

Erkennung von Herbstzeitlosen-Standorten in Drohnenbildern

Lukas Petrich, Matthias Neumann, Andreas Frey, Volker Schmidt, Albert Stoll

Die Herbstzeitlose (*Colchicum autumnale*) ist ein Unkraut aus der Familie der Liliengewächse, dessen Giftigkeit besonders im Heu als Futter für Nutztiere gefährlich ist. Die Pflanze ist im Zuge von Naturschutzprogrammen verstärkt wieder auf Wiesen und Weiden zu finden. Die Bekämpfung ist allerdings oft schwierig, da sie meist anderen Gesichtspunkten wie Pflanzenartenvielfalt oder Futterertrag entgegensteht. In diesem Artikel wird ein Verfahren vorgestellt, das blühende Herbstzeitlosen auf Grünlandflächen erkennt und so den ersten Schritt zu einer späteren Kartierung und teilflächenspezifischen Bekämpfung des Unkrauts darstellt. Als Datengrundlage dienen Farbbilder, die mit einer Drohnenkamera aufgenommen wurden. Das vorgestellte Verfahren verwendet sowohl Farbinformationen, als auch Größeninformationen der Blüten und wird auf Basis von manuell markierten Musterdaten angepasst und ausgewertet.

Schlüsselwörter

Bildverarbeitung, Drohnenbilder, Unkrauterkennung, Grünland

Einleitung

Die Bewirtschaftung extensiver Grünlandstandorte ist unter anderem durch eine ein- bis zweimalige, selten dreimalige Mahd und keine bzw. geringe Düngung gekennzeichnet. Durch die extensive Bewirtschaftung von Grünland vermehrt sich die Herbstzeitlose (*Colchicum autumnale*) vor allem auf feuchten Böden sowie auf Lehm- und Tonböden. Sie kommt häufig auf Flächen mit vorgeschriebenen Mahdzeiträumen ab Mitte Juni vor. Aber auch in Randbereichen intensiv genutzter Grünlandschläge, auf denen aufgrund gesetzlicher Auflagen nicht gedüngt wird, können sich Herbstzeitlosen entwickeln. Alle Pflanzenteile der Herbstzeitlose sind giftig und können im schlimmsten Fall zu Atemlähmungen und Tod führen. Die Giftigkeit bleibt auch im konservierten Futter (Heu, Silage) erhalten. Die Herbstzeitlose muss ab einem Besatz von zwei Pflanzen pro m² bekämpft werden. Auf der Weide meiden Tiere die Pflanzen in der Regel. Problematisch sind deshalb Blätter und vor allem nicht mehr selektierbare Samen der Herbstzeitlosen im Heu (Briemle 2000, Elsäßer et al. 2010).

Untersuchungen von Seither und Elsäßer (2014) zeigten, dass der Herbstzeitlosenbestand entweder durch Mulchen im April oder Mai reduziert werden kann, da sich zu diesem Zeitpunkt die Reservestoffe der Zwiebel erschöpft haben. Flächendeckende Mulchvorgänge wirken sich aber auch auf den Aufwuchs des Nutzpflanzenbestandes aus und lassen damit einen reduzierten Futterertrag erwarten. Heuschnitte im Juni oder Juli haben nicht zur Reduktion des Bestandes beitragen können. Im Hinblick auf die Fauna zeigen insbesondere Schlegelmulcher die größten Schädigungen (Lösch et al. 1997). Die technischen Verfahren hat Löbber (2001) unter besonderer Berücksichtigung der wirbellosen Fauna bewertet. Besonders die Mulchverfahren zeigten dabei eine deutliche Schädigungsrate.

Somit besteht bei der Bekämpfung der Herbstzeitlosen auf extensiven Grünlandstandorten ein Konflikt zwischen vorgeschriebenen Mahdzeitpunkten, Faunaschonung und Futterertrag.

Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, Herbstzeitlosen in Grünlandbeständen bildanalytisch zu erfassen, um somit eine Datengrundlage für eine teilflächenspezifische nicht-chemische Bekämpfung zu schaffen. Der Aufbau des Bekämpfungsgerätes muss in einem systematischen Konstruktionsprozess noch entwickelt werden. Eine Teilbreite von ca. 0,25 m wird als realistisch angesehen. Aus den analysierten Bilddaten sollte eine Applikationskarte zu erstellen sein, die eine Ansteuerung der detektierten Herbstzeitlosen durch das Gerät zulässt.

Im Gegensatz zum Ackerbau liegen im Bereich der Grünlandwirtschaft kaum Erfahrungen zu einer automatisierten einzelpflanzen- bzw. teilflächenspezifischen Unkrautbekämpfung vor.

Nachfolgend werden zunächst exemplarisch einige Forschungsarbeiten zur bildanalytischen Erfassung von Unkräutern im Ackerbau und dann im Grünland aufgeführt. Zur Erkennung von Unkräutern im Ackerbau werden optische bzw. optoelektronische Sensoren eingesetzt. Ziel ist die anschließende gezielte mechanische oder chemische Unkrautbekämpfung. Die Sensoren werden im Nahbereich (einige Dezimeter über dem Boden) zwischen den Kulturpflanzenreihen geführt, wo keine Pflanzen wachsen sollen. Die Erkennung erfolgt aufgrund der unterschiedlichen Lichtreflexionseigenschaften von Boden und Pflanzen im Rot- und im Nahinfrarotbereich. Werden Pflanzen dennoch in den beobachteten Bereichen erkannt, werden sie als Unkraut eingestuft und anschließend bekämpft. Nach diesem Prinzip arbeitet das von Felton und McCloy (1992) entwickelte System Detectspray, mit dem Unkräuter auf sonst freien Flächen bekämpft werden können. Sensoren, die zwischen Boden und Unkrautpflanze aufgrund ihrer unterschiedlichen Reflexionseigenschaften unterscheiden können, werden heute kommerziell beispielsweise unter den Produktnamen „Weedseeker“ (Trimble 2017) oder „AmaSpot“ (Amazon 2018) bzw. „Weed-it“ (Weed-it 2016) vertrieben.

