

Justus-Liebig-Universität Gießen
Institut für Landschaftsökologie und Ressourcenmanagement
Professur für Landschaftsökologie und Landschaftsplanung
Heinrich-Buff-Ring 26-30
35392 Gießen
Telefon: +49-641-9937161



**Projekt „Monitoring von naturschutzrelevanten Arten und
Renaturierungsmaßnahmen per Fernerkundung (MonA) –
Möglichkeiten und Grenzen der Fernerkundung zur Detektion
naturschutzrelevanter Pflanzenarten und zur Kontrolle von
Renaturierungsmaßnahmen“**

Abschlussbericht zum 05.02.2026

Prof. Dr. Till Kleinebecker (Leiter der Professur für Landschaftsökologie und Landschaftsplanung)
Till.Kleinebecker@umwelt.uni-giessen.de

Dr. André Große-Stoltenberg (Wissenschaftlicher Mitarbeiter)
Andre.Grosse-Stoltenberg@umwelt.uni-giessen.de

Marcel Dogotari, M.Sc. (Wissenschaftlicher Mitarbeiter)
Marcel.Dogotari@umwelt.uni-giessen.de

Gefördert durch den Hessischen Biodiversitätsforschungsfonds des Hessischen Landesamtes für Naturschutz,
Umwelt und Geologie (HLNUG)

Allgemeinverständliche Zusammenfassung

Das Projekt MonA setzte neuste Drohnen- und Fernerkundungstechnologien ein, um für den Naturschutz relevante Pflanzenarten zu kartieren. Einerseits handelte es sich dabei um Beispiele positive Zielarten des Naturschutzes: seltene Pflanzenarten, die seit über 20 Jahren nach und nach am hessischen Oberrhein im Rahmen von Renaturierungsmaßnahmen von Stromtalwiesen wiederangesiedelt werden. Andererseits wurde die Verbreitung des Götterbaums (*Ailanthus altissima*), eine gebietsfremde invasive Art, in Südhessen untersucht.

Stromtalwiesen sind nicht nur Biodiversitätshotspots, sondern sie leisten wichtige Ökosystemdienstleistungen wie die Bereitstellung von Tierfutter, den Hochwasserschutz oder Kohlenstoffspeicherung. Um besser zu verstehen, wie wirksam die Renaturierungsmaßnahmen der letzten >20 Jahren sind, wurden zum Teil mehrmals Drohnenbefliegungen verschiedener renaturierter Flächen unternommen. Dabei wurden Kameraaufnahmen mit so hoher Auflösung gemacht, dass Zielarten wie Wiesen-Schwertlilie (*Iris spuria*) und Arznei-Haarstrang (*Peucedanum officinale*) visuell anhand der Bilder erkannt werden konnten. Diese Bilddaten ermöglichen die flächenscharfe Kartierung solcher markanten Pflanzenarten mittels bildbasierter KI-Verfahren. Die eingesetzten Künstliche Intelligenz (KI)-Verfahren (neuronale Netzwerke) werden mit einer großen Anzahl an Beispielbildern trainiert. Diese werden dann dazu genutzt, die „erlernten“ Merkmale in neuen Bildern zu erkennen und zu lokalisieren. Da die Qualität solcher Netzwerke stark von der Größe des Trainingsdatensatz abhängt, wurde im Rahmen des Projekts ein spezielles Kamerasystem entwickelt, das nicht nur eine sehr hohe räumliche Auflösung, sondern auch etwa zehn Mal mehr Bilder pro Sekunde als herkömmliche drohnengestützte Kameras liefert. Darüber hinaus wurden Methoden entwickelt, die die dadurch entstehende große Anzahl an Bildern automatisiert prozessieren, so dass in einem Bild entdeckte Beispiele auf weitere 20-30 überlappende Bilder übertragen werden, wodurch das aufwendige Labellingsverfahren stark beschleunigt wird.

Ein weiterer Ansatz zur Quantifizierung des Renaturierungserfolgs basierte auf der Hypothese, dass artenreiche Lebensräume eine höhere spektrale Diversität, das heißt eine heterogenere Reflektanz, aufweisen ist. Dazu wurden am hessischen Oberrhein Hyperspektralaufnahmen renaturierter Stromtalwiesen ebenso und des angrenzenden nicht-renaturierten Grünlands gemacht. Diese Daten wurden genutzt, um die Reflektanz der Untersuchungsflächen nicht nur im sichtbaren Licht, sondern auch im unsichtbaren Nahinfrarot-Bereich des Strahlungsspektrums der Sonne zu messen. Mit diesen Daten wurden spektrale Diversitätsindices berechnet und für die renaturierten Flächen eine signifikant höhere spektrale Diversität festgestellt. Dank dieses flächenbasierten Ansatzes konnte ein reproduzierbarer Indikator entwickelt werden, der den Renaturierungserfolg schnell und zuverlässig ermittelt.

Der gebietsfremde und invasive Götterbaum befindet sich in Europa in rasanter Ausbreitung. In Deutschland kommt er meist entlang von Autobahnen und Eisenbahnlinien sowie in Städten und auf Brachen vor. Da die Wälder unter den Folgen des Klimawandels zunehmend in Mitleidenschaft gezogen werden, werden die Bestände immer lückiger, was eine potentielle Besiedlung dieser naturnahen Lebensräume durch den lichtliebenden Götterbaum begünstigt. Solche aufgelichteten Bestände, die teilweise bereits durch den Götterbaum invadiert wurden, wurden in Südhessen festgestellt. Dort fanden ebenfalls Drohnenbefliegungen mit einem ultrahochauflösenden Kamerasystem statt. Mit den aufgenommenen Bildern wurden KI-Detektions-Modelle trainiert, die den Götterbaum bildbasiert identifizieren und lokalisieren können. Die bereits beschriebenen Methoden zur Erweiterung der Trainingsdatensätze leisteten auch hier einen entscheidenden Beitrag zur hohen Präzision dieser Modelle. Darüber hinaus wurde dieser Kartierungsansatz mit einer weiteren technischen Innovation weiterentwickelt: durch die Anwendung von sich überlappenden Drohnenbildern mit Mehrfachansichten sowie eines hochpräzisen Kamera-gekoppelten GPS-Geräts, konnten Götterbaum-Exemplare nicht nur in 2D (Breite und Länge), sondern in 3D (auch Höhe) kartiert werden. Mit diesem Ansatz konnten Invasionen sogar unter den kronenbildenden Kiefern zuverlässig identifiziert werden, was mit herkömmlichen bildbasierten Verfahren nicht möglich und per Geländekartierung für größere Flächen nicht praktikabel ist.

Das Projekt MonA hat relevante methodische Innovationen im Bereich der Drohnenbasierten Fernerkundung von Vegetation entwickelt und validiert. Damit wurde ein wesentlicher Grundstein gelegt, um ein Monitoring sowohl von positiven als auch negativen Zielarten des Naturschutzes zu unterstützen und zukünftig effizienter zu gestalten.

Abstract

Unmanned aerial vehicles (UAVs or drones) are increasingly used to map and monitor vegetation with high spatial resolution and accuracy. In the MonA project, drone-based ultra-high-resolution cameras and hyperspectral imagery were used to map selected target species of nature conservation and to characterize the diversity of plant communities. Both spectral approaches for assessing diversity and AI-based methods for detecting individual species demonstrated high application potential. For example, occurrences of the invasive tree-of-heaven were mapped with high precision in forests in southern Hesse using AI and drone imagery. With a newly developed method, even “invisible” individuals beneath the forest canopy could be reliably identified and located.

Abschlussbericht

Im Rahmen des Projekts „Monitoring von naturschutzrelevanten Arten und Renaturierungsmaßnahmen per Fernerkundung (MonA)“ wurden umfangreiche Datensätze aufgenommen und vielversprechende Algorithmen entwickelt.

Positive Zielarten des Naturschutzes wurden in renaturierten Stromtalwiesen bei Riedstadt untersucht. Dabei wurden ultrahochaufgelöste Drohnenbilder genutzt, um zwei seltene Stromtalwiesenarten (*Iris spuria* und *Peucedanum officinale*) zu kartieren und die Grundlagen für eine KI-basierte Erkennung zu schaffen. Hyperspektralbilder mit gröberer räumlicher und sehr hoher spektraler Auflösung wurden genutzt, um Zusammenhänge zwischen spektraler Diversität und Artendiversität zu untersuchen.

Das Vorkommen einer negativen Zielart des Naturschutzes, der invasiven Art *Ailanthus altissima* (Götterbaum) wurde in zwei Kiefernwäldern in Südhessen festgestellt und mittels ultrahochaufgelöster Drohnenbilder kartiert. Dabei wurde eine KI-basierte Methode entwickelt, mit der der Götterbaum sogar im Unterwuchs der untersuchten Kiefernbestände zuverlässig kartiert werden konnte.

Im Rahmen des Projekts wurden „Rezepte“ für die effiziente Verarbeitung hochauflösender Drohnenbilder zu Orthomosaiken generiert. Diese beinhalten die Reihenfolge der Prozessierungsschritte, sowie alle dazugehörigen Parameter in einer exakten Syntax. Durch die Einbettung dieser Rezepte in die Analysepipeline konnten interaktive, manuell gesteuerte Aufgaben durch halbautomatisierte Abläufe ersetzt werden. Die strukturierte Dokumentation der Rezepte ermöglicht zudem eine erhebliche Reduktion des Speicherplatzbedarfs während der Prozessierung: Zwischenergebnisse, die große Datendateien erzeugen und die Verarbeitungsgeschwindigkeit erheblich reduzieren, können nun nach Fertigstellung bedenkenlos und sicher gelöscht werden. Dadurch lässt sich bei reduziertem Speicherplatzbedarf die gesamte Prozesskette der Datenverarbeitung automatisieren und damit auch deutlich beschleunigen.

Darüber hinaus wurden Algorithmen entwickelt, die durch die automatisierte Extraktion von Zielarten Trainingsdatensätze für KI-Anwendungen aus überlappenden Bildern erstellen. Dabei werden photogrammetrische Prinzipien genutzt, um die Traininglabels aus einem Bild auf weitere überlappende Bilder zu übertragen. Je nach vertikaler Komplexität des untersuchten Gebiets ist der Zwischenträger der Labels entweder das Orthomosaik (für flachere Gebiete), oder die Punktwolke (z.B. für komplexe Wälder, Abbildung 1). Durch die Anwendung dieser Methodik werden die für KI-Anwendungen notwendigen umfangreichen Trainingsdatensätze mit einer erheblichen Zeitersparnis generiert.



Abbildung 1: Beispiel zur Überdeckung von im Unterholz wachsenden Götterbäumen durch größere Gehölze. Ein überragender Kieferast (blau umrandet) versperrt die Sicht auf Götterbaumindividuen je nach "Blickrichtung" der Drohnenaufnahmen in unterschiedlichem Maße. Mit dem ursprünglichen, für Grünland entwickelten Verfahren zur Extraktion von Trainingsdaten zur KI-basierten Detektion einer Zielart würde eine solche Situation dazu führen, dass falsch positive Beispiele, d.h. Götterbaum überlagert durch Kiefer, in den automatisiert generierten Datensatz aufgenommen werden. Im neu entwickelten Verfahren wird der negative Einfluss der Verdeckung durch höhere Vegetation auf die Detektionsgüte berücksichtigt und minimiert. M. Dogotari, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

Zur Evaluation dieses neu entwickelten Verfahrens zur Erstellung von Trainingsdatensätzen wurden mittels Künstlicher Intelligenz (KI) verschiedene Detektionsmodelle zum Götterbaum gerechnet, um die gängige Methode zur Extraktion von Trainingsdaten mit dem neu entwickelten Ansatz zu vergleichen. Mit den beiden Verfahren wurden jeweils zwei Datensätze mit identischer Bildanzahl und von derselben Fläche generiert. Anschließend wurden KI-gestützte Detektionsmodelle mit jeweils einem der Datensätze trainiert und gegen die anderen beiden Datensätze getestet, wodurch vier Testfälle entstanden:

1. Auf Orthomosaik trainiert und auf Orthomosaik getestet (Ortho -> Ortho)
2. Auf Orthomosaik trainiert und auf Drohnenbildern getestet (Ortho -> UAV)
3. Auf Drohnenbildern trainiert und auf Drohnenbildern getestet (UAV -> UAV)
4. Auf Drohnenbildern trainiert und auf Orthomosaik getestet (UAV -> Ortho)

Für diese binären Klassifikationsmodelle (An- oder Abwesenheit des Götterbaums) wurden gängige Güteparameter wie Precision, Recall, AUC (Area Under Curve), und das F1-Maß berechnet, um verschiedene Fehlertypen der Modelle abzubilden. Grundlage für die Berechnung solcher Metriken ist die sogenannte Wahrheitsmatrix. In dieser wird gegenübergestellt, inwiefern die von der KI-klassifizierte Götterbaumpixel den per manueller Bildinterpretation identifizierten Götterbaumpixeln entsprechen.

