

Erkennung von Feldkonturen und Hindernissen für automatisierte Landmaschinen: Eine multitemporale Segmentierungsmethode basierend auf Sentinel-2-Satellitendaten

Steffen Metzger, Marcus Geimer

Aufgrund der zunehmenden Automatisierung von Landmaschinen können Bediener unter anderem während der Ernte zusätzliche Tätigkeiten ausführen, wodurch die subjektive Beanspruchung in kognitiv unterfordernden Situationen reduziert werden kann. Da diese Tätigkeiten den Bediener von der Fahraufgabe ablenken, ist es wichtig, die Umgebungsbedingungen genau zu kennen. Dazu zählen vor allem die Feldkontur und Points of Interest (POI), wie z. B. Hindernisse. Damit die Bediener in einem potenziell hindernisreichen Feld zusätzliche Tätigkeiten ausführen können, müssen diese wichtigen Bereiche, die erhöhte Aufmerksamkeit benötigen, ermittelt werden. In diesem Artikel wird eine Methode vorgestellt, um die Kontur des Feldes und die POIs zu erkennen. Dazu werden frei verfügbare Sentinel-2-Satellitendaten verwendet. Die Bilddaten werden mit einer multitemporalen Region-Growing-Segmentierung verarbeitet. Insgesamt wurden zehn verschiedene Felder in Norddeutschland untersucht. Die Wahl der Seed-Points und die Parameterwerte wurden empirisch analysiert und optimiert. Diese Methode führt zu zufriedenstellenden Resultaten, wenn geeignete Satellitenbilddaten und Seed-Points verwendet werden. Der mittlere Jaccard-Index (JI) über alle ausgewählten Felder beträgt dabei 0,913.

Schlüsselwörter

Automatisierung und Robotik in der Landwirtschaft, Assistenzsysteme, Satellitendaten, Bildsegmentierung

Der demografische Wandel und die gestiegenen Anforderungen an die Vereinbarkeit von Beruf und Familie führen dazu, dass ein zunehmender Anteil von Menschen die Landwirtschaft aufgibt oder sich entscheidet, diesen Beruf erst gar nicht zu ergreifen (PASCHER et al. 2020). Das Forschungsprojekt „Fahrerkabine 4.0“ zielt darauf ab, durch die Gestaltung eines attraktiven Arbeitsumfelds auf dem Mähdrescher die Nachwuchssicherung in der Landwirtschaft zu fördern. Die optimierte Arbeitsumgebung soll landwirtschaftliche Mitarbeitende dabei unterstützen, ihre Aufgaben zufriedenstellend, effektiv und effizient zu erfüllen.

Durch die komplexen Arbeitsvorgänge eines Mähdreschers und die steigende Automatisierung der Maschinen erfährt der Bediener einer solchen Maschine viele inhomogene Belastungszustände. DE WAARD (1996) zeigte bereits, dass der ideale Beanspruchungszustand eines Bedieners im mittleren Beanspruchungsgebiet liegt. Monotonie (sehr geringe Belastung) und Überforderung sollten vermieden werden, da dies die Leistung und das Wohlbefinden reduziert. Ein grundlegendes Ziel des Projekts „Fahrerkabine 4.0“ ist es, die Beanspruchungsspitzen des Bedieners abzuschwächen und da-

mit das Wohlbefinden zu steigern (METZGER et al. 2022b). Durch die fortschreitende Automatisierung ist es möglich, in Phasen der geringeren Beanspruchung dem Bediener gezielte Handlungsempfehlungen für mögliche Tätigkeiten vorzuschlagen. Die Tätigkeiten können von maschinennahen Einstellungskontrollen, über das Anschauen von Schulungsvideos bis hin zur privaten Kommunikation und die Nutzung sozialer Medien reichen. Zusätzlich wird das Abarbeiten von Aufgaben, die normalerweise nach der Feldarbeit zu erledigen wären, wie beispielsweise Dokumentationspflichten und private sowie berufliche Organisationstätigkeiten, ermöglicht (METZGER et al. 2022a). Die Work-Life-Balance kann dadurch erheblich verbessert werden, da Überstunden während der Ernteperiode reduziert werden können. Weiter ist es möglich, in Phasen höherer Beanspruchung Hilfestellungen zu geben.

Durch das Abwenden des Bedieners von der Fahraufgabe und um diese gezielten Handlungsempfehlungen bzw. Tätigkeiten dem Nutzer vorschlagen zu können, müssen verschiedene Randbedingungen bekannt sein (METZGER et al. 2022a). Zum einen muss der aktuelle Beanspruchungszustand des Nutzers bekannt sein, der durch Eye-Tracking-Parameter und Pulsmessung detektiert und an das System weitergegeben wird. Zum anderen muss das System Wissen über die Umgebung haben, um in den Situationen, in denen der Nutzer empfänglich ist, Handlungsempfehlungen vorschlagen zu können. Bei den Umgebungsbedingungen ist die Feldkontur besonders wichtig, da z. B. der Wendevorgang des Mähdreschers, selbst bei einer automatisierten Wende, eine anspruchsvolle Aufgabe für den Bediener darstellen kann. Dies liegt vor allem daran, dass sich Objekte und andere Hindernisse durch umgrenzende Strukturen, wie Gehölz und Verkehrswege, an den Feldrändern häufen. Daneben gibt es aber auch Unregelmäßigkeiten und Strukturen im Feld, die eine erhöhte Aufmerksamkeit des Bedieners erfordern. Lagergetreide, Strommasten und Windkraftanlagen sind in diesem Zusammenhang besonders erwähnenswert.

Auch andere landwirtschaftliche Maschinen, wie beispielsweise Traktoren, eignen sich für den Einsatz eines solchen Assistenzsystems und der Methode zur Feldkontur- und Hinderniserkennung. Die Arbeitsabläufe in einem Mähdrescher sind durch den spezifischen Fokus auf die Ernte zwar anspruchsvoll, aber innerhalb der Ernteperiode weniger vielfältig als die zahlreichen Einsatzmöglichkeiten eines Traktors, die durch die verschiedenen Anbaugeräte gegeben sind. Da jedoch noch nicht alle Situationen und Funktionen eines Mähdreschers vollständig automatisiert werden können, ist ein Bediener für diese wichtigen Momente zwingend erforderlich. Der Bediener nimmt jedoch hauptsächlich eine beobachtende Rolle ein, was ihn empfänglicher für Handlungsempfehlungen macht. Im Folgenden wird zunächst die Feldkontur- und Hinderniserkennung am Beispiel eines Mähdreschers untersucht.

Angesichts der Tatsache, dass eine ausreichende und serienreife Umfoldsensorik für eine großflächige Hinderniserkennung kostspielig ist und in Serienmaschinen bisher nur in spezifischen autonomen Maschinentypen implementiert wurde, wird im Folgenden ein alternativer Ansatz vorgestellt (CLAAS GRUPPE 2023, CAES 2022). Eine vielversprechende Methode ist die Fernerkundung mit Satellitendaten.

Material und Methoden

Initiale Satellitendaten

Aktuell gibt es eine Vielzahl an Erdbeobachtungssatelliten, die für eine Fernerkundung mit dem Ziel der Feldkontur- und Hinderniserkennung in Frage kommen würden. Tabelle 1 zeigt die verschiedenen Missionen und die jeweiligen spezifischen Auflösungen. Ausgewählt wurden sie auf der Grundlage ihres Bekanntheitsgrades und ihrer Fähigkeit zur Bereitstellung hochauflösender Daten über Landmassen. (AIRBUS DEFENCE AND SPACE 2019, DIGITALGLOBE 2014, FLETCHER 2012, PLANET LABS 2016, U.S. GEOLOGICAL SURVEY 2019)

Tabelle 1: Übersicht ausgewählter Erdbeobachtungsmissionen mit den jeweiligen Auflösungsvermögen der Satelliten

Mission	Räumliche Auflösung in m	Spektrale Auflösung in Kanäle	Zeitliche Auflösung in Tagen
Sentinel-2	10 20 60	13	5
Landsat 8	15 30	11	16
Spot 7	1,5 6	5	1-3
World View 3	0,31 1,24 3,7 30	29	< 1
Rapideye	6,5	5	< 5,5

