
Bilddatenakquisition zur Entwicklung eines Machine-Learning-Detektors für Grünlandunkräuter

Ingo-Leonard Haußmann¹, Lukas Petrich², Georg Lohrmann¹, Volker Schmidt² und Albert Stoll¹

Abstract: Giftpflanzen, wie die Herbstzeitlose (*Colchicum autumnale*) können sich besonders gut in extensiv bewirtschaftetem Grünland ausbreiten. Gelangen Pflanzenteile in das Erntegut drohen bei Aufnahme durch Nutztiere Vergiftungserscheinungen die zum Tode führen können. Ohne Maßnahmen zur Regulierung werden betroffene Flächen zunehmend unattraktiv und es droht eine Nutzungsaufgabe, einhergehend mit einer naturschutzfachlichen Abwertung. Zur Steuerung eines innovativen Bekämpfungsgerätes gegen Grünlandunkräuter wird ein Pflanzendetektor basierend auf einem Machine-Learning-Ansatz entwickelt. Die Methode zur Bilddatensammlung dafür wird in vorliegendem Artikel beschrieben.

Keywords: Grünland, Unkrautbekämpfung, Bilddaten, Machine-Learning, Labeln

1 Einleitung

Extensives Grünland mit hohem Artenreichtum hat einen besonderen Stellenwert als Habitatfläche für Flora und Fauna. Maßgeblich für den Erhalt ist die Art der Nutzung dieser Flächen, die sich durch ein- oder zweimaliges Mähen mit Abfuhr des Schnittgutes und keiner oder nur geringfügiger Düngung auszeichnet. Neben der damit erreichbaren Aufrechterhaltung der Artenzusammensetzung des Grünlandbestandes können sich aber neben den erwünschten Arten auch Giftpflanzen, wie die Herbstzeitlose (*Colchicum autumnale*), etablieren. Da zum Zeitpunkt des ersten Schnitttermins die Frühjahrsentwicklung der Herbstzeitlosen bereits abgeschlossen ist, wird sie durch den späten Nutzungstermin nicht in Mitleidenschaft gezogen [WPK11]. Gelangen Pflanzenteile in das Erntegut, drohen bei Aufnahme durch Nutztiere Vergiftungserscheinungen die zum Tode führen können, denn auch die Futterkonservierung sorgt nicht für eine Abnahme der Toxizität [Br00]. Damit ist nicht nur die landwirtschaftliche Verwendung des Schnittgutes wesentlich eingeschränkt, sondern auch die aus Sicht des Naturschutzes gewünschte Offenhaltung der Landschaft gefährdet. Zu einer Regulierung der Herbstzeitlosen auf landwirtschaftlich genutztem Grünland wird daher geraten [Gr20]. Effektive Methoden sind das händische Ausreißen der Blätter im Frühjahr oder das Ausmähen einzelner Pflanzen mit dem Freischneider. Ein

¹ Hochschule für Wirtschaft und Umwelt Nürtingen-Geislingen, Institut für Technik, Schelmenwasen 8, 72622 Nürtingen, haussmann@hfwu.de, georg.lohrmann@hfwu.de, albert.stoll@hfwu.de

² Universität Ulm, Institut für Stochastik, Helmholtzstr. 18, 89069 Ulm, lukas.petrich@uni-ulm.de, volker.schmidt@uni-ulm.de

Einsatz von Herbiziden widerspricht jedoch klar der extensiven Grünlandnutzung im naturschutzfachlichen Sinn und ist auch auf vielen der in Frage kommenden Flächen verboten [HBK22]. Das flächendeckende Mulchen stark befallener Flächen hat sich daher bewährt [SE14] und ist am ökonomischsten, jedoch wiederum schädlich für Insekten [HBK22]. Die Rückdrängung der Herbstzeitlose muss daher unbedingt bei den ersten Anzeichen einer Ausbreitung erfolgen, um großflächige Maßnahmen mit negativen Auswirkungen auf die übrige Vegetation und die Fauna zu vermeiden [ebd.].

