

Zweitveröffentlichung



Pan, Junquan; Chizhova, Maria; Luhmann, Thomas; Eißing, Thomas

Machbarkeitsstudie zur automatisierten Zustandsanalyse verbauter historischer Holzbalken

Datum der Zweitveröffentlichung: 14.08.2024

Verlagsversion (Version of Record), Konferenzveröffentlichung

Persistenter Identifikator: urn:nbn:de:bvb:473-irb-966118

Erstveröffentlichung

Pan, Junquan; Chizhova, Maria; Luhmann, Thomas; Eißing, Thomas (2024):

Machbarkeitsstudie zur automatisierten Zustandsanalyse verbauter historischer Holzbalken. In: 44. Wissenschaftlich-Technische Jahrestagung der DGPF 2024 – Publikationen der DGPF. Potsdam: DGPF. S. 1-16. DOI: 10.24407/KXP:1885713169.

Rechtehinweis

Dieses Werk ist durch das Urheberrecht und/oder die Angabe einer Lizenz geschützt. Es steht Ihnen frei, dieses Werk auf jede Art und Weise zu nutzen, die durch die für Sie geltende Gesetzgebung zum Urheberrecht und/oder durch die Lizenz erlaubt ist. Für andere Verwendungszwecke müssen Sie die Erlaubnis der Rechteinhaberinnen und Rechteinhaber einholen.

Für dieses Dokument gilt das deutsche Urheberrecht.

Machbarkeitsstudie zur automatisierten Zustandsanalyse verbauter historischer Holzbalken

JUNQUAN PAN¹, MARIA CHIZHOVA¹, THOMAS LUHMANN² & THOMAS EISSING¹

Zusammenfassung: In diesem Beitrag stellen wir eine Machbarkeitsstudie für die Dokumentation von Holzoberflächen mit verschiedenen Bildgebungsverfahren und erste Ergebnisse der Erkennung von Astknoten (Ästigkeit) aus Texturbildern vor. Die Machbarkeitsstudie liefert eine wissenschaftliche Grundlage für die Entwicklung eines Verfahrens zur automatischen Stabilitätsanalyse von verbautem historischem Holz anhand von erkannten Oberflächenmerkmalen.

1 Einleitung

1.1 Problemstellung

Im Kontext von Klimawandel und Energiekrise sind Fragen der Energiebilanz und -effizienz von Gebäuden besonders relevant. Die Baudenkmalpflege trägt durch ihre wirtschaftlichen, ökologischen und soziokulturellen Aspekte der nachhaltigen Ressourcenverwendung und damit dem Klimaschutz direkt bei. Historische Bauten, die überwiegend aus dauerhaften Materialien und Konstruktionen bestehen, sind ein gutes Beispiel für Green Culture durch energieschonende Nutzung und bestandsorientierte Weiterentwicklung. Die beim Bau alter Gebäude bereits eingesetzte (graue) Energie muss bei sorgfältiger und schonender Erneuerung, u.a. durch Einsatz nachhaltiger Baustoffe, nicht noch einmal aufgewendet werden.

Holz war schon immer ein nachhaltiger, ressourcen- und energieschonender Werkstoff. Es ist daher sowohl im Sinne der Denkmalpflege als auch zur zukünftigen Nutzung von Holz als Baumaterial wichtig, Eigenschaften, Zustand und Veränderung dieses Materials zu beobachten und zu verstehen. Dazu stehen heute vielversprechende Technologien wie optische 3D-Mess-technik und KI-basierte Datenanalyse zur Verfügung, die für die Holzbauten im Bestand bisher noch kaum eingesetzt werden.

Die Stabilität von verbauten Holzbalken verändert sich mit der Zeit und muss entsprechend überprüft werden. Dabei müssen einige Problemstellungen betrachtet werden.

Aus Sicht der nachhaltigen Holznutzung im Bestand existiert derzeit das Problem, die exakten Festigkeitswerte bei verbauten historischen Hölzern objektiv zu schätzen. Die existierenden Kriterien für die Holzgütesortierung (DIN 4074), die lediglich für Neuholz gelten, enthalten keine direkten Vorgaben für Altholz im Bestand. Aus Sicherheitsgründen geht man pauschal von sehr niedrigen Werten für die Holzbauten im Bestand aus (das bedeutet auch niedrige Qualität und Sortierklasse), obwohl die realen Festigkeitswerte höher sein können. Dabei werden nur 5% der schlechtesten Hölzer als statistische Grundlage verwendet, obwohl das Potenzial guter Hölzer viel höher einzustufen ist (NEUHAUS 2017). Als Folge wird dabei mehr Altholz aussortiert und ausgetauscht als technisch notwendig, d.h. unnötig wertvolle natürliche Ressourcen verschwendet.

¹ Otto-Friedrich-Universität Bamberg, Kompetenzzentrum Denkmalwissenschaften und Denkmaltechnologien, Am Zwinger 4-6, D-96047 Bamberg, E-Mail: [maria.chizhova, thomas.eissing]@uni-bamberg.de; junquan.pan@student.uni-bamberg.de

² Jade Hochschule Oldenburg, Institut für Angewandte Photogrammetrie und Geoinformatik (IAPG), Ofener Str. 16, D-26121 Oldenburg, E-Mail: luhmann@jade-hs.de

Im Kontext des Monitorings historischer Holzkonstruktionen besteht das Problem darin, dass invasive Methoden zur Stabilitäts- bzw. Festigkeitsschätzung (z.B. Bohrwiderstandsmessung) in der Denkmalpflege unerwünscht sind. Trotzdem ist die Schätzung der Holzfestigkeitswerte anhand von visuell erkennbaren Merkmalen, wie Astlöcher und Risse, möglich. Eine automatisierte optische Prüfung existiert zurzeit lediglich in der Holzproduktion, wobei die Neuholzteile durch ein Überwachungssystem erfasst und zusätzlich mit invasiven Methoden getestet werden. Für Holzbauten im Bestand wird die Prüfung überwiegend visuell von Gutachtern durchgeführt, was einen erhöhten Arbeits- und Zeitaufwand verursacht und keine wirklich objektive Analyse und Dokumentation beinhaltet.

Außerdem sollte beachtet werden, dass

- die verbauten Hölzer häufig schwer zugänglich sind und
- die Holzoberflächen selbst bestrichen/staubig/verschmutzt sein können.

Rein aus Sicht der Denkmalpflege und Dendrochronologie verbleiben noch zahlreiche offene Fragen und ungelöste Probleme, unter anderem:

- Bis heute fehlen standardisierte Verfahren zur Beschreibung von Holzoberflächen, z.B. durch mathematische Parametrisierung der 3D-Oberflächen.
- Es fehlen systematische Messreihen an verschiedenen Holzarten und Oberflächentypen.
- Die Oberflächentextur von Holz (Reflexionseigenschaften, Rauigkeit) eignet sich hervorragend für optische 3D-Verfahren (Photogrammetrie, Laserscanning, Streifenprojektion); Untersuchungen zu spezifischen Fragen wie Auflösung, Genauigkeit, Beleuchtung, Farbkalibrierung oder Realisierung von Referenzsystemen stehen noch aus.
- Das Potential von mehrdimensionalen optischen und geometrischen Messgrößen für die automatisierte Bewertung von Holzoberflächen (z.B. durch maschinelles Lernen) ist noch weitgehend unerforscht.

1.2 Motivation und Ziele

Die existierenden Sortierkriterien können hinsichtlich ihrer Relevanz für historische Holzkonstruktionen sinngemäß aus den existierenden DIN-Normen übernommen werden. Dabei ist zerstörungsfreie optische Überwachung sinnvoll und kann mit Hilfe von Kameras durchgeführt werden. Stabilität bzw. Festigkeit der Holzkonstruktion wird dabei rechnerisch abgeleitet. Solche visuell erkennbaren Oberflächenmerkmale, wie

- Ästigkeit (Astlöcher und deren Durchmesser),
- Risse (insbesondere deren Tiefe und Verlauf durch den Balken),
- Jahresringmuster,

dienen als Einzelnachweis, um die Holzfestigkeit zu schätzen sowie die Sortierklasse anzupassen.

