BoniKI – KI-basiertes Bonitursystem für eine pflanzengenaue und autonome Bonitur

Markus Strathmann[1], Christian Bauer[2], Lennart Puck[3], Niklas Spielbauer[4], Georg Heppner[5], Moritz Roth[6], Robin Mink[7] und Kurt Möller[8]

Abstract: Das Projekt BoniKI befasst sich mit der Erhebung von verschiedenen Boniturparametern mit Hilfe von Drohnendaten. Ein Zielparameter stellt dabei die Kartierung des Entfahnungserfolges dar. Dieser wird auf drei verschiedene Weisen ermittelt. Dies beinhaltet einen KI-gestützten Ansatz, welcher eine Fahnen-Maske erzeugt, einen zweistufigen automatisierten Ansatz, welcher Konturen erzeugt und in einem weiteren Schritt aus diesen Konturen nach Selektion Bounding Boxen ableitet. Der KI-gestützte Ansatz gründet auf einem Multi-Net Ansatz, wohingegen der automatisierte Ansatz auf Farbraumanalyse und Kantendetektion beruht. Die Ergebnisse der verschiedenen Ansätze werden miteinander verglichen. Dabei zeigt sich, dass der KI-gestützte Ansatz die Fahnen gut erkennt aber noch nicht vollständig maskiert. Die erste Stufe des automatisierten Ansatzes, welcher in einer Konturenkarte resultiert, zeigt Schwierigkeiten in der Trennung von Fahne und Boden. Die zweite Stufe, die aus den Konturen Bounding Boxen ableitet, detektiert die Fahnen zuverlässig.

Keywords: KI, UAS, Drohne, Bonitur, autonom

1 Einleitung

Entfahnungen stellen eine zentrale Technik in der Vermehrung von Hybridmais dar. Der Erfolg der Entfahnung entscheidet dabei maßgeblich über die Qualität des Hybridmaises. Derzeit wird die Überprüfung des Entfahnungserfolges noch zum größten Teil manuell durch Befahrungen durchgeführt, wodurch die Kontrolle personal- und kostenintensiv ist [Al23]. Im Rahmen des Projektes BoniKI werden relevante Boniturparameter mittels Befliegungsdaten und künstlicher Intelligenz (KI) abgeleitet. Aufgrund des Potentials in der Kontrolle des Entfahnungserfolges hat sich das Projekt den Entfahnungserfolg dabei

[1] Landwirtschaftliches Technologiezentrum Augustenberg (LTZ), Referat 11, Kutschenweg 20 in 76287 Rheinstetten, markus.strathmann@ltz.bwl.de
[2] Landwirtschaftliches Technologiezentrum Augustenberg (LTZ), Referat 11, Kutschenweg 20 in 76287 Rheinstetten, christian.bauer@ltz.bwl.de
[3] Forschungszentrum Informatik (FZI), Haid-und-Neu-Str. 10–14 in 76131 Karlsruhe, puck@fzi.de
[4] Forschungszentrum Informatik (FZI), Haid-und-Neu-Str. 10–14 in 76131 Karlsruhe, spielbauer@fzi.de
[5] Forschungszentrum Informatik (FZI), Haid-und-Neu-Str. 10–14 in 76131 Karlsruhe, heppner@fzi.de
[6] SAM-Dimension GmbH, Bussenstr. 54/1 in 70184 Stuttgart, moritz.roth@sam-dimension.com
[7] SAM-Dimension GmbH, Bussenstr. 54/1 in 70184 Stuttgart, robin.mink@sam-dimension.com
[8] Landwirtschaftliches Technologiezentrum Augustenberg (LTZ), Referat 11, Kutschenweg 20 in 76287 Rheinstetten, kurt.moeller@ltz.bwl.de

als einen Zielparameter gesetzt und leitet diesen mittels Befliegungsdaten und automatisierter bildgestützter sowie KI-gestützter Verfahren ab.

2 Stand des Wissens

2.1 Entfahnung von Hybridmais

Mais ist eine einhäusige, getrennt geschlechtliche Pflanze und besitzt somit sowohl die Blütenstaubgefäße (Fahnen), als auch die Fruchststände (Narbenfäden an den Maiskolben) [Pa28]. In der Hybridmaisvermehrung werden die Fahnen entfernt, um eine Selbstbestäubung der Pflanze auszuschließen. Aufgrund der kurzen Zeitperiode von 1-2 Tagen in der diese Entfahnung erfolgen muss, stellt diese eine große Herausforderung dar. Die traditionelle händische Entfahnung benötigt viel Personal und wird deswegen vermehrt von der maschinellen Entfahnung abgelöst. Die Nachkontrolle erfolgt meist während Kontrollfahrten auf Hochtraktoren [Al23].

