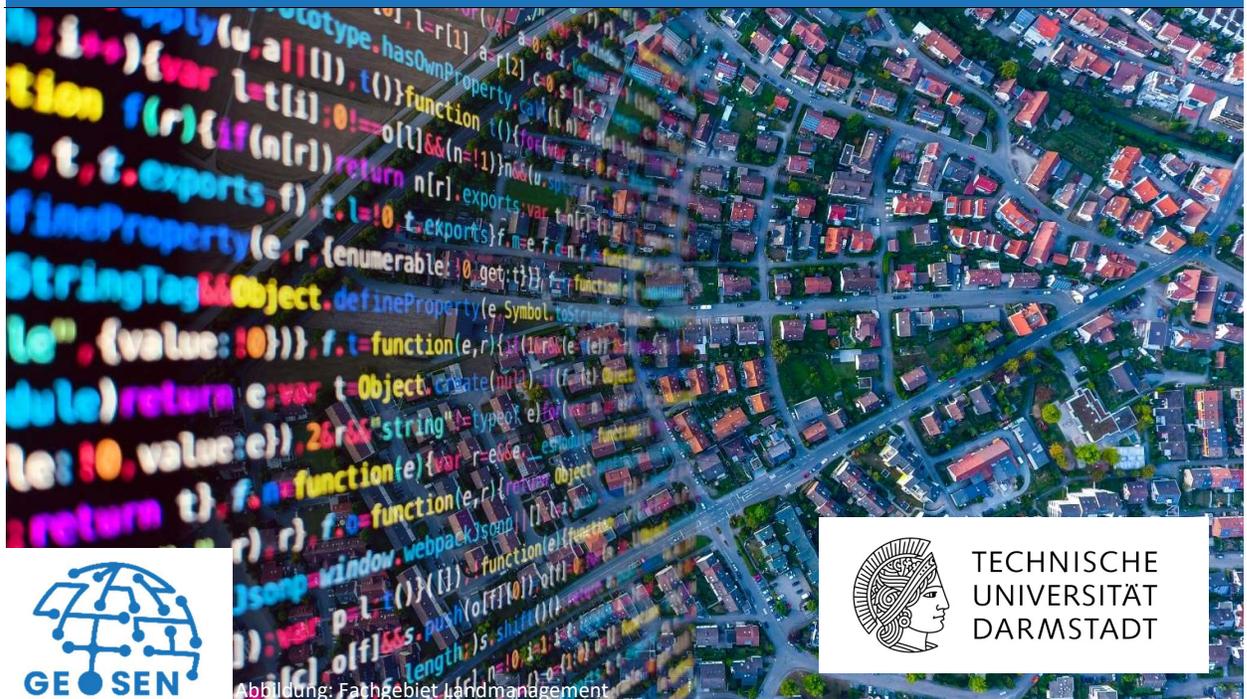


GeoSen – Künstliche Intelligenz und Geodaten zur Sensibilisierung für eine zukunftsfähige räumliche Entwicklung

Teilvorhaben Prozesssteuerung und -gestaltung der räumlichen Entwicklung

Leitfaden für die Nutzung von Daten und Tools zur Sensibilisierung für Veränderungsprozesse in ländlichen Regionen in Deutschland – Ergebnisbericht des Forschungsprojekts GeoSen

Projektlaufzeit: 01. Juli 2022 – 30. Juni 2024
Förderkennzeichen: 01DS22003A



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

Abbildung: Fachgebiet Landmanagement

Institution	Ansprechpartner:innen
Fachgebiet Landmanagement, Technische Universität Darmstadt	Prof. Dr.-Ing. Hans-Joachim Linke
CORAmaps GmbH	Dr.-Ing. Markus Huhn
Lehrstuhl für Landmanagement und Landschaftsarchitektur, H. Kołłątaj Universität für Landwirtschaft in Krakau	Prof. Dr. hab. inż. Józef Hernik
GEOMATIC Michał Wyczałek-Jagiello	Michał Wyczałek-Jagiello

Autor:innen

Prof. Dr.-Ing. Hans-Joachim Linke, M.Sc. Julien Kogel, M.Sc. Luisa Ritter
 Fachgebiet Landmanagement, Technische Universität Darmstadt

Projektleitung

Prof. Dr.-Ing. Hans-Joachim Linke

Technische Universität Darmstadt
 Fachbereich Bau- und Umweltingenieurwissenschaften
 Institut für Geodäsie
 Fachgebiet Landmanagement
 Franziska-Braun-Str. 7
 64287 Darmstadt
 Tel.: 06151 / 16 - 21964
 E-Mail: hans-joachim.linke@tu-darmstadt.de
 Website: www.geodesy.tu-darmstadt.de/landmanagement

Das diesem Bericht zugrundeliegende Vorhaben wurde mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung unter dem Förderkennzeichen 01DS22003A gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autorinnen und Autoren.

1 Einleitung

Trotz der Zunahme der Gesamtfläche bewaldeter Gebiete in Deutschland hat die Bundeswaldinventur 2024 ergeben, dass Wälder im Bundesgebiet erstmals seit Jahrzehnten weniger Kohlenstoff binden als sie freisetzen (BMEL 2024). Diese Entwicklung, maßgeblich durch Waldschäden wie Borkenkäferbefall und Dürre bedingt, verdeutlicht die Notwendigkeit eines umfassenden Monitorings von Naturräumen. Wälder und andere Ökosysteme spielen eine zentrale Rolle im Klimaschutz und der Anpassung an den Klimawandel, indem sie als Kohlenstoffspeicher und Lebensräume für die Biodiversität fungieren. Der Einsatz von Fernerkundungsdaten bietet hier eine entscheidende Möglichkeit, Naturräume systematisch zu analysieren, Veränderungen frühzeitig zu erkennen und Maßnahmen zu deren Schutz und Erhalt gezielt umzusetzen.

Im Verbundvorhaben GeoSen (Künstliche Intelligenz und **Geodaten** zur **Sensibilisierung** für eine zukunftsfähige räumliche Entwicklung) wurden Anwendungsbereiche von Fernerkundungsdaten in der behördlichen Praxis identifiziert und mittels beispielhafter Anwendungsentwicklungen Methoden aufgezeigt, die durch die computerbasierte Auswertung dieser Daten Mehrwerte für den Natur- und Landschaftsschutz liefern können. Im Projekt untersuchten zwischen Juni 2022 und Juni 2024 das Fachgebiet Landmanagement der Technischen Universität Darmstadt in Kooperation mit der Agraruniversität Krakau (Polen), den Unternehmen CORAmaps und GEOMATIC gemeinsam unterschiedliche Anwendungsmöglichkeiten in ausgewählten Regionen Deutschlands und Polens. Das Projekt konzentrierte sich räumlich auf die Bundesländer Hessen und Rheinland-Pfalz sowie die Woiwodschaften Schlesien, Kleinpolen und Heiligkreuz. In fünf wesentlichen Projektphasen wurden zunächst die Arten von Landnutzungsänderungen innerhalb der deutschen Untersuchungsgebiete anhand von Experteninterviews mit behördlichen Vertretern und Vertreterinnen einzelner Landkreise erhoben. Darauf aufbauend wurde eine Umfrage durchgeführt, um mögliche Anwendungsfälle zu identifizieren und Informationen zu aktuellen Monitoring-Praktiken im Bereich von Landnutzungsänderungen zu erhalten. Aus den Ergebnissen der Interviews, der Umfrage und der Potenzialrecherche wurden Anwendungsfälle entwickelt, die in einem WebGIS bereitgestellt und anschließend in einem Workshop praktisch erprobt und diskutiert wurden.