Diese Faktoren können mithilfe optischer Messmethoden dokumentiert und mit KI/Machine Learning automatisch untersucht werden. Die extrahierten Informationen tragen zum Aufbau eines digitalen 3D Modells mit semantischen objektspezifischen Informationen bei.

Aus den erfassten Daten werden hochwertige Digitale Zwillinge für Monitorings- und Managementzwecke erstellt. Zahlreiche Studien belegen ihre Relevanz für die Dokumentation und Erfassung von Informationen über das Kulturerbe in der ersten Phase des Lebenszyklus historischer Gebäude, die Bereitstellung von metrischen 3D-Daten für Restaurierungszwecke, archäologische und historische Forschungen oder virtuelle Rekonstruktionen.

In diesem Beitrag stellen wir eine Machbarkeitsstudie für die Dokumentation von Holzoberflächen mit verschiedenen 3D-Bildgebungsverfahren und erste Ergebnisse der Erkennung von Ästen aus verschiedenen Datenquellen vor. Die Machbarkeitsstudie liefert eine wissenschaftliche Grundlage für die Entwicklung eines Verfahrens zur automatischen Stabilitätsanalyse von verbautem historischem Holz anhand von erkannten Oberflächenmerkmalen.

1.3 Stand der Wissenschaft und Technik

Die Festigkeitsschätzung der verbauten Holzkonstruktionen stellt eine Herausforderung insbesondere für die Untersuchung von Kulturerbe-Objekten dar, da invasive Methoden im Gegensatz zu Neuhölzern nur sehr eingegrenzt verwendet werden dürfen. In (EBNER 2018) wurde eine erfolgreiche Untersuchung zur Festigkeitsschätzung von historischen Holzbalken mit der Kombination von visuellen Sortierkriterien durchgeführt. Dabei wurden die visuell erkennbaren Merkmale definiert, die als Einzelnachweise für die Festigkeitsschätzung entscheidend sind.

Die automatische Überwachung existiert in der Holzproduktion seit einigen Jahrzehnten. Die Holzstücke werden durch ein stationäres optisches Messsystem beobachtet, das defekte Hölzer identifiziert und sortiert. Dabei fokussiert man auf die Detektion von groben Fehlern sowie sichtbaren Oberflächenmerkmalen, die für die Schätzung ihrer bautechnischen Qualität relevant sind. Die Zustandsanalyse der Hölzer im Bestand findet aus technischen Gründen überwiegend visuell statt.

Photogrammetrische Verfahren ermöglichen die Erstellung von texturierten fotorealistischen 3D-Modellen mit einer Detailauflösung bis zum sub-mm Bereich und können für die Erfassung sowohl größerer Strukturen (ganze Holzkonstruktionen) als auch feiner Details (z.B. Oberflächendefekte) dienen. Interessant in diesem Kontext ist eine Kombination aus Photogrammetrie mit verschiedenen Beleuchtungsquellen und -richtungen (Reflectance Transformation Imaging, Photometric Stereo; KARAMI et al. 2022), die eine hochdetaillierte Objektvisualisierung mit interaktiver virtueller Schattierung/Beleuchtung ermöglicht. Das ist insbesondere für die Untersuchung feiner Oberflächendefekte (wie Kratzer oder Risse) relevant. Die Objektauflösung bei Anwendung aktiver Messverfahren kann je nach Sensor zwischen sub-mm (Structured Light Scanning, Lichtschnittverfahren und Streifenprojektion) und cm-Bereich liegen (Laserscanning). Unterschiedliche Anwendungsbeispiele insbesondere aus Kulturerbe und Industrie sind in LUHMANN (2023), TUCCI et al. (2023) oder REMONDINO & STYLIANIDIS (2016) zu finden.

Aus Sicht der automatischen Merkmalsdetektion gibt es verschiedene Algorithmen, die für einzelne Aufgabenmodule optimiert sind. Laut einer aktuellen Literaturrecherche existieren Methoden, die spezifisch für die automatische Erkennung von

- Ästen (DING et al. 2020, YANG et al. 2021),
- Jahresringen (Übersicht der existierenden Methoden in DIVYA & KAUR 2020),
- Rissen (LIU et al. 2020) entwickelt wurden.

Convolutional Neural Networks (ConvNet oder CNN) (O'SHEA & NASH, 2015) haben sich als grundlegende Technik in modernen Deep-Learning-Methoden für Bilderkennungsaufgaben etabliert. Ihre Fähigkeit beschränkt sich nicht nur auf die Erkennung statischer 2D-Bilder, sondern umfasst auch die Verarbeitung dynamischer 3D-Strukturen. Derzeit gibt es zahlreiche moderne Bildanalysemodelle, wie 'You Only Look Once' (YOLO), die auf CNN-Architekturen basieren. In vielen Studien werden YOLO-Modelle zur Merkmalerkennung insbesondere in

2D-Bildern eingesetzt, bspw. Erkennung von Holzrisen (LIU et al., 2020) und Holzknoten (HAN et al., 2023). Innovative Ansätze zur Analyse von 3D-Punktwolkenmodellen werden durch CNN-basierte Frameworks wie PointNet (CHARLES et al., 2017) ermöglicht. Die aktuellste Version von YOLO - YOLOv8 - ist eine Weiterentwicklung von Ultralytics, den Entwicklern des Vorgängermodells YOLOv5 (YOLOv8 2023). Im Vergleich zu vorherigen Versionen bietet das neueste Modell verbesserte Funktionen für die Echtzeit-Segmentierung, Erkennung und Klassifizierung.

Zurzeit gibt es keine Strategie bzw. kein automatisiertes Verfahren, welche die einzelnen Erkennungsmethoden mit Wissen über Bau- und Tragfähigkeit kombiniert, um sichere Aussagen über die Güte bestehender und insbesondere alter historischer Holzkonstruktionen zu ermöglichen.

2 Methodik

2.1 Digitalisierung

Die Untersuchungen von Oberflächenmerkmalen haben mit der Aufnahme von Test-Holzstücken in Laborbedingungen unter Berücksichtigung von Lichtverhältnissen begonnen. Die Holzstücke zwischen 15cm und 1m wiesen unterschiedliche Holzdefekte und Bearbeitungsspuren in Größenordnungen von sub-mm bis einige cm auf (s. Abb. 1).

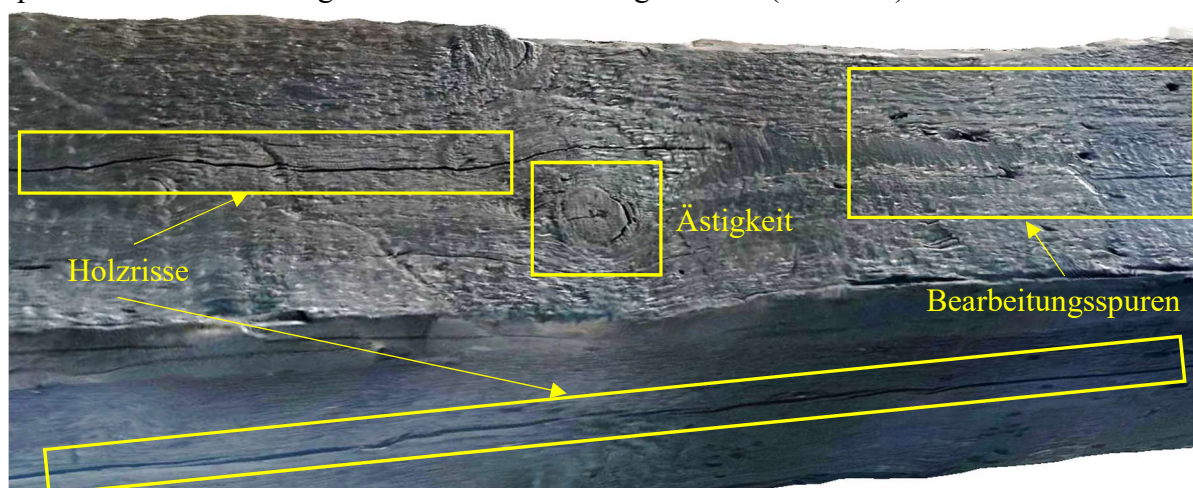


Abb. 1: Typische Merkmale auf Holzoberflächen.

