

# Hochschule Reutlingen

## Reutlingen University

– Studiengang Mechatronik Bachelor –

Bachelor–Thesis

## Entwicklung eines autonomen Systems zur Bilderkennung mithilfe Neuronaler Netze auf dedizierter Hardware

Manuel Barkey  
Pestalozzistraße 29  
72762 Reutlingen

Matrikelnummer : 762537

Betreuer: Eberhard Binder  
Zweitbetreuer: Christian Höfert  
Abgabedatum: TT.MM.JJJJ





# Inhaltsverzeichnis

<b>1 Einleitung</b>	<b>3</b>
<b>2 Grundlagen</b>	<b>5</b>
2.1 Machine Learning . . . . .	5
2.2 Convolutional Neural Networks . . . . .	11
2.3 Neural Compute Stick 2 . . . . .	15
<b>3 Realisierung Objekterkennung</b>	<b>17</b>
3.1 Datensatz . . . . .	17
3.2 Object Detection Modelle . . . . .	19
3.3 Training . . . . .	20
3.4 Inferenz . . . . .	21
<b>4 Evaluierung</b>	<b>23</b>
4.1 Evaluierungs Metriken . . . . .	23
4.2 Vergleich der Modelle . . . . .	25
4.3 Optimierungen: Faster R-CNN . . . . .	28
4.4 Inferenz zeit . . . . .	31
<b>5 Entwicklung der Anwendung</b>	<b>35</b>
5.1 Hardware . . . . .	35
5.2 Software . . . . .	36
<b>6 Test und Validierung</b>	<b>41</b>
<b>7 Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>43</b>
<b>A Beispiel für ein Kapitel im Anhang</b>	<b>47</b>
A.1 Bsp für ein Abschnitt im Anhang . . . . .	47



# Kapitel 1

## Einleitung

Wildkameras kommen in der Jagt oder zu biologischen Forschungszwecken zum Einsatz. Da das Aufnehmen der Bilder automatisch über einen Bewegungsmelder erfolgt, kann es unter Umständen zu einer großen Menge an unwichtigen Daten kommen. Diese benötigen Speicherplatz auf dem Gerät, oder, bei automatischem Senden, Datenvolumen eines Mobilfunkanbieters und bringen ausserdem einen großen Auswertungsaufwand mit sich.

Ein System, welches genau erkennt, um welche Tiere es sich bei den gemachten Aufnahmen handelt, kann wesentlich effizienter und gezielter für eine bestimmte Anwendung eingesetzt werden. Beispielsweise zur Überwachung des eigenen Gartens vor Füchsen, oder zum Aufspüren von Wölfen und Bären in bestimmten Waldgebieten. Auch der Artbestand seltener oder aussterbender Tierarten könnte so leichter erfasst werden. Für die Umsetzung einer solchen Bilderkennungsaufgabe werden Deep Learning Algorithmen verwendet, welche Teilgebiet der künstlichen Intelligenz darstellen. Bei de verwendeten Modellen handelt es sich in der Bilderkennung meist um sogenannte Convolutional Neural Networks (CNNs).

Durch die Fortschritte die in diesem Bereich in den letzten Jahren gemacht wurden, sowie durch die Verfügbarkeit leistungsfähiger und zugleich kostengünstiger Hardware, ist die realisierung einer solchen Anwendung auch für den Privatgebrauch und ohne Verwendung eines Großrechners möglich geworden.

Ziel der vorliegenden Arbeit war es, ein autonomes Kamerasytem zu entwickeln, welches mithilfe von Deep Learning Algorithmen, verschiedene Wildtierarten erkennen und klassifizieren kann. Dieses soll auf einem Raspberry Pi 4 laufen und Bilder von erkannten Tieren automatisch an den Nutzer senden. Die Inferenz der Neuronalen Netze wird dabei auf dem KI Beschleuniger Neural Compute Stick 2 von Intel ausgeführt werden. Durch verwendung einer infrarotfähigen Kamera soll die Erkennung des Systems auch bei Nacht stattfinden können.

Damit gliedert sich die Arbeit zunächst in ein Grundlagen Kapitel, welches die funktionsweise von künstlichen Neuronalen Netzen für die Bilderkennung behandelt. Anschließend wrd es um die Umsetzung und Auswertung des Trainings geeigneter Deep Learning Modelle gehen.

Der letzte Teil beschreibt de Entwicklung der Anwendung, in welcher die Inferenz eines fertig trainiertes Modell, für den Neural Compute Stick, implementiert wird.



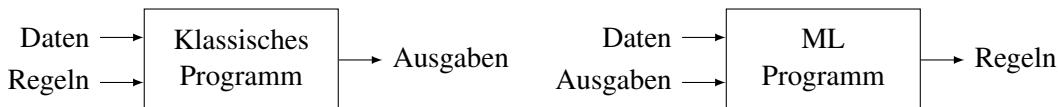
# Kapitel 2

## Grundlagen

In vorliegendem Kapitel werden zunächst die Grundlagen des Machine Learnings, mit künstlichen Neuronalen Netzen, beschrieben. Der zweite Abschnitt wird die, in der Bilderkennung eingesetzten, *Convolutional Neural Networks* näher erläutern. Im letzten Abschnitt wird die, für die Inferenz, verwendete Hardware, der *Neural Compute Stick 2* beschrieben werden.

