

Hennig, Florian; Köhlmann, Maren; Weißmann, Julius; Schepers, Marianne

Article

Erforschung von Satelliten- und weiteren Fernerkundungsdaten zur Ermittlung von Gebäudeangaben

WISTA - Wirtschaft und Statistik

Provided in Cooperation with:

Statistisches Bundesamt (Destatis), Wiesbaden

Suggested Citation: Hennig, Florian; Köhlmann, Maren; Weißmann, Julius; Schepers, Marianne (2025) : Erforschung von Satelliten- und weiteren Fernerkundungsdaten zur Ermittlung von Gebäudeangaben, WISTA - Wirtschaft und Statistik, ISSN 1619-2907, Statistisches Bundesamt (Destatis), Wiesbaden, Vol. 77, Iss. 4, pp. 70-82

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/324738>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

Florian Hennig

ist Geograph (M.Sc.) und arbeitet im Referat „Gebäude und Wohnungen“ der Gruppe „Registerbasierter Datenbestand des Zensus“ des Statistischen Bundesamtes. Zunächst lag sein Arbeitsschwerpunkt auf der Weiterentwicklung des Anschriftenregisters; mittlerweile ist er im Einrichtungsregister tätig.

Maren Köhlmann

ist Volkswirtin und Soziologin. Ihr thematischer Schwerpunkt im Referat „Erforschung neuer digitaler Daten“ des Statistischen Bundesamtes liegt im Bereich Fernerkundungsdaten, in welchem sie in verschiedenen nationalen sowie internationalen Forschungsprojekten arbeitet.

Julius Weißmann

ist Data Scientist und arbeitet im Referat „Künstliche Intelligenz, Big Data“ des Statistischen Bundesamtes. Er befasst sich mit dem Einsatz von Maschinellem Lernen in der amtlichen Statistik sowie der Automatisierung von Statistik und Nichtstatistikprozessen.

Marianne Schepers

ist Diplom-Geographin sowie M. A. Theaterwissenschaft/Mathematik und im Referat „Methoden und Kommunikation in der Preisstatistik“ des Statistischen Bundesamtes tätig. Bis April 2025 war sie im Referat „Konjunktur des Baugewerbes“ für den Bereich Weiterentwicklung der Bautätigkeitsstatistik zuständig.

Danksagung

An dieser Stelle möchten wir uns ganz herzlich bei Dorothee Stiller (Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt) für die hervorragende Zusammenarbeit und ihr Engagement während des gesamten Projektverlaufs bedanken. Ihr Fachwissen, ihre Kreativität und ihre stetige Unterstützung haben maßgeblich zum Erfolg des Projekts beigetragen.

ERFORSCHUNG VON SATELLITEN- UND WEITEREN FERNERKUNDUNGS-DATEN ZUR ERMITTLUNG VON GEBÄUDEANGABEN

Florian Hennig, Maren Köhlmann, Julius Weißmann, Marianne Schepers

➤ **Schlüsselwörter:** Gebäude- und Wohnungsregister – Bilderkennung – Maschinelles Sehen – Bautätigkeitsstatistik – Convolutional Neural Network

ZUSAMMENFASSUNG

Das Statistische Bundesamt hat gemeinsam mit dem Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt und dem Bundesamt für Kartographie und Geodäsie das Forschungsprojekt „Satelliten- und andere Fernerkundungsdaten für das Gebäude- und Wohnungsregister“ (Sat4GWR) durchgeführt. Darin untersuchten sie den Einsatz von Fernerkundungsdaten und Methoden des Maschinellen Lernens zur automatisierten Erfassung und Analyse von Gebäudedaten. Ziel war, Machine-Learning-Modelle zu trainieren und zu evaluieren, um statistische Anwendungen wie die Ermittlung der Anzahl von Gebäuden und die automatisierte Aufbereitung spezifischer Merkmale zu unterstützen. Im Mittelpunkt standen dabei Verfahren der semantischen Segmentierung und der Instanzsegmentierung, die es ermöglichen, Gebäude auf Pixelebene präzise zu identifizieren und zu differenzieren.

➤ **Keywords:** register of buildings and dwellings – image recognition – machine vision – statistics on building activity – convolutional neural network

ABSTRACT

In cooperation with the German Aerospace Center and the Federal Agency for Cartography and Geodesy, the Federal Statistical Office has conducted the Sat4GWR project to research satellite data and other remote sensing data for the register of buildings and dwellings. The project explored the use of remote sensing data and machine learning methods for the automated collection and analysis of data on buildings. The goal was to train and evaluate machine learning models that support statistical applications, including the determination of the number of buildings and the automated processing of specific variables.

1

Einleitung

Informationen der amtlichen Statistik zum Gebäudebestand in Deutschland sind unter anderem in Bezug auf Wohnungs- und Energiebedarf sowie für die Raumordnung und Verkehrsplanung von großer Bedeutung für Entscheidungen in Politik, Verwaltung und Wirtschaft. In Deutschland existiert kein übergreifendes, aktuelles und qualitätsgesichertes Register zu allen Gebäuden. Daher sind die Daten der im Zuge des Zensus durchgeführten zehnjährlichen Gebäude- und Wohnungszählung sowie die Informationen aus der Bautätigkeitsstatistik von hoher Relevanz. Neben den nationalen Veröffentlichungen werden die Informationen zu Gebäuden und Wohnungen auf europäischer Ebene veröffentlicht und perspektivisch ebenso für die künftigen europäischen Konjunkturstatistiken zu Baufertigstellungen und Baubeginnen¹ genutzt. Dem großen Bedarf an Angaben zu Gebäuden und Wohnungen steht ein hoher Aufwand für das Erheben und Aufbereiten von Verwaltungs- und Statistikdaten gegenüber. Insbesondere für ein potenzielles künftiges Gebäude- und Wohnungsregister wären hohe Aufwände nötig, um es dauerhaft gepflegt und qualitätsgesichert zu betreiben. Eine Möglichkeit zur weitgehend automatisierten Qualitätssicherung eines Gebäude- und Wohnungsregisters in Bezug auf Vollständigkeit sowie zur Ableitung von bestimmten Gebäudeangaben ist, Satelliten- und andere Fernerkundungsdaten zu nutzen. Die in solchen Daten enthaltenen Informationen zu Gebäuden können potenziell in der Statistik genutzt werden.

Ein zwischen dem Bundesministerium des Innern und dem Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt abgeschlossener Rahmenvertrag (IF-Bund – Innovative Fernerkundung für die Bundesverwaltung) ermöglichte das Projekt Satelliten- und andere Fernerkundungsdaten für das Gebäude- und Wohnungsregister (Sat4GWR). Von 2021 bis 2024 haben sich das Statistische Bundesamt, das Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt und das Bundesamt für Kartographie und Geodäsie daran beteiligt. Sie untersuchten die Möglichkeiten und Grenzen, die sich aus der Kombination des aktuellen Standes von

Fernerkundungsdaten mit den Entwicklungen im Bereich des Maschinellen Lernens ergeben – insbesondere im Hinblick auf ein weitgehend automatisiertes Erkennen und Klassifizieren von Gebäuden, um die Qualität eines noch aufzubauenden Gebäude- und Wohnungsregisters zu sichern. Zusätzlich wurde geprüft, inwiefern auch Gebäudeangaben automatisiert aus Fernerkundungsdaten ermittelt werden können. Die praktische Entwicklungsarbeit leistete dabei das Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt in inhaltlich enger Abstimmung mit den verschiedenen Fachbereichen des Statistischen Bundesamtes.