Die Aufnahme von Holzproben erfolgte mithilfe von optischen 3D Messtechnologien unter Labor-Bedingungen (gleichmäßige Belichtung, Drehtisch, Kalibrierungsfelder) und Berücksichtigung der zur Analyse nötigen Datenqualität:

- Photogrammetrische Aufnahme
 - NikonD3400-Kamera mit AF-S NIKKOR 50 mm 1:1,8G-Objektiv (prozessiert in Agisoft Metashape, maßstabgerecht);
 - mikroskopische Kamera (Jiusion HD USB Microscope, prozessiert in Agisoft Metashape);
 - iPhone14 Pro (mithilfe von 3D Scanner App, maßstabgerecht);
- Structured Light Scanning
 - Handscanner Creaform Go!Scan;
 - Streifenprojektion (Hexagon SmartScan);

- Lichtschnittverfahren (Hexagon Messarm);
- Reflectance Transformation Imaging (RTI, Eigenentwicklung am Institut für Angewandte Photogrammetrie und Geoinformation – IAPG/Jade Hochschule).

Weitere Untersuchungen wurden an verbauten Holzbalken am Dachstuhl der Dominikanerkirche (Labor für Dendrochronologie, Universität Bamberg) sowie am IAPG vorgenommen. Die photogrammetrische Aufnahme mit einer Nikon-Kamera (50mm-Objektiv) ergab hochdetaillierte texturierte 3D-Modelle mit Detailwiedergabe im mm-Bereich. Dennoch wurden die feinen Geometrien im sub-mm Bereich (Kratzer, Jahresringe) geometrisch nicht erfasst, obwohl sie in der Modeltextur abgebildet und visuell erkennbar sind. Ein vergleichbares Ergebnis zeigt die Aufnahme mit der 3DScanner-App des iPhone 14Pro (s. Abb. 2).



Abb. 2: Photogrammetrische texturierte (oben) und Oberflächenmodelle (unten); links: Nikon D3400 mit AF-S NIKKOR 50 mm 1:1,8 G-Objektiv; rechts: iPhone 14 Pro (3D Scanner App).

Dieselbe Problematik trat bei der Aufnahme mit aktiven Messverfahren auf: feine Merkmale sind in den Texturen (außer Lichtschnittverfahren) visuell erkennbar, wurden aber geometrisch nicht aufgelöst (s. Abb. 3).



Abb. 3: Aufnahmeergebnisse aus aktiven Messverfahren: a – Hexagon Strifenlicht-Scanner; b – Creaform structured light scanner; c – Lichtschnittverfahren mit Hexagon Messarm.

Ästigkeit, die als Einzelnachweis zur Festigkeitsschätzung dient, ist am besten in den Texturen bzw. Farbbildern erkennbar. Daher fokussieren wir in diesem Beitrag auf die automatische Erkennung von Astknoten anhand von 2D-Bildern.

2.2 Fallstudie Dominikanerkirche in Bamberg

Bei einer Bestandaufnahme verbauter Holzkonstruktionen sollte berücksichtigt werden, dass manche Balken und ihre Elemente schwer zugänglich sind bzw. die Holzoberflächen gestrichen oder verstaubt/verschmutzt sein können. Für eine robuste Vorstudie wurde der Dachstuhl der Dominikanerkirche in Bamberg als Forschungsobjekt gewählt. Hierbei wurden verschiedene Modelle und Strategien getestet, um Ergebnisse aus einer realen Szene zu erhalten.

Die Dominikanerkirche wurde vor 1400 vom Dominikanerorden errichtet und befindet sich in der Fußgängerzone der Bamberger Altstadt. Sie besteht aus einer Hauptaula (Aula der Universität Bamberg) sowie Nebengebäuden. Die aktuelle Fallstudie fokussiert sich auf die Untersuchung des hölzernen Dachstuhls, dessen Konstruktion eine einzigartige Gelegenheit zur Untersuchung und Entwicklung fortschrittlicher Restaurierungs- und Konservierungsmethoden (EIBING & KRAUS 2017) bietet.

Die Bauteile des Dachstuhls wurden photogrammetrisch mit einer Nikon D3400 (APS-C) und einer Sony Alpha 4a (Vollformat) erfasst. Zusätzlich erfolgte eine Aufnahme der ganzen Konstruktion mit terrestrischem Laserscanning (FARO Focus S350).

Gleichzeitig wurde eine Datenbank von über tausend Bildern in verschiedenen Auflösungen erstellt, die größere Szenenaufnahmen mit zufällig verteilten Holzknoten (Ästigkeit) sowie detaillierte Nahbereichsaufnahmen klassifizierter Astknoten beinhaltet.

In dieser Vorstudie diskutieren wir die Erkennungsergebnisse anhand von 2D-Bildern sowie Vorverarbeitungskriterien für die robuste Astknotenidentifikation. Dazu sollen mehrere Parameter detailliert untersucht werden. Abb. 4 zeigt ungünstige Aufnahmesituationen (Lichtverhältnisse, unzugängliche Bauteile), die Herausforderungen für die Ästigkeitserkennung aus 2D-Bildern darstellen.



Abb. 4: Links: Originalbild aus der Dominikanerkirche; rechts: extrahierte Bilder (jeweils 640 x 640) für die weitere Ästigkeitserkennung.

2.3 Datenanalyse

Traditionelle Machine-Learning-Verfahren basieren hauptsächlich auf vordefinierten mathematischen Algorithmen und manuell erstellten Merkmalsätzen zur Mustererkennung. Abb. 5 zeigt einige Ergebnisse aus Versuchsreihen mit Canny-Segmentierung auf historischen Holzoberflächen, die unter identischen Parametereinstellungen erzielt wurden. Weiterhin demonstriert Abb. 5 die Herausforderung, konsistente Merkmale aus radiometrisch heterogenen Altholzoberflächen zu extrahieren.

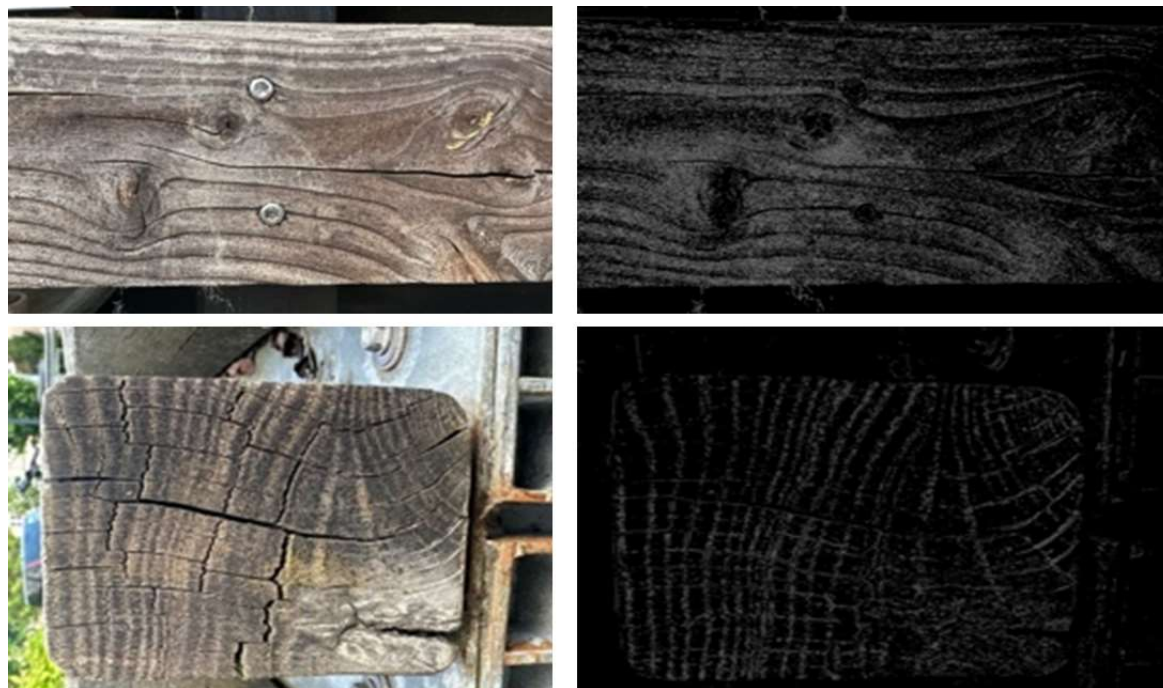


Abb. 5: Ergebnisse der Canny-Segmentierung für verschiedene historische Holzoberflächen

Für die Erkennung einheitlicher Muster, wie Jahresringe, können solche Methoden aufgrund ihrer inhärenten Konsistenz geeignet sein. Jedoch bieten Deep-Learning-Verfahren höhere Flexibilität und Robustheit insbesondere zur Erkennung vielschichtiger und heterogener Muster in Datensätzen. Für die ersten Erkennungsversuche wurden aktuelle YOLO-Modelle untersucht, um die Anwendbarkeit dieses Verfahrens zur Ästigkeitserkennung auf historischen Althölzern zu testen.