Dieser Problematik wurde sich angenommen, mit dem Ziel ein innovatives Unkrautbekämpfungsgerät zu entwickeln, welches durch kleinräumig arbeitende Werkzeuge nur dort einwirkt wo sich eine Zielpflanze befindet. Durch diese selektive Arbeitsweise halten sich die Ernteverluste in Grenzen und die Ernte des Nutzbestandes kann wie gewohnt stattfinden, wohingegen beim Mulchen der bisherige Aufwuchs komplett verloren geht. Die Auswahl geeigneter Werkzeuge mittels Nutzwertanalyse und deren Wirkung wurde in [SLM23] beschrieben. Für die traktorgebundene Anwendung wurde ein 2,5 m breites Prototypgerät mit Wasserstrahltechnik aufgebaut [MLS22]. Das entwickelte Detektionsverfahren zur Ermittlung der Einzelpflanzenstandorte basiert auf drohnengestützten Luftbildaufnahmen. Blühende Herbstzeitlosen können im daraus zusammengefügt Orthofoto mit einem Machine-Learning-Ansatz detektiert werden. Dabei wurden 89 % aller Giftpflanzen erkannt [Pe20]. Zusätzlich wurde das Detektionsverfahren auch für das Jakobskreuzkraut (*Senecio jacobaea*) entwickelt [PSS21], um das zukünftige Einsatzspektrum zu erweitern.

Da der optimale Zeitraum einer Bekämpfungsmaßnahme, die oberirdische Pflanzenteile von Herbstzeitlosen entfernt, im Frühjahr liegt [SE14], was durch Verfahrensversuche auch bestätigt werden konnte [MLS22, SLM23], ergibt sich ein Zeitversatz zwischen der Pflanzendetektion im Herbst und der Bekämpfungsmaßnahme im folgenden Frühjahr. Zudem wird nicht der Pflanzenteil detektiert der später behandelt wird, sodass es zu Abweichungen zwischen ermittelter Blütenposition im Herbst und tatsächlichem Austrieb kommen kann. Eine Ausbildung mehrerer zeitversetzt auftretender Blüten pro Knolle erschwert die Terminierung der Luftbildaufnahmen. Der zeitliche Aufwand für Planung und Durchführung der Drohnenflüge ist nicht unerheblich, da neben Faktoren wie Genehmigungen und Witterung auch Vorarbeiten auf der betroffenen Fläche für die Georeferenzierung der Bildaufnahmen zu berücksichtigen sind. Diese Punkte führten dazu, dass im derzeitigen Verbundprojekt „Selektive Bekämpfung von Grünlandunkräutern mit Wasserstrahlen“ eine Weiterentwicklung des Verfahrens hin zu einer Echtzeit-Pflanzendetektion verfolgt wird. In diesem Artikel wird die Vorgehensweise zur Entwicklung eines solchen Pflanzendetektors näher beschrieben, dabei wird auf die grundsätzlichen Überlegungen eingegangen und insbesondere das Sammeln von Trainingsdaten für den Machine-Learning-Ansatz beschrieben. Diese Daten können darüber hinaus zur Entwicklung eines stochastischen Strukturgenerators dienen, der wiederum die Datengrundlage für einen Machine-Learning-Detektor generieren kann und so den manuellen Aufwand reduziert.

2 Material und Methoden

Für den Aufbau einer KI sind viele Samples als Trainingsdaten nötig. Diese müssen unter möglichst ähnlichen Umständen - z.B. hinsichtlich Entwicklungsstadium der Zielpflanze - aufgezeichnet werden, die in der Anwendung vorherrschen. Die verwendete Kamertechnik und deren Anordnung sollten ebenfalls dem späteren Anwendungsfall am Gerät entsprechen, da sonst Nachteile für die Erkennungsleistung zu erwarten sind.