Grundsätzlich ist eine höhere Auflösung, sowohl in zeitlicher, räumlicher als auch spektraler Hinsicht, für die nachfolgenden Ergebnisse vorteilhafter als eine geringere Auflösung. Da jedoch die Missionen mit sehr hoher Auflösung nur kommerziell verfügbar sind, wird in dem vorliegenden Fall auf die Sentinel-2-Satelliten des Copernicus-Programms der ESA zurückgegriffen. Landsat 8 ist zwar ebenfalls kostenfrei, bietet jedoch eine geringere räumliche und zeitliche Auflösung in vergleichbaren Kanälen. Die Sentinel-Satelliten bieten einerseits eine geeignete räumliche und zeitliche Auflösung und andererseits 13 verschiedene spektrale Kanäle von 443 nm bis 2190 nm. Diese Kanäle können zur Bildung von speziellen Indizes genutzt werden, um weitere Informationen zu erhalten. Der am meisten verbreitete Index für die Erkennung von Vegetation ist der Near Difference Vegetation Index (NDVI) (BHANDARI et al. 2012). Es gibt zahlreiche Vegetationsindizes, von denen viele auf dem Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) basieren. Ein Beispiel hierfür ist der Enhanced Vegetation Index (EVI), der sich auf die Bewertung des Blattwerks spezialisiert (HUETE et al. 2002), wobei der NDVI allgemeingültig das Chlorophyll der Vegetation betrachtet. In der Folge wird der NDVI daher repräsentativ betrachtet. Im empirischen Vergleich lieferte der Normalized Difference Water Index (NDWI) ebenfalls sehr gute Ergebnisse, weshalb dieser nachfolgend zusätzlich betrachtet wird. Der NDWI dient hauptsächlich der Erkennung von Wasserflächen, kann jedoch ebenfalls sehr gut zur Erkennung von Vegetation genutzt werden (McFEETERS 1996).

Der NDVI wird nach Gleichung 1 berechnet:

$$NDVI = \frac{NIR-RED}{NIR+RED} \quad (Gl. 1)$$

NIR bezeichnet dabei die Wellenlänge des nahen Infrarotbereichs und damit im Falle des Sentinel-2-Spektrums das Band 8. RED steht für den Wellenlängenbereich des sichtbaren roten Lichts und damit Band 4 des Sentinel-2-Spektrums. Da die Reflektion des NIR-Spektrums bei gesunder Vegetation im Vergleich zu sichtbarem Licht stark ansteigt, kann mit diesem Index Vegetation sehr gut erkannt werden. (KUECHLY et al. 2020)

Der NDWI berechnet sich leicht abgewandelt nach Gleichung 2:

$$NDWI = \frac{GREEN-NIR}{GREEN+NIR} \quad (Gl. 2)$$

In den nachfolgenden Schritten können sowohl NDWI- als auch NDVI-Bilddaten verwendet werden.

Prozessschritte

Eine Übersicht über den Ablauf des Gesamtalgorithmus wird in Abbildung 1 dargestellt. Der Algorithmus lässt sich in drei verschiedene Prozessschritte untergliedern. Der Vorprozess beinhaltet dabei die initiale Datenakquise mit dynamisch angepassten Anforderungsprofilen an die Datenanbieter der jeweiligen Satellitendaten. Im nachfolgenden Prozessschritt finden die zwei Teilprozesse des Hauptprozesses statt. Zum einen wird der Feldkonturerkennungsalgorithmus ausgeführt, zum anderen die darauf aufbauende Hinderniserkennung, die aus Optimierungsgründen ausschließlich im bereits detektierten Feld durchgeführt wird. Abschließend werden im Nachprozess die gesammelten Ergebnisse aus den vorhergehenden Schritten priorisiert und fusioniert, um eine zusammengefasste Feldkontur- und Hindernismaske zu erhalten.

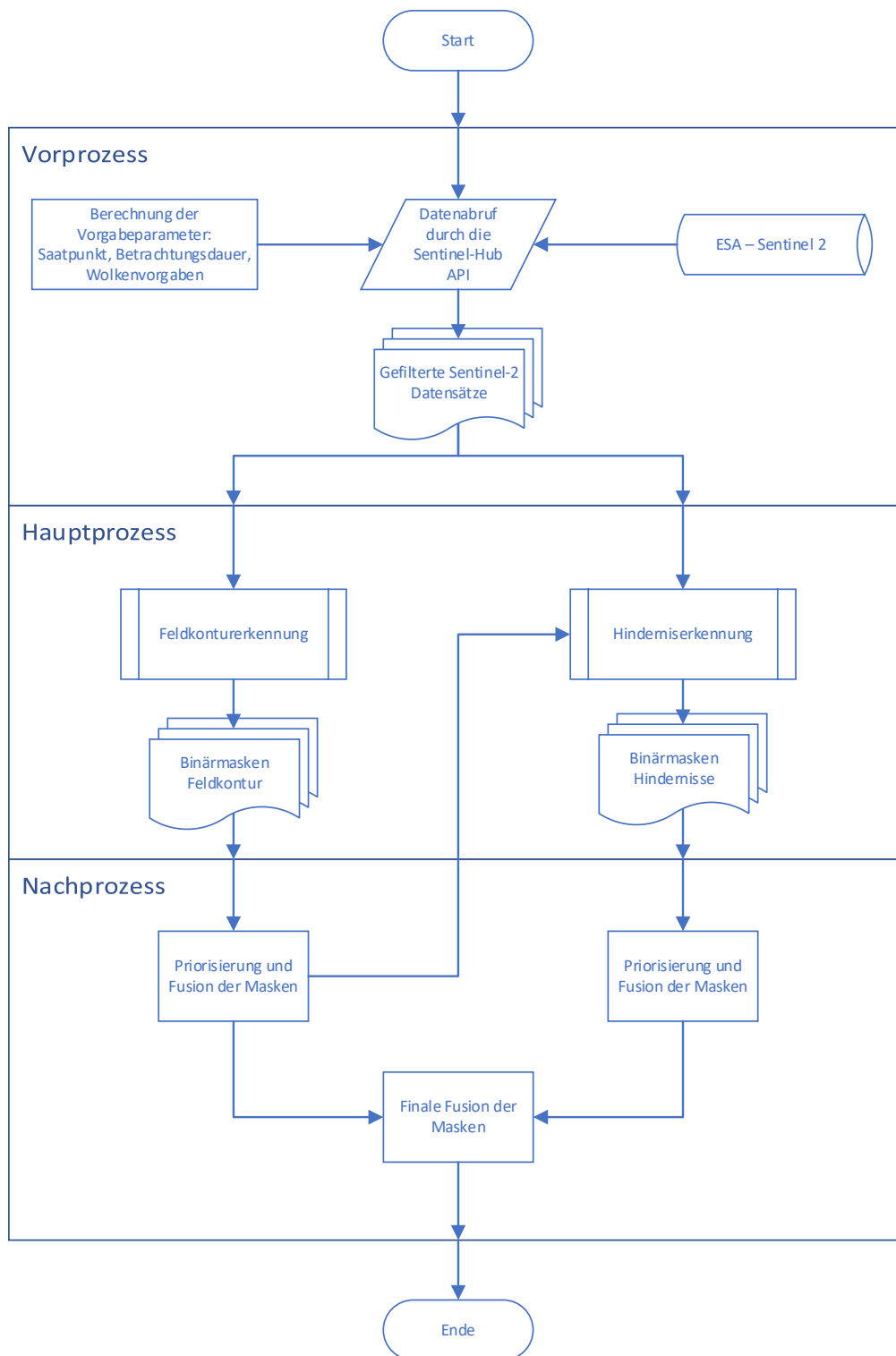


Abbildung 1: Ablauf des Gesamtalgorithmus

Vorprozess

Da die Feldkontur und Hinderniserkennung voll automatisiert ablaufen soll, ist es notwendig, die zugrunde liegenden Satellitendaten ebenfalls automatisiert abrufen zu können. Dies sollte ebenfalls abhängig von der aktuellen GNSS-Position des Mähdreschers erfolgen, um die anzufordernden Daten zu minimieren. Das Application Programming Interface (API) der Engine Sentinel-Hub von Sinergise ermöglicht beispielsweise die automatisierte Abfrage der Daten (SINERGISE LTD. 2019). Um die abzufragende Datengröße zu optimieren, wird um die aktuelle GNSS-Position ein Quadrat mit einer Seitenlänge von 3500 m gesetzt. Dieses Quadrat wird als Begrenzung der abzufragenden Daten verwendet und gewährleistet durch die Größe das vollständige Umschließen des zu verarbeitenden Feldes. Diese Größe bietet einen Kompromiss aus Datenverarbeitungsgeschwindigkeit und Abdeckungsgröße, da die größten Schläge der größten Betriebsgrößenklasse anzunehmen sind (JAHNS et al. 1983). Sobald sich die aktuelle Position des Mähdreschers jedoch dem breiten Rand der angeforderten Satellitendaten nähert, werden diese neu angefordert und verarbeitet.