Im vorliegenden Leitfaden wird erläutert, wie KI für das Monitoring von Landnutzungsänderungen eingesetzt werden kann. Es werden die entwickelten Anwendungen sowie ihre Funktionsweise vorgestellt und die Potentiale der Nutzung interaktiver Geodaten beim Monitoring diskutiert. Abgeleitet aus den Projektrecherchen und -ergebnissen werden Empfehlungen für die praktische Umsetzung von KI und Fernerkundung in der behördlichen Praxis sowie der Umgang mit förderlichen und hemmenden Faktoren dargelegt.

2 KI für das Monitoring von Landnutzungsänderungen

Der Begriff der künstlichen Intelligenz (KI; engl. Artificial Intelligence (AI)) wird im Allgemeinen als Überbegriff für verschiedene Formen der Nachbildung menschlicher Kognition – des Verstandes, Lernens oder Denkens – verwendet, wobei die Ausprägung der Nachbildung variiert (Fischer 2024). Die jüngsten Entwicklungen im Bereich der Synthese menschlicher Konversationen durch Algorithmen der natürlichen Sprachverarbeitung, wie beispielsweise ChatGPT (OpenAI 2022) oder LLama3 (Meta 2024), vermitteln den Eindruck einer umfassenden KI (Kovács 2023). In den meisten Fällen wird mit dem Begriff KI jedoch ein Algorithmus bezeichnet, der sich den Methoden des maschinellen Lernens bedient (Jung 2024). Dabei wird einem Modell ein zu lernender Sachverhalt (bspw. Klassifizierung oder Objekterkennung) anhand eines Datensatzes beigebracht. Dies kann in Form von Bildern, Texten oder Zahlen erfolgen. Auf Basis der Trainingsdatensätze generiert das Modell Prognosen, beispielsweise ob ein neues, zuvor unbekanntes Bild ebenfalls der gelernten Kategorie zugeordnet werden kann (ebd.). In diesem Leitfaden wird demnach nicht die Entwicklung und Anwendung einer vollwertigen KI thematisiert, sondern vielmehr das Aufzeigen der Einsatzmöglichkeiten dieser innovativen Datenverarbeitungsalgorithmen, die sich jenen Methoden des maschinellen Lernens bedienen.

Die Anwendung maschinellen Lernens ist mit Herausforderungen und Unsicherheiten in den Ergebnissen verbunden. Die Ergebnisse einer maschinell gelernten Prognose sind mit einer Wahrscheinlichkeit des Zutreffens behaftet (Jung 2024). Im Trainingsprozess wird die Genauigkeit der Prognosen durch eine Verlustfunktion bemessen und optimiert (ebd.). Aus diesem Grund müssen die Ergebnisse maschinell gelernter Algorithmen immer kritisch bewertet und mit Vorbehalt hinsichtlich der Zuverlässigkeit angesehen werden. Angesichts dieser Einschränkung sind KI-Methoden im Monitoring von fachlichen und behördlichen Aufgaben lediglich als vorbereitender Schritt, unterstützendes Werkzeug oder Annäherung einzuordnen.

Die Anwendung von KI im öffentlichen Sektor wird bspw. von Heine et al. (2023) in die Bereiche „Informieren und Kommunizieren“, „Erkennen“ sowie „Agieren“ eingeordnet. Diese allgemeine Aufteilung lässt sich gleichermaßen auf den Aufgabenbereich des Landmanagements und spezifisch auf das Monitoring von Landnutzungsänderungen übertragen. Der Fokus dieses Leitfadens liegt auf dem Bereich des „Erkennens“, einer Unterstützung der fortlaufenden Begleitung des Monitorings von Landnutzungsänderungen durch KI-Algorithmen. Die Bereiche des „Informierens und Kommunizierens“ werden insofern flankiert, dass die Kommunikation der Ergebnisse in einfach zugänglichen, digitalen Formaten stattfinden soll. Hierbei werden jedoch keine KI-Methoden angewendet, sondern bereits etablierte Geoinformationssysteme (GIS) eingesetzt.

Die wesentliche Voraussetzung für einen annähernd zuverlässigen Einsatz von maschinellem Lernen ist die Bereitstellung geeigneter und umfangreicher Datensätze, um den gewünschten Sachverhalt abbilden zu können. Das Risiko einer Fehleinschätzung steht in direkter Abhängigkeit der „Güte“ des Datensatzes (Jung 2024). Zu diesen Güte-Kriterien zählen im Wesentlichen der Umfang (Anzahl der einzigartigen Datenpunkte) und die Genauigkeit der bereitgestellten Datengrundlage. Üblicherweise werden für maschinelle Lernaufgaben Datensätze händisch erarbeitet, bspw. werden bei Klassifizierungsaufgaben Bildern Titel mit der jeweils zutreffenden Kategorie zugewiesen. Treten bei dieser händischen Zuordnung Fehler auf oder sind die verwendeten Beispiele ungenau bezeichnet, hat dies direkten Einfluss auf die Möglichkeit eine KI-Anwendung auf diesen Daten erfolgreich zu trainieren (ebd.). Das Bereitstellen eines umfangreichen und fehlerfreien Datensatzes ist einerseits eine wesentliche Voraussetzung gleichzeitig aber auch ein deutlicher Kostenfaktor in der Entwicklung einer funktionsfähigen KI-Anwendung (Bessen et al., 2022). Besonders für den Einsatz im öffentlichen Sektor ist eine Balance zwischen Funktions- und Kostenumfang wichtig, um KI-Prozesse nachhaltig in Prozesse der öffentlichen Hand eingebunden zu werden.

Dem Forschungsprojekt GeoSen lag ein entsprechender Anspruch zu Grunde, die Nutzbarkeit von kostenlosen Daten und lizenzfreien KI-Algorithmen (Open Source) zu untersuchen, für welche Aufgaben sich dieser Ansatz eignet. Für diese Einschätzung ist als erstes die *Definition des Aufgabengegenstands* ausschlaggebend. Im Aufgabenfeld des Erkennens von Landnutzungsänderungen kann zunächst zwischen dem eingänglichen Identifizieren einer Landnutzungsart zu einem Zeitpunkt, den Entwicklungen innerhalb einer Nutzung sowie der Erkennung von Übergängen verschiedener Landnutzungsarten über einen Zeitraum unterschieden werden. Dabei bedingt die Erkennung von Nutzungsübergängen die Fähigkeit, verschiedene Nutzungsarten voneinander unterscheiden zu können und setzt somit die erste Teilaufgabe der Identifizierung voraus.

Für die Zusammenstellung der Datengrundlage eignen sich Fernerkundungsdaten zur optischen Dokumentation der Erdoberfläche wie Satellitenbilder unterschiedlicher Spektralbänder, orthogonale Fotografien von Befliegungen oder dreidimensionale Scannerfassungen (ARL 2018). Die technischen Unterschiede bedingen mit steigendem Detailgrad insb. der Bodenauflösung und zeitlichen Wiederholungsraten der erfassten Ergebnisse gleichermaßen eine Zunahme des Aufwands, was wiederum mit steigenden Kosten verbunden ist (Grenzdörffer 2022). Die Bodenauflösung definiert, welche Landnutzungen in den Geodaten erkannt werden können. Großflächig zusammenhängende Nutzungen (über 5 ha) wie landwirtschaftliche Schläge, Wald- oder Wasserflächen lassen sich bereits bei einer räumlichen Auflösung von 10 bis 60 m pro Pixel noch erkennen, welche bspw. in den kostenfreien Sentinel 2-Satellitendaten des Copernicus-Programms auftreten. Eine Herausforderung in diesen groben

Auflösungen tritt in den Grenzregionen zwischen verschiedenen Nutzungen auf. Abhängig davon, wie das Raster festgelegt wurde, fallen die Grenzen mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht auf die identischen Ränder der Rasterauflösung. In diesen Fällen, bei denen die Ränder der Nutzungen innerhalb eines einzelnen Pixels zusammenfallen, werden deren Farb- und/bzw. Spektralwerte gemischt und für den Pixel gemittelt ausgegeben (Kok 2001). Die Position des Grenzverlaufs lässt sich entsprechend nicht präziser innerhalb des Rasters definieren. Für Identifizierungsaufgaben, bei denen eine exaktere Abgrenzung (bspw. auf Flurstücks-Niveau) erforderlich ist, müssten zusätzliche Informationen oder höher aufgelöste Daten zur Ableitung des Grenzverlaufs herangezogen werden.

