



Technische **Hochschule**  
**Ingolstadt**

Fakultät Elektro-  
und Informationstechnik

# **Semantische Segmentierung der Umgebung auf Basis von 3D-Daten**

Simon Kuhn

Wissenschaftliche Arbeit im Zuge des Fachwissenschaftlichen Seminares

Dozent: Prof. Dr. Christian Pfitzner

Abgabedatum: 20.06.2023

# Inhaltsverzeichnis

<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1 Hintergrund und Motivation . . . . .	1
1.2 Problemstellungen und aktueller Stand der Technik . . . . .	1
<b>2 Sensoren zur Erfassung von 3D-Daten</b>	<b>3</b>
2.1 LiDAR-Sensoren . . . . .	3
2.2 Tiefenkameras . . . . .	3
2.3 Passive und aktive Sensoren . . . . .	4
2.4 Auswahl von Sensoren für die semantische Segmentierung . . . . .	4
<b>3 Datengrundlage und Vorverarbeitung</b>	<b>6</b>
3.1 3D-Datenformate und Datentypen . . . . .	6
3.2 Vorverarbeitungsschritte wie Filterung, Normalenberechnung und Downsampling .	7
3.3 Datenannotation und Ground-Truth-Erstellung . . . . .	8
<b>4 Grundlegende Verfahren der semantischen Segmentierung</b>	<b>9</b>
4.1 Convolutional Neural Networks (CNNs) . . . . .	9
4.2 Fully Convolutional Networks (FCNs) . . . . .	10
4.3 Encoder-Decoder-Architekturen . . . . .	11
4.4 Region-based Convolutional Neural Networks (R-CNNs) . . . . .	11
<b>5 State-of-the-Art Verfahren zur semantischen Segmentierung von 3D-Daten</b>	<b>13</b>
5.1 PointNet . . . . .	13
5.2 3D U-Net . . . . .	14

<b>6 Anwendungszenarien der semantischen Segmentierung</b>	<b>16</b>
6.1 Autonomes Fahren . . . . .	16
6.2 Robotik in der Industrie . . . . .	17
6.3 Augmented Reality . . . . .	17
6.4 Landwirtschaft . . . . .	18
6.5 Medizin . . . . .	19
<b>7 Herausforderungen und zukünftige Entwicklungen</b>	<b>21</b>
7.1 Herausforderungen und Limitationen . . . . .	21
7.2 Potenziale und Trends für zukünftige Entwicklungen . . . . .	22
<b>8 Zusammenfassung</b>	<b>23</b>

# **1 Einleitung**

## **1.1 Hintergrund und Motivation**

In den letzten Jahren wurden im Bereich der Computer Vision enorme Fortschritte erzielt, was insbesondere im Bereich autonomer mobiler Plattformen von großer Bedeutung ist. Hierbei spielt die präzise und schnelle Erfassung und Interpretation der Umgebung eine zentrale Rolle, um eine zuverlässige Navigation zu ermöglichen. In diesem Zusammenhang hat die semantische Segmentierung der Umgebung auf Basis von 3D-Daten eine immer größere Bedeutung erlangt. Die semantische Segmentierung beschreibt ein Verfahren, welches eine automatische Klassifizierung von Objekten und Strukturen in der Umgebung auf Pixelebene bewirkt. Dabei wird jedem Pixel oder Voxel in einem 3D-Datensatz eine bestimmte semantische Bedeutung zugeordnet [1]. Diese Arbeit behandelt die Grundlagen der semantischen Segmentierung der Umgebung auf Basis von 3D-Daten. Dabei werden verschiedene Methoden und Ansätze für die semantischen Segmentierung, sowie bestehende Probleme, Potenziale und Anwendungsbereiche dargestellt und bewertet. [2]

## **1.2 Problemstellungen und aktueller Stand der Technik**

Die semantische Segmentierung umfasst nach wie vor eine Vielzahl herausfordernder Aspekte. Eine zentrale Herausforderung besteht in der Komplexität der Umgebung. In einem 3D-Umfeld interagieren verschiedene Objekte und Strukturen miteinander und beeinflussen sich gegenseitig. Es ist schwierig, all diese Details genau zu erfassen und zu segmentieren, besonders wenn die Daten unvollständig oder fehlerhaft sind [1]. Einige Anwendungsbereiche, wie autonome Fahrzeuge, stellen dabei besondere Anforderungen an den Segmentierungsprozess. Dieser muss trotz der hohen Datenmengen häufig in Echtzeit erfolgen, um geeignet auf die Umgebung reagieren zu

können [3]. Aktuelle Verfahren weisen noch immer eine begrenzte Genauigkeit bei der Segmentierung auf. Es bestehen Schwierigkeiten bei der Unterscheidung zwischen ähnlichen Objekten, insbesondere wenn sie sich in Form oder Größe ähneln. Es ist schwierig, alle subtilen Unterschiede zu erfassen, die für eine präzise Segmentierung notwendig sind [4]. Ein Großteil der Forschung im Bereich der semantischen Segmentierung zielt auf Verbesserungen in diesen Bereichen ab. Dabei gelten besonders Deep Learning Methoden und Convolutional Neural Networks (CNNs) als vielversprechende Ansätze, um die Komplexität der Umgebung besser zu erfassen und zu bewältigen [5, 6].

## 2 Sensoren zur Erfassung von 3D-Daten

### 2.1 LiDAR-Sensoren

LiDAR-Sensoren (Light Detection and Ranging) stellen eine weit verbreitete Technologie zur Erfassung von 3D-Daten dar. Diese senden einen Laserstrahl aus, welcher von Objekten in der Umgebung reflektiert wird. Die Distanz des reflektierenden Objektes kann dabei über Time of Flight (TOF) oder über die Phase der reflektierten Lichtwelle gemessen werden. Während TOF-LiDAR die Distanz zum Objekt über eine Messung der Laufzeit des Laserstrahls bestimmt, erfolgt die Entfernungsmessung beim phasenbasierten LiDAR über die Auswertung der Phasenverschiebung der vom Objekt reflektierten Lichtwelle. Beide Methoden können hochgenaue Entfernung zu den reflektierenden Objekten erfassen. Sie können detaillierte 3D-Punktwolken erzeugen, welche die Geometrie und räumliche Verteilung von Objekten in der Umgebung darstellen. Zusätzlich lassen sich LiDAR-Sensoren in Scanning-LiDAR und Non-Scanning-LiDAR untergliedern. Non-Scanning-LiDAR nutzt dabei einen statischen Laserstrahl, während Scanning-LiDAR einen sich bewegenden Laserstrahl nutzt und somit einen größeren Arbeitsbereich abdecken kann. [7]

### 2.2 Tiefenkameras

Unter dem Begriff Tiefenkamera lassen sich verschiedene Verfahren aufführen, welche unterschiedliche Funktionsweisen besitzen, um Tiefeninformationen einer Szene zu bestimmen. Im Bereich der semantischen Segmentierung kommen besonders Kamerasysteme, die auf Stereo-Vision, Time-of-Flight oder Structured-Light basieren, zum Einsatz [8].

Kamerasysteme, die auf dem Prinzip der Stereo-Vision basieren, werden als Stereo Kamer as bezeichnet. Bei diesen werden zwei räumlich getrennte Kameras verwendet, die gemeinsam Bilder von derselben Szene aus zwei leicht unterschiedlichen Perspektiven aufnehmen. Der dabei

entstehende horizontale Versatz der beiden Bilder wird als Disparität bezeichnet. Aus dieser lassen sich Tiefeninformationen des betrachteten Objektes durch Triangulation bestimmen [9].

Kameras, die auf dem Time-of-Flight Prinzip basieren, senden eine Lichtwelle mit mehreren Modulationsfrequenzen im Infrarotbereich aus. Diese wird, wie beim LiDAR-Sensor, von Objekten in der Umgebung reflektiert und ermöglicht es Tiefeninformationen zu berechnen. Dabei wird sowohl die Phasenverschiebung, als auch die Amplitude des reflektierten Signals gemessen und so die Entfernung berechnet. Die meisten Verfahren nutzen dabei vier Messungen um die Phasenverschiebung zu erkennen [10, 11].

Tiefenkameras können zusätzlich mit einer RGB-Kamera ausgestattet sein und sind dann unter dem Begriff RGB-D Kameras bekannt. Diese haben häufig eine höhere räumliche Auflösung und sind in der Lage zusätzlich Farbinformationen aufzunehmen, besitzen jedoch einen deutlich kleineren Arbeitsbereich [12]. Ein weiteres Verfahren basiert auf Structured Light. Bei diesem Verfahren wird ein spezielles 2D-Muster auf das zu betrachtende Objekt projiziert. Aus dessen Verzerrung lässt sich auf 3D-Information schließen [13].

