder den Befall einer Kulturpflanze zu informieren, bevor eine Pflanzenschutz-Maßnahme getätigt wird. Weiterhin beschreiben CARRER et al. (2017), dass höher gebildete Landwirte besser in der Lage sind Informationen zur Entscheidungsfindung zu verarbeiten. Entwickler von Pflanzenschutz-Apps sollten daher darauf achten, dass die bereitgestellten Informationen so einfach wie möglich, aber so

komplex wie nötig aufgearbeitet sind, um für alle Landwirte unabhängig vom Bildungsgrad verständlich, d. h. attraktiv zu sein.

H7 beschreibt den Effekt der Betriebsgröße gemessen in Hektar Ackerland auf die Nutzungsentscheidung für eine Pflanzenschutz-App. Das CV ist größer als 1 aber nicht statistisch signifikant, womit die H7 nicht durch das Modell unterschützt wird. Hinsichtlich der Betriebsgröße wird oft argumentiert, dass aufgrund von Skaleneffekten, größere Betriebe neuere Technologien zuerst verwenden (TEY und BRINDAL, 2012). Da viele Pflanzenschutz-Apps allerdings umsonst verfügbar sind, ist nicht verwunderlich, dass kein statistisch signifikanter Effekt zu finden war, womit Pflanzenschutz-Apps für Betriebe aller Größenklassen attraktiv sind. Dass das CV dennoch größer als 1 liegt möglicherweise daran, dass mit zunehmender Betriebsgröße die organisatorische Komplexität im Betrieb ebenfalls ansteigt (BAKER, 1992). Landwirte von größeren Betrieben könnten dementsprechend Pflanzenschutz-Apps verwenden, um die Dokumentation der Maßnahmen zu vereinfachen. Ähnliches vermuteten MICHELS et al. (2019a) für die generelle Verwendung von Smartphones zu Organisationszwecken für die landwirtschaftlichen Betriebe.

5 Schlussfolgerungen

Der vorliegende Artikel hat die Nutzungsentscheidung von Pflanzenschutz-Apps in der deutschen Landwirtschaft anhand eines TAMs untersucht. Dazu wurde eine Online-Umfrage von Dezember 2018 bis März 2019 durchgeführt und ein Datensatz mit einer Stichprobe von 104 deutschen Landwirten gesammelt, die als Grundlage für die Untersuchung diente.

Das TAM wurde mittels PLS-SEM und eines binären Logit Modells geschätzt. Alle Hypothesen des TAM konnten bestätigt werden. Weiterhin hat ein hoher Bildungsgrad des Landwirts einen statistisch signifikanten positiven Effekt auf die Nutzungsentscheidung, wohingegen das Alter des Landwirts sowie die Betriebsgröße keinen statistisch signifikanten Effekt auf die Nutzungsentscheidung hatten.

Auf Basis der Ergebnisse können folgende Implikationen gegeben werden:

Entwickler sollten darauf achten, dass die Vorteile durch die Nutzung von Pflanzenschutz-Apps für die Landwirte klar erkennbar sind, da die wahrgenommene Nützlichkeit einen statistisch signifikant positiven Effekt auf die Nutzungsentscheidung hat.

Weiterhin sollte das User-Interface simpel gehalten werden, da die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit ebenfalls einen statistisch signifikant positiven Effekt auf die Nutzungsentscheidung hat.

Auch sollte darauf geachtet werden, dass die Informationen so einfach wie möglich, aber so komplex wie nötig dem Anwender präsentiert werden, damit Pflanzenschutz-Apps unabhängig vom

Bildungsgrad für Landwirte attraktiv sind. Dies ist insbesondere wichtig, als dass der Vergleich der standardisierten Pfadkoeffizienten zeigt, dass vor allem die Handhabung einer Pflanzenschutz-App den stärksten Effekt auf die Intention der Landwirte zur Nutzung einer Pflanzenschutz-App hat.

