
DLM Semesterprojekt: Bestimmung der 3D-Boundingbox eines Roboters

GruppeNR: 1, Namen: Tim Eisenacher (1870755) und Paul Manea(1870391)
EMail: 1870755@stud.hs-mannheim.de

Abstract

This Latex and Style file are modified versions from NeurIPS 2018.[11]

1 Einleitung

Objekterkennung ist einer der vielversprechendsten und am stärksten im Forschungsfokus stehenden Bereiche von *Computer Vision* und *Machine Learning* [10]. Besonders im Bereich der medizinischen und industriellen Innovationen konnten dadurch bereits jetzt schon große Fortschritte erzielt werden [15, 9]. So können beispielhaft Operationsroboter stark von einer auf *Deep-Learning*-Algorithmen basierenden Erkennung und Lokalisation der Operationsinstrumente profitieren [14]. Auch in der Tumordiagnostik kann so die Erkennungsgenauigkeit gegenüber einer menschlichen Klassifikation bei gleichzeitig signifikant niedrigeren Kosten verbessert werden [2].

Die Anforderungen an die Bildverarbeitung sind dabei in diesen Bereichen besonders groß. Zum einen sorgen immer hochauflösendere Bilder für enorme Datenmengen und damit Hardwareanforderungen. Zum anderen ist die Anzahl an möglichen Klassen und damit Featurekombinationen bei der Objekterkennung enorm. Aufgrund ihrer hohen Trainingsperformanz und der Fähigkeit, herausragend effizient Features in Bildern zu erkennen, eignen sich *Convolutional-Neural-Networks (CNN)* besonders gut als Lösungsansatz der beschriebenen Probleme [10].

In der vorliegenden Arbeit wird ein *Deep-Learning*-Modell zur Bestimmung der *3D-Bounding-Box* eines Roboters implementiert und evaluiert. Dafür erfolgt anfangs die Abgrenzung und grobe Erläuterung des *Deep-Learnings* (DL) im Kontext des *Machine-Learnings* (ML). Der Fokus liegt dabei auf dem verwendeten *DL*-Konzept der *CNN*'s und damit verbundener Probleme und Herausforderungen. Anschließend erfolgt eine Abhandlung der für die Implementierung verwendeten Netzstruktur und Metriken. Die Implementierung wird zunächst zur Lösung eines zweidimensionalen Problems erstellt und dann anschließend auf drei Dimensionen erweitert. Die Entwicklung erfolgt in Python 3.7 unter Verwendung des Tensorflow Frameworks in der Spider IDE. Die Evaluation der Implementierung geschieht anhand eines Vergleiches der geschätzten *Bounding-Box* mit der gelabelten *Bounding-Box* der Testdaten. Als Datengrundlage für Training und Evaluation dient ein synthetisch generierter und vorgelabelter Datensatz von RGB-Bildern, welcher vom Institut für eingebettete Systeme und Medizintechnik zur Verfügung gestellt wird.

2 Grundlagen und Stand der Technik

Salvaris beschreibt *Machine Learning* als einen Zweig der Computerwissenschaften, bei dem Computern beigebracht wird anhand von Trainingsdaten Entscheidungen zu treffen. Typische Anwendungsgebiete des ML sind Klassifikation, Regression und Clustering. DL ist ein Teilgebiet des ML (Abb. 1) bei dem besonders komplexe Neuronale Netze mit vielen Schichten und Neuronen Verwendung finden. Ein weitere wesentliche Abgrenzung stellt die Merkmalsextraktion dar. Also die Extraktion der Eigenschaften eines Objekts, die ausschlaggebend für etwaige Klassenzugehörigkeiten sind. Diese entscheidenden Merkmale müssen dem DL-Modell nicht vorgegeben werden, sondern werden von dem Algorithmus selbst gefunden. Dieser Umstand stellt mit die größten Herausforderungen aber auch Chancen beim DL dar [7, S.32-47]. Im Folgenden werden nur die für die vorliegende Arbeit besonders relevanten und speziell angepassten Methoden und Aspekte des DL erläutert. Für weiterführende grundlegende Informationen zum Beispiel zu Neuronen, Schichttypen, Aktivierungsfunktionen und zum Gradientenabstiegsverfahren wird auf [5] verwiesen.

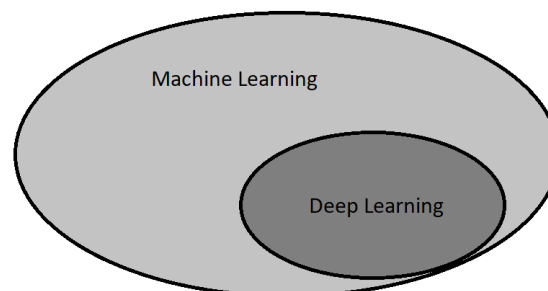


Abbildung 1: Abgrenzung Deep Learning zu Machine Learning.