Um den Einfluss von Wolken, anderen Umweltereignissen und kurzfristigen lokalen Veränderungen wie z. B. Baumaßnahmen zu minimieren, wird ein multitemporaler Ansatz verwendet. Dazu werden die Daten mit einer maximalen Bewölkung von 10 % aus der Vegetationsperiode April bis September der letzten zwei Jahre einschließlich des aktuellen Jahres herangezogen. Dies hat vor allem den Vorteil, dass viele wolkenfreie Tage vorhanden und die entscheidenden Wachstumsphasen der Pflanzen abgedeckt sind (DEUTSCHER WETTERDIENST 2023, KARLSSON et al. 2023). Dadurch können viele unterschiedliche Pflanzen unabhängig von ihrem Wachstumsverhalten und der damit einhergehenden Reflektionsstärke für verschiedene Wellenlängen des Lichts zuverlässig erkannt werden. Die Herbst- und Wintermonate liefern nach ersten Versuchen mit den betrachteten Indizes keine vielversprechenden Ergebnisse und werden hier nicht weiter betrachtet.

Hauptprozess

Es gibt unterschiedliche Methoden, um eine Bildsegmentierung durchzuführen. Nachfolgend werden beispielhaft vier verschiedene Segmentierungsarten analysiert und bewertet. Die einfachste Methode ist die pixelorientierte Segmentierung. Hierbei wird der Pixelwert, üblicherweise der Grauwert eines Pixels, mit einem vordefinierten Grenzwert verglichen. Ist der Pixelwert innerhalb des betrachteten Wertebereichs, wird er dem gesuchten Objekt zugeordnet. Diese Methode funktioniert sehr effizient, wenn homogene Objekte vor einem homogenen Hintergrund detektiert werden sollen (JÄHNE 2012). Da Felder und Feldgrenzen in Fernerkundungsdaten inhomogen bzgl. des Pixelgrauwerts sein können und sich dadurch das Feld schlecht vom Hintergrund abgrenzt, ist dieser Ansatz für die Erkennung von Feldkonturen nicht zielführend und wird nur für die Hinderniserkennung weiterverfolgt.

Ist die Form des gesuchten Objekts bekannt, kann eine modellbasierte Segmentierung Anwendung finden. Mit dem Wissen der Objektform, können auch teilweise verdeckte Objekte im Bild gefunden werden. So kann beispielsweise die Hough-Transformation gerade Kanten detektieren, auch wenn diese unterbrochen sind. Da landwirtschaftliche Felder in der Realität jedoch sehr unterschiedlich in der Form sein können, kann keine allgemeingültige Form vorgegeben werden (JÄHNE 2012). MEYER et al (2020) haben diesen Ansatz gewählt, jedoch keine zufriedenstellenden Ergebnisse erzielt. Die modellbasierte Segmentierung wird deshalb nicht weiter betrachtet.

Eine weitere Möglichkeit besteht in der kantenbasierten Segmentierung. Diese Art der Segmentierung nutzt den Grauwertsprung an einer Kante, um diese zu detektieren. Dieser kann durch die

Ableitungen erster und zweiter Ordnung bestimmt werden. Ein prominentes Beispiel ist der Canny-Algorithmus (CANNY 1986). Zuerst muss jedoch das Bild mit einem Filter rauschreduziert werden, da kantenbasierte Segmentierungsmethoden rauschanfällig sind. Anschließend ist noch ein Konturverfolgungsalgorithmus notwendig, um geschlossene Objekte zu erhalten. Außerdem ist eine weitere Segmentierung, z. B. eine Wasserscheidentransformation (VINCENT und SOILLE 1991), notwendig, um die detektierten Felder auf das zu gesuchte Feld zu reduzieren (JÄHNE 2012, SOLOMON und BRECKON 2011). Aufgrund der höheren Komplexität durch mehrere aufeinander aufbauende Methoden wird die kantenbasierte Segmentierung in diesem Vorgehen nicht weiter betrachtet.

Als letzte Segmentierungsart kommt das regionenbasierte Verfahren in Betracht. Hierbei werden Pixel mit den Nachbarpixeln anhand bestimmter Kriterien, wie zum Beispiel dem Grauwert, verglichen und zusammengefasst. Eine häufig anzutreffende Methode ist das seed-based Region-Growing, welches einen oder mehrere Seed-Points als Vorgabe benötigt. Die Funktionsweise dieser Methode wird in Abbildung 2 schrittweise dargestellt. Abbildung 2(a) zeigt dabei das Rohbild. Von Abbildung 2(b) bis Abbildung 2(g) werden schrittweise durch die seed-based Region-Growing-Methode Nachbarpixel des Seed-Points verglichen und zusammengefasst. Da der Seed-Point durch die GNSS-Position des Mähreschers vorgegeben werden kann und der Algorithmus immer zusammenhängende Regionen ausgibt, wird nachfolgend diese Methode als Grundlage verwendet.

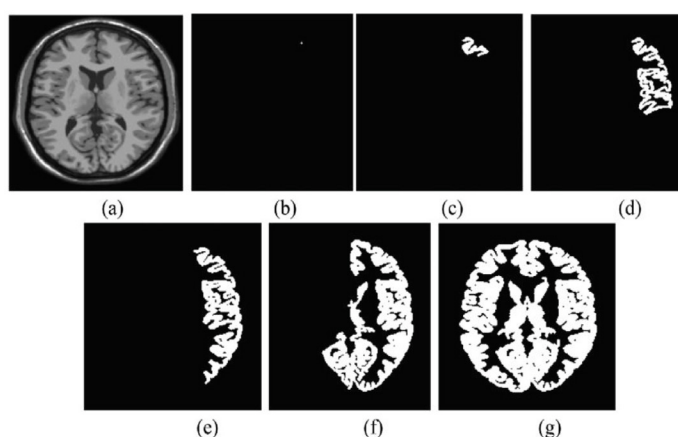


Abbildung 2: Region-Growing (IMDAD et al. 2019)

Um die Ergebnisse aus den Segmentierungsverfahren weiter optimieren zu können, wird der grundlegende Prozess von morphologischen Operatoren verwendet. Dazu zählen vor allem Erosion und Dilatation, die in der Lage sind, die Größe der im Bild erkannten Objekte zu ändern. Eine Erosion sorgt für ein Schrumpfen der vorhandenen Objekte, dabei können auch Objekte geteilt werden. Der Dilatationsoperator sorgt dabei für ein Objektwachstum. Die grundlegende Funktionsweise wird in Abbildung 3 und Abbildung 4 dargestellt.

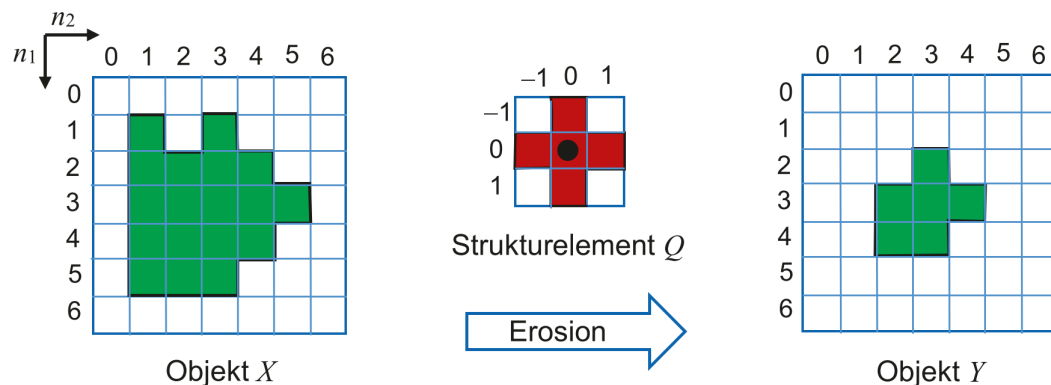


Abbildung 3: Erosionsoperation (WERNER 2021)

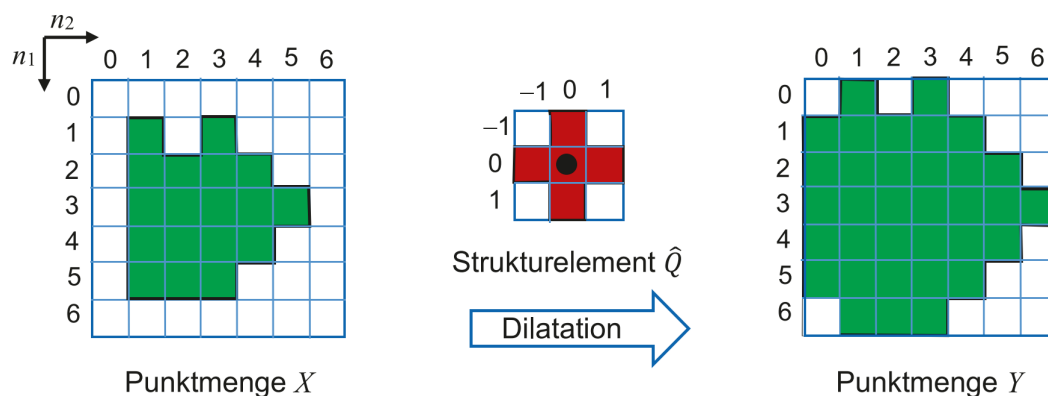


Abbildung 4: Dilatationsoperation (WERNER 2021)