## 2.3 Passive und aktive Sensoren

Die genannten Sensoren lassen sich zusätzlich in zwei Klassen unterteilen. Aktive Sensoren, wie LIDAR-Sensoren, senden selbst Energie in Form von einer Lichtwelle aus, um Informationen über die Umgebung zu sammeln. Im Gegensatz dazu arbeiten passive Sensoren, wie die meisten Stereo Kamera-Systeme, ohne aktiv Energie auszusenden. Sie nutzen lediglich das natürliche Licht, welches von der Umgebung reflektiert wird. Der Vorteil von aktiven Sensoren besteht darin, dass sie unabhängig von der Umgebungshelligkeit arbeiten und auch bei Dunkelheit eingesetzt werden können. Passive Sensoren hingegen können bei schlechten Lichtverhältnissen Schwierigkeiten haben, genaue Tiefeninformationen zu liefern. Es ist jedoch anzumerken, dass passive Sensoren in der Regel kostengünstiger sind und eine höhere räumliche Auflösung bieten können. [8]

## 2.4 Auswahl von Sensoren für die semantische Segmentierung

Die Auswahl geeigneter Sensoren für die semantische Segmentierung ist von deren Einsatzbereich abhängig. Dabei sind Faktoren wie die Umgebungsbedingungen, Budget und gewünschte

Ergebnisse ausschlaggebend. Je nach Szenario werden dabei unterschiedliche Anforderungen an die Genauigkeit, die räumliche Auflösung, die Reichweite, sowie die Echtzeitfähigkeit gestellt. Anwendungen im Bereich der autonomen Fahrzeuge benötigen beispielsweise häufig Sensoren mit hoher Reichweite und Genauigkeit, während Anwendungen im Innenbereich möglicherweise Sensoren mit höherer räumlicher Auflösung benötigen. Kann es im geplanten Einsatzgebiet zu wechselnden Umgebungsbedingungen wie Wetter- oder Beleuchtungsveränderungen kommen, sind oft aktive Sensoren geeigneter, um unabhängig von äußeren Einflüssen funktionieren zu können. Durch ihre unterschiedlichen Eigenschaften können Sensoren besser für die Erkennung bestimmter Objekte geeignet sein. Außerdem ist das Budget bei der Sensorwahl zu berücksichtigen, da sich die Sensoren stark in ihren Kosten unterscheiden können. [8]

# 3 Datengrundlage und Vorverarbeitung

## 3.1 3D-Datenformate und Datentypen

Bei der semantischen Segmentierung von 3D-Daten spielen die zugrunde liegenden Datenformate eine elementare Rolle. Diese bilden die Grundlage für die Erfassung, Speicherung und Verarbeitung von 3D-Daten, die für die semantische Segmentierung verwendet werden. In diesem Kapitel werden zwei verbreitete 3D-Datenformate dargestellt, die in der Forschung und Praxis Einsatz finden.

Ein wichtiges 3D-Datenformat ist das Punktewolkenformat, das unter anderem von LiDAR-Sensoren erzeugt wird. Eine Punktewolke ist eine Sammlung von 3D-Punkten, die die Oberfläche von Objekten in der Umgebung darstellen. Jeder Punkt einer Point-Cloud stellt dabei, im Falle eines LiDAR-Sensors, die 3D-Position eines reflektierten Lichtstrahles dar [8]. Sie können in verschiedenen Dateiformaten gespeichert werden, häufig geschieht dies im binären LAS-Format, das für die Speicherung und den Austausch von LiDAR-Punktewolken verwendet wird. Diese Formate ermöglichen die Speicherung von großen Mengen an Punkten mit 3D-Koordinaten, Intensitätsinformationen und weiteren Attributen, die zur semantischen Segmentierung verwendet werden können [14]. Das Punktewolkenformat hat aufgrund der großen Menge an Punkten, die durch einen LiDAR-Sensor erzeugt werden, einen hohen Speicherbedarf, was zu einer rechenintensiven Verarbeitung der Daten führen kann [15].

Neben dem Punktewolkenformat wird häufig auch das Voxel-Gitter Format für die semantische Segmentierung verwendet. Voxel sind volumetrische Elemente, die den Raum in einem dreidimensionalen Gitter unterteilen. Jedes Voxel enthält dabei Informationen über Materialeigenschaften, Farbe oder Textur des Objektes an diesem Punkt im Raum. Das Datenformat bietet dabei eine effektive Möglichkeit, komplexe dreidimensionale Strukturen darzustellen und weiter zu analysieren. Die Voxeldichte im Raum kann dabei frei gewählt werden und bestimmt so die

Auflösung und den Speicherbedarf des Datensatzes.[16, 17]

## 3.2 Vorverarbeitungsschritte wie Filterung, Normalenberechnung und DownSampling

Die Vorverarbeitung von 3D-Daten ist ein wichtiger Schritt in der semantischen Segmentierung, um die Qualität und Genauigkeit der Segmentierungsergebnisse zu verbessern. In diesem Kapitel werden verschiedene Vorverarbeitungsschritte wie Filterung, Normalenberechnung und DownSampling betrachtet, die oft in der Praxis angewendet werden.

- Filterung: Zu Beginn wird häufig eine Filterung des Datensatzes durchgeführt. Dadurch kann unerwünschtes Rauschen im Datensatz unterdrückt und dessen Qualität verbessert werden. Dies kann durch verschiedene Filtertechniken erfolgen, wie zum Beispiel durch Medianfilter, Gaußsche Filter [18] oder region growing und Bilateralfilter [19]. Durch die Filterung und die damit einhergehende Reduzierung des Rauschens kann die Qualität der Segmentierungsergebnisse verbessert werden [20].
- DownSampling: Beim Prozess des Downsamplings wird die Anzahl an Punkten innerhalb einer Punktfolge reduziert, um die Verarbeitungsgeschwindigkeit und den Speicherbedarf zu reduzieren. Dies kann durch verschiedene Verfahren erfolgen. Eine schnelle und recheneffiziente Methode ist hierbei das sogenannte Random-Downsampling. Dabei wird ein bestehender Datensatz um eine absolute oder relative Punktanzahl reduziert. Die wegfallenden Punkte werden dabei zufällig ausgewählt. Nachteil ist hierbei, dass sich ursprünglich ungleichmäßig abgetastete Bereiche des Datensatzes noch vergrößern können, und dadurch markante Merkmale in der Punktfolge verloren gehen [21, 22]. Deshalb wird stattdessen häufig auf das Voxel-Grid-Downsampling zurückgegriffen. Dabei wird der Raum, in dem sich die Punktfolge befindet, in gleichmäßige Voxel unterteilt. Daraufhin wird in jedem Voxel nur eine bestimmte Anzahl an Punkten übernommen, die anderen werden aus dem Datensatz entfernt. Welche Punkte übernommen werden kann dabei durch verschiedene Verfahren bestimmt werden. Danach wird eine bestimmte Anzahl an Punkten, etwa durch ihre Nähe zum Mittelpunkt, ausgewählt und in das Voxel-Grid übernommen. Ziel

des Voxel-Grid-Downsamplings ist es, die Datenmenge zu reduzieren, während wichtige strukturelle und semantische Informationen erhalten bleiben.

- Normalenberechnung: Die Berechnung von Normalen ist ein optionaler Schritt, um die geometrische Information der 3D-Daten zu erfassen. Dabei wird für jeden Punkt oder Voxel des Datensatzes ein Normalenvektor bestimmt. Normalen sind Vektoren, die senkrecht zur Oberfläche von Objekten in der Umgebung stehen und gibt so Aufschluss über die Orientierung der Oberflächen der Szene. [23]

### **3.3 Datenannotation und Ground-Truth-Erstellung**

Die Erstellung annotierter Daten und eines Ground-Truths sind entscheidende Punkte bei der semantischen Segmentierung von 3D-Daten. Da aktuelle Verfahren der semantischen Segmentierung auf Erweiterungen von neuronale Netze basiert, werden annotierte Datensätze benötigt, um diese zu trainieren. Dabei erfolgt eine manuelle Klassifikation der Daten, indem semantische Labels oder Klasseninformationen den 3D-Daten zugeordnet werden. Die Qualität und Genauigkeit der Datenannotation sind von entscheidender Bedeutung für die Leistungsfähigkeit der Modelle für die semantische Segmentierung. [24, 25]

Der manuell erstellte Ground-Truth kann dabei sowohl für das Training des Klassifizierungsmodells genutzt werden, als auch für die Validierung der Ergebnisse. Für die Validierung wird die sogenannte IoU (Intersection over Union) verwendet. Dabei wird der Anteil der überlappenden Bereiche zwischen Ground-Truth und Segmentierungsergebnis berechnet. Je höher der Wert, desto besser ist das Segmentierungsergebnis. [26]

# **4 Grundlegende Verfahren der semantischen Segmentierung**

Ziel der semantischen Segmentierung von 3D-Daten ist es, jedem Punkt im Raum einer bestimmten Kategorie zuzuordnen und dadurch Bereiche des Bildes in klassifizierte Objekte zu unterteilen. Hierfür gibt es verschiedene Ansätze, die auf Erweiterungen von neuronalen Netzen basieren.