Um unerwünschte Pflanzen im Ackerbau punktgenau aber auch spezifisch bekämpfen zu können, ist die Bestimmung der Pflanzenart notwendig. Die Firmen Bayer und Bosch wollen in einer Forschungskooperation ein System entwickeln, mit dem dies während der Überfahrt möglich ist (Ehret 2017).

Bildgebende Sensoren eignen sich sowohl im Nah- als auch im Fernbereich, um beispielsweise mit Drohnen Aufnahmen vom Pflanzenbestand zu machen. Zur Identifizierung der Beifußblättrigen Ambrosie wurde ein abgeerntetes Roggenfeld mit einer RGB-Kamera von einer Drohne aus 75 m Höhe fotografiert. Es zeigte sich eine große Variabilität der Pflanzen im RGB- und HSV-Farbraum. Die Korrelation zwischen dem aus den Bildern automatisch ermitteltem Deckungsgrad und dem mit Hilfe von Satellitenortung manuell ermitteltem Deckungsgrad war noch unzureichend. Es wurde vorgeschlagen, neben den Reflexionseigenschaften der Pflanze auch Form- und Texturparameter in die Klassifizierung mit einzubeziehen (Ustyuzhanin et al. 2015).

De Castro et al. (2012) erstellten teilflächenspezifische Applikationskarten für die Bekämpfung von Unkrautnestern, indem Farb- und Farb-Infrarotbilder nach verschiedenen Farb- bzw. Pixelklassifizierungsmethoden ausgewertet wurden.

Das unterschiedliche Reflexionsverhalten von Kultur- und Unkrautpflanzen wurde auch im ASETA-Projekt an der dänischen Universität Aalborg genutzt. Dort konnten mit einer Multi-Stereo-Kamera Distelpflanzen in Zuckerrübenbeständen mit hoher Genauigkeit dadurch erkannt werden, dass Bilder durch Farbklassifizierungen ausgewertet wurden (Kazmi et al. 2014).

Die digitale Bildanalyse ermöglicht darüber hinaus eine artenspezifische Klassifizierung nach Formmerkmalen und damit eine Unterscheidung zwischen Unkraut und Kulturpflanze. Kluge und Nordmeyer (2012) untersuchten Methoden wie Graphen Matching, Winkelmessung innerhalb eines Blattes und Template Matching, um Unkrautarten in Getreide zu erkennen. Es wurden Bilder ausgewertet, die im Abstand von 0,36 m aufgenommen wurden. In einem aktuellen Projekt werden die Möglichkeiten der Unkrauterkenntnis mit Hilfe einer Standard-RGB-Kamera untersucht, die mit einer Drohne in einer Höhe von 5 m über dem Boden geführt wird (Pflanz und Nordmeyer 2016). An der Universität Hohenheim verwendete Oebel (2006) Bispektralkameras und Bildanalyseverfahren, mit denen auch zwischen verschiedenen Unkrautarten durch einen wissensbasierten Vergleich von Formmerkmalen unterschieden werden kann. Durch die Verknüpfung mit Positionsdaten konnten Karten für eine nachfolgende teilflächenspezifische Herbizidapplikation erstellt werden. Diese Erkenntnisse sind auch im Rahmen eines Verbundprojektes u.a. zwischen der Universität Hohenheim und der Firma Agricon in die Entwicklung eines heute kommerziell verfügbaren Sensors eingeflossen (Weis et al. 2009).

Untersuchungen von Mütter et al. (2014) zeigen, dass sich Unkräuter mit Hilfe der digitalen Bildverarbeitung durch Farb-, Form- und Größenfilterung erkennen und von der Kulturpflanze unterscheiden lassen und dass sich somit im Online-Verfahren eine Hacke steuern lässt, die in der Reihe Unkräuter entfernt.

Die Firma Bayer Cropscience hat eine App mit dem Markennamen „WEEDSCOUT“ entwickelt, mit der Unkräuter bereits in frühen Entwicklungsstadien erkannt werden können. Dazu fotografiert man die Unkräuter mit dem Smartphone. Das Bild wird dann zu einem Firmen-Server gesendet und mittels einer Bilderkennungssoftware ausgewertet. Die identifizierte Unkrautart wird anschließend an den Nutzer zurückgesendet. Die Software ist selbstlernend und soll mit zunehmender Anzahl von hochgeladenen Bildern zuverlässiger werden (Bayer Agrar 2016).

Im Rahmen eines Verbundprojektes unter anderem mit den Firmen Bosch und Amazone zeigten Laboruntersuchungen an verschiedenen Pflanzen, dass diese auch mit Hilfe eines 3D-Laserscanners unterschieden werden können (Weiss et al. 2010).

Zur Erkennung von Beikraut in Sonderkulturen wurde am Fraunhofer-Institut IOSB ein Multisensorsystem entwickelt, das aus einem 2D-Laserscanner und einer RGB-Farbkamera besteht. Damit war es möglich, Punkten im Kamerabild Entfernungen zuzuordnen. Daraus ließen sich Entfernungs-, Farb- und Texturmerkmale ableiten und auswählen. Durch eine Klassifikation der Merkmale konnte jeder Punkt der Klasse Nutzpflanze, Boden oder Beikraut zugeordnet werden (Meyer et al. 2014).

Die Chlorophyllfluoreszenz bietet eine weitere Möglichkeit der Unterscheidung zwischen Pflanzenarten. Gerhards et al. (2012) konnten mit dem Sensor MiniVeg[®] der Firma Fritzmeier die Unkrautdichte und Unkrautteilflächen erkennen.