Der erste Schritt des Feldkonturerkennungsalgorithmus ist das seed-based Region-Growing (Abbildung 2). Nach jedem Prozessschritt werden die ausgewählten Pixel in einer Maske hinterlegt. Diese Methode wird zu Beginn durchgeführt, um das betrachtete Gebiet grob zu segmentieren. Eingangsparameter dieser Segmentierungsmethode ist der Seed-Point und der Grenzwert des Pixelgrauwerts. Der Seed-Point ist hierbei die aktuelle GNSS-Position des Mähdreschers. Um das Region-Growing-Verfahren robuster gegenüber den verwendeten Lichtspektren der Quelldaten und den unterschiedlichen Wachstumsphasen der Pflanzen zu machen, wird der Grenzwert des Pixelgrauwerts dynamisch angepasst bzw. bestimmt. Das bedeutet, dass der Wert, der angibt, ab welchem Grauwert Pixel zum gleichen Bereich hinzugefügt werden, abhängig von den Charakteristiken des Quellbildes ist. Dies wird erreicht, indem die Standardabweichung der Pixelgrauwerte des Quellbildes mit einem Eingabeparameter multipliziert wird, um den Graugrenzwert zu berechnen. Der tatsächliche Pixelgrauwert wird dabei bereits über den Seed-Point im Region-Growing berücksichtigt.

Nach dem abgeschlossener Region-Growing folgt eine Erosionsoperation. Dieses Vorgehen ermöglicht es, einer leckenden Segmentierung im vorherigen Schritt entgegenzuwirken. Als Leckage wird bei der Segmentierung eine dünne Verbindung zwischen dem gesuchten Objekt und umliegenden Gebieten bezeichnet. Durch diese Erosion können Regionen, die nur über dünne Stege verbunden sind, zuverlässig getrennt werden. Nun wird überprüft, ob der ursprüngliche Seed-Point noch in der neuen, durch die Erosion erschaffenen Fläche liegt. Falls dies nicht der Fall ist, wird das Quellbild

verworfen, da die vorliegenden Daten in Kombination mit den gewählten Eingangsparametern und dem Seed-Point keine Konturerkennung zulassen. Ist die Erosionsoperation jedoch erfolgreich und der Seed-Point liegt noch in der neu geschaffenen Fläche, wird ein zweites Region-Growing durchgeführt. Das zweite Region-Growing dient dabei nur der Isolierung des gesuchten Felds und wird auf die resultierende Binärmaske angewendet, dadurch werden die durch die Erosionsoperation separierten Flächen verworfen.

Um abschließend die finale erkannte Fläche zu erhalten, muss der Erosionsprozess rückgängig gemacht werden. Dazu wird eine Dilatationsoperation durchgeführt. Die Parameter werden hierbei auf den vorangegangenen Erosionsprozess optimiert. Abbildung 5 zeigt diesen Prozess. Diese Fläche wird nun für jedes Bild als Maske gespeichert und mit dem Sobel-Operator weiter zu einer Kanten-Maske verarbeitet (SOBEL und FELDMAN 2015). Dieser Kantendetektions-Algorithmus wird dabei auf die Binärmaske aus den vergangenen Prozessschritten angewandt um ausschließlich die Umlaufkanten der Maske zu erhalten.

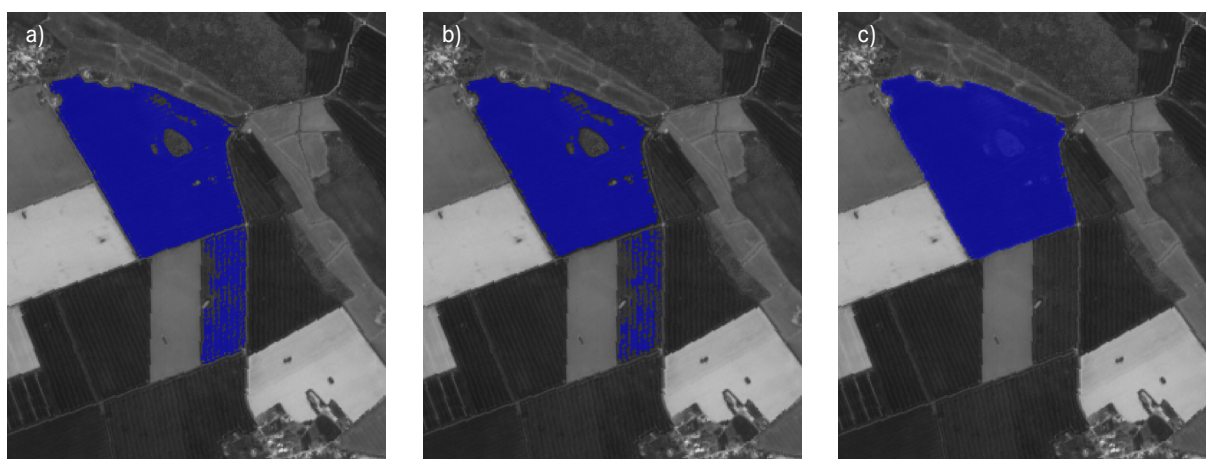


Abbildung 5: a) Erstes Region-Growing, b) Erosionsprozess, c) Zweites Region-Growing und Dilatationprozess

Diese Prozessschritte werden für jedes akquirierte Bild aus dem Vorprozess durchlaufen. Die so erhaltenen Kantenmasken werden anhand der Vegetationsphasen und der Wolkenbedeckung priorisiert bzw. gewichtet und zu einer Maske zusammengeführt. Dazu wird aus den binären Masken ein Mittelwert über alle Masken gebildet und mit einem Grenzwert verglichen. Liegt der resultierende Mittelwert bzw. Grauwert über dem Grenzwert, wird er in die endgültige binäre Maske übernommen. Diese Maske wird dann dem Hindernisdetektionsalgorithmus zur Verfügung gestellt. Der Hindernisdetektionsalgorithmus unterscheidet sich von der Konturerkennung in den untergliederten Methoden. Durch die vorausgegangene Konturerkennung können diese Methoden auf das bereits detektierte Feld reduziert werden. Dadurch wird die Rechenzeit optimiert, der Binarisierungsgrenzwert besser auf den relevanten Bereich angepasst und die Anzahl möglicher Falscherkennungen minimiert.

Zu Beginn wird das jeweilige Quellbild mittels eines pixelbasierten Tief-Pass-Wiener-Filters gefiltert. Dadurch werden die Rauschanteile des Quellbilds reduziert und die Erkennung von Hindernissen bzw. Point-of-Interests (POIs) begünstigt (LIM 1989). Anschließend wird der betrachtete Bereich binarisiert. Dadurch werden Regionen, die sich von der homogenen Feldfrucht absetzen selektiert. Um die idealen Binarisierungsgrenzwerte zu ermitteln, wird die Otsu-Methode angewandt (OTSU 1979).

Mit dieser Methode kann die Binarisierung und damit die Hindernisdetektion optimiert werden, da auch multiple Grenzwerte bestimmt werden können. In der vorgestellten Methode werden zwei Otsu-Grenzwerte berechnet und für weitere Auswahlkriterien die Differenz gebildet.

Nach diesem Prozessschritt werden eventuelle offene Strukturen, beispielsweise in Form einer Sichel, geschlossen und dadurch ein runder POI gewährleistet. Dies wird mit einer Dilatation und einer anschließenden Erosion ermöglicht. Durch diese Operationskombination wird die Form der POIs deutlich verbessert, da Lücken innerhalb der POIs geschlossen werden und die Außenstruktur abgerundet wird.

Nachprozess

Im Nachprozess des Algorithmus findet hauptsächlich eine Auswahl und eine anschließende Fusion geeigneter Masken statt. Die Auswahl wird anhand verschiedener Auswahlkriterien getroffen.

1. Seed-Point-Position:

Befindet sich der Seed-Point, nach vollständigem Ablaufen des Feldkonturerkennungsprozesses, nicht mehr innerhalb des detektierten Feldes, wird die betroffene Maske verworfen.