## **4.1 Convolutional Neural Networks (CNNs)**

Convolutional Neural Networks (CNNs) sind eine erweiterte Art von künstlichen neuronalen Netzen, die speziell für die Verarbeitung von Bildern entwickelt wurden. Sie bestehen aus mehreren Schichten, darunter Convolutional Layers, Pooling Layers und Fully Connected Layers, die miteinander verbunden sind. Die Architektur der CNNs ist dabei nicht vorgegeben, folgt aber in der Praxis immer einer ähnlichen Vorlage. Ein beispielhafter Aufbau ist in Abbildung 4.1 dargestellt. Der Input-Layer beinhaltet die Pixelwerte des Bildes. Darauf folgen in der Regel ein oder zwei Convolutional-Layers, woraufhin sich ein Pooling-Layer anreibt. Die Kombination aus Convolutional- und Pooling-Layer kann dabei je nach Komplexität beliebig oft im Netz vorkommen. Am Ende folgt ein Fully-Connected-Layer an den der Output anknüpft. Dieser gibt das Klassifizierungsergebnis des betrachteten Bildes durch das Netzwerk aus. Die Convolutional-Layers können vereinfacht als Filter-Layer betrachtet werden und extrahieren markante Merkmale aus den Eingabebildern, um die Klassifikation zu erleichtern. Dabei wird jeder Bereich des Bildes pro Layer mit einem Kernel gefaltet und erzeugen eine 2D-Aktivierungskarte. Die Kernels besitzen dabei häufig kleine räumliche Dimensionalität, erstrecken sich aber über die gesamte Tiefe des Eingangsbildes. Die anschließend folgenden Pooling-Layers dienen dazu, die Dimensionen der

Ausgabe des Convolutional-Layers zu reduzieren und somit die Rechnenkomplexität des Modells zu verringern. Besonders häufig kommen dabei sogenannte Max-Pooling-Layers zum Einsatz. Bei diesen wird ein Kernel einer beliebigen Größe, ohne zu überlappen, über die Aktivierungskarte geschoben. Dabei wird nur der größte Aktivierungswert eines Fensterbereiches übernommen und so die Dimensionalität der Aktivierungskarte stark reduziert. Darauf folgt häufig ein Flatten-Layer, der die Aktivierungskarte in einen eindimensionalen Raum überführt, welcher von den nachfolgenden Fully-Connected-Layers verarbeitet werden kann. Die Fully Connected Layers am Ende des Netzes verarbeiten schließlich die extrahierten Aktivierungen und versuchen daraus Klassifizierungsergebnisse zu gewinnen. Der Hauptanwendungsbereich von CNNs liegt dabei in der Klassifikation von Bildern in vorbestimmte Kategorien. [27].

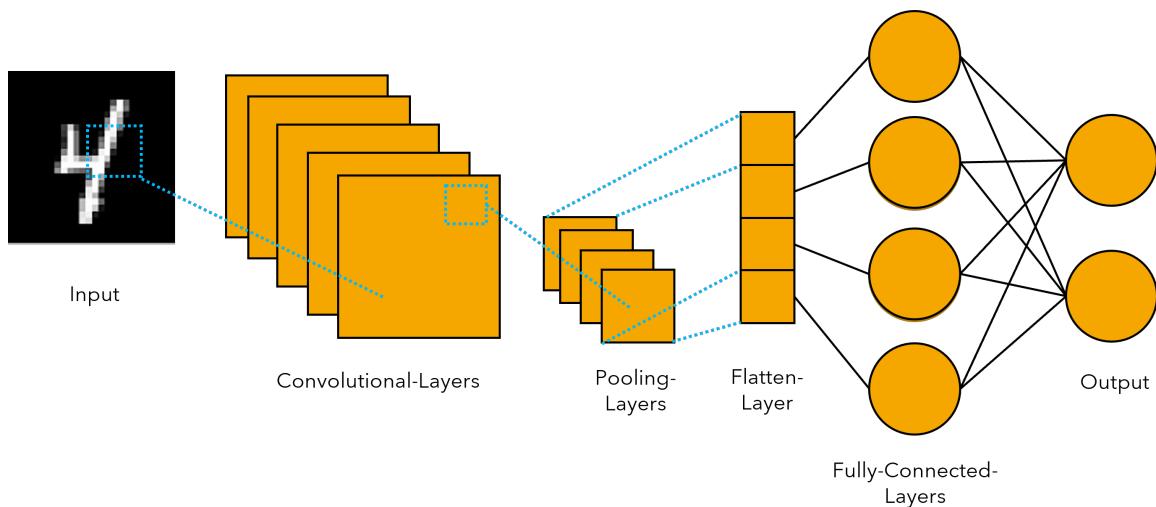


Abbildung 4.1: Aufbau eines Convolutional Neural Networks, beispielhaft mit dem Modified National Institute of Standards and Technology Datensatz (MNIST-Datensatz), Ähnlich [28]

## 4.2 Fully Convolutional Networks (FCNs)

Fully Convolutional Networks (FCNs) sind eine Weiterentwicklung von CNNs, die speziell für die Aufgabe der semantischen Segmentierung von Bildern entwickelt wurden. Im Gegensatz zu herkömmlichen CNNs, die für die Klassifizierung und Erkennung von Objekten in Bildern ausgelegt sind, können FCNs jedes Pixel eines Eingabebildes klassifizieren und somit die räumlichen Informationen der klassifizierten Bilder beibehalten. FCNs verwenden dabei ausschließlich Convolutional-Layers und Pooling-Layers, nicht aber Fully-Connected-Layers. Dies ermöglicht es

eine Merkmalskarte des Eingabebildes zu erzeugen, auf der jedes Pixel einer bestimmten Klasse zugeordnet wird. Durch die Verwendung von FCNs können somit komplizierte Zusammenhänge innerhalb von Bildern auf der Ebene der Pixel identifiziert werden, was für Anwendungen wie die autonome Navigation oder Objekterkennung von großer Bedeutung ist. [29] Bekannte und erfolgreiche Verfahren, wie das U-Net, verwenden dabei häufig eine Encode-Decoder-Architektur, um das Klassifizierungsergebnis in der Dimensionalität des Eingangsbildes darzustellen [30].

### 4.3 Encoder-Decoder-Architekturen

Encoder-Decoder-Architekturen stellen eine spezielle Architektur von neuronalen Netzen dar. Der Name leitet sich aus deren Aufbau ab, welcher aus zwei Hauptkomponenten, einem Encoder und einem Decoder, besteht. Der Encoder verwendet typischerweise Convolutional und Pooling-Layers, um das Eingabebild schrittweise in eine kompakte, abstrakte Repräsentation zu komprimieren, die die Merkmale des Eingabebildes stark reduziert enthält. Dabei werden die Positionen der maximalen Aktivierungen der Ebene während des Max-Pooling Prozesses gespeichert und als Pooling-Indizes bezeichnet. Der Decoder verwendet häufig Deconvolutional-Neuronale-Networks, um das Ergebnis des Encoder-Netzwerkes wieder in die Dimensionalität des Eingangsbildes zurückzuführen. Das Upsampling erfolgt dabei nicht linear, sondern verwendet die Pooling-Indizes des zugehörigen Encoding-Schrittes, um die Aktivierungen an der richtigen Position des Bildes wiederherzustellen. Dies geschieht über sogenannte Skip-Verbindungen. Die Semantische Segmentierung erfolgt dabei am Ende des Decoding-Netzwerkes. Dabei wird die Merkmalskarte des Decoders in eine Wahrscheinlichkeitsverteilung bezüglich der zu klassifizierenden Klassen umgewandelt. Die geschieht häufig über die Softmax-Funktion. Ein möglicher schematischer Aufbau eines Encoder-Decoder-Netzwerkes ist in Abbildung 4.2 dargestellt. [29]