Auch in Grünlandbeständen wurde die Erfassung von Unkraut untersucht. Ampfer konnte aufgrund seiner im Vergleich zu dem ihn umgebenden Gras sehr breiten Blätter bildanalytisch erfasst werden. Sowohl bei Ampfer als auch bei Gras wurden Ungleichförmigkeiten hinsichtlich Farbe und Helligkeit in den Bilddaten festgestellt. Die Bilder wurden in einzelne Bildausschnitte unterteilt, welche anschließend jeweils einer Fourieranalyse unterzogen wurden. Das resultierende Spektrum ließ mit Hilfe eines geeigneten Schwellenwertverfahrens entweder auf das Unkraut Ampfer oder auf Gras schließen (Polder et al. 2007; van Evert et al. 2009).

Zusätzlich zu Ampfer konnten Gebhardt und Kühbauch (2006) auch Löwenzahn und Breitwegerich in einem angepflanzten Grünland-Versuchsfeld mit Hilfe von RGB-Bildern identifizieren. Nach einer Binarisierung der Bilder wurden Farb-, Textur- und Geometriemerkmale berechnet, auf deren Grundlage Detektionsraten zwischen 70,9 % und 95,3% erreicht werden konnten.

In der vorliegenden Arbeit soll im Sinne einer Vorstudie nun ein Verfahren zur bildanalytischen Erfassung von Herbstzeitlosen in Grünlandbeständen vorgestellt werden. Hierfür werden Farbbilder von Grünlandbeständen mit blühenden Herbstzeitlosen ausgewertet. Die Blüten werden dabei identifiziert, indem zuerst anhand ihrer Farbinformation eine Region of Interest definiert wird, welche dann unter Zuhilfenahme von Realgrößeninformationen weiter verfeinert wird. Die notwendigen Parameter werden basierend auf manuell markierten Herbstzeitlosenblüten automatisch ermittelt.

Beschreibung der Aufnahmehardware

Die Ausgangsdaten für diese Arbeit bilden Fotos von blühenden Herbstzeitlosen, die im Oktober 2016 aufgenommen wurden. Die verwendete Kamera ist in **Tabelle 1** beschrieben. Die Grünlandbestände waren 5 bis 10 cm hoch. Die lila Blüten haben sich deutlich vom grünen Bestand abgehoben. Für anwendungsorientierte Aufnahmen und um zukünftig flächendeckend Grünlandbestände auf Herbstzeitlosen untersuchen zu können, wurde die Kamera an eine Drohne, einen Multikopter (siehe **Tabelle 2**) angebracht. Die Aufnahmehöhe betrug dabei ca. 5-6 m und ist ein Kompromiss zwischen

dem schnellen Messen von großen Teilflächen und einer guten Aufnahmequalität, wie etwa geringe Bewegungsunschärfe oder hoher Detailauflösung.

Tabelle 1: Technische Ausrüstung zur Erfassung der Herbstzeitlosen

Kamera	
Kameramodell	Canon EOS 100 D
Bildabmessungen	5184 x 3456 Pixel
Sensorgroße	22.3 x 14.9 mm
Objektiv	Canon EFS 10 – 18 mm
Brennweite eingestellt	10 mm
ISO-Einstellung	100 und 1600

Tabelle 2: Technische Daten des Multikopters

Merkmal	Wert
Hersteller	HiSystems GmbH
Modell	MK ARF-OktoXL 4S12
Bauart	Oktokopter
Zulässiges maximales Gesamtgewicht	5 kg
Kamerahalterung	2 Achsen Gimbal

Methoden zur Erkennung der Herbstzeitlosen

Bestimmung von lila Pixeln. Das Ziel der Auswertung ist die automatische Detektion von Herbstzeitlosenblüten aus 2D-Bilddaten. Wie in Abbildung 1 (a) zu sehen ist, hebt sich der lila Farbton der Blüten stark vom Bildhintergrund ab, welcher meist aus Grün- und Brauntönen besteht. In einem ersten Schritt werden deshalb alle lila Pixel bestimmt.

Die Bilddaten liegen zunächst in einem Format vor, in dem die Farbe jedes Pixels als Punkt im RGB-Farbraum (Rot, Grün, Blau) abgespeichert ist. Um die lila Pixel zu markieren, ist es hilfreich, zuerst den Farbraum des Bildes von RGB zu HSV (Hue, Saturation, Value) zu konvertieren. Damit wird die Farbe jedes Pixels nicht mehr als additive Mischung der drei Grundfarben dargestellt, sondern durch das Tripel Farbwert, Farbsättigung und Hellwert. Für uns ist hier ausschließlich der Farbwert interessant, der für eine Farbe den Winkel im Farbkreis beschreibt. Weitere Informationen zu Farbräumen werden beispielsweise in Foley und McGuire (2013) angegeben.

Mit dem HSV-Farbmodell können wir dann entscheiden, ob ein Pixel eine lila Farbe hat, indem wir prüfen, ob der entsprechende Farbwert H zwischen zwei Schwellenwerten H_{hsv}^- und H_{hsv}^+ liegt. Da es sich bei dem Farbwert um einen Winkel im Farbkreis handelt, kommt es bei 360° zu einer Unstetigkeit und deshalb müssen die Schwellenwerte modulo 360° berechnet werden. Die beiden Parameter, H_{hsv}^- und H_{hsv}^+ , werden später automatisch bestimmt (siehe Abschnitt Parameteranpassung). Die zwei anderen Werte im HSV-Farbmodell, Farbsättigung und Hellwert, werden ignoriert. Das führt bei Beleuchtungsänderungen im Bild zu einer höheren Stabilität der Analyse. In Abbildung 1 (b) wurden die so markierten Pixel des Ausgangsbildes rot eingefärbt.



(a) Ausgangsbild (zur besseren Illustration kein Drohnenbild).



(b) Markieren der Pixel mit lila Farbwert: Blüte und Fehlererkennung (dargestellt in rot).



(c) Morphologisches Öffnen.



(d) Morphologisches Schließen.