### 2.1 Machine Learning

Beim Machine Learning, welches ein Teilgebiet der Computerwissenschaften ist, geht es um die Erstellung von Algorithmen, die Zusammenhänge in großen Datenmengen erkennen können, ohne explizit darauf programmiert worden zu sein. Eine Form davon ist das *Supervised Learning*, bei dem das Programm neben den Input Daten auch die Zugehörigen Ausgaben, in Form von Labels, erhält, um daraus Regeln für die Zusammenhänge zwischen Ein- und Ausgabe Daten abzuleiten. Darin unterscheidet sich das Vorgehen wesentlich zur Programmierung eines klassischen Programms, bei dem die Regeln vorab definiert werden müssen, wie folgende Grafik veranschaulichen soll.



Das Ableiten der Regeln erfolgt beim Machine Learning in einem iterativen Prozess, welcher als Training bezeichnet wird. Dabei werden die Zusammenhänge zwischen Ein- und Ausgabe Daten als mathematische Funktion, die numerisch angenähert wird, betrachtet.

Handelt es sich um einen linearen Zusammenhang der Daten, spricht man von einem *Regression*, wohingegen bei einer Kategorisierung von diskreten Werten von einer *Klassifikation* gesprochen wird.

Weitere Formen neben dem *Supervised Learning* sind das *Unsupervised Learning*, bei dem das Programm keine Labels erhält, sondern diese durch das Training erst finden soll, oder das *Reinforcement Learning*, bei dem das Programm durch Interaktion mit der Umwelt bestimmte Verhaltensmuster lernt. Da in der Bachelorarbeit nur mit dem Supervised Learning gearbeitet wurde, wird auf diese Techniken im folgenden nicht näher eingegangen.

#### 2.1.1 Künstliche Neuronale Netze

Für komplexe Input Daten, wie beispielsweise Bilder, bei denen die einzelnen Pixelwerte die Eingaben und der Inhalt des Bildes die gesuchte Ausgabe darstellen, werden meistens künstliche Neuronale Netze

verwendet. Diese sind eine Form des Machine Learings und bestehen aus einer vielzahl an, programmatisch erzeugten, künstlicher Neuronen, die in Schichten angeordnet, miteinander verbunden sind. Durch unterschiedlich starke Gewichtungen der einzelnen Verbindungen, welche auch als Gewichte bezeichnet werden, können, wie in Abbildung 2.1 schematisch dargestellt ist, zu gegebene Eingabe Daten die richtigen Ausgaben gefunden werden.

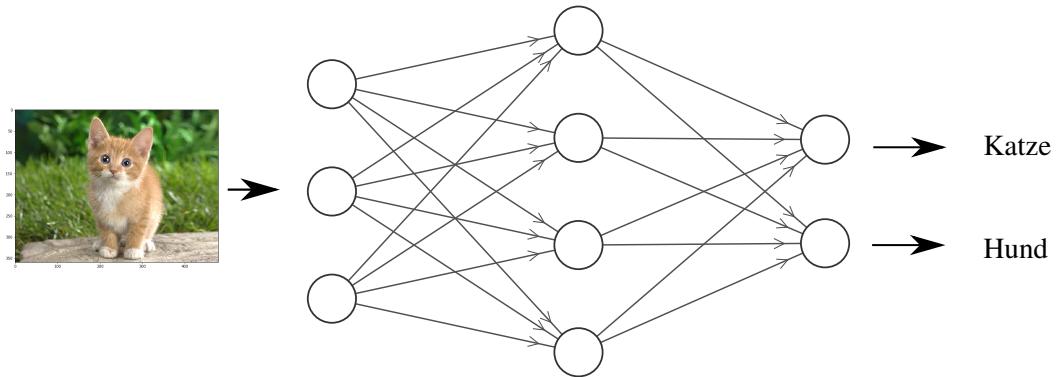


Abbildung 2.1: Vereinfachte Darstellung eines Künstlichen Neuronalen Netzes

Die richtigen Einstellungen der Gewichte erfolgt dabei in dem iterativen Trainingsprozess, welcher aus folgenden drei schritten besteht und in Abbildung 2.2 schematisch dargestellt ist.

- *Forward Pass* Für die Inputdaten anhand, aktueller Gewichte, eine Schätzung für die Ausgabe treffen
- *Fehlerbestimmung* Abweichung der gemachten Schätzung, zum tatsächlichen Wert, berechnen
- *Backpropagation* Minimierung der Abweichung, durch Justierung der Gewichte

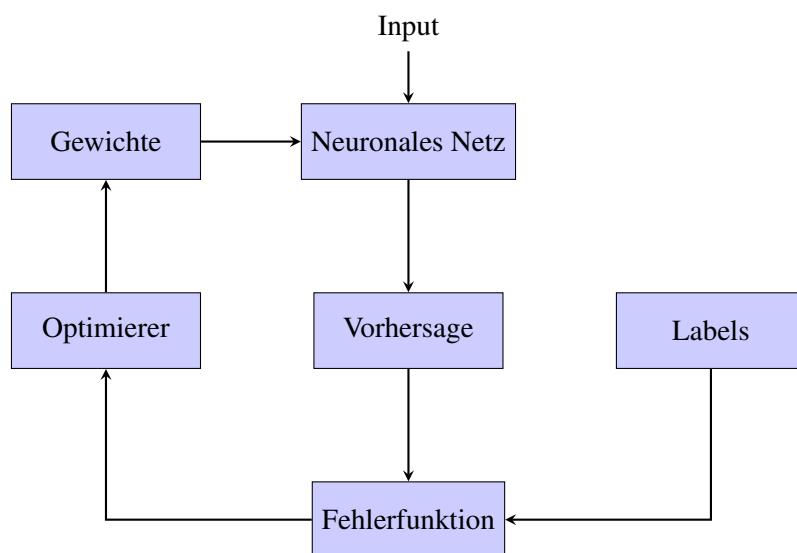


Abbildung 2.2: Trainingsablauf eines Neuronalen Netzes

Durch mehrfaches Durchlaufen dieser Schritte, kann die Fehlerfunktion soweit minimiert werden, dass das Modell auch für neue, ungesehene Input Daten richtigen Vorhersagen treffen kann. Die Funktionsweisen der drei Schritte werden im folgenden näher erklärt.

