Generierung von Unkrautverteilungskarten auf der Basis automatischer Annotierungen in Feldaufnahmen

Generation of weed distribution maps based on automatic annotations in field images

Christina Wellhausen[1*], Michael Pflanz[1], Jan-Philip Pohl[2], Henning Nordmeyer[1]

[1]Julius Kühn-Institut, Bundesforschungsinstitut für Kulturpflanzen, Institut für Pflanzenschutz in Ackerbau und Grünland, Messeweg 11-12, 38104 Braunschweig

[2]Julius Kühn-Institut, Bundesforschungsinstitut für Kulturpflanzen, Institut für Anwendungstechnik im Pflanzenschutz, Messeweg 11-12, 38104 Braunschweig

*Korrespondierende Autorin, christina.wellhausen@julius-kuehn.de

DOI 10.5073/jka.2020.464.034

Zusammenfassung

Moderne Applikationstechnik, wie z. B. Mehrkammersysteme, ermöglicht inzwischen sowohl eine an die räumlich variable Unkrautverteilung angepasste Herbizidaufwandmenge als auch die Herbizidwahl. Für die Umsetzung einer solchen teilflächenspezifischen Applikation ist neben einem geeigneten Pflanzenschutzgerät auch die Integration von Metainformationen zur exakten Charakterisierung von Teilflächen und zur Berücksichtigung von Abstandsauflagen in Randbereichen sinnvoll. Dazu wird zurzeit ein Assistenzsystem entwickelt, das unter anderem auch Informationen über die Unkrautverteilung beinhaltet. Ein möglicher Ansatz, die für eine teilflächenspezifische Herbizidapplikation notwendigen Unkrautverteilungskarten zu generieren, ist die objektbasierte Analyse von georeferenzierten Bilddaten unter Verwendung von Modellen des maschinellen Lernens. Beispielhaft wurde ein Bag-of-Visual-Words (BoVW) Ansatz für die Erkennung von Unkrautarten in Luftbildaufnahmen aus UAV-Befliegungen (unmanned aerial vehicle) erfolgreich angewendet. Zur Erstellung von Unkrautverteilungskarten mit umfassenderem Unkrautartenspektrum ist jedoch die Analyse größerer Datensätze notwendig, für die die Verwendung von deep learning Algorithmen erforderlich ist. Die Eignung dieser Algorithmen wurde in dieser Studie unter Verwendung von convolutional neural nets (CNN)s anhand von Bildaufnahmen aus Feldversuchen überprüft. Dabei zeigte sich, dass die Präzision des verwendeten Klassifikators, mit Ausnahme von Ehrenpreis-Arten (VERSS), für die jeweiligen Klassen bei über 84 % lag. Bei Anwendung der CNN-Modelle auf Aufnahmen aus geringer Höhe konnte ermittelt werden, dass sich die getesteten Algorithmen grundsätzlich für eine Vorhersage der richtigen Pflanzen- bzw. Bodenkategorie eignen. Bei einem geringen Anteil von Acker-Fuchsschwanzpflanzen (ALOMY) in den Aufnahmen wurde jedoch der vorhergesagte Flächenanteil von ALOMY deutlich überschätzt.

Stichwörter: Assistenzsystem, Bilderkennung, deep learning, teilflächenspezifische Unkrautbekämpfung, Unkrautverteilungskarten

Abstract

Modern application systems, e.g. multi-chamber systems, now allow the choice of herbicides and herbicide dose rates, which are adapted to a spatially variable weed distribution. Besides suitable plant protection equipment, the implementation of site-specific application requires the integration of the large amount of information that characterises an individual site. For this purpose an assistance system is being developed, which will also contain information about weed distribution. One approach to generate weed distribution maps, which are essential for site-specific herbicide application, is the use of models based on machine learning. Such a Bag-of-Visual-Word (BoVW) approach was already applied on UAV (unmanned aerial vehicle) images and successfully used for the recognition of few weed species. To generate weed distribution maps with a larger weed spectrum, however, the analysis of larger data sets is necessary, which requires the use of deep learning algorithms. The suitability of these algorithms was tested in this study applying convolutional neural nets (CNN)s to images generated in field trials. The classifier showed an overall accuracy of >84%, except for speedwell species (VERSS). When applying the CNN models on images acquired at low altitudes, it was shown that the tested algorithms are generally suitable for a correct prediction of different plant and soil classes. However, if the amount of black-grass (ALOMY) present in the images was low, the predicted area size for ALOMY was significantly overestimated.