(e) Entfernen von zu kleinen Clustern.



(f) Schwerpunkt der Markierung berechnen (roter Kreis).

Abbildung 1: Exemplarische Darstellung der einzelnen Schritte des Verfahrens.

Umrechnung von Reallängen in Bildlängen. Wie im rechten Teil von Abbildung 1 (b) zu sehen ist, können die ausgewählten Bildbereiche mehrere Zusammenhangskomponenten enthalten, die jeweils nur aus wenigen Pixeln bestehen und somit zu klein sind, um Blüten zu sein. Diese sollen entfernt werden. Um zu kleine Markierungsbereiche zu erkennen, muss deren Größe relativ zur Größe der Herbstzeitlosenblüten betrachtet werden. Es ist sinnvoll dafür Reallängen zu verwenden und diese dann auf Bildlängen umzurechnen, denn dadurch fließt die Abhängigkeit von der Drohnen- bzw. Kamerahöhe und der Brennweite direkt mit ein. Diese Umrechnung wird im Folgenden näher beschrieben.

Ausgehend von den Gesetzen für (dünne) Linsen (siehe Saleh und Teich (2007)) ergibt sich die Formel

$$x' = \frac{x f}{h_c - f}, \quad (1)$$

wobei h_c die Höhe der Kamera über dem Boden (wird als konstant angenommen), f die Brennweite, x eine reale Länge und x' die entsprechende Länge im Bild bezeichnet. Die Einheit der Bildlängen lässt sich zum Beispiel von Millimeter auf Pixel über das Verhältnis der horizontalen Pixelzahl l_{px} zu der vom Kamerahersteller angegebenen Sensorbreite l_{mm} umrechnen. Insgesamt ergibt sich also mit der Formel (1) die Bildlänge in Pixel x' in Abhängigkeit von der wirklichen Länge x in Millimeter als

$$s(x) = x' = \frac{x f}{h_c - f} \cdot \frac{l_{px}}{l_{mm}}. \quad (2)$$

Verfeinerung durch Größeninformationen. Wir betrachten nun die durch den Farbwert markierten Bildbereiche als Binärbild, das den Wert 1 (Vordergrund) in allen Pixeln annimmt, die zur Markierung

gehören. Allen anderen Pixeln wird der Wert 0 (Hintergrund) zugeordnet. Um zu kleine Markierungsbereiche zu entfernen, verwenden wir die Methode des morphologischen Öffnens mit einer Kreisscheibe vom Radius r'_o . Damit werden Strukturen im Binärbild, die dünner als r'_o sind, entfernt, während größere relativ unverändert bleiben. In Abbildung 1 (c) ist die auf diese Weise entstehende Markierung dargestellt. Man kann erkennen, dass die kleinen Markierungsbereiche (rechts in Abbildung 1 (b)) nach dem morphologischen Öffnen (Abbildung 1 (c)) verschwinden. Die einzelnen morphologischen Operationen werden zum Beispiel in Soille (1998) oder in Gonzalez und Woods (2010) ausführlicher beschrieben.

Ein weiteres Problem sind benachbarte Zusammenhangskomponenten, die zwar zur selben Blüte gehören, aber dennoch getrennt sind. Diese werden durch morphologisches Schließen mit einer Kreisscheibe vom Radius r'_c vereinigt. Danach wird die Blüte in Abbildung 1 (d) nun durch eine einzige Zusammenhangskomponente dargestellt.

Es hat sich gezeigt, dass das erneute Entfernen von zu kleinen Zusammenhangskomponenten die Qualität der Erkennung weiter verbessern kann. Dafür werden alle Bereiche dem Hintergrund zugeordnet, deren volumenäquivalenter Kreisradius kleiner als ein Schwellenwert r'_v ist, d.h., falls der entsprechende Flächeninhalt kleiner als $\pi r'_v{}^2$ ist, siehe Abbildung 1 (e).

Um die Radien r'_o , r'_c und r'_v in Abhängigkeit von der Kamerahöhe und Brennweite zu bestimmen, definieren wir die zugehörigen Parameter r_o , r_c und r_v , und ermitteln dann mit Formel (2) die Radien $r'_o = s(r_o)$, $r'_c = s(r_c)$ bzw. $r'_v = s(r_v)$ in Pixel. Diese Umrechnung ist möglich, da für jedes Bild die Kamerahöhe h_c und die Kameradaten (f, l_{px}, l_{mm}) bekannt sind. Auch wenn mehrere Fotos in verschiedener Höhe untersucht werden, müssen dadurch die Parameter r_o , r_c und r_v nur einmal ermittelt werden.

Aggregation der erkannten Bereiche. Um entscheiden zu können, ob die Herbstzeitlosen in einem Flächenabschnitt bekämpft werden sollen oder nicht, ist es wichtig zu wissen, wie viele Herbstzeitlose in einem Flächenabschnitt vorhanden sind. Eine genaue Erkennung einzelner Blüten ist jedoch unter anderem aufgrund von Überlappungen und der vergleichsweise geringen Bildgröße der Blüten, niemals perfekt. Um dennoch die Herbstzeitlosendichte möglichst genau schätzen zu können, nehmen wir an, dass für hinreichend große Bildbereiche die Anzahl der Pixel, die Herbstzeitlosenblüten zeigen, proportional zur Anzahl der Blüten ist. Deshalb genügt es, die Blütenbereiche möglichst gut zu erkennen und so auf die Dichte der Pflanzen zu schließen.

Für eine einfachere Weiterverarbeitung ist es somit sinnvoll, für jeden erkannten Bildbereich, dessen Schwerpunkt zusammen mit dem zugehörigen Flächeninhalt der detektierten Blüte (Abbildung 1 (d)) abzuspeichern. In Abbildung 1 (f) ist das Ergebnis als roter Kreis dargestellt.

Die Softwareimplementierung der oben beschriebenen Erkennungsmethode basiert auf der Computer Vision Bibliothek "OpenCV" (Bradski 2000).