Mittlerweile werden Fernerkundungsdaten in verschiedenen Bereichen der öffentlichen Verwaltung eingesetzt, beispielsweise zum Umweltmonitoring oder im Bereich Bevölkerungsschutz. In der amtlichen Statistik bestehen Nutzungsmöglichkeiten etwa für die Ökosystemrechnungen (Belling und andere, 2021) und experimentell für Ernteschätzungen (Reitz, 2024). Zudem liegen die Informationen der Fernerkundung aus dem All oder aus der Luft immer genauer und zeitlich schneller verfügbar vor.

Das Datenangebot hat sich durch die technologische Weiterentwicklung, eine Erhöhung der Anbieterzahl und die Nutzung von Klein- und Kleinstsatelliten stark vergrößert, bei gleichzeitig sinkenden Preisen und einer verbesserten Informationsdichte durch hochauflösende Fernerkundungsdaten. Kapitel 2 informiert über die Grundlagen und aktuelle Entwicklungen der Fernerkundung. Die Nutzung von Fernerkundungsdaten bietet damit Potenziale, kurzfristig und deutschlandweit Daten zu Gebäuden zu generieren. Im Gegensatz zur herkömmlichen Verarbeitung strukturierter Daten erfordert die Auswertung von Fernerkundungsdaten andere Aufbereitungsschritte. In einem vorgelagerten Schritt muss zunächst erkannt werden, welche Bildbereiche überhaupt Informationen zu Gebäuden enthalten. Erst anschließend kann begonnen werden, Informationen zu den Gebäuden zu extrahieren. Hierbei ist zu berücksichtigen, dass bei einer Anwendung auf das gesamte Bundesgebiet aufgrund der hohen Datenmenge eine Automatisierung der Klassifikation und Merkmalsextraktion nötig wäre. Verschiedene Methoden zur Extraktion von Gebäudeangaben aus Fernerkundungsdaten erläutert Kapitel 3.

¹ Siehe Kommissionsvorschlag zur Verordnung des Europäischen Parlaments und des Rates über nichtfinanzielle Statistiken zu Gewerbeimmobilien in Verbindung mit den Empfehlungen des Europäischen Ausschuss für Systemrisiken aus den Jahren 2016 und 2019.

Auf welche Weise die Projektergebnisse für den Zensus sowie die Bautätigkeitsstatistik herangezogen werden können, ist in Kapitel 4 dargestellt. Das abschließende Kapitel 5 bietet neben einem Fazit einen Ausblick auf die Zukunftsperspektiven, die sich für die Nutzung von Fernerkundungsdaten speziell für ein potenzielles Gebäude- und Wohnungsregister sowie für die Bautätigkeitsstatistik ergeben können.

2

Grundlagen der Fernerkundung

Fernerkundungstechniken liefern in kurzen Abständen Aufnahmen von großen Gebieten der Erdoberfläche. In den letzten Jahren hat der technologische Fortschritt die Verfügbarkeit und Analyse von Satelliten- und anderen Fernerkundungsdaten erheblich verbessert. Außerdem ist der Bedarf nach aktuellen Daten in verschiedenen Bereichen gestiegen. Daher testet auch die amtliche Statistik Fernerkundungsdaten auf deren Nutzbarkeit (Arnold/Kleine, 2017).

Die Fernerkundung ist zu einem unverzichtbaren Instrument in verschiedenen Bereichen geworden, dazu zählen die Umwelt- und Landnutzungsüberwachung sowie die Verkehrsplanung, die Landwirtschaft und das Katastrophenmanagement. Für diese Zwecke können die Daten unterschiedlich erfasst werden. Im Allgemeinen sind drei Arten der Fernerkundung zu unterscheiden:

- › die **weltraumgestützte** Fernerkundung, bei der der Sensor an einem im Orbit befindlichen Satelliten angebracht ist,
- › die **luftgestützte** Fernerkundung, bei der sich der Sensor an einem Flugzeug, Luftschiff, einer Drohne oder Ähnlichem befindet, und
- › die **bodengestützte** Fernerkundung, bei der der Sensor an einem Schiff, einem Fahrzeug, einer Messstation oder einer anderen Ausrüstung angebracht ist (Luo und andere, 2019).

Darüber hinaus wird zwischen aktiven Fernerkundungsinstrumenten – diese arbeiten mit einer eigenen Emissions- oder Lichtquelle – und passiven – diese beruhen auf der Aufzeichnung der von der Sonne ausgestrahlten Energie und ihrer Reflexion von der Erdoberfläche – unterschieden (Kogut, 2020). Passive Sensoren liefern

detaillierte Informationen über die Oberflächenbeschaffenheit, sind jedoch auf Licht von außen angewiesen und liefern somit wertvolle Informationen nur bei Tageslicht und wolkenfreiem Himmel. Aktive Sensoren sind technisch aufwendiger und die Datenauswertung ist komplizierter; sie funktionieren jedoch auch bei Nacht und können Rückstreuungswerte durch Wolken hindurch messen. Auf der Grundlage dieser Prinzipien gibt es ein breites Spektrum von Fernerkundungsmodalitäten, das neben optischer, Radar²- und LiDAR³-Erfassung auch thermische Erfassung ermöglicht. Jede dieser technischen Modalitäten bietet spezifische Möglichkeiten für die Erdbeobachtung.

2.1 Verfügbarkeit

Wie beschrieben ermöglicht die Fernerkundung die Beobachtung und Analyse der Erdoberfläche und der Atmosphäre in verschiedenen räumlichen und zeitlichen Maßstäben. Die räumliche Auflösung – das heißt die Pixelgröße der Bilder – variiert zwischen einigen Zentimetern (sogenanntes digitales Orthophoto) und mehreren Kilometern bei Satellitenbildszenen. Die zeitliche Auflösung hängt von der Wiederkehrrate an einem bestimmten Ort ab und variiert von weniger als einem Tag (Satellitenbilder) bis zu mehreren Jahren (Flugzeugüberflüge für bestimmte Gebiete). Über die zeitliche und räumliche Auflösung von Fernerkundungsdaten für Deutschland informiert [Übersicht 1](#).

Räumlich hochaufgelöste Daten besitzen eine geringere zeitliche Auflösung und sind meist mit deutlich höheren Kosten verbunden. Das Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt sowie das Bundesamt für Kartographie und Geodäsie haben für das Projekt die für die Modelle genutzten Daten bereitgestellt.