2.1 Convolutional Neural Networks

Convolutional Neural Networks (CNN) sind eine spezielle Art von Neuronalen Netzen, die sich für das verarbeiten von gitterartig beschaffenen Daten eignen. Hierzu zählen zum Beispiel auch Bilddaten, deren Pixelraster sich als Gitter oder Matrix interpretieren lassen. Ein typisches CNN besteht dabei aus einem oder mehreren Paaren von *Convolutional*- und *Pooling-Layern*, gefolgt von einem oder mehreren *Fully-Connected-Layern*. Die Folgenden Darstellungen richten sich im wesentlichen nach Goodfellow [4, S.326-366]

Convolutional Layer Bei einem *Convolutional Layer* wird schrittweise ein Filterkernel K über eine Eingabematrix I mit den Dimensionen n und m bewegt (Abb. 2). Der Input der folgenden Neuronen $S(i, j)$ berechnet sich dann aus einer Faltungsoperation der jeweils übereinanderliegenden Kernel- und Bildelemente (Gleichung 1).

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_n \sum_n I(i - m, j - n) K(m, n) \quad (1)$$

Der so berechnete Input eines Neurons wird anschließend abhängig von der verwendeten Aktivierungsfunktion in den Output verwandelt. Zu bemerken ist, dass alle Neuronen eines *Convolutional Layers* die gleichen Gewichte haben (sog. *Parameter Sharing*). Dadurch ist es möglich Speicher gegenüber anderen Netzstrukturen einzusparen, die häufig eine große Gewichtungsmatrix verwenden. Ein weiterer großer Vorteil sind die sog. *Sparse Interactions*. Durch die Verwendung eines Filterkernels der meist nur einen Bruchteil der Größe des zu analysierenden Bildes aufweist, werden nur die Features extrahiert, die wirklich entscheidend sind für die Zugehörigkeit zu einer Klasse. Dies führt ebenso zu einer weiteren Speicher- und Performanzoptimierung.

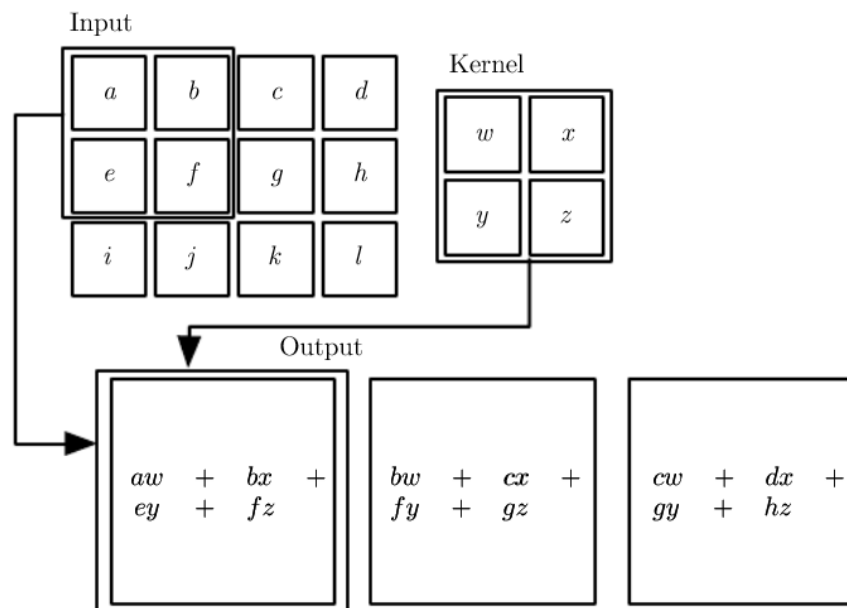


Abbildung 2: Prinzip eines Convolutional Layers [4, S.330].

Pooling Layer *Pooling Layer* sorgen dafür, dass Features einer Klasse in einem Bild nahezu ortsinvariant gelernt werden können. Ein weitverbreitetes Pooling Verfahren ist das sog. *2X2 Max-Pooling*, bei dem aus jedem 2×2 Quadrat der Neuronen des *Convolutional-Layers* nur das aktivste Neuron an die nächste Schicht weitergeleitet wird. Abbildung 3 verdeutlicht dieses Funktionsprinzip. Es werden von den jeweils benachbarten Neuronen nur die mit den höchsten Gewichten an die nächste Schicht durchgeschaltet.

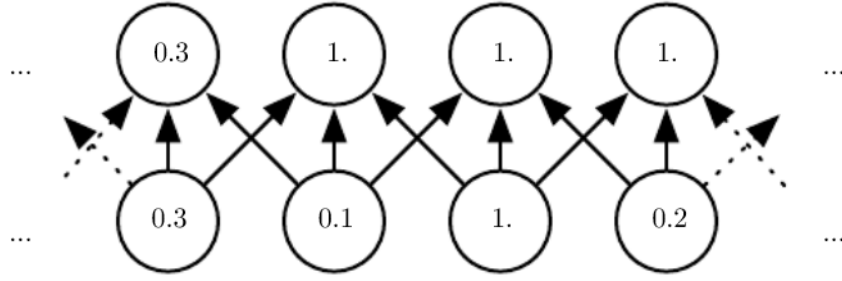


Abbildung 3: Prinzip eines Pooling Layers [4, S.337].