Ein Anhaltspunkt für die Bestimmung der *Räumlichen Auflösung* für den Aufbau eines KI-Trainingsdatensatzes ist die Fähigkeit eines oder mehrerer Experten, mit bloßem Auge die Landnutzung aus den Geodaten eindeutig und mit hoher Zuversicht identifizieren zu können. In einem ersten Schritt kann mit involvierten Experten der eigenen Behörde eruiert werden, welche Geodatengrundlage in der praktischen Tätigkeit für eine manuelle Identifizierung herangezogen, ob davon ausgehend eine niedrigere Auflösung ausreichen könnte bzw. eine höhere erforderlich wäre und ob die eigene Interpretationsfähigkeit auf zusätzlichen Informationen (Metadaten) außerhalb der reinen Bildgrundlagen beruht. Die vorliegende Einschätzung dient der Vorbereitung einer kontextfreien Trainingsdatenerarbeitung. Kontextfreiheit bedeutet in diesem Fall, dass die Genauigkeit der algorithmischen Interpretation nicht durch externe Informationen beeinträchtigt wird. Diesbezüglich seien beispielsweise Informationen zum räumlichen oder zeitlichen Kontext der Aufnahme angeführt, welche im späteren Trainingsprozess vom verwendeten Algorithmus nicht berücksichtigt werden können, jedoch als notwendig erachtet werden, um die Landnutzung eindeutig zu identifizieren. Hierbei kann es sich um Angaben zur Ortslage, Jahres- und Tageszeit handeln. Die Überführung großflächiger, einfarbiger, homogen strukturierter Landnutzungen in einen eindeutigen Datensatz erweist sich als einfacher als die von kleinteiligen, komplexen oder heterogenen Landnutzungen. Als Beispiel für die Komplexität heterogener Landnutzungen kann die Unterscheidung baulicher Nutzungen innerhalb eines Siedlungskörpers angeführt werden, die teilweise nur anhand einzelner Indizien eindeutig zugeordnet werden können.

Für ein kontinuierliches Monitoring sind ebenfalls die Abstände der *Zeitlichen Auflösung* relevant, die minimal bzw. maximal zwischen den Aufnahmezeitpunkten liegen dürfen, um Veränderungen in der Landnutzung feststellen zu können. Dies umfasst sowohl Entwicklungen oder Ereignisse innerhalb einer gleichbleibenden Nutzung sowie den Übergang zwischen verschiedenen Nutzungsarten. Aus der Kombination der räumlichen und zeitlichen Auflösung lässt sich abschätzen, ob eine kontinuierliche Monitoring-Aufgabe geeignet ist, in einen KI-Trainingsdatensatz überführt zu werden. Bei Aufgaben, die eine niedrige Wiederholungsrate (1-3 jährlich) erfordern, können

räumlich höher aufgelöste Daten kostengünstig verwendet werden, die bspw. von behördlicher Seite in Form von Orthofotografien in regelmäßigen Jahresabständen erfasst werden. Sobald unterjährliche Zeitabstände erforderlich werden, bspw. im Kontext von landwirtschaftlichen Fruchtentwicklungen, bieten sich als kostenlose Version Sentinel-Daten mit Wiederholungsraten von 3-5 Tagen an, die jedoch mit einer geringeren räumlichen Auflösung verbunden sind (vgl. Copernicus Programm 2022). Die eigene Erhebung von Fernerkundungsdaten zum Zweck des KI-Trainings ist aufgrund der überproportionalen Mehrkosten im Vergleich zu dem potenziellen Aufwandsersparnis, welches durch die automatisierte Auswertung der Daten gewonnen werden könnte, nicht zu empfehlen. Vielmehr bietet es sich an, Synergien aus bereits erhobenen Daten zu generieren, indem manuell durchgeführte Analysen mittels KI-Algorithmen nachempfunden werden. Entsprechend ist es empfehlenswert, die möglichen Anwendungsfelder für KI-basierte Auswertungen auf die bereits bestehenden Datengrundlagen zu beschränken und anhand der Eigenschaften der Datengrundlagen über die Eignung der Aufgaben zu entscheiden. Die Verfügbarkeit aus räumlicher und zeitlicher Auflösung wurde im Rahmen des Projekts GeoSen als ein ausschlaggebendes Kriterium für die Auswahl der Anwendungsbereiche herangezogen.

3 Innovative Tools für das Monitoring von Landnutzungsänderungen

In der Forschung findet sich eine steigende Anzahl an Methoden zu Fernerkundung und KI. Der nächste Schritt sollte es sein, die entwickelten Projekte sinnvoll in der Praxis einzusetzen, um Abläufe zu verbessern und zu vereinfachen und das Potential dieser Methoden vollständig auszuschöpfen. Im Projekt wurden beispielhaft drei Anwendungen entwickelt, die in einem WebGIS zur Erprobung zur Verfügung gestellt wurden. Die entwickelten Anwendungen nutzen unterschiedliche Eingangsdaten und Auswertungsalgorithmen, die aufzeigen, wie Fernerkundungsdaten und KI beim Monitoring in Natur- und Landschaftsschutz unterstützen können.

3.1 Mahddetektion

Ein beträchtlicher Anteil der durch anthropogene Einflüsse entstandenen Ökosysteme ist nur durch eine regelmäßige landwirtschaftliche Bewirtschaftung in seinem Bestand zu sichern, so zum Beispiel Feucht- und Streuobstwiesen. Die Mahd beispielsweise verhindert ein Brachfallen der Flächen und somit die Aufrechterhaltung eines diversen Ökosystems (Thorn 2017). Gleichzeitig stellt die Mahd jedoch stets einen Störfaktor für die bestehenden Tier- und Pflanzenarten dar, weshalb ihr Zeitpunkt günstig gewählt werden sollte (Hampicke et al. 2014; Humbert et al. 2012).

Das Ziel des im Projekt entwickelten Anwendungsfall „Mahddetektion“ ist die Überwachung der Grünlandflächen in Hinblick auf Mahdzeitpunkte durch hochauflösende Erdbeobachtungsdaten der Copernicus-Mission der Europäischen Weltraumagentur ESA. Dies wird mit der Analyse des Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) erreicht: Der NDVI ist ein Vegetationsindex, der das Verhältnis der

reflektierten Strahlung im Rot- und Infrarot (NIR)-Bereich misst und kann als Maß für die Vitalität und Dichte der Vegetation herangezogen werden (Tucker 1979).

$$NDVI = \frac{(NIR - ROT)}{(NIR + ROT)}$$

Die hierfür benötigten optischen Bilddaten können mit einer räumlichen Auflösung von 10 m und einer zeitlichen Frequenz von 5 Tagen kostenlos bezogen werden. Mit diesen Daten und der Berechnung des NDVI wird eine großflächige und wiederkehrende Analyse erreicht. So können Rückschlüsse auf potentielle Mahdereignisse gezogen werden: Wird in der Zeitreihenanalyse eine Abnahme des NDVI erkannt, kann ein menschlicher Eingriff die Ursache sein. Die Ergebnisse können zur Bestimmung der Mahdhäufigkeit und zur Beurteilung der Zulässigkeit von Eingriffen - z.B. in Naturschutzgebieten - herangezogen werden.