2.3.1 Aufbau des Datensatzes

Derzeit existieren verschiedene Datensätze für Neuholzoberflächen, in denen unterschiedliche Rissarten und Knoten gekennzeichnet sind (z.B. *Large Scale Image Dataset of Wood Surface Defects*, n.d.). Aufgrund der breiten Vielfalt von Altholzoberflächen, die insbesondere durch Baumarten- und geografische Unterschiede geprägt ist, besteht die Notwendigkeit, vorhandene Datensätze mit ausgewählten Altholzbeispielen zu erweitern, um einzelne Merkmale sicher identifizieren zu können. Abb. 6 zeigt ein 2D-Bild einer Altholzoberfläche mit markierten Astknoten, Rissen und Nägeln, die fallweise visuell verwechselt werden können.

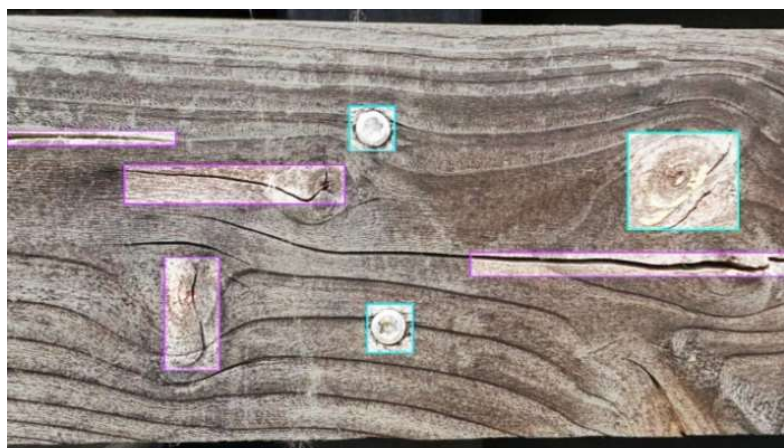


Abb. 6: Bild einer Holzoberfläche mit markierten Holzrissen (violett), Astknoten (grün) und Holznägeln (blau)

2.3.2 Datenvorverarbeitung

Unter Berücksichtigung der Anforderungen für das CNN-Training ist eine Vorverarbeitung gesammelter Daten erforderlich. Dazu gehören insbesondere Ausreißer-Filterung sowie Normalisierung, um Datenkonsistenz zu gewährleisten.

Die ersten Versuche wurden mit einem standardmäßigen Datensatz durchgeführt, wobei die Bilder ausgeprägte und klar identifizierbare Merkmale, optimale Helligkeit und Kontrast aufweisen. Nach dem Datensatzaufbau wurden die Bilder zu einer einheitlichen Größe von 640x640 Pixel zugeschnitten bzw. normalisiert, um die erforderliche Kompatibilität mit Analyschnittstelle zu gewährleisten (gemäß Anforderungen des YOLO-Modells). Aufgrund der ungleichmäßigen Merkmalverteilung wurden die zugeschnittenen Bilder mit einem abgestuften Belichtungsfilter verarbeitet, um sicherzustellen, dass der Datensatz eine breite Palette von Merkmalsbildern unter stabilen Lichtverhältnissen enthält. Anschließend wurde ein verfeinerter Bildersatz zusammengestellt. Dieser dient als Grundlage für den erstellten benutzerdefinierten Datensatz, welcher ausschließlich Bilddaten von Holzkonstruktionen der Dominikanerkirche enthält.

Anschließend wurde ein umfangreicher Markierungsprozess an ausgewählten Bildern durchgeführt. Die Klassifizierung erfolgte in drei Hauptkategorien: tote Knoten, lebende Knoten und Holzdübel. Mit Blick auf den historischen Charakter verbauter Holzkonstruktionen treffen tote Knoten am häufigsten in allen drei Klassen auf. Allerdings können die Holzdübel während der Oberflächenanalyse leicht mit toten Knoten verwechselt werden. Eine klare Identifikation ist daher eine herausfordernde Aufgabe. Aus diesem Grund wurde die Kategorie 'Holzdübel' eingeführt, um einen eindeutigen Unterschied zwischen beiden Merkmalen zu ermöglichen. Eine detaillierte Kategorisierung verbessert zukünftig nicht nur die Datensatzqualität, sondern auch Genauigkeit der automatischen Merkmalerkennung mit dem YOLO-Modell. Dabei wird erwartet, dass das Modell in der Lage sein wird, jeden Holzknoten exakt zu identifizieren und genauere Daten zu Erschließung und Erhaltung historischer Gebäude für weitere Projektphasen bereitzustellen.

2.3.3 Modelltraining und Validierung

Das Modelltraining ist das grundlegende Verfahren in Deep Learning. Die Gewichte verschiedener Parameter innerhalb eines Modells werden anhand eines Trainingsdatensatzes angepasst, um die Diskrepanz zwischen den Vorhersagen des Modells und tatsächlichen Ergebnissen zu

minimieren. Hierbei wird eine Verlustfunktion zur Leistungsbewertung des Modells verwendet. Iterative Optimierungstechniken können auch genutzt werden, um die Modellarchitektur anzupassen und dadurch eine höhere Vorhersagegenauigkeit zu erzielen.

Nach dem Modelltraining erfolgt eine Validierungsphase, um sicherzustellen, dass es eine gute Generalisierungsleistung aufweist und nicht überangepasst ist. Ein Validierungsdatensatz wird verwendet, um die Modellleistung nach jeder Iteration während des Trainingsprozesses zu bewerten. Metriken wie Genauigkeit, Präzision, Wiedererkennungswert und F1-Score dienen zur Bewertung der Trainingsergebnisse. Etwaige Diskrepanzen, die in dieser Phase festgestellt werden, können zu einer weiteren Modelloptimierung führen.

Anschließend sollte das Modell in einem realen Szenario getestet werden, was eine objektive Leistungsbewertung des Erkennungsmodells ermöglicht. Die Erkenntnisse können in ein Holz-Monitoringsystem integriert werden, um dessen Stabilität in der Praxis zu überprüfen sowie mögliche Probleme frühzeitig zu erkennen. Es ist wichtig, dass das System auch bei ungünstigen Lichtverhältnissen einwandfrei funktionieren kann. Für eine erfolgreiche Anwendung des Modells sollten weitere Trainings- und Testprozesse in verschiedenen Szenarien wiederholt werden. Dadurch kann die Anwendbarkeit des Modells bewertet werden sowie bessere Ergebnisse erzielt werden.

