

# Kalamitätserkennung in deutschen Wäldern mittels Satellitenbildzeitreihen und maschinellem Lernen

Andreas Wagner<sup>1</sup>, Simon Köfferlein<sup>1</sup>, Sarah Hauser<sup>\*1,2</sup>, Andreas Schmitt<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Munich University of Applied Sciences (MUAS), Geoinformatics Department, Karlstraße 6, D-80333 Munich, Germany.

<sup>2</sup>Institute for Applications of Machine Learning and Intelligent Systems (IAMLIS) at MUAS, Lothstraße 34, D-80335 Munich, Germany. [sarah.hauser@hm.edu](mailto:sarah.hauser@hm.edu)

## \*Corresponding author

Die deutschen Wälder stehen vor erheblichen Herausforderungen, verursacht durch den Klimawandel und biotische Stressfaktoren wie den Borkenkäferbefall. Laut der Waldzustandserhebung 2023 des Bundesministeriums für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL) bleibt der Kronenzustand der Bäume besorgniserregend. Während die deutschen Wälder noch bis 2017 als Kohlenstoffsinken fungierten, beeinträchtigen die klimawandelbedingten Waldschäden zunehmend ihre Fähigkeit zur Kohlenstoffspeicherung.<sup>1</sup> Eine zeitnahe, zuverlässige und vor allem flächendeckende Überwachung der Wälder ist daher unabdingbar.

Noch bei der Kohlenstoffinventur 2017 stellten kleine Privatwälder mit 24,2 % die zweitgrößte Waldfläche Deutschlands dar und waren mit 1,53 Tonnen Kohlenstoff pro Hektar und Jahr am effizientesten bei der Kohlenstoffspeicherung.<sup>2</sup> Diese Ergebnisse verdeutlichen die Bedeutung kleiner Wälder im Klimaschutz. Allerdings sind sie oft nicht ausreichend überwacht, was ihren Beitrag gefährdet. Automatisierte Fernerkundungsmethoden könnten hier den nötigen Schutz bieten, um diese wichtige Funktion langfristig zu bewahren.

## Maschinelles Lernen zur Waldschadendetektion

Die frühzeitige Erkennung von Waldschäden stellt eine zentrale Herausforderung in Zeiten des Klimawandels dar. Besonders Schäden durch den Borkenkäfer, die in den letzten Jahren stark zugenommen haben, erfordern innovative und skalierbare Überwachungsmethoden. Dabei stellt sich die zentrale Frage, wie gut maschinelle Lernverfahren – sowohl überwachte als auch unüberwachte – tatsächlich in der Lage sind, Waldschäden zuverlässig zu identifizieren. Insbesondere soll untersucht werden, ob und in welchem Maße diese Verfahren sowohl bekannte Schadensmuster präzise erkennen als auch untypische Anomalien entdecken können. Der kombinierte Einsatz dieser Ansätze wird daraufhin evaluiert, wie effektiv er als Werkzeug für eine automatisierte und skalierbare Waldüberwachung eingesetzt werden kann.

Beim überwachten maschinellen Lernen kommen annotierte Daten zum Einsatz, die dazu dienen, Modelle wie Random Forest zu trainieren. Diese Modelle sind in der Lage, Kalamitäten,

---

<sup>1</sup> Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL). *Waldzustandserhebung 2023*. Verfügbar unter: <https://www.bmel.de/DE/themen/wald/wald-in-deutschland/waldzustandserhebung.html> (Zugriff am 10.12.2024).

<sup>2</sup> Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft (BMEL). *Kohlenstoffinventur 2017*. Verfügbar unter: <https://www.bundeswaldinventur.de/kohlenstoffinventur-2017/> (Zugriff am 10.12.2024).

anhand bekannter Trainingsdaten, zu erfassen. Eine wesentliche Grundlage hierfür bietet der vom Projekt Wald5DPlus bereitgestellte Datensatz.<sup>3</sup> Dieser kombiniert Sentinel-1 & 2-Satellitenbilder mit hochauflösenden Luftaufnahmen und stellt eine umfangreiche Sammlung von Referenzdaten bereit. Dadurch können Algorithmen trainiert werden, solche Schäden zu erkennen. Der Erfolg dieses überwachten Ansatzes hängt jedoch stark von der Verfügbarkeit, Qualität und Aktualität der Referenzdaten ab. Es müssen beispielsweise in Bezug auf den Borkenkäfer, mehrere befallene Fläche vorab bekannt sein, um die zeitlich-spektralen Muster erlernen zu können.

Unüberwachte Verfahren wie Isolation Forest verfolgen einen alternativen Ansatz zu überwachten Lernmethoden: Sie analysieren die Daten ohne vorherige Annotation und suchen gezielt nach Anomalien und ungewöhnlichen Mustern, die potenziell auf Schäden hinweisen könnten. In der vorliegenden Arbeit wird der Isolation Forest speziell daraufhin untersucht, wie gut er sich in der Praxis zur Identifikation von Waldschäden eignet. Ziel ist es, eine moderne und skalierbare Lösung für das Monitoring von Waldanomalien zu entwickeln, die auch ohne explizite Vorabkennzeichnung der Daten auskommt.

Ein zentrales Element der Analyse sind dabei die Kennaugh-Elemente, die zusätzliche Informationen über die physikalischen Eigenschaften der Waldflächen liefern und somit die Anomaliedetektion durch den Algorithmus unterstützen. Die Arbeit soll zeigen, in welchem Maße Isolation Forest und die Kennaugh-Elemente gemeinsam genutzt werden können, um Kalamitäten zuverlässig und frühzeitig zu erkennen. Die Ergebnisse sollen eine fundierte Grundlage für den Einsatz moderner Analysemethoden in der automatisierten Waldüberwachung schaffen.

## Herausforderung, Innovationspotenzial und Stakeholder

Die vorgestellten Arbeiten widmen sich der Anwendung moderner maschineller Lernverfahren zur Erkennung von Waldschäden und sollen dadurch sowohl wissenschaftlich als auch praktisch relevante Einblicke ermöglichen. Durch die Evaluation von Random Forest und Isolation Forest – ergänzt durch den Einsatz der Kennaugh-Elemente – wird ein umfassender Ansatz vorgestellt, der darauf abzielt, bekannte Schadensmuster präzise zu erkennen und neuartige Anomalien zu entdecken. Diese Methoden könnten insbesondere im Kontext einer automatisierten und skalierbaren Waldüberwachung eine zentrale Rolle spielen. Für die Teilnehmenden bietet der Beitrag die Möglichkeit, aktuelle Entwicklungen in der Schadensdetektion zu verfolgen und deren Bedeutung für eine nachhaltige Waldüberwachung zu verstehen. Die Arbeit liefert eine Grundlage für die Integration dieser Verfahren in bestehende Überwachungssysteme und adressiert gleichzeitig die Frage, wie moderne Technologien zur Bewältigung waldökologischer Herausforderungen beitragen können. Von der Konferenz erwartet das Team wichtige Impulse hinsichtlich der praktischen Anwendung des Verfahrens, welche in eine mögliche, zukünftige Implementierung des Ansatzes einfließen werden.

---

<sup>3</sup> Hauser, S., Ruhhammer, M., Schmitt, A., & Krzystek, P. (2024). An Open Benchmark Dataset for Forest Characterization from Sentinel-1 and -2 Time Series. *Remote Sensing*, 16(3), 488. Verfügbar unter: <https://www.mdpi.com/2072-4292/16/3/488> (Zugriff am 10.12.2024).