### 4.4 Region-based Convolutional Neural Networks (R-CNNs)

Region-based Convolutional Neural Networks (R-CNNs) sind eine Weiterentwicklung von Convolutional Neural Networks. Im Gegensatz zu herkömmlichen CNNs, die eine feste Größe der Eingabebilder erfordern, verwenden R-CNNs eine Region Proposal Technik, um Regions of Interest (ROI) innerhalb des Bildes zu detektieren. Diese Funktionsweise ist vereinfacht in Abbil-

dung 4.3 zu erkennen. Anschließend wird nur auf die ausgewählten Bereiche eine Klassifizierung durchgeführt. R-CNNs erzielen dadurch eine höhere Genauigkeit als herkömmliche CNNs bei der Erkennung von Objekten in Bildern und werden daher häufig in der Robotik und im autonomen Fahren eingesetzt. Dies liegt daran, dass sie weniger Rechenleistung benötigen und gleichzeitig Störeinflüsse, die außerhalb der ROI liegen, keinen negativen Einfluss auf die Klassifizierung nehmen können. [31]

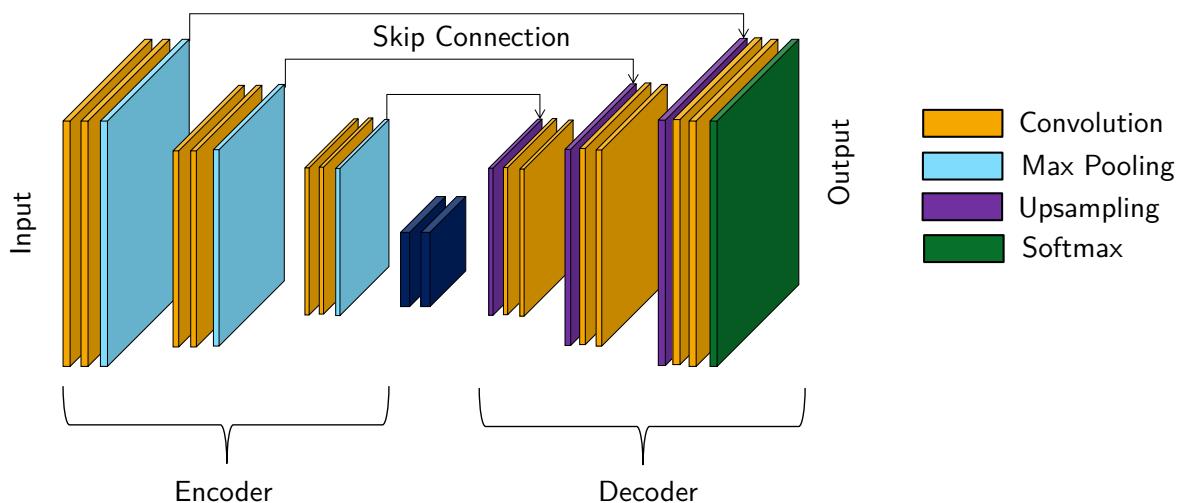


Abbildung 4.2: Fully-Convolutional-Network mit Encode-Decoder-Architektur, Ähnlich [32]

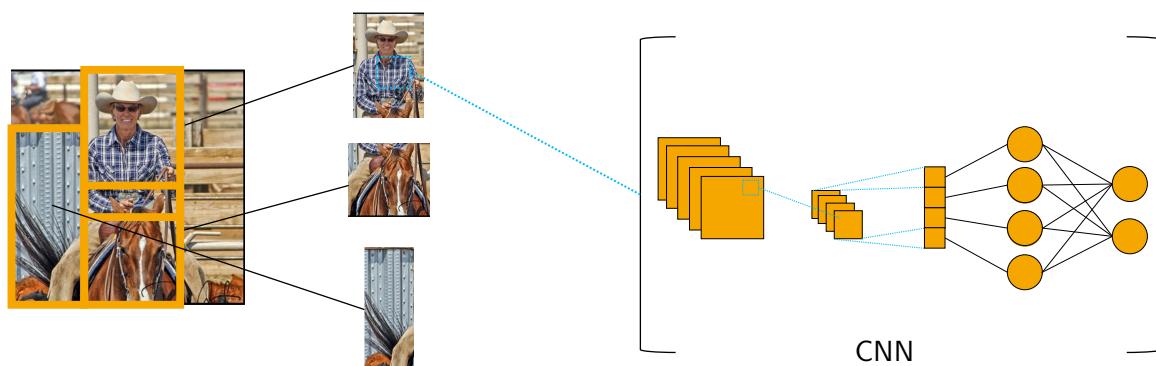


Abbildung 4.3: Architektur von R-CNNs, Ähnlich [33]

# **5 State-of-the-Art Verfahren zur semantischen Segmentierung von 3D-Daten**

## **5.1 PointNet**

PointNet ist eine fortschrittliches Methode zur Verarbeitung von Punktwolken in der 3D-Bildverarbeitung, die speziell für die Aufgaben der Klassifikation, Segmentierung und Erkennung von Objekten entwickelt wurde. Das Verfahren arbeitet dabei direkt auf den Punktwolken-Daten, ohne diese in ein Voxelgitter oder eine andere Form zu überführen. Dadurch wird eine höhere Genauigkeit und Effizienz erreicht. Zu Beginn des Netzwerkes wird das sogenannte T-Net (Transformations-Netzwerk) auf den Datensatz angewendet. Dadurch wird dieser in eine kanonische Form übergeführt, welche invariant gegenüber Transformationen und Skalierungen von Strukturen ist. Die Kernkomponente der PointNet-Architektur besteht in der Unterteilung des Netzes in ein Klassifikations- und ein Segmentierungsnetzwerk. Der Klassifizierungsteil extrahiert dabei globale Merkmale des Eingangsbildes. Der Segmentierungsteil verwendet dann sowohl lokale, als auch globale Merkmale, um die Segmentierung der Punktwolke durchzuführen. Durch die Kombination beider Netzwerke lässt sich eine höhere Robustheit und Genauigkeit erreichen. Der Aufbau von PointNet ist schematisch in Abbildung 5.1 dargestellt. [34] Eine bekannte Erweiterung von PointNet ist PointNet++. Dieses Verfahren unterscheidet sich durch eine hierachische Struktur, wodurch globale und lokale Merkmale besser erfasst werden können. [35]

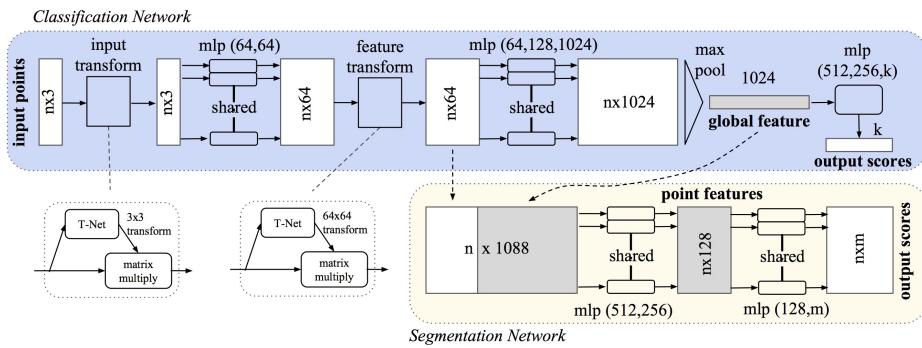


Abbildung 5.1: PointNet-Architektur [34]

