

Arbeitsgruppe für Supply Chain Services
des Fraunhofer-Instituts für Integrierte Schaltungen IIS

PROJEKTBERICHT »PV HALLE«

AUFKLÄRUNG VON PHOTOVOLTAIKANLAGEN AUF GEWERBLICHEN HALLENDÄCHERN



Konrad Dürrbeck
Lukas Distel
Sai Kiran Srivatsav Gollapalli
Uwe Veres-Homm

Arbeitsgruppe für Supply Chain Services des Fraunhofer IIS

Datum: 31.01.2025

Projektpartner:
Bundesvereinigung Logistik (BVL) e.V.
ECO MONDIA Green Technology Europe GmbH
hep global GmbH

Executive Summary

Das Ziel des vorliegenden Projekts »PV-Halle« war es, mittels automatischer Bilderkennung alle Hallengebäude in gewerblicher Bodennutzung ab 2.000 m² Gebäudegrundfläche in Deutschland dahingehend zu klassifizieren, ob bereits Photovoltaikanlagen auf der Dachfläche installiert sind oder nicht.

Über ein entsprechend trainiertes neuronales Netz konnten insgesamt 120.150 gewerbliche Hallen klassifiziert werden, die nach ihrer Größenkategorie und regionalen Verteilung analysiert wurden.

Insgesamt wurden 23.457 Gebäude (ca. 19% der untersuchten Objekte) mit installierten Photovoltaikanlagen identifiziert. Besonders auffällig ist, dass Hallen zwischen 2.000 und 5.000 m² sowie zwischen 30.000 und 40.000 m² überdurchschnittlich oft PV-Anlagen installiert haben. Es bleibt jedoch ein erhebliches Potenzial bestehen, da etwa 80% der gewerblichen Hallen noch nicht mit PV-Anlagen ausgestattet sind.

Die Verbreitung von Photovoltaikanlagen ist dabei im Süden und Westen Deutschlands höher als im Norden und Osten. Die höchsten Anteile an gewerblichen Hallen mit PV-Anlagen finden sich in Baden-Württemberg (26,4%) und Bayern (23,7%), während Hamburg (5,4%) und Berlin (8,1%) die niedrigsten Anteile aufweisen.

Der im Projekt entstandene umfassende Datensatz kann für verschiedene Zwecke verwendet werden, darunter Marktforschung, Standortanalysen und Benchmarking. Eine ergänzende Analyse mit Informationen zu Gebäudealter und Branchen könnte fundiertere Einsichten zur PV-Nutzung auf Hallendächern bieten. Dies könnte auch die Untersuchung der PV-Nutzungsrate in energieintensiven Branchen unterstützen.

Insgesamt zeigt die Analyse, dass trotz der bestehenden Installationen ein signifikantes Potenzial für die Nutzung von Photovoltaik auf gewerblichen Hallen in Deutschland besteht.

Inhalt

1	HINTERGRUND DES PROJEKTS	4
1.1	FRAGESTELLUNGEN	4
1.2	VORGEHEN UND ARBEITSPAKETE	4
2	METHODISCHER ANSATZ	6
2.1	ERSTELLUNG DER DATENGRUNDLAGE	6
2.2	VORGEHENSWEISE ZUR BILDKLASSIFIZIERUNG	7
2.3	GRENZEN DES UNTERSUCHUNGSANSATZES	11
3	ERGEBNISSE	12
3.1	STRUKTUR DES ERGEBNISDATENSATZES	12
3.2	KERNERGEBNISSE	14
3.3	REGIONALISIERUNG	15
3.4	NUTZUNG UND WEITERENTWICKLUNG DER DATEN	18

1 Hintergrund des Projekts

Allein in den letzten 10 Jahren wurden rund 50 Millionen Quadratmeter an neuen Hallenflächen in Deutschland errichtet. Rund 30 Millionen Quadratmeter hiervon eignen sich zur Installation von Photovoltaikanlagen. Dabei wird bis dato lediglich ein Bruchteil des möglichen nachhaltigen Energiepotenzials genutzt. Allein auf den Dachflächen der Logistikneubauten von 2012 – 2022 könnten bis zu 2,5 Terawattstunden Solarstrom erzeugt und in die öffentlichen Netze eingespeist werden. Dies entspricht dem jährlichen Strombedarf von etwa 800.000 Haushalten.¹

Vor diesem Hintergrund ermöglicht eine bei Fraunhofer IIS entwickelte Methodik zur automatisierten Klassifizierung von Satellitenbildern einen innovativen Ansatz zur Vermessung der bereits realisierten und darüber hinaus noch bestehenden Potentiale für die Installation von Photovoltaikanlagen auf gewerblichen Hallendächern in Deutschland.

Für die Finanzierung der Arbeiten wurde ein Konsortium aus Projektpartnern zusammengestellt, die jeweils einen Teil der Aufwände getragen haben und denen die Ergebnisse nach Projektabschluss zur Verfügung gestellt wurden.

Ein ausdrücklicher Dank gebührt damit der Bundesvereinigung Logistik (BVL) e.V., der ECO MONDIA Green Technology Europe GmbH und der hep global GmbH für ihr Interesse am Thema und die Unterstützung der Arbeiten.

1.1 Fragestellungen

Das Ziel des Projekts »PV-Halle« war es, mittels automatischer Bilderkennung über ein entsprechend trainiertes neuronales Netz (NN) alle Immobilienobjekte in gewerblicher Bodennutzung (Hallen) ab 2.000 m² Gebäudegrundfläche in Deutschland dahingehend zu klassifizieren, ob bereits Photovoltaikanlagen auf der Dachfläche installiert sind oder nicht.

Die so erkannten Objekte können im Anschluss mit dem Gesamtbestand aller gewerblich genutzten Hallen verschnitten werden, um dadurch ggfs. brachliegende Potentiale für die Installation von Photovoltaik-Anlagen zu ermitteln.

1.2 Vorgehen und Arbeitspakete

Zur Lösung der Aufgabe wurden die Arbeitsschritte im Projekt in vier Arbeitspakete unterteilt:

■ AP1: Datengrundlage

Erzeugung eines Datensatzes von annotierten Satellitendaten, die für das Training eines Klassifikators (PV-Anlage auf gewerblichen Dachflächen) geeignet sind.