Ein mobiles Trägerfahrzeug basierend auf einer Elektroschubkarre mit stufenlos regelbarem Antrieb wurde dazu entsprechend umgebaut. An einem Rahmengestell aus Aluminiumprofilen wurden zwei Robust-Kameras in einem Abstand von 160 cm zueinander angebracht. Galgenausleger führen die Kameras vorgelagert mit paralleler Ausrichtung der Linse zum Bodenhorizont über den Grünlandbestand, sodass der gesamte Aufnahmebereich keine Teile des Fahrgestells enthält. Diese Anordnung sorgt für eine Überlappung der Sichtbereiche jeder Kamera, um so einer möglichen geringeren Erkennungsleistung im äußeren Bildbereich durch Verzeichnung der verbauten Optik entgegenzuwirken. Durch diese Überschneidung besteht die Möglichkeit, dass eine der benachbarten Kameras durch einen vorteilhafteren Blickwinkel die Zielpflanze trotzdem detektiert. Die Stromversorgung der Kameras erfolgt über die Batterien für den Fahrtrieb des Trägerfahrzeuges. Aufgezeichnet werden Videos im RGB-Farbspektrum mit einer FullHD-Auflösung (1920x1080 Pixeln) bei 11 Einzelbildern pro Sekunde. Die Aufnahme wird für beide Kameras simultan über einen Schalter gestartet und auf einen kamerainternen Speicher geschrieben, dessen Größe für eine Aufnahmedauer von ca. sechs Minuten ausreicht. Die Aufnahmen werden hierbei mit dem MJPEG-Codec [Jo19] codiert, um eine hohe Bildqualität und Ausfallsicherheit zu gewährleisten. Anschließend werden die Videos auf einen Laptop übertragen, um den Speicherplatz für weitere Aufnahmefahrten freizugeben.

Von April bis Mitte Mai erstreckte sich der Zeitraum, indem mit Herbstzeitlosen besetzte Wiesen im Nürtinger Raum aufgenommen wurden. Das Befahren der Wiesen in parallelen Bahnen während der Aufnahme fand tagsüber bei unterschiedlichen Bedeckungsgraden des Himmels statt. Die Fahrgeschwindigkeit betrug dabei entsprechend der Höchstgeschwindigkeit der Elektroschubkarre ca. 4 km/h. Eine wiederholte Aufnahme gleicher Wiesen mit zeitlichem Abstand wurde gewählt, um die veränderte Erscheinungsform der Pflanzen mit fortschreitendem Wachstumsstadium einfangen zu können. Zusätzlich wurde für die Zielpflanze Jakobskreuzkraut ein Aufnahmetermin im Landkreis Göppingen durchgeführt.

Beim sogenannten Labeling werden die Bilddaten anschließend gesichtet und die Zielpflanzen manuell mit einer Bounding Box, d.h. einer rechteckigen Markierung um die Pflanzenregion, versehen. Um die einzelnen Labeling-Aufgaben überschaubar zu halten, werden die aufgezeichneten Videos in etwa 10 Sekunden lange Videoclips zerlegt. Jeder dieser Clips wird mit Metadaten ausgestattet, die insbesondere den SHA-1-Hashwert [Ha1] enthalten, sodass das Ursprungsvideo später eindeutig identifiziert werden kann. Das eigentliche Labeln wird dann mittels LabelStudio [LS], einer Webanwendung, die das

Arbeiten am Webbrowser ermöglicht, durchgeführt. Bevor die Videoclips allerdings hochgeladen werden können, müssen sie in ein webkompatibles Format (H.264 [Jo19]) konvertiert werden. Jedes Vorkommen einer Zielpflanze muss mit einer Bounding Box und der entsprechenden Art des Unkrautes (Herbstzeitlose oder Jakobskreuzkraut) versehen werden. Im Gegensatz zur Bearbeitung von Einzelbildern kommt hier allerdings der Vorteil von Videos zum Tragen: Es müssen nur Labels an ausgewählten Zeitpunkten im Video gesetzt werden. Die Position und Größe der Bounding Boxen für die dazwischen liegenden Zeitpunkte können dann anhand dieser sogenannten Keyframes automatisch interpoliert werden, was den Arbeitsaufwand reduziert.