Parameteranpassung. Die Parameter $(H_{hsv}^-, H_{hsv}^+, r_o, r_c)$ werden durch eine Rastersuche ermittelt. Dabei werden für jeden der vier Parameter mögliche Werte vorgegeben und durch Ausprobieren aller möglichen Kombinationen die besten ermittelt. Um hierfür ein entsprechendes Gütekriterium zu erhalten, ist es erforderlich, in einigen Bildern alle Herbstzeitlosenblüten manuell zu markieren. Diese Markierungen bilden den Ground Truth, d.h. eine gesicherte (korrekte) Datenbasis für die Auswertung. Die Qualität der Vorhersage wird dann ermittelt, indem die prognostizierten Markierungsbereiche, bevor sie aggregiert werden (Abbildung 4), mit den Markierungen der Ground Truth verglichen werden. Der Unterschied wird durch den Jaccard Index (siehe z.B. Tan et al. (2005)) quantifiziert. Dieser ist definiert durch



Abbildung 2: Ausschnitt eines Drohnenbildes in drei verschiedenen Lichtsituationen (v.l.n.r.: dunkel, neutral, hell)

$$J = \frac{A(P_1 \cap T_1) + \dots + A(P_i \cap T_i) + \dots + A(P_{n_p} \cap T_{n_p})}{A(P_1 \cup T_1) + \dots + A(P_i \cup T_i) + \dots + A(P_{n_p} \cup T_{n_p})} \quad (3)$$

wobei $A(\cdot)$ für den Flächeninhalt, P_i für die vorhergesagten und T_i für die korrekten Bildbereiche (Ground Truth) des i -ten Bildes (für $i = 1, \dots, n_p$) der insgesamt n_p ausgewerteten Bilder stehen. Es wird also die Anzahl der richtig erkannten Pixel ins Verhältnis zu allen Pixeln, die manuell markiert oder vorhergesagt wurden, gesetzt. Insgesamt gilt, dass größere Werte von J besser sind und der Wert 1 einer exakten Übereinstimmung entspricht. Außerdem ist zu beachten, dass der Jaccard Index sehr sensibel ist: Angenommen die korrekten Bildbereiche und die Vorhersage stimmen überein und nur ein einziger Pixel wird in der Vorhersage verschoben, dann wird diese Änderung doppelt bestraft, indem sowohl der Zähler kleiner, als auch der Nenner größer wird.

Validierung der Bilddatenanalyse

Zur Validierung des oben betrachteten Bildanalyseverfahrens wurden insgesamt neun Drohnenaufnahmen manuell markiert. Um die Stabilität unter Beleuchtungsänderungen zu untersuchen, wurde jede dieser Aufnahmen mit unterschiedlichen Grafikfiltern bearbeitet, die eine dunkle, eine neutrale und eine helle Lichtsituation widerspiegeln, siehe Abbildung 2. Damit ergeben sich drei Datensätze mit je neun Bildern. Konkret besteht die grafische Vorverarbeitung der Bilddaten darin, dass die Verzerrungen durch die Kameralinse korrigiert werden und das Bildrauschen mit Hilfe des Verfahrens der nicht-lokalen Mittel (Buades et al. 2005) verringert wird. Die daraus entstehenden Bilder bilden die "neutrale" Lichtsituation. Für die "helle" Lichtsituation wird zusätzlich in den hellen Bildbereichen der Weißpunkt nach unten verschoben. Dadurch wird eine höhere Lichtintensität simuliert. Die "dunkle" Lichtsituation wird durch das Heraufsetzen des Schwarzpunktes und ein anschließendes Entsättigen aus den "neutralen" Bildern erstellt. Dieses Vorgehen - die Lichtsituationen synthetisch zu erzeugen - hat den Vorteil, dass keine weiteren Markierungen manuell gesetzt werden müssen, aber vor allem steigt die Vergleichbarkeit der Ergebnisse zwischen den Datensätzen. Würde man für jeden Datensatz neue Drohnenaufnahmen verwenden, wäre es praktisch unmöglich, die äußeren Bildumstände - wie etwa die Kameraposition, Bewegungsunschärfe, lose Blätter oder Bodenfeuchtigkeit - konstant zu halten.

Von diesen insgesamt 27 Bildern wurden 18 (sechs Aufnahmen in drei Lichtsituationen) zum oben beschriebenen Parameteranpassung des Modells verwendet, wobei sich als beste Parameter $H_{hsv}^- = 288^\circ$, $H_{hsv}^+ = 356^\circ$, $r_o = 2,29$ mm, $r_c = 8,87$ mm und $r_v = 18.0$ mm ergaben. Die verbleibenden neun Bilder (drei Aufnahmen in drei Lichtsituationen) wurden zur Validierung des Erkennungsverfahrens verwendet. Die Entscheidung, alle Lichtsituationen zum Training zu verwenden, führt nicht nur zu einer höheren Erkennungsqualität, sondern ist aus unserer Sicht auch für einen praktischen Einsatz sinnvoll. So kann man die erforderlichen Drohnenaufnahmen vorab herstellen, die Parameter des Verfahrens ermitteln und dieses dann später unter verschiedenen Lichtintensitäten anwenden.