Um Gebäudemerkmale detailliert erfassen zu können, werden unterschiedliche Datenquellen und Methoden benötigt. Fernerkundungsdaten – vor allem optische – können nicht alle Anforderungen erfüllen, da sie ledig-

2 Ein satellitengestütztes Radar (Radio Detection And Ranging) mit synthetischer Apertur (Synthetic Aperture Radar, SAR) tastet die Erdoberfläche mittels elektromagnetischer Wellen ab. Die SAR-Antenne sendet dafür Mikrowellenpulse aus und empfängt das von der Erdoberfläche zurückgestreute Echo. Aus diesem lassen sich räumlich hochauflösende Bilddaten und Datenprodukte herstellen.

3 LiDAR (Light Detection and Ranging – Lichterkennung und Entfernungsmessung) nutzt Laser, um die Umgebung abzutasten und in Form von zahlreichen Datenpunkten darzustellen.

Übersicht 1

Beispielhafte Verfügbarkeit von Fernerkundungsdaten für Deutschland

	Verfügbarkeit/zeitliche Auflösung	Räumliche Auflösung
Satellitenbilder	täglich bis alle 16 Tage	0,3 m bis zu 30 m
Luftbilder/digitale Orthophotos	alle 2 bis 4 Jahre (rollierende Aktualisierung)	0,1 m bis zu 0,4 m
3D-Oberflächenmodell (Digitaler Zwilling Deutschland)	einmalige Erstellung (voraussichtlich Ende 2025 oder erstes Quartal 2026)	40 Datenpunkte je m ²

Stand: Mai 2025.

lich einen Blick von oben bieten. Mit einem elaborierten Modell und zusätzlichen Höhendaten und anderen Geo-Informationen wurde jedoch eine Methode entwickelt, die zur Qualitätssicherung und zur Verbesserung der Gebäudeangaben beitragen kann.

2.2. Datenschutz

Ein großer Vorteil von Fernerkundungsdaten ist, dass diese über Verwaltungsgrenzen hinweg georeferenzierte Informationen großer Gebiete liefern können. Darüber hinaus ist es möglich, verschiedene Quellen von Fernerkundungsdaten zu kombinieren und miteinander zu verschneiden, um die räumliche und zeitliche Auflösung zu maximieren und die Datengrundlage für bestimmte Aufgaben oder Analysen anzupassen.

Je nach Auflösung kann die Verarbeitung durch Fernerkundung gewonnener Daten vor allem durch die Verknüpfung mit verschiedenen Datenquellen einen Personenbezug herstellen. Bei optischen Fernerkundungsdaten, wie Luftbildern oder Satellitendaten, handelt es sich um Aufnahmen der Erdoberfläche, wobei Personen – wenn auch nur zufällig – erfasst werden könnten. Ein Personenbezug ist im Zweifelsfall bereits dann gegeben, wenn nur wenige Betrachterinnen oder Betrachter die dargestellten Personen identifizieren können. Um den geltenden rechtlichen Grundlagen zu entsprechen, sind daher in dem Projekt Datenschutz-Folgenabschätzungen sowie Schutzbedarfsfeststellungen sowohl für die Daten als auch die IT-Sicherheitsmaßnahmen vollzogen worden. Aufgrund der externen Verarbeitung von Daten durch das Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt wurde zudem eine Auftragsverarbeitungsvereinbarung nach Artikel 28 der Datenschutz-Grundverordnung geschlossen.

3

Methoden zur Extraktion von Gebäudeangaben

3.1 Maschinelles Sehen in Fernerkundungsdaten

Computer Vision (auf Deutsch: Maschinelles Sehen) ist ein Teilbereich der Künstlichen Intelligenz und gewinnt zunehmend an Bedeutung in der Analyse von Fernerkundungsdaten. Durch den Einsatz moderner Computer-Vision-Methoden lassen sich große Mengen an Satelliten- und Luftbilddaten automatisiert auswerten und interpretieren. Anwendungen reichen von der Landnutzungsklassifikation über die Erkennung von Veränderungen in der Umwelt bis hin zur Überwachung von Infrastruktur (Stiller und andere, 2019; Wurm und andere, 2021; Bakirman und andere, 2022; Yang und andere, 2018; Stäger, 2025). Insbesondere Deep Neural Networks (auf Deutsch: tiefe neuronale Netze) eröffnen dabei neue Möglichkeiten, komplexe Muster und Objekte in hochaufgelösten Bilddaten zuverlässig zu identifizieren und zu quantifizieren (Krizhevsky und andere, 2017; Lecun und andere, 1998). In diesem Artikel liegt der Fokus auf der Gebäudeerkennung in den Fernerkundungsdaten.

3.2 Automatisierte Gebäudeerkennung durch CNNs

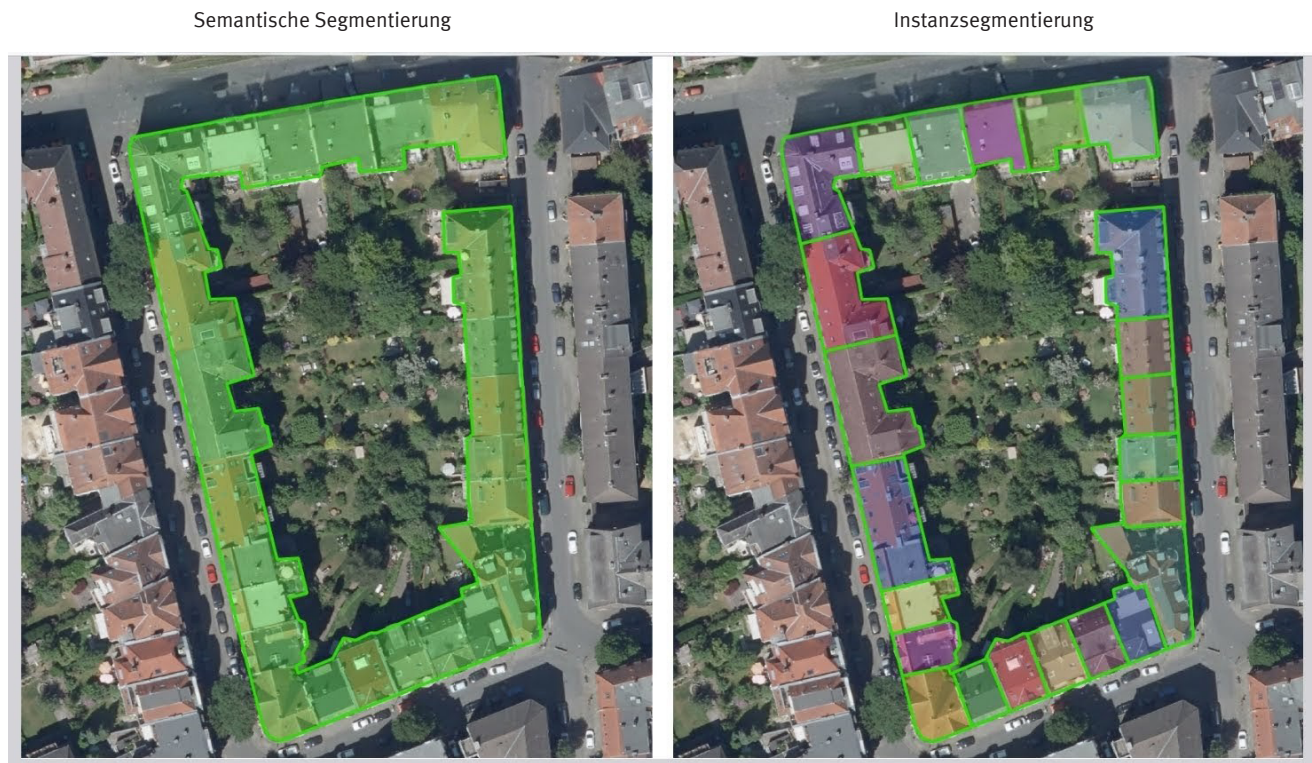
Seit einigen Jahren sind Convolutional Neural Networks (CNNs) (Krizhevsky und andere, 2017; Lecun und andere, 1998) im Bereich des Maschinellen Sehens den traditionellen Maschinellen Lernansätzen überlegen (Notarangelo und andere, 2021; Zhu und andere, 2017). Das hat auch für die Gebäudeerkennung in Fernerkundungsdaten weitreichende Folgen (Stiller und andere, 2019; Wurm und andere, 2021; Bakirman und andere, 2022; Yang und andere, 2018). Diese künstlichen neuronalen Netzwerke wenden zunächst verschiedene Filteroperationen auf die Daten an, um Muster zu extrahieren, die mit den zu erkennenden Objekten zusammenhängen (automatische Merkmalsextraktion). Auf diese Weise werden zunächst einfache Muster erkannt, bevor diese