Fully Connected Layer *Fully-Connected-Layer* oder in *Keras* sog. *Dense-Layer* stellen einen Schichtentyp dar, bei dem jedes Neuron mit jeweils jedem Neuron der vorigen Schicht verschaltet ist. Es ist so möglich, die Ausgaben des letzten *Pooling-Layers* über ein oder mehrere *Fully-Connected-Layer* mithilfe von Aktivierungsfunktionen zum Beispiel in eine Wahrscheinlichkeitsverteilung der Klassenzugehörigkeit zu überführen. Die Anzahl Neuronen in der letzten Schicht entspricht dann der Anzahl zu lernender Klassen oder auch der Anzahl vorherzusagender Features.

2.2 Loss-Funktionen und Metriken

DL Netze optimieren ihre Gewichte und Neuronenaktivitäten während des Trainings selbst durch einen Vergleich der geschätzten Ergebnisse y_{pred} mit den entsprechenden Zielgrößen y_{target} . Dies geschieht über sog. *Loss-Functions*. Dabei zeigen diese Funktionen bei großen Abweichung von den Zielwertebereichen typischerweise auch hohe Werte [4, S.271-279]. Ein weit verbreitetes Beispiel hierfür ist der mittlere quadratische Fehler (*Mean-Squared-Error (MSE)*), der häufig als Maß zur Evaluation des Trainingserfolges eingesetzt wird. Der MSE berechnet sich entsprechend Gleichung 2. Die MSE-Loss-Funktion wird auch als L2-Loss bezeichnet. Diese Möglichkeit zur Beurteilung des Erfolges eines DL-Modells wird in *Keras* auch als Metrik bezeichnet. Als Metriken werden meist ebenso die beschriebenen Loss-Funktionen verwendet. Metriken haben einen rein informativen Zweck und werden nicht direkt für das Training verwendet [1]. Loss-Funktionen spiegeln so einen entscheidenden Faktor für ein erfolgreiches Training wieder. Dabei sollte je nach Anwendungsfall individuell eine passende und sinnvolle Loss-Funktion zur Validierung gewählt werden. Ein ausführliche Abhandlung hierüber findet sich in [5] und [7].

$$MSE = \sum_n \frac{(y_{pred} - y_{target})^2}{n} \quad (2)$$

2.3 Stand der Technik

In der Literatur werden viele Möglichkeiten zur Objekterkennung mittels DL beschrieben. Laut Zhao haben sich aktuell jedoch drei Hauptverfahren in der Industrie etabliert [17]. *Fast-Region-Based-CNNs* ermöglichen gute Detektionsergebnisse, sind aber relativ rechenaufwendig [3]. Das *You Only Look Once* Modell (YOLO) erreicht eine höhere Performanz bei verbesserter Präzision [12]. Ein weiteres Modell zur Lösung des Problems ist das von Liu vorgestellte *Single-Shot-Detection* (SSD) Modell vor. Beim SSD können Performanz und Genauigkeit zu Lasten einer komplexeren Netzarchitektur noch weiter verbessert werden [6]. Die Gemeinsamkeit aller vorgestellten Modelle besteht in der Verwendung von *Convolutional Layer*n.

3 Methoden

Zu Lösung der Aufgabenstellung wird eine modifizierte Version der sogenannten YOLO (*You Only Look Once*) Netzstruktur in Python unter Nutzung der *Keras* API implementiert. YOLO Netze zeichnen sich durch gute Detektionsergebnisse bei einer sehr hohen Trainings- und Klassifikationsperformanz aus. So ist mithilfe des YOLO-Modells sogar auf vergleichsweise kostengünstiger Hardware eine Echtzeitschätzung der Bounding-Boxen von Objekten möglich [12].

3.1 Lossberechnung und Intersection over Union

Rezatofighi1 beschreibt die *Intersection over Union* (IOU) als eine performante und präzise Möglichkeit den Loss bei der Objekterkennung zu bestimmen (s. Kap 2.2). Dabei wird die IOU aus dem Quotienten der sich überlappenden Fläche (*Intersection / Overlap*) und der gemeinsam gebildeten Fläche (*Union*) zweier Regionen berechnet:

$$IOU(y_{target}, y_{pred}) = \frac{y_{target} \cap y_{pred}}{y_{target} \cup y_{pred}} \quad (3)$$

y_{pred} steht hierbei für die geschätzte und y_{target} für die reale Bounding-Box der Objekte. Die graphische Interpretation der Berechnung wird in Abbildung 4 deutlich. Zur Berechnung der jeweiligen Flächen wird der von Rezatofighi1 in [13] beschriebene Algorithmus implementiert. Dort ist zusätzlich eine hier nicht genutzte Erweiterung zur *Generalized-IOU* beschrieben.