Tabelle 1: Wahrheitsmatrix (engl. Confusion matrix) zur Beurteilung eines binären Klassifikators.

	Klassifiziert als "Götterbaum"	Klassifiziert als "Nicht Götterbaum"
Referenz "Götterbaum"	Real positiv = TP	Falsch Negativ = FN
Referenz "Nicht Götterbaum"	Falsch Positiv = FP	Real negativ = TN

Da es wichtig ist, verschiedene Fehlertypen zu betrachten, um die Modellgüte einschätzen zu können, wurden auf Basis dieser Matrix dann die gängigen Güteparameter Precision, Recall, F1 und AUC wie folgt berechnet:

$$\begin{array}{ll} \text{Recall:} & r = \frac{TP}{TP+FN}; \\ \text{Precision:} & p = \frac{TP}{TP+FP}; \\ \text{F1-Maß:} & F_1 = \frac{2 \cdot r \cdot p}{r+p}; \\ \text{AUC:} & AUC = \int_0^1 p(r) dr \end{array}$$

Recall und Precision reagieren auf unterschiedliche Fehlertypen, sowohl die "Falsch Negativen" als auch die "Falsch Positiven", und können daher nicht gleichzeitig optimiert werden. Deshalb wurde das F1-Maß berechnet, das beide Informationen enthält. Die Modelle wurden dann nach dem F1-Maß optimiert. Für jedes Bildpixel berechnete das KI-Modell eine Wahrscheinlichkeit, ob es sich um einen Götterbaum handelt oder nicht. Der Schwellenwert für die Wahrscheinlichkeit pro Pixel wurde dann so gewählt, dass F1 seinen Maximalwert erreicht. So konnte das Modell seine größtmögliche Genauigkeit bei ausbalanciertem Fehler, also ähnlichen Precision- und Recall-Werten, erreichen. Ein weiterer Ansatz, um Precision und Recall integriert zu betrachten, ist die Berechnung der sogenannten Area Under Curve (AUC), wobei Precision und Recall gegeneinander geplottet werden, und die Fläche unter der entstehenden Kurve per Integral berechnet wird. Hierzu wurde die AUC maximiert, und der Schwellenwert auf der Kurve für ein ausbalanciertes Verhältnis von Precision und Recall bestimmt. Ein idealer binärer Klassifikator würde bei allen diesen Metriken den Wert "1" erreichen.

In Abbildung 2 wird deutlich, dass die Modelle, die anhand der neu entwickelten Methodik mit Drohnenbildern trainiert wurden, ihre beste Vorhersagegenauigkeit ebenfalls auf Drohnenbildern erzielen und ihre Leistung auf Orthomosaiken nur geringfügig abnimmt (hohe AUC und F1max Werte). Im Gegensatz dazu schneiden die klassischerweise auf Orthomosaiken trainierten Modelle sogar bei Tests auf Orthobildern etwas schlechter ab und zeigen bei Anwendung auf Drohnenbildern einen deutlichen Leistungsabfall. Dies gilt für alle

Güteparameter und deren Kombinationen. Die hohen Modellgüten sowie die Anwendbarkeit sowohl auf Drohnenbilder als auch auf Orthomosaik belegt das große Anwendungspotential des entwickelten Verfahrens.

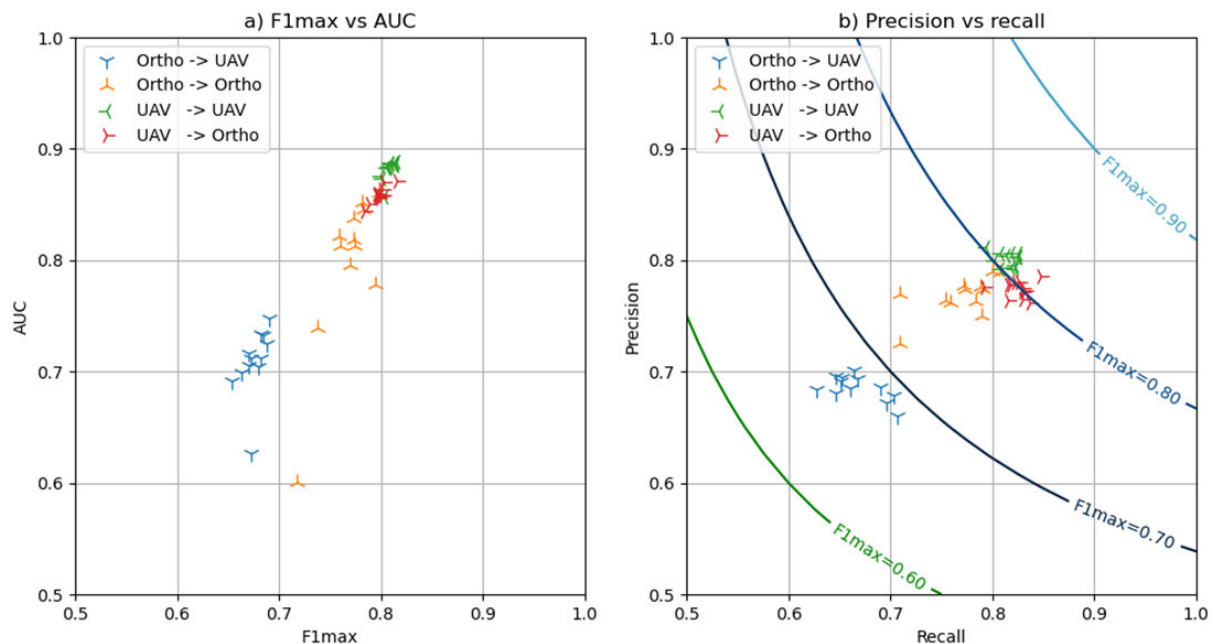


Abbildung 2: Güte der KI-gestützten Detektionsmodelle zur Kartierung des Götterbaums in Seeheim-Jugenheim, die entweder mit Drohnenbildern oder Orthomosaiken trainiert und getestet wurden. Zum Beispiel steht „UAV → Ortho“ für „auf Drohnenbildern trainiert und auf Orthomosaiken getestet“. Sowohl für die Kombination der Güteparameter AUC und F1max (a) als auch Precision und Recall (b) liefern die Modelle basierend auf der neu entwickelten Extraktionsmethode („UAV“, d.h. auf Drohnenbildern trainiert) die besten Klassifikationsergebnisse. M. Dogotari, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

Im Folgenden werden die wichtigsten Arbeitsschritte und die daraus resultierenden Ergebnisse aus den einzelnen Arbeitspaketen (APs) 1-4 aufgeführt.

AP 1: Datenrecherche und Aufbereitung sowie „ground truthing“ per multitemporaler Drohnenbefliegung und Photointerpretation; Entwicklung von fernerkundlichen Indikatoren zur Detektion von *Ailanthus altissima*

Die Datenaufnahme ist abgeschlossen und es wurde eine vielversprechende KI zur Detektion des Götterbaums entwickelt. Die Drohnenbilder, die zwischen 2021 und 2023 in von *Ailanthus altissima* invadierten Wäldern bei Pfungstadt und Seeheim-Jugenheim erhoben wurden, bildeten eine starke Grundlage für die Entwicklung und das Training der KI zur Detektion und Kartierung dieser invasiven Art. Als Basis wurde ein neuronales Netzwerk nach der „U-Net“-Architektur (Ronneberger et al. 2015) entwickelt, dessen Genauigkeit über eine herkömmliche Klassifizierung weit hinausgeht und das Vorkommen des Götterbaums flächenscharf lokalisiert, bzw. jedes Bild in zwei Klassen (Götterbaum, nicht-Götterbaum) segmentiert, so dass der Invasionsgrad anhand der Götterbaumdeckung quantifiziert werden kann.

Dies umfasst nicht nur Gebiete, in denen der Götterbaum in den Orthomosaiken als kronenbildende Art sichtbar ist, sondern auch Teilflächen, in denen der Götterbaum verdeckt von Baumkronen im Unterholz vorkommt (Abbildung 1).

Die entwickelte KI zur Detektion des Götterbaums wurde mit Drohnenbildern einer Befliegung des Untersuchungsgebiets bei Seeheim-Jugenheim trainiert. Für das Training des Netzwerkes wurden daher Drohnenbilder genutzt, die lediglich von etwa 0,2% der beflogenen Gesamtfläche des Untersuchungsgebiets stammen. Es wurde also ein reduzierter Datensatz eingesetzt, der die zeitaufwendige manuelle Annotation der Daten reduziert. Beim Testen des Netzwerkes auf Bildern dieser Befliegung, die nicht für das Training genutzt wurden und die das Netzwerk somit nicht kannte, erreichte die KI eine sehr gute Modellgüte für einen naturnahen und heterogenen Lebensraum mit Recall- und Precision-Werten von 0,83 und 0,80. In 2025 wurde das Netzwerk weiter optimiert, so dass die Recall- und Precision-Werte auf 0,85 und 0,91 stiegen. Ein Manuskript mit methodischem Schwerpunkt zur Erkennung des Götterbaums unter dem Kronendach halboffener Wälder mithilfe sich überlappender, hochauflösender Drohnenbilder steht kurz vor der Einreichung (Dogotari et al. in Vorb.). Abbildung 3 zeigt, dass sich die Ergebnisse des "ground truth" der manuellen Bildinterpretation zwar im Detail von dem Ergebnis des KI-unterstützten Modells unterscheiden, aber grundsätzlich die gleichen Muster zu erkennen sind.

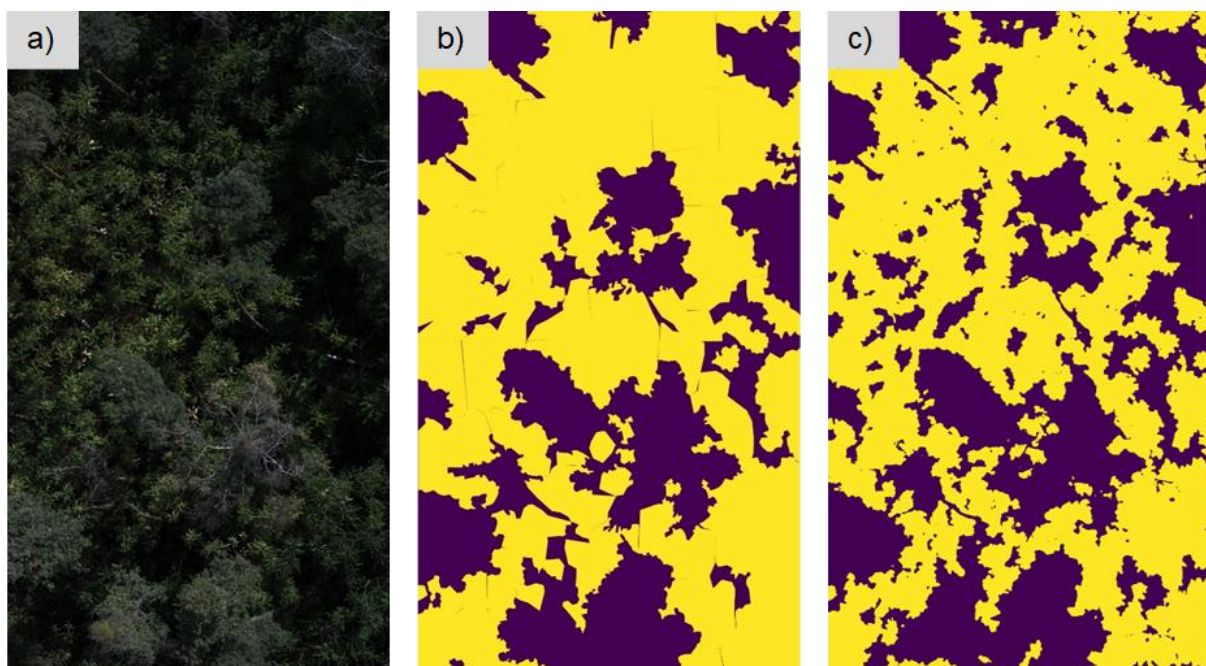


Abbildung 3: KI-gestützte Kartierung von *Ailanthus altissima* in Seeheim-Jugenheim. Die KI wurde mittels Drohnenbildern trainiert und auf ebensolchen getestet: (a) Originalbild, (b) "ground truth" per manueller Bildinterpretation, (c) KI-gestütztes Modell. Gelb = *A. altissima*, Lila = Kein *A. altissima*. M. Dogotari, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