3 Ergebnisse

Für das erste Experiment zur Erkennung von Astknoten wurde das Modell YOLOv8n ausgewählt. Dieses Modell ist das schnellste von allen vortrainierten YOLOv8-Modellen zur Bilderkennung auf dem COCO-Datensatz. Der COCO-Datensatz (Common Objects in Context), entwickelt vom Microsoft-Forschungsteam, ist ein weit verbreiteter Datensatz für die Computer-Vision-Forschung, insbesondere im Gebiet der Objekterkennung, Segmentierung und Bildannotation. COCO enthält eine große Anzahl von Bildern aus verschiedenen Szenen und Kontexten, die gängige Objekte und Szenen des täglichen Lebens abdecken. Dafür wurde eine Teilmenge (subset) des "Large-scale image dataset of wood surface defects for automated vision-based quality control processes" ausgewählt. Dieser Satz umfasst 4.000 markierte Bilder mit acht verschiedenen Kategorien von Holzoberflächenfehlern, einschließlich lebendige und tote Knoten sowie Knoten mit Rissen. Dieser Datensatz wurde wie folgt aufgeteilt: 81,25 % für Training, 12,5 % für Validierung und 6,25 % für Testen. Der markierte Testdatensatz dient zur Bewertung der Erkennungsfähigkeit des endgültig trainierten Modells, während der Validierungsdatensatz dazu dient, die Modellleistung nach jeder Trainingsiteration zu beurteilen.

Unter Berücksichtigung von standartmäßigen YOLO-Trainingskonfigurationen wurde das Modell mit 30 Epochen bei einer Batch-Größe 8 pro Epoche trainiert. Im Bereich des maschinellen Lernens bezieht sich ein 'Batch' auf eine Teilmenge von Proben, die für jede Trainingsiteration verwendet wird. Eine 'Epoche' stellt einen vollständigen Trainingszyklus durch den Datensatz dar. Für unser Experiment verarbeitete das Modell ungefähr 12.188 Batches aus 3.250 Trainingsproben.

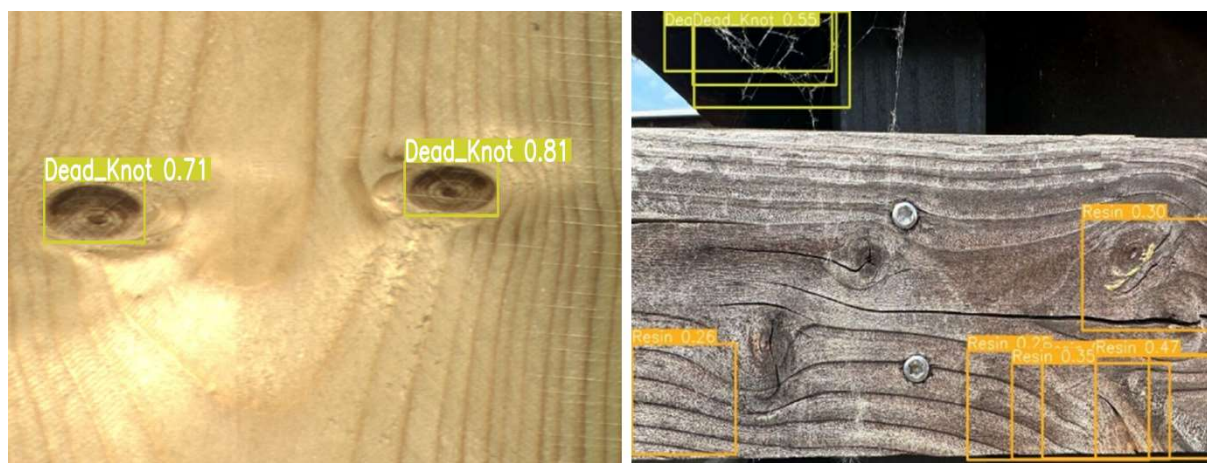


Abb. 7: Erkennungsergebnisse: links – Bild aus dem Datensatz; rechts – Originalbild (Dachstuhl).

Die Analyse der Trainings- und Testergebnisse zeigt, dass das trainierte Modell sowohl lebende als auch tote Knoten gut identifizieren konnte (Abb. 7, links). Es war jedoch weniger präzise bei der Erkennung von Altholzoberflächen, was jedoch vor Beginn unserer Studie erwartet wurde (Abb. 7, rechts). Dies liegt vermutlich daran, dass das Modell nur mit einem generischen Datensatz ohne weitere spezialisierte Feineinstellungen trainiert wurde, was zu einer begrenzten Generalisierung führte.

Anhand von ersten Experimenten wurde festgestellt, dass die verfügbaren Open-Source-Datensätze Grenzen aufweisen, insbesondere hinsichtlich der Variabilität historischer Holzoberflächen und realer Szenarien.

Weitere Trainingsexperimente wurden mit YOLOv8n und YOLOv8m für verschiedene Epochen, Auflösungsstufen und Transformationen durchgeführt. Für eine bessere Validierungskonsistenz wurde der Datensatz mit den aufgenommenen Daten von Dominikanerkirche erweitert. Die Struktur von YOLOv8m (Medium) ist komplexer und bietet eine höhere Genauigkeit als YOLOv8n (Nano). Es erfordert jedoch mehr Rechner- und Grafikkartenleistung sowie Zeitressourcen, um mit demselben Datensatz trainiert zu werden. Der gesamte Originaldatensatz mit etwa 750 beschnittenen Bildern wurde zufällig in einen Trainingssatz (80%), einen Validierungssatz (15%) und einen Testsatz (5%) aufgeteilt. Der Testsatz diente zur Überprüfung der Leistung des endgültigen Modells. Im Weiteren fokussieren wir uns auf die Analyse von Trainings- und Validierungssätzen, die während des Trainingsprozesses verwendet wurden.

Im ersten Experiment mit YOLOv8n erreichte das Modell eine Spitzenpräzision von 0,62 und eine mean Average Precision 50-90 (mAP 50-90) von 0,17 für den von toten Knoten dominierten Auswertungsdatensatz. mAP ist eine Leistungskennzahl, welche die Genauigkeit von Objekterkennungsmodellen über verschiedene Klassen und Instanzen innerhalb eines Datensatzes reflektiert. Ein hoher mAP-Wert zeigt im Allgemeinen an, dass das Modell die meisten Objekte zuverlässig erkennt und ihre Positionen und Klassen genau vorhersagt. Der Begriff "mAP 50-90" bezieht sich auf den Mittelwert der durchschnittlichen Genauigkeit (AP), berechnet für verschiedene IoU-Schwelldwerte (Intersection over Union), beginnend bei 0,5 bis 0,9 in Schritten von 0,05. Insbesondere erreichte die Erkennung toter Knoten auf der Holzoberfläche eine Genauigkeit von 0,74. Durch die Verwendung von YOLOv8m mit identischen Parametern für eine vergleichbare Anzahl von Epochen konnte die Spitzenpräzision auf 0,67 verbessert

werden und der mAP 50-90 auf den Validierungsdatensätzen um 0,2 erhöht werden. Die Genauigkeit für tote Knoten stieg dabei speziell auf 0,79 an. Trotz Verbesserungen zeigen die Verlustdiagramme eine stabilere Leistung für YOLOv8n im Vergleich zu YOLOv8m, wenn auch mit niedrigeren Gesamtwerten für die Genauigkeit. Diese Diskrepanz deutet darauf hin, dass YOLOv8m möglicherweise einen längeren Trainingszeitraum benötigt, um vollständig zu konvergieren und seine optimale Leistung zu erreichen. Daher wurden die kontrollierten Experimente fortgesetzt, indem die Trainingsiterationen des YOLOv8m erhöht wurden, um die statistischen Veränderungen verschiedener Parameter wie Verluste in Trainings- und Validierungssätzen oder mAP-Werte zu beobachten. Um den Trainingsprozess mit 10 Epochen zu vergleichen, wurden die Zeiträume auf 30 und 50 Epochen verlängert. Die folgenden Diagramme (Abb. 8) zeigen die Veränderung des CLS-Verlusts (Klassifikationsverlust, unter Verwendung der Werte des Kreuzentropieverlusts) und des DFL-Verlusts (Verteilungs-Fokus-Verlust) sowohl im Trainingssatz als auch im Validierungssatz. Ein weiterer Verlust, der berücksichtigt wurde, ist der BOX-Verlust (Bounding-Box-Verlust).