### Forward Pass

Im *Forward Pass* werden die Inputs, welche an der ersten Schicht aus Neuronen anliegen, durch alle Schichten hindurch gereicht, um in der Ausgebeschicht Schicht das gesuchte Ergebnis zu liefern. Dabei erhält jedes Neuron die mit den Parametern  $w_i$  gewichteten Ausgabewerte aller Neuronen der vorherigen Schicht und summiert diese zusammen mit einem konstanten Bias Wert  $b$ , als Offset, auf.

Mithilfe einer Aktivierungsfunktion wird der Wert, wie in Abbildung 2.3 dargestellt ist, auf einen bestimmten Bereich skaliert.

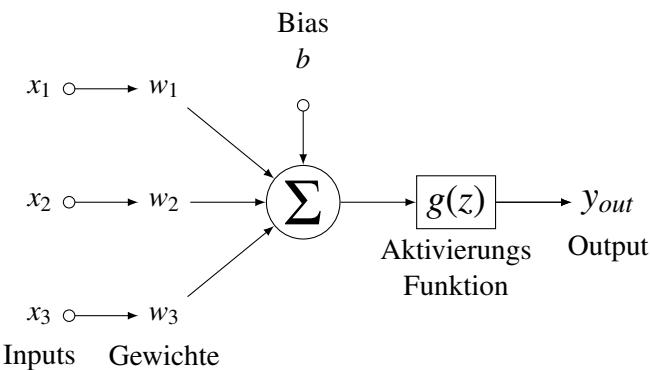


Abbildung 2.3: Berechnungen an einem einzelnen Neuron

Um diesen Vorgang für eine gesamte Schicht, bestehend aus einer Vielzahl an Neuronen, zu berechnen, werden die Schichten als Vektoren  $x$  und die Gewichte als Matrizen  $W$  dargestellt.

Durch Bilden der Matrixmultiplikation aus  $x$  und  $W$ , wie Gleichung 2.1 zeigt, erhält man den *Forward Pass* von einer Schicht zur nächsten.

$$z = W^T x + b \quad (2.1)$$

Der resultierende Vektor  $z$  wird dann elementweise einer nichtlinearen Aktivierungsfunktion  $g(z)$  übergeben. Bei dieser handelt es sich, für die mittleren Schichten, den sogenannten *Hidden Layer*, meist um die im Plot 2.4 dargestellte *ReLU* Funktion, welche positive Werte beibehält und negative Werte zu 0 setzt.

In der letzten Schicht, welche die Wahrscheinlichkeiten für mögliche Ausgaben enthält, wird eine Aktivierungsfunktion verwendet, die den Wert zwischen 0 und 1 skaliert. Dabei wird für eine binären Klassifikation die im Plot 2.5 dargestellte *Sigmoid* Funktion verwendet, welche die Werte S-Förmig zwischen 0 und 1 Skaliert.

Für eine kategoriale Klassifikation, mit mehr als zwei möglichen Ausgabewerten, wird die in Gleichung 2.2 dargestellte *Softmax* Funktion verwendet, welche eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über alle Werte der Ausgebeschicht generiert.

$$g(z) = \frac{e^z}{\sum e^x} \quad (2.2)$$

$$g(z) = \max\{0, z\}$$

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

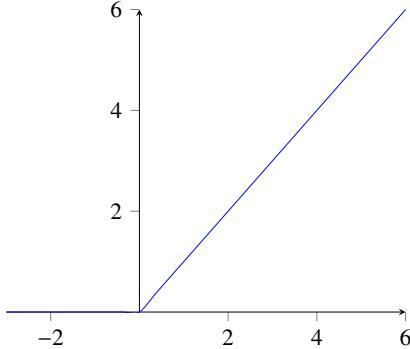


Abbildung 2.4: ReLU Funktion

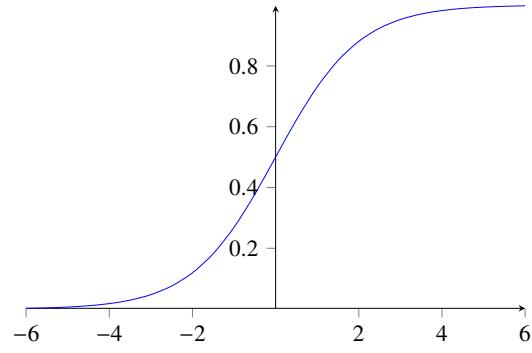


Abbildung 2.5: Sigmoid Funktion

### Fehlerbestimmung

Die Abweichung des geschätzten Wertes, welcher an den Neuronen der letzten Schicht anliegt, zum tatsächlichen Wert, wird mithilfe einer geeigneten Fehler- oder Lossfunktion ermittelt. Ein Regressionsmodell verwendet hierbei oft den absoluten oder quadratischen Abstand der beiden Werte, wohingegen für Klassifikationsmodelle meist der Logarithmus verwendet wird. In Gleichung 2.3 ist die logarithmische, sogenannte *Cross entropy* Lossfunktion für eine Binäre Klassifikation dargestellt. Durch den Logarithmus wird der Loss um so größer, je weiter die Schätzung  $\hat{y}$  vom tatsächlichen Wert  $y$  abweicht.

$$L = \hat{y} \log(y) + (1 - \hat{y}) \log(1 - y) \quad (2.3)$$

### Backpropagation

Die Anpassung der Gewichte, zur Minimierung der Lossfunktion, kann durch Berechnung des Gradienten dieser, erfolgen.