## 5.2 3D U-Net

3D U-Net ist ein leistungsstarkes Verfahren für die semantische Segmentierung von 3D-Daten. Es basiert auf der verbreiteten 2D U-Net-Architektur, die für die Bildsegmentierung entwickelt wurde [36]. Um diese Architektur auf 3D-Daten anzuwenden, wurde sie entsprechend angepasst. Die 3D U-Net-Architektur besteht aus einem Encoder-Decoder-Netzwerk mit Skip-Connections. Der Encoder-Teil nimmt das Eingabevolumen entgegen und besteht aus mehreren Convolutional-Layers, gefolgt von Pooling-Layern. Diese Schichten helfen dabei, wichtige Merkmale des Eingangsbildes zu extrahieren und die räumliche Auflösung zu reduzieren. Die Skip Connections werden zwischen den Encoder- und Decoder-Schichten erstellt, um beim Prozess des upsamplings eine positionsgetreue Wiederherstellung der Bildmerkmale zu gewährleisten. Der Decoder-Teil des 3D U-Net-Netzwerks besteht dabei aus Upsampling-Schichten, die die räumliche Auflösung erhöhen, gefolgt von Deconvolutional-Layers. Der Name des Netzes leitet sich dabei aus dessen Architektur ab, welche in Abbildung 5.2 dargestellt ist. Ein wesentliches Merkmal von 3D U-Net ist dessen Fähigkeit, volumetrische Kontextinformationen zu berücksichtigen. Durch die Verarbeitung von 3D-Volumendaten können komplexe räumliche Zusammenhänge erfasst und genutzt werden, um eine präzise Segmentierung zu erreichen. Das Verfahren findet insbesondere in medizinischen Bereichen Anwendung, in denen die genaue Abgrenzung von Organen oder Tumoren entscheidend ist. [37, 38]

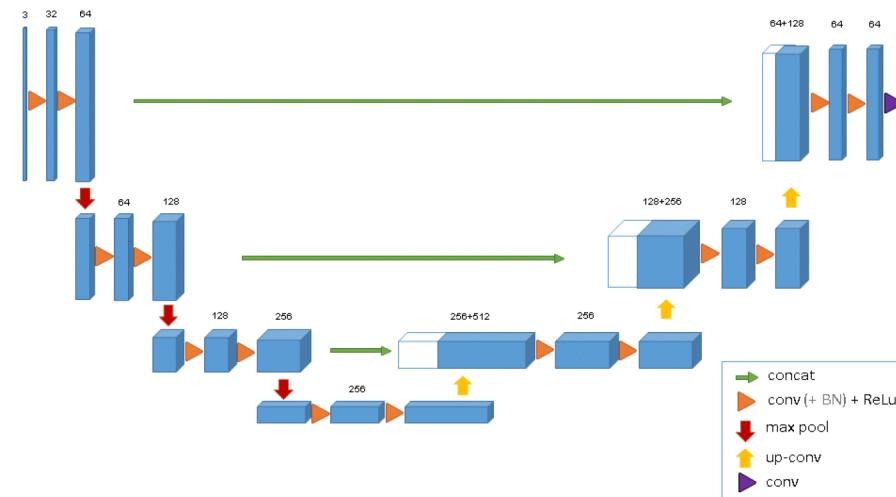


Abbildung 5.2: 3D U-Net Architektur [37]

# **6 Anwendungszenarien der semantischen Segmentierung**

## **6.1 Autonomes Fahren**

Eines der wichtigsten Einsatzgebiete der semantischen Segmentierung ist der Bereich des autonomen Fahrens. Hierbei ist eine präzise und zuverlässige Wahrnehmung der Umgebung unumgänglich. Dabei ist eine der größten Herausforderungen die Verarbeitung der großen Datenmengen, die von den Sensoren erfasst werden. Die Verarbeitungsgeschwindigkeit muss dabei extrem hoch sein, um in Echtzeit auf die Umgebung reagieren zu können. Durch die semantische Segmentierung ist es dem Fahrzeug möglich, wichtige Informationen über Straßenverhältnisse, Verkehrszeichen, Fußgänger, Fahrzeuge und andere Hindernisse zu sammeln. Mithilfe einer präzisen Klassifizierung jedes Pixels im Bild ist es dem Fahrzeug möglich, Objekte in der Umgebung kontextbezogen zu erkennen und situationsgerecht zu reagieren. Ein Mögliches Segmentierungsergebnis in diesem Anwendungsbereich ist in Abbildung 6.1 zu sehen. [26]



Abbildung 6.1: semantische Segmentierung im Bereich des autonomen Fahrens, Ursprungsbild (links), Ground Truth (mitte), Segmentierungsergebnis (rechts) [39]

## 6.2 Robotik in der Industrie

Die semantische Segmentierung spielt eine wichtige Rolle in der Industrierobotik, insbesondere wenn es darum geht, stark variierende Produkte bezüglich ihres Formfaktors zu handhaben. Eine Herausforderung besteht darin, die Produkte zu erkennen und zu klassifizieren. Dies ermöglicht es dem Roboter zwischen unterschiedlichen Teilen zu unterscheiden und bauteilspezifisch zu reagieren. So kann beispielsweise eine optimale Griffposition des Bauteils ermittelt oder Objekten beim Anfahren gezielt ausgewichen werden. Eine solche Problemstellung ist dabei in 6.2 zu erkennen. Auch eine Manipulation komplexer Objekte kann dadurch ermöglicht werden. [40]

## 6.3 Augmented Reality

Einsatzgebiete der semantischen Segmentierung im Bereich von Augmented Reality (AR) sind vielfältig. Diese kann beispielsweise in der industriellen Fertigung eingesetzt werden, um komplexe Montage- und Wartungsprozesse zu unterstützen. Durch semantische Segmentierung können AR-Systeme bereits platzierte Teile und Komponenten identifizieren, Fehler erkennen und den Arbeitern visuelle Montageanleitungen in Echtzeit bereitstellen. Dies erhöht die Effizienz, Präzision und Sicherheit bei der Durchführung von Aufgaben. In der Architektur und im Bauwesen

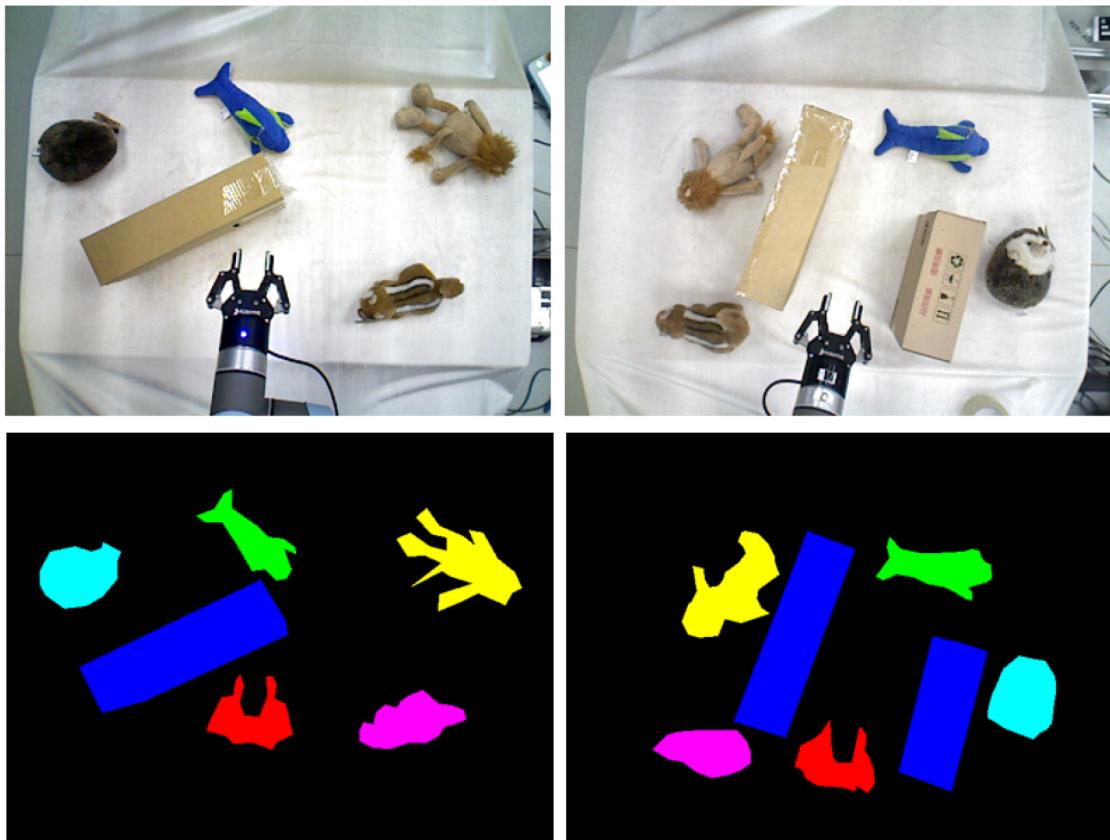


Abbildung 6.2: semantische Segmentierung in der Industrierobotik [40]

ermöglicht die semantische Segmentierung in Kombination mit AR eine Visualisierung von Gebäuden und Infrastrukturen. Architekten, Designer und Ingenieure können virtuelle Modelle in die reale Umgebung einfügen, um Entwürfe auf Kollisionen zu überprüfen. Die semantische Segmentierung ist dabei eine entscheidende Komponente, um die Umgebung zu analysieren, zu verstehen und interaktiv nutzbar zu machen. Dies ermöglicht es AR-Systemen, die Umgebung zu analysieren und virtuelle Inhalte realitätsnah zu platzieren und mit diesen zu interagieren. Abbildung 6.4 zeigt dabei eine bestehende Anwendung von AR im Bereich der Medizin. [41, 42]