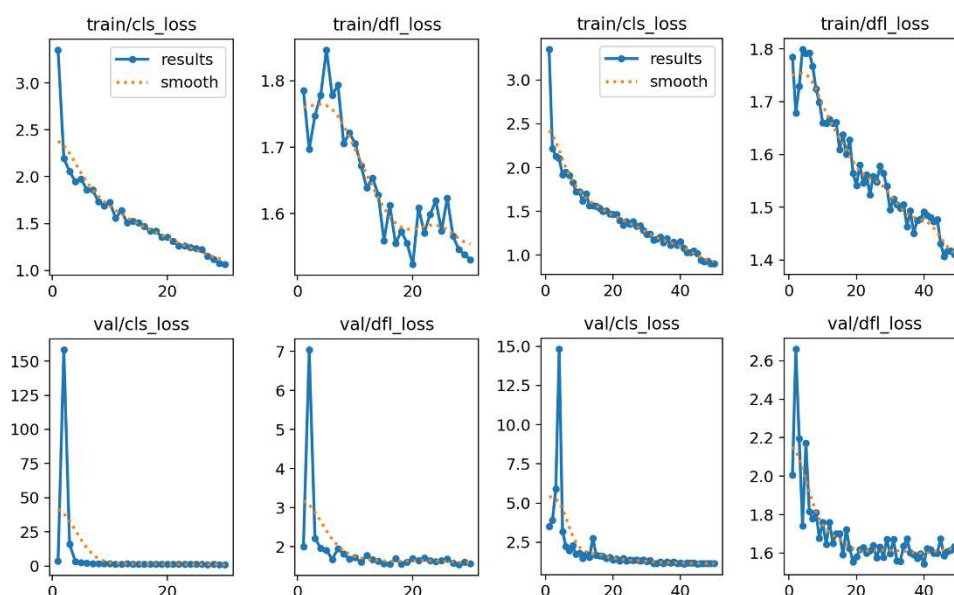


Abb. 8: Ergebnisse von YOLOv8m in 30 Epochen (links) und 50 Epochen (rechts)

Da wir uns jedoch auf die allgemeinen Leistungen innerhalb verschiedener Iterationen während der Experimente konzentrieren, wird diese Art von Verlust erst in späteren Forschungsarbeiten diskutiert werden.

Aus den experimentellen Ergebnissen geht hervor, dass die Leistung des YOLOv8m-Modells stabilisiert wird, wenn die Anzahl der Trainingszyklen erhöht wird. Dabei nehmen die verschiedenen Verlustmetriken, einschließlich des CLS-Verlusts und des DFL-Verlusts, allmählich ab. Obwohl bei höheren Trainingszyklen, d.h. 50 Epochen (s. Abb. 9), immer noch einige Schwankungen in der Leistung auftreten, zeigt das Modell, das über längere Epochen trainiert wurde, insgesamt eine bessere Leistung hinsichtlich des absoluten Wertes der Verlustmetriken. Dies deutet darauf hin, dass das Modell mit zunehmender Trainingsdauer konvergiert und dass langfristiges Training trotz kurzfristiger Schwankungen zu einer verbesserten Leistung führen kann.

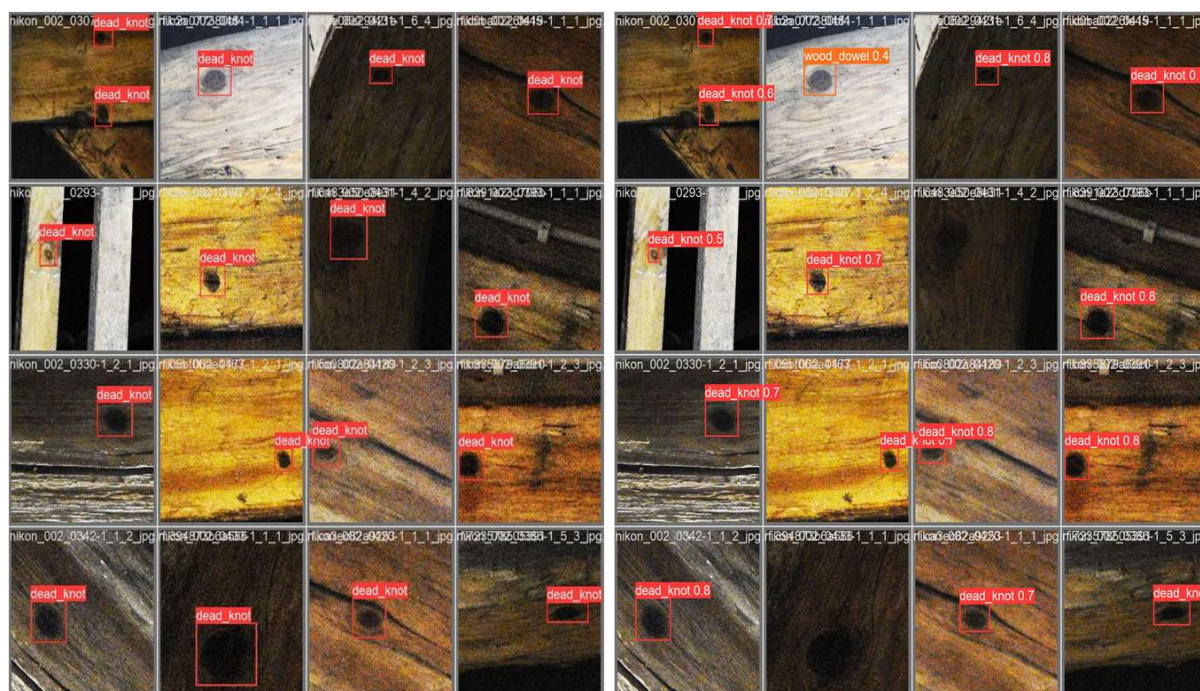


Abb. 9: Ergebnisse von YOLOv8m (50 Epochen) in der Validierungsmenge: links – Beschriftungen im Validierungssatz; rechts – Vorhersagen im Validierungssatz

Die experimentellen Ergebnisse zeigen auch, dass das YOLOv8m-Modell bei einer Erhöhung der Trainingszyklen einen kontinuierlichen Rückgang des Klassifikations- und Verteilungsverlusts aufweist. Allerdings muss die Erkennungsgenauigkeit des Modells noch verbessert werden, insbesondere bei der Unterscheidung zwischen toten Knoten und Holzdübeln sowie bei schlechten Lichtverhältnissen. Derzeit wurde ein relativ geringer Datensatz mit nur etwa 750 zugeschnittenen und gefilterten Rohbildern verwendet, was für Deep Learning nicht ausreichend ist. Aus diesem Grund ist geplant, den Datensatz durch Datenerweiterungstechniken auszubauen, um die Erkennungsrate und Robustheit des Modelltrainings zu erhöhen. Die Datenerweiterung umfasst Bildrotationen, Skalierung, Zuschneiden, Farbtransformationen sowie andere Operationen. Dadurch werden vielfältige Bilder erzeugt, die unterschiedliche Aufnahmebedingungen und Hintergrundrauschen simulieren. Das Ziel ist, dass das Modell eine hohe Genauigkeit in der Erkennung über ein breiteres Spektrum von Szenarien beibehält. Darüber hinaus wurden die Datenerweiterungstechniken für die Optimierung des YOLOv8m-Modells sowie einer Datenbankerweiterung wie folgt implementiert:

- Scherung:

Die Bilder wurden horizontal um bis zu ± 19 Grad und vertikal um bis zu ± 14 Grad geschert. Dadurch wurden Scherungseffekte eingeführt, die unterschiedliche Perspektiven und Ansichtswinkel simulieren.

- Helligkeitsanpassungen:

Die Helligkeit der Bilder wurde zwischen -52% und $+52\%$ variiert, um das Modell auf die Erkennung von Objekten unter verschiedenen Beleuchtungsbedingungen vorzubereiten, von schwach beleuchteten bis hin zu hell beleuchteten Umgebungen.