Obwohl der Trainingsdatensatz für diese KI ausschließlich aus Drohnenbildern erstellt wurde, die mit einem im Projekt entwickelten Algorithmus zur Ausnutzung der Bildüberlappungen generiert wurden, zeigt die KI auch bei der Anwendung auf orthorektifizierte Bilder hervorragende Ergebnisse. Im Gegensatz zur Abbildung 3, wo die KI auf Drohnenbilder angewandt wurde, zeigt Abbildung 4 die Anwendung der KI auf ein Orthomosaik. Wie im ersten Beispiel zeigt die KI im Orthomosaik ebenfalls geringfügige Abweichungen gegenüber der (vermeintlich) exakten Kartierung mittels manueller Bildinterpretation. Das grundsätzliche Muster stimmt jedoch wiederum überein: Die Recall- und Precision-Werte des Modells liegen bei 0,87 und 0,81. Dies belegt eine sehr gute Übertragbarkeit des aus Drohnenbildern generierten Modells auf Orthomosaik.

Zusammenfassend ist festzustellen, dass mit der erreichten Modellgüte die entwickelte KI für Anwendungen in der Praxis geeignet ist und somit ein funktionaler KI-Prototyp zur Detektion des Götterbaums in Kiefernwäldern entwickelt werden konnte. Entscheidend dafür war neben dem Einsatz von neuronalen Netzwerken die Entwicklung einer Prozessierungskette zur direkten Verarbeitung der Drohnenbilder anstatt der kondensierten Orthomosaik, um den Effekt von Sichthindernissen und der Abdeckung von Götterbäumen im Unterholz durch Kronen größerer Bäume auf die Modellgüte zu minimieren. Eine weitere Stärke des Ansatzes ist die Verwendung eines vergleichsweise kleinen Datensatzes zum Trainieren der KI. Mit der Entwicklung des KI-Prototyps zur Detektion des Götterbaums ist das wesentliche Ziel von AP1 erreicht worden.

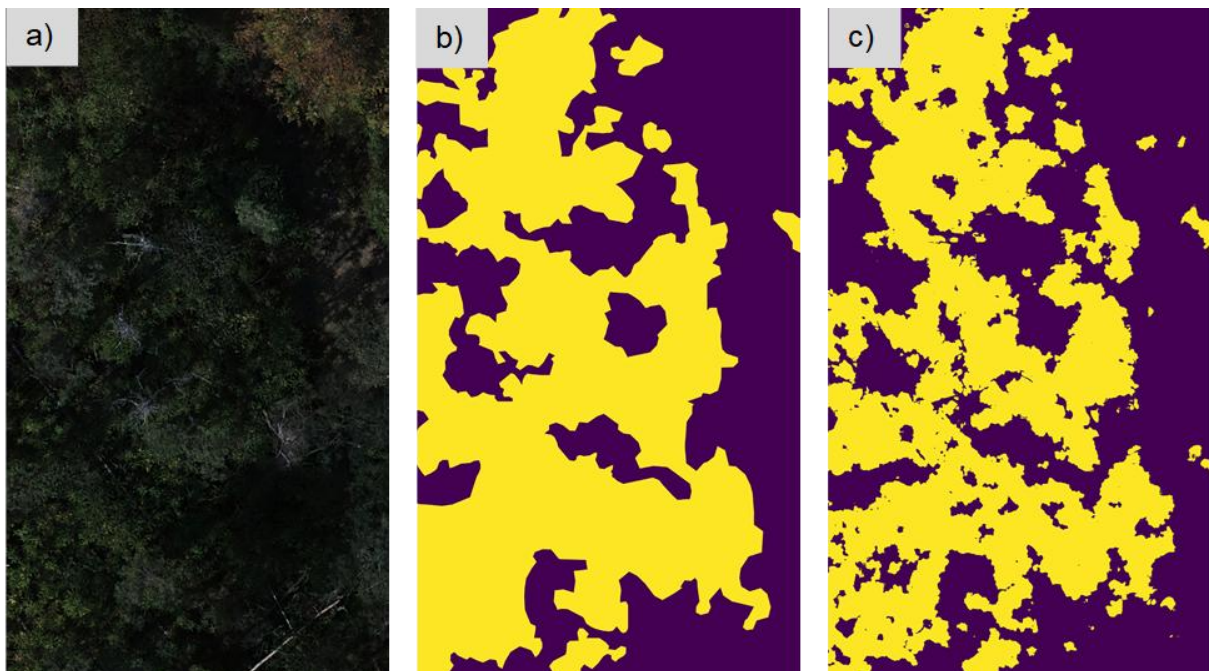


Abbildung 4: KI-gestützte Kartierung von *A. altissima* in Seeheim-Jugenheim. Die KI wurde mittels Drohnenbildern trainiert und auf Orthomosaiken getestet: (a) Originalbild, (b) "ground truth" per manueller Bildinterpretation, (c) KI-gestütztes Modell. Gelb = *A. altissima*, Lila = Kein *A. altissima*. M. Dogotari, A. Groß-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

Im letzten Projektjahr wurde intensiv an der Aufarbeitung und Zusammenfassung der Ergebnisse aus AP1 in einem Manuskript gearbeitet. Es wurde eine Methode erarbeitet, die das Vorkommen des Götterbaums im Unterwuchs halboffener Wälder mittels auf Mehrfachansicht-Drohnenbildern basierender KI zuverlässig kartiert und die identifizierten Vorkommen exakt lokalisiert. Dabei zeigte sich, dass die herkömmliche auf dem Orthomosaik basierende Methode etwa 40% der invadierten Flächen nicht erkennt (Abb. 5: grün), da diese von Baumkronen verdeckt waren. Die neu entwickelte Methode kann einen Großteil dieser „unsichtbaren“ Bestände erfassen. Dieser innovative methodische Ansatz wurde im Dezember 2025 auf dem jährlichen Kongress der Britischen Ökologischen Gesellschaft in Edinburgh vorgestellt. Der weitgehend fertiggestellte Forschungsartikel, der die Methode detailliert beschreibt, wird Anfang 2026 bei einem wissenschaftlichen Journal mit peer-review Verfahren eingereicht (Dogotari et al. in Vorb.).

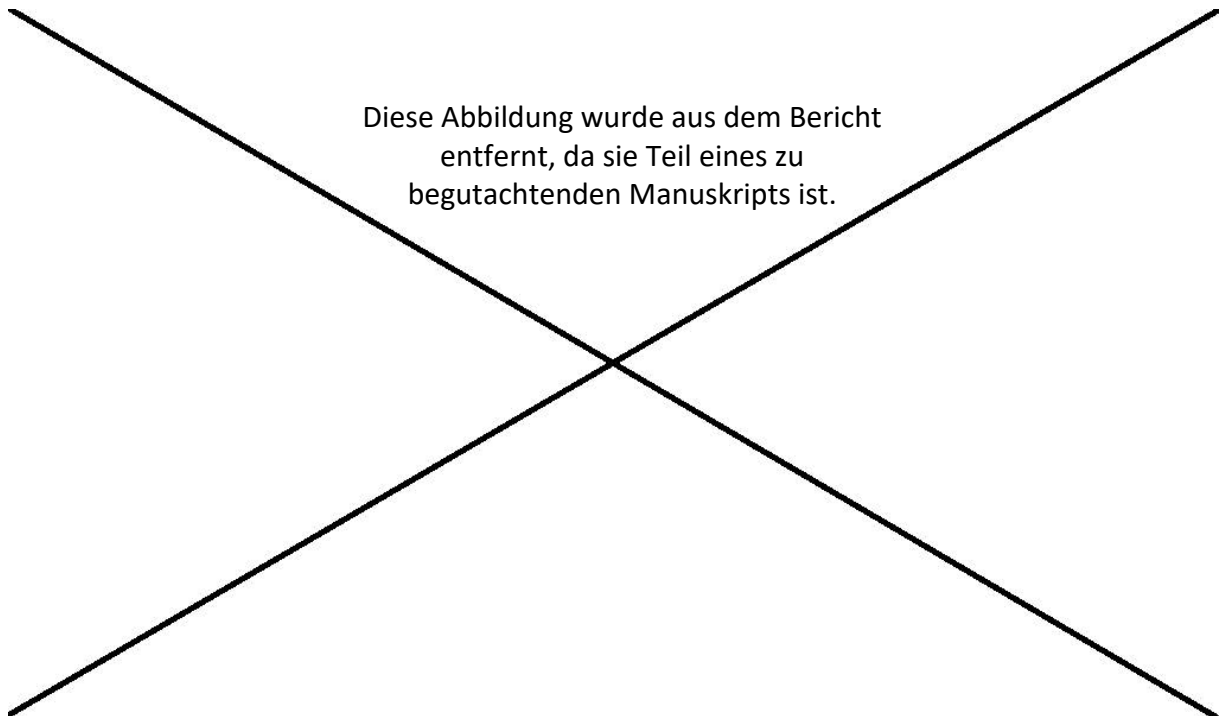


Abbildung 5: [REDACTED]

Bei der kritischen Betrachtung der Kartierungsergebnisse, insbesondere derer, wo Menschen und Algorithmen unterschiedliche Vorhersagen machen, wird deutlich, dass sowohl Menschen als auch KI-gestützte Algorithmen Fehler machen. Trotzdem ist das entwickelte

Modell mit seinen hohen Genauigkeiten und dank der erzielten Zeitersparnis ein wesentlicher Fortschritt im Bereich des Drohnen-basierten Monitorings invasiver Pflanzenarten. Die Methode zur Kartierung des Götterbaums unter Baumkronen basiert auf der Verarbeitung einer großen Anzahl von Bildern, wofür ein Mensch Monate statt Minuten brauchen würde. Die im Modell noch enthaltenen Fehler lassen sich mittels gezielten Trainings weiter minimieren, um z.B. Verwechslungen mit Eschen oder Holunder zu reduzieren. Abbildung 6 zeigt jeweils zwei Beispiele wo die Algorithmen mehr (Spalten a und b), bzw. weniger (Spalten c und d) Deckung des Götterbaums vorhersagen. In zwei Beispielen hatte die KI Recht, da sie einen durch den menschlichen Kartierer übersehenen Götterbaum identifiziert (a), bzw. in der großflächigen menschlichen Annotation „Götterbaum“ differenzierter Boden und Totholz als nicht Götterbaum markiert (c). In Spalte b halluziniert die KI und erfindet einen Götterbaum, obwohl keiner vorhanden ist. In Spalte d missachtet die KI einen offensichtlichen Götterbaum beziehungsweise kartiert ihn nur partiell. Neben der Aufarbeitung der Ergebnisse in einem Manuskript wurde im letzten Projektjahr darüber hinaus getestet, inwiefern sich der entwickelte KI-Prototyp auf andere Aufnahmezeitpunkte (AP1) und auf andere Flächen (in Pfungstadt) (AP2) übertragen lässt.

Diese Abbildung wurde aus dem Bericht entfernt, da sie Teil eines zu begutachtenden Manuskripts ist.