Dafür wird die Fehlerfunktion  $L$ , für jede Schicht, partiell nach den Gewichten  $w$  der Schicht abgeleitet, was, wie in Gleichung 2.4 dargestellt, mithilfe der Kettenregel geschieht. Mit dem ermittelten Gradienten werden dann die Gewichte nach Gleichung 2.5 mit einer Schrittweite  $\eta$  angepasst.

$$\frac{\partial L}{\partial w} = \frac{\partial L}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial w} \quad (2.4)$$

$$w \leftarrow w - \eta \frac{\partial L}{\partial w} \quad (2.5)$$

## 2.1.2 Validierung und Overfitting

Um überprüfen zu können, ob und wie gut, ein Modell die Zusammenhänge in den Trainingsdaten generalisiert hat, also auch für neue Daten anwendbar ist, wird der Datensatz in einen Trainings- und einen Testdatensatz aufgeteilt.

Die Abweichung wird, während des Trainings, für beide Datensätze berechnet, die Korrektur der Gewichte, mittels Backpropagation, erfolgt jedoch nur anhand der Trainingsdaten.

Indem beide Lossfunktionen als Funktion in Abhängigkeit der Iterationen geplottet werden, kann eine Überanpassung des Modells an die Trainingsdaten, festgestellt werden.

Dabei handelt es sich um das sogenannte *Overfitting* was daran zu erkennen ist, dass sich nur noch der Losswert der Trainingsdaten verringert und der der Testdaten gleich bleibt oder sich wie in Abbildung 2.6 dargestellt, wieder verschlechtert.

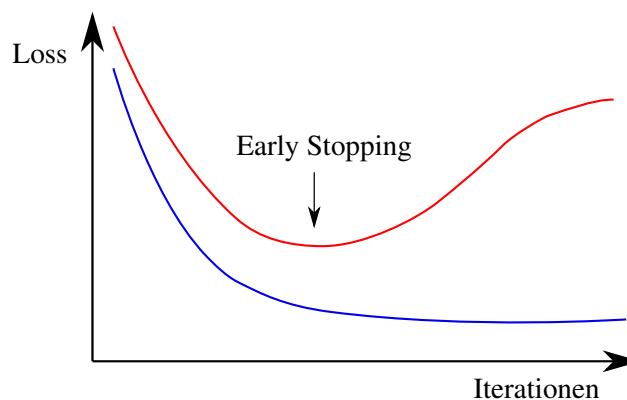


Abbildung 2.6: Overfitting, anhand der Losskurven

Gründe für Overfitting können sein, dass zu wenig Trainingsdaten verwendet wurden, oder ein für den Anwendungsfall zu komplexes Modell gewählt wurde.

Durch die Überparametrisierung eines zu komplexen Modells hat dieses die Möglichkeit sich an jeden Trainingsdatenpunkt einzeln anzupassen, sodass keine generalisierbaren Aussagen für neue Datenpunkte mehr getroffen werden können.

Der andere Extremfall ist das *Underfitting*, bei dem das Modell, aufgrund zu weniger Parameter, nicht die Möglichkeit hat, sich an die Trainingsdaten anzunähern.

Die Plots in Abbildung 2.7 veranschaulichen die drei Fälle anhand einer polynomiauen Funktionen, die sich an gegebene Datenpunkte, mit unterschiedlich hohem Grad, annähern soll.

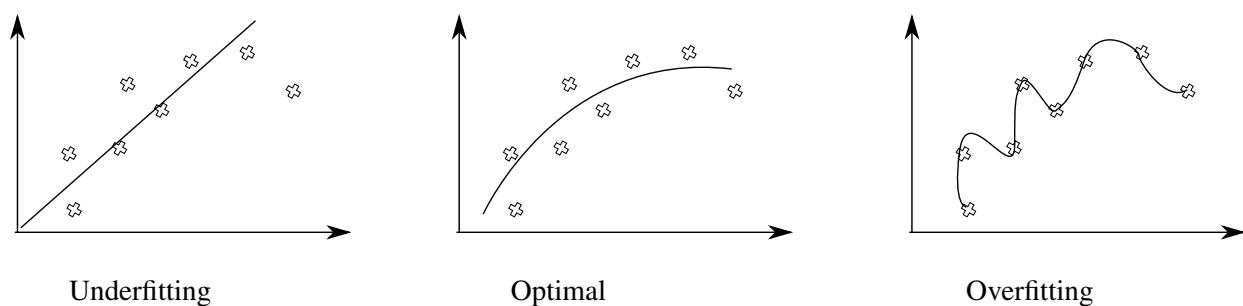


Abbildung 2.7: Annäherung unterschiedlich komplexer Modelle an die gleichen Datenpunkte

Das Auftreten von Overfitting kann entweder durch Verwendung einer größeren Anzahl an Trainingsdaten, oder mit einer der folgenden Techniken, vermieden werden.

### Augmentierung

*Augmentierung* der Daten ist eine Effektive Technik gegen Overfitting, bei der künstlich, aus den vorhandenen Daten, mehr Daten generiert werden. Im Fall der Bilderkennung werden hierbei die Inputbilder leicht abgeändert, indem z.B. geometrische Transformationen oder manipulationen der Farbwerte vorgenommen werden.

### Regularisierung der Parameter

Bei der *Regularisierung* wird der Lossfunktion, als weiterer Term, eine Aufsummierung aller Gewichte hinzugefügt.

Die Minimierung der Lossfunktion hat dann auf die Gewichte den Effekt, dass diese möglichst kleine Werte behalten, wodurch das Modell weniger Möglichkeit zur Überanpassung hat.