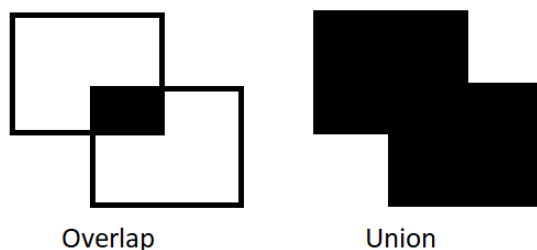


Abbildung 4: Intersection over Union

Somit ergibt sich für den 2D-Fall als resultierende Loss-Funktion:

$$L_{2D} = 1 - IOU(y_{target}, y_{pred}) \quad (4)$$

Es ist darauf hinzuweisen, dass aufgrund der hohen Komplexität auf die Erweiterung der IOU Berechnung für den 3D-Fall im Rahmen dieser Arbeit verzichtet wird. Mögliche Ansätze für 3D-IOU Berechnungen finden sich jedoch in [16] und [8]. Im 3D-Fall wird der Loss lediglich über den in Kapitel 2.2. beschriebenen L2-Ansatz bestimmt. In Abbildung 5 ist schematisch dargestellt wie der L2 Loss berechnet wird. Hierfür wird lediglich der Abstand zwischen einem, vom Netz prädizierten Punkt und einem Zielpunkt berechnet. Dieser Abstand entspricht dem Ausdruck $y_{target} - y_{pred}$ aus Formel 2.

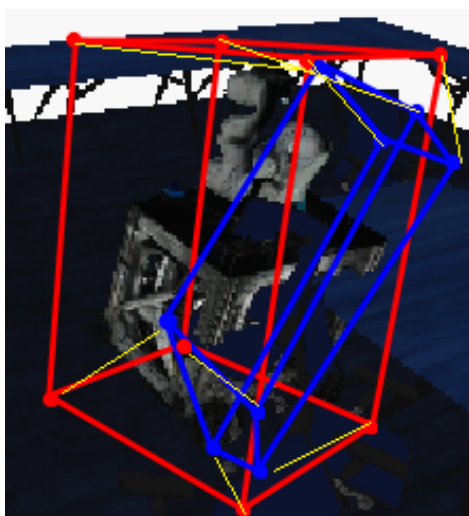


Abbildung 5: Prädizierte und gelabelte Punkte der Bounding-Box. Die gelben Linien stellen den Prädiktionsfehler dar

3.2 Netzstruktur

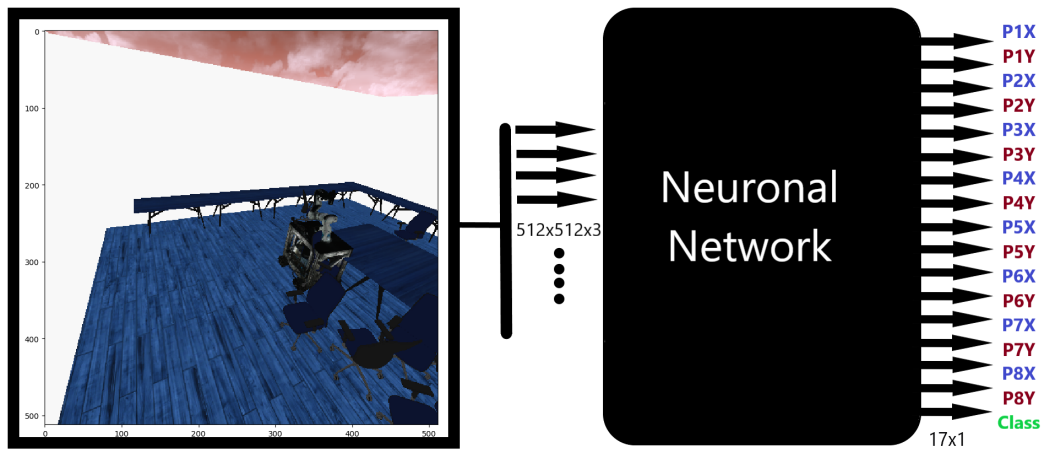


Abbildung 6: Grobe Darstellung der Netzstruktur zur Prädiktion einer 3D Bounding-Box

Die Netzstruktur, welche für die Prädiktion einer 3D Bounding-Box verwendet wird orientiert sich sehr stark an dem sogenannten YOLO Netz. Die ersten Schichten des Netzes bestehen aus *convolutional layern*, welche die Aufgabe haben Features aus dem Bild zu extrahieren. Die hintere Schicht des Netzes besteht aus *fully connected layern*, welche die Koordinaten der Bounding-Box Punkte sowie die Klassenzugehörigkeit ausgeben [12].