Abbildung 6: 

Eine Kooperation, die über den Rahmen des Projekts hinweg wirkte, entstand durch den Wissens- und Datenaustausch mit einer Forschungsgruppe aus Freiburg. Dazu stellten wir ein Orthomosaik der Untersuchungsfläche in Seeheim zur Verfügung und die Forschungsgruppe unter der Leitung von Prof. Teja Kattenborn kartierte automatisiert den Totholzbestand mittels KI. Der Datensatz wurde in die öffentliche Datenbank deadtrees.earth aufgenommen (<https://deadtrees.earth/dataset/2199>, Abbildung 7) und trug zu einer Publikation in einem Fachjournal bei (Mosig et al. 2026).

Die Abbildung wurde entfernt, da die Rechte an der dargestellten Webseite nicht bei den Autoren dieses Berichts liegen. Die Webseite ist über den auf der letzten Seite angegebenen Link sowie über den untenstehenden QR-Code erreichbar.



Abbildung 7: Der in deadtrees.earth veröffentlichte Datensatz des Untersuchungsgebiets bei Seeheim (RGB Orthomosaik mit automatisch per KI erfasstem Totholz (rot)). Auf der 8ha großen Fläche wurden 0,3ha Totholz identifiziert. Screenshot von Webseite deadtrees.earth (© deadtrees.earth). Enthaltene Luftbild: A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker, M. Dogotari, Lizenz: CC BY 4.0

AP 2: Entwicklung eines Monitoringsystems zur Erfassung von *Ailanthus altissima*, das die Stärken unterschiedlicher, verfügbarer Fernerkundungsdaten (insbesondere Satellitendaten) kombiniert: Übertragung, Upscaling, Impact

Die Übertragbarkeit des in AP1 entwickelten KI-basierten Ansatzes auf Fernerkundungsdaten mit größerer räumlicher Auflösung wurde in AP2 überprüft. Dazu wurde die räumliche Auflösung (Pixelgröße) des in Abbildung 4 dargestellten Orthomosaiks schrittweise von 8 mm/Pixel bis auf maximal 80 mm/Pixel verringert und die KI entsprechend der Methodik aus AP1 getestet. Abbildung 8 veranschaulicht die KI-basierte Detektion von *A. altissima* auf einem Orthomosaik, dessen Pixelgröße um das 1,25-fache vergrößert wurde (von 8 auf 10 mm/Pixel). Das Ergebnis zeigt, dass zwar eine Detektion auf Bestandsebene möglich ist, d.h. es gibt Überschneidungen zwischen der KI-basierten Karte und der manuellen Bildinterpretation, aber selbst bei dieser geringen Verringerung der räumlichen Auflösung wird etwa ein Drittel der von Götterbäumen bewachsenen Flächen nicht als solche erkannt. Somit wird die Deckung

des Götterbaums stark unterschätzt. Weitere Analysen zeigten, dass dieses Problem mit zunehmender Vergrößerung der Auflösung noch deutlich zunimmt. Bei einer Verdopplung der Pixelgröße (von 8 auf 16 mm/Pixel) wurden bereits 95 % der invadierten Flächen nicht mehr erkannt. Dies verdeutlicht, dass eine einfache Übertragung des entwickelten Modells auf Daten mit geringerer Auflösung, wie etwa von Flugzeugen oder Satelliten, nicht zielführend oder zumindest nicht mit den hier zur Verfügung stehenden Möglichkeiten realisiert werden kann. Die Erkennung kleinräumiger Invasionen in einem frühen Invasionsstadium erfordert eine hohe Detailschärfe in Form von hochaufgelösten Bildern mit kleinen Pixelgrößen, die derzeit nur mit Drohnenbefliegungen für Einzelflächen erreicht werden können. Auf Satellitenbildebene müsste also ein anderer Ansatz gewählt werden, z.B. beruhend auf Zeitreihendaten und fokussiert auf größere Bestände der zu detektierenden Pflanzenart. Die im Rahmen des Projektes entwickelten KI-gestützten Kartierungen mittels Drohnenbefliegungen können hier jedoch einen wichtigen Beitrag leisten, um Referenzdaten für die Luft- oder Satellitenbildebene zu generieren, entweder zur direkten Detektion oder zur Ableitung einer Suchraumkulisse oder eines Verbreitungsmodells.

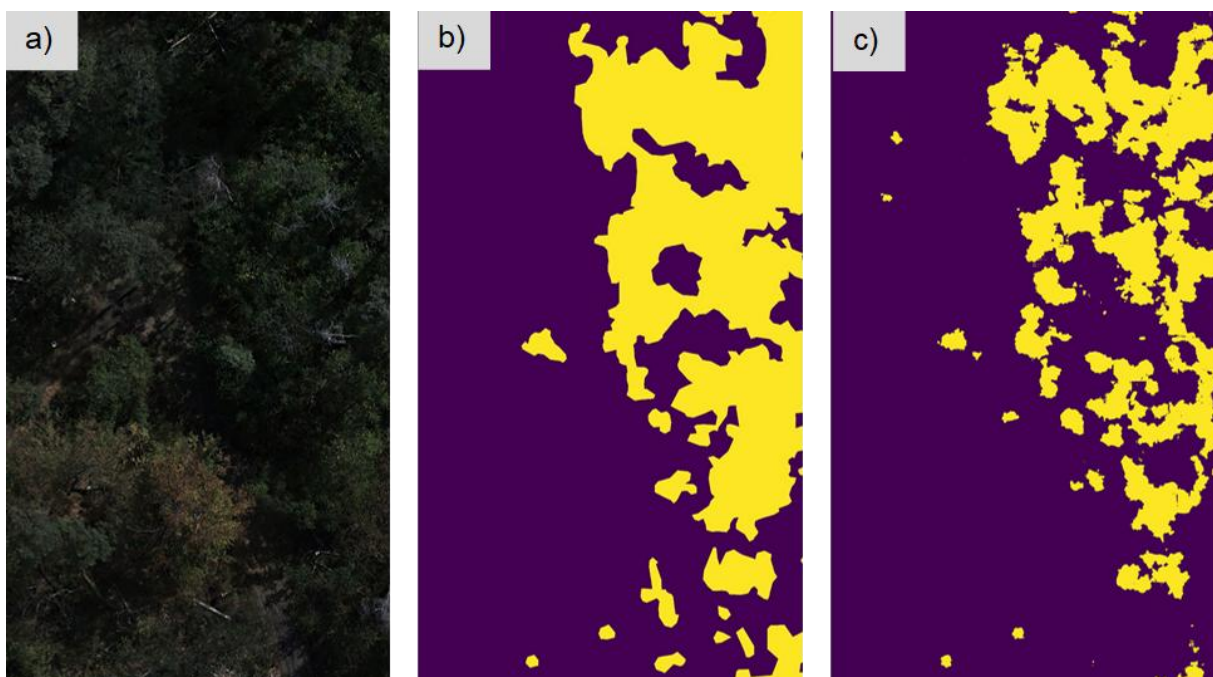


Abbildung 8: KI-gestützte Kartierung von *Ailanthus altissima* in Seeheim-Jugenheim. Die KI wurde mittels Drohnenbildern trainiert und auf Orthomosaik bei 125% Pixelgröße, d.h. 10mm / Pixel getestet: (a) Originalbild, (b) "ground truth" per manueller Bildinterpretation, (c) KI-gestütztes Modell. Gelb = *A. altissima*, Lila = Kein *A. altissima*. M. Dogotari, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

Die Segmentierungs-KI wurde zudem an Drohnenbildern einer anderen Flugkampagne im zweiten Untersuchungsgebiet bei Pfungstadt getestet. In diesem Fall konnte die KI das Vorkommen von *A. altissima* zwar korrekt lokalisieren, jedoch wurde die betroffene Fläche um etwa 60 % gegenüber der manuellen Luftbildinterpretation unterschätzt (Abbildung 9).

Eine Übertragbarkeit ist dementsprechend potentiell gegeben, aber die Klassifikationsgüte ist für eine praktische Anwendung noch zu gering.

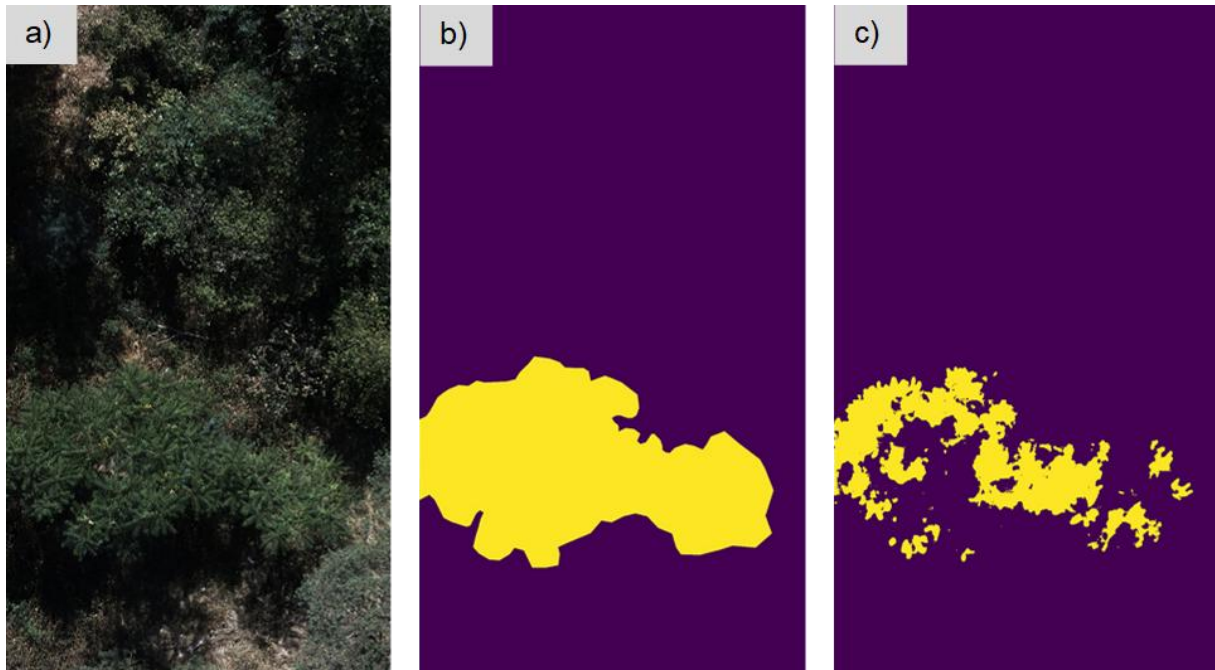


Abbildung 9: KI-gestützte Kartierung von *Ailanthus altissima* in Pfungstadt. Die KI wurde mittels Drohnenbildern aus Seeheim-Jugenheim trainiert und auf Drohnenbilder in Pfungstadt übertragen: (a) Originalbild, (b) "ground truth" per manueller Bildinterpretation, (c) KI-gestütztes Modell. Gelb = *A. altissima*, Lila = Kein *A. altissima*. M. Dogotari, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

Mit der im letzten Projektjahr optimierten KI konnte jedoch eine deutliche Verbesserung bei der Übertragbarkeit erzielt werden. So wurden fast alle Götterbäume in weiteren Testbildern erkannt. Die Testbilder stammten dabei entweder aus dem gleichen Gebiet, jedoch aus einer anderen Flugkampagne (Seeheim 10.08.2023: Abb. 10 a-c), oder aus einem anderen Gebiet (Pfungstadt 11.08.2023, Abb. 10 d-f). Dies belegt, dass ein vortrainiertes KI-Modell für die Anwendung in weiteren Wäldern mit frühen Invasionsstadien grundsätzlich geeignet ist und entlang der aktuellen Verbreitungsgrenze des Götterbaums ein landesweites Monitoring unterstützen kann.