- Drehungen der Bounding Boxen:

Die Bilder zusammen mit ihren Bounding Boxen wurden in allen möglichen Richtungen um 90 Grad gedreht, um die Erkennungsfähigkeit des Modells unabhängig von der Objektausrichtung im Bild zu verbessern. Alle genannten Operationen wurden ausgewählt, um die potenzielle Variabilität in realen Szenarien zu reflektieren und sicherzustellen, dass das Modell mit einer größeren Datenmenge sowie herausfordernden variierenden Bedingungen trainiert ist. Der erweiterte Datensatz wurde wie oben beschrieben erneut in Trainings-, Validierungs- und Testsätze aufgeteilt, um das Training für 30 und 50 Epochen vergleichsweise durchführen zu können. Nach der Datensatzerweiterung sind bemerkenswerte Verbesserungen in der Trainingsleistung des Modells zu beobachten (s. Abb. 10): der Gesamtverlust verringerte sich schneller und mit größerer Stabilität im Vergleich zu den vorherigen nicht erweiterten Ergebnissen. Darüber hinaus nahmen sowohl der Klassifikationsverlust (CLS-Verlust) als auch der Verteilungs-Fokus-Verlust (DFL-Verlust) ab.

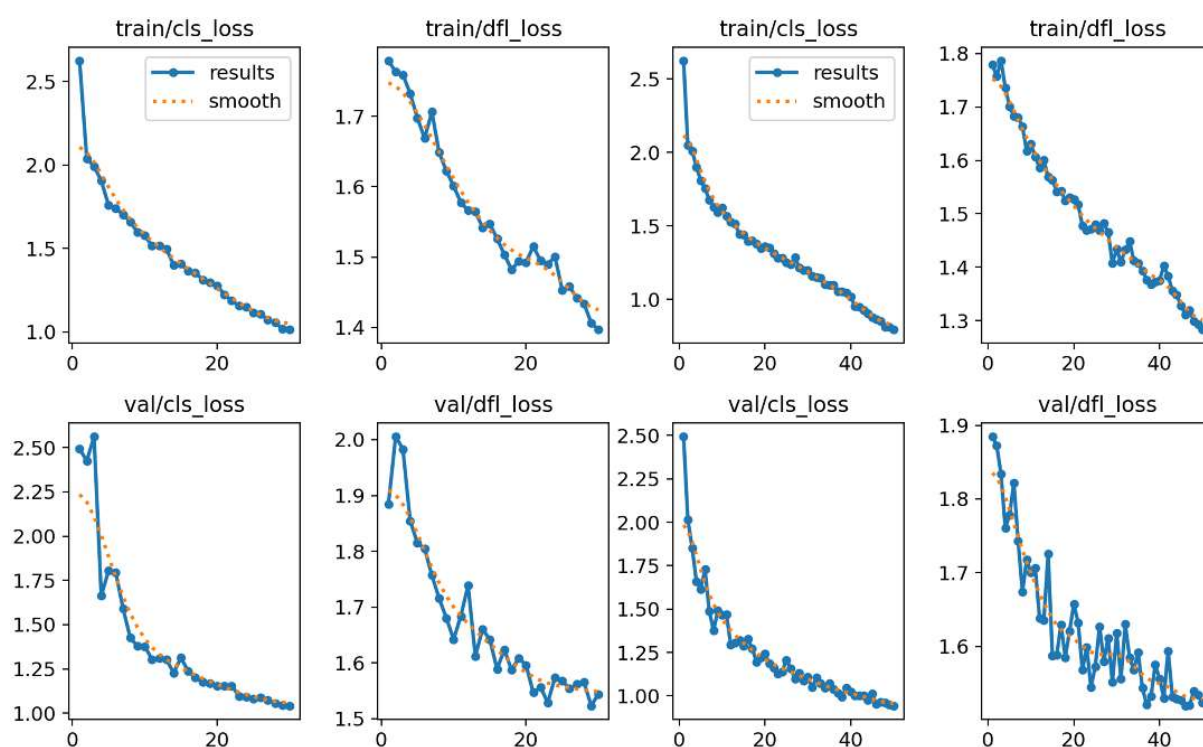


Abb. 10: Ergebnisse von YOLOv8m mit Datenerweiterung in 30 (links) und 50 Epochen (rechts)

Es wurde ein konstanter Abwärtstrend über die Trainings- und Validierungssets beibehalten (s. Abb. 11). Dies steht im Kontrast zu früheren Ergebnissen, bei denen die Verlustreduktion sich zu verflachen schien, und bei denen der DFL-Verlust eine leichte Tendenz zur Überanpassung (Overfitting) nach 45 Epochen anzeigte. Diese Verbesserungen deuten darauf hin, dass die Generalisierungsfähigkeit des Modells wesentlich optimiert wurde.

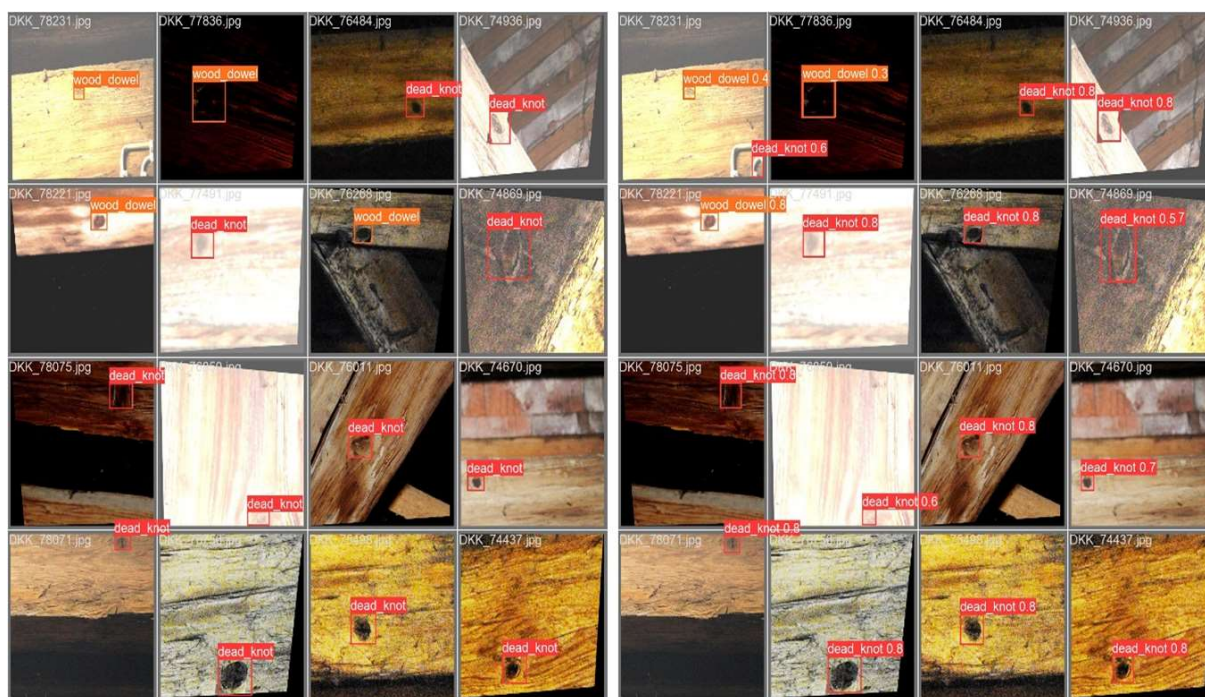


Abb. 11: Ergebnisse von YOLOv8m mit Datenerweiterung (50 Epochen) auf der Validierungsmenge; oben: Beschriftungen im Validierungssatz; unten: Vorhersagen im Validierungssatz

4 Ausblick

Im aktuellen Beitrag wurden die ersten Erkennungsversuche mit unterschiedlichen Datensätzen durchgeführt, um die Auswirkungen verschiedener YOLO-Modelle, Trainingsiterationen und Datenerweiterungstechniken auf Merkmalerkennung an historischen Altholzoberflächen zu untersuchen. Der Schwerpunkt lag dabei auf der Verwendung von 2D-Bildern. In unseren Experimenten haben wir jedoch auch Bereiche identifiziert, die zukünftig im Fokus stehen:

Verwendung von Originaldaten:

Bisher wurde der Originaldatensatz auf 2D-Bilder (Holzproben und Dachkonstruktion der Dominikanerkirche) beschränkt. Zukünftige Studien widmen sich der Integration von 3D-Daten sowie der Entwicklung eines hybriden Multi-Source-Erkennungsansatzes.