Nach der Erstellung der Labels werden diese heruntergeladen und basierend auf den Metadaten mit den Ursprungsvideos zusammengeführt. Durch die Verwendung der Ursprungsvideos wird sichergestellt, dass die bestmögliche Bildqualität ohne zusätzliche Kompressionsartefakte verwendet wird. Bevor die einzelnen Frames der Videos mit den zugehörigen Labels extrahiert werden können, muss eine Aufteilung in Trainings-, Validierungs- und Testdatensatz erfolgen. Diese Datensätze werden dafür verwendet, um Vorhersagemodelle zu trainieren und unter allen trainierten Modellen das Beste auszuwählen, bzw. dieses dann auf seine Erkennungsleistung hin zu untersuchen. Aufgrund der vorliegenden Datensituation, werden alle Ursprungsvideos zufällig einem der drei Datensätze zugeordnet, wobei sich überlappende Videos dem gleichen zugewiesen werden. Alle extrahierten Einzelbilder dieser Videos mit den zugehörigen Labels bilden dann die jeweiligen Datensätze. Um ein effizientes Einlesen der Daten während des Trainings und der Auswertung zu gewährleisten, werden die Datensätze anschließend in das TFRecord-Format konvertiert. Obwohl bereits bei der Aufnahme des Bildmaterials darauf geachtet wird ein möglichst breites Spektrum an Szenarien, z.B. hinsichtlich der Wetterbedingungen, einzufangen, kann dieses auch noch während des Trainings eines Detektors durch die sogenannte Image Augmentation künstlich erweitert werden. Dabei werden zufällige Veränderungen an den Bilddaten und falls nötig auch an den Labels durchgeführt, wie etwa Skalierung der Bilder (und der zugehörigen Bounding Boxen) zur Simulation von größer bzw. kleiner abgebildeter Pflanzen.

3 Ergebnisse und Diskussion

Während sieben Aufnahmetermenen konnte mit oben beschriebener Methode Datenmaterial in einer Größe von 212 GB gesammelt werden. In Tabelle 1 sind die wesentlichen Ergebnisse zum Umfang der gewonnenen Bilddaten und der Fortschritt des Labelings aufgeführt. Für letzteres wurden bisher über 450 Arbeitsstunden nötig und stellt damit im Verhältnis zur Aufnahme der Bilddaten den zeitaufwändigeren Teil dar. Die präsentierte Methode zur Bilddatenaquisition hat sich in der ersten Saison als gut geeignet und praktikabel herausgestellt.

Zielpflanze	#Videos	Gesamtdauer	Gelabelte Videos	#gelabelter Pflanzen
Herbstzeitlose	126	02:29:28 h	669/790	18.088
Jakobskreuzkraut	42	00:35:54 h	0/232	-

Tab. 1: Ergebnisse der Bilddatenakquisition und des Labelings (Stand 27.10.2023)

Ein mobiler Aufbau mit eigenem Antrieb ermöglicht es, viel Fläche in kurzer Zeit abzudecken zu können. Zudem ist die Effizienz durch die Verwendung von zwei Kameras parallel erhöht. Nachteilig war dies jedoch für die Datenübertragung nach einer Aufnahmefahrt. Die doppelte Zeit wurde nötig, da mit vorhandener Ausstattung keine simultane Übertragung von den kamerainternen Speichern möglich war. Allgemein war der Zeitbedarf zur Datenübertragung größer als die Aufnahmedauer der Kameras. Eine schnellere Methode oder der automatisierte Transfer beendeter Aufnahmen während der nächsten Fahrt könnte hier zur Optimierung beitragen. Faktoren wie Ausrichtung und Abstand zum Boden der Kameras sind durch den starren Aufbau gleichbleibend. Eine stativähnliche Konstruktion, die über den Pflanzen für eine Einzelbildaufnahme platziert wird, verspricht zwar eine bessere Bildqualität, ist aber abweichend vom späteren dynamischen Anwendungsfall einer Pflanzendetektion während der Überfahrt. Schwingungen, die sich durch Bodenunebenheiten vom Fahrwerk auf das Kameragestell übertragen haben, führten zu keiner merklichen Beeinträchtigung der Bildqualität. Durch den relativ leichten Aufbau mit voluminöser Bereifung ist selbst das Befahren von höheren Grasbeständen ohne bleibende Schäden möglich.

4 Schlussfolgerungen und Ausblick

Die unmittelbar anschließenden Arbeiten betreffen hauptsächlich das Trainieren des neuronalen Netzes und die folgende Validierung zur Überprüfung der Erkennungsleistung. Unter simulierten Umgebungsbedingungen soll die Kamera-Applikationssoftware danach im Zusammenspiel mit dem Pflanzendetektor erprobt werden, bevor Testphasen im realen Feldeinsatz durchgeführt werden. Um den Detektor sukzessive zu verbessern werden über die Projektlaufzeit weitere Bilddaten gesammelt und verarbeitet. Zusätzlich ließe sich der zukünftige Labeling-Aufwand reduzieren, indem ein stochastischer Strukturgenerator entwickelt wird, der digitale Zwillinge der Ziel- und Umgebungspflanzen generieren kann.