Dabei wird zwischen der *L1 Regularierung*, mit einer absoluten, und der in Gleichung 2.6 dargestellten *L2 Regularisierung*, mit einer quadratischen Aufsummierung der Gewichte unterschieden.

$$J = L + \lambda \sum_i w_i^2 \quad (2.6)$$

### Dropout

*Dropout* ist eine Technik, bei der in einigen Schichten mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit Werte von Neuronen zu 0 gesetzt werden. Dadurch wird das Modell gezwungen alternative Gewichtsanpassungen zu finden.

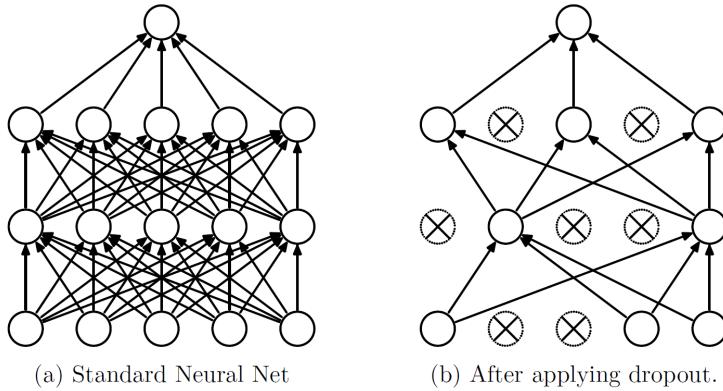


Abbildung 2.8: Dropout, Quelle: [1]

### Early Stopping

Beim *Early Stopping* wird das Training, bevor Overfitting stattfinden kann, abgebrochen. Das ist, wie in Abbildung 2.6 markiert, durch das Minimum der Losskurve der Testdaten definiert.

### 2.1.3 Machine Learning Frameworks

Machine Learning Algorithmen beinhalten eine vielzahl an komplexen Berechnungsschritten und Parametern. Um diese nicht jedesmal von Grund auf neu implementieren zu müssen bieten Frameworks eine einfache Möglichkeit die Modelle zu konstruieren.

Einige der bekannten Open Source Frameworks sind Tensorflow, Caffe, Torch, Kaldi oder Scikit-Learn.

Für die Bachelor Arbeit wurde Tensorflow verwendet, ein von Google stammendes Framework, welches aufgrund seiner hohen Flexibilität besonders in der Forschung oft verwendet wird.

## 2.2 Convolutional Neural Networks

Convolutional Neural Networks (CNNs) erweitern die in Abschnitt 2.1.1 beschriebenen *Feedforward neural Networks* um zusätzliche Schichten, die vor der eigentlichen Klassifikation ausgeführt werden und Merkmale aus den Input Daten herausholen. Diese Schichten erhalten die Input Daten als zweidimensionale Matrix und führen darauf mathematische Faltungsoperationen aus. CNNs kommen größtenteils in der Bilderkennung zum Einsatz, weitere Anwendungsgebiete sind z.B. die Spracherkennung.

Anstatt dass alle Neuronen zweier benachbarter Schichten durch gewichtete Parameter miteinander verbunden sind, stellen kleinere, sogenannte Filter Matrizen, die Parameter dar. Diese werden zeilenweise über das Input Bild geschoben, wobei an jeder Stelle eine mathematische Faltung mit dem überlappten Bereich des Inputs durchgeführt wird. In Abbildung 2.9 ist dieser Vorgang veranschaulicht.

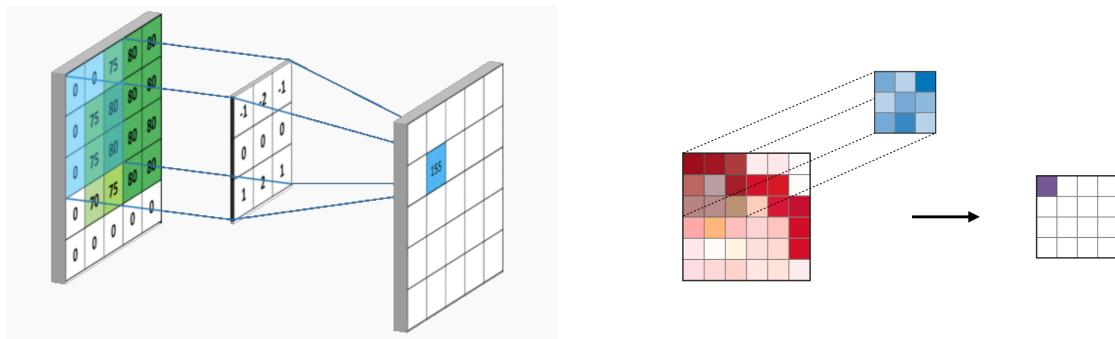


Abbildung 2.9: Faltung des Inputs mit einer Filter Matrix, Quellen: [2] und [3]

Jedes Faltungsergebnis, ergibt einen Wert für die nächste Schicht, die dadurch ein Korrelationsverhältnis zwischen Filter Matrix und Input Bild erhält. So werden, in den Filtern definierte Muster, wie beispielsweise vertikale Linien, aus dem Inputbild herausholten und in den Folgeschichten, als sogenannte Feature Maps abgebildet.

$$\begin{pmatrix} 10 & 10 & 10 & 0 & 0 & 0 \\ 10 & 10 & 10 & 0 & 0 & 0 \\ 10 & 10 & 10 & 0 & 0 & 0 \\ 10 & 10 & 10 & 0 & 0 & 0 \\ 10 & 10 & 10 & 0 & 0 & 0 \\ 10 & 10 & 10 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 30 & 30 & 0 \\ 0 & 30 & 30 & 0 \\ 0 & 30 & 30 & 0 \\ 0 & 30 & 30 & 0 \end{pmatrix} \quad (2.7)$$