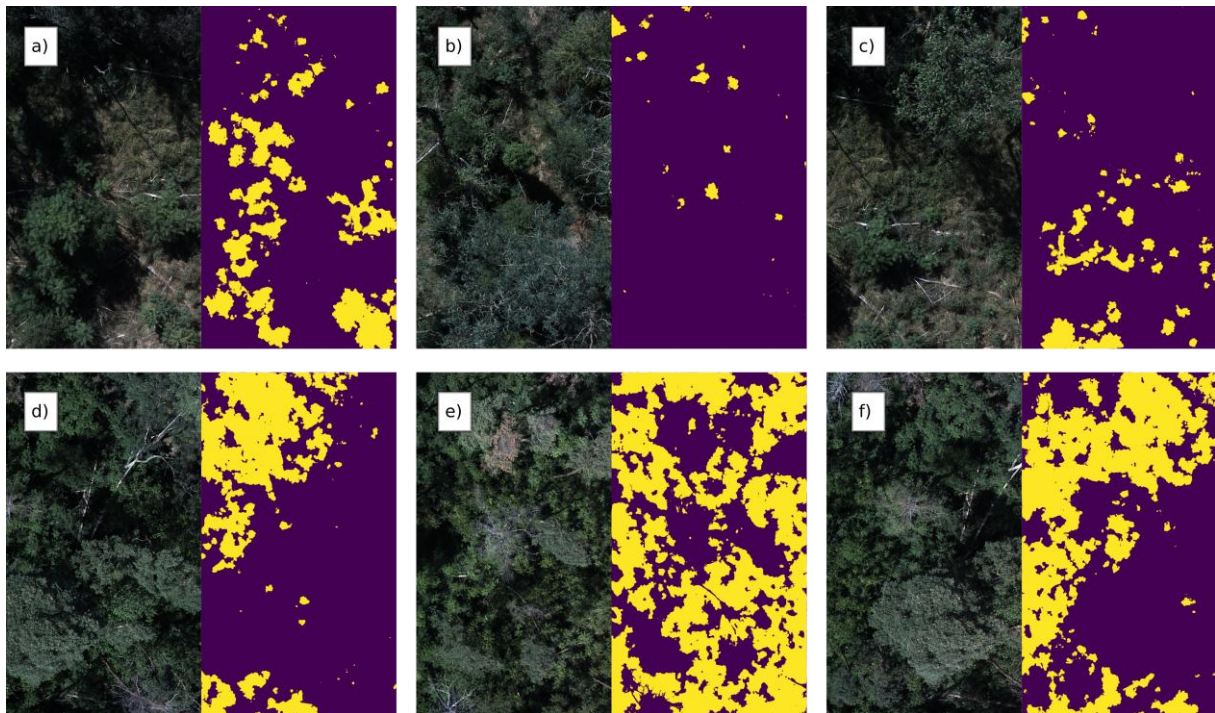


Abbildung 10: Kartierung des Götterbaums auf Drohnenbildern aus einem anderen Zeitpunkt (a-c) und aus einem anderen Gebiet (d-f). M. Dogotari, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

Zur Einschätzung der aktuellen Verbreitung des Götterbaums auf Landesebene und als mögliche Grundlage für die Festlegung einer Suchraumkulisse, wurden weiterhin Grundlagendaten zum Vorkommen des Götterbaums im Rahmen einer Abschlussarbeit an der Professur für Landschaftsökologie und Landschaftsplanung zusammengefasst (Baum 2024). Hierzu wurden öffentlich verfügbare Fundortdaten des Götterbaums in Hessen verglichen (Abbildung 11) und mit weiteren Geodaten verschnitten (Abbildung 12). Es zeigte sich, dass der Götterbaum derzeit vor allem im Rhein-Main-Gebiet vorkommt, und der Schwerpunkt der Invasion bislang in Südhessen liegt, wobei erste Fundorte auch in Mittel- und Nordhessen zu verzeichnen sind. Letzteres geht insbesondere aus den Monitoringdaten des HLNUG hervor, wobei dort die Vorkommensdichte im dicht besiedelten Südhessen im Vergleich zu Citizen Science Daten geringer ist. Diese Unterschiede haben auch einen Einfluss auf landesweite Datenanalysen zum Götterbaum. Zum Beispiel steigt die Beobachtungswahrscheinlichkeit des Götterbaums basierend auf den HLNUG-Daten mit abnehmender Entfernung zu Schutzgebieten (ab ca. 250m) stark an, während die Häufigkeitsdichte über 250m Entfernung im Vergleich zu citizen Science Datenquellen geringer ist (Abbildung 12a). Für das Invasionspotential von *A. altissima* sind beispielsweise in einer Studie in Italien, wo die Invasion schon weiter fortgeschritten ist, Maximaldistanzen von bis zu 500m Entfernung beschrieben worden, was übertroffen werden kann, wenn die Konnektivität auf Landschaftsebene (z.B. in Form von Straßen) gegeben ist (Motti et al. 2021). Somit können Vorkommen auch in größeren Distanzen für Schutzgebiete relevant sein. Zudem belegen die

GBiF- und iNaturalist-Daten die Invasion in weniger streng geschützten Gebieten wie Landschaftsschutzgebieten (Abbildung 12b). Dies unterstreicht das Potential von Citizen Science Daten in Kombination mit öffentlich verfügbaren Geodaten zur Unterstützung und Verbesserung eines landesweiten Monitorings von invasiven Pflanzenarten. Darüber hinaus wurden die Fundortdaten hinsichtlich Landbedeckung/Landnutzung, Topographie, der Entfernung zu Verkehrswegen und klimatischen Parametern analysiert (Baum 2024).

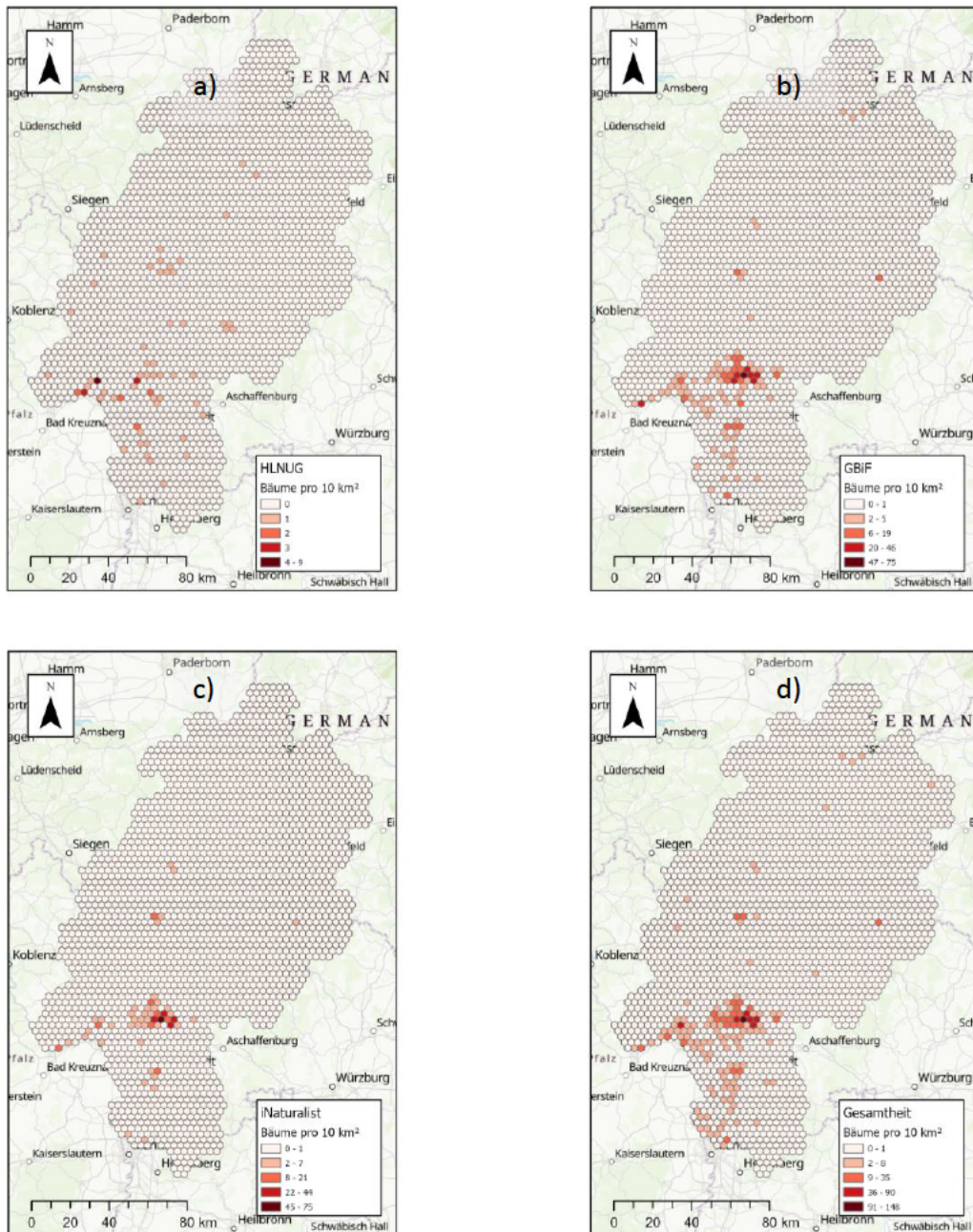


Abbildung 11: Auswertung von Fundortdaten zu *Ailanthus altissima* in Hessen basierend auf verschiedenen Datenbanken: a) HLNUG, b) GBiF, c) iNaturalist und d) alle drei Datenbanken zusammengefasst. Quelle: Baum (2024). L.-M. Baum, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

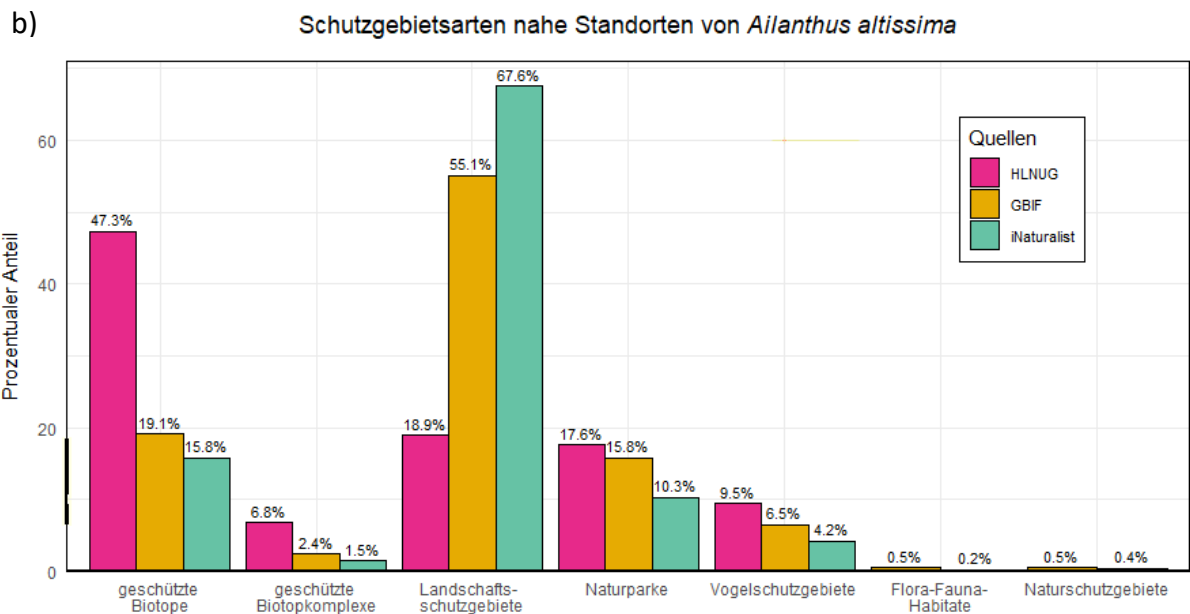
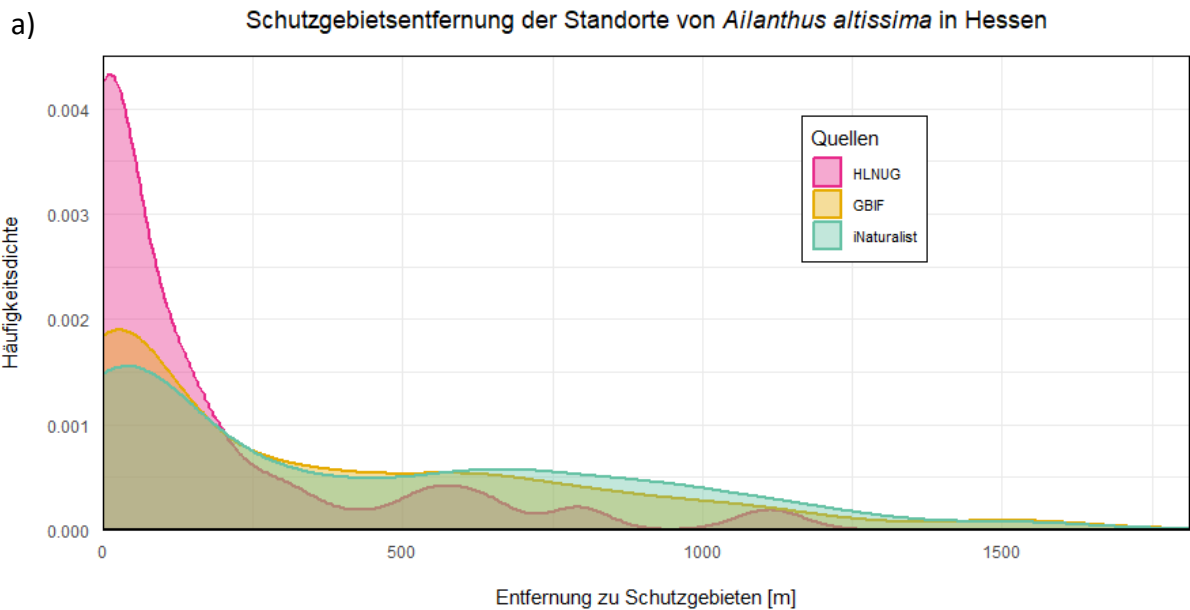