Keywords: Assistance system, deep-learning, image recognition, site-specific weed control, weed distribution maps

Einleitung

Die Erfassung der räumlich variablen Unkrautverteilung auf landwirtschaftlichen Flächen ermöglicht eine lokale Anpassung von Herbizidaufwandmengen und damit eine teilflächenspezifische Unkrautbekämpfung. Mit geeigneter Applikationstechnik, wie beispielsweise Mehrkammersystemen, ist es darüber hinaus bereits möglich, auch die Herbizidwahl an die variablen räumlichen Bedingungen anzupassen. Dies führt insgesamt zu einer reduzierten Ausbringung von Pflanzenschutzmitteln und bietet neben ökologischen auch ökonomische Vorteile.

Als ein geeigneter Ansatz für die Generierung von pflanzenschutzrelevanten Informationen einer Fläche wurde die Anzahl und Verteilung verschiedener Unkrautarten an Hand von Luftbildern bestimmt, die mit autonom fliegenden Sensorplattformen (UAV) erstellt wurden (PFLANZ et al., 2014). Diese sind in der Lage, in einer geringen Flughöhe (5 m) über eine Fläche zu navigieren und schaffen in Kombination mit einer hochauflösenden RGB-Kamera die Voraussetzung für eine automatisierte Identifizierung von Einzelpflanzen (PFLANZ und NORDMEYER, 2016). Für die anschließende Bildverarbeitung und automatische Unkrauterkennung wurde ein zunächst objektbasierter Bag-of-Visual-Word (BoVW) Ansatz entwickelt und getestet (PFLANZ et al., 2018b). Dabei konnte gezeigt werden, dass der Ansatz eine artspezifische Unterscheidung zwischen *Matricaria recutita* L., *Papaver rhoeas* L. und *Viola arvensis* M. mit einer Erkennungsleistung von durchschnittlich 88 % sowie Winterweizen (94 %) ermöglicht (PFLANZ et al., 2018a). Bei BoVW handelt es sich um eine klassische Herangehensweise des maschinellen Lernens. Charakteristisch hierfür ist, dass bereits das Training von Vorhersagemodellen mit einem relativ kleinen Datensatz an Ausgangsbildern zu einem schnellen Lernerfolg führt. So konnten vier Unkrautarten, sowie die Kategorie Boden und Kulturpflanzen erfolgreich in Luftbildaufnahmen erkannt und segmentiert werden (PFLANZ et al., 2018a). Zur Generierung von Unkrautverteilungskarten eines umfangreicheren Unkrautartenspektrums ist es dagegen zielführend, größere Datensätze (Big Data) zu analysieren. Hier ist die Verwendung von deep learning Algorithmen erforderlich (DYRMANN et al., 2016; OLSEN et al., 2019).

Neben der Unkrauterfassung werden für ein teilflächenspezifisches Unkrautmanagement auch die entsprechenden Pflanzenschutzgeräte mit z. B. Einzeldüsen- oder Teilbreitenschaltung oder Direkteinspeisungssystemen benötigt (CHRISTENSEN et al., 2009). Ein solches Gerät mit Direkteinspeisungssystem wurde bereits entwickelt und in Praxisversuchen eingesetzt (POHL et al., 2018). Um eine teilflächenspezifische Applikation in der Praxis umzusetzen und die Vielzahl von satelliten-, sensor- und geodatengestützten Informationen, die eine Teilfläche identifizieren und charakterisieren, zu integrieren, wird zurzeit ein Assistenzsystem basierend auf der Direkteinspeisung entwickelt (POHL et al., 2020). Ziel der nachfolgend vorgestellten Feldversuche war neben der Erweiterung der Bilddatenbank die Erstellung und Einbindung von Unkrautverteilungskarten in das Assistenzsystem sowie dessen Validierung im Hinblick auf die Unkrautbekämpfung.