Die Ausgabe im WebGIS erfolgt grafisch über ein NDVI-Verlaufdiagramm (siehe Abbildung 1). Im dargestellten Fall werden zwei Flächen, welche in einem Naturschutzgebiet liegen, im Jahr 2023 analysiert. Bei einer der Flächen (violette Linie) ist im Juni ein eindeutiger Knick im NDVI-Verlauf zu beobachten, der nach visueller Auswertung der Satellitenbilder – die ebenfalls im WebGIS erfolgt – auf ein Mahdereignis zurückzuführen ist. Die Veränderungen im Bereich der zweiten Flächen (grüne Linie) sind dagegen auf natürliche Schwankungen der Vegetation zurückzuführen.

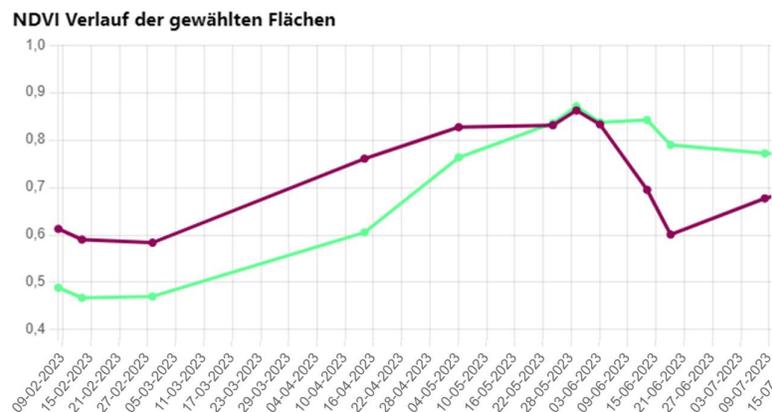


Abbildung 1: NDVI-Verlauf von zwei ausgewählten Naturschutz-Flächen.

Um ein automatisiertes Monitoring zu ermöglichen, wurde zusätzlich die Erkennung von NDVI-Sprüngen von mehr als 10 % (dieser Wert kann individuell angepasst werden) implementiert, sodass eine gezielte Warnung des Nutzers möglich ist, wenn ein Ereignis erkannt wird. Perspektivisch kann so ein nutzerfreundliches Dashboard entwickelt werden, in dem Flächen, auf denen in einem definierten Zeitraum ein Ereignis stattgefunden hat, gesammelt dargestellt werden. Der Nutzer kann dies visuell

anhand von Luftbildern oder Vor-Ort-Begehungen überprüfen. Da NDVI-Sprünge in engem Zusammenhang mit Wetterereignissen stehen, ist es zudem denkbar, den Algorithmus mit aktuellen Wetterdaten zu kombinieren, sodass Ereignisse, die mit einer Trockenperiode in Zusammenhang stehen, dem Nutzer nicht als potenzielles Mähereignis angezeigt werden.

Mithilfe von Indizes können eine Vielzahl von weiteren Anwendungsfällen betrachtet werden. Wasserstress von Pflanzen kann z.B. mithilfe des Crop Water Stress Index (CWSI) identifiziert und zur Überwachung des Wasserstatus von Pflanzen verwendet werden (Jackson et al. 1981). Der Normalized Difference Build-up Index (NDBI) ist für die Beurteilung von Flächenneuanspruchnahmen geeignet, da er eine Unterscheidung von bebauten und unbebauten Flächen ermöglicht (Anthony et al. 2024; Khalil & Satish Kumar 2024). Der Normalized Difference Water Index (NDWI) erlaubt die Identifikation von Wasserflächen sowie die Beobachtung von Veränderungen in Gewässern und Feuchtgebieten (Gao 1996). Dies ermöglicht z. B. auch die Beurteilung von Habitaten von Wasservögeln (Teng et al. 2021).

3.2 Fruchtfolge

Die signifikante Zunahme der Weltbevölkerung im vergangenen Jahrhundert hat die Entwicklung von Methoden zur Steigerung der Nahrungsproduktion in Form von intensiver Landwirtschaft und Spezialisierung erforderlich gemacht und damit weltweit für Ernährungssicherheit gesorgt (Pretty 2018, S. 362). Gleichzeitig ist ein Rückgang der Vielfalt der angebauten Nutzpflanzen zu verzeichnen, welcher einen entscheidenden Einfluss auf die Bodengesundheit, die Biodiversität sowie die Fähigkeit zur Anpassung an den Klimawandel aufweist (ebd.). Der Einsatz von synthetischen Düngemitteln und Pestiziden ist erforderlich, um eine ertragreiche Ernte auf einem biologisch vereinfachten Anbausystem (z. B. einer Monokultur) zu gewährleisten und die fehlende Diversität auszugleichen (Bowles et al. 2020, S. 285). Die Konsequenzen sind beispielsweise Bodenerosion und Wasserverschmutzung (Bowles et al. 2020, S. 285; Dubrovsky et al. 2010, S. 9). Eine potenzielle Alternative stellt die Fruchtfolge dar, d. h. eine Abfolge der im Laufe der Zeit angebauten Nutzpflanzen auf einem Feld. Diese kann die Bodengesundheit verbessern und Zyklen von Schädlingen und Krankheiten unterbrechen. Studien belegen unter anderem, dass Fruchtfolgen zu erhöhten Erträgen sowie einer höheren Resilienz gegenüber Dürren führen können (Renard & Tilman 2019, S. 258–259). Das Bundesnaturschutzgesetz (BNatSchG) sowie das Bundesbodenschutzgesetz (BBodSchG) sehen die Erhaltung und Förderung der biologischen Aktivität des Bodens durch eine entsprechende Fruchtfolgegestaltung als wichtigen Bestandteil der guten fachlichen Praxis an. Um dies in Landschafts- und Naturschutzgebieten zu überwachen, werden in der entwickelten Anwendung automatisiert Anbaukulturen bestimmt, mit den Vorjahreskulturen verglichen und so Monokulturen identifiziert.

Zur Überwachung des Fruchtwechsels und der damit zusammenhängenden Erfüllung von Naturschutzaufgaben kann die Verwendung fusionierter Inputdaten von optischen Satelliten (Sentinel-2 Satelliten der Copernicus Mission) und Radarsatelliten (z. B. Sentinel 1 Satelliten der Copernicus Mission) verwendet werden, um die verschiedenen Eigenschaften der unterschiedlichen Fruchtfolgen erkennen zu können. Mit modernen Algorithmen der Bildverarbeitung und maschinellem Lernen können die Vegetationstypen anhand ihrer spektralen Signaturen sowie ihren strukturellen und feuchtigkeitsbezogenen Eigenschaften der Pflanzen identifiziert werden. Die spektralen Signaturen, welche durch reflektiertes Licht in unterschiedlichen Wellenlängenbereichen erzeugt werden, variieren in Abhängigkeit vom jeweiligen Pflanzentyp. Radarsatelliten hingegen nutzen Mikrowellen, welche im Gegensatz zu optischen Sensoren Wolken, Nebel und Regen durchdringen und unabhängig vom Tageslicht arbeiten können. Die Mikrowellen interagieren mit den Pflanzenstrukturen, insbesondere mit Blättern, Stängeln und Ähren. Die Rückstreuung der Radarwellen erlaubt die Erfassung von Dichte, Höhe und Oberflächenbeschaffenheit der Vegetation. Zudem weisen Radarsatelliten eine hohe Sensitivität bezüglich des Wassergehalts der Pflanzen auf. Ein hoher Feuchtigkeitsgehalt der Pflanzen reflektiert die Radarwellen stärker, was eine Differenzierung der Pflanzenstruktur in verschiedenen Wachstumsphasen erlaubt.