zu komplexeren Strukturen zusammengefasst werden (hierarchische Repräsentation). Durch diese Funktionsweise können sie besonders effizient Bilddaten verarbeiten.

In der automatisierten Gebäudeerkennung kommen häufig sogenannte Encoder-Decoder-Modelle zum Einsatz. Diese Architektur ist besonders effektiv, um aus komplexen Bilddaten strukturierte Informationen in Form von Segmentierungsmasken, die jedem Pixel eine Information zuweisen, zu erzeugen. Der Encoder ist dafür zuständig, das Eingangssignal – in diesem Fall das Fernerkundungsbild – schrittweise zu abstrahieren. So entsteht eine komprimierte, aber inhaltlich bedeutungsvolle Repräsentation der Bildinhalte. Der Decoder nimmt diese komprimierte Darstellung und rekonstruiert daraus schrittweise ein Bild mit derselben Auflösung wie das Original, wobei jedem Pixel eine Klasse (zum Beispiel Gebäude oder Hintergrund) oder eine Instanz (eine einzelne, unterscheidbare Ausprägung eines Objekts derselben Klasse, zum Beispiel ein spezifisches Gebäude unter vielen) zugewiesen wird. ➤ Grafik 1

Grafik 1

Vergleich zwischen semantischer Segmentierung mit Klassenzuweisung je Pixel und Instanzsegmentierung mit Instanzzuweisung je Pixel



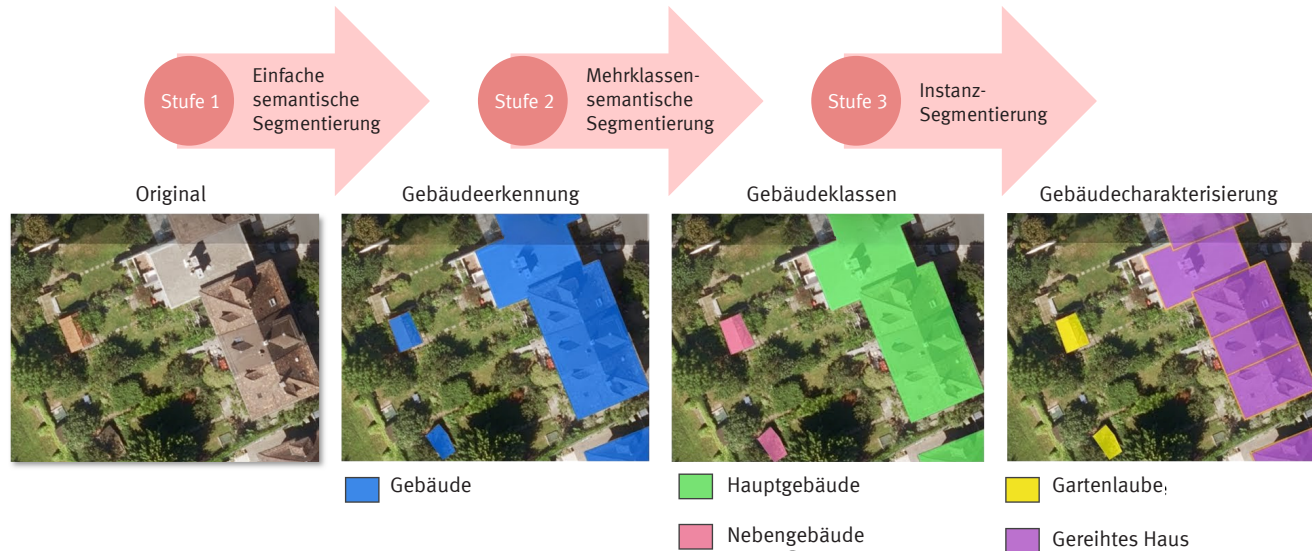
Im Projekt Sat4GWR wurde in einem ersten Schritt in den Fernerkundungsdaten die einfache Segmentierung (Sultana und andere, 2020) von Gebäuden als binäre Klassifikation durchgeführt, das heißt, ob ein Gebäude auf dem jeweiligen Pixel erkannt wurde oder nicht. Bei der Segmentierung geht es darum, einzelne Objekte – in diesem Fall Gebäude – innerhalb von Bilddaten präzise zu identifizieren und ihre exakten Grenzen zu bestimmen. Hierfür stellte sich eine Kombination aus ResNet50⁴ und FPN⁵ als geeigneter Kompromiss aus Rechenzeit und Genauigkeit heraus.

Neben der einfachen Segmentierung wurde in einem zweiten Schritt erprobt, inwiefern es möglich ist, die

- 4 ResNet-50 ist ein CNN, welches durch sogenannte Residual Connections das Training erleichtert und die Überwindung des Vanishing-Gradient-Problems ermöglicht. Durch diese Architektur lernt das Netzwerk nicht direkt die Zielausgabe, sondern nur die Abweichung (Residual) zur Eingabe, was eine stabile und effiziente Merkmalsextraktion auch in sehr tiefen CNNs erlaubt (He und andere, 2016).
- 5 Das Feature Pyramid Network (FPN) ist eine Architektur, die aus einem CNN Featuremaps auf mehreren Auflösungsebenen erzeugt und kombiniert, um sowohl feine Details als auch semantisch starke Informationen zu nutzen (Lin und andere, 2017).