2.2 Drohnen in der Landwirtschaft

Drohnen übernehmen in der Landwirtschaft immer mehr Einsatzgebiete. Diese können hier nicht nur einzeln, sondern auch im vernetzten Schwarm genutzt werden [Na21]. Je nach Aufgabenbereich kommen dabei unterschiedliche Sensoren wie RGB-, Multispektral-, Hyperspektral-, und Thermal-Kameras sowie LiDAR zum Einsatz und liefern eine große Bandbreite an Datenprodukten. Zur primären Verarbeitung der Befliegungsdaten stehen verschiedene Softwarelösungen zur Verfügung mit deren Hilfe die Orthomosaike und digitalen Oberflächenmodelle aus den Einzelbildern erstellt werden können. Mit Hilfe dieser beiden nachprozessierten Produkte können in weiteren Schritten unter anderen relevante landwirtschaftliche Parameter wie Bedeckungsgrad, Bestandeshöhe und Vegetationsindizes abgeleitet werden [Ba22].

2.3 KI in der Landwirtschaft

In der Landwirtschaft spielt künstliche Intelligenz eine zunehmend wichtigere Rolle. Nach [El19] sind die vier Hauptanwendungsfelder im Pflanzenbau: Bodenanalyse, Pflanzenmanagement, Krankheitserkennung und Unkrauterkennung. Insbesondere im Pflanzenmanagement, werden die Analysen von der Aussaat bis zur Ernte durchgeführt. Im Fokus steht hier oftmals die Vorhersage des Ertrags [Da14],[Ga20]. Dabei kommen meist Multispektral- und RGB-Kameradaten zum Einsatz aus denen zum Beispiel Vegetationsindizes und die Pflanzendichte berechnet werden können, wodurch sich in einem weiteren Schritt der Ertrag von Mais schätzen lässt [Ga20].

3 Material und Methoden

3.1 Feldversuch

Um die Bild und KI-gestützten Ansätze zu evaluieren wurden in einer Maisfläche zu zwei Zeitpunkten jeweils drei Areas of Interest (AOIs) gebildet, welche nach drei verschiedenen Schemata entfahnt wurden. Abbildung 1 zeigt ein Schema mit abwechselnd entfahnter und unbehandelter Reihe - die beiden weiteren AOIs wurden nach Schemata entfahnt in denen die Entfahnung randomisiert verteilt wurde. Im Feld wurden die Umrandungen der AOIs durch Pappbecher gekennzeichnet und die Eckpunkte mit verschiedenen Symbolen versehen, um die AOIs anschließend in den Befliegungsdaten identifizieren und ausrichten zu können. Abbildung 2 zeigt einen Teil eines AOIs mit abwechselnd entfahnter und unbehandelter Reihe. Da sich mehrere AOIs in der Maisfläche befanden, wurden neben den Becherlabeln zusätzlich Marker mit Aruco-Codes ausgelegt um die AOIs den entsprechenden Entfahnungsschemata zuordnen zu können.

e = entfahnt
u = unbehandelt (nicht entfahnt)
5-6 = Becherlabel

X = Kreuz
V = Viereck
K = Kreis
D = Dreieck

X	5	5	5	5	5	5	5	5	**V**
6	u	e	u	e	u	e	u	e	5
6	u	e	u	e	u	e	u	e	5
6	u	e	u	e	u	e	u	e	5
6	u	e	u	e	u	e	u	e	5
6	u	e	u	e	u	e	u	e	5
6	u	e	u	e	u	e	u	e	5
6	u	e	u	e	u	e	u	e	5
6	u	e	u	e	u	e	u	e	5
K	6	6	6	6	6	6	6	6	**D**

Abbildung 1 Entfahnungsschema.

3.2 Befliegung

Abbildung 2 Markierung der AOI.

Direkt nach der Kennzeichnung der Area of Interest und der anschließenden Entfahnungsmaßnahme wurde die Maisfläche mit einer Drohne der Firma SAM-Dimension beflogen [Sa23]. Diese nutzt ein spezielles Kamarasystem um eine hohe räumliche Auflösung bei gleichzeitig großer Flächenleistung zu erreichen. Bei den für BoniKI durchgeführten Befliegungen betrug die Flughöhe der Drohne 23 m bei einer Bodenauflösung von unter 2 mm pro Pixel [Sp23]. Die während der Befliegung aufgenommenen Einzelbilder lagen

zunächst im RAW Format vor und wurden in der Nachprozessierung debayered [Ma10]. Des Weiteren wurden die Bilder und durch ein Worldfile georeferenziert wodurch diese im Anschluss mit RTK-Genauigkeit verortet werden konnten.