¹ vgl. Power of Logistics Initiative der BVL: <https://www.bvl.de/logistikimmobilien/news/pressemeldung-power-of-logistics>

- AP2: Konzeption und Implementierung eines Trainingsregimes für die künstliche Intelligenz
Entwicklung einer Code-base, die das Training und die Evaluation von neuronalen Netzen zur Klassifikation der Satellitendaten erlaubt.
- AP3: Evaluation und Auswahl des besten Modells zur Identifikation von PV-Anlagen
Anwendung eines wohldefinierten Testverfahrens auf verschiedene trainierte Modelle und Durchführung einer Qualitätsanalyse
- AP4: Zusammenfassung und Aufbereitung der Ergebnisse
Räumlich aggregierte Auswertung der mittels des NN annotierten Datensätze hinsichtlich weiterer Installationsflächen. Aufbereitung der Ergebnisliste mit Objekten für die Weitergabe an das Projektkonsortium.

2 Methodischer Ansatz

2.1 Erstellung der Datengrundlage

Die Grundlage der Analyse bildeten die Datensätze der Hausumringe der einzelnen Bundesländer. Diese Datensätze enthalten die geometrischen Umrisse der Gebäude, die es ermöglichen, alle Gebäude mit einer Fläche von weniger als 2000 m² zu identifizieren und auszuwählen. Um das Ziel, ausschließlich Immobilienobjekte in gewerblicher Bodennutzung zu untersuchen, zu erreichen, wurde der Datensatz der Hausumringe mit dem Digitalen Basis-Landschaftsmodell verschnitten. Somit konnten jene Gebäude selektiert werden, welche auf Flächen stehen, die im Landschaftsmodell als gewerbliche Bodennutzung klassifiziert sind.

Um sicherzustellen, dass hauptsächlich Hallendächer untersucht werden, wird eine Eingrenzung hinsichtlich der Gebäudetypen vorgenommen, indem bestimmte Gebäudetypen ausgeschlossen wurden. Dazu zählen beispielsweise:

- Biogasanlagen
- Kühltürme
- Stadien
- Bergwerke
- Umspannwerke
- Denkmäler
- Gewächshäuser

Durch dieses gezielte Vorgehen wurde ein Datensatz von 120.150 potenziellen Hallen generiert, die für die weitere Analyse herangezogen wurden.

Um den Datensatz anzureichern und aussagekräftiger zu gestalten, wurde darüber hinaus jedem identifizierten Objekt eine möglichst präzise postalische Adresse zugewiesen. Hierfür wurde ein Datensatz verwendet, welcher alle postalischen Adressen Deutschlands auf jeweils einen Punkt georeferenziert. Für jedes Objekt wird der nächstgelegene Datenpunkt ermittelt und dessen Adresse dem Objekt zugeordnet. Zusätzlich wird die Entfernung zwischen dem Objekt und dem zugeordneten Adresspunkt in den Datensatz integriert.

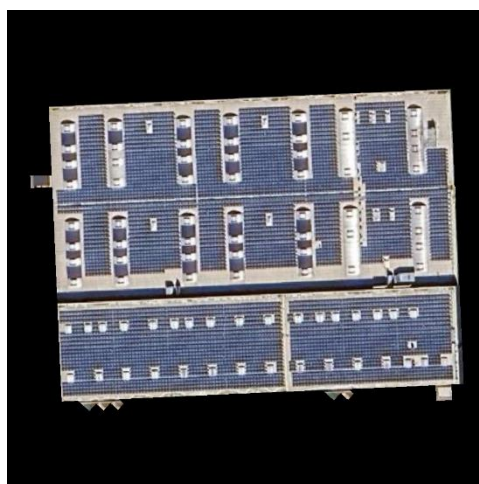


Abbildung 2.1: Beispiel eines generierten Bildes einer Halle mit installierter Photovoltaik

Als Bildquelle für die Untersuchung potenzieller Photovoltaik-Installationen auf den Dächern werden Digitale Orthophotos mit einer Bodenauflösung von 20 cm pro Pixel herangezogen. Um eine detaillierte Analyse zu ermöglichen, wurden die Bilder in einem festen Maßstab von 200 x 200 Metern ausgeschnitten. Hierbei wurde eine Auflösung von 1000 x 1000 Pixeln genutzt, um die maximale Bildqualität zu gewährleisten und Informationsverluste zu vermeiden.

Während der Bildverarbeitung wurde der gesamte Bereich um das zu untersuchende Objekt herum schwarz eingefärbt, sodass nur das Dach der Halle sichtbar blieb. Dieses Vorgehen erleichtert die Fokussierung auf relevante Bereiche und verbessert die

Genauigkeit der Analyse.

2.2 Vorgehensweise zur Bildklassifizierung

Der Aufbau einer robusten Umgebung zur Entwicklung und Evaluierung von Klassifikatoren war von zentraler Bedeutung für die erfolgreiche Durchführung der Analyse. Zu diesem Zweck wurde zunächst eine Infrastruktur eingerichtet, die es ermöglicht, Trainings- und Evaluationsläufe effizient durchzuführen.

In der Phase der Modellentwicklung wurden verschiedene Architekturen getestet. Es wurde eine eigene CNN-Architektur entwickelt, welche die spezifischen Anforderungen der Projektziele erfüllt. Des Weiteren wurden verschiedene ResNet-Architekturen getestet, welche auf unterschiedliche Weise trainiert wurden: Einige Modelle nutzten vortrainierte Gewichte, während andere ohne vortrainierte Gewichte initialisiert wurden. Für die Modelle mit vortrainierten Gewichten wurde entweder das gesamte Netzwerk weitertrainiert oder die letzten Schichten. Zusätzlich wurde die YOLOv8-Architektur eingesetzt, wobei sie als Bild Klassifikator auf die zwei Zielklassen „PV auf dem Dach vorhanden“ und „kein PV auf dem Dach vorhanden“ trainiert wurde.