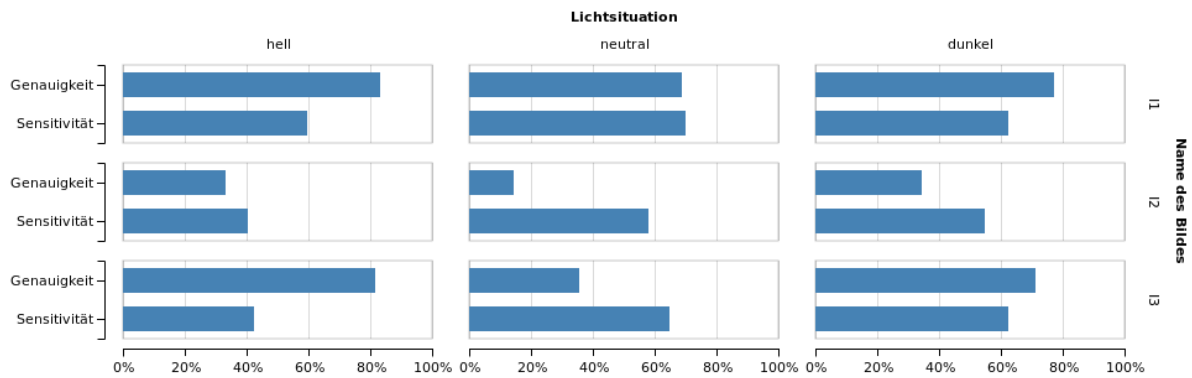


Abbildung 3: Auswertungsergebnisse der Evaluationsbilder unter drei verschiedenen Lichtsituationen.

Zur quantitativen Auswertung betrachten wir zunächst das Klassifikationsproblem, für einen Pixel zu entscheiden, ob es eine Herbstzeitlosenblüte zeigt oder nicht, d.h., es werden die erkannten Bildbereiche überprüft und nicht die markierten Schwerpunkte. Für eine Einführung in die Bewertung von Klassifikationsverfahren siehe z.B. Witten et al. (2016) oder Tan et al. (2005).

Die Korrektklassifikationsrate (engl. *accuracy*), also die Wahrscheinlichkeit, dass ein willkürlich ausgewähltes Pixel korrekt klassifiziert wird (als Bestandteil einer Blüte oder nicht), schwankt bei den ausgewerteten Bildern zwischen 0,9988 und 0,9998. Da allerdings die Anzahl der Pixel, die keine Blüten zeigen, deutlich überwiegt, ist das Ergebnis wenig aussagekräftig. Man betrachte z.B. den trivialen Klassifikator, der nie Blüten erkennt. Aufschlussreicher sind die Genauigkeit (engl. *precision*), also die Wahrscheinlichkeit, dass ein vorhergesagtes Pixel tatsächlich Bestandteil einer Blüte ist, und die Sensitivität (engl. *recall*), also die Wahrscheinlichkeit, dass ein Blütenpixel auch als solches erkannt wird. In Abbildung 3 sind die Genauigkeit und die Sensitivität für jedes einzelne Bild dargestellt.

In Abbildung 4 sind verschiedene Ausschnitte der Validierungsbilder mit den entsprechenden vorhergesagten bzw. manuell erstellten Markierungsbereichen zu sehen. Zusammen mit Abbildung 3 ist festzustellen, dass die Sensitivität in allen Bildern um oder über 60% liegt. Ausnahmen sind nur die hellen Versionen der Aufnahmen I2 und I3. Hier sind die Blüten oft so hell, dass sie nur noch als weiß dargestellt werden und somit nur kleine Teile oder gar nicht mehr durch die Farbschwellenwerte erfasst werden, siehe Abbildung 4 (a). In Aufnahme I2 wird in allen Beleuchtungssituationen zu viel erkannt. Grund hierfür ist vor allem ein Bildbereich, der loses Laub zeigt, welches rote/lila Anteile hat, siehe Abbildung 4 (b). Ähnlich verhält sich die neutrale Version von I3. Auf der anderen Seite ist die Genauigkeit bei den anderen Aufnahmen, I1 und I3, gut (ca. 70 - 80%).

Die Abbildungen 4 (c) - (f) zeigen das typische Verhalten des vorgestellten Verfahrens anhand von verschiedenen Bildausschnitten, wobei der Fokus allerdings auf den Fehlerkennungen liegt. So konnten die Herbstzeitlosen in Abbildung 4 (c) zwar richtig detektiert werden, es konnte aber nicht klar zwischen Stiel und Blüte unterschieden werden. In Abbildung 4 (d) wurden die Blüten nicht erkannt und in Abbildung 4 (e) wurde die Blüte zwar gut markiert, aber in beiden Fällen wird offensichtlich, dass es selbst für das menschliche Auge schwer ist, genau abzugrenzen, wo eine Blüte aufhört und wo der Hintergrund beginnt.