Die Netzarchitektur muss jedoch für die Prädiktion einer projizierten 3D Bounding-Box angepasst werden. Diese besitzt im Gegensatz zu einer 2D Bounding-Box 8 anstatt 2 erforderlichen Bildpunkten. Eine Vergleich einer 2D und einer 3D Bounding-Box ist in Abbildung 7 aufgezeigt. Aus den 8 Punkten ergeben sich 16 Koordinaten. Zu den 16 Koordinaten kommt eine weitere Angabe über die Klasse des Objekts. Diese Angabe wird nur deshalb implementiert, um das Netz modularer und skalierbarer zu machen. In dem hier behandelten Fall gibt es allerdings nur die eine Klasse namens *Roboter*. In Abbildung 6 ist eine grobe Darstellung des implementierten Netzes als Blackbox dargestellt. Zu sehen sind die 17 Ausgänge, welche aus 16 Koordinaten für die Punkte der 3D Bounding-Box, sowie der Klassenzugehörigkeit bestehen. Im Anhang in Abbildung ... ist das verwendete Netz detailliert dargestellt.

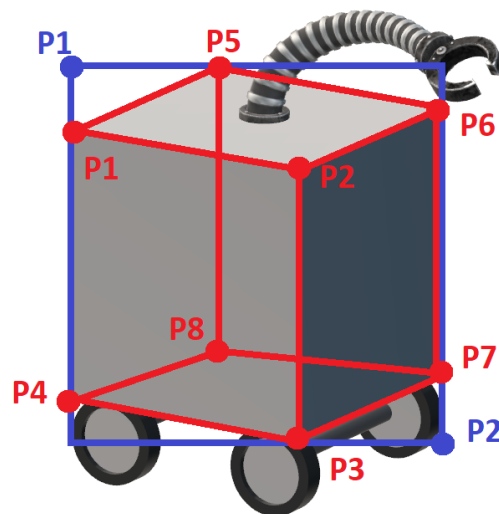


Abbildung 7: 3D Bounding-Box mit 8 Punkten (rot) und im Vergleich dazu eine 2D Bounding-Box mit 2 Punkten (blau)

3.3 Training

Für das Training wird ein gelabelter Datensatz verwendet, welcher vom Institut für eingebettete Systeme und Medizintechnik der Hochschule Mannheim bereitgestellt wird. Es liegen insgesamt 2000 gelabelte Samples vor, von denen 90% für das Training und 10% für die Validierung verwendet werden. Alle weiteren Trainingsparameter sind Tabelle 1 zu entnehmen.

Tabelle 1: Trainingsparameter

Parameters	Values
Convolutional Layer	9
Fully connected Layer	2
Anzahl der Trainingssamples	1800
Epochen	10
Batch Size	1
Optimizer	Adam
Learning Rate	0,0001
Loss Function	MSE (siehe 3.1)

Auf einer NVIDIA GTX9600M Grafikkarte mit mit einer *NVIDIA Compute Capability* von 5, benötigt das Training des Netzwerks mit den in Tabelle 1 beschriebenen Parameter lediglich 25 Minuten. Diese relativ geringe Trainingszeit ist auf die Effektivität der YOLO Netzstruktur zurückzuführen.

3.4 Softwaremodul Beschreibung

Für die Realisierung eines Netzwerkes zu Bestimmung einer 3D Bounding-Box werden einige Softwaremodule implementiert. Im folgenden werden diese Module beschrieben.

3.4.1 Laden der Daten

Das laden der Trainingsdaten wird durch eine eigens dafür entwickelte klasse Implementiert. Die Bilder liegen im .png Format und die Labls im .json Format vor. Die Klasse lädt diese Daten, teilt diese in Trainings- und Testdaten auf und gibt die Daten als *numpy arrays* zurück, sodass diese direkt für das Training verwendet werden können. In Abbildung 8 ist das zu der Klasse gehörige UML Diagramm mit allen Methoden aufgezeigt.

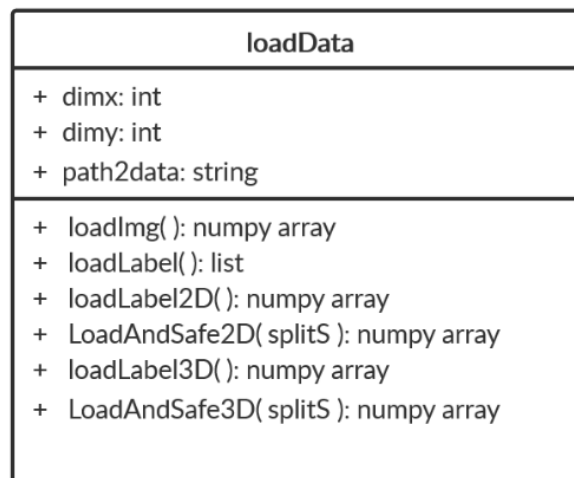


Abbildung 8: UML Diagramm loadData

3.4.2 Objekt Lokalisierung

in der Klasse *ObjectLocalizer3D* befindet sich der für das Neuronale Netz relevante Programmcode. Hier wird unter anderem das Netz erzeugt, die Loss Funktion definiert, sowie eine Metrik geschrieben. Die Klasse ist abgeleitet von der *Keras functional API*. Die Klasse besitzt auch Methoden, wie *fit*, welche direkt auf die zu der *Keras functional API* zugehörige *fit* Methode zugreift. Ebenfalls ist es möglich die Trainierten Modelle zu speichern oder diese zu Laden. In Abbildung 9 ist ein UML Diagramm der Klasse dargestellt.