Die Bewertung der Modelle erfolgte anhand mehrerer Schlüssel Metriken, darunter Genauigkeit, Präzision, Recall und F1-Score. Diese Metriken ermöglichten es, die Leistung der verschiedenen Modelle umfassend zu vergleichen und das beste Modell innerhalb eines Trainingsdurchlaufs auszuwählen.

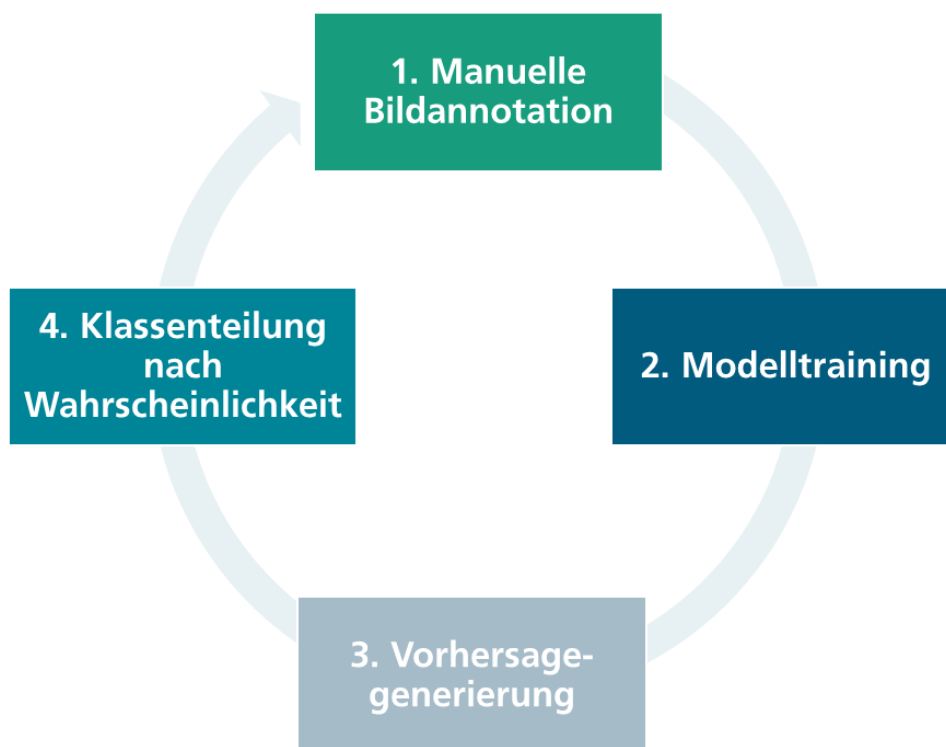


Abbildung 2.1: Kreislauf für die Trainingsdatengenerierung

Die Erstellung von Test- und Trainingsdatensatz erfolgte durch händisches Annotieren der Satellitenbilder in die beiden Klassen mit und ohne Photovoltaik. Für die Evaluierung unserer Modelle wurde ein Testdatensatz erstellt, welcher aus insgesamt 907 Bildern besteht. Die Verteilung der beiden Klassen entspricht hierbei in etwa der realen Verteilung und setzt sich aus 174 Bildern mit Solarinstallationen und 732 Bildern ohne Solarinstallationen zusammen.

Für die erste Trainingsphase der Modelle wurde ein Trainingsdatensatz erstellt, welcher 1500 Bilder pro Klasse umfasste.

Zur kontinuierlichen Verbesserung des Trainingsdatensatzes wurde ein Kreislauf zur Trainingsdatengenerierung verwendet (siehe *Abbildung 2*). Dieser Prozess ermöglichte es, gezielt neue Trainingsdaten auszuwählen, die auf den Vorhersagen bereits trainierter Modelle basieren.

Die neuen Trainingsdaten werden aus zwei Hauptklassen generiert:

- **Eindeutige Vorhersagen (Wahrscheinlichkeit > 90% oder < 10%):** Aus diesen beiden Klassen kann verhältnismäßig einfach neues Volumen erzeugt werden, da die Fehler Quote gering ist und sie tendenziell eindeutiger Bilder enthalten. Die Fehler, die in diesen Klassen auftreten, sind allerdings besonders wertvoll, da sie das größte Lernpotential darstellen.
- **Unsichere Vorhersagen (Wahrscheinlichkeit > 40% und < 60%):** Diese Bilder zeigen Fälle, in denen das Modell unsicher ist, ob Photovoltaik vorhanden ist oder nicht. In diesen Klassen sind relativ gesehen die meisten Fehler des Modells enthalten, welche gezielt verbessert werden sollten. Solche Bilder könnten Objekte enthalten, die das Modell bisher nicht ausreichend gesehen hat oder die Ähnlichkeiten zu Solarinstallationen aufweisen, für die das Modell zusätzliche Beispiele benötigt, um klare Unterscheidungen treffen zu können.



Abbildung 2 2: Beispielobjekt mit Dachfenstern, das während eines Durchlaufs im Kreislauf zur Trainingsdatengenerierung eine unsichere Vorhersage erhielt.

Während der Durchläufe der Kreisläufe zur Trainingsdatengenerierung zeigten sich verschiedene Eigenheiten an Objekten, beziehungsweise auch bestimmte Objekttypen,

welche den verwendeten Modellen Schwierigkeiten bereiteten. Ein Beispiel hierfür waren Dachfenster, welche in Struktur und Farbe oft Ähnlichkeiten zu Solarpanelen aufweisen (siehe *Abbildung 3*).

Ein problematischer Objekttyp waren Gewächshäuser (siehe *Abbildung 4*), welche in den ersten Durchläufen der Trainingsdatengenerierung teilweise noch eindeutige Vorhersagen mir über 90% bekommen hatten. Verantwortlich dafür ist vermutlich die klare rechteckige Struktur der Dachfenster, die das Modell dazu verleitet, sie als Photovoltaikanlagen zu klassifizieren.