2. Ausreißer:

Um robuster gegenüber Ausreißern zu sein, werden sowohl die Masken mit der kleinsten Detektionsfläche als auch die Masken mit der größten Detektionsfläche verworfen, da es sich hierbei häufig um Inseldetektionen oder Leckage handelt. Zusätzlich werden alle Masken verworfen, deren Fläche (A_{px}) sich mehr als ein empirisch bestimmter Grenzwert von dem Flächenmittelwert aller Masken ($\overline{A_{px}}$) unterscheiden ($A_{px} < 0,3 \cdot \overline{A_{px}}$ oder $2,5 \cdot \overline{A_{px}} < A_{px}$).

3. Otsu-Differenz:

Das letzte Auswahlkriterium ist die Otsu-Differenz. Sobald die Differenz der zwei ermittelten Otsu-Grenzwerte nicht wesentlich unterschiedlich ist ($\Delta Otsu_{thresh} < 0,1$), wird die Maske verworfen. Ähnliche Otsu-Grenzwerte kommen nur bei optisch sehr ähnlichen Quelldaten vor.

Diese eignen sich nicht für eine Hindernisdetektion.

Nachdem die Masken durch den Auswahlprozess reduziert wurden, werden diese zu einer Maske fusioniert. Dabei werden die Masken des aktuellen Jahres doppelt gewichtet. Dies ist notwendig, da sich die Feldgeometrie durch Anbauänderungen des Landwirtes ändern kann. Mit der unterschiedlichen Gewichtung kann einer veralteten und damit einer Fehldetektion vorgebeugt werden.

Im nächsten Schritt wird der berechnete, pixelgenaue Mittelwert aller Masken, der als resultierender Grauwert vorliegt, mit einem festgelegten Schwellenwert verglichen, welcher im Folgenden als „Pixelgrenzwert“ bezeichnet wird. Überschreitet der Grauwert diesen Schwellenwert, wird der entsprechende Pixel in der fusionierten, finalen Binärmaske gesetzt. Diese Methode wird sowohl für die Feldkonturmasken als auch für die POI-Masken angewendet.

Ergebnisse und Diskussion

Insgesamt wurden 10 verschiedene Felder in Norddeutschland untersucht. Sie unterscheiden sich in Größe, Form, angebaute Kultur und wurden zufällig ausgewählt. Damit keine tatsächliche Fahrt mit der Erntemaschine erfolgen muss, wurden die Seed-Points frei gewählt. Als Referenzdaten dienten händisch und pixelgenau kartierte Hindernisse und Konturgrenzen. Diese Referenzdaten wurden mittels Sentinel-2-Bilddaten erzeugt. Bei den untersuchten Feldern sind die jeweiligen Referenz-Feldkonturen rot und die ausgefüllten POI blau dargestellt (Abbildung 6).

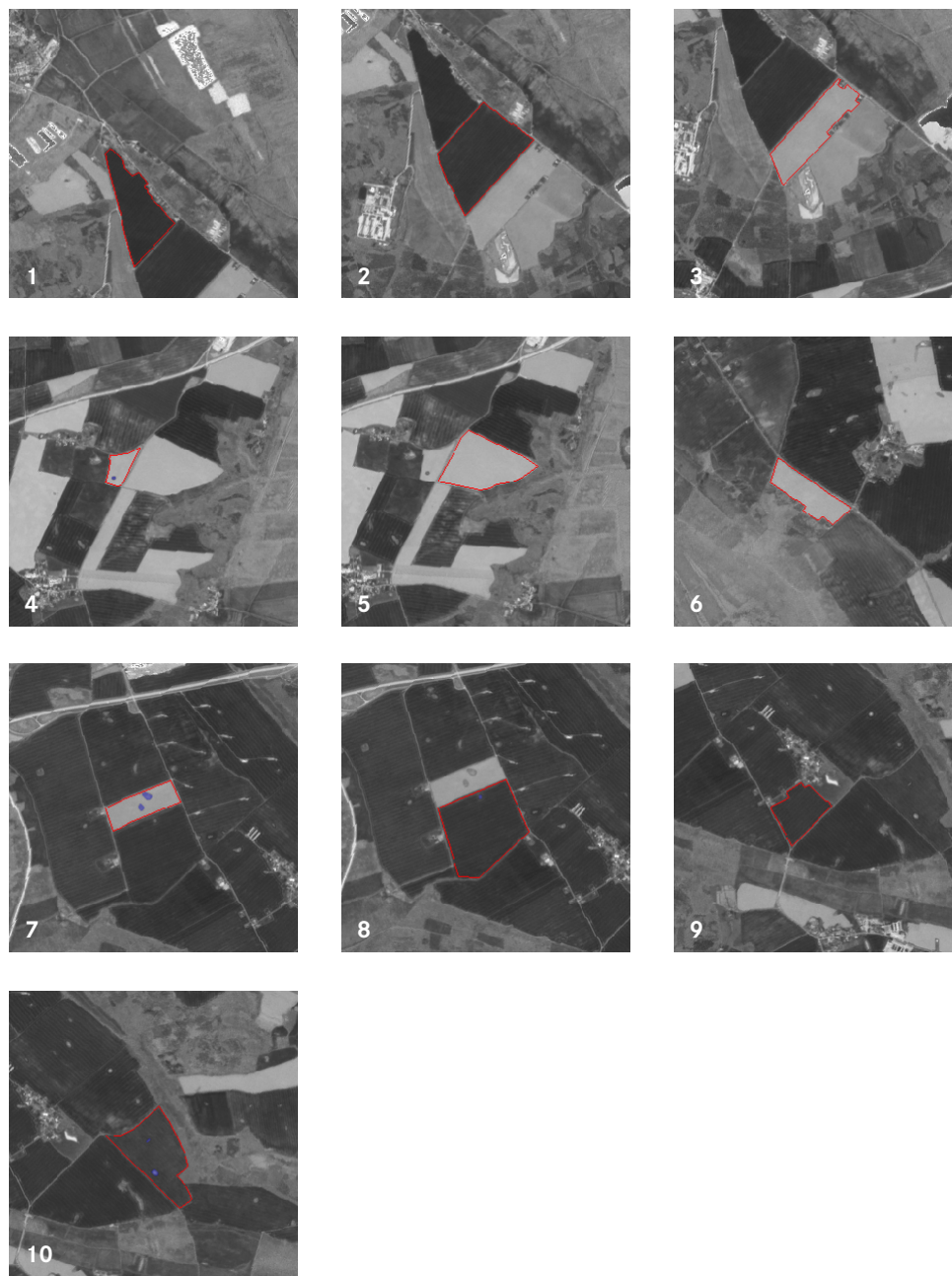


Abbildung 6: Untersuchte Felder mit Referenzgrenze (rot) und POI (blau) mit NDWI-Bänderkombination (Modifizierte Copernicus Sentinel Daten 2022/Sentinel Hub)

Parameter-Kombinationen

Fünf verschiedene Parameter, darunter die Frequenzbänder, die Standardabweichung der Region-Growing-Methode (σ_{RG}), die Erosions- und Dilatationsstärke sowie der Pixelgrenzwert der zeitlichen Maskenfusion (PT_t), wurden in verschiedenen Kombinationen je Feld untersucht. Abbildung 7 zeigt beispielhaft ein untersuchtes Feld. Um die Qualität der Detektion beurteilen zu können, wurde der Jaccard-Index (JI) unter Berücksichtigung der wahr-positiven (TP), falsch-positiven (FP) und falsch-negativen (FN) Pixel verwendet. Dieser bietet eine einfache und dennoch effektive Metrik zur Bewertung der Ähnlichkeit zwischen zwei Mengen von Objekten und wird häufig für Bildsegmentie-

rungsaufgaben verwendet (WANG et al. 2022). Er berücksichtigt dabei sowohl die Überlappung als auch die Unterschiede zwischen den erkannten Objekten. Eine Alternative wäre beispielsweise der F_1 -Score, der die TP anders gewichtet.