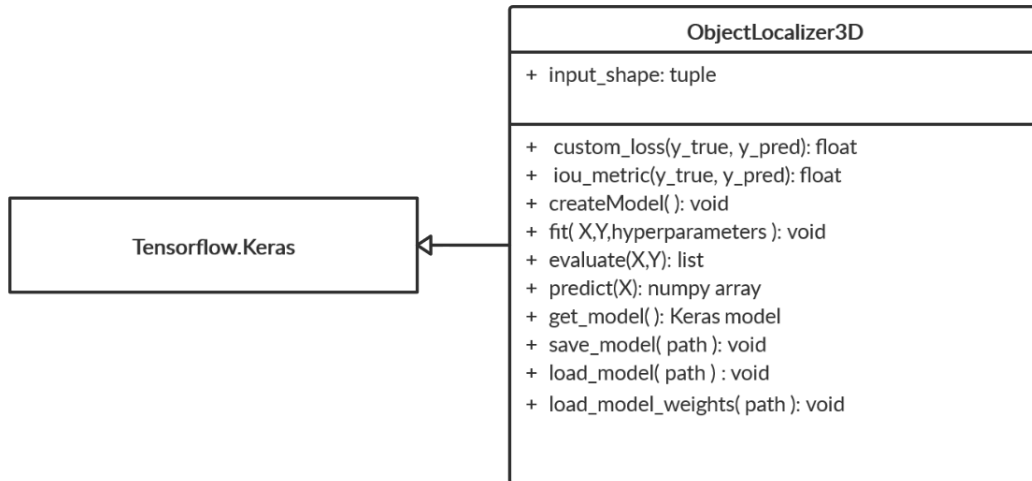


Abbildung 9: UML Diagramm der Klasse *ObjectLocalizer3D*, welche von der *Keras functional API* abgeleitet ist

4 Ergebnisse

Die in Abschnitt 3.2 beschriebene Netzstruktur wird mit dem in Abschnitt 3.3 vorgestelltem Datensatz und Parametern trainiert und validiert. Die optimalen Trainingsparameter wurden dabei aus mehreren Experimenten empirisch ermittelt. Dabei dient die in Abschnitt 3.1 erarbeitete *Loss*-Metrik zur jeweiligen Quantisierung des Trainingserfolges.

Abbildung 10 zeigt den Verlauf des *Loss* über die Trainingsiterationen im 3D-Fall. Die Variable *loss* steht für den *Loss* der Trainingsdaten und *val_loss* für den *Loss* der Testdaten. Dabei fällt dieser zunächst relativ schnell und nähert sich dann XY an. Dies deutet auf ein erfolgreiches Training ohne *Overfitting* hin.

In Abbildung 11 und 12 werden beispielhaft zwei prädizierte Bounding-Boxen der Testdaten dargestellt (blau). Zum Vergleich sind zusätzlich die manuell vorgelabelten Bounding-Boxen eingezeichnet (rot). Oben im Bild steht der jeweils errechnete *Loss*. Hier ist zu erkennen, dass das rechte Bild mit dem höchsten *Loss* auch die sichtbar größte Abweichung der prädizierten Bounding-Box mit der vorgelabelten aufweist. Der *Loss* im linken Bild ist relativ gering und spiegelt so auch die erkennbare Ähnlichkeit der prädizierten Bounding-Box zur vorgelabelten Bounding-Box wieder.