Abbildung 12: Auswertung von Fundortdaten zu *Ailanthus altissima* in Hessen basierend auf verschiedenen Datenbanken a) hinsichtlich der Entfernung zu Schutzgebieten und b) nach Schutzgebietskategorie. Quelle: Baum (2024). L.-M. Baum, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

Zur Analyse der Invasion von *A. altissima* auf Landesebene wurde die Kooperation mit den KollegInnen der Universität Sassari/Italien intensiviert. So kam es zu Gastbesuchen an die JLU Gießen, und es wurden zwei Stipendien für den Austausch nach Italien eingeworben. Eine gemeinsame Studie wurde veröffentlicht (Marzialetti et al. 2025). Hierzu wurden Fundortdaten des Götterbaums für Sardinien, mit einer Fläche von 24,089 km² etwas größer als Hessen, mit Vegetationskarten verschnitten und um ökophysiologische Parameter ergänzt, die aus Satelliten-Fernerkundungsdaten des Copernicus-Programms (Sentinel 2, 3) abgeleitet

wurden. Zeitreihenanalysen zeigten, dass sich aus Spektraldaten abgeleitete ökophysiologische Eigenschaften von *A. altissima* vor allem während der Trockenheit in den Sommermonaten von der einheimischen Vegetation unterscheiden. Dies könnte auch Hinweise zur Detektion von *A. altissima* in Hessen entlang von klimatischen Gradienten geben. Ebenfalls mit den Kollegen aus Sassari, sowie weiteren Mitforschenden aus Mittel- und Südeuropa, wurde eine weitere gemeinsame Studie zur Fernerkundung von gebietsfremden invasiven Arten veröffentlicht (Müllerová et al. 2023).

AP 3: Datenrecherche und Aufbereitung sowie „ground truthing“ per multitemporaler Drohnenbefliegung und Fotointerpretation; Entwicklung von fernerkundlichen Indikatoren zur Detektion einheimischer Zielarten auf Renaturierungsflächen in Stromtalwiesen am hessischen Oberrhein

Wesentliche Fortschritte wurden bei der Verarbeitung der RGB-Datensätze von Zielarten der Stromtalwiesen erzielt. Für beide beflogenen Haarstrang-Flächen (*Peucedanum officinale*) wurden Orthomosaike erstellt. Dabei kamen die im dritten Zwischenbericht geschilderten Prozessierungsketten zur Anwendung. Sie beinhalten detaillierte Anleitungen für die einzelnen Prozessierungsschritte, die sowohl manuell gelesen und angepasst als auch von spezieller Software ausgeführt werden können und somit reproduzierbar und modular erweiterbar sind.

Für die Aufnahmen mit dem selbst entwickelten ultrahochauflösenden Kamerasystem (VHR RGB) wurden die einzelnen Prozessierungsschritte ausgearbeitet und getestet. Durch deren Anwendung konnten die Bilddaten zuverlässig zu Produkten mit konstant hoher Qualität verarbeitet und gleichzeitig der Speicherplatzbedarf um 90 % reduziert werden, was ein effizientes Management der großen Datenmengen ermöglicht. Die jetzt vollständig entwickelten Prozessierungsketten, können nun auf weitere VHR-RGB-Datensätze angewendet werden.

Die aus den VHR-RGB-Datensätzen erstellten Orthomosaike wiesen, ebenso wie die Ursprungsbilder, eine hohe Detailschärfe bei einer Auflösung von 2 mm / Pixel auf. Diese hohe räumliche Auflösung ermöglichte es *P. officinale* direkt am Bildschirm per visueller Interpretation zu kartieren. Im Gebiet „Kleiner Biengarten“ wurden zwei Orthomosaike von jeweils einem Früh- und einem Spätsommer Flug vollständig kartiert. Hier wurden auf einer Gesamtfläche von 2,2 ha ein Vorkommen von *P. officinale* auf 16,1 m² im Frühsommer, bzw. 7,9 m² in Spätsommer festgestellt. In den beiden Kartierungen unterschieden sich die Fundorte von *P. officinale* nicht, jedoch die Flächen der einzelnen Exemplare. Dieses Ergebnis zeigt deutlich, dass phänologische Aspekte bei einem Flächenmonitoring von Zielarten berücksichtigt werden müssen.

Bei den Kartierungen im Gebiet „Vorderer Biengarten“ wurden 1,8 ha Grünlandfläche per manueller Luftbildinterpretation kartiert. Insgesamt wurde dabei eine Fläche von 55,3 m² mit Vorkommen von *P. officinale* erfasst. 281 der insgesamt 2056 Polygone im Datensatz gehören der Klasse *P. officinale* an. Ein Ausschnitt dieser Kartierung ist in Abbildung 13 dargestellt. Die weitere manuelle Kartierung dieses Gebiets wurde wegen des damit verbundenen hohen Zeitaufwands und der relativ geringen Bestände von *P. officinale* am Rand des Gebiets nicht weitergeführt. Der bereits kartierte Teil dieses Gebiets (etwa 2/3 der gesamten beflogenen Fläche) bietet zusammen mit dem zweiten Gebiet „Kleiner Biengarten“ eine ausreichende Datengrundlage, um ein KI-basiertes Detektionsmodell zu entwickeln und für die Kartierung des restlichen Gebiets anzuwenden.

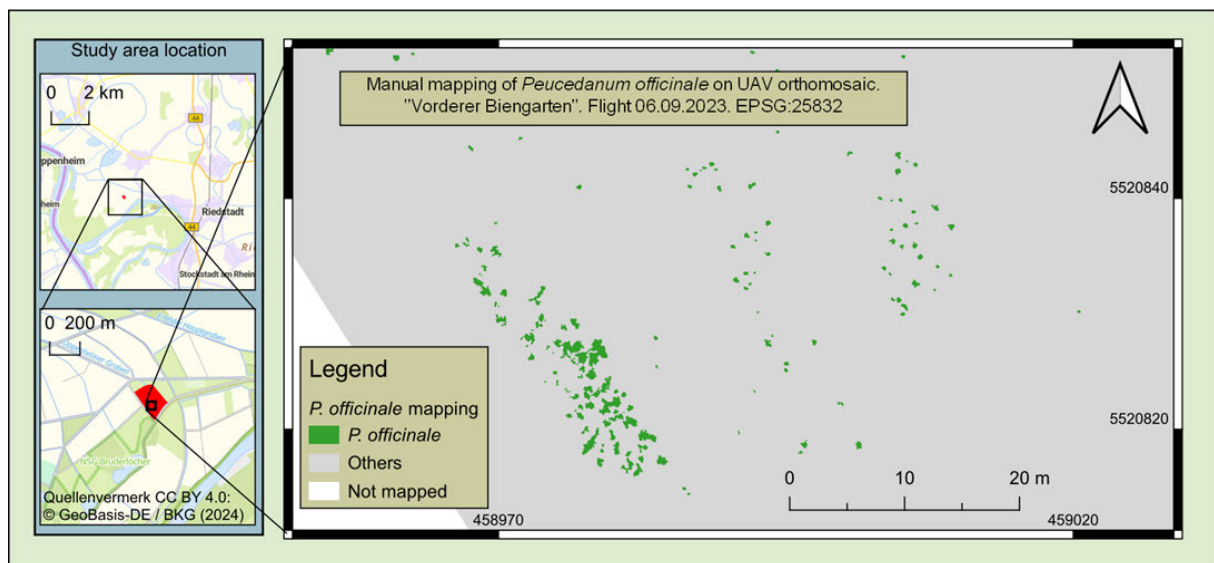


Abbildung 13: Teilkartierung von *Peucedanum officinale* im Untersuchungsgebiet „Vorderer Biengarten“. Nur ein kleiner Abschnitt der Gesamtkartierung wird dargestellt, da sonst die *P. officinale*-Bereiche schwer zu erkennen sind. Der gesamte grün und grau eingefärbte Bereich wurde dabei per manueller Bildinterpretation auf das Vorkommen von *P. officinale* überprüft. M. Dogotari, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

Aktuell ist die visuelle Interpretation die einzige Methode, um das Vorkommen von *P. officinale* flächenscharf mit hoher Genauigkeit zu kartieren. Für die Kartierung der insgesamt 4,0 ha in beiden Gebieten wurden insgesamt 160 Arbeitsstunden von gut eingearbeiteten Hilfskräften benötigt. Der hohe Zeitaufwand schließt diese Methode jedoch als Option für ein kontinuierliches Monitoring aus. Dennoch sind die so generierten Daten in Kombination mit den entwickelten Prozessierungsketten von einer hervorragenden Datengrundlage für die Entwicklung und Validierung von KI-Verfahren sowohl für die Interpretation einzelner Datensätze als auch zum kontinuierlichen Monitoring (AP4).

Wie bereits bei *P. officinale* festgestellt, kann die Generierung von Ground-Truth-Daten zur Detektion von Zielarten sehr zeitintensiv sein. Im Gegensatz zum Haarstrang, von dem überwiegend Aufnahmen im vegetativen Stadium vorliegen, bietet die Wiesen-Schwertlilie

(*Iris spuria*) einen entscheidenden Vorteil: Auf vielen Bildern sind zahlreiche Exemplare im blühenden Zustand sichtbar. Die auffällige lila Färbung der Blüten ist sowohl für menschliche Kartierer als auch für potenzielle Algorithmen ein gut erkennbares Merkmal. Es wurde eine halbautomatisierte Vorkartierung getestet und realisiert (Abbildung 14), um diese zukünftig in ein KI-basiertes Detektionsmodell zu integrieren.