Grafik 2

Darstellung der stufenweisen Analyse der Fernerkundungsdaten mit Verfahren des Maschinellen Sehens



erkannten Gebäude verschiedenen Gebäudetypen zuzuordnen. Dazu gehören die Unterscheidung von Wohngebäuden und Nichtwohngebäuden sowie die Unterteilung in freistehendes Haus, Doppelhaus, gereihtes Haus, anderer Gebäudetyp. Ziel ist, neben dem Nachweis eines Gebäudes auch verschiedene zur Qualitätssicherung eines potenziellen Gebäude- und Wohnungsregisters benötigte Merkmale abzuleiten.

In einem weiteren Schritt wurde die Instanzsegmentierung (Sultana und andere, 2020) getestet. Bei dieser erweiterten Form der Objektsegmentierung wird nicht nur die Klasse eines Objekts erkannt (zum Beispiel Gebäude oder Hintergrund), sondern auch zwischen einzelnen Objekten derselben Klasse unterschieden. Während bei der klassischen Segmentierung alle Gebäude im Bild zu einer einzigen Kategorie zusammengefasst werden, weist die Instanzsegmentierung jedem Gebäude eine eigene, individuelle Maske zu (siehe Grafik 1). Diese bildet die Fläche des erkannten Gebäudes ab und ermöglicht so, die Anzahl der einzelnen Gebäude und wichtige Merkmale, wie beispielsweise freistehendes Haus, gereihtes Haus oder Gebäudekomplex, abzuleiten. Das bedeutet, dass jedes erkannte Gebäude als separate Instanz identifiziert und segmentiert wird – selbst dann, wenn die einzelnen Gebäude direkt aneinander angrenzen. Dieser Schritt ist Voraussetzung für weitere Bearbeitungsschritte, insbesondere, um die Anzahl der Gebäude zu bestimmen, und für die

Qualitätssicherung innerhalb der Bautätigkeitsstatistik sowie eines möglichen künftigen Gebäude- und Wohnungsregisters. Für die Instanzsegmentierung wurde ein Mask R-CNN⁶-Modell (He und andere, 2017) trainiert.

➤ Grafik 2

Für die Evaluierung dieser pixelbasierten Vorhersage wurde neben klassischen Metriken wie dem F1-Score⁷ (Christen und andere, 2023) die Intersection over Union (IoU)⁸ (Everingham und andere, 2010) als primäre

Tabelle 1

Ergebnisse der semantischen Segmentierung

Segmentierung	Gebäude	Hintergrund
IoU (Intersection over Union)	0,902	0,954
Precision (Genauigkeit der positiven Vorhersagen)	0,936	0,982
Recall (Vollständigkeit der erkannten positiven Fälle)	0,961	0,971
F1-Score (harmonisches Mittel aus Precision und Recall)	0,948	0,976
Gesamtgenauigkeit	0,968	

6 Mask R-CNN ist ein Deep-Learning-Modell zur Objekterkennung und -segmentierung. Es erkennt Objekte und weist sie einer Klasse zu. Zusätzlich wird eine pixelgenaue Maske für jedes Objekt erstellt.

7 Der F1-Score ist das harmonische Mittel aus Precision und Recall (siehe Tabelle 1) und liefert damit eine ausgewogene Maßzahl zur Bewertung einer Klassifikationsleistung.

8 Die Intersection over Union (IoU) ist das Verhältnis der Fläche der Überlappung zwischen Vorhersage- und Ground-Truth-Maske zur Fläche ihrer Vereinigung.

Kennzahl herangezogen. Die Nutzung der IoU hat sich für die Bewertung von Aufgaben wie der Instanzsegmentierung bewährt, da sie skaleninvariant ist. Das bedeutet, sie bewertet unabhängig von der Größe der erkannten Objekte, wie gut die durch das Modell gemachte Vorhersage zu den tatsächlich vorliegenden Werten (Ground Truth) passt. ➔ Tabelle 1, Tabelle 2

Tabelle 2

Ergebnisse der Instanzsegmentierung

	Modell zur Unterscheidung	
	einzelner Gebäude	zweier unterschiedlicher Gebäudetypen ¹
mAP@0.5 ²	0,78	0,38
mAR@0.5 ³	0,63	0,34

¹ Die Gebäudetypen gliedern sich in Wohn- und Nichtwohngebäude.

² mAP@0.5 = Mittelwert der durchschnittlichen Precision (Mean Average Precision) bei 50 % Überlappung.

³ mAR@0.5 = Mittelwert des durchschnittlichen Recalls (Mean Average Recall) bei 50 % Überlappung. Die 50 %-Überlappung (IoU $\geq$ 0.5) bedeutet, dass vorhergesagte und tatsächliche Fläche sich zu mindestens 50 % überschneiden müssen, damit eine Objekterkennung als korrekt gilt.

3.3 Weitere Datenquellen zur Ableitung von Gebäudehöhen

Die Nutzung zusätzlicher Fernerkundungsdaten, zum Beispiel von LiDAR-Daten, stellt eine wertvolle Ergänzung zu den bestehenden Datensätzen dar und wird die Modelle noch präziser ausgestalten. LiDAR-Daten bieten detaillierte Höheninformationen, die für die Differenzierung zwischen verschiedenen Gebäudetypen von entscheidender Bedeutung sind. Das Bundesamt für Kartographie und Geodäsie stellt diese LiDAR-Daten künftig als [Digitaler Zwilling Deutschland](#) zur Verfügung, voraussichtlich ab Frühjahr 2026. In den Modellen des Projektes Sat4GWR sind Pilot-Daten des Digitalen Zwillings Deutschland für einzelne Regionen eingeflossen und mit den herkömmlichen im Modell genutzten Höhendaten verglichen worden. Aufgrund einer besseren Auflösung des Höhenmodells des Digitalen Zwillings Deutschland konnten um knapp 3 Prozentpunkte bessere Gesamtgenauigkeiten bei der Gebäudeerkennung in den Testgebieten mit verfügbaren Daten erzielt werden.

4

Anwendungen und Nutzen

Trotz der guten Projektergebnisse ergeben sich mehrere Herausforderungen in der Anwendung der Ergebnisse.

4.1 Einsatz für den Zensus

Zu Beginn des Sat4GWR-Projektes war die Zielsetzung, die Ergebnisse in einem noch aufzubauenden Gebäude- und Wohnungsregister zu verwenden.⁹ Bei der Nutzung in einem Gebäude- und Wohnungsregister war die kontinuierliche Qualitätssicherung des Registers eine Option (Söllner/Körner, 2022). Angedacht war hierbei, Fehlbestände und Karteileichen im Register durch den Vergleich mit den Modellergebnissen zu identifizieren. Das Gebäude- und Wohnungsregister befindet sich noch immer in der Phase der politischen Willensbildung. Für den Zensus 2031 kann die Erfassung von Gebäude- und Wohnungsinformationen folglich nicht über ein Gebäude- und Wohnungsregister durchgeführt werden. Mit dieser Entscheidung ändern sich jedoch auch die Rahmenbedingungen für den Einsatz der Projektergebnisse; sie können deshalb vorerst nicht eingesetzt werden.