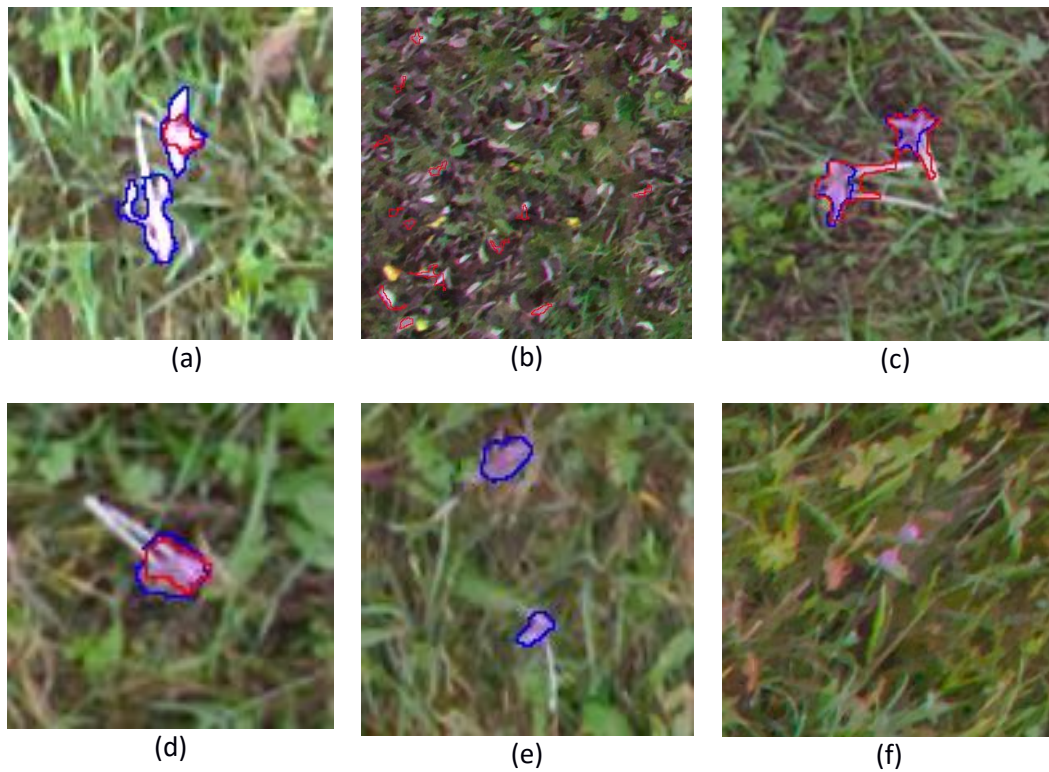


Abbildung 4: Herbstzeitlosenblüten mit den Markierungsbereichen der Vorhersage (rote Umrandung) und der Ground Truth (blaue Umrandung).

In den meisten Fällen werden Pflanzen, die ähnliche Blüten wie die Herbstzeitlosen haben, korrekterweise nicht mit erkannt. So ist z.B. in Abbildung 4 (f) ein nicht erkannter Klee zu sehen.

Zusammenfassend zeigt sich, dass das Verfahren relativ stabil gegenüber Beleuchtungsänderungen ist, so lange die Farbinformation nicht durch Überbelichtung verloren geht. Maßgeblicher für die Vorhersagequalität ist das konkrete Bild, ob etwa lila Bildbereiche die Erkennung stören.

Schlussfolgerungen und weitere Arbeiten

In dieser Arbeit wurde gezeigt, wie Herbstzeitlosenblüten in Drohnenbildern anhand ihrer Farbe in Kombination mit Größeninformationen detektiert werden können. Trotz des relativ einfachen Verfahrens wird eine gute Erkennungsleistung erreicht und so ein erster Schritt zu einer teilflächenspezifischen Bekämpfung von Herbstzeitlosen geschaffen.

Weiterführend könnten anspruchsvollere Methoden der Bildverarbeitung, wie z.B. neuronale Netze (siehe Tan et al. (2005)), angewandt werden. Diese könnten zusätzliche Informationen, wie die Blütenform und deren Umgebung (Farbe der Blätter), mit einbeziehen, um dadurch eine noch bessere Erkennungsleistung zu erreichen.

In einer weiteren Studie, die sich derzeit in Vorbereitung befindet, sollen von einer Drohne aufgenommene Bilder zu Orthophotos zusammengesetzt und analysiert werden, um vollständige Grünlandschläge hinsichtlich der Dichte und Verteilung der Herbstzeitlosen zu analysieren. Diese Daten sollen dann die Grundlage zur Entwicklung von Methoden für nicht-chemische selektive Bekämpfungsmaßnahmen der Herbstzeitlosen bilden, die in einem weiteren Teilprojekt entwickelt werden.

Literatur

- Amazone (2018): Anhängespritze UX AmaSpot. <http://go.amazone.de/agritechnica/2017/neuheiten/pflanzenschutztechnik/anhaengespritze-ux-amaspot/> (Zugriff 21.05.2018).
- Bayer Agrar (2016): Unkrautererkennung per Fingertipp. <http://agrar.bayer.de/de-DE/Aktuelles/Nachrichten/2016/10/WeedScout%20App.aspx> (Zugriff 21.05.2018).
- Bradski, G. (2000): The OpenCV Library. Dr. Dobb's Journal of Software Tools.
- Briemle, G. (2000): Giftpflanzen des Grünlandes – Wirkung auf Nutztier und Mensch, sowie Bekämpfungsmaßnahmen. Bildungs- und Wissenszentrum Aulendorf (LVVG).
- Buades, A.; Coll, B.; Morel, J.-M. (2005). A non-local algorithm for image denoising. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005, 2, S. 60–65.
- De Castro, A. I.; Jurado-Expósito, M.; Peña-Barragán, J. M.; López-Granados, F. (2012): Airborne multi-spectral imagery for mapping cruciferous weeds in cereal and legume crops. *Precision Agriculture* 13, S. 302–321.
- Ehret, I. (2017): Forschungskoooperation von Bosch und Bayer macht den Bauernhof digital - Smart Farming: Wie sich Unkraut nachhaltig vom Acker macht. Bosch Presseinformation PI 9685 BBM IEh/KB, <http://www.bosch-presse.de/pressportal/de/de/forschungskoooperation-von-bosch-und-bayer-macht-den-bauernhof-digital-125120.html> (Zugriff 21.05.2018).
- Elsässer, M.; Engel, S.; Roßberg, R. (2010): Problem-Unkräuter im Grünland - Beschreibung und integrierte Maßnahmen. DLG-Merkblatt 357.
- Felton, W. L.; McCloy, K. R. (1992): Spot Spraying. *Agricultural Engineering* 11, S. 9-12.
- Foley, J. D.; McGuire M. (2013): *Computer Graphics: Principles and Practice*. Boston [u.a.], Addison-Wesley, 3. Auflage.
- Gebhardt, S.; Kühbauch, W. (2006): Automatische bildanalytische Klassifikation von *Rumex obtusifolius* in gemischten Grünlandbeständen. *Journal of Plant Diseases and Protection / Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz Sonderheft XX*, 189-195.
- Gerhards, R.; Weis, M.; Gutjahr, Ch.; Schulz, J.; Jancker, H. (2012): Untersuchungen zur automatisierten Unkrautererkennung in Kulturpflanzenbeständen mit Hilfe des Sensorsystems MiniVeg®. *Bornimer Agrartechnische Berichte H.78*, S. 29-40.
- Gonzalez, R. C.; Woods, R. E. (2010): *Digital Image Processing*. London [u.a.], Pearson Education, 3. Auflage.
- Kazmi, W.; Garcia-Ruiz, F. J.; Nielson, J.; Rasmussen, J. (2015): Detecting creeping thistle in sugar beet fields using vegetation indices. *Computers and Electronics in Agriculture* 112, S. 10-19.
- Kluge, A.; Nordmeyer, H. (2012): Verfahren der Bildanalyse zur Unkrautererkennung in Getreide. 25th German Conference on Weed Biology and Weed Control, 13.-15. März 2012, Braunschweig.
- Löbber, M. (2001): Landschaftspflege – Bewertung technischer Verfahren unter besonderer Berücksichtigung der Wirbellosen-Fauna. *Landtechnik* 56, SH 1, S. 234-236.
- Lösch, M.; Stauß, D.; Wandel, H.; Jungbluth, Th. (1997): Der Bio-Cutter - Ein technischer Ansatz zur faunaschonenden Mulchtechnik. *Landtechnik* 52, H.1, S. 18-19.
- Meyer, J.; Frese, C.; Frey, C. (2014): Erkennung von Beikraut in Sonderkulturen durch Klassifikation von Multisensorinformation. 20. Workshop Computerbildanalyse und Sensorik in der Landwirtschaft. *Bornimer Agrartechnische Berichte, H.88*, S. 191-199.
- Müter, M.; Damerow, L.; Schulze-Lammers, P. (2014): Kameragesteuerte mechanische Unkrautbekämpfung in Pflanzenreihen. *Landtechnik* 69 H.3. S. 120-123.
- Oebel, H. (2006): Teilschlagspezifische Unkrautbekämpfung durch raumbezogene Bildverarbeitung im Offline- (und Online-) Verfahren (TURBO). Dissertation, Universität Hohenheim.
- Pflanz, M.; Nordmeyer, H. (2016): Automatisierte Unkrautererkennung auf dem Acker – Möglichkeiten