Abbildung 7: Detektiertes Feld (Modifizierte Copernicus Sentinel Daten 2022/Sentinel Hub)

Beide Metriken messen jedoch die gleichen Aspekte, weshalb nachfolgend der JI nach Gleichung 3 verwendet wird (TAHA und HANBURY 2015):

$$JI = \frac{TP}{TP+FP+FN} \quad (\text{Gl. 3})$$

Zum einen konnte durch die Auswertung festgestellt werden, dass die NDWI-Bänderkombination die besten Ergebnisse liefert, weshalb nachfolgend alle Ergebnisse auf NDWI-Bilddaten basieren. Zum anderen ändert sich die Erosions- und Dilatationsstärke in hochwertigen Detektionen kaum und bleibt bei 2 px und 4 px ($10 \frac{\text{m}}{\text{px}}$). Abbildung 8 zeigt die Variation von Ergebnissen verschiedener Parameterkombinationen. Dargestellt sind der beste und der schlechteste Median sowie Ergebnisse, die gleichmäßig zwischen diesen beiden Werten verteilt sind, um einen umfassenden Überblick über die gesamte Bandbreite der Ergebnisse zu geben. Konnte keine Erkennung durchgeführt werden, wurden die Parameter-Kombination ignoriert. Um die Relevanz der Seed-Point-Auswahl zu minimieren, wurden für die Auswertung fünf Seed-Points ausgewählt. Dabei wurde weiter darauf geachtet, dass diese nicht am unmittelbaren Rand des Felds liegen, da dort die Erkennungsrate durch die inhomogene Pixelumgebung deutlich reduziert ist. Durch die freie Seed-Point-Auswahl konnte auf eine tatsächliche Erntefahrt verzichtet werden. Der JI der jeweiligen Seed-Points wurde nachfolgend für jedes Feld gemittelt. Über alle zehn Felder liegt der Median des höchsten JI bei 0,913. Dieser Wert bedeutet, dass 91,3 % der erkannten Feldpixel mit den tatsächlichen Feldpixeln der Satellitenbilder übereinstimmen. Erreicht wird dieser Wert mit einer Parameterkombination von $\sigma_{RG} = 0,24$ und $PT_t = 0,4$.

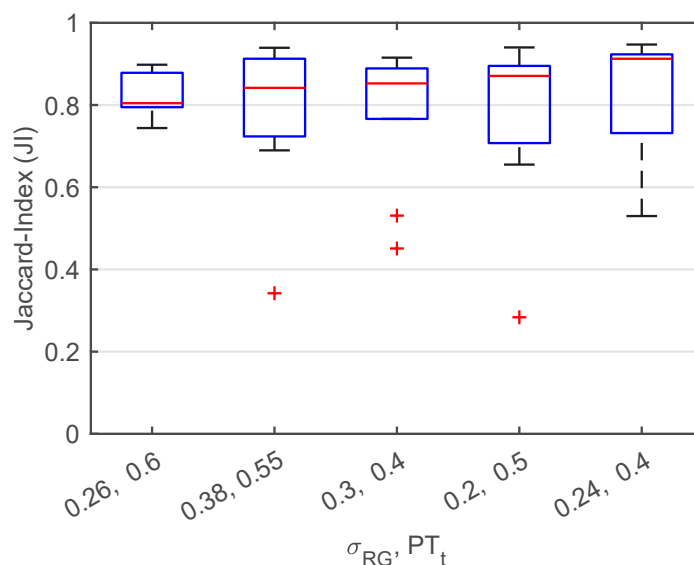


Abbildung 8: Vergleich verschiedener Parameterkombinationen

Um Abweichungen in der Erkennungsqualität zwischen den einzelnen beobachteten Feldern erkennen zu können, werden häufig in der Literatur zu findende Qualitätsmetriken für jedes Feld in Tabelle 2 dargestellt. Dazu zählen neben den *TP*, *FN*, *FP* auch die wahr-negativen (*TN*) Pixel, die *TP*-Rate (*TPR*) bzw. der Recall, der Positive-Vorhersagewert (*PPV*) bzw. die Precision und der *JI*. Die Tabelle beinhaltet dabei die Ergebnisse der im vorherigen Absatz beschriebenen besten Parameterkombination. Gut zu erkennen ist, dass die Erkennungsqualität stark von dem betrachteten Feld abhängt. Im Fall von Feld 2 zeigt uns die große Zahl an *FP*-Pixel, dass eine größere Leckage stattgefunden hat. Dies macht sich auch in dem schlechten *JI* von 0,53 bzw. 0,66 bemerkbar. Feld 2 wurde jedoch deutlich unterdetektiert, was sich an den vielen *FN*-Pixel zeigt. Dies kann sich kritisch auf die POI-Detektion auswirken, da diese eventuell außerhalb des detektierten Felds liegen oder ebenfalls unterdetektiert werden.

Tabelle 2: Qualitätsmetriken gemittelt über fünf Seed-Points

Feld Nr.	TP in px	FN in px	FP in px	TN in px	TPR / Recall in %	PPV / Precision in %	JI
1	3794,25	15,75	312,00	2245878,00	99,59	92,43	0,92
2	4420,50	1565,50	36,00	2243978,00	73,85	99,19	0,73
3	3072,75	654,25	223,50	2246049,50	82,45	93,23	0,78
4	774,67	13,34	67,33	2249144,67	98,31	92,00	0,91
5	3719,00	36,00	171,50	2246073,50	99,04	95,59	0,95
6	2209,00	134,00	59,67	2247597,33	94,28	97,38	0,92
7	1790,00	146,00	1227,50	2246836,50	92,46	70,82	0,66
8	6046,20	13,80	425,00	2243515,00	99,77	93,53	0,93
9	2170,80	29,20	151,80	2247648,20	98,67	93,50	0,92
10	4210,60	34,40	4443,80	2241311,20	99,19	52,87	0,53

Seed-Points

Die nachfolgenden Auswertungen basieren auf Ergebnissen, die von jedem einzelnen Pixel des Quellbildes als gewähltem Seed-Point erzeugt wurden. Durch diese vollumfängliche Berechnung wurden je Feld zwischen 788 und 6060 Seed-Points berücksichtigt, da die betrachteten Felder zwischen 788 und 6060 Pixel Grundfläche besitzen. Die JI aller Seed-Points wurden anschließend je Feld gemittelt.

Im Vergleich zu der Parametervariation, wird die größte Varianz des JI durch die Qualität der Seed-Point-Wahl erzielt. Um dieses Varianz-Problem lösen zu können, wird nicht nur die aktuelle GNSS-Position als Seed-Point (SP) gewählt, sondern sechs Seed-Points auf zwei Kreisbahnen unterschiedlicher Radien (R1, R2) hinzugenommen. Die Seed-Points sind dabei je um 120° versetzt, um eine möglichst gute Abdeckung zu gewährleisten. Abbildung 9 zeigt diese Anordnung. Durch diese Methode können die Detektionsqualität und somit der JI deutlich gesteigert werden. Dies liegt vor allem daran, dass Seed-Points an ungünstigen Standorten nicht mehr so schwer ins Gewicht fallen und durch weiter außerhalb liegende Seed-Points korrigiert werden können.

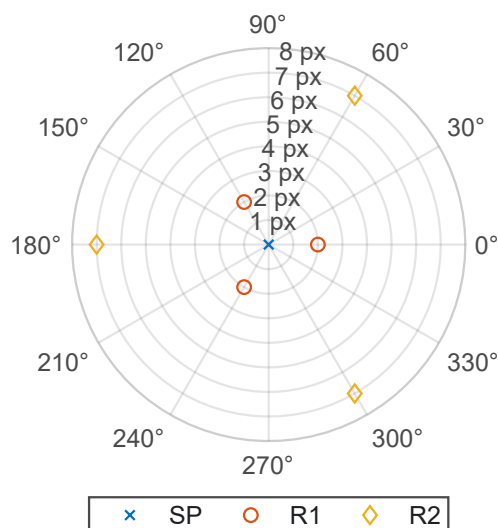


Abbildung 9: Seed-Point-Anordnung bei mehreren Seed-Points

Der Vergleich zwischen einem einzelnen Seed-Point und der Methode mit verteilten Seed-Points ist in Abbildung 10 dargestellt. Der Median liegt mit $JI = 0,837$ deutlich über der Methode mit einzelner Seed-Point. Durch die Berücksichtigung mehrerer Seed-Points ergeben sich zusätzliche Optimierungsmöglichkeiten. Zum einen können die Radien der Seed-Point-Kreisbahnen (R1, R2) variiert werden, zum anderen können die Kreisbahnen bei der Maskenfusion unterschiedlich gewichtet werden.

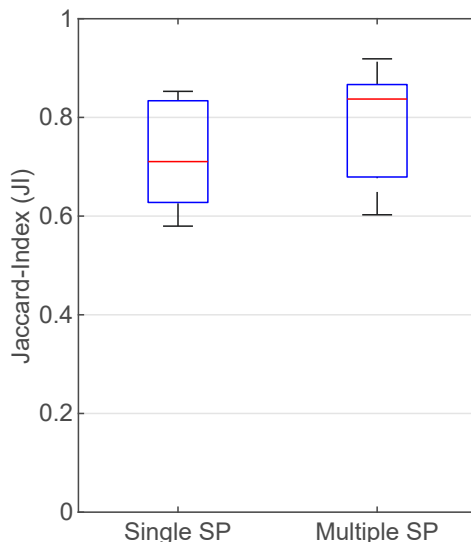


Abbildung 10: Vergleich Seed-Point-Methode je Feld

Abbildung 11 zeigt den Einfluss unterschiedlicher Kreisbahnradien r_{R1} und r_{R2} . Für diese Abbildung wurde der Median der JI aller Felder berechnet. Da $r_{R1} > r_{R2}$ gelten muss, gibt es entsprechend weniger Kombinationsmöglichkeiten. Die besten Ergebnisse lassen sich gut sichtbar mit niedrigen r_{R1} -Werten erzielen. Ein Optimum des JI ist hier mit $r_{R1} = 2$ px, $r_{R2} = 7$ px zu erreichen.