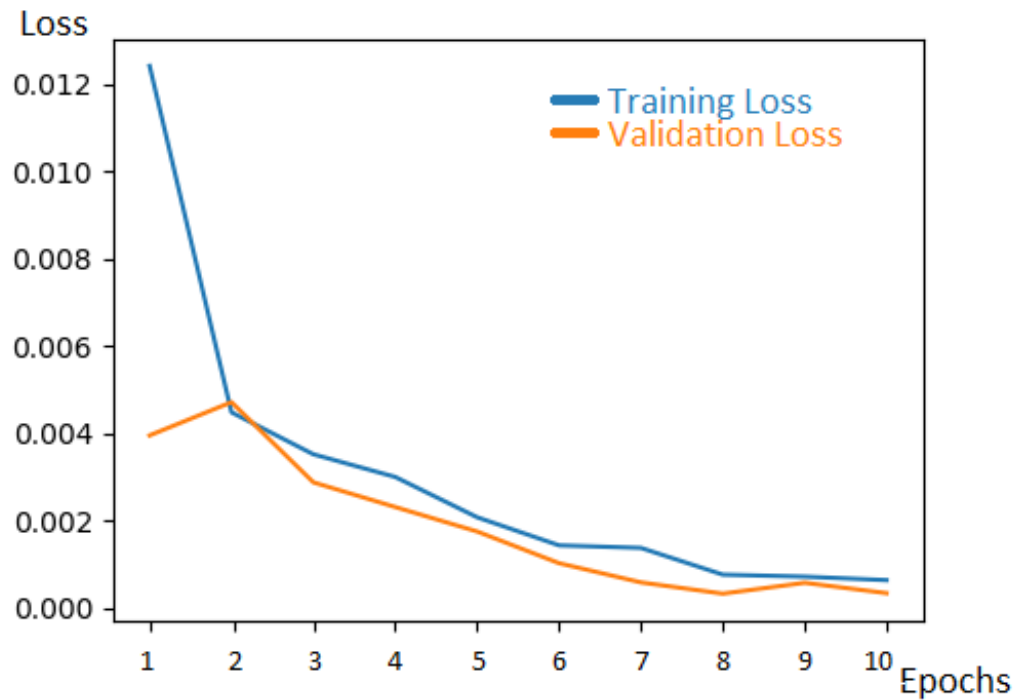


Abbildung 10: Loss und Val über Trainingsepochen

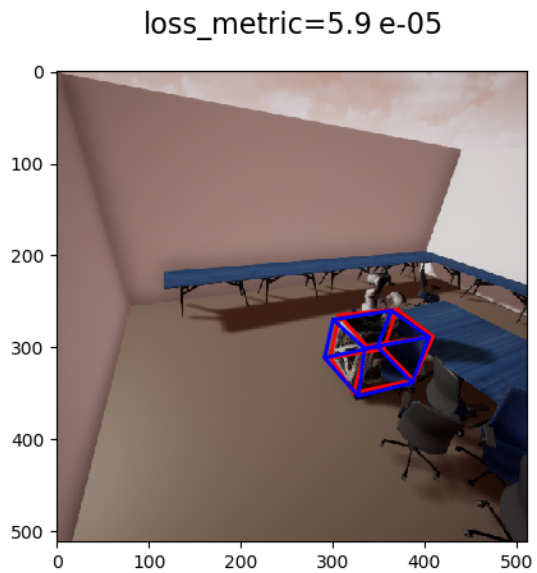


Abbildung 11: Beispiel einer gut prädizierten Bounding-Box mit geringem Loss. Zu sehen ist die gelabelte Bounding-Box (rot), sowie die prädi-zierte Bounding-Box (blau)

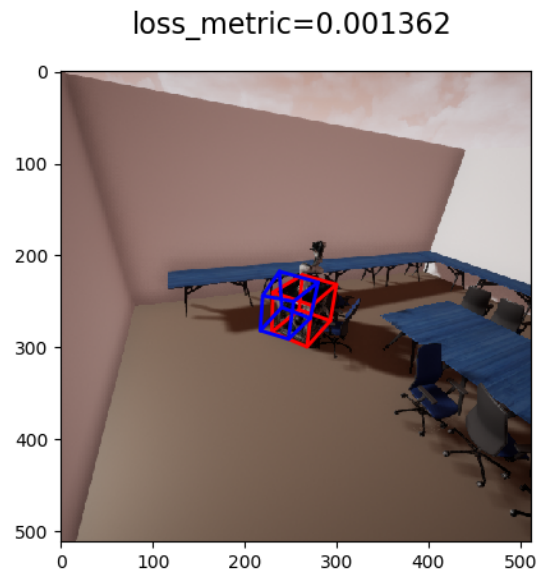


Abbildung 12: Beispiel einer schlecht prädizierten Bounding-Box mit hohem Loss. Hier könnte speziell der Stuhl und der Tisch das Netzwerk be- einflusst haben

5 Fazit und Ausblick

In der vorliegenden Arbeit wurde erfolgreich ein *Deep-Learning* Netzwerk zur Detektion einer 3D Bounding-Box trainiert und validiert. Als Netzstruktur dient dabei eine modifizierte Version des *YOLO*-Netzes. Zur Validierung im 2D-Fall dient die *IOU*-Metrik. Im 3D-Fall wird der *Loss* mittels der L2-Metrik ermittelt. Die optimalen Hyperparameter sind empirisch aus verschiedenen Experimenten hervorgegangen. Zusätzlich ergeben sich vielversprechende Anknüpfungspunkte für weitere Arbeiten. Atiqur beschreibt zum Beispiel eine Möglichkeit die *IOU* Berechnung im 2D-Fall noch weiter zu optimieren in [11]. Weiterhin wäre es interessant die *IOU* auch für die Berechnung der *Loss* Funktion im 3D Fall zu benutzen. Möglich Ansätze für 3D-*IOU* Berechnungen finden sich in [16] und [8]. Eine weitere Möglichkeit zur Verbesserung der Trainingsergebnisse liegt in der Augmentation der Daten. Darauf wird im Rahmen dieser Arbeit jedoch verzichtet.