und Grenzen. 27. Deutsche Arbeitsbesprechung über Fragen der Unkrautbiologie und –bekämpfung, Braunschweig, 23.-25. Februar 2016.

Polder, G.; Van Evert, F. K.; Lamaker, A.; De Jong, A.; Van der Heijden, G. W. A. M.; Lotz, L. A. P.; Van der Zalm, T.; Kampenaar, C. (2007): Weed detection using textural image analysis. Paper presented at the 6th Biennial Conference of the European Federation of IT in Agriculture (EFITA), Glasgow <http://edepot.wur.nl/28203>.

Saleh, B. E. A.; Teich, M. C. (2007): Fundamentals of Photonics. Hoboken, Wiley, 2. Auflage.

Seither, M.; Elsässer, M. (2014): Bekämpfungsstrategien gegen Herbstzeitlose (*Colchicum autumnale*) und deren Auswirkungen auf die botanische Zusammensetzung artenreicher Wiesen. 58. Jahrestagung der Arbeitsgemeinschaft Grünland und Futterbau der Gesellschaft für Pflanzenbauwissenschaften e.V., Arnstadt, 28.-30. August 2014.

Soille, P. (1998): Morphologische Bildverarbeitung – Grundlagen, Methoden, Anwendungen. Berlin [u.a.], Springer.

Tan, P.-N.; Steinbach, M.; Kumar, V. (2005): Introduction to Data Mining. Boston, Addison-Wesley.

Trimble (2017): <https://agriculture.trimble.com/precision-ag/products/weedseeker/>, Zugriff am 12.07.2017

Ustyuzhanin, A.; Intreß, J.; Schirrmann, M.; Chochlov, N.; Dammer, K.-H. (2015): Identifizierung von Beifußblättriger Ambrosie (*Ambrosia artemisiifolia*) mittels Bildverarbeitung in einem Winterroggenfeld. Gesunde Pflanzen H. 67: S. 165–173.

van Evert, F.K. ; Samsom, J.; Polder, G.; Vijn, G.; van Dooren, H.-J.; Lamaker, E.J.J.; van der Heijden, G.W.A.M.; Kempenaar, C.; van der Zalm, A.J.A.; Lotz, L.A.P. (2009): Robotic control of broad-leaved dock. Precision Agriculture '09. Proceedings of the 7th European Conference on Precision Agriculture, 6-8 July 2009. - Wageningen Academic Publishers

Weed-it (2016): <http://www.weed-it.com/>, Zugriff am 29.07.2016.

Weis, M.; Rumpf, T.; Gerhards, R.; Plümer, L. (2009): Comparison of different classification algorithms for weed detection from images based on shape parameters. Bornimer Agrartechnische Berichte, H.69, S. 53-64.

Weiss, U.; Biber P.; Laible, S.; Bohlmann, K.; Zell, A. (2010): Plant species classification using a 3D LIDAR sensor and machine learning. Proceedings of the 9th International Conference on Machine Learning and Applications. S. 339-345.

Witten, I. H.; Frank, E.; Hall M. A.; Pal, C. J. (2016): Data Mining: Practical machine learning tools and techniques. Amsterdam [u.a.], Morgan Kaufmann, 3. Auflage.

Autoren

Matthias Neumann und Lukas Petrich (lukas.petrich@uni-ulm.de) sind wissenschaftliche Mitarbeiter unter der Leitung von Prof. Dr. Volker Schmidt am Institut für Stochastik der Universität Ulm, Helmholtzstr. 18, 89069 Ulm.

Prof. Dr. Andreas Frey ist Rektor der Hochschule für Wirtschaft und Umwelt Nürtingen-Geislingen. Prof. Dr.-Ing. Albert Stoll ist Mitglied im Institut für Angewandte Agrarforschung und Leiter des Instituts für Technik der Hochschule für Wirtschaft und Umwelt Nürtingen-Geislingen, Schelmenwasen 8, 72622 Nürtingen.