Material und Methoden

Feldversuche

Die Durchführung der Feldversuche erfolgte in den Jahren 2017-2019 auf Versuchsflächen des Julius Kühn-Instituts und externer Landwirte in Niedersachsen und Sachsen-Anhalt. Die ausgewählten Flächen wiesen eine Größe von 4-7 ha auf und die Versuche wurden ausschließlich in Getreide (Winter- und Sommerweizen, Wintergerste) durchgeführt. Zur Erfassung der Unkräuter vor der Herbizidapplikation erfolgten GPS-gestützte Bonituren mit einem Göttinger Zählrahmen (0,1 m^2) in einem Raster zwischen 12 x 12 und 24 x 24 m auf den Versuchsflächen. Dabei wurden für jeden Boniturpunkt Bildaufnahmen mit einer in 45 cm Höhe am Zählrahmen befestigten RGB-Kompaktkamera (Alpha 6000, Sony) erstellt. Zusätzlich erfolgte eine Befliegung mit einem Multikopter (Oktopus, CiS GmbH), bei der ebenfalls mit einer RGB-Kompaktkamera (NEX 5N, Sony)

Aufnahmen an den Boniturpunkten in einer Flughöhe von 5 m erstellt wurden. Aus den manuellen Bonituren wurden im Anschluss Unkrautverteilungskarten mittels Surfer (Golden Software, LLC.) oder ArcMap (ArcGIS, esri Inc.) Software generiert, die als Grundlage für die Erstellung von Applikationskarten dienten. Auf Basis der jeweiligen Unkrautart und –dichte und den artspezifischen Schadschwellen wurden auf den Flächen Bereiche definiert, in denen eine Anwendung unterschiedlicher Herbizide mit einer Direkteinspeisungsspritze (Herbert Dammann GmbH) oder keine Anwendung erfolgte. Die Wirksamkeit der durchgeführten Herbizidmaßnahmen wurde 4 bis 6 Wochen nach der Applikation ebenfalls durch manuelle Bonitur mit einem Göttinger Zählrahmen erfasst.

Annotierung der Bildaufnahmen

Die mit der am Zählrahmen befestigten Kamera aufgenommenen Bilder wurden im Anschluss manuell am PC bonitiert. In der dafür entwickelten graphischen Oberfläche (ImageObjectLocator Version 0.38) wurden durch Auswahl und Setzen von Markierungen Einzelpflanzen identifiziert und verortet. Anschließend erfolgte eine Segmentierung 200 x 200 Pixel großer Ausschnitte auf Basis der Position der einzelnen Unkrautpflanzen (Abb. 1). Die trainierten Klassen umfassten unter anderem die Unkrautarten *Alopecurus myosuroides* (ALOMY), *Matricaria* sp. (MATSS), *Veronica* sp. (VERSS) und *Viola arvensis* (VIOAR) sowie Winterweizen (TRZAW) und Boden (SOIL). Insgesamt wurden aus den Bildaufnahmen ca. 10.000 Einzelbilder generiert.

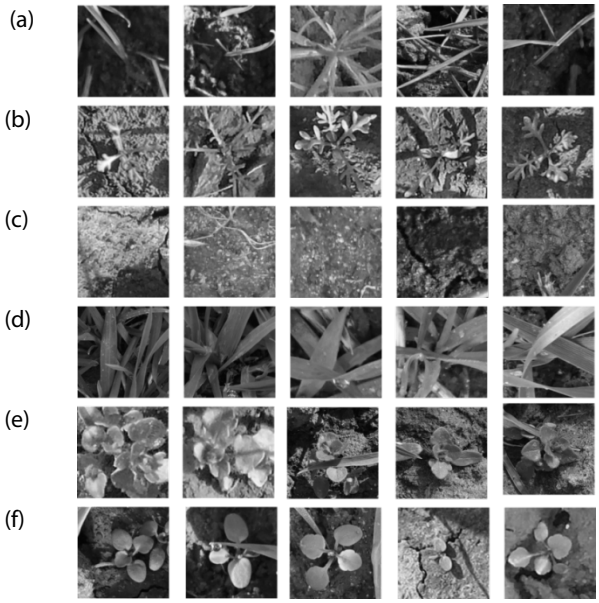

Abb. 1 Annotierter Bilddatensatz (Auswahl) verschiedener Verunkrautungssituationen für die CNN-Klassifikation. Trainiert wurden die Klassen (a) ALOMY, (b) MATSS, (c) SOIL, (d) TRZAW, (e) VERSS und (f) VIOAR.