6 Literatur und Bilder

Literatur

- [1] François Chollet et al. Keras. <https://keras.io>, 2015.
- [2] Angel Cruz-Roa, Hannah Gilmore, Ajay Basavanahally, Michael Feldman, Shridar Ganesan, Natalie N.C. Shih, John Tomaszewski, Fabio A. González, and Anant Madabhushi. Accurate and reproducible invasive breast cancer detection in whole-slide images: A deep learning approach for quantifying tumor extent. *Scientific Reports*, 7(1), apr 2017.
- [3] Ross Girshick, Microsoft Research, and rgb@microsoft.com. Fast r-cnn. In *arXiv:1504.08083v2*, 2015.
- [4] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. <http://www.deeplearningbook.org>.
- [5] Aaron Courville Ian Goodfellow, Yoshua Bengio. *Deep Learning. Das umfassende Handbuch: Grundlagen, aktuelle Verfahren und Algorithmen, neue Forschungsansätze (mitp Professional)*. mitp Professionals, 2018.
- [6] Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, and Alexander C. Berg. Ssd: Single shot multibox detector. In *arXiv:1512.02325v5*, 2016.
- [7] Wee Hyong Tok Mathew Salvaris, Danielle Dean. *Deep Learning mit Microsoft Azure*. Rheinwerk Computing, 2019.
- [8] Arsalan Mousavian, Dragomir Anguelov, John Flynn, George Mason University Zoox, Inc. Zoox, and Inc. 3d bounding box estimation using deep learning and geometry. In *arXiv:1612.00496v2*, 2017.
- [9] Ahmad Zaib Muhammad Imran Razzak, Saeeda Naz. Deep learning for medical image processing: Overview, challenges and future. In *CPHHI*, 2016.
- [10] Wanli Ouyang, Xiaogang Wang, Xingyu Zeng, Shi Qiu, Ping Luo, Yonglong Tian, Hongsheng Li, Shuo Yang, Zhe Wang, Chen-Change Loy, and Xiaoou Tang. Deepid-net: Deformable deep convolutional neural networks for object detection. In *CVPR 2015 p.2403-2412*, 2014.
- [11] Md Atiqur Rahman and Yang Wang. Optimizing intersection-over-union in deep neural networks for image segmentation. In *Department of Computer Science, University of Manitoba, Canada*, 2015.
- [12] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi. You only look once: Unified, real-time object detection. In *arXiv:1506.02640v5*, 2016.
- [13] Hamid Reza Tofighi, Nathan Tsoi JunYoung, and Gwak Amir Sadeghian. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression. In *arXiv:1902.09630v2*, 2019.
- [14] Robot-Assisted Surgery, Using Deep, and Learning. Automatic instrument segmentation in. In *arXiv:1803.01207v2*, 2018.

- [15] Jonathan Tremblay, Thang To, and Balakumar Sundaralingam. Deep object pose estimation for semantic robotic grasping of household objects. In *arXiv:1809.10790v1*, 2018.
- [16] Jun Xu, Yanxin Ma, Songhua He, and Jiahua Zhu. 3d-GIoU: 3d generalized intersection over union for object detection in point cloud. *Sensors MDPI*, 19(19):4093, sep 2019.
- [17] Zhong-Qiu Zhao, Peng Zheng, Shou tao Xu, and Xindong Wu. Object detection with deep learning: A review. In *arXiv:1807.05511v2*. IEEE, 2019.

Abbildungsverzeichnis

1	Abgrenzung Deep Learning zu Machine Learning.	2
2	Prinzip eines Convolutional Layers [4, S.330].	3
3	Prinzip eines Pooling Layers [4, S.337].	4
4	Intersection over Union	5
5	Prädizierte und gelabelte Punkte der Bounding-Box. Die gelben Linien stellen den Prädiktionsfehler dar	5
6	Grobe Darstellung der Netzstruktur zur prädiktion einer 3D Bounding-Box	6
7	3D Bounding-Box mit 8 Punkten (rot) und im Vergleich dazu eine 2D Bounding-Box mit 2 Punkten (blau)	6
8	UML Diagramm loadData	7
9	UML Diagramm der Klasse ObjectLocalizer3D, welche von der <i>Keras functional API</i> abgeleitet ist	8
10	Loss und Val über Trainingsepochen	9
11	Beispiel einer gut prädizierten Bounding-Box mit geringem Loss. Zu sehen ist die gelabelte Bounding-Box (rot), sowie die prädizierte Bounding-Box (blau)	9
12	Beispiel einer schlecht prädizierten Bounding-Box mit hohem Loss. Hier könnte speziell der Stuhl und der Tisch das Netzwerk beeinflusst haben	9