## 6.4 Landwirtschaft

Auch in der Landwirtschaft hat die semantische Segmentierung große Potenziale. Durch die präzise Klassifizierung von verschiedenen Pflanzenarten und Strukturen auf landwirtschaftlichen

Flächen, können Landwirte wichtige Informationen gewinnen, um ihre Produktivität und Effizienz zu steigern. Mit Hilfe der semantischen Segmentierung können Unkraut und Nutzpflanzen unterschieden werden, wie in Abbildung 6.3 dargestellt ist. Dies ermöglicht eine gezielte Anwendung von Düngemitteln und Pestiziden, sowie einer effizienten Bewässerung. Darüber hinaus kann die semantische Segmentierung auch bei der Erkennung von Schädlingen und Krankheiten helfen, um rechtzeitig Gegenmaßnahmen zu ergreifen. Durch die genaue Analyse und Segmentierung landwirtschaftlicher Flächen bietet die semantische Segmentierung ein wertvolles Werkzeug, um die Landwirtschaft nachhaltiger, produktiver und umweltfreundlicher zu gestalten. [43]

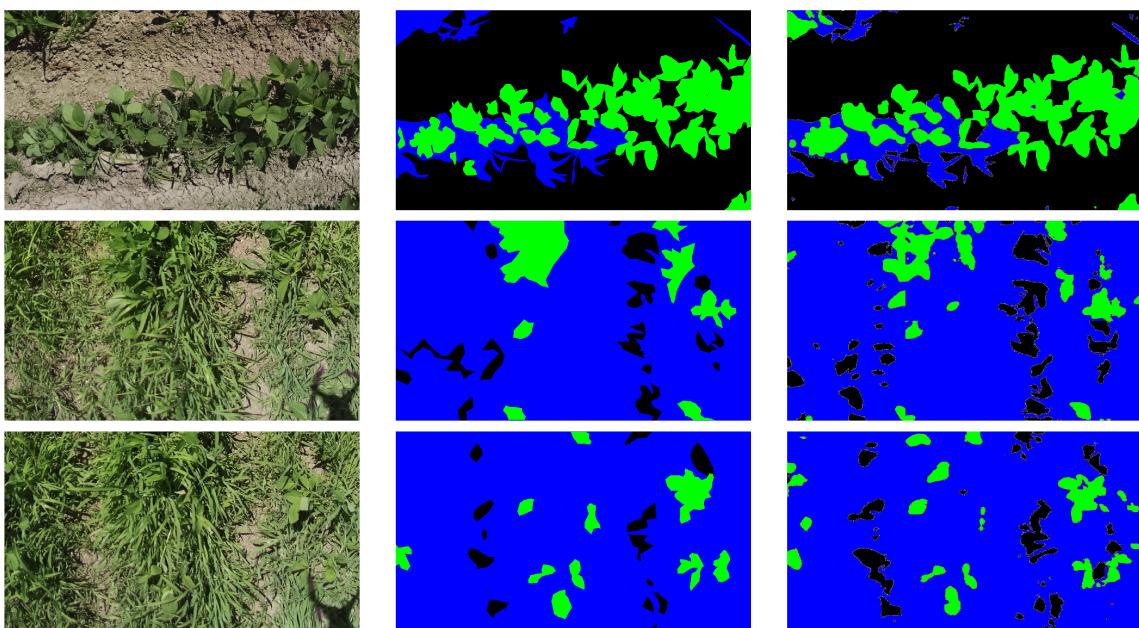


Abbildung 6.3: semantische Segmentierung in der Landwirtschaft, Originalbild (links), Ground Truth (mitte), Segmentierungsergebnis (rechts) [39]

## 6.5 Medizin

Semantische Segmentierung spielt eine entscheidende Rolle im Bereich der Medizintechnik und hat das Potenzial, unterstützend bei medizinische Diagnosen und Behandlungen zu wirken. Durch die präzise Segmentierung von anatomischen Strukturen und Geweberegionen in medizinischen Bildern wie CT-Scans (Computertomographie-Scan) oder MRT-Aufnahmen (Magnetresonanztomographie-Aufnahmen) können Ärzte einen besseren Einblick in die Anatomie des Patienten

erhalten. Beispielsweise können Organe für einen besseren Überblick automatisch eingefärbt werden oder verdächtige Stellen in der Aufnahme markiert werden. So kann der untersuchende Arzt beispielsweise Verletzungen oder potenzielle Tumore gezielt betrachten. Diese detaillierte Analyse ermöglicht eine präzisere Diagnosestellung und kann bei der Planung und Durchführung von chirurgischen Eingriffen, sowie der Überwachung des Fortschreitens von Krankheiten eingesetzt werden. Die semantische Segmentierung erleichtert auch die Erstellung von 3D-Modellen anatomischer Strukturen, die für die präoperative Planung und Simulation von komplexen Operationen verwendet werden können. Dabei können beispielsweise markante Stellen einer CT-Aufnahme bei einer endoskopischen Operation wieder erkannt werden und dem operierenden Arzt unterstützend eingeblendet werden. Dies kann unter anderem auch mithilfe von AR geschehen. Ein solcher Anwendungsfall ist in Abbildung 6.4 dargestellt. [44, 45]

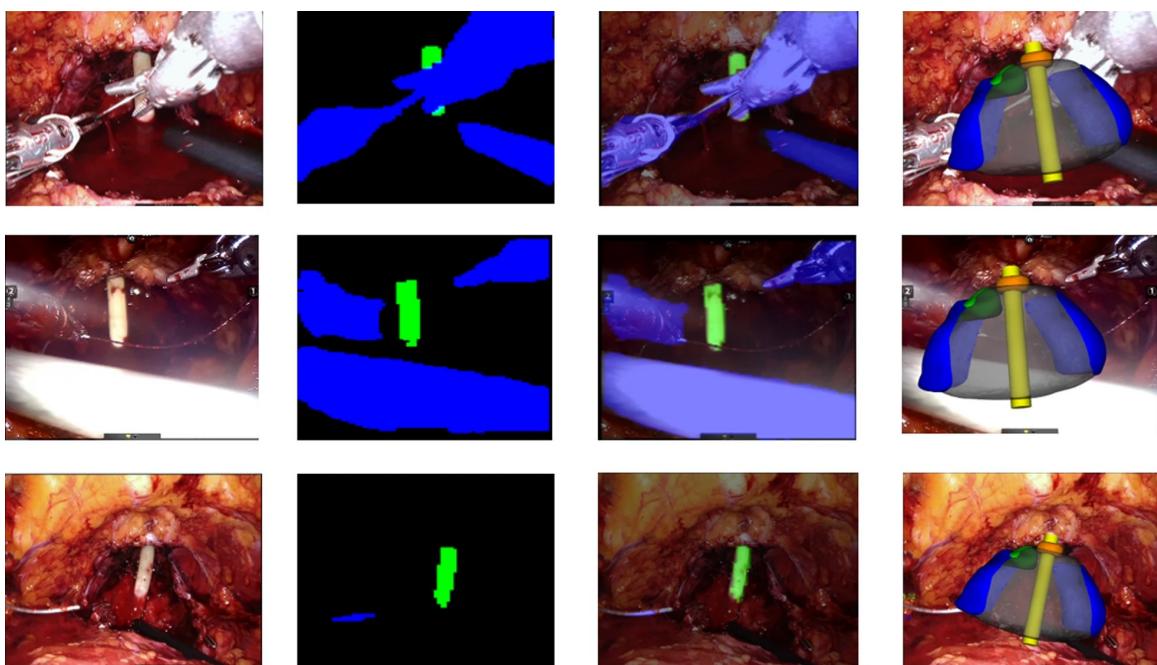


Abbildung 6.4: semantische Segmentierung im Bereich der Medizin, in Kombination mit Augmented Reality. Von links nach rechts: Originalbild, Segmentierungsergebnis, Overlay1, Overlay2. [45]