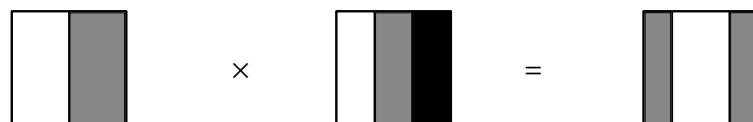


Abbildung 2.10

In Gleichung 2.7 ist beispielhaft die Faltung eines Input Bildes mit einem Filter, zur Erkennung vertikaler Linien, dargestellt. Da pro Zeile vier Faltungen angewendet werden, entsteht eine  $4 \times 4$  Matrix. Soll die Ausgangsgröße (hier  $6 \times 6$ ) beibehalten werden, kann *zero padding* verwendet werden.

Durch die Faltung entsteht eine räumliche Invarianz für das zu erkennende Objekt im Input Bild.

Den *Convolutional Layern* folgen meist *Pooling Layer*, zum Downsampling, und eine ReLU-Aktivierungsfunktion.

Beim Pooling wird eine bestimme Anzahl an Werten zusammengefasst, indem entweder das Maximum oder der Mittelewert dieser Werte verwendet werden.

Durch hintereinanderschaltung mehrerer solcher Convolutional Blöcke, können in jeder Schicht immer komplexere Muster aus dem Input Bild herausextrahiert werden.

Die Features des Letzten Convolutional Layers werden dann einem *Fully Connected Layer* zur Klassifikation übergeben, wie in Abbildung 2.11 anhand des ersten, von Yann LeCun entworfenen, Convolutional Neural Networks zu erkennen ist.

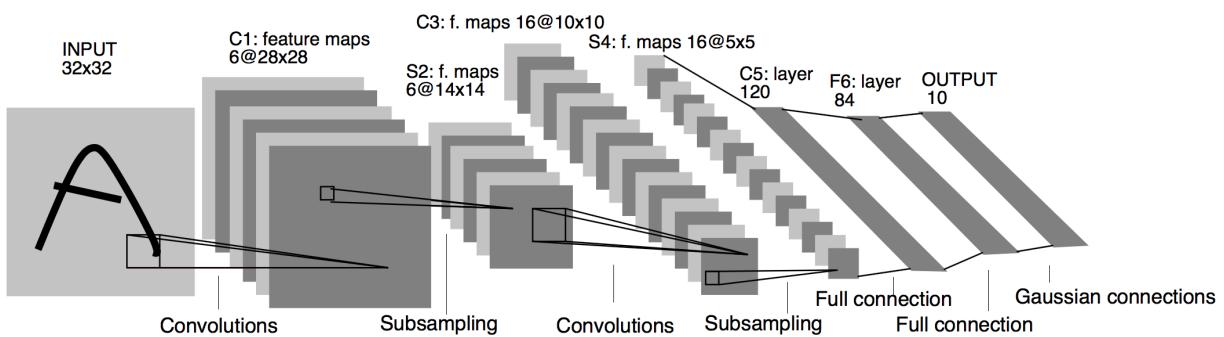


Abbildung 2.11: LeNet-5 Architektur [4]

Ein wesentlicher Vorteil gegenüber einem reinen *Feedforward Network* ist, dass durch die gemeinsame Nutzung von Parametern, durch die Filter, ein geringerer Rechenaufwand entsteht.

Die Werte der Filter Matrizen, welche die zu extrahierenden Muster darstellen, werden über die Backpropagation eingelernt.

Da die Merkmale, insbesondere in den vorderen Convolutional Layern, für die meisten Klassen sehr ähnlich sind, werden häufig Modelle mit vortrainierten Filtern verwendet.

Durch das sogenannte *Transfer Learning* müssen die Gewichte dann nur noch leicht, für den eigenen Datensatz, angepasst werden.

## 2.2.1 Architkturen

Nachdem 1998 das erste CNN (Abbildung 2.11) von Yann LeCun in [4] vorgestellt wurde, gab es eine Vielzahl an Weiterentwicklungen, welche genauere und effizientere Modelle hervorbrachten.

Gemessen und verglichen werden die Ergebnisse häufig an der *Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)* [5].

Namhafte Modelle, welche die Challenge in den letzten Jahren gewinnen konnten sind unter [6] zu finden und im folgenden aufgelistet.

- **AlexNet**, (2012), von Alex Krizhevsky [7] besitzt eine ähnliche Struktur wie LeCuns LeNet, ist jedoch Tiefer und hat mehrere Convolutional Layer am Stück hintereinander, wodurch die Genauigkeit erhöht wurde.

- **ZF Net**, (2013), von Matthew Zeiler und Rob Fergus, [8] konnte das AlexNet durch eine Vergrößerung der mittleren Convolutional Layer und eine Verkleinerung der Filter in den vorderen Schichten weiter optimieren.
- **VGGNet**, (2014), von Karen Simonyan and Andrew Zisserman [9]. Dieses Modell zeigte, dass ein tieferes Netz (16 bis 19 ConvLayer) mit reduzierter Filter Größe ( $3 \times 3$ ) bessere Ergebnisse erzielt.
- **GoogleLeNet**, auch bekannt als Inception, (2014), von Szegedy et al [10], konnte mit den Inception Modulen, welche im folgenden genauer erläutert werden, die Zahl der Parameter, und dadurch den Rechenaufwand, deutlich verringern.
- **ResNet**, (2015) von Kaiming He et al [11], enthält als Erweiterung die sog. *Residual Blocks*, in denen auf das Ergebnis eines Blocks zusätzlich der unveränderte Input Wert addiert wird.