Die Ausgabe im WebGIS erfolgt über einen Farbcode, der anzeigt, wie viele Jahre in Folge die gleiche Feldfrucht angebaut wurde und gibt Aufschluss über die Art der Nutzpflanze (vgl. Abbildung 2)



Abbildung 2: Fruchtfolge in einem Naturschutzgebiet.

3.3 Streuobstwiesen

Streuobstwiesen bieten einen wichtigen Lebensraum für eine Vielzahl von Tier- und Pflanzenarten und prägen das Landschaftsbild hierzulande mit. Durch das Bundesnaturschutzgesetz genießen sie daher einen besonderen Schutz, der die aktive Zerstörung der Biotope verhindert und gleichzeitig den Erhalt und die Pflege festschreibt (§ 30 BNatSchG, HMuKLV 2022). Dies ist mit erheblichem Aufwand verbunden und verglichen mit dem gewerblichen Obstbau weniger wirtschaftlich (Barde & Hochmann 2019). Der Erhalt dieser ökologisch wichtigen Flächen wird daher über Förderprogramme und behördliche Anordnungen unterstützt, was ein kontinuierliches Monitoring durch die UNBs erforderlich macht.

Für den im Projekt entwickelten Anwendungsfall „Streuobstwiesen“ wurden Ortholuftbildaufnahmen analysiert, auf deren Grundlage Baumstandorte identifiziert werden können, um Veränderungen im Baumbestand analysieren zu können. Mithilfe von Open Source Algorithmen der Computer Vision werden die Baumstandorte anhand des Schattenwurfs angenähert (OpenCV 2022; Villán 2019). Hierbei wird das menschliche Sehen zur Interpretation von Bilddaten nachempfunden (OpenCV 2022). Die im Bild enthaltenen Objekte können erkannt und die zugehörigen Pixelwerte segmentiert werden („Semantische Segmentierung“, Shotton & Kohli 2019). Hierzu wird zunächst der Kontrast jeder Luftbildkachel erhöht, und mithilfe des K-Means Algorithmus in helle und dunkle Bereiche unterteilt (Miyamoto 2008). Ein Kantenerkennungsalgorithmus (Canny-Edge-Detection) identifiziert die Baumschatten anhand ihrer Kanten (Zeelan Basha et al. 2021). Die Mittelpunkte der resultierenden Kreisobjekte werden als Punktobjekte ausgegeben, die dem Anwender oder der Anwenderin zur Verfügung gestellt werden (vgl. Abbildung 3). Die Ergebnisse können genutzt werden um bspw. die Abstände zwischen den Baumstandorten zu messen und Lücken zu identifizieren.

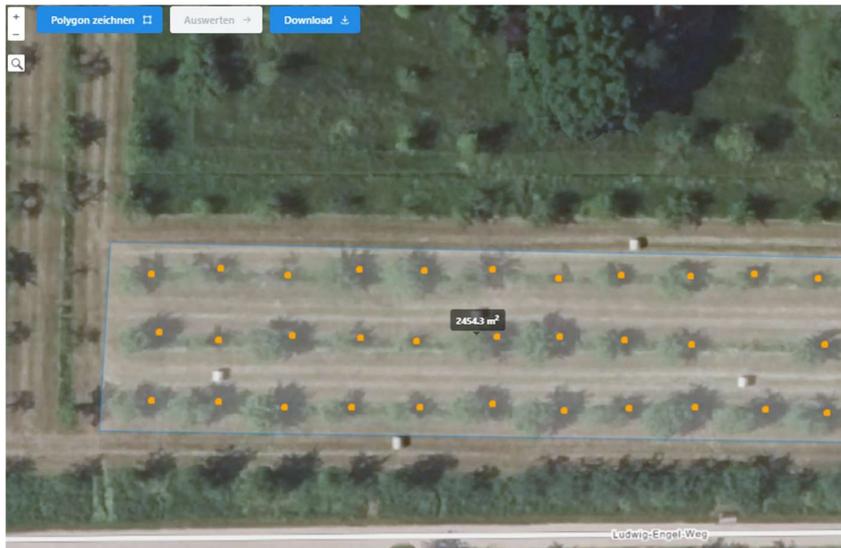


Abbildung 3: Baumstandorterkenntung auf einer Streuobstwiese.

Der Anwendungsfall zeigt, wie unterschiedliche bestehende Algorithmen der Bilderkennung und -verarbeitung sowie des maschinellen Lernens verbunden werden können, um neue Auswertungsalgorithmen zu erzeugen und so aus vorhandenen Datengrundlagen neue Erkenntnisse automatisiert zu gewinnen.

4 KI-Methoden und Fernerkundungsdaten in der Praxis

Die vorgestellten Anwendungsfälle sind Beispiele für die Umsetzung von KI-Algorithmen auf Basis von Fernerkundungs- und Geodaten. Bei der Überführung in die Praxis gilt es, die Potentiale zu nutzen, förderliche und hemmende Faktoren zu berücksichtigen und die Umsetzung durch in Projekten gewonnene Erkenntnisse zu unterstützen.

4.1 Potentiale interaktiver Geodaten

Der Mehrwert von Geodaten zur Sensibilisierung von Fachnutzenden in Kommunen, beispielsweise in Naturschutzbehörden, ist vielfältig und von großer Bedeutung für effektive Planungs- und Entscheidungsprozesse. Die Verwendung interaktiver Fernerkundungs- und Geodaten erlaubt es Fachanwenderinnen und Fachanwendern, komplexe räumliche Zusammenhänge adäquat zu erfassen und zu veranschaulichen. Für die Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter der Kommunen impliziert dies die Möglichkeit, Ökosysteme, Habitate und Artenverteilungen in ihrem räumlichen Kontext zu betrachten. Dies fördert ein Verständnis der lokalen Umwelt und ihrer Dynamiken, welches über die Betrachtung von Einzelaspekten hinausgeht.

Die Integration verschiedener Datensätze aus unterschiedlichen Quellen ermöglicht es Fachnutzenden *fundierte, datenbasierte Entscheidungen* zu treffen. Innerhalb der Kommune besteht die Möglichkeit, Daten, beispielsweise zu Bodenqualität, Vegetation, Wasserressourcen und Artenvielfalt mit hochaufgelösten Fernerkundungsdaten zu kombinieren, um auf dieser Grundlage eine optimale Ausweisung von Schutzgebieten oder die Entwicklung von Managementplänen zu gewährleisten. Die Nutzung von Zeitreihendaten ermöglicht es Fachnutzenden, Veränderungen in der Landschaft, in Ökosystemen oder Populationen über längere Zeiträume zu beobachten und zu analysieren. Dadurch können Trends frühzeitig erkannt und Maßnahmen ergriffen werden, bevor irreversible Schäden entstehen. Durch die präzise räumliche Analyse können Ressourcen gezielter eingesetzt werden. In der Naturschutzbehörde kann dies bedeuten, dass Pflegemaßnahmen, Artenschutzprogramme oder Renaturierungsprojekte dort durchgeführt werden, wo sie den größten ökologischen Nutzen bringen.

Die Nutzung von Geodateninfrastrukturen kann zu einer signifikanten Steigerung der Effizienz in kommunalen Verwaltungen führen. Der einfache Zugriff auf aktuelle und präzise räumliche Informationen erlaubt eine *Beschleunigung von Prozessen* sowie die Vermeidung von Doppelarbeiten. Dies erweist sich insbesondere in ressourcenbeschränkten kommunalen Verwaltungen als vorteilhaft. Die Verwendung

von Geodaten als gemeinsame Sprache zwischen verschiedenen Fachabteilungen ist eine wesentliche Komponente in der effektiven interorganisationalen Kommunikation. Dadurch wird eine bessere Zusammenarbeit mit anderen kommunalen Bereichen, wie beispielsweise der Stadtplanung, der Wasserwirtschaft oder der Landwirtschaft, ermöglicht und die Entwicklung ganzheitlicher und nachhaltiger Lösungsansätze gefördert. Um dieses Potenzial voll auszuschöpfen, ist es wichtig, kontinuierlich in die technische Infrastruktur und die Kompetenzentwicklung der Mitarbeitenden zu investieren.