3.3 Automatisiertes Verfahren

Das automatisierte Verfahren ist zweistufig aufgebaut. In der ersten Stufe werden zunächst zwei HSV-Farbräume definiert, die die typischen Farben der Ähren in den Befliegungsdaten repräsentieren. Aus diesen Farbräumen wird eine Maske erstellt mit deren Hilfe in einem weiteren Schritt Konturen im Bild gebildet werden. Hier wird als erstes Zwischenergebnis ein Bild mit allen erzeugten Konturen ausgegeben. Die zweite Stufe des automatiserten Ansatzes beinhaltet die Überprüfung der Konturen auf Plausibilität und die Bildung von Bounding Boxen. Hierzu werden die Konturen pro Bild gezählt und gegen einen vordefinierten Grenzwert verglichen. Wurden zu viele Konturen im Bild entdeckt, so wird das Bild ohne Bounding Boxen ausgegeben. Des Weiteren wird die Gesamtfläche der Konturen in Bezug auf die Fläche des gesamten Bildes ebenfalls gegen einen vordefinierten Grenzwert verglichen und gegebenenfalls das Bild ohne Bounding Boxen ausgegeben. Bei Einhaltung beider Grenzwerte werden Bounding Boxen um die Konturen gebildet, welche wiederum jeweils auf Plausibiltät ihrer Größe und ihres Seitenverhältnisses hin überprüft werden. Nur wenn diese sich innerhalb vordefinierter Grenzwerte bewegen, wird die einzelne Bounding Box gebildet. Als Resultat der zweiten Stufe wird ein Bild mit Bounding Boxen um die detektierten Fahnen ausgegeben.

3.4 KI-gestütztes Verfahren

Für den KI-Ansatz wurde ein Multi-Net Ansatz [Te18] verfolgt, dieser ermöglicht es mit dem gleichen Encoder verschiedene Decoder zu nutzen. Es wird somit ein gemeinsamer latenter Raum aufgebaut, auf dem die unterschiedlichen Decoder aufsetzen. So können, je nach Bedarf, verschiedene Boniturparameter zur Analyse ausgewählt werden. Ein großer Vorteil dieses Verfahrens ist, dass pro Boniturparameter weniger annotierte Bilder benötigt werden, da Synergien der verschiedenen Parameter genutzt werden können. So wurde im Rahmen des Projektes ein Multi-Net [Te18] aufgesetzt, welches verschiedene Boniturparameter, wie die Fahnererkennung, unterstützt. Weil nicht in jedem Bild alle Boniturparamter vorhanden sind, da diese Zeit und Sorten abhängig sind, werden die entsprechenden Decoder beim Training eingefroren, sodass nur die relevanten Decoder trainiert werden. Hierbei ist jedoch zu beachten, dass der Encoder gleichmäßig über alle Boniturparameter trainiert werden sollte, oder bei späterem Nachtrainings auch eingefroren wird, um die Spezialisierung auf einen Parameter zu vermeiden.

4 Ergebnisse und Diskussion

Erste Ergebnisse in Abbildung 3 (links) zeigen, dass die KI-gestützte Fahnenerkennung Bilder mit Fahnen von Bildern ohne Fahnen differenzieren kann. Die Fahnen werden dabei aber noch nicht vollständig klassifiziert. Vor allem die Enden der Fahnen werden erkannt. Die Fahnenerkennung mittels Konturenerkennung über eine HSV-Maske in Abbildung 3 (Mitte) zeigt, dass sowohl Fahnen, als auch Boden in dem vordefinierten Farbraum liegen und deswegen die Konturen nicht nur um die Fahnen, sondern auch um den Boden herum gebildet werden. Da Bilder ohne Fahnen trotzdem Stellen mit offenen Boden aufweisen können, eignet sich die erste Stufe des automatisierten Ansatzes somit noch nicht dafür zuverlässig Bilder mit Fahnen von Bildern ohne Fahnen zu unterscheiden. Abbildung 3 (rechts) zeigt, dass die Filterung der Konturen mittels vordefinierter Grenzwerte die Konturen um den offenen Boden eliminieren kann und die daraus resultierenden Bounding Boxen sich in Folge nur noch auf Fahnen beziehen. Mit dieser Verbesserung eignet sich die zweite Stufe des automatisierten Ansatzes zur zuverlässigen Unterscheidung von Bildern mit Fahne von Bildern ohne Fahne. Ein Vergleich der zweiten Stufe des automatisierten Ansatzes mit dem KI-gestützten Ansatz lässt darauf schließen, dass beide Verfahren zu Detektion von Fahnen eingesetzt werden können. Dabei gilt jeweils, dass die Modelle im Zweifel sensitiver sein sollten, da False Positives nur den Arbeitsaufwand der Nachkontrolle geringfügig erhöhen, wohingegen False Negatives dazu führen, dass stehen gebliebene Fahnen nicht erkannt werden.