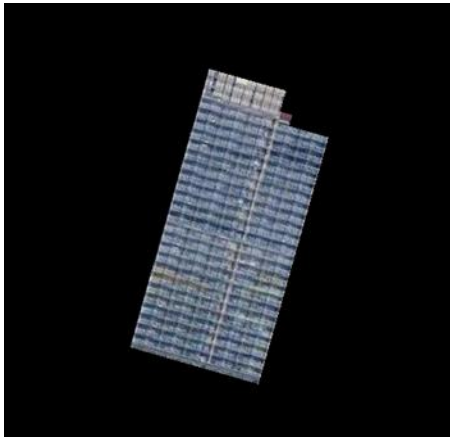


Abbildung 2.3: Gewächshaus, welches in dem ersten Durchlauf des Kreislaufs fälschlicherweise als Photovoltaikanlage klassifiziert wurde.

Durch die Fokussierung auf die problematischen Gebäudetypen im Kreislauf konnte die Genauigkeit der Modelle im Projektverlauf deutlich verbessert werden. Dies ist auf die Qualität der Trainingsdaten zurückzuführen, die speziell auf diese problematischen Gebäudetypen ausgerichtet wurden.

Nach mehrfachem Durchlaufen des Kreislaufs für die Trainingsdatengenerierung umfasste der finale Trainingsdatensatz insgesamt 7.836 Bilder, wobei 3.096 Bilder mit Photovoltaik und 4.740 Bilder ohne Photovoltaik enthalten waren.

Mit diesem Datensatz wurden die ausgewählten Modelle erneut trainiert und mit dem Testdatensatz evaluiert, um das finale Modell für die Vorhersage auszuwählen. Die Auswahl erfolgt auf Basis der Leistungskennzahlen: Genauigkeit, Präzision, Recall und F1-Score. Der Vergleich von unserem CNN-Modell mit YOLO zeigt, dass YOLO in allen Metriken besser performt als das CNN-Modell (siehe *Tabelle 1*). Eine detaillierte Aufschlüsselung der Evaluation des YOLO-Modells wird durch die Confusion Matrix (siehe *Abbildung 5*) dargestellt.

Die vier Leistungskennzahlen ermöglichen eine umfassende Bewertung der Modellleistung:

- **Genauigkeit:** Diese Metrik zeigt den Anteil der korrekt klassifizierten Beobachtungen. Das YOLO-Modell erreichte eine Genauigkeit von 98,6 %. Konkret für den Testdatensatz bedeutet dies, dass YOLO-Modell hat von 907 Bildern nur 13 Bilder falsch klassifiziert.
- **Präzision:** Dies misst den Anteil der korrekt vorhergesagten positiven Beobachtungen (Solar) an den insgesamt als positiv klassifizierten. YOLOv8 erzielte eine Präzision von 96,5 %, da von 173 als solar klassifizierten Bildern nur 6 Bilder fälschlicherweise als solar klassifiziert wurden.

- **Recall:** Diese Metrik beschreibt, wie gut das Modell tatsächlich positive Beobachtungen identifiziert. Das YOLOv8-Modell hatte einen Recall von 96,1 %, was bedeutet, dass von den 174 Objekten mit Solar nur 7 nicht als diese klassifiziert wurden.
- **F1-Score:** Diese Kennzahl ist das harmonische Mittel von Präzision und Recall und bietet eine ausgewogene Bewertung. Der F1-Score des YOLOv8-Modells lag bei 96,3 %.

Model	Genauigkeit	Präzision	Recall	F1-Score
CNN	97,7 %	93,1 %	94,8 %	94,0 %
YOLOv8	98,6 %	96,5 %	96,1 %	96,3 %

Tabelle 2.1: Leistungskennzahlen der finalen evaluierten Modelle

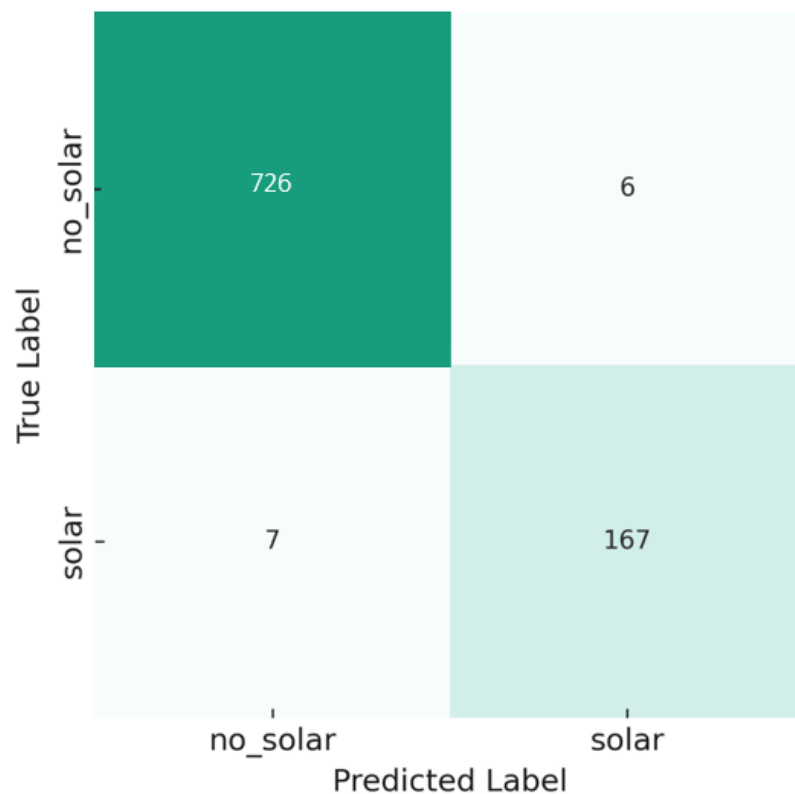


Abbildung 2.4: Confusion Matrix des finalen YOLOv8 Models getestet mit dem Testdatensatz



Abbildung 2.5: Beispiel aus Hamburg, das die unterschiedlichen Erscheinungsformen von Photovoltaik auf Hallen zeigt.

Das finale YOLOv8-Modell war in der Lage, verschiedene Erscheinungsformen von Solaranlagen zu erkennen. *Abbildung 6* zeigt ein Beispiel aus Hamburg, das veranschaulicht, wie unterschiedlich Solarinstallationen auf Hallen in Bezug auf Form, Farbe, Struktur und Dachuntergrund gestaltet sein können.