Neben den geänderten Rahmenbedingungen gibt es weitere Hindernisse, die der Nutzung der Projektergebnisse im Zensus 2031 entgegenstehen. Dazu zählen die zur Prüfung der Modellergebnisse erforderlichen Ressourcen. Die Algorithmen würden eine hohe Anzahl an Prüffällen erzeugen, die vor der Übernahme in die Statistik manuell zu überprüfen wären. Trotz der sehr guten Gesamtgenauigkeit der Modellergebnisse ist die absolute Zahl an Prüffällen durch die große Grundgesamtheit an Gebäuden sehr hoch. Innerhalb des Projektes wurde daran gearbeitet, die Zahl dieser Prüffälle zu reduzieren, indem beispielsweise durch den Algorithmus erkannte Gebäude, die unter einer Mindestgröße lagen, von der weiteren Verarbeitung ausgeschlossen wurden. Trotz dieser Maßnahmen ist die Anzahl der Prüffälle für eine manuelle Bearbeitung noch zu hoch. Zusätzlich müssten die zur Nutzung der Algorithmen benötigte Infrastruktur sowie rechtliche Vorgaben im Statistischen Bundesamt

⁹ Für Hintergrundinformationen zu den ursprünglichen Planungen zum Gebäude- und Wohnungsregister siehe Krause und andere (2022).

geschaffen werden, oder die Nutzung müsste extern erfolgen, was weitere Kosten mit sich bringen würde.

4.2 Qualitätssicherung in der Bautätigkeitsstatistik

Zwischen den Stichtagen der Zensus wird der Gebäude- und Wohnungsbestand mithilfe der Bautätigkeitsstatistik fortgeschrieben. Die Entwicklungen im Gebäudebestand durch Baufertigstellungen und Bauabgänge (das sind Abrisse von Gebäuden) sind daher in der Bautätigkeitsstatistik¹⁰ von großer Bedeutung. Meldungen über Veränderungen erreichen häufig mit einer großen zeitlichen Verzögerung die Statistischen Ämter der Länder. Ein Hauptgrund liegt hierbei in der unvollständigen beziehungsweise nicht vorhandenen Digitalisierung. Dies führt teilweise zu Lücken in der Erfassung des Gebäude- und Wohnungsbestandes (Schumann und andere, 2023; Schumann und andere, 2025). Eine zusätzliche Qualitätssicherung mit externen Datenquellen, zum Beispiel öffentlich zugänglichen Fernerkundungsdaten, erfolgt daher bereits manuell in einigen Statistischen Ämtern der Länder. Jedoch ist es erstrebenswert, diese mithilfe von Maschinellem Lernen zu automatisieren und zu standardisieren. Die Analyse von Fernerkundungsdaten kann allerdings die statistischen Erhebungen von Baubeginnen und Baufertigstellungen nicht ersetzen, da wesentliche Informationen fehlen, beispielsweise zu Wohn- und Nutzfläche, Anzahl der Zimmer, Art der Energiegewinnung und Heizung.

In einzelnen Regionen wurde getestet, inwieweit sich die oben beschriebenen Methoden eignen, um Neubauten zu identifizieren, und wie ein Abgleich mit den vorhandenen Daten der Bautätigkeitsstatistik aussehen kann. Ein möglicher Workflow setzt auf die mit CNN-Verfahren zu zwei unterschiedlichen Zeitpunkten detektierten Gebäuden auf und identifiziert durch Differenzbildung mögliche Neubauten und Abrisse von Gebäuden. In einem weiteren Schritt werden diese Ergebnisse (Polygone von Gebäuden) mit den zuvor aufbereiteten Bautätigkeitsdaten in ein Geoinformationssystem (GIS) übertragen und dort abgeglichen. Dabei wird im Geoinformationssystem die Lage der Punktdaten (Adressen der Bautätigkeit) mit

der Lage der Polygon-Daten (Ergebnisse der Gebäudeerkennung) verglichen.

➤ Grafik 3 auf Seite 78 zeigt Neubauflächen, die durch Differenzbildung detektiert (erkannt) wurden. Die Lage von möglichen Bautätigkeitspunkten zu detektierten Neubauflächen kann dabei i) direkt auf der Neubaufläche, ii) im selben Gebäude, aber nicht auf der Neubaufläche, iii) auf dem Grundstück, iv) im Nachbargebäude und v) weiter entfernt liegen.

Dieses Vorgehen liefert grundsätzlich erfolgversprechende Ergebnisse. Einige Einschränkungen sind jedoch zu beachten, wenn zum Beispiel Gebäude vom verwendeten Algorithmus nicht als solche erkannt werden¹¹ oder sich innerhalb der Bautätigkeitsangaben die Punktkoordinaten der Adressen nicht auf der Grundfläche des Neubaus befinden¹². Hier sollte perspektivisch die Grundlage geschaffen werden, die Kennzeichnungen der Flurstücke, die grundsätzlich als Verwaltungsdaten vorliegen, als Erhebungsmerkmal aufzunehmen. Der Einsatz des Höhenmodells ist nur dann sinnvoll, wenn es für die passenden Jahre auch vorliegt.

Durch den Einsatz von Instanzsegmentierung und die Entwicklung von speziellen Modellen zur direkten Änderungsanalyse lassen sich die Ergebnisse weiter methodisch optimieren. Dadurch ist es möglich, Veränderungen an Gebäuden präziser, effizienter und nachvollziehbarer darzustellen. Um diese methodische Weiterentwicklung zu vertiefen, sollten der zeitliche Abstand sowie das Untersuchungsgebiet erweitert werden. Eine solche gezielte Weiterentwicklung der Methoden und der erweiterte Einsatz moderner Analysetechniken sowie eine erweiterte Datengrundlage können folglich nicht nur zu präziseren Ergebnissen, sondern auch zu neuen Erkenntnissen über Bautätigkeiten und deren zeitliche Dynamik führen.

10 Insbesondere für die Statistik der Fertigstellungen, die Statistik der Bauabgänge sowie für die Wohnungs- und Gebäudefortschreibung.

11 Dies kann zum Beispiel dann passieren, wenn bereits bestehende Gebäude abgerissen und auf genau derselben Grundfläche wieder aufgebaut werden, oder ein Gebäude sich schon im Bau befindet.

12 Dies kommt vor allem in Neubaugebieten häufig vor.

Grafik 3

Durch Differenzbildung detektierte Neubauf Flächen



5

Fazit und Zukunftsperspektiven

Viele Erkenntnisse aus dem Projekt Sat4GWR liefern vielversprechende Qualitätssicherungsaspekte für die amtliche Statistik im Bereich der Gebäude- und Bautätigkeitsdaten. Es wurde jedoch ebenso festgestellt, dass viele Angaben, die über die Feststellung der Grundgesamtheit hinausgehen, nicht allein durch die „Vogelperspektive“ der Fernerkundungsdaten gewonnen wer-

den können. Dennoch ist es möglich, wichtige Anhaltspunkte für die amtlichen Daten abzuleiten, und Qualitätsaspekte, wie zum Beispiel die Vollzähligkeit der Meldungen, eine zeitliche Verzögerung beziehungsweise die Aktualität der Daten, zu überprüfen und gegebenenfalls zu verbessern.