Fig. 1 *Annotated image data set (selection) of different weed species and situations for CNN classification. Trained classes comprise (a) ALOMY, (b) MATSS, (c) SOIL, (d) TRZAW, (e) VERSS and (f) VIOAR.*

Bildanalyse und Erstellung Unkrautkarten

Eines der Ziele dieser Studie war es, die Eignung von state-of-the-art Algorithmen des deep learning unter Verwendung von convolutional neuronal nets (CNN)s, den bisher verwendeten Ansätzen des maschinellen Lernen auf Basis von BoVW gegenüberzustellen. Hierfür wurden Standard-CNNs genutzt, die leicht trainiert und eingesetzt werden können und so eine breite Verwendung

ermöglichen. Trainiert wurde mit Hilfe der deep learning-Bibliothek Keras (Version 2.2.4) und des Lernframeworks TensorFlow (Version 2.0) unter Python 3.7 (CHOLLET et al., 2015). Aufgrund seiner akzeptablen Performance gegenüber hochvariablen Datensätzen und seiner Verfügbarkeit im Keras und TensorFlow Backend wurde für die Implementierung ein einfaches CNN-Modell mit sechs Ebenen (Conv2D-Layer: 32, 32, 64, 128, 256, 16) verwendet. Trainiert wurde mit einem überschaubaren zeitlichen Aufwand in 15 Epochen mit einer BatchSize von 8 auf einer Xeon E5-Workstation mit einer Quadro P4000 Grafikkarte. Das CNN-Vorhersagemodell des Trainingsdatensatzes wurde auf einem unabhängigen Testdatensatz validiert.

Ergebnisse und Diskussion

Modelltraining und Validierung

Das Training der CNN-Modelle erfolgte auf Basis von realen Feldaufnahmen der Unkrautarten ALOMY, MATSS, VERSS und VERHE sowie der Klassen Boden (SOIL) und Kulturpflanze (TRZAW). Der Trainings- und Testverlauf für insgesamt 15 Epochen ist in Abbildung 2 dargestellt. Während die Fehler durch die Optimierungsfunktion (loss) kontinuierlich sinkt und die Trainingsgenauigkeit (accuracy) des Trainings ansteigt, deutet der Versatz zwischen Training und Validierung auf eine Überanpassung (Overfitting) des Vorhersagemodells hin. Die Folge ist, dass das Netzwerk nicht die relevanten Muster in den Trainingsdaten gelernt hat und sich die Muster aus den Trainingsdaten nicht auf die Testdaten verallgemeinern lassen. Um dies zu vermeiden, müssen mehr Trainingsdaten verwendet werden. Ein auf mehr Daten trainiertes Modell kann besser verallgemeinern.

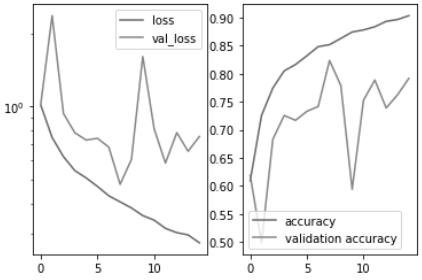

Abb. 2 Trainings- (links) und Validierungsplots (rechts). Der Bias zwischen Training und Validierung deutet auf eine Überanpassung des Modells hin.

Fig. 2 *Training (left) and validation (right) plots. The bias between training and validation indicates a model overfitting.*

In Tabelle 1 ist die Konfusionsmatrix von Training und Testung dargestellt. Hierbei zeigt sich, dass eine Segmentierung sehr gut in den Klassen TRZAW, SOIL als auch in den Klassen MATSS und ALOMY möglich ist. In der Klasse VERSS sind Fehlklassifizierungen zu TRZAW und VIOAR festzustellen.

Tab. 1 Zur Bewertung des Klassifikators werden die Treffer je Klasse in einer Confusion matrix (Wahrheitsmatrix) gegeneinander abgetragen.

Tab. 1 *To evaluate the classifier, the hits per class are plotted against each other in a confusion matrix of training and testing.*

	ALOMY	MATSS	SOIL	TRZAW	VERSS	VIOAR
ALOMY	2179	67	54	0	74	79
MATSS	96	1258	8	1	84	139
SOIL	5	43	1236	0	3	5
TRZAW	2	6	53	550	746	1
VERSS	1	2	1	20	1502	32
VIOAR	12	102	5	1	739	1323

Der Klassifizierungsbericht (Tab. 2) zeigt die wichtigsten Klassifizierungskennzahlen auf Klassenbasis und gibt das Verhalten des Klassifikators bezüglich Genauigkeit und funktionaler Schwächen in einer Klasse wieder. Bis auf die Klasse VERSS lag die Präzision, also die Fähigkeit des Klassifikators, richtig positiv und nicht falsch negativ zu klassifizieren, bei über 84 %. Der Wert für Recall war in der Klasse TRZAW der geringste. Hier war der Anteil an Bildern, die als TRZAW klassifiziert wurden, aber tatsächlich einer anderen Klasse angehörten, sehr hoch. Der F1-Wert ist ein gewichteter harmonischer Mittelwert aus Präzision und Recall, so dass der beste Wert 1,0 und der schlechteste 0,0 ist. Im Allgemeinen sind F1-Werte niedriger als die Genauigkeit. Der F1-Score ist ein geeigneter Wert um Modelle zu vergleichen. Im Mittel lag die Klassifizierungsgenauigkeit (F1-Score) beim vorliegenden Versuch bei 0,77.