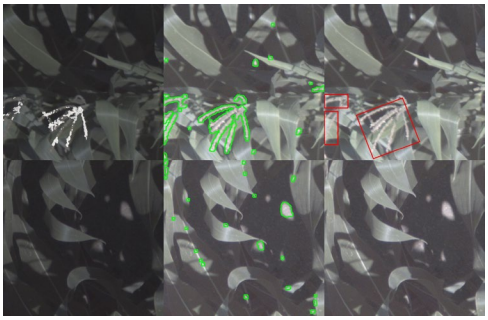

Abbildung 3 Vergleich der Methoden.

5 Fazit und Ausblick

Die Kontrolle des Entfahnungserfolges mittels hochauflösenden Befliegungsdaten ist bereits jetzt sowohl mittels KI-gestützten, als auch über einen automatisierten Ansatz möglich. Der KI-gestützte Ansatz kann zukünftig durch die Nutzung von mehr Trainingsdaten noch verbessert werden. Der automatisierte Ansatz kann durch einen Wechsel des Aufnahmewinkels vom Nadir hin zu einer Schrägansicht zu noch besseren Ergebnissen führen. Hierbei werden Stellen offenen Bodens durch die Kulturpflanze verdeckt und die Fahnen sind klarer im Bild zu erkennen [Zo20].

Danksagungen: Das in diesem Bericht zugrundeliegende Vorhaben wurde mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung unter dem Förderkennzeichen 28DK120B20 gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren.

Literaturverzeichnis

[Al23] Alwera (Hrsg.) (2023). Vertragskulturen Saatmais. URL: https://www.alwera.at/vertragskulturen/saatmais/ (Stand 24.10.2023).

[Ba22] Bauer, C., Maier, R., Strathmann, M., Ott, J., Weis, M., & Möller, K. Das neue Bild vom Schlag–Einsatz von unbemannten Flugsystemen (Drohnen) im Feldversuchswesen. Kongressband 2022 Halle (Saale), 75.

[Da14] Dahikar, S. S., & Rode, S. V. (2014). Agricultural crop yield prediction using artificial neural network approach. Internat. journal of innovative research in electrical, electronics, instrumentation and control engineering, 2(1), 683-686.

[El19] Eli-Chukwu, N. C. (2019). Applications of artificial intelligence in agriculture: A review. Engineering, Technology & Applied Science Research, 9(4).

[Ga20] García-Martínez, H., Flores-Magdaleno, H., Ascencio-Hernández, R., Khalil-Gardezi, A., Tijerina-Chávez, L., Mancilla-Villa, O. R., & Vázquez-Peña, M. A. (2020). Corn grain yield estimation from vegetation indices, canopy cover, plant density, and a neural network using multispectral and RGB images acquired with unmanned aerial vehicles. Agriculture, 10(7), 277.

[Ma10] Maschal Jr, R. A., Young, S. S., Reynolds, J., Krapels, K., Fanning, J., & Corbin, T. (2010). Review of Bayer pattern color filter array (CFA) demosaicing with new quality assessment algorithms. Army Research Lab Adelphi Md Sensors and Electron Devices Directorate, 1-29.

[Na21] Nattke, M. (2021). Effizientere Flächennutzung in der Landwirtschaft mit vernetzten Drohnen. Lecture Notes in Informatics (LNI), Gesellschaft für Informatik, Bonn, 389-400.

[Pa28] Pammer, G., Ranninger, R., Pammer, G., & Ranninger, R. (1928). Der Mais (Zea Mays). Der rationelle Getreidebau: mit besonderer Berücksichtigung der Sortenwahl in Oesterreich, 189-197.

[Sa23] SAM Dimension GmbH (Hrsg.) (2023). Weniger Pestizide, mehr Präzision. URL: https://www.sam-dimension.com/ (Stand:26.10.2023).

[Sp23] Spielbauer, N., Blumenthal, D., Puck, L., Heppner, G., Strathmann, M., Bauer, C., … & Dillmann, R. (2023, August). Single Plant Detection and Isolation on High Resolution UAV Data. In 2023 IEEE 19th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE) (pp. 1-6). IEEE.

[Te18] Teichmann, M., Weber, M., Zoellner, M., Cipolla, R., & Urtasun, R. (2018, June). Multinet: Real-time joint semantic reasoning for autonomous driving. In 2018 IEEE intelligent vehicles symposium (IV) (pp. 1013-1020). IEEE.

[Zo20] Zou, H., Lu, H., Li, Y., Liu, L., & Cao, Z. (2020). Maize tassels detection: a benchmark of the state of the art. Plant Methods, 16(1), 108.