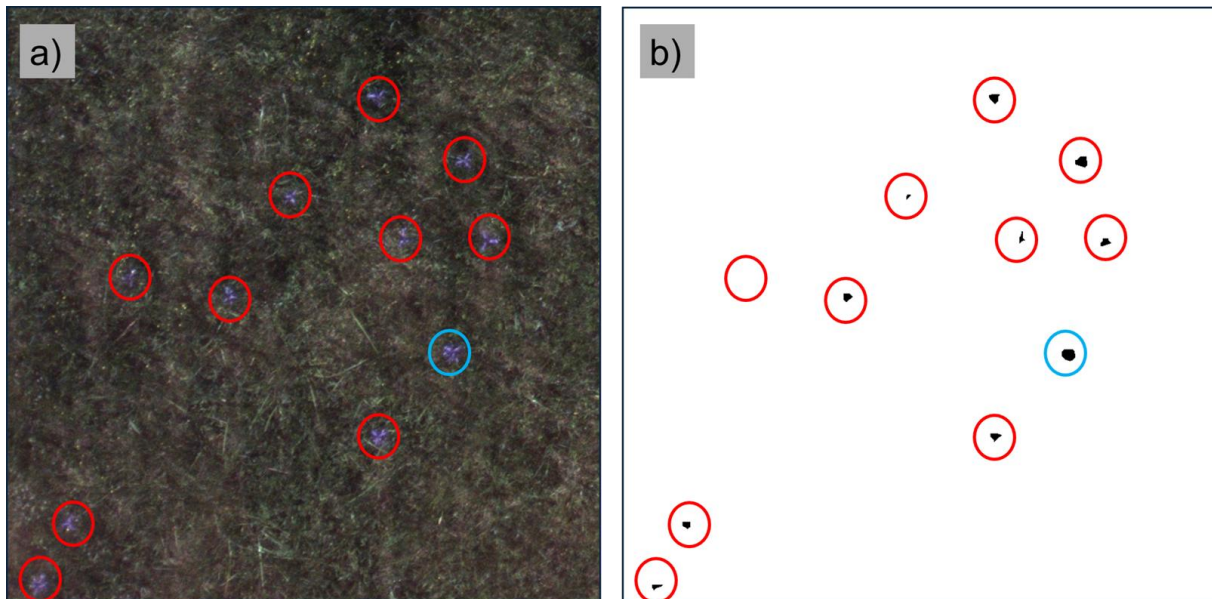


Abbildung 14: Vorkartierung von *I. spuria* mittels Schwellenwertverfahren: Das Originalbild (a) wurde zunächst in den HSV-Farbraum umgewandelt. Anschließend wurden die Werte der "H"-Komponente (engl. Hue, Farbwert), die die Farbe einer Schwertlilie (blau umkreist) beschrieben, ermittelt. Diese Werte wurden verwendet, um andere Pixel mit ähnlichen Farbwerten abzugrenzen. So konnten neun von zehn weiteren Schwertlilien (rot umkreist) korrekt identifiziert werden (b): Schwarz = *I. spuria*, Weiß = Kein *I. spuria*. M. Dogotari, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

AP 4: Entwicklung eines Monitoringsystems für Zielarten und Renaturierungsmaßnahmen

Das Potenzial, ausgewählte Zielarten mittels Drohnenbefliegungen und KI zu monitoren, wird als hoch eingeschätzt. Sowohl für *Iris spuria* als auch für *Peucedanum officinale* konnten hochauflösende Aufnahmen mit unserem eigens entwickelten Kamerasystem erstellt werden. Eine Daumenregel im Bereich Deep Learning lautet: Wenn ein Mensch etwas im Bild erkennen kann, kann auch ein Algorithmus dies "lernen", vorausgesetzt, dieser sieht genügend Beispiele davon. Da wir bereits gezeigt haben, dass unsere Prozessungsketten in der Lage sind, aus einer kleinen Teilmenge eines großen Datenvolumens einer Befliegung sehr umfangreiche und leistungsfähige Trainingsdatensätze zu generieren, ist es sehr wahrscheinlich, dass ein KI-System, bei dem wir die Modelle vortrainieren und bei Wiederholungsbefliegung mit Beispielen aus einem kleinen Flächenausschnitt nachtrainieren, erfolgreich die Verbreitung zumindest von auffälligeren Zielarten kartieren und mit den Vorjahren vergleichen kann.

Ein weiterer Aspekt des Monitorings einzelner Zielarten ist die Anwendbarkeit verschiedener Deep-Learning-Ansätze. Die in den APs 1&2 beschriebene Segmentierungs-KI kann eine Zielart präzise kartieren, ist jedoch ressourcenintensiv und sowohl in der Trainings- als auch in der Anwendungsphase vergleichsweise langsam und damit nicht unmittelbar auf größerer räumlicher Skala, etwa auf Landesebene, umsetzbar. Der im Zwischenbericht 2023 vorgestellte Klassifikator ermöglicht hingegen eine erste gröbere Kartierung mittels eines Schiebefensters und konnte mit weniger aufwändig aufbereiteten Daten trainiert werden. Dies führte in der Anwendungsphase zu einem deutlich geringeren Bedarf an Rechenressourcen. Trotzdem konnte der Klassifikator bei stark variierender räumlicher Auflösung die Zielart zuverlässig identifizieren. Basierend auf diesem Ansatz kann ein Monitoringsystem auf der Landschaftsskala konzipiert werden, in dem zunächst ein Klassifikator bei gröberer Auflösung potentielle Vorkommen der Zielart detektiert und anschließend nur dort die Zielart mit einer feineren Segmentierungs-KI und bei hoher räumlicher Auflösung flächenscharf kartiert wird. Auf diese Weise kann der Verbrauch von Rechenressourcen minimiert und das Ergebnis maximiert werden.

Die Evaluierung des Erfolgs von Renaturierungsmaßnahmen in Stromtalwiesen durch die Analyse der spektralen Diversität wurde durchgeführt. Hierfür wurde ein neu beschafftes Hyperspektralsystem zum Einsatz gebracht und entsprechende Daten aufgenommen. Die im Zwischenbericht 2023 angeführte Vorstudie aus einem Vorgängerprojekt wurde inzwischen veröffentlicht (Große-Stoltenberg et al. 2025). Die Analysen der Hyperspektraldaten sind vielversprechend und belegen, dass die beflogene renaturierte Fläche eine messbar höhere spektrale Diversität als die Umgebung aufweist, sowohl im Vergleich zum umliegenden nicht-renaturierten Grünland als auch zu benachbarten Ackerflächen (Abb. 15 und 16). In Kooperation mit Prof. Dr. Norbert Hölzel und Dr. Denise Rupprecht (beide Universität Münster) wurden sowohl auf der renaturierten Fläche als auch angrenzend insgesamt 80 Vegetationsaufnahmen angefertigt. Eine gemeinsame Publikation, in der die Daten zur pflanzlichen und spektralen Diversität miteinander verknüpft werden, ist für 2026 vorgesehen.

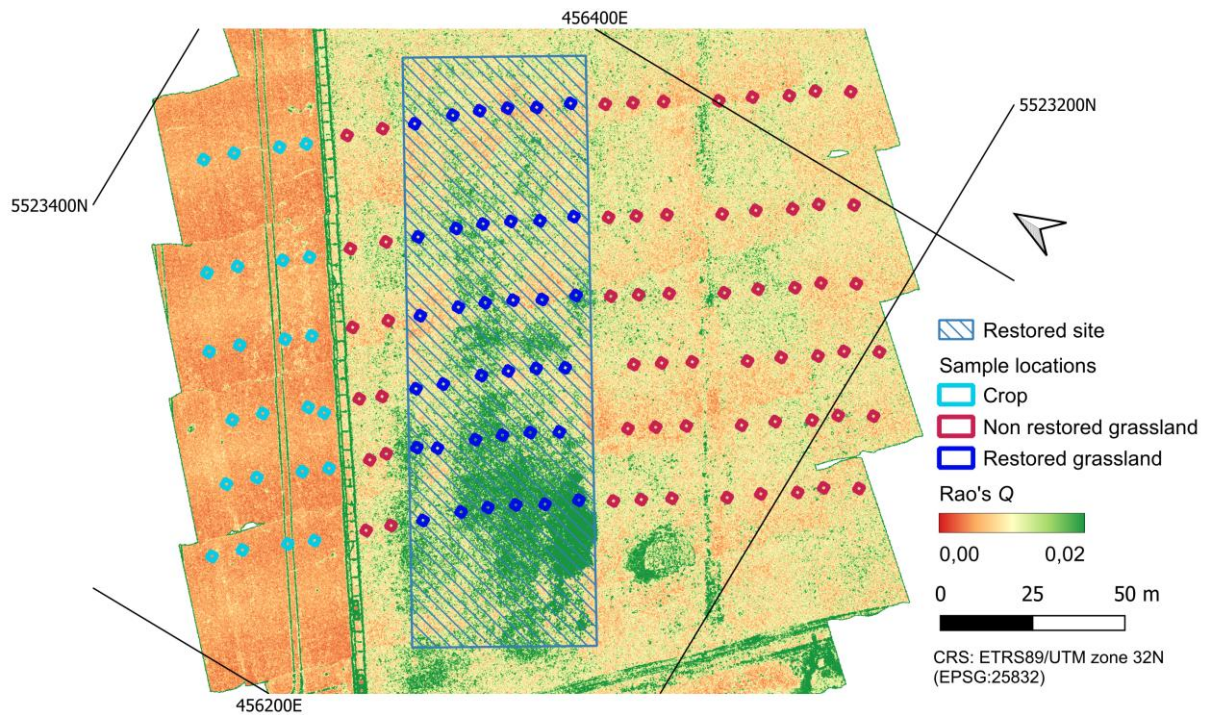


Abbildung 15: Spektrale Diversität (Rao Q) auf einer renaturierten Stromtalwiese und der nicht renaturierten Umgebung, berechnet auf Basis von Hyperspektraldaten. M. Dogotari, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

Eine statistische Auswertung der in Abb. 15 dargestellten Probeflächen der unterschiedlichen Landnutzungstypen belegt deutlich, dass sowohl Mittelwert und Median als auch die Spannweite der erfassten spektralen Diversität auf der renaturierten Fläche deutlich höher sind als auf dem nicht renaturierten Grünland (Abb. 16). Auf der angrenzenden Ackerfläche wurde die niedrigste spektrale Diversität gemessen.

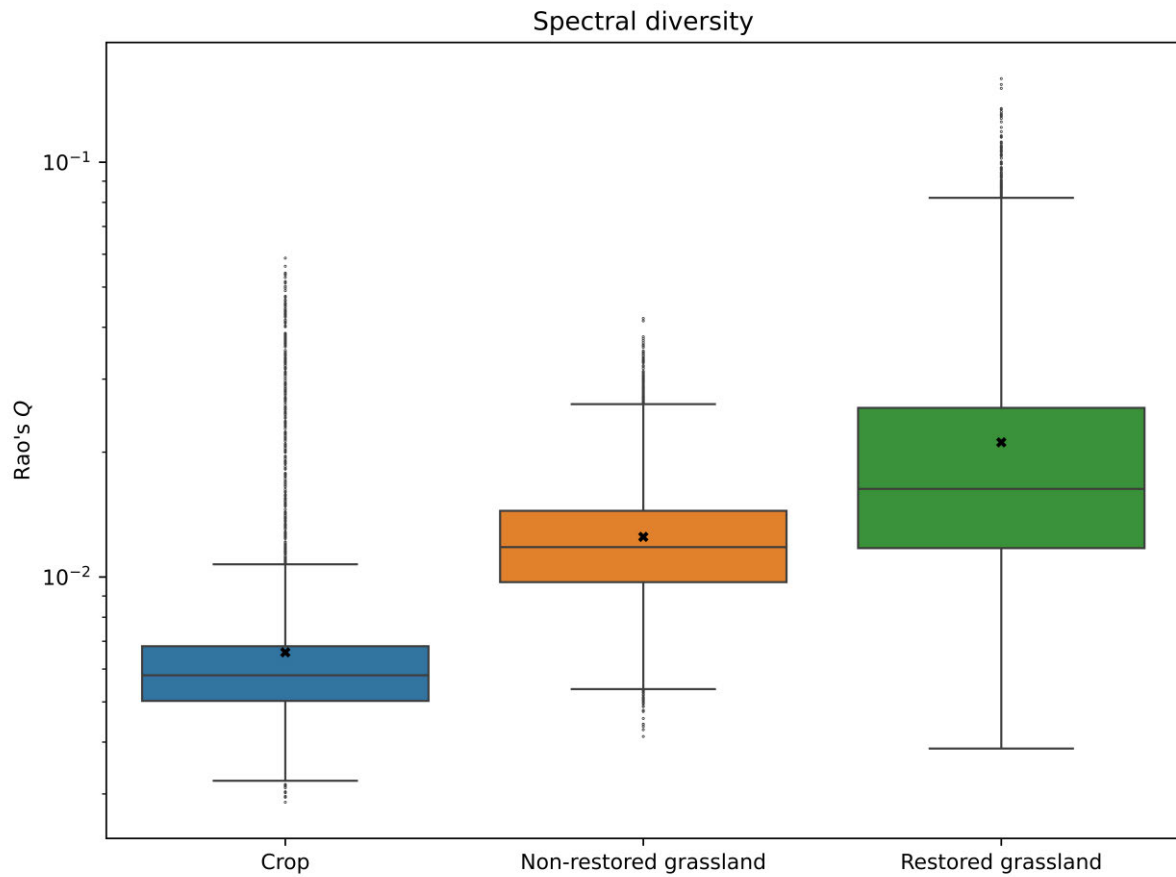


Abbildung 16: Spektrale Diversität (Rao Q) auf einer renaturierten Fläche und Umgebung, berechnet auf Basis der Hyperspektralbilder. Beprobung aus Abb. 15. M. Dogotari, A. Große-Stoltenberg, T. Kleinebecker. Lizenz: CC BY 4.0