Dieses finale Modell, das eine Genauigkeit von über 98 % erreichen konnte, wurde nun auf die über 120.000 gewerblichen Hallen ab 2.000 m² in Deutschland angewendet.

2.3 Grenzen des Untersuchungsansatzes

Trotz der erfolgreichen Umsetzung des Projekts, gibt es einige methodisch bedingte Grenzen, die bei der Interpretation der Ergebnisse berücksichtigt werden müssen.

Der aktuelle Ansatz erfasste lediglich das Vorhandensein von Photovoltaikanlagen, ohne die tatsächliche Fläche der installierten Solarpaneele zu quantifizieren. Die Analyse erfolgte durch Klassifikation statt Segmentierung, wodurch auf Objektebene keine detaillierte Flächenbewertung bzgl. des Anteils der mit Solarpanelen ausgestatteten Dachflächen möglich war. Auch eine vergleichsweise geringe Solarabdeckung einzelner Hallendächer wurde als positiver Fall gewertet, was die tatsächliche Effizienz und den Beitrag zur nachhaltigen Energieerzeugung nicht ganz korrekt widerspiegelt.

Der Fokus lag auf Hallen mit einer Mindestgröße von 2.000 m². Kleinere Gebäude oder Strukturen wurden in dieser Analyse nicht berücksichtigt, was potenziell wertvolle PV-Potenziale in diesen Bereichen ausschließt.

Die Genauigkeit der Analyse hängt zudem stark vom Zeitpunkt der Luftbildaufnahmen ab. Veränderungen in der Bebauung oder der Installation von Solaranlagen nach diesen Aufnahmen wurden nicht erfasst, was zu einer Verzerrung der Ergebnisse führen kann.

Diese Einschränkungen sollten bei der Planung zukünftiger Analysen und der Interpretation der Ergebnisse beachtet werden, um ein umfassenderes Bild der Photovoltaik-Potenziale in Deutschland zu erhalten.

3 Ergebnisse

3.1 Struktur des Ergebnisdatensatzes

Für die Auswertung der Ergebnisse wurde der Ergebnisdatensatz mit 120.150 Einträgen herangezogen, in dem die Gebäudeflächen zunächst in folgende Größenkategorien unterteilt wurden:

Gebäudefläche (m ²)	Anzahl der Gebäude
2.000 – 5.000	84.438
5.001 – 10.000	23.436
10.001 – 20.000	8.798
20.001 – 30.000	1.990
30.001 – 40.000	723
40.001 – 50.000	357
>50.001	408
insgesamt	120.150

Tabelle 3.6: Klassifizierung der Gebäudegrößen nach Fläche

Tabelle 3.1 zeigt die Verteilung der Gebäude nach ihrer Fläche in Quadratmetern. Der Großteil der Gebäude (über 84.000) fällt in die Kategorie 2.000 – 5.000 m², während größere Gebäude zunehmend seltener werden. Lediglich 408 der analysierten Gebäude haben eine Fläche von über 50.000 m².

Abbildung 3.1 verdeutlicht den starken Rückgang der Anzahl an Gebäuden mit zunehmender Fläche. Die kleineren und mittelgroßen Gebäude (2.000 – 10.000 m²) dominieren den Bestand, während größere Gebäude über 20.000 m² eine vergleichsweise geringe absolute Anzahl aufweisen.

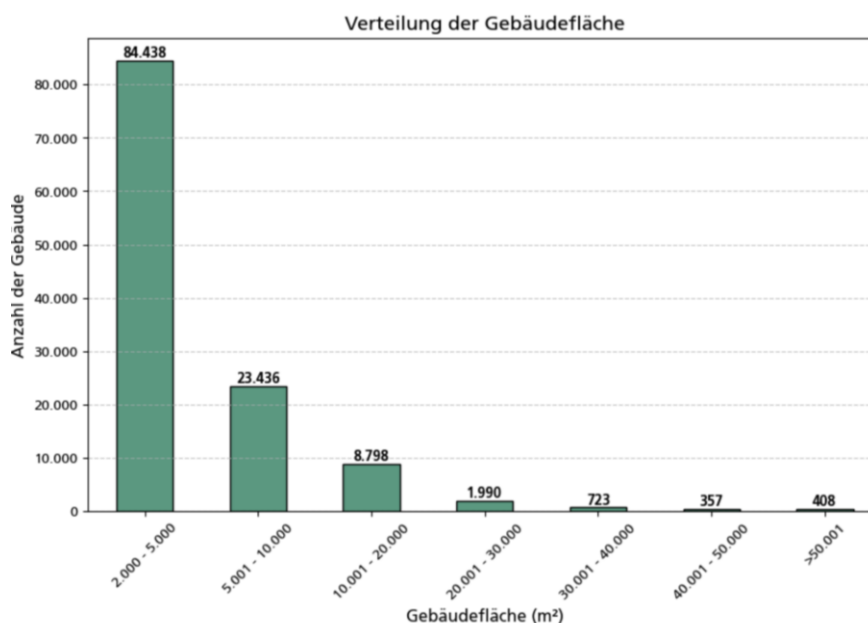


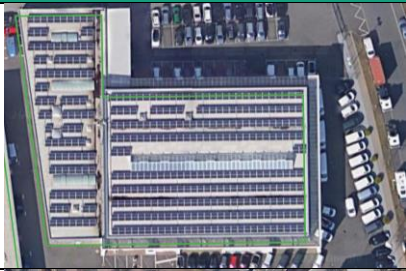
Abbildung 3.1 Verteilung der Gebäudeflächen: Häufigkeit der Gebäudegrößen in verschiedenen Flächenkategorien (m²)

Für die weitere Auswertung der Ergebnisse wurden neben der Größenklasse auch Adressinformationen und Geokoordinaten ausgewertet. Tabelle 3.2 zeigt beispielhaft die Datenfelder auf der Ebene von Einzelobjekten.