5 Danksagung

Die Förderung des Vorhabens erfolgt aus Mitteln des Bundesministeriums für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL) aufgrund eines Beschlusses des deutschen Bundestages. Die

Projekträgerchaft erfolgt über die Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE) im Rahmen des Programms zur Innovationsförderung.

Literatur

- [Br00] Briemle, G.: Giftpflanzen des Grünlandes - Wirkung auf Nutztier und Mensch, sowie Bekämpfungsmaßnahmen. Bildungs- und Wissenszentrum Aulendorf (LVVG), 2000.
- [Gr20] Grant, K. et al.: Herbstzeitlose (*Colchicum autumnale*) in Mulchschicht führt zu leichter Kontamination mit Colchizin eines Pflanzenbestandes im Folgeaufwuchs. In (Nordmeyer, H., Ulber, L., Hrsg.) Tagungsband 29. Deutsche Arbeitsbesprechung über Fragen der Unkrautbiologie und - bekämpfung; 3. - 5.3.2020, Julius-Kühn-Archiv Bd. 464, 2020.
- [Ha11] Handschuh, H.: SHA-0, SHA-1, SHA-2 (Secure Hash Algorithm). In (van Tilborg, H. C. A., Jajodia, S., Hrsg.) *Encyclopedia of Cryptography and Security*. Springer, S. 1190–1193, 2011.
- [HBK22] Hoiß, B.; Berg, M.; Krämer, M.: Die Herbstzeitlose im extensiven Grünland. *ANLiegen Natur* 44/1, S. 123–126, 2022.
- [Jo19] Joshi, M. A. et al.: *Image and Video Compression*. Taylor & Francis, 2019.
- [LS] LabelStudio Webseite: <https://labelstud.io/>, 27.10.2023.
- [MLS22] Martin, F.; Lohrmann, G.; Stoll, A.: Selective weed control in grassland using high-pressure water jets. In (VDI Wissensforum GmbH, Hrsg.) *Proceedings of the Conference 79th International Conference on Agricultural Engineering LAND.TECHNIK/AgEng 2022* (VDI-Berichte Nr. 2395), S. 105–110, 2022.
- [Pe20] Petrich, L. et al.: Detection of *Colchicum autumnale* in drone images, using a machine-learning approach. *Precision Agriculture* 6/21, S. 1291–1303, 2020.
- [PSS21] Petrich, L.; Stoll, A.; Schmidt, V.: Detection of *Senecio jacobaea* in drone images, using a machine-learning approach. In (Astor, T., Dzene, I., Hrsg.) *Proceedings of the 21st Symposium of the European Grassland Federation*, 17-19.5.2021, S. 178–180, 2021.
- [SE14] Seither, M.; Elsäßer, M.: Bekämpfungsstrategien gegen Herbstzeitlose (*Colchicum autumnale*) und deren Auswirkungen auf die botanische Zusammensetzung artenreicher Wiesen. In (Thüringer Landesanstalt für Landwirtschaft, Hrsg.) *58. Jahrestagung der Arbeitsgemeinschaft Grünland und Futterbau der Gesellschaft für Pflanzenbauwissenschaften e.V.*, 28.-30.8.2014, S. 61-67, 2014.
- [SLM23] Stoll, A.; Lohrmann, G.; Martin, F.: Kleinräumig arbeitende Werkzeuge zur nicht-chemischen Zurückdrängung von Herbstzeitlosen (*Colchicum autumnale*). In (Bibic, V., Prof. Dr. Schmidtke, K., Hrsg.) *Tagungsband 16. Wissenschaftstagung Ökologischer Landbau*, 7.-10.3.2023, S. 178–181, 2023.
- [WPK11] Winter, S.; Penker, M.; Kriechbaum, M.: Die Herbstzeitlose – eine Problempflanze für Landwirtschaft und Naturschutz? *Jahrbuch der Österreichischen Gesellschaft für Agrarökonomie* 20/2, S. 221–230, 2011.