

## Themenblock 3: Forstpraxis 4.0 – KI für nachhaltige Forstwirtschaft

### Übertragung von DL-Modellen zur Schaderkennung an Laub- und Nadelbäumen

Javier Gonzalez<sup>1</sup>, Adelheid Wallner<sup>1</sup>, Yan Zhang<sup>1</sup>, Yutian Luo<sup>1</sup>, Frank Thonfeld<sup>2</sup>, Marco Wegler<sup>2</sup>, Pawanjeet Datta<sup>3</sup>, Jakob Wernicke<sup>3</sup>, David Kunze<sup>4</sup>, Philipp Beckschäfer<sup>4</sup>, Milena Zittlau<sup>5</sup>, Petra Adler<sup>5</sup>

<sup>1</sup>Bayerische Landesanstalt für Wald und Forstwirtschaft (LWF), Abteilung 1 Fernerkundung und Informationstechnologie

<sup>2</sup>Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR), Deutsches Fernerkundungsdatenzentrum (DFD)

<sup>3</sup>Forstliches Forschungs- und Kompetenzzentrum (FFK), Thüringen Forst AöR, Referat - Digitale Waldinformationssysteme

<sup>4</sup>Nordwestdeutsche Forstliche Versuchsanstalt (NW-FVA)

<sup>5</sup>Forstliche Versuchsanstalt Baden-Württemberg (FVA-BW)

**Schlagwörter:** Deep Learning (DL), Übertragung, Kronenschäden, Laub- und Nadelbäume

Im Rahmen des Projektes ForstEO erforscht das Fernerkundungsteam an der Landesanstalt für Wald und Forstwirtschaft die Anwendbarkeit von KI-Modellen zum Monitoring von Schäden in Wäldern. Insbesondere liegt unser Fokus auf der Übertragbarkeit und Robustheit dieser Modelle. Wir untersuchen an Laub- und Nadelbäumen die Erkennbarkeit von Kronenschäden aus Luft- und Satellitenbildern. Hierfür werden Bäume mit deutlich erkennbaren abgestorbenen Strukturen – typischerweise Äste mit nur wenig oder keinen Blättern (Laub- oder Nadelblätter) verwendet. Mit diesem Ansatz können stehende abgestorbene aber auch stark geschädigte Bäume detektiert werden.

Zahlreiche Studien zur Bildklassifizierung haben sich mit dem Einsatz von Deep Learning (DL)-Verfahren befasst. Jedoch stellt die Übertragbarkeit der erstellten Modelle auf Bilddaten anderer geographischer Regionen eine große Herausforderung dar. In den letzten Jahren haben Forscher begonnen (Cheng *et al.*, 2024; Möhring *et al.*, 2025) an diesem Problem zu arbeiten, mit mäßigem Erfolg. Allerdings konzentrierten sie sich in der Regel auf die Erkennung stehender toter Bäume, nicht aber auf die Bestimmung des Schadens innerhalb der verschiedenen Baumartgruppen.

Zusätzlich forschen wir an der Übertragung von DL-Modellen basierend auf Sentinel-2 (S2) Satellitenbilddaten, um Häufungen von geschädigten Bäumen (Nadel- und Laubbäumen) zu erkennen.

**Methodik:** In der ersten Projektphase entwickelten wir mehrere DL-Modelle, die mit 4-Kanal Luftbilddaten (räumliche Auflösung 20cm) in Untersuchungsgebieten in Nordbayern trainiert wurden. Die Trainingsdaten wurden aus vier Datensätzen extrahiert, welche die Monate von Mai bis September und die Jahre ab 2019 bis 2023 umfassen. Auf den Bilddaten wurden DL-Modelle mit unterschiedlichen Szenarien entwickelt. Die Hauptzielgruppen im ersten Szenario waren stehendes Totholz und stark geschädigte Kronen von Laub- und Nadelbäumen. Im zweiten Szenario wurden die Schäden an Nadelbäumen unterteilt in Schäden an Kiefern und an anderen Nadelbäumen.

Die erstellten DL-Modelle wurden auf einem unabhängigen Testgebiet in Waldbrunn anhand einer semantischen Segmentierung angewendet. Zusätzlich wurde die Übertragbarkeit der DL-Modelle auf weiteren geographischen Regionen außerhalb von Bayern getestet. Die Ergebnisse wurden anhand von Metriken wie F1-Wert und IoU ausgewertet.

In der zweiten Projektphase wurden DL-Modelle für einzelne 10-m Sentinel-2 Datensätze erstellt und mit den hochskalierten Ergebnissen aus den Luftbildern verglichen.