ID	90546	28718
Fläche in qm	2.000	2.000
Bundesland	Nordrhein-Westfalen	Bayern
Straße	Am Daßenborn	Goldschmidtstraße
Hausnummer	6	54
Hausnummernzusatz	-	-
PLZ	57482	92318
Ort	Wenden	Neumarkt
Ortszusatz	Südsauerland	i.d.OPf.
Entfernung zur Anschrift	30 m	163 m
Wahrscheinlichkeit für PV	100%	2%
PV vorhanden	Ja	Nein
x-Koordinate	795989.5926	870570.2997
y-Koordinate	5811285.838	5749478.333

Tabelle 3.2: Beispielhafte Übersicht zu den Datenfeldern auf Objektebene

Tabelle 3.3 zeigt weitere Beispielobjekte aus dem Ergebnisdatensatz zusammen mit den dazugehörigen Satellitenbildern.

Luftbild des Gebäudes	Gebäudedetails und Flächeninformationen
	area 2645,199400059225 gfk_bez Gebäude für Wirtschaft oder Gewerbe NN_land Bayern NN_str Georg-Benda-Straße NN_hnr 1 NN_adz NULL NN_zone 32 NN_ostwert 644420,01 NN_nordwert 5478986,99 NN_postplz 90763 NN_postnm Fürth NN_postnmzus ,Bay n 1 distance 0 feature_x 644420,01 feature_y 5478986,99 nearest_x 644420,01 nearest_y 5478986,99 predicted_probability_solar 1 has_solar True
	area 5130,71209997413 gfk_bez Gebäude für Wirtschaft oder Gewerbe NN_land Bayern NN_str Föhrenstraße NN_hnr 4 NN_adz NULL NN_zone 32 NN_ostwert 655239,36 NN_nordwert 5481004,4 NN_postplz 90482 NN_postnm Nürnberg NN_postnmzus ,Mittelfr n 1 distance 0 feature_x 655239,36 feature_y 5481004,4 nearest_x 655239,36 nearest_y 5481004,4 predicted_probability_solar 0,0002 has_solar False
	area 9109,358750109448 gfk_bez Gebäude für Wirtschaft oder Gewerbe NN_land Bayern NN_str Schönseer Straße NN_hnr 1 NN_adz NULL NN_zone 32 NN_ostwert 655500,33 NN_nordwert 5481083,62 NN_postplz 90482 NN_postnm Nürnberg NN_postnmzus ,Mittelfr n 1 distance 0 feature_x 655500,33 feature_y 5481083,62 nearest_x 655500,33 nearest_y 5481083,62 predicted_probability_solar 1 has_solar True
	area 14120,553700044758 gfk_bez Nach Quellenlage nicht zu spezifizieren NN_land Bayern NN_str Tucherstraße NN_hnr 1 NN_adz NULL NN_zone 32 NN_ostwert 644537,45 NN_nordwert 5478454,93 NN_postplz 90763 NN_postnm Fürth NN_postnmzus ,Bay n 1 distance 0 feature_x 644537,45 feature_y 5478454,93 nearest_x 644537,45 nearest_y 5478454,93 predicted_probability_solar 0,0021 has_solar False

	area	30298,492000237693
	gfk_bez	Gebäude für Wirtschaft oder Gewerbe
	NN_land	Bayern
	NN_str	Wohlauer Straße
	NN_hnr	15
	NN_adz	NULL
	NN_zone	32
	NN_ostwert	657101,07
	NN_nordwert	5475469,39
	NN_postplz	90475
	NN_postnm	Nürnberg
	NN_postnmzus	,Mittelfr
	n	1
	distance	0
	feature_x	657101,07
	feature_y	5475469,39
	nearest_x	657101,07
	nearest_y	5475469,39
	predicted_probability_solar	1
	has_solar	True
	area	56343,48550051449
	gfk_bez	Gebäude für Wirtschaft oder Gewerbe
	NN_land	Bayern
	NN_str	Poststraße
	NN_hnr	15
	NN_adz	NULL
	NN_zone	32
	NN_ostwert	655439,8
	NN_nordwert	5475967,74
	NN_postplz	90471
	NN_postnm	Nürnberg
	NN_postnmzus	,Mittelfr
	n	1
	distance	0
	feature_x	655439,8
	feature_y	5475967,74
	nearest_x	655439,8
	nearest_y	5475967,74
	predicted_probability_solar	0
	has_solar	False

Tabelle 3.3: Beispielhafte Gebäude mit und ohne Photovoltaikanlagen in Nürnberg

3.2 Kernergebnisse

Die folgende Tabelle zeigt die Anzahl der Gebäude mit installierten PV-Anlagen sowie den prozentualen Anteil der PV-Nutzung pro Größenkategorie:

Gebäudefläche (m²)	Anzahl der Gebäude insgesamt	Anzahl Gebäude mit PV auf dem Dach	PV-Anteil (%)	Anteil der Logistikgebäude mit PV auf dem Dach (%)
2.000 – 5.000	84.438	16.987	20,1 %	17,1%
5.001 – 10.000	23.436	4.252	18,1 %	17,2%
10.001 – 20.000	8.798	1.569	17,8 %	18,6%
20.001 – 30.000	1.990	365	18,3 %	21,3%
30.001 – 40.000	723	139	19,2 %	22,1%
40.001 – 50.000	357	81	22,7 %	36,1%
>50.001	408	64	15,7 %	19,0%
insgesamt	120.150	23.457	19,5 %	17,9%

Tabelle 3.4: Verteilung der Gebäude mit PV-Anlagen nach Größenklassen

Insgesamt konnten rund 23.457 Gebäude bzw. rund 19% aller betrachteten Objekte mit einer bereits bestehender PV-Anlage identifiziert werden. Auffällig ist dabei, dass der Anteil der Gebäude in der Größenklasse zwischen 2.000 – 5.000 m² sowie zwischen 30.000 – 40.000 m² überdurchschnittlich oft bereits mit PV-Anlagen auf den Dächern ausgestattet wurde.