### GoogleLeNet (Inception)

Die Entwicklung der CNN Architekturen hat gezeigt, dass sich durch Hinzufügen weiterer Schichten, sowie der Verwendung einer größeren Anzahl an Neuronen je Schicht, die Genauigkeit verbessern lässt. Das bringt jedoch auch die Nachteile eines größeren Rechenaufwands sowie der erhöhten Gefahr des Overfittings mit sich.

Das in [10] vorgestellte GoogleLeNet, hat mit den in Abbildung 2.12 dargestellten *Inception Modulen*, einen neuen, effizienteren, Ansatz gefunden, die Komplexität und damit die Genauigkeit eines CNNs zu erhöhen. Die Module bestehen aus parallel ausgeführten Convolutional Layern der unterschiedlichen Filter Größen  $1 \times 1$ ,  $3 \times 3$  und  $5 \times 5$  welche am Ende des Moduls über eine *Filter concatenation* wieder zusammengeführt werden. Zur Dimensionsreduktion werden, wie in Abbildung 2.12 dargestellt, diesen Filtern noch  $1 \times 1$  Filter vorgeschaltet. Durch die Inception Module kommt das Modell, für gleiche Ergebnisse, mit deutlich weniger Parametern aus, als ein Modell ohne die Module. Ein weiterer Vorteil ist, dass durch die unterschiedlichen Filtergrößen, Merkmale unterschiedlicher Skalierungen besser gefunden werden können.

Um die Effizienz weiter zu steigern wurden in der zweiten Version des GoogleLeNet, beschrieben in [12], neben anderen Verbesserungen, die  $5 \times 5$  Filter, jeweils durch zwei  $3 \times 3$  Filter, ersetzt, was in Abbildung 2.13 dargestellt ist.

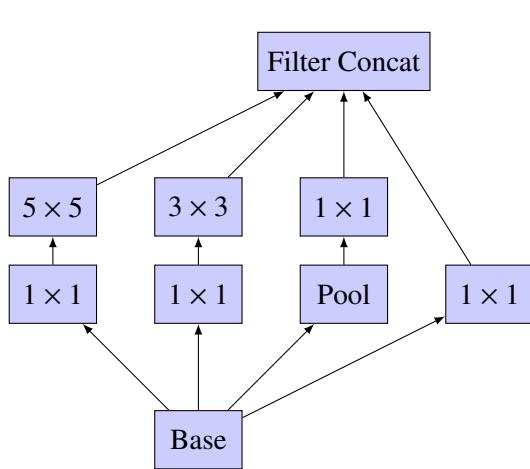


Abbildung 2.12: Inception Module Version 1

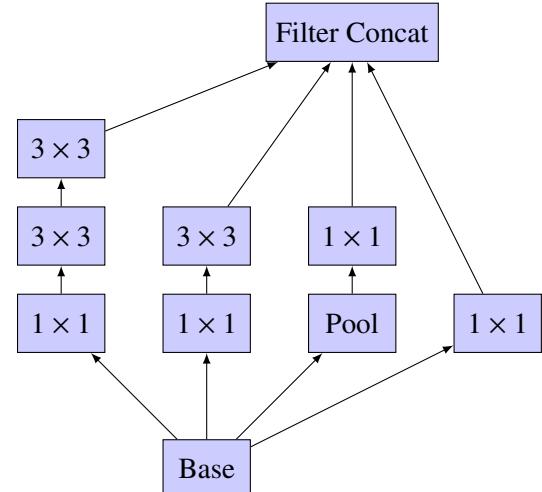


Abbildung 2.13: Inception Module Version 2

## MobileNet

Das MobileNet [13] wurde mit dem Ziel geschaffen, durch eine geringere Komplexität, für mobile Endgeräte oder Embedded Anwendungen geeignet zu sein.

Dafür wurden die üblichen *full convolutional Layer* mit sogenannten *Depthwise Separable Convolutions* ersetzt, welche die Faltung in zwei separaten Layern ausführt. Zuerst wird eine *Depthwise Convolutions* auf die drei Farbkanäle getrennt ausgeführt. Anschließend führt eine *pointwise convolution* mit  $1 \times 1$  Filter wieder zusammen.

In der zweiten Version des MobileNet [14], wurden die *Depth-wise Separable Convolutions* wie folgt abgeändert:

Zuerst wird eine  $1 \times 1$  Convolution mit ReLU Aktivierungsfunktion ausgeführt, anschließend die *Depthwise Convolutions*, gefolgt von einer weiteren  $1 \times 1$  mit linearer Aktivierungsfunktion.

Des Weiteren soll wie beim ResNet eine *residual connection*, welche Ein- mit Ausgabe eines Blocks verbindet, den Gradientenfluss unterstützen, wie in Abbildung 2.14 dargestellt ist.

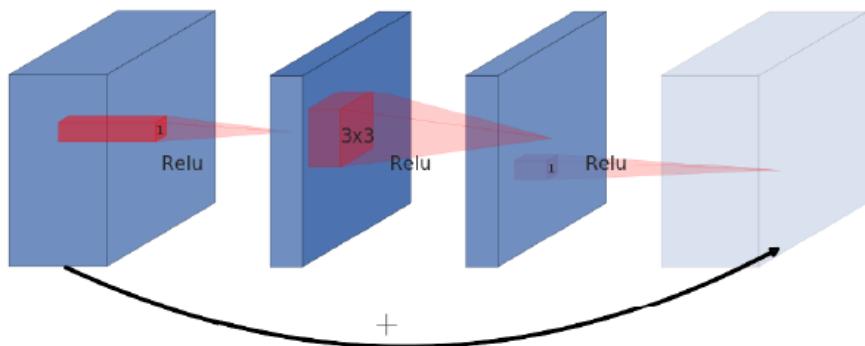


Abbildung 2.14: Residual block des MobileNetV2, Quelle: [15]

### 2.2.2 Objekterkennung

Neben der Information, was sich auf einem Bild befindet, soll bei der Objekterkennung zusätzlich herausgefunden werden, wo sich das erkannte Objekt auf dem Bild befindet. In Abbildung 2.15 wird der Unterschied veranschaulicht. Im linken Bild (Klassifikation) reicht es aus, dass das Modell das Vorhandensein einer Katze im Bild, mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit, schätzen kann, im rechten Bild (Objekterkennung), soll das Modell, in Form von *Bounding Boxen*, auch eine Lokalisierung vornehmen.