Tab. 2 Zusammenfassende Klassifikationsergebnisse für Precision (Genauigkeit), Recall (Trefferquote), F1Score (gewichteter Mittelwert) und Support (Anzahl getesteter Bilder).

Tab. 2 *Summarized classification results for Precision, Recall, F1Score and Support (number of images).*

	Precision	Recall	F1-score	Support
ALOMY	0,95	0,89	0,92	2453
MATSS	0,85	0,79	0,82	1586
SOIL	0,91	0,96	0,93	1292
TRZAW	0,96	0,41	0,57	1358
VERSS	0,48	0,96	0,64	1558
VIOAR	0,84	0,61	0,70	2182
Accuracy			0,77	10429
Macro avg	0,83	0,77	0,76	10429
Weighted avg	0,84	0,77	0,77	10429

Erstellung von Unkrautkarten

Die Erstellung von Unkrautverteilungskarten ist essentiell für die anschließende teilflächenspezifische Herbizidapplikation (Abb. 3). Da die Erstellung momentan jedoch aus manuellen Boniturdaten erfolgt, ist dieser Prozess sowohl arbeits- als auch kostenintensiv und für den Praxiseinsatz nicht geeignet.

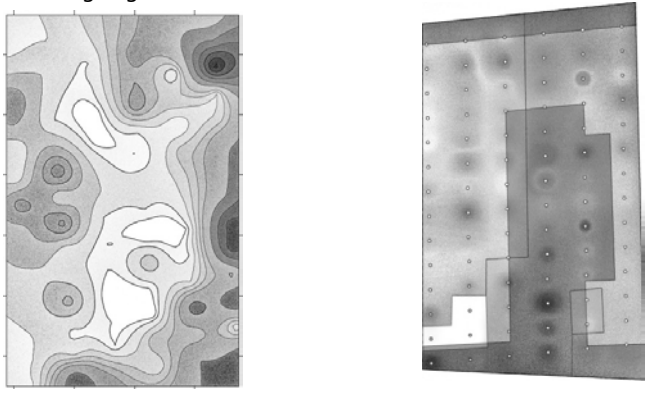

Abb. 3 Links: exemplarische Unkrautverteilungskarte einer Versuchsfläche; dunklere Farben zeigen höhere Unkrautdichten. Rechts: Applikationskarte mit Unkrautverteilung im Hintergrund; umrandete Bereiche zeigen unterschiedliche Herbizidapplikationen.

Fig. 3 *Left: exemplary weed distribution map of a trial field; darker colours show higher weed densities. Right: application map with weed distribution as a background; framed areas show different herbicide applications.*

Zur automatischen Generierung von Verteilungskarten aus Bildaufnahmen wurden die zuvor trainierten deep learning Algorithmen zunächst auf Aufnahmen aus geringer Höhe (Zählrahmen) angewendet. Die in Abbildung 4 dargestellten Vorhersagekarten für zwei der Feldaufnahmen zeigen, dass sich die getesteten Algorithmen grundsätzlich für eine Vorhersage der richtigen

Pflanzen- bzw. Bodenkategorie eignen. Die Flächenanteile für dikotyle Unkräuter (MATSS, VIOAR) werden richtig geschätzt, jedoch wird bei einem geringen Anteil monokotyler Unkräuter (ALOMY, Abb. 4b) deren Anteil durch die Modelle deutlich überschätzt. Dies ist insbesondere im Randbereich von Weizenpflanzen der Fall.