Vielfalt der Merkmalsklassen:

Im Kontext historischer Althölzer wurde in diesem Beitrag hauptsächlich auf die Erkennung toter Knoten fokussiert, wobei Holzdübel aufgrund ihrer Ähnlichkeit eine Klassifizierungsherausforderung darstellen. Ein unmittelbares Forschungsziel ist die Diversifizierung der Merkmalsklassen sowie Sicherstellung einer ausgewogenen Repräsentation innerhalb des Datensatzes für eine genaue Mehrklassenerkennung.

Historische Holzarchitektur unter ungünstigen Aufnahmebedingungen:

Die Verwendung authentischer Datensätze unter Berücksichtigung hauptsächlich ungünstiger Aufnahmebedingungen ergibt eine objektive Bewertung des Erkennungssystems. Faktoren wie Lichtverhältnisse, spezifische Ziele und Merkmalskomplexität sind zu berücksichtigen. Um die Generalisierungsfähigkeit des Modells zu stärken, ist geplant, ein breiteres Spektrum realer Bedingungen abzudecken oder generative KI-Algorithmen einzusetzen, um die Szenenrepräsentation im Datensatz zu erhöhen.

Modellarchitektur von YOLOv8:

Obwohl das YOLOv8-Modell als führendes Echtzeit-Erkennungsframework gilt, muss seine Eignung für die vielfältigen Ziele und komplexen Szenarien noch vollständig evaluiert werden. Im Vorfeld steht eine Erweiterung existierender YOLO-Architekturen, die möglicherweise Aufmerksamkeitsmechanismen oder maßgeschneiderte Merkmalsextraktoren beinhalten, um die Extraktion spezifischer Merkmale auf historischen Holzoberflächen zu optimieren.

Basierend auf der Analyse aktueller Fallstudien und damit verbundener Experimente konnten wichtige Schlussfolgerungen gezogen werden. Die Verwendung von vortrainierten Modellen wie YOLO zur Identifikation von Astknoten auf Althölzern hat nach dem Training mit unterschiedlichen Datensätzen eine beachtliche Genauigkeit gezeigt. Die experimentelle Analyse an Daten von der Dominikanerkirche zeigt jedoch, dass trotz der Verwendung identischer Datensätze unterschiedliche Strategien und Methoden die Modellleistung erheblich beeinflussen. Um ein effektives und universelles Erkennungssystem zu entwickeln, ist es daher unerlässlich, nicht nur die Datenvielfalt zu berücksichtigen, sondern auch die integrierte Auswahl und Kombination von Strategien, um die Ausgewogenheit der Modellleistung in verschiedenen Anwendungsszenarien zu optimieren.

Neben der Ästigkeit haben auch andere Faktoren in realen Szenarien, wie Holzrisse, Pilzbefall und Verwitterungsspuren, einen erheblichen Einfluss auf die physikalischen Eigenschaften von Holz. Daher ist es wichtig, sich nicht nur auf die Erkennung von Knoten zu konzentrieren, sondern auch die möglichen Auswirkungen dieser Faktoren auf die Erkennungsleistung zu berücksichtigen. Eine essentielle Bedeutung für die Systemoptimierung und Generalisierungsfähigkeit des Modells spielen die Daten, die extremen Aufnahmesituation und -bedingungen aufweisen.

Schließlich hat die Holzoberfläche als organisches Material identifizierbare biologische Eigenschaften. Unsere Forschung sollte sich daher nicht nur auf den Datensatz und die Modellleistung beim Deep Learning beschränken. Zukünftige Studien sollten auch die biologischen Aspekte von Holz, wie Astknotenbildung oder Wirkung von Schädlingen, unter Berücksichtigung statischer Eigenschaften bzw. Lage von Holzbalken in einer Dachkonstruktion näher untersuchen, da dieses Wissen wichtige zusätzliche Informationen für die Erkennungsfähigkeit von Deep-Learning-Modellen liefern kann.

5 Literaturverzeichnis

- CHARLES, R. Q., SU, H., KAICHUN, M. & GUIBAS, L. J., 2017: PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation. Proc. CVPR, 77-85.
- DIN 4074, 2004: Qualitätskriterien für konstruktive Vollholzprodukte. Absatzförderungsfonds der deutschen Forst- und Holzwirtschaft - HOLZABSATZFONDS (Hrsg.)
- DING, F., ZHUANG, Z., LIU, Y., JIANG, D., YAN, X. & WANG Z., 2020: Detecting Defects on Solid Wood Panels Based on an Improved SSD Algorithm. Sensors, **20**(18): 5315.
- DIVYA, K. & KAUR, S., 2021: Dendrochronology with Deep Learning. 2021 2nd International Conference on Intelligent Engineering and Management (ICIEM), London, United Kingdom, 333-336, doi: 10.1109/ICIEM51511.2021.9445305
- EBNER, F., 2018: Festigkeitsuntersuchungen an verbauten Konstruktionshölzern. Unpub. Masterarbeit im Masterstudiengang Denkmalpflege / Heritage Conservation.

- EIBING, T. & KRAUS, S., 2017: Vom Pirckheimer Stübchen zum Koberger Schrankstübchen: Neue Erkenntnisse zu einer außergewöhnlichen Holzkonstruktion des späten 15. Jahrhunderts. In Wartburg-Stiftung (Ed.), *Wartburg-Jahrbuch 2016*: Herausgegeben von der Wartburg-Stiftung in Zusammenarbeit mit dem Wissenschaftlichen Beirat, Schnell und Steiner Regensburg, 131-167.
- HAN, S., JIANG, X., & WU, Z., 2023: An Improved YOLOv5 Algorithm for Wood Defect Detection Based on Attention. *IEEE Access*, 11, 71800–71810.
- KARAMI, A., MENNA, F. & REMONDINO, F., 2022: Combining Photogrammetry and Photometric Stereo to Achieve Precise and Complete 3D Reconstruction. *Sensors*, **22** (21), 8172.
- KODYTEK, P., BODZAS, A., & BILIK, P., 2022: A large-scale image dataset of wood surface defects for automated vision-based quality control processes. *F1000Research*, 10, 581.
- LARGE SCALE IMAGE DATASET OF WOOD SURFACE DEFECTS, 2023: Retrieved 14 January 2024, from <https://www.kaggle.com/datasets/nomihsa965/large-scale-image-dataset-of-wood-surface-defects>
- LIU, Y., HOU, M., LI, A., DONG, Y., XIE, L. & JI, Y., 2020: Automatic detection of timber-cracks in wooden architectural heritage using yolov3 algorithm. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, **XLIII-B2-2020**, 1471-1476.
- LUHMANN, T., ROBSON, S., KYLE, S. & BOEHM, J., 2023: *Close-Range Photogrammetry and 3D Imaging*. 4th edition, de Gruyter, Berlin.
- NEUHAUS, F.-H., 2017: *Ingenieurholzbau: Grundlagen - Bemessung - Nachweise – Beispiele*. Springer Verlag, Vieweg.
- O'SHEA, K. & NASH, R., 2015: *An Introduction to Convolutional Neural Networks*. arXiv: 1511.08458.
- REMONDINO, F. & STYLIANIDIS, E., 2016: *3D Recording, Documentation and Management of Cultural Heritage*. Whittles Publishing Verlag, 978-1-84995-168-5
- TUCCI, G., BALLETTI, C., BONORA, V., FASSI, F., SPANÒ, A., PARISI, E. I., PREVITALI, M. & SAMMARTANO, G., 2023: *The Proceedings of the CIPA2023 Symposium “Documenting, Understanding, Preserving Cultural Heritage. Humanities and Digital Technologies for Shaping the Future”*, Volume **XLVIII-M-2-2023**
- YANG, Y., WANG, H., JIANG, D. & HU, Z., 2021: Surface Detection of Solid Wood Defects Based on SSD Improved with ResNet. *Forests*. 2021, **12**(10):1419. <https://doi.org/10.3390/f12101419>
- YOLOV8, 2023: *A New State-of-the-Art Computer Vision Model*. (2023). Retrieved 1 Jan 2024, <https://yolov8.com/>