Das lässt Rückschlüsse auf die nach wie vor in Deutschland zu hebende Potenziale zu: Insbesondere die großen und mittleren Gewerbeobjekte haben bzgl. der PV-Ausstattung noch Nachholbedarf. Sicher ist eine Installation aus statischen oder energie-technischen Gründen nicht immer möglich und sinnvoll, mit insgesamt rund 80% der gewerblichen, aber noch nicht mit Photovoltaik ausgestatteten Dachflächen sind aber noch reichlich Potentiale vorhanden.

Die Analyse des PV-Anteils bei Logistikgebäuden zeigt deutliche Unterschiede zwischen den Größenklassen. Während im Durchschnitt 17,9 % aller Logistikgebäude mit PV-Anlagen ausgestattet sind, variiert dieser Wert je nach Gebäudefläche erheblich. Besonders hoch ist der Anteil in der Größenklasse von 40.001 – 50.000 m², wo bereits 36,1 % der Logistikgebäude über eine PV-Anlage verfügen, während er in anderen

Kategorien meist unter 20 % liegt, mit dem niedrigsten Wert von 15,7 % bei Gebäuden über 50.000 m². Dies deutet darauf hin, dass insbesondere mittelgroße bis große Logistikgebäude (10.000 – 50.000 m²) häufiger mit Photovoltaik ausgestattet werden, während sehr große Gebäude weiterhin ein ungenutztes Potenzial aufweisen.

3.3 Regionalisierung

In Abbildung 3.2 sind diejenigen Gebäude, die bereits mit Photovoltaikanlagen ausgestattet sind, als weiße Punkte auf der Deutschlandkarte dargestellt. Damit ist auf den ersten Blick ersichtlich, dass die Verbreitung von Solaranlagen im Süden und Westen Deutschlands höher ausgeprägt ist, als im Norden und Osten.

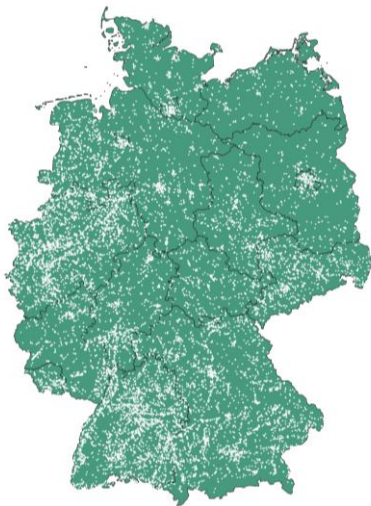


Abbildung 3.2: PV-Dichte in Deutschland nach Regionen

Eine genauere Analyse erlaubt die Auswertung nach Bundesländern sowie Stadt- und Landkreisen: Die Nutzung von Photovoltaikanlagen auf gewerblichen Hallendächern variiert je nach Bundesland erheblich. Tabelle 3.5 und Abbildung zeigen die Ergebnisse.

Bundesländer	Anzahl der Gebäude insgesamt	Anzahl der Gebäude mit PV	PV-Anteil (%)
Baden-Württemberg	17.253	4.566	26,4%
Bayern	20.372	4.834	23,7%
Berlin	2.248	184	8,1%
Brandenburg	3.508	576	16,4%
Bremen	1.129	122	10,8%
Hamburg	2.090	113	5,4%
Hessen	7.079	1.121	15,8%
Mecklenburg-Vorp.	2.114	400	18,9%
Niedersachsen	13.158	2.533	19,2%
Nordrhein-Westfalen	26.771	4.445	16,6%
Rheinland-Pfalz	5.581	1.161	20,8%
Saarland	1.390	235	16,9%
Sachsen	6.406	1.207	18,8%
Sachsen-Anhalt	4.129	809	19,5%
Schleswig-Holstein	3.591	531	14,7%
Thüringen	3.331	620	18,6%
insgesamt	120.150	23.457	19,5 %

Tabelle 3.5: Verteilung der Gebäude mit PV-Anlagen nach Bundesländern

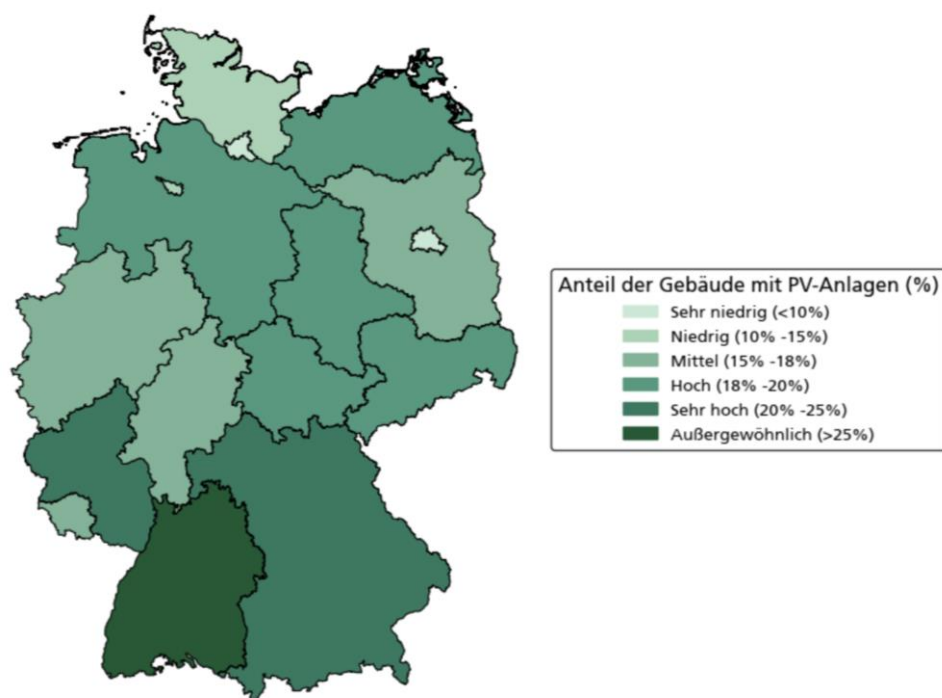


Abbildung 3.3: PV-Dichte auf gewerblichen Hallendächern nach Bundesländern

Den höchsten PV-Anteil auf gewerblichen Hallendächern weisen demnach Baden-Württemberg (26,4 %) und Bayern (23,7 %) auf, während die Stadtstaaten Hamburg (5,4 %) und Berlin (8,1. %) die niedrigsten PV-Anteile an ihrem gewerblichen Hallendächern aufweisen.