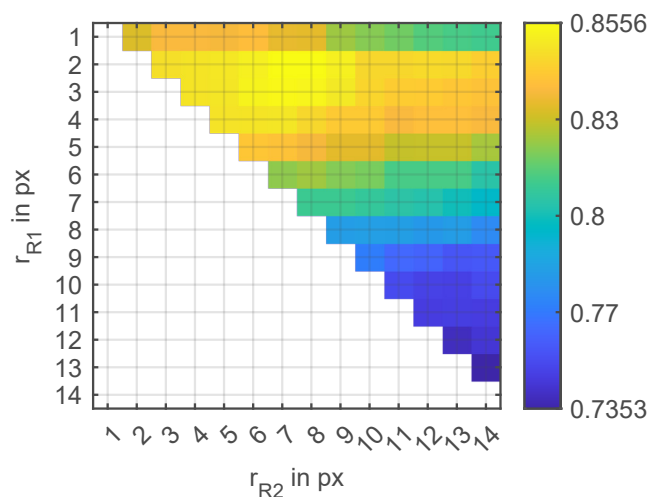


Abbildung 11: Einfluss der Kreisbahnradien auf den JI

Eine Variation der Gewichtungen der einzelnen Seed-Points zeigt dabei keinen relevanten Effekt (Abbildung 12). Dazu wurde sowohl der zentrale Seed-Point (SP), als auch die beiden umliegenden Kreisbahnen (R1, R2) mit jeweils 3 weiteren Seed-Points variiert. Die Abbildung veranschaulicht, dass auch eine deutliche Modifikation der Gewichtungen keinen nennenswerten Einfluss auf die Erkennungsqualität und somit den JI hat. Eine spezifische Gewichtung ist für eine Optimierung damit nicht zielführend.

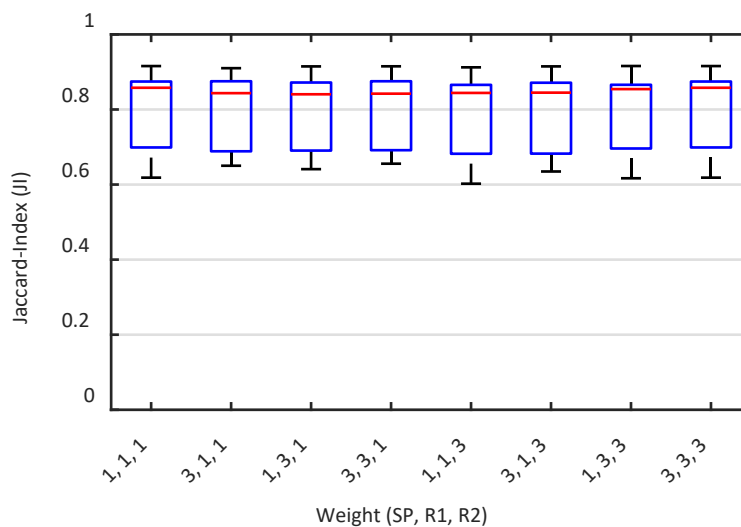


Abbildung 12: Vergleich der Gewichtung der Kreisbahnen

Zum Abschluss der Diskussion werden diese Ergebnisse nun in den Kontext bereits durchgeführter Forschungsarbeiten gestellt. WANG et al. (2022) stellten eine Methode vor, die eine Feldgrenzenbestimmung mit Hilfe von U-net-basierten „Fully convolutional network (FCN)“-Modellen ermöglicht und erzielte einen JI von 0,801. Watkins und van NIEKERK (2019) kombinierten Kantendetektionsalgorithmen und Bildsegmentierungsmethoden miteinander, um eine Feldgrenzenbestimmung durchzuführen und erzielten eine „Overall Accuracy (AO)“ von 0,929. Im Gegensatz zu diesen Ansätzen basiert die in diesem Artikel vorgestellte Methode auf der Verwendung eines maschinengebundenen Systems. Dadurch eröffnet sich die Möglichkeit, einen seed-point-basierten Algorithmus, wie das vorgestellte multitemporale seed-based Region-Growing, anzuwenden. Dadurch ist kein aufwändiges Erstellen von Trainingsdaten und anschließendes Modelltraining notwendig. Bei geeigneter Wahl der Seed-Points und optimierten Prozessparametern ist das Ergebnis ($JI = 0,913$) gut mit den Ergebnissen anderer Vorgehensweisen in der Literatur vergleichbar.

Schlussfolgerungen

Die Ergebnisse zeigen, dass beim Erfüllen der Grundkriterien und bei geeigneter Wahl der Prozessparameter mit der aufgezeigten Methode die Feldkontur und Hindernisse von Feldern mit unterschiedlicher Geometrie, Größe und Kultur gut detektiert werden können. Tabelle 2 zeigt jedoch auch, dass es deutliche Unterschiede in der Detektionsqualität zwischen den einzelnen Feldern gibt. Feld 10 und Feld 7 unterscheiden sich an Randgebieten nur gering von den Nachbarfeldern und begünstigen so eine unerwünschte Leckage. Feld 2 wiederum wird unterdetektiert, was die Spreizung der unterschiedlichen Feldeigenschaften deutlich zeigt. Neben der Qualität der Fernerkundungsdaten verspricht die Wahl der Seed-Points das größte Optimierungspotenzial. Dies zeigt sich auch daran, dass ohne eine Mindestgüte dieser beiden Kriterien keine Detektion durchgeführt werden kann. Verbesserungen werden bereits erzielt, indem weitere Seed-Points auf Kreisbahnen um die aktuelle Position hinzugenommen werden (Abbildung 10). Jedoch kann auch eine geeignete Wahl der Prozessparameter einen erheblichen Einfluss auf die Erkennungsqualität haben (Abbildung 8).

Durch die aufgezeigte Methode ist es möglich, die Zeit bis zu kritischen Situationen, wie zum Beispiel dem Wendevorgang oder dem Auftreten eines Hindernisses, ohne maschinengebundene Senso-

rik zu bestimmen. In Ausnahmefällen, wie zum Beispiel Feld 10 und Feld 7, gab es Schwierigkeiten mit der Detektion. Dies zeigt, dass die Methode keine sicherheitskritische Vorfeldererkennung ersetzt, sondern nur zusätzliches Wissen über das gesamte Feld zur Verfügung stellen kann. In Kombination mit der aktuellen GNSS-Position und der Geschwindigkeit der Maschine, kann die Zeit bestimmt werden, die dem Landmaschinenbediener bis zum Eintreten kritischer Situationen zur Verfügung steht. Damit können maßgeschneiderte Handlungsempfehlungen gegeben werden, die das Wohlbefinden und die Leistungsfähigkeit des Nutzers optimieren ohne die Sicherheit zu beeinträchtigen. Die vorgestellte Methode bezieht sich in erster Linie auf einen Mähdrescher, da die Arbeitsabläufe in einem Mähdrescher weniger vielfältig sind. In nachfolgenden Forschungsarbeiten könnte die Übertragbarkeit der Methode auch auf andere Landmaschinen überprüft werden.

Zukünftig können noch folgende Schritte ergänzt werden, um die Stabilität und Qualität der Detektion weiter zu steigern.

- Die Nutzung von kommerziellen Fernerkundungsdaten ermöglicht eine deutlich größere Auflösung und dadurch eine deutlich feinere und präzisere Erkennung von Hindernissen und der Feldkontur.
- Wissen über die vorliegende Feldfrucht kann die Detektion möglicherweise verbessern, da die Prozessparameter auf die vorliegende Feldfrucht angepasst werden können und keine allgemeingültigen Prozessparameter gefunden werden müssen. Dies könnte die Spreizung zwischen Unterdetektion und Überdetektion bei schwierigen Feldern reduzieren.
- Um zuverlässigere Detektionen zu ermöglichen, muss diese beim weiteren Druschfortschritt stetig aktualisiert werden. Dadurch können zusätzliche Seed-Points berücksichtigt und somit initial schlechte Detektionen ausgebessert werden.
- Das Verfahren könnte zusätzlich von Drohnen getragenen Sensorsystemen profitieren, da damit POI genauer untersucht und klassifiziert werden könnten. So kann individueller auf einzelne Hindernisse reagiert werden. Zusätzlich ist es jedoch durch die Satellitendaten nicht nötig, aufwendig mit Drohnen über das gesamte Feld zu fliegen.