Die Visualisierung von Geodaten kann einen vielfältigen Beitrag zur *Sensibilisierung für Umwelt- und Planungsthemen* leisten und durch die Veranschaulichung komplexer räumlicher Zusammenhänge einen wichtigen Beitrag zur Bewusstseinsbildung und Partizipation leisten (Ostrau et al. 2013). Kommunen können komplexe ökologische Zusammenhänge anschaulich darstellen und so das Verständnis und die Unterstützung für Naturschutzmaßnahmen in der Bevölkerung fördern. Werden relevante Daten informativ für Bürgerinnen und Bürger in einem WebGIS aufbereitet, können Veränderungen in Natur und Landschaft durch die visuelle Aufbereitung von Satellitenbildern oder Luftaufnahmen über längere Zeiträume eindrücklich vermittelt werden. Dies trägt dazu bei, das Bewusstsein für den Zustand der Umwelt und die Auswirkungen menschlichen Handelns zu schärfen. Insbesondere bedrohte Ökosysteme und Arten können so eine neue Aufmerksamkeit im allgemeinen Bewusstsein erhalten, was die Akzeptanz für Naturschutzmaßnahmen in der Bevölkerung erhöhen kann.

4.2 Umgang mit förderlichen und hemmenden Faktoren

Neue Entwicklungen im Bereich des maschinellen Lernens und Deep Learning haben die Fähigkeiten zur automatischen Mustererkennung und Klassifizierung in Fernerkundungsdaten deutlich verbessert. Diese Fortschritte ermöglichen eine genauere und schnellere Auswertung von Umweltdaten. Zusätzlich kann durch eine Reduzierung des manuellen Arbeitsaufwandes je nach Anwendungsfall ein zeit- und kosteneffizientes Monitoring ermöglicht werden. Die *Förderung von Projekten*, welche interdisziplinär Methoden aufgreifen und diese für diverse Anwendungsfälle nutzbar machen, ist von entscheidender Bedeutung für die praktische Anwendung.

Fortschritte in der Sensortechnologie haben zu einer Verbesserung der Datenqualität geführt, was den Einsatz von KI- und Fernerkundungsmethoden im Monitoring unterstützt. Hochauflösende multispektrale Aufnahmen sowie die Auswertung von Aufnahmen aktiver Sensoren (z. B. LiDAR) ermöglichen die detaillierte Erfassung von Vegetationsstrukturen und Landschaftsveränderungen (Renkel 2020). Die sich dadurch beständig erweiternde Datengrundlage kann genutzt werden, um wirksame Naturschutzmaßnahmen durchzuführen und „evidenzbasiert beraten und steuern zu können“ (Davis et al. 2023). Auch *Crowd-Datensammlungsmethoden* können zur Verbesserung des Monitorings beitragen. Um diese nutzen zu können, ist allerdings die

beständige Überwachung der eingespeisten Daten notwendig, um Fehlerquellen zu vermeiden.

Die *globale Verfügbarkeit von Fernerkundungsdaten* ermöglicht die Übertragbarkeit auf unterschiedliche Regionen, ohne die Datengrundlage anpassen zu müssen. Dies kann die Zusammenarbeit z. B. innerhalb der EU bei einem umfassenden Monitoring vereinfachen und so die Beobachtung von Umweltphänomenen länderübergreifend erleichtern. Forschungsprojekte wie GeoSen fördern dabei den Austausch und erforschen die Implementierung in unterschiedliche Verwaltungsstrukturen.

Die Auswertung wird durch die sich stetig *verbessernde Leistungsfähigkeit von Computern* ermöglicht, durch welche große Datenmengen effizient verarbeitet und komplexe Aufgaben gelöst werden können (Davis et al. 2023). Für die Auswertung hochauflösender Satellitenbilder oder Drohnenaufnahmen ist dies essentiell. Gleichzeitig muss sichergestellt werden, dass Daten strukturiert, sicher und effizient genutzt werden, was oft *komplexe IT-Infrastrukturen und spezialisierte Fachkräfte* erfordert. Die Implementierung und Wartung solcher Systeme kann erhebliche Ressourcen in Anspruch nehmen und stellt hohe Anforderungen an das IT-Management (Schneider, Mrogenda & Davis 2023). Optimal genutzt werden kann dieser Fortschritt durch eine Prozessierung auf höheren Organisationsebenen, die die nötigen Ressourcen bereitstellen können und durch die Weitergabe der Ergebnisse mittels API oder anderen Schnittstellen an untergeordnete Ebenen. Darüber hinaus können *Datenportale und Dashboards* einen Überblick gewährleisten und Daten leichter zugänglich machen (Davis et al. 2023). Durch *Standardisierung und Konsolidierung* von IT-Systemen können die Effizienz gesteigert und Kosten gesenkt werden (Schneider, Mrogenda & Davis 2023). Gerade in der öffentlichen Verwaltung können organisatorische und technische Herausforderungen die Etablierung neuer Methoden behindern. Eine enge Zusammenarbeit der verschiedenen Verwaltungsebenen, ggf. die Einbeziehung externer Dienstleister und das Engagement der Beteiligten sind hier von wesentlicher Bedeutung (Achttert et al. 2023).

Das steigende Interesse an Fernerkundungs- und KI-Technologien zeigt sich unter anderem in der Organisation von Fachtagungen und der Veröffentlichung von Forschungsergebnissen zu diesem Thema. Diese *Offenheit fördert den Wissensaustausch* und die Entwicklung neuer Anwendungen. Diese Dynamik sollte aufgegriffen werden, um aktuelle Forschungsergebnisse in die Praxis zu integrieren und so langfristig nutzbar zu machen. Die Etablierung neuer Auswertungs- und Bearbeitungsmechanismen mit hoher Komplexität und Dynamik erfordert die *gezielte Aus- und Weiterbildung* von Mitarbeitern und Mitarbeiterinnen, um den Bedarf an qualifizierten Arbeitskräften zu decken (Schneider, Mrogenda & Davis 2023).

4.3 Empfehlungen für die praktische Anwendung von Fernerkundungs- und KI-Methoden in Deutschland

Die im Rahmen des Projekts durchgeführte Recherche sowie die aus den Interviews, Umfragen und Workshops gewonnenen Erkenntnisse liefern wertvolle Einsichten in die Bedürfnisse potenzieller Anwender sowie das Potenzial von Fernerkundungs- und KI-Ansätzen. Für die drei Anwendungsfälle konnte spezifisches Feedback zur Weiterentwicklung gesammelt werden, welches auch auf andere Anwendungen in diesem Bereich übertragbar ist. Zudem wurde Feedback zum WebGIS eingeholt. Es kann angenommen werden, dass potenzielle Anwender in einem Umfeld tätig sind, in dem bereits ein internes GIS vorhanden ist, sodass mögliche Anwendungsfälle dort implementiert werden können. Dennoch können die Rückmeldungen zur Verwendung des im Projekt bereitgestellten WebGIS auch für bereits vorhandene Systeme und die Implementierung in diesen einen Mehrwert bieten. Über die technischen Bedingungen hinaus sind außerdem die erforderlichen Rahmenbedingungen von entscheidender Bedeutung für den praktischen Einsatz der vorgestellten Methoden.