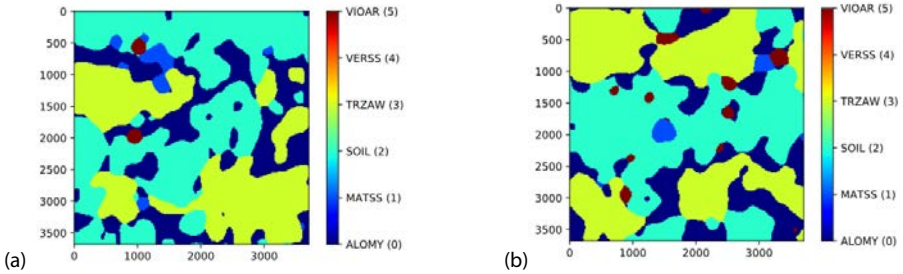

Abb. 4 Unkrautklassifizierungsergebnisse der deep learning Algorithmen auf Aufnahmen aus 45 cm Höhe (Zählrahmen) mit (a) hohem Anteil ALOMY und (b) geringem Anteil ALOMY.

Fig. 4 *Results of weed classification of deep learning algorithms on images taken in x cm height with (a) higher numbers and (b) lower numbers of ALOMY.*

Um aus den Vorhersagekarten der Aufnahmen von einzelnen Boniturpunkten ganzflächige Unkrautverteilungskarten zu erstellen, ist neben der Interpolation zwischen den Punkten auch eine Umrechnung der vom Modell geschätzten Flächenanteile (Pixel) zu der Anzahl einzelner Unkrautpflanzen je m^2 notwendig. Dies ist Voraussetzung für die Anwendung von Schadschwellenkonzepten. Da die hier verwendeten Bildaufnahmen zudem nur einen geringen Flächenausschnitt widerspiegeln, erfolgt als nächster Schritt eine Anwendung der deep-learning Algorithmen auf den ebenfalls erstellten UAV-gestützten Luftbildaufnahmen.

Danksagung

Wir danken Frau Behme, Frau Bernhard und Herrn Walter für die tatkräftige Unterstützung bei den Versuchsdurchführungen sowie den manuellen Unkrautbonituren am PC.

Literatur

CHOLLET, F., 2015: Keras, https://keras.io.

CHRISTENSEN, S., H.T. SØGAARD, P. KUDSK, M. NØRREMARK, I. LUND, E.S. NADIMI, R. JØRGENSEN, 2009: Site-specific weed control technologies. Weed Research **49** (3), 233–241.

DYRMANN M., H. KARSTOFT , H.S. MIDTIBY, 2016: Plant species classification using deep convolutional neural network. – Biosystems Engineering **151**, 72–80.

OLSEN A., D.A. KONOVALOV, B. PHILIPPA, P. RIDD, J.C. WOOD, J. JOHNS, W. BANKS, B. GIRGENTI, O. KENNY, J. WHINNEY, B. CALVERT, M.R. AZGHADI, R.D. WHITE, 2019: DeepWeeds: A Multiclass Weed Species Image Dataset for Deep Learning. Scientific Reports **9** (1), 2058.

PFLANZ, M., D. FEISTKORN, H. NORDMEYER, 2014: Unkrauterkennung mit Hilfe unbemannter Luftfahrzeuge. Julius-Kühn-Archiv **443**, 396-403.

PFLANZ, M., H. NORDMEYER, 2016: Automatisierte Unkrauterkennung auf dem Acker-Möglichkeiten und Grenzen. Julius-Kühn-Archiv **452**, 241-248.

PFLANZ, M., H. NORDMEYER, M. SCHIRRMANN, 2018a: Weed Mapping with UAS Imagery and a Bag of Visual Words Based Image Classifier. Remote Sensing **10** (10), 1530.

PFLANZ, M., M. SCHIRRMANN, H. NORDMEYER, 2018b: Räumlich hochauflösende Unkrauterkennung mittels Flugroboter und merkmalsextrahierender Bildverarbeitung. Julius-Kühn-Archiv **458**, 379–384.

POHL, J.-P., D. RAUTMANN, H. NORDMEYER, D. VON HÖRSTEN, 2018: Teilflächenspezifische Unkrautbekämpfung durch Direkteinspeisung - eine Innovation zur präzisen Applikation im Pflanzenbau. Julius-Kühn-Archiv **458**, 373–378.

POHL, J.-P., D. VON HÖRSTEN, J. K. WEGENER, B. GOLLA, I. KARPINSKI, S. RAJMIS, C. SINN, H. NORDMEYER, C. WELLHAUSEN, B. KLEINHENZ, M. HERRMANN, H. DUNEKACKE, A. MATTHIESEN, F. VON BARGEN, D. JAHNCKE, D. FEISE, M. RÖHRIG, R. SANDER, 2020: Assistenzsystem für den teilflächenspezifischen Einsatz von Herbiziden. Julius-Kühn-Archiv **464.**