# **7 Herausforderungen und zukünftige Entwicklungen**

## **7.1 Herausforderungen und Limitationen**

Die semantische Segmentierung ist eine leistungsstarke Technik mit breitem Anwendungspotenzial, besitzt jedoch noch einige Herausforderungen und Limitationen. Eine der Hauptproblematiken besteht in der Notwendigkeit großer Datensätze für das Training von Segmentierungsmodellen. Das manuelle Labeln solcher Datensätze ist dabei zeitaufwändig. Zudem kann es schwierig sein, einen ausreichend großen Datensatz für selten vorkommende Klassen oder bestimmte Anwendungsbereiche zu sammeln. [46]

Ein weiteres Problem ist die Verarbeitungsgeschwindigkeit bei der Echtzeitsegmentierung. Der Einsatz von komplexen Modellen und hochauflösenden Kamerasystemen erfordert leistungsstarke Hardware und effiziente Algorithmen, um die erforderliche Echtzeitverarbeitung zu gewährleisten. Eine weitere Limitation besteht in der Anfälligkeit gegenüber Variationen in Beleuchtung, Umwelteinflüssen, abweichenden Blickwinkeln und schwankender Bildqualität. Darüber hinaus kann die semantische Segmentierung in Bereichen mit starken Objektüberlappungen oder ähnlichen Texturen Schwierigkeiten haben, klare Grenzen zwischen den Objekten zu erkennen und korrekt zu segmentieren. Allgemein lässt sich sagen, dass die größte Herausforderung im Bereich der semantischen Segmentierung darin besteht, die Geschwindigkeit und Genauigkeit der Segmentierung zu verbessern. [8, 4]

## 7.2 Potenziale und Trends für zukünftige Entwicklungen

Der Einsatz von Deep-Learning Modellen, insbesondere in Kombination mit CNNs, hat in den letzten Jahren bereits für große Fortschritte im Bereich der semantischen Segmentierung gesorgt. In der Zukunft können leistungsfähigere und effizientere Modelle erwartet werden, mithilfe deren die Segmentierungsgenauigkeit weiter ansteigen sollte. Dadurch wird neben der Verarbeitungsgeschwindigkeit der Modelle auch die Robustheit gegenüber Störeinflüssen steigen. Durch die steigende Effizienz der Modelle könnten auch komplexere 3D-Datensätze für die Segmentierung verwendet werden, was zu präziseren Ergebnissen führen könnte. [4]

Ein weiterer Bereich, der an Bedeutung gewinnt, ist die Echtzeitsegmentierung. Mit der steigenden Verfügbarkeit von leistungsstarken GPUs und der Optimierung von Deep-learning Modellen wird es möglich sein, semantische Segmentierung in Echtzeit auf hochauflösenden Bildern oder Echtzeit-Videoströmen durchzuführen. Dies eröffnet neue Anwendungsbereiche in Sektoren, wie dem autonomen Fahren, der Robotik und der Augmented Reality. [47]

Zusätzlich wird die zunehmende Verfügbarkeit großer annotierter Datensätze und die Verbesserung der Labeling-Technologien voraussichtlich zu weiteren Fortschritten in der semantischen Segmentierung führen. Mehr Daten ermöglichen es, Modelle auf breiteren und vielfältigeren Datensätzen zu trainieren, was die Generalisierung und Anpassungsfähigkeit verbessert. [48]

## 8 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurden die Grundlagen und Anwendungen der semantischen Segmentierung auf Basis von 3D-Daten dargestellt. Es wurden die Funktionsweisen verschiedener Sensoren zur Gewinnung von 3D-Daten erklärt und deren Vor- und Nachteile erläutert. Daraufhin wurde auf die Datengrundlagen eingegangen, auf denen verschiedene Modelle für die Semantische Segmentierung basieren. Auch mögliche Vorverarbeitungsschritte für eine effizientere und präzisere Segmentierung wurden dargestellt. Dabei ging es vor allem um die Filterung, Normalenberechnung und Möglichkeiten des Downsamplings von 3D-Punktwolken. Anschließend wurde auf die Grundlagen der semantischen Segmentierungsverfahren eingegangen. Besonders Convolutional Neural Networks, Fully Convolutional Networks, Region-based Convolutional Neural Networks und Encoder-Decoder-Architekturen wurden erläutert. Dabei hat jedes Verfahren spezifische Einsatzgebiete Vorzüge. Im Anschluss wurden zwei verbreitete Verfahren für die semantische Segmentierung aufgeführt und kurz erläutert. Um die Wichtigkeit der semantischen Segmentierung zu verdeutlichen, wurden anschließend einige Anwendungsbereiche der semantischen Segmentierung genannt und deren Bedeutung in diesem Bereich verdeutlicht. Am Ende der Arbeit gab es einen Ausblick auf die bestehenden Herausforderungen und zukünftig zu erwartende Entwicklungen im Bereich der semantischen Segmentierung.

# Literatur

- [1] Joel Janai u. a. „Computer Vision for Autonomous Vehicles: Problems, Datasets and State of the Art“. In: *Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision* 12.1–3 (2020), S. 1–308. ISSN: 1572-2740. DOI: 10.1561/0600000079. URL: <http://dx.doi.org/10.1561/0600000079>.
- [2] Kaihong Yang, Sheng Bi und Min Dong. „Lightningnet: Fast and Accurate Semantic Segmentation for Autonomous Driving Based on 3D LIDAR Point Cloud“. In: *2020 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*. 2020, S. 1–6. DOI: 10.1109/ICME46284.2020.9102769.
- [3] Qishen Ha u. a. „MFNet: Towards real-time semantic segmentation for autonomous vehicles with multi-spectral scenes“. In: *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. 2017, S. 5108–5115. DOI: 10.1109/IROS.2017.8206396.
- [4] Mohammad Hosein Hamian u. a. „Semantic Segmentation of Autonomous Driving Images by the Combination of Deep Learning and Classical Segmentation“. In: *2021 26th International Computer Conference, Computer Society of Iran (CSICC)*. 2021, S. 1–6. DOI: 10.1109/CSICC52343.2021.9420573.
- [5] Tuan Pham. „Semantic Road Segmentation using Deep Learning“. In: *2020 Applying New Technology in Green Buildings (ATiGB)*. 2021, S. 45–48. DOI: 10.1109/ATiGB50996.2021.9423307.
- [6] Liuhan Ge u. a. „3D Convolutional Neural Networks for Efficient and Robust Hand Pose Estimation from Single Depth Images“. In: *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017, S. 5679–5688. DOI: 10.1109/CVPR.2017.602.

- [7] Jingyun Liu u. a. „TOF Lidar Development in Autonomous Vehicle“. In: *2018 IEEE 3rd Optoelectronics Global Conference (OGC)*. 2018, S. 185–190. DOI: 10.1109/OGC.2018.8529992.
- [8] Giulia Rizzoli, Francesco Barbato und Pietro Zanuttigh. „Multimodal Semantic Segmentation in Autonomous Driving: A Review of Current Approaches and Future Perspectives“. In: *Technologies* 10.4 (Juni 2022), S. 90. ISSN: 2227-7080. DOI: 10.3390/technologies10040090. URL: <http://dx.doi.org/10.3390/technologies10040090>.
- [9] Emre DANDIL und Kerim Kürsat ÇEVİK. „Computer Vision Based Distance Measurement System using Stereo Camera View“. In: *2019 3rd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*. 2019, S. 1–4. DOI: 10.1109/ISMSIT.2019.8932817.
- [10] Christian Kerl u. a. „Towards Illumination-Invariant 3D Reconstruction Using ToF RGB-D Cameras“. In: *2014 2nd International Conference on 3D Vision*. Bd. 1. 2014, S. 39–46. DOI: 10.1109/3DV.2014.62.
- [11] Yosef Dalbah, Stephan Rohr und Friedrich M. Wahl. „Detection of dynamic objects for environment mapping by time-of-flight cameras“. In: *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2014, S. 971–975. DOI: 10.1109/ICIP.2014.7025195.
- [12] José Gomes da Silva Neto u. a. „Comparison of RGB-D sensors for 3D reconstruction“. In: *2020 22nd Symposium on Virtual and Augmented Reality (SVR)*. 2020, S. 252–261. DOI: 10.1109/SVR51698.2020.00046.
- [13] Inzamam Anwar und Sukhan Lee. „High performance stand-alone structured light 3D camera for smart manipulators“. In: *2017 14th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI)*. 2017, S. 192–195. DOI: 10.1109/URAI.2017.7992709.
- [14] RY Elphcik. „Using the LAS format-part I.[Well log files]“. In: *Geobyte;(United States) 6.6* (1991).
- [15] Yin Zhou und Oncel Tuzel. „VoxelNet: End-to-End Learning for Point Cloud Based 3D Object Detection“. In: *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018, S. 4490–4499. DOI: 10.1109/CVPR.2018.00472.