Weiterhin zeigt sich, dass nicht alle Landwirte in der Stichprobe, die ein Smartphone verwenden auch Pflanzenschutz-Apps nutzen. Hier besteht also noch Potential, die Nutzungsrate zu erhöhen. Dabei können die Ergebnisse dieser Studie für Entwickler und Anbieter von Pflanzenschutz-Apps von Nutzen sein.

Ebenfalls sind die Ergebnisse für Forscher im Bereich der Präzisionslandwirtschaft interessant. Die entwickelten Statements könnten z. B. als Richtlinien verwendet werden, um die Nutzungsentscheidung für Apps in weiteren Bereichen der Landwirtschaft anhand eines TAMs zu modellieren. Dies ist insofern von Bedeutung als dass der Vergleich mit den Ergebnissen aus der Literatur zur Nutzung von Herdenmanagement-Apps gezeigt hat, dass dort vor allem die wahrgenommene Nützlichkeit den stärksten Effekt im Modell hatte.

Die Auswertung der Befragung ergab, dass der stärkste Effekt im Modell die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit ist.

Weitere Studien zu anderen Bereichen in der Landwirtschaft in denen Apps eingesetzt werden könnten, könnten untersuchen, ob es auch bei diesen Unterschiede in der Bedeutung der beiden Konstrukte gibt.

Die Ergebnisse aus den Folgestudien könnten ebenfalls für Weiterentwicklung von Apps in den jeweiligen Anwendungsbereichen von Bedeutung sein.

Literatur

1. BAKER, G. A. (1992): Computer adoption and use by New Mexico nonfarm agribusinesses. *American Journal of Agricultural Economics*, 74, 3, 737–744.
2. BONKE, V., FECKE, W., MICHELS, M. und MUSSHOF, O. (2018): Willingness to pay for smartphone apps facilitating sustainable crop protection. *Agronomy for Sustainable Development*, 38, Artikel 51.
3. CARRER, M. J., DE SOUZA FILHO, H. M. und BATALHA, M. O. (2017): Factors influencing the adoption of Farm Management Information Systems (FMIS) by Brazilian citrus farmers. *Computers and Electronics in Agriculture*, 138, 11–19.
4. DAVIS, F. D. (1989): Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13, 3, 319–340.
5. DBV, (2019): Situationsbericht 2018/2019. URL: <https://www.bauernverband.de/situationsbericht-2018/19> (24.05.2019).
6. DOHMEN, T., FALK, A., HUFFMAN, D., SUNDE, U., SCHUPP, J. und WAGNER, G. G. (2011): Individual risk attitudes. Measurement, determinants, and behavioral consequences. *Journal of the European Economic Association*, 9, 3, 522–550.