Die *einfache Bedienbarkeit* stellt insbesondere für die Integration von Monitoring-Anwendungen in die Praxis ein wesentliches Kriterium dar. Die Gestaltung der Anwendungen sollte darauf abzielen, dass die Benutzerinnen und Benutzer möglichst intuitiv zum Ziel ihrer Anfrage gelangen. Dies kann zum einen durch die Einhaltung von Standards für die Gestaltung von Benutzeroberflächen, wie beispielsweise der Nielsen-Heuristik (Nielsen 1993), und zum anderen durch einen intensiven Austausch mit den Nutzenden über ihre Bedürfnisse und Ziele erreicht werden. Dies schließt auch die regelmäßige Evaluation und Adaptierung der Tools in Abhängigkeit von den in der Praxis gewonnenen Erfahrungen ein. Dazu ist eine Anpassung der Arbeitsabläufe erforderlich, um einen langfristigen Einsatz in Organisationen zu gewährleisten (Schneider, Wäldchen & Mäder 2023).

Die Teilnehmenden des Workshops betonten den Wunsch nach möglichst *vollständig automatisiert ausgewerteten Informationen*: So wurde z.B. die Darstellung des NDVI-Verlaufs im Anwendungsfall „Mahddetektion“ als hilfreich empfunden, jedoch bevorzugten die Nutzenden die Hervorhebung kritischer Zeitpunkte, so dass die manuelle Auswertung im Vorfeld minimiert und eine Konzentration auf relevante Ergebnisse verlagert wird. Eine weitere Möglichkeit, den manuellen Aufwand zu minimieren, bietet die gezielte Filterung im WebGIS. So können für den Moment uninteressante Informationen ausgeblendet werden. Es ist zu prüfen, ob für den jeweiligen Anwendungsfall die Bereitstellung vorverarbeiteter Daten durch übergeordnete Verwaltungsebenen sinnvoll ist. Auf diese Weise erhalten die Nutzerinnen und Nutzer ein Endprodukt, das (ggf. teilweise) ausgewertete Daten zur Verfügung stellt. Auch die Problematik fehlender Rechenkapazitäten kann auf diese Weise reduziert werden.

Für Beobachtungen im Natur- und Landschaftsschutz stehen eine *Vielzahl möglicher Sensoren* zur Verfügung, durch die – bei sinnvoller Kombination – flächendeckend hohe zeitliche und räumliche Auflösungen erreicht werden können (Davis et al. 2023). Zusätzlich dazu sollte für jede Monitoring-Anwendung analysiert werden, welche bereits vorhandenen Informationen die Auswertung bereichern können. Zur Orientierung können z. B. ALKIS-Daten und Luftbilder hinterlegt werden.

Wie bei vielen WebGIS bereits üblich (vgl. z.B. die WebGIS-Anwendungen des HLNUG), bietet sich einerseits eine *Einführung in die Anwendung*, z.B. mit Hilfe eines kurzen Tutorials, an, andererseits die Möglichkeit, weitere Informationen anzuzeigen (z.B. Erläuterungen zu den Eingangsdaten und den verwendeten Methoden). Bei der Einführung einer neuen Anwendung und bei der Einarbeitung neuer Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern ist das Anbieten von Schulungen und Workshops zur Nutzung der Tools empfehlenswert.

Um eine Individualisierung des Auswertungsprozesses zu ermöglichen, ist es erforderlich, dass *Geodaten importiert und gespeichert* werden können. Dies ermöglicht beispielsweise die erneute Verwendung von Geometrien für die Auswahl von Flächen. Des Weiteren sollten individualisierte Auswertungsprozesse speicherbar sein. Die gewonnenen Informationen sollten in gängigen GIS- und Druck-Standardformaten exportierbar sein, um eine Weitergabe zu ermöglichen. Ebenso kann die Bereitstellung von Ergebnissen über WMS/WFS oder über standardisierte Schnittstellen (Application Programming Interfaces, API) erfolgen, wodurch eine regelmäßige Aktualisierung der Daten gewährleistet werden kann (Schneider, Wäldchen & Mäder 2023).

Die Überführung der vorhandenen Forschungsergebnisse in die Praxis erfordert eine *Kooperation von Wissenschaft und Praxis* sowie *Konzepte für die Finanzierung*. Ebenso müssen die Voraussetzungen für Aufgaben, die eine rechtliche Grundlage aufweisen, geklärt werden, um Fernerkundungs- und KI-Methoden langfristig einsetzen zu können (Schneider, Wäldchen & Mäder 2023).

5 Schlussbemerkung

Der Einsatz von KI und Fernerkundungsdaten im Monitoring von Landnutzungsänderungen bietet das Potential, die Effizienz und Wirksamkeit von Naturschutzmaßnahmen zu steigern. Die breite Datengrundlage sowie die stetige Weiterentwicklung von Auswerte-Algorithmen ermöglichen die Bearbeitung einer Vielzahl von Anwendungsfällen. Diese Potentiale zu nutzen erfordert die Berücksichtigung der organisatorischen und technischen Rahmenbedingungen für den jeweiligen Anwendungsfall sowie die Adressierung hemmender und förderlicher Faktoren. Die Verknüpfung von Forschungsergebnissen mit den Bedürfnissen der Anwender und Anwenderinnen kann hierzu einen entscheidenden Beitrag leisten.

Eine zentrale Herausforderung ist die Integration von Anwendungen in die bestehenden Arbeitsabläufe und Infrastrukturen von Organisationen. Eine enge Zusammenarbeit und die Evaluierung der Bedürfnisse der Endnutzenden, z. B. in Form von Interviews, Befragungen und Workshops kann helfen, eine langfristige Einbettung und effiziente Nutzung zu gewährleisten. Zentralisierte Datenplattformen, die Schulung von Mitarbeitenden in der Handhabung sowie standardisierte Schnittstellen, zur Eingliederung in bestehende Systeme, können den Prozess erleichtern und Akzeptanz schaffen.

Die anschauliche Visualisierung komplexer räumlicher Zusammenhänge und eine transparente Kommunikation, in etwa durch ein WebGIS oder mithilfe von Dashboards, kann nicht nur Fachkräfte, sondern auch die Öffentlichkeit für die Bedeutung des Naturschutzes sensibilisieren und die Annahme von Naturschutzmaßnahmen fördern und die aktive Beteiligung in diesen Belangen auslösen.

Die vorgestellten Ansätze sind beispielhafte Anwendungen, die von den Fachanwenderinnen und -anwendern als hilfreich bewertet wurden. Sie zeigen, dass ein wachsendes Interesse und die Bereitschaft bestehen, automatisierte Auswertungsalgorithmen zu integrieren. Neue Datenquellen und Algorithmen können die Genauigkeit und Vielfalt der Analysen weiter verbessern und ihren Beitrag zum Natur- und Umweltschutz leisten.