Das Projekt Sat4GWR hat gezeigt, dass eine Erkennung von Gebäuden auf der Grundlage von Fernerkundungsdaten durch Maschinelles Sehen grundsätzlich möglich ist. Durch die Tests von verschiedenen Input-Daten in Kombination mit unterschiedlicher Vorverarbeitung,

Encodierung und Decodierung konnten wichtige Erkenntnisse für die Gebäudeerkennung mittels Maschinellen Sehens für die amtliche Statistik gewonnen werden.

Die Modellergebnisse aus dem Sat4GWR-Projekt werden vorerst nicht für ein Gebäude- und Wohnungsregister angewendet. Zwar sind die im Projekt trainierten Modelle in der Lage, mit hoher Genauigkeit Gebäude im Rahmen der semantischen Segmentierung zu erkennen (siehe Tabelle 1). Die Zusammenfassung von Pixeln zu einzelnen Gebäuden ist allerdings deutlich komplexer und hat deshalb eine geringere Genauigkeit (siehe Tabelle 2). Die für eine Nutzung im Gebäude- und Wohnungsregister benötigte Instanzsegmentierung zur Feststellung der Anzahl der Gebäude ist mit den verfügbaren Fernerkundungsdaten noch nicht mit ausreichender Genauigkeit für einen zentralen Einsatz möglich. Allerdings ist denkbar, die Instanzsegmentierung unter Beachtung der in Kapitel 4 geschilderten Einschränkungen zu Qualitätssicherungszwecken innerhalb der Bautätigkeitsstatistiken zu erproben. Voraussetzung dafür ist, dass mindestens das Flurstück im Merkmalssatz der Bautätigkeitsstatistik vorhanden ist, um die räumliche Verknüpfung zu ermöglichen.

Die zusätzlich durchgeführten Tests zur Extraktion weiterer Gebäudemerkmale, zum Beispiel Nutzung oder Art des Gebäudes, funktionierten weniger zuverlässig als die Erkennung der Gebäude an sich. Grund dafür ist, dass sich die Gebäudemerkmale zum Teil nicht in der durch Fernerkundungsdaten erkennbaren Struktur widerspiegeln. So ist beispielsweise das Vorhandensein von Wohnraum auf den Fernerkundungsdaten teilweise nicht identifizierbar, da sich gleich aussehende Gebäude in der Nutzung unterscheiden können. Die in diesem Kontext gewonnenen Modellergebnisse zeigen die Grenzen der Nutzung von heute verfügbaren Fernerkundungsdaten zur Extraktion von Gebäudemerkmalen auf.

Die stetige Weiterentwicklung sowohl im Bereich der Fernerkundung als auch im Bereich des Maschinellen Sehens wird in Zukunft absehbar sowohl die zum Training und zur Anwendung genutzte Datenbasis als auch die Güte der Ergebnisse verbessern. Setzt sich der bisherige Trend fort, so wird sich auch die Verfügbarkeit/ Zeitliche Auflösung von Fernerkundungsdaten weiter erhöhen, und gleichzeitig werden die Erwerbskosten sinken. Zudem sind ähnliche Projekte zur Ausweitung der Datenverfügbarkeit wie das in Abschnitt 3.3 erwähnte

Projekt Digitaler Zwilling Deutschland des Bundesamtes für Kartographie und Geodäsie zu erwarten, welche die Genauigkeit der Modellergebnisse verbessern werden. Somit könnte sich die Nutzbarkeit der durch Maschinelles Sehen aufbereiteten Fernerkundungsdaten künftig so weit steigern, dass eine zentrale Anwendung zur Qualitätssicherung von Gebäude- und Wohnungsangaben möglich wird. 

LITERATURVERZEICHNIS

Arnold, Stephan/Kleine, Sarah. [*Neue Wege der Geodatennutzung: Perspektiven der Fernerkundung für die Statistik*](#). In: WISTA Wirtschaft und Statistik. Ausgabe 5/2017, Seite 31 ff.

Bakirman, Tolga/Komurcu, Irem/Sertel, Elif. *Comparative analysis of deep learning based building extraction methods with the new VHR Istanbul dataset*. In: Expert Systems with Applications. Band 202. September 2022. Artikel 117346.
DOI: [10.1016/j.eswa.2022.117346](#)

Bellingen, Marius/Felgendreher, Simon/Oehrlein, Johannes/Schürz, Simon/Arnold, Stephan. [*Ökosystemgesamtrechnungen – Flächenbilanzierung der Ökosysteme \(Extent Account\)*](#). In: WISTA Wirtschaft und Statistik. Ausgabe 6/2021, Seite 31 ff.

Christen, Peter/Hand, David J./Kirielle, Nishadi. *A Review of the F-Measure: Its History, Properties, Criticism, and Alternatives*. In: ACM Computing Surveys. Jahrgang 56. Ausgabe 3/2023, Artikel 73. DOI: [10.1145/3606367](#)

Everingham, Mark/Van Gool, Luc/Williams, Christopher K. I./Winn, John/Zisserman, Andrew. *The PASCAL Visual Object Classes (VOC) Challenge*. In: Int J Comput Vis. Jahrgang 88. Ausgabe 2/2010, Seite 303 ff. DOI: [10.1007/s11263-009-0275-4](#)

He, Kaiming/Gkioxari, Georgia/Dollár, Piotr/Girshick, Ross. *Mask R-CNN*. In: 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV): IEEE.
DOI: [10.1109/ICCV.2017.322](#)

He, Kaiming/Zhang, Xiangyu/Ren, Shaoqing/Sun, Jian. *Deep Residual Learning for Image Recognition*. In: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR): IEEE. DOI: [10.1109/CVPR.2016.90](#)

Kogut, Peter. *Types Of Remote Sensing: Technology Changing The World*. 2020. [Zugriff am 8. Juli 2025]. Verfügbar unter: [eos.com](#)

Krause, Anja/Zimmermann, Markus/Herda, Ingmar. [*Überlegungen zu einem Gebäude- und Wohnungsregister: Aufbau, Pflege und Nutzung*](#). In: WISTA Wirtschaft und Statistik. Ausgabe 4/2022, Seite 25 ff.