7. EU, (2009): Directive 2009/128/EC of the European Parliament and of the Council of 21 October 2009 establishing a framework for Community action to achieve sustainable use of pesticides. URL:<http://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:32009L0128&from=EN> (25.05.2019).
8. EU SCAR, (2012): Agricultural knowledge and innovation systems in transition A reflection paper - Study. Brussels,
9. GOWIN, M., CHENEY, M., GWIN, S. und WANN, F. T. (2015): Health and fitness app use in college students. A qualitative study. *American Journal of Health Education*, 46, 4, 223–230.
10. HAIR, J. F., HULT, G. T. M., RINGLE, C. und SARSTEDT, M. (2016): A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM). Thousand Oaks, Kalifornien, USA: Sage Publications.
11. HAIR, J. F., RINGLE, C. M. und SARSTEDT, M. (2011): PLS-SEM. Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19, 2, 139–152.
12. MICHELS, M., FECKE, W., FEIL, J. H., MUSSHOF, O., PIGISCH, J. und KRONE, S. (2019a): Smartphone adoption and use in agriculture: empirical evidence from Germany. *Precision Agriculture*, 21, 2, 403-425.
13. MICHELS, M., BONKE, V., und MUSSHOF, O. (2019b): Understanding the adoption of smartphone apps in dairy herd management. *Journal of Dairy Science*, 102, 10, 9422-9434.
14. MICHELS, M., BONKE, V., und MUSSHOF, O. (2020): Understanding the adoption of smartphone apps in crop protection. *Precision Agriculture*, 1-18 (in press).
15. MÖLLMANN, J., MICHELS, M. und MUSSHOF, O. (2019): German farmers' acceptance of subsidized insurance associated with reduced direct payments. *Agricultural Finance Review*, 79, 3, 408-424.
16. RINGLE, C. M., SVEN, W. und BECKER, J.-M. (2015): SmartPLS 3. Bönningstedt: SmartPLS. URL: <http://www.smartpls.com> (25.05.2018).
17. ROSE, D. C., SUTHERLAND, W. J., PARKER, C., LOBLEY, M., WINTER, M., MORRIS, C., TWINING, S., FOULKES, C., AMANO, T. und DICKS, L. V. (2016): Decision support tools for agriculture. Towards effective design and delivery. *Agricultural Systems*, 149, 165–174.
18. SABA, A. und MESSINA, F. (2003): Attitudes towards organic foods and risk/benefit perception associated with pesticides. *Food Quality and Preference*, 14, 8, 637–645.
19. STRUIK, P. C., und KUYPER, T. W. (2017): Sustainable intensification in agriculture: The richer shade of green. A review. *Agronomy for sustainable development* 37, Artikel 39.
20. TEY, Y. S. und BRINDAL, M. (2012): Factors influencing the adoption of precision agricultural technologies. A review for policy implications. *Precision Agriculture*, 13, 6, 713–730.
21. WELLER VON AHLEFELD, P. J. und MICHELS, M. (2019): Die Reform der Gemeinsamen Agrarpolitik 2013– Ein Literaturüberblick zur Umsetzung und Effektivität der Greening-Maßnahmen. *Berichte über Landwirtschaft-Zeitschrift für Agrarpolitik und Landwirtschaft*, 97, 1, 1–26.

Zusammenfassung

Ein Technologieakzeptanzmodell zur Erklärung der Nutzungsentscheidung für eine Pflanzenschutz-App

Für Landwirte steht inzwischen eine Vielzahl an Apps zur Unterstützung im Pflanzenschutz zur Verfügung. Jedoch ist nicht bekannt, welche Faktoren die Nutzungsentscheidung für Pflanzenschutz-Apps beeinflussen. Vor diesem Hintergrund ist es das Ziel dieses Beitrags zu überprüfen, ob ein Technologieakzeptanzmodell die Nutzungsentscheidung für Pflanzenschutz-Smartphone-Apps erklären kann. Das Technologieakzeptanzmodell wird auf Basis einer Online-Umfrage mit 104 Landwirten mittels Partieller Kleinstquadrat Strukturgleichungsmodellierung und eines binären Logit-Modells geschätzt. Die Ergebnisse zeigen, dass alle Hypothesen des Technologieakzeptanzmodells bestätigt werden können. Weiterhin hat der Bildungsgrad des Landwirts einen positiven Effekt auf die Nutzungsentscheidung. Die Ergebnisse sind somit für Entwickler und Anbieter von Pflanzenschutz-Apps als auch für Forscher im Bereich der Präzisionslandwirtschaft interessant.

Summary

A technology acceptance model to explain the adoption decision for a crop protection app

Farmers are offered numerous smartphone apps to assist them in their crop protection management. However, it is still unknown which factors affect their adoption decision. Against this background, this study investigates if the technology acceptance model can contribute to the understanding of farmers' adoption decisions with respect to crop protection smartphone apps. A technology acceptance model is estimated based on a sample including 104 German farmers applying partial least squares structural equation modelling and a binary logit model. All hypotheses of the technology acceptance model could be verified. Furthermore, farmers' higher education has a positive effect on the adoption decision. The results are of interest for developers and providers of crop protection smartphone apps as well as researchers in precision farming.

Anschrift des Autors

Paul Johann Weller von Ahlefeld
Arbeitsbereich Landwirtschaftliche Betriebslehre
Department für Agrarökonomie und RURale Entwicklung
Georg-August-Universität Göttingen
Platz der Göttinger Sieben 5
37073 Göttingen

E-Mail: paul.weller-von-ahlefeld@uni-goettingen.de