6 Literaturverzeichnis

- Achtert, W., Bratfisch, H., Fleischer, N.-A., Fischlin, R., Gestl, F., Gounova, B. & Zahner, H. (2023). *IT-Konsolidierung in der öffentlichen Verwaltung*.
- Akademie für Raumforschung und Landesplanung. (2018). *Handwörterbuch der Stadt- und Raumentwicklung* (Ausgabe 2018). <https://www.arl-net.de/de/shop/handwoerterbuch-stadt-raumentwicklung.html>
- Anthony, T., Shohan, A. A. A., Oludare, A., Alsulamy, S., Kafy, A.-A. & Khedher, K. M. (2024). Spatial analysis of land cover changes for detecting environmental degradation and promoting sustainability. *Kuwait Journal of Science*, 51(2), 100197. <https://doi.org/10.1016/j.kjs.2024.100197>
- Barde, M. & Hochmann, L. (2019). *Streuobstwirtschaft: Aufbruch zu einem neuen sozialökologischen Unternehmertum*. oekom Gesellschaft für ökologische Kommunikation mbH.
- Bessen, J., Impink, S. M. & Seamans, R. (2022). The Cost of Ethical AI Development for AI Startups. In V. Conitzer, J. Tasioulas, M. Scheutz, R. Calo, M. Mara & A. Zimmermann (Hrsg.), *Proceedings of the 2022 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society* (S. 92–106). ACM. <https://doi.org/10.1145/3514094.3534195>
- Bowles, T. M., Mooshammer, M., Socolar, Y., Calderón, F., Cavigelli, M. A., Culman, S. W., Deen, W., Drury, C. F., Garcia y Garcia, A., Gaudin, A. C., Harkcom, W. S., Lehman, R. M., Osborne, S. L., Robertson, G. P., Salerno, J., Schmer, M. R., Strock, J. & Grandy, A. S. (2020). Long-Term Evidence Shows that Crop-Rotation Diversification Increases Agricultural Resilience to Adverse Growing Conditions in North America. *One Earth*, 2(3), 284–293. <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2020.02.007>
- Davis, M. S., Schneider, C. & Mrogenda, K. (2023). Digitalisierung im Naturschutz – eine Zusammenfassung von Potenzialen, Risiken und ausgewählten Schwerpunkten. *Natur und Landschaft*, 336–346.
- Dubrovsky, N., Burow, K., Clark, G. M., Gronberg, J. M., Hamilton, P. A., Hitt, K. J., Mueller, D. K., Munn, M., Nolan, B. T., Puckett, L. J., Rupert, M. G., Short, T. M., Spahr, N. E., Sprague, L. A. & Wilber, W. G. (2010). The quality of our Nation's waters—Nutrients in the Nation's streams and groundwater, 1992–2004. *The quality of our Nation's waters-nutrients in the Nation's streams and groundwater*.
- Fischer, K. (2024). Künstliche Intelligenz. In M. Gutmann, K. Wiegeler & B. Rathgeber (Hrsg.), *Handbuch Technikphilosophie* (S. 305–313). J.B. Metzler. https://doi.org/10.1007/978-3-476-05991-8_30
- Gao, B. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 257–266. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)
- Grenzdörffer, G. (2022). *Grundlagen der landwirtschaftlichen Fernerkundung*. Darmstadt. Kuratorium für Technik und Bauwesen in der Landwirtschaft e.V. (KTBL).
- Hampicke, U., Böcker, R. & Konold, W. (Hrsg.). (2014). *Handbuch Naturschutz und Landschaftspflege*. Wiley-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA.
- Heine, M., Dhungel, A.-K., Schrills, T. & Wessel, D. (2023). *Künstliche Intelligenz in öffentlichen Verwaltungen*. Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-40101-6>
- Hessisches Ministerium für Umwelt, Klimaschutz, Landwirtschaft und Verbraucherschutz (Hrsg.). (2022). *Streuobstwiesen in Hessen*.
- Humbert, J.-Y., Pellet, J., Buri, P. & Arlettaz, R. (2012). Does delaying the first mowing date benefit biodiversity in meadowland? *Environmental Evidence*, 1(1), 9. <https://doi.org/10.1186/2047-2382-1-9>
- Jackson, R. D., Idso, S. B., Reginato, R. J. & Pinter, P. J. (1981). Canopy temperature as a crop water stress indicator. *Water Resources Research*, 17(4), 1133–1138. <https://doi.org/10.1029/WR017i004p01133>

- Jung, A. (2024). *Maschinelles Lernen*. Springer Nature Singapore. <https://doi.org/10.1007/978-981-99-7972-1>
- Khalil, M. & Satish Kumar, J. (2024). Time-series studies of land surface temperature in Damascus, Syria through MODIS by Google Earth Engine. *Advances in Space Research*. Vorab-Onlinepublikation. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2024.10.044>
- Kok, R. (2001). *Objektorientierte Bildanalyse. Ein Lösungsansatz für den automatisierten Einsatz sehr hoch auflösender Satellitendaten für forstliche Fragestellungen* [Dissertation]. Technische Universität München, München.
- Kovács, L. (Hrsg.). (2023). *Künstliche Intelligenz und menschliche Gesellschaft*. De Gruyter. <https://www.degruyter.com/isbn/9783111034492>
- Miyamoto, S. (2008). *Algorithms for Fuzzy Clustering: Methods in C-Means Clustering with Applications. Studies in Fuzziness and Soft Computing Ser.* Springer Berlin / Heidelberg. <https://ebookcentral.proquest.com/lib/kxp/detail.action?docID=6351889>
- Nielsen, J. (1993). *Usability Engineering*. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-21512-1>
- OpenCV. (2022). *Open Source Computer Vision Library (OpenCV)*.
- Ostrau, S., Brodowski, A., Claßen, A., Düsterdiek, B., Kamp, C., Huber, U., Ruge, K., Lwowski, H., Wanders, I., Treptow, J., Haußmann, M., Kroneberg, S. & Frisch, U. (2013). *Einsatz von Geoinformationen in den Kommunen: Ergebnisse der Umfrage, Good Practice Beispiele, Handlungsempfehlungen*.
- Pretty, J. (2018). Intensification for redesigned and sustainable agricultural systems. *Science (New York, N.Y.)*, 362(6417). <https://doi.org/10.1126/science.aav0294>
- Renard, D. & Tilman, D. (2019). National food production stabilized by crop diversity. *Nature*, 571(7764), 257–260. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1316-y>
- Renkel, J. (2020). *Fernerkundung: Definition, Grundlagen und Anwendungen im Naturschutz*. WWF Deutschland.
- Schneider, C., Mrogenda, K. & Davis, M. S. (2023). *Digitalisierung im Naturschutz: Potenziale, Risiken und Lösungsansätze. BfN-Schriften: Bd. 656*. Bundesamt für Naturschutz. <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:hbz:b219-16575>
<https://doi.org/10.19217/skr656>
- Schneider, C., Wäldchen, J. & Mäder, P. (2023). Künstliche Intelligenz im Naturschutz. *Natur und Landschaft*, 98(6+7), 304–311.
- Shotton, J. & Kohli, P. (2019). Semantic Image Segmentation: Traditional Approach. In *Computer Vision* (S. 1–4). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03243-2_251-1
- Teng, J., Xia, S., Liu, Y., Yu, X., Duan, H., Xiao, H. & Zhao, C. (2021). Assessing habitat suitability for wintering geese by using Normalized Difference Water Index (NDWI) in a large floodplain wetland, China. *Ecological Indicators*, 122, 107260. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107260>
- Thorn, M. (2017). Auswirkungen von Landschaftspflegemaßnahmen auf Streuwiesen – 30 Jahre Monitoring in der „Mertinger Hölle“. *Anliegen Natur*(39/1), 53–59.
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127–150. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0)
- Villán, A. F. (2019). *Mastering OpenCV 4 with Python: A practical guide covering topics from image processing, augmented reality to deep learning with OpenCV 4 and Python 3.7* (1st ed.). Packt Publishing. <https://portal.igpublish.com/iglibrary/search/PACKT0005222.html>
- Zeelan Basha, C. M. A. K., Sai Teja, T., Ravi Teja, T., Harshita, C. & Rohith Sri Sai, M. (2021). Advancement in Classification of X-Ray Images Using Radial Basis Function with Support of Canny Edge Detection Model. In S. Smys, J. M. R. S. Tavares, R. Bestak & F. Shi (Hrsg.), *Advances in Intelligent Systems and Computing: Bd. 1318. Computational Vision and Bio-Inspired Computing: ICCVBIC 2020* (1st ed. 2021, Bd. 1318, S. 29–40). Springer Singapore; Imprint Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-33-6862-0_3