Krizhevsky, Alex/Sutskever, Ilya/Hinton, Geoffrey E. *ImageNet classification with deep convolutional neural networks*. In: Communication of the ACM. Jahrgang 60. Ausgabe 6/2017, Seite 84 ff. DOI: [10.1145/3065386](#)

Lecun, Yann/Bottou, Leon/Bengio, Yoshua/Haffner, Patrick. *Gradient-based learning applied to document recognition*. In: Proceedings of the IEEE. Ausgabe 86/1998 (11), Seite 2278 ff. DOI: [10.1109/5.726791](#)

Lin, Tsung-Yi/Dollár, Piotr/Girshick, Ross/He, Kaiming/Hariharan, Bharath/Belongie, Serge. *Feature Pyramid Networks for Object Detection*. In: 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR): IEEE. DOI: [10.1109/CVPR.2017.106](#)

LITERATURVERZEICHNIS

Luo, Lei/Wang, Xinyuan/Guo, Huadong/Lasaponara, Rosa/Zong, Xin/Masini, Nicola und andere. *Airborne and spaceborne remote sensing for archaeological and cultural heritage applications: A review of the century (1907–2017)*. In: Remote Sensing of Environment. Ausgabe 232/2019. Artikel 111280. DOI: [10.1016/j.rse.2019.111280](https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111280)

Notarangelo, Nicla Maria/Mazzariello, Arianna/Albano, Raffaele/Sole, Aurelia. *Comparing Three Machine Learning Techniques for Building Extraction from a Digital Surface Model*. In: Applied Sciences. Jahrgang 11. Ausgabe 13/2021, Seite 6072 ff. DOI: [10.3390/app11136072](https://doi.org/10.3390/app11136072)

Reitz, Oliver. *Erfassung von Ernteerträgen mit Satellitenbildern und Maschinellen Lernen – das Projekt FernEE 2.0*. In: WISTA Wirtschaft und Statistik. Ausgabe 4/2024, Seite 29 ff.

Schumann, Carsten/Schepers, Marianne/Weigert, Alexander. *Eine zukunftsfähige Bautätigkeitsstatistik*. In: WISTA Wirtschaft und Statistik. Ausgabe 2/2023, Seite 27 ff.

Schumann, Carsten/Schepers, Marianne/Weigert, Alexander. *Digitalisierungspotenzial in der Bautätigkeitsstatistik*. In: WISTA Wirtschaft und Statistik. Ausgabe 3/2025, Seite 74 ff.

Söllner, René/Körner, Thomas. *Der Registerzensus: Ziele, Anforderungen und Umsetzungsansätze*. In: WISTA Wirtschaft und Statistik. Ausgabe 4/2022, Seite 13 ff.

Stäger, Elena. *Neuronale Netze in der Baustatistik: Automatisiertes Erkennen von Baustellen anhand von Luftbildern*. In: WISTA Wirtschaft und Statistik. Ausgabe 2/2025, Seite 136 ff.

Stiller, Dorothee/Stark, Thomas/Wurm, Michael/Dech, Stefan/Taubenböck, Hannes. *Large-scale building extraction in very high-resolution aerial imagery using Mask R-CNN*. In: 2019 Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE). DOI: [10.1109/JURSE.2019.8808977](https://doi.org/10.1109/JURSE.2019.8808977)

Sultana, Farhana/Sufian, Abu/Dutta, Paramartha. *Evolution of Image Segmentation using Deep Convolutional Neural Network: A Survey*. In: Knowledge-Based Systems. Ausgaben 201 und 202, Artikel 106062. DOI: [10.1016/j.knosys.2020.106062](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106062)

Wurm, Michael/Droin, Ariane/Stark, Thomas/Geiß, Christian/Sulzer, Wolfgang/Taubenböck, Hannes. *Deep Learning-Based Generation of Building Stock Data from Remote Sensing for Urban Heat Demand Modeling*. In: ISPRS International Journal of Geo-Information. 2021/10 (23), Seite 1 ff. DOI: [10.3390/ijgi10010023](https://doi.org/10.3390/ijgi10010023)

Yang, Hsiuhan Lexie/Yuan, Jiangye/Lunga, Dalton/Laverdiere, Melanie/Rose, Amy/Bhaduri, Budhendra. *Building Extraction at Scale Using Convolutional Neural Network: Mapping of the United States*. In: IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2018/11 (8), Seite 2600 ff. DOI: [10.1109/jstars.2018.2835377](https://doi.org/10.1109/jstars.2018.2835377)

LITERATURVERZEICHNIS

Zhu, Xiao Xiang/Tuia, Devis/Mou, Lichao/Xia, Gui-Song/Zhang, Liangpei/Xu, Feng/Fraundorfer, Friedrich. *Deep Learning in Remote Sensing: A Comprehensive Review and List of Resources*. In: IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine. Jahrgang 5. Ausgabe 4/2017, Seite 8 ff. DOI: [10.1109/mgrs.2017.2762307](https://doi.org/10.1109/mgrs.2017.2762307)

RECHTSGRUNDLAGEN

Bundesdatenschutzgesetz vom 30. Juni 2017 (BGBl. I Seite 2097), das zuletzt durch Artikel 7 des Gesetzes vom 6. Mai 2024 (BGBl. I Nr. 149) geändert worden ist.

Empfehlung des Europäischen Ausschusses für Systemrisiken vom 31. Oktober 2016 zur Schließung von Lücken bei Immobiliendaten (ESRB/2016/14) (Amtsblatt der EU Nr. C 31, Seite 1).

Empfehlung des Europäischen Ausschusses für Systemrisiken vom 21. März 2019 zur Änderung der Empfehlung ESRB/2016/14 zur Schließung von Lücken bei Immobiliendaten (ESRB/2019/3) (Amtsblatt der EU Nr. C 271, Seite 1).

Europäische Kommission. Vorschlag für eine Verordnung des Europäischen Parlaments und des Rates über nichtfinanzielle Statistiken zu Gewerbeimmobilien. COM(2025) 100 final vom 11. März 2025.

Gesetz über die Statistik der Bautätigkeit im Hochbau und die Fortschreibung des Wohnungsbestandes (Hochbaustatistikgesetz – HBauStatG) vom 5. Mai 1998 (BGBl. I Seite 869), das zuletzt durch Artikel 3 des Gesetzes vom 8. August 2020 (BGBl. I Seite 1728) geändert worden ist.

Verordnung (EU) 2016/679 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 27. April 2016 zum Schutz natürlicher Personen bei der Verarbeitung personenbezogener Daten, zum freien Datenverkehr und zur Aufhebung der Richtlinie 95/46/EG (Datenschutz-Grundverordnung – DS-GVO) (Amtsblatt der EU Nr. L 119, Seite 1).

Herausgeber
Statistisches Bundesamt (Destatis), Wiesbaden

Schriftleitung
Dr. Daniel Vorgrimler
Redaktion: Ellen Römer

Ihr Kontakt zu uns
www.destatis.de/kontakt

Erscheinungsfolge
zweimonatlich, erschienen im August 2025
Ältere Ausgaben finden Sie unter www.destatis.de sowie in der [Statistischen Bibliothek](#).

Artikelnummer: 1010200-25004-4, ISSN 1619-2907

© Statistisches Bundesamt (Destatis), 2025
Vervielfältigung und Verbreitung, auch auszugsweise, mit Quellenangabe gestattet.