Bei der weiteren regionalen Verfeinerung der Ergebnisse auf Ebene der Stadt- und Landkreise zeigt sich, dass weder die Top-5 mit den höchsten PV-Anteilen noch die Bottom-5 mit den niedrigsten PV-Anteilen aus demselben Bundesland stammen. Dies belegt, dass die tatsächliche Installation von PV-Anlagen auf gewerblichen Hallendächern stark von lokalen Gegebenheiten, infrastrukturellen Bedingungen und natürlichen Standortfaktoren beeinflusst wird.

Die herausragendsten Stadt- und Landkreise in beide Richtungen sind in den Tabellen 3.6 und 3.7 aufgeführt.

Landkreise	Bundesländer	Anzahl der Gebäude	Gebäude mit PV	PV-Anteil (%)
Straubing-Bogen	Bayern	192	97	50,5%
Landau	Rheinland-Pfalz	92	44	47,8%
Biberach	Baden-Württemberg	449	192	42,7%
Ostallgäu	Bayern	223	94	42,1%
Rottal-Inn	Bayern	267	112	41,9%

Tabelle 3.6: Top-5 Stadt- und Landkreise mit höchstem PV-Anteil

Diese Städte weisen eine sehr niedrige PV-Durchdringung auf, was möglicherweise auf strukturelle oder geografische Faktoren zurückzuführen ist.

Ergebnisse.....

Landkreise	Bundesländer	Anzahl der Gebäude	Gebäude mit PV	PV-Anteil (%)
Görlitz	Sachsen	61	2	3,2%
Remscheid	Nordrhein-Westfalen	199	8	4,0%
Wismar	Mecklenburg-Vorp.	59	3	5,0%
Salzgitter	Niedersachsen	230	12	5,2%
Suhl	Thüringen	38	2	5,2%

Tabelle 3.7: Bottom-5 Stadt- und Landkreise mit niedrigstem PV-Anteil

Abbildung 3.6 zeigt die regionale Verteilung der PV-Durchdringung auf Ebene der Stadt- und Landkreise in Kartenform.

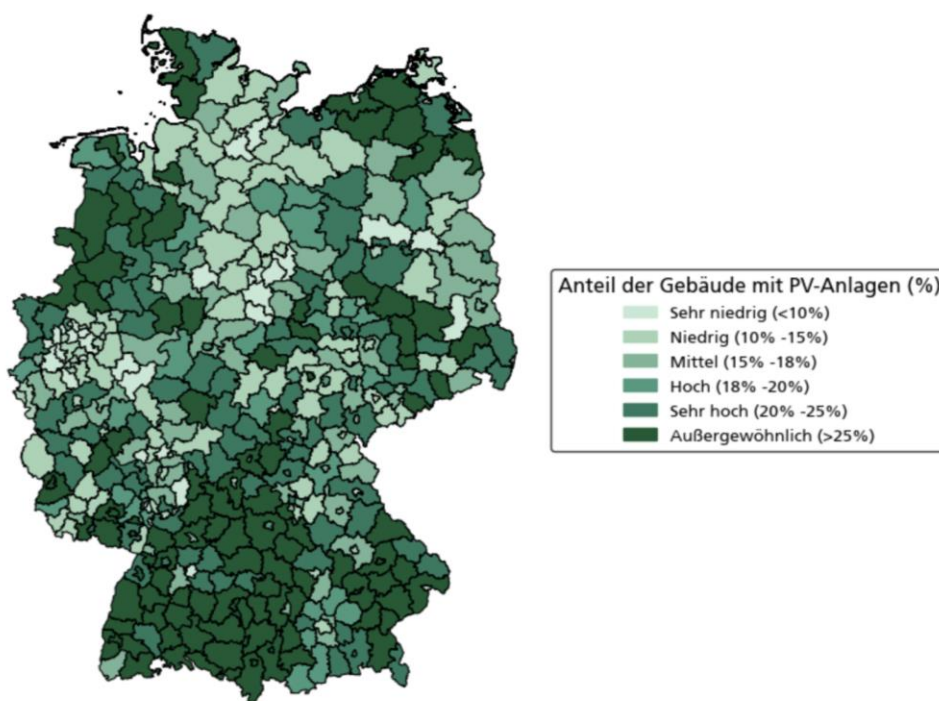


Abbildung 3.4: PV-Dichte auf gewerblichen Hallendächern nach Stadt- und Landkreisen

3.4 Nutzung und Weiterentwicklung der Daten

Der vorliegende umfassende Datensatz zur Installation von Photovoltaik-Anlagen auf gewerblichen Hallendächern kann für zahlreiche Zwecke genutzt werden: Von der Marktforschung für Anbieter von Photovoltaiklösungen über die Standort- und Umweltanalyse neuer Projekte bis hin zum Benchmarking von Gebäudegrößen auf Regionalebene.

Die Ergänzung der vorliegenden Ergebnisse auf Objektebene u.a. mit Altersklassen und Informationen zu den Unternehmen bzw. Branchen, die die jeweilige Halle nutzen, war im begrenzten Rahmen dieses Projekts nicht realisierbar. Eine Weiterentwicklung in diese Richtung würde jedoch fundiertere Analysen bzgl. der Nutzerstruktur ermöglichen.

Sowohl die Annahme, dass ab einem bestimmten Gebäudealter die statischen Voraussetzungen für die Installation von Photovoltaikanlagen nicht mehr gegeben ist, als auch die PV-Nutzungsrate auf den Hallendächern besonders energieintensiver oder eigen-nutzergetriebenen Branchen könnte damit fundiert untersucht werden. Diese Ergebnisse würden zudem eine Priorisierung der Ergebnisse nicht nur nach Gebäudegröße, sondern z.B. auch nach Energieintensität oder Fahrzeugeinsatzprofilen der Nutzerbranche ermöglichen.