**Ergebnisse:** Die DL-Modelle zeigten bei der Anwendung auf den Bilddatensätzen, die für das Training in die Modelle eingeflossen sind, gute Werte anhand der berechneten Metriken für die verschiedenen Szenarien. U-Net (Ronneberger *et al.*, 2015), SegFormer (Xie *et al.*, 2021) und UpperNet-Modelle (Xiao *et al.*, 2018) wiesen für die Klassen Hintergrund, Schäden an Laub- und Nadelbäumen mittlere IoU-Werte zwischen 0,64 und 0,74 auf. SegFormer (IoU von 0,70) und UpperNet-Modelle (IoU von 0,70) übertrafen die U-Net-Modelle (IoU von 0,65), als sie auf einen für die Modelle unbekanntem Testdatensatz (LDBV2019) angewendet wurden. Dies weist auf eine bessere Übertragbarkeit und Robustheit dieser Modelle hin. Ein ähnlicher Trend zeigte sich bei Einbeziehung der geschädigten Kiefernkategorie. In diesem Fall lagen die IoU-Werte basierend auf SegFormer-Modellen für den LDBV2019-Datensatz bei 0,56 für Laubbäume, bei 0,42 für Nadelbäume und bei 0,55 für Kiefern. Die Übertragung der Modelle auf Gebiete in Baden-Württemberg ergab einen durchschnittlichen IoU-Wert von etwa 0,70.

Die bisherige Erkennung der Schäden anhand von einzelnen S2-Szenen hat sich als schwierig erwiesen. Obwohl die Modelle in der Lage waren Schadenscluster in den Untersuchungsgebieten zu erkennen, kam es auch zu Verwechslungen mit anderen Schadensklassen. In diesem Sinne stellten Waldgebiete mit geringer Kronenbedeckung aufgrund der hohen Bodenreflexion eine besondere Herausforderung dar. Abbildung 1 zeigt Beispiele für DL-gestützte Erkennungen von Kronenschäden anhand von Luftbildern und S2-Daten.

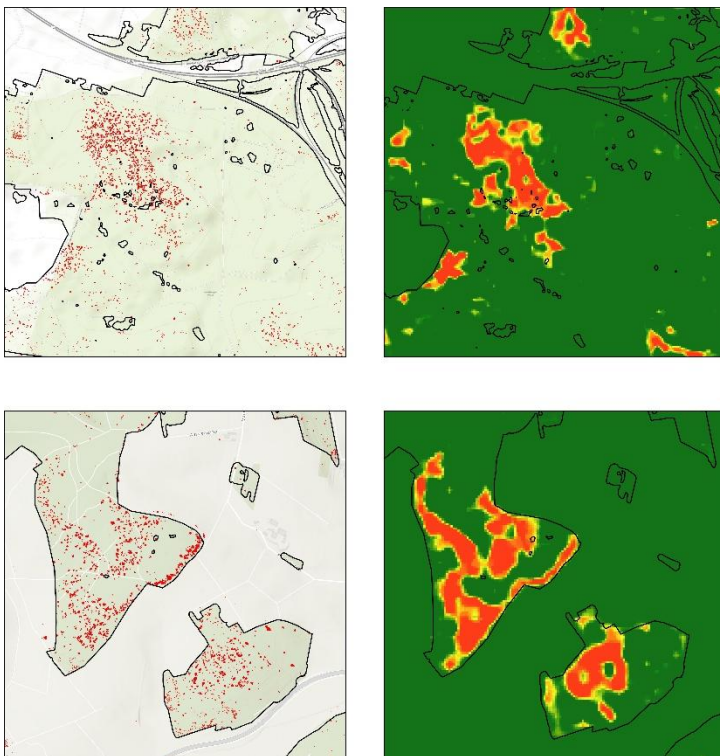


Abbildung 1. Detektion von Kronenschäden (rote Bereiche) durch Anwendung von DL-Modellen in Kombination mit Luftbildern (links) und S2-Bildern (rechts).

**Ausblick:** Obwohl die Ergebnisse im Projekt vielversprechend erscheinen, soll die Übertragbarkeit der Modelle auf Gebiete mit anderen Waldzusammensetzungen und Schadbildern weiter geprüft werden. Das Ziel ist die Erstellung zuverlässiger Karten, die den Stakeholder, beispielsweise der Forstverwaltung, der Staatsforstbetriebe (z.B. BaySF) und der Waldbesitzervereinigungen, einen räumlichen Überblick zur Schadenserkenntnis bei Laub- und Nadelbäumen liefern sollen. Letztendlich steht die Unterstützung der Praktiker und ihrer Bedürfnisse im Mittelpunkt.

## Literatur

Cheng, Y.; Oehmcke, S.; Brandt, M.; Rosenthal, L.; Das, A.; Vrieling, A.; Saatchi, S.; Wagner, F.; Mugabowindekwe, M.; Verbrugge, W.; Beier, C.; Horion, S. (2024): Scattered tree death contributes to substantial forest loss in California. *Nat. Commun.* 15 (1), S. 641

Möhring, J.; Kattenborn, T.; Mahecha, M. D. et al. (2025): Global, multi-scale standing deadwood segmentation in centimeter-scale aerial images. *TechRxiv*. doi: 10.36227/techrxiv.174137781.13803217/v1

Ronneberger, O.; Fischer, P.; Brox, T. (2015): U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015: 18th international conference, Munich, Germany, October 5-9, S. 234-241

Xiao, T. et al. (2018): Unified Perceptual Parsing for Scene Understanding. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), S. 418-434

Xie, E. et al. (2021): SegFormer: Simple and Efficient Design for Semantic Segmentation with Transformers. Proceedings of the 35th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS'21), Vancouver, 6- 14 Dezember 2021, S. 12077-12090.