- [16] Matthias Nießner u. a. „Real-time 3D reconstruction at scale using voxel hashing“. In: *ACM Transactions on Graphics (ToG)* 32.6 (2013), S. 1–11.
- [17] Sergio Orts-Escalano u. a. „Point cloud data filtering and downsampling using growing neural gas“. In: *The 2013 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. 2013, S. 1–8. DOI: 10.1109/IJCNN.2013.6706719.
- [18] Karl Thurnhofer-Hemsi u. a. „Super-Resolution of 3D MRI Corrupted by Heavy Noise With the Median Filter Transform“. In: *2020 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2020, S. 3015–3019. DOI: 10.1109/ICIP40778.2020.9191237.
- [19] Li Chen, Hui Lin und Shutao Li. „Depth image enhancement for Kinect using region growing and bilateral filter“. In: *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*. 2012, S. 3070–3073.
- [20] Xian-Feng Han u. a. „A review of algorithms for filtering the 3D point cloud“. In: *Signal Processing: Image Communication* 57 (2017), S. 103–112. ISSN: 0923-5965. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.image.2017.05.009>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0923596517300930>.
- [21] Bingjie Liu u. a. „Tree Species Classification of Backpack Laser Scanning Data Using the PointNet++ Point Cloud Deep Learning Method“. In: *Remote Sensing* 14.15 (2022), S. 3809. ISSN: 2072-4292. DOI: 10.3390/rs14153809. URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/15/3809>.
- [22] Jung-Ping Liu, Ming-Hsuan Wu und Peter W. M. Tsang. „3D display by binary computer-generated holograms with localized random down-sampling and adaptive intensity accumulation“. In: *Opt. Express* 28.17 (Aug. 2020), S. 24526–24537. DOI: 10.1364/OE.399011. URL: <https://opg.optica.org/oe/abstract.cfm?URI=oe-28-17-24526>.
- [23] Yani Ioannou u. a. „Difference of Normals as a Multi-scale Operator in Unorganized Point Clouds“. In: *2012 Second International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission*. 2012, S. 501–508. DOI: 10.1109/3DIMPVT.2012.12.
- [24] Gabriel J. Brostow, Julien Fauqueur und Roberto Cipolla. „Semantic object classes in video: A high-definition ground truth database“. In: *Pattern Recognition Letters* 30.2 (2009). Video-based Object and Event Analysis, S. 88–97. ISSN: 0167-8655. DOI: 10 .

- 1016/j.patrec.2008.04.005. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865508001220>.
- [25] Aleksandar Zlateski u. a. „On the Importance of Label Quality for Semantic Segmentation“. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Juni 2018.
- [26] Di Feng u. a. „Deep Multi-Modal Object Detection and Semantic Segmentation for Autonomous Driving: Datasets, Methods, and Challenges“. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 22.3 (2021), S. 1341–1360. DOI: 10.1109/TITS.2020.2972974.
- [27] Keiron O’Shea und Ryan Nash. *An Introduction to Convolutional Neural Networks*. URL: <https://arxiv.org/pdf/1511.08458.pdf>.
- [28] Andrea Jalandoni, Yishuo Zhang und Nayyar A Zaidi. „On the use of Machine Learning methods in rock art research with application to automatic painted rock art identification“. In: *Journal of Archaeological Science* 144 (2022), S. 105629.
- [29] Vijay Badrinarayanan, Alex Kendall und Roberto Cipolla. „SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation“. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 39.12 (2017), S. 2481–2495. DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2644615.
- [30] Zhengxin Zhang, Qingjie Liu und Yunhong Wang. „Road Extraction by Deep Residual U-Net“. In: *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 15.5 (2018), S. 749–753. DOI: 10.1109/LGRS.2018.2802944.
- [31] Ross Girshick. „Fast R-CNN“. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Dez. 2015.
- [32] Karshiev Sanjar u. a. „Improved U-Net: Fully convolutional network model for skin-lesion segmentation“. In: *Applied Sciences* 10.10 (2020), S. 3658.
- [33] Ross Girshick u. a. „Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation“. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2014, S. 580–587.

- [34] R. Qi Charles u. a. „PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation“. In: *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017, S. 77–85. DOI: 10.1109/CVPR.2017.16.
- [35] Charles Ruizhongtai Qi u. a. „PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space“. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*. Hrsg. von I. Guyon u. a. Bd. 30. Curran Associates, Inc., 2017. URL: [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2017/file/d8bf84be3800d12f74d8b05e9b89836f-Paper.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/d8bf84be3800d12f74d8b05e9b89836f-Paper.pdf).
- [36] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer und Thomas Brox. *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation*. 2015. arXiv: 1505.04597 [cs.CV].
- [37] Özgün Çiçek u. a. „3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation“. In: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2016: 19th International Conference, Athens, Greece, October 17–21, 2016, Proceedings, Part II* 19. Springer. 2016, S. 424–432.
- [38] Takafumi Nemoto u. a. „Efficacy evaluation of 2D, 3D U-Net semantic segmentation and atlas-based segmentation of normal lungs excluding the trachea and main bronchi“. In: *Journal of Radiation Research* 61.2 (Feb. 2020), S. 257–264. ISSN: 1349-9157. DOI: 10.1093/jrr/rrz086. eprint: <https://academic.oup.com/jrr/article-pdf/61/2/257/33292180/rrz086.pdf>. URL: <https://doi.org/10.1093/jrr/rrz086>.
- [39] Hirokazu Madokoro u. a. „Semantic Segmentation of Agricultural Images Based on Style Transfer Using Conditional and Unconditional Generative Adversarial Networks“. In: *Applied Sciences* 12.15 (2022), S. 7785.
- [40] Naijun Liu u. a. „Real-sim-real transfer for real-world robot control policy learning with deep reinforcement learning“. In: *Applied Sciences* 10.5 (2020), S. 1555.
- [41] Andrew YC Nee u. a. „Augmented reality applications in design and manufacturing“. In: *CIRP annals* 61.2 (2012), S. 657–679.
- [42] Tae-young Ko und Seung-ho Lee. „Novel method of semantic segmentation applicable to augmented reality“. In: *Sensors* 20.6 (2020), S. 1737.

- [43] Andres Milioto, Philipp Lottes und Cyrill Stachniss. „Real-Time Semantic Segmentation of Crop and Weed for Precision Agriculture Robots Leveraging Background Knowledge in CNNs“. In: *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2018, S. 2229–2235. DOI: 10.1109/ICRA.2018.8460962.
- [44] Saeid Asgari Taghanaki u. a. „Deep semantic segmentation of natural and medical images: a review“. In: *Artificial Intelligence Review* 54 (2021), S. 137–178.
- [45] Leonardo Tanzi u. a. „Real-time deep learning semantic segmentation during intra-operative surgery for 3D augmented reality assistance“. In: *International journal of computer assisted radiology and surgery* 16.9 (2021), S. 1435–1445.
- [46] Qingyong Hu u. a. „Towards semantic segmentation of urban-scale 3D point clouds: A dataset, benchmarks and challenges“. In: *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2021, S. 4977–4987.
- [47] Hengshuang Zhao u. a. „Pyramid scene parsing network“. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017, S. 2881–2890.
- [48] Marius Cordts u. a. „The cityscapes dataset for semantic urban scene understanding“. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016, S. 3213–3223.

# **Abbildungsverzeichnis**

4.1	Aufbau eines Convolutional Neural Networks, beispielhaft mit dem Modified National Institute of Standards and Technology Datensatz (MNIST-Datensatz) . . . . .	10
4.2	Fully-Convolutional-Network mit Encode-Decoder-Architektur . . . . .	12
4.3	Architektur von R-CNNs . . . . .	12
5.1	PointNet-Architektur . . . . .	14
5.2	3D U-Net Architektur . . . . .	15
6.1	semantische Segmentierung im Bereich des autonomen Fahrens . . . . .	17
6.2	semantische Segmentierung in der industrierobotik . . . . .	18
6.3	semantische Segmentierung in der Landwirtschaft . . . . .	19
6.4	semantische Segmentierung im Bereich der Medizin, in Kombination mit Augmented Reality . . . . .	20