Literatur

- Airbus Defence and Space (2019): Spot – The Ideal Solution for Country-Wide, Demanding Applications. <https://www.intelligence-airbusds.com/automne/api/docs/v1.0/document/download/ZG9jdXRoZXF1ZS1kb2N1bWVudC01NTMyMw==/ZG9jdXRoZXF1ZS1maWxILTU1Mzly/spot-brochure-2019.pdf>, Zugriff am 16.01.2024
- Bhandari, A.K., Kumar, A., Singh, G.K. (2012): Feature Extraction using Normalized Difference Vegetation Index (NDVI): A Case Study of Jabalpur City. *Procedia Technol.*, 2nd International Conference on Communication, Computing & Security [ICCCS- 2012] 6, pp. 612–621, <https://doi.org/10.1016/j.protcy.2012.10.074>
- Caes, L. (2022): John Deere Reveals Fully Autonomous Tractor at CES 2022. Pressemitteilung, John Deere GmbH & Co. KG. <https://www.deere.com/en/our-company/digital-security/autonomous-tractor-reveal/>, Zugriff am 22.01.2025
- Canny, J. (1986): A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* PAMI-8, pp. 679–698, <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1986.4767851>
- CLAAS Gruppe (2023): Innovation Lab: CLAAS zeigt auf Agritechnica 2023 nachhaltige und autonome Technik für die Landwirtschaft von Morgen und Übermorgen. Pressemitteilung, CLAAS KGaA mbH, <https://www.claas.com/de-de/presse/pressemitteilungen/2023-11-12-de-de-innovation-lab>, Zugriff am 06.05.2024
- Deutscher Wetterdienst (2023): RCC Node-CM Produktbeschreibung. Wolkenbedeckung. https://www.dwd.de/DE/leistungen/rcccm/int/descriptions/cfc/pds_cfc_de.pdf?__blob=publicationFile&v=16, Zugriff am 06.12.2024

- DigitalGlobe (2014): WorldView-3 Data Sheet. <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/worldview-3/> Zugriff am 16.01.2024
- Fletcher, K. (2012): Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services, ESA SP. ESA communications, Noordwijk (NL)
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X., Ferreira, L.G. (2002): Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 83(1–2), pp. 195–213, [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)
- Imdad, U., Asif, M., Ahmad, M., Sohaib, O., Hanif, M., Chaudary, M. (2019): Three Dimensional Point Cloud Compression and Decompression Using Polynomials of Degree One. *Symmetry* 11(2), 209, <https://doi.org/10.3390/sym11020209>
- Jähne, B. (2012): *Digitale Bildverarbeitung*. Springer Berlin, Heidelberg, <https://doi.org/10.1007/978-3-642-04952-1>
- Jahns, G., Steinkampf, H., Olfe, G., Schön, H. (1983): Einfluß landwirtschaftlicher Parameter auf Zeit- und Energiebedarf bei Schlepperarbeiten. *Grundlagen der Landtechnik* 33(4), S. 85–90, <https://440ejournals.uni-hohenheim.de/index.php/Grundlagen/article/view/278>, Zugriff am 21.11.2024
- Karlsson, K.-G., Riihelä, A., Trentmann, J., Stengel, M., Solodovnik, I., Meirink, J.F., Devasthale, A., Jääskeläinen, E., Kallio-Myers, V., Eliasson, S., Benas, N., Johansson, E., Stein, D., Finkensieper, S., Håkansson, N., Akkermans, T., Clerbaux, N., Selbach, N., Marc, S., Hollmann, R. (2023): CLARA-A3: CM SAF cLoud, Albedo and surface RADIation dataset from AVHRR data – Edition 3, https://doi.org/10.5676/EUM_SAF_CM/CLARA_AVHRR/V003
- Kuechly, H., Cozacu, A., Kodl, G., Nicolai, C., Vallentin, C. (2020): *Grundlagen der Fernerkundung*. Deutsches GeoForschungsZentrum GFZ, <https://doi.org/10.2312/SAPIENS.2020.001>
- Lim, J.S. (1989): *Two-Dimensional Signal and Image Processing*. Prentice-Hall signal processing series, Prentice Hall PTR, Englewood Cliffs, NJ
- McFEETERS, S.K. (1996): The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *Int. J. Remote Sens.* 17, pp. 1425–1432, <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Metzger, S., Lehr, P., Ernst, V., Geimer, M. (2022a): Entwicklung einer adaptiven Benutzerschnittstelle zur Optimierung des kognitiven Benutzerzustands. In: Leibniz-Institut für Agrartechnik und Bioökonomie e.V. (Hrsg.), *Arbeit unter einem DA-CH: Der Landwirt im 4.0-Modus*, S. 79–90, https://opus4.kobv.de/opus4-slbp/files/17047/akal_2022.pdf#page=79
- Metzger, S., Lehr, P., Geimer, M. (2022b): Stress-adaptive User Interface for the Networked Agriculture. *ATZheavy Duty Worldw.* 15, pp. 48–51. <https://doi.org/10.1007/s41321-021-0468-5>
- Meyer, L., Lemarchand, F., Sidiropoulos, P. (2020): A Deep Learning Architecture for Batch-Mode Fully Automated Field Boundary Detection. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* XLIII-B3–2020, pp. 1009–1016, <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2020-1009-2020>
- Otsu, N. (1979): A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* 9(1), pp. 62–66, <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>
- Pascher, P., Hemmerling, U., Naß, S., Stork, S. (2020): *Situationsbericht 2020/21: Trends und Fakten zur Landwirtschaft*. Deutscher Bauernverband e.V., Berlin
- Planet Labs (2016): *RapidEye Satellite Imagery Product Specifications*. <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/other-satellite-sensors/rapideye/>, Zugriff am 16.01.2024
- Ralf Lenge (2022): John Deere präsentiert vollautonomen Traktor auf der CES 2022. Pressemitteilung, John Deere GmbH & Co. KG, Walldorf, <https://www.deere.de/de/unser-unternehmen/news-und-medien/pressemeldungen/2022/january/vollig-autonomer-tractor-8r410.html> Zugriff am 06.05.2024
- Sinergise Ltd. (2019): *Sentinel Hub Brochure*. https://www.sentinel-hub.com/docs/Sentinel_HUB_Brochure_2019_NEW.pdf, Zugriff am 16.01.2024
- Sobel, I., Feldman, G. (2015): An Isotropic 3×3 Image Gradient Operator. *ResearchGate*, <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1912.4965>
- Solomon, C., Breckon, T. (2011): *Fundamentals of digital image processing: a practical approach with examples in Matlab*. Wiley, Hoboken, NJ

- Taha, A.A., Hanbury, A. (2015): Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: analysis, selection, and tool. *BMC Med. Imaging* 15(29), <https://doi.org/10.1186/s12880-015-0068-x>
- U.S. Geological Survey (2019): Landsat 8 (L8) Data Users Handbook. <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-8>, Zugriff am 16.01.2024
- Vincent, L., Soille, P. (1991): Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 13(6), pp. 583–598, <https://doi.org/10.1109/34.87344>
- Waard, D. (1996): The measurement of drivers' mental workload. Traffic Research Centre Univ. of Groningen, Groningen
- Wang, M., Wang, J., Cui, Y., Liu, J., Chen, L. (2022): Agricultural Field Boundary Delineation with Satellite Image Segmentation for High-Resolution Crop Mapping: A Case Study of Rice Paddy. *Agronomy* 12, pp. 2342, <https://doi.org/10.3390/agronomy12102342>
- Watkins, B., van Niekerk, A. (2019): A comparison of object-based image analysis approaches for field boundary delineation using multi-temporal Sentinel-2 imagery. *Comput. Electron. Agric.* 158, pp. 294–302, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.02.009>
- Werner, M. (2021): *Digitale Bildverarbeitung*. Wiesbaden, Springer Fachmedien Wiesbaden, <https://doi.org/10.1007/978-3-658-22185-0>

Autoren

Steffen Metzger, M.Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter und **Prof. Dr.-Ing. Marcus Geimer** ist Institutsleiter des Institutsteils Mobile Arbeitsmaschinen (Mobima) des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT), Rintheimer Querallee 2, 76131 Karlsruhe, E-Mail: steffen.metzger@kit.edu

Hinweise

Dieses Vorhaben wurde aus Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) im Rahmen des Strategiprozesses „Agrarsysteme der Zukunft“ unter dem Förderkennzeichen 031B0735 gefördert.