Fazit des Projekts „Monitoring von Zielarten des Naturschutzes und von invasiven Arten per Fernerkundung (MonA)“

Der Abschlussbericht dokumentiert, dass das Projekt MonA die im Vorhaben definierten Zielsetzungen im wesentlichen Maße erreicht hat. Die wichtigsten Erkenntnisse und Errungenschaften lassen sich in vier übergreifenden Punkten zusammenfassen:

1. Methodische Innovationen

- **KI-Modelle zur Detektion von *Ailanthus altissima* mit hoher Generalisierbarkeit** – U-Net-basierte Segmentierungs-Netze erreichten nach Optimierung hohe Genauigkeiten (Recall = 0,85 und Precision = 0,91). Die Modelle sind nicht nur auf Orthomosaik, sondern auch auf reine Drohnenbilder anwendbar (F1-Score > 0,88, AUC > 0,87). Durch die Nutzung von free-and-open source Software ist der Ansatz prinzipiell auf andere Untersuchungsgebiete in Hessen anwendbar.
- **Detektion von Zielarten im Unterwuchs von Wäldern** – Der bisher im Grünland etablierte Ansatz zur Detektion von Zielarten wurde durch ein Verfahren ersetzt bzw. erweitert, das Informationen aus sich überlappenden Drohnenbildern durch photogrammetrische Ansätze extrahiert. Damit werden Sichtbehinderungen durch das Kronendach konsequent berücksichtigt – ein entscheidender Fortschritt für die Detektion von *Ailanthus altissima* im Unterwuchs von Wäldern.
- **Optimierte Bild- und Daten-Processierungsketten** – Durch die Einführung von „Rezepten“ zur (semi-)automatisierten Verarbeitung von ultrahochoflösenden Drohnenbildern ist eine Übertragung auf andere, ähnlich hochauflösende Bilddaten gegeben. Eine potentielle Anwendung beschränkt sich dabei nicht nur auf Invasionen von *Ailanthus altissima*, sondern ermöglicht generell die flächenhafte 3D-Analyse der Vegetationsstruktur anhand optischer Daten.
- **Nutzung von Drohnen- und Satellitendaten zur Detektion von absterbenden Bäumen** – Das Untersuchungsgebiet zur Detektion von *Ailanthus altissima* ist charakterisiert durch das Absterben von Einzelbäumen (v.a. Kiefer) aus der kronenbildenden Baumschicht. Die ultrahochoflösenden Drohnenbilder wurden einem Datenportal zur Verfügung gestellt, das weltweit Drohnenbilder sammelt. Mit diesen Daten werden KI-Algorithmen trainiert, die absterbende und tote Bäume detektieren. Zudem sollen damit Referenzdaten zur Detektion von absterbenden Bäumen per Satellitenfernerkundung (Sentinel-2) erstellt werden. Diese Anwendung hat eine große Relevanz und bietet auch ein großes Anwendungspotential für Hessen.

2. Erfolgreiche Anwendung auf invasive und Zielarten

Art	Habitat	Datengrundlage	Ergebnis	Besonderheit
<i>Ailanthus altissima</i> (Götterbaum)	Kiefernwald (Südhessen)	2021-2023 Drohnenbefliegungen, Multi-View- Bildatensätze	Detektion auch im Unterwuchs, 80 % mehr Fläche erfasst als klassische Methode mit Orthomosaik	Sehr gute Modellgüte bei kleinem Trainingsdatensatz ($\approx 0,2$ % Fläche)
<i>Peucedanum officinale</i> (Haarstrang)	Stromtalwiese (Oberrhein)	VHR-RGB (2 mm px ⁻¹)	Zielart bedeckt 71,4 m ² der 4,0 ha großen Fläche, Ergebnis abhängig vom Kartierzeitpunkt	Grundlage für KI-Training der Zielarten-Detektion
<i>Iris spuria</i> (Wiesen- Schwertlilie)	Stromtalwiese (Oberrhein)	VHR-RGB + HSV-Schwel- wertverfahren	Halbautomatisierte Vorkartierung (≈ 90 % Trefferquote)	Bildbasierte Merkmalextraktion als Vorstufe für Deep-Learning

Die Kombination aus hochauflösenden Drohnenbildern und KI-gestützter Analyse ermöglicht ein **flächenscharfes Monitoring**, das in wenigen Minuten Ergebnisse liefert, für die ein Mensch per manueller Bildinterpretation Monate benötigen würde.

3. Skalierbarkeit und Transfer auf gröbere Fernerkundungsdaten

Durch schrittweises Upscaling (8 mm \rightarrow 80 mm px⁻¹) wurde nachgewiesen, dass die Segmentierungs-KI ab ca. 16 mm px⁻¹ kaum mehr brauchbare Ergebnisse liefert: die Erkennungsrate von *A. altissima* fällt auf nur noch 5 %.

Für Satelliten- bzw. Luftbilder empfehlen wir basierend auf den Projektergebnissen deshalb ein zweistufiges Verfahren:

1. **Verwendung eines Klassifikators mit grober Auflösung** (z. B. Sentinel-2, 10 m) zur Vor-Identifikation potenzieller Hot-Spots und zur Abschätzung des Impacts großflächiger Invasionen.
2. **Detail-Analyse** der Hot-Spots mit dem im Projekt entwickelten hochauflösenden Segmentierungs-Modell (Drohnen Daten).

Damit wird ein **landesweites Frühwarn-Monitoring** ermöglicht, während die **Feinauflösung** für Bestands- und Maßnahmen-Evaluierung erhalten bleibt.

4. Bewertung der Renaturierungsmaßnahmen

- Auswertungen von Hyperspektraldaten zeigen, dass die renaturierten Stromtal-Wiesen eine signifikant höhere spektrale Diversität (Rao-Q-Index) besitzen als angrenzende nicht-renaturierte Grünland- und Ackerflächen ($p < 0,01$). Somit wurde ein fernerkundungsbasierter Indikator zur Kontrolle der Renaturierungsmaßnahmen entwickelt, der auf den **ökologischen Erfolg** der Renaturierungsmaßnahmen hindeutet.
- Es kann angenommen werden, dass die erhöhte spektrale Diversität mit der höheren pflanzlichen Artenvielfalt korreliert. Dies soll nach Projektende im Jahr 2026 durch eine Publikation belegt werden.

5. Wissenschaftlicher und gesellschaftlicher Mehrwert

- **Publikationen & Datenfreigabe** – 5 Fachartikel (in Vorbereitung bzw. eingereicht) und ein öffentlich zugänglicher Datensatz (deadtrees.earth) wurden bereits realisiert.
- **Interdisziplinäre Kooperationen** – Partnerschaften mit der Universität Freiburg (Totholz-Kartierung), der Universität Sassari (Mediterrane Vergleichsstudie), dem Drohnenlabor der Hochschule Rhein-Waal (Entwicklung von drohnengestützten Sensorsystemen) und der Universität Münster (Vegetations-Spektraldaten-Analyse) erweitern die methodische Basis und erhöhen die Reichweite der Ergebnisse.
- **Anwendbarkeit in der Praxis** – Der entwickelte KI-Prototyp ist bereits einsatzfähig für die Behörden- und Management-Ebene (z. B. Naturschutz-Behörden, Forstverwaltungen) und liefert innerhalb von Stunden verlässliche Karten invasiver Bestände.

6. Ausblick und Empfehlungen

Handlung	Begründung
Einbindung des Drohnen-Monitoring-Systems in bestehende Naturschutz-Workflows	Beschleunigt die Entscheidungsfindung und reduziert Personalaufwand.
Weiterentwicklung eines hybriden Klassifikators (grobe + feine Auflösung)	Ermöglicht flächendeckendes Monitoring auf Landes- und Bundesebene.
Langzeit-Monitoring-Programm (jährliche Drohnenflüge + Satelliten-Zeitreihen)	Beobachtet Dynamiken von Ziel- und invasiven Arten und bewertet langfristige Renaturierungserfolge.
Standardisierung der Daten- und Modell-Architektur (Open-Source-Repository)	Fördert Wiederverwendbarkeit und internationale Zusammenarbeit.

Schlussbemerkung

Das MonA-Projekt hat gezeigt, dass **hochauflösende Fernerkundung in Kombination mit modernen KI-Verfahren** ein leistungsstarkes Werkzeug zur **flächenscharfen Erfassung naturschutzrelevanter Arten** darstellt. Die entwickelten Methoden sind robust, skalierbar und in der Praxis einsetzbar. Sie können damit einen entscheidenden Beitrag zur effizienten Umsetzung der europäischen Biodiversitätsstrategie und zur Sicherstellung langfristiger wirksamer Renaturierungs- und Management-Maßnahmen leisten .

Mit den im Projekt generierten Daten und Ergebnissen konnten Potentiale aber auch derzeitige Grenzen des fernerkundungsbasierten Monitorings von naturschutzrelevanten Pflanzenarten evidenzbasiert aufgezeigt werden. Für die tatsächliche Anwendung in der Naturschutzpraxis bedarf es weiterführender Untersuchungen und die professionelle Entwicklung von in der Praxis anwendbaren technischen Produkten/Softwarelösungen.

Im Namen aller Projektbeteiligten bedanken wir uns bei den Partnerinstitutionen, Förderern und dem Team der JLU Gießen für die hervorragende Zusammenarbeit und stehen für weiterführende Fragen sowie für die Implementierung der Ergebnisse in Verwaltungs- und Management-Prozesse jederzeit zur Verfügung.

Referenzen:

Baum L.-M. (2024): Geodatenanalyse zum Einfluss von Standortfaktoren auf das Vorkommen des Götterbaums *Ailanthus altissima* in Hessen. Bachelorarbeit an der Professur für Landschaftsökologie und Landschaftsplanung. Betreuer: Dr. André Große-Stoltenberg, Prof. Dr. Till Kleinebecker. Justus-Liebig-Universität Gießen.

Dogotari M, Kleinebecker T, Becker R, Große-Stoltenberg A (in Vorb.) Mapping *Ailanthus altissima* in the understorey of a drought affected Southern Hessian forest

Große-Stoltenberg A, Werner C, Hellmann C, Oldeland J, Thiele J (2025) Quantifying the spatial impact of an invasive Acacia on ecosystem functioning using remote sensing. *Ecological Indicators* 170, 112928. doi: 10.1016/j.ecolind.2024.112928

Marzialetti F, Lozano V, Große-Stoltenberg A, ... , Brundu G (2025): Assessing eco-physiological patterns of *Ailanthus altissima* (Mill.) Swingle and differences with native vegetation using Copernicus satellite data on a Mediterranean Island. *Ecological Informatics* 87, 103080. doi: 10.1016/j.ecoinf.2025.103080

Mosig, C, Vajna-Jehle J, Mahecha MD, ..., Dogotari M, ..., Große-Stoltenberg A, ..., Kleinebecker T, ..., Kattenborn T (2026). deadtrees.earth — An open-access and interactive database for centimeter-scale aerial imagery to uncover global tree mortality dynamics. *Remote Sensing of Environment* 332, 115027. doi: 10.1016/j.rse.2025.115027

Motti R, Zotti M, Bonanomi G, Cozzolino A, Stinca A, Migliozz A (2021). Climatic and anthropogenic factors affect *Ailanthus altissima* invasion in a Mediterranean region. *Plant Ecology* 222, 1347–1359. doi: 10.1007/s11258-021-01183-9

Müllerová J, Brundu G, Grosse-Stoltenberg A, Kattenborn T, Richardson DM. (2023). Pattern to Process, Research to Practice: Remote Sensing of Plant Invasions. *BIOLOGICAL INVASIONS* 25 (12): 3651–76. doi: 10.1007/s10530-023-03150-z

Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: Navab, N., Hornegger, J., Wells, W., Frangi, A. (eds) *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*. MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science 9351. Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-319-24574-4_28