Abbildung 2.15: Unterschied: Klassifikation - Objekterkennung, Quelle: [16]

Dafür wird die CNN Architektur so erweitert, dass dem Modell für das Training neben den Klassenlabels auch die Koordinaten der Bounding Boxen, welche das Objekt umrammen, mit übergeben werden. Diese können dann, mittels Regressionsverfahren, durch Annäherung der geschätzten an die richtigen Koordinaten, gelernt werden.

Bei dem Verfahren zur Objekterkennung gibt es verschiedene Ansätze, die alle ein Basis-CNN zur *Feature Extraction* verwenden. Die Lokalisierung findet über eine Vorschlagsgenerierung statt, welche aus Regionen im Input Bild besteht, die am wahrscheinlichsten ein Objekt enthalten.

Die Generierung der Regionen kann z.B. durch *Selective Search* oder separatem *Region Proposial Network* stattfinden.

## 2.3 Neural Compute Stick 2

Da das Training und die Inferenz von Deep Learning Algorithmen sehr rechenintensiv ist, werden entsprechend leistungsfähige Prozessoren benötigt. Dabei ist die Ausführung auf einer GPU (Graphical Processor Unit) meist effizienter als auf einer CPU (Central Processor Unit).

Anwendungen die auf eingebetteten Systemen oder einplatinen Computern wie dem Raspberry Pi laufen, kommen dabei schnell an die Grenzen.

Eine Möglichkeit, dieses Problem zu umgehen, ist es, die Bilddaten für die Verrechnung an eine Cloud zu senden, wo sie von einem leistungsstärkeren Rechner inferiert und dann wieder zurückgesendet werden.

Sollen die Daten, wie es beim Edge Computing der Fall ist, auf dem Anwendungsgerät direkt verarbeitet werden, gibt es speziell für die Inferenz von Deep Learing Algorithmen geeignete Hardware. Durch Fokus auf hohe Parallelität anstatt schneller Taktrate bei den Berechnungen, können solche Prozessoren Deep Learning spezifische Rechenoperationen, wie z.B. der Matrixmultiplikation, besonders effizient ausführen. Die Inferenzbeschleunigende Hardware kann dabei entweder als eigenständiges *System on Chip (SoC)* System wie z.B. der *Nvidia Jetson TX2* agieren, oder in Verbindung mit einem Host Pc, wie der, in der Arbeit verwendete, Neural Compute Stick 2 von Intel.

Der in Abbildung 2.16 gezeigte Neural Compute Stick 2 (NCS2) verwendet für die Inferenz eine Movidius Myriad X Vision Processing Unit (VPU), welche in Abbildung 2.17 schematisch dargestellt ist.

Diese besteht, wie in [17] genauer beschrieben ist, aus der Neural Compute Engine, zur beschleunigten Berechnung Neuronaler Netze, einem Bildbeschleuniger, 16 SHAVE Prozessoren, einem Bildsignalprozessor sowie einem RISC CPU Core.



Abbildung 2.16: NCS2, Quelle: [18]

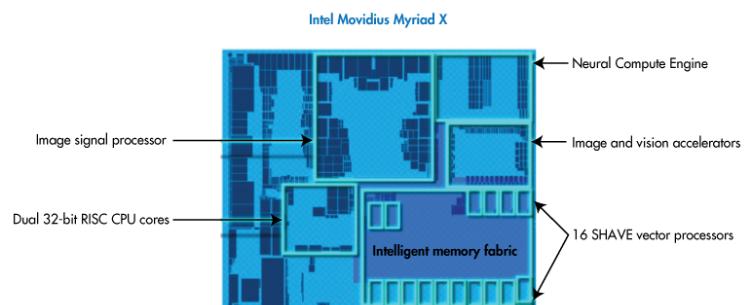


Abbildung 2.17: Myriad Chip, Quelle: [19]

### 2.3.1 OpenVino Toolkit

Zur Ausführung der Inferenz, eines trainierten Deep Learing Modells, auf dem Neural Compute Stick, wird das Toolkit *OpenVino* von Intel verwendet. Dieses ist eine Software Plattform zur Otimierung und Inferenz von CNN basierten Modellen auf verschiedener Intel Hardware.

Dabei wird ein eigenes Dateiformat für die Modelle verwendet, die *Intermediate Representation (IR)*, welche die Struktur des Modells in einer Xml-Datei (.xml) und die trainierten Gewichte in einer Binary Datei

(.bin) definiert. Mit dem *Model Optimizer* des Toolkits, können Modelle welche in den den Frameworks TensorFlow, Caffe, ONNX, Kaldi, oder MXNET trainiert wurden, in das IR Format konvertiert werden. Um diese dann auf die entsprechende Hardware zu laden und anwendbar zu machen, wird die auch in OpenVino enthaltene *InferenceEngine* verwendet. Diese bietet eine Api, mit der aus der Anwendung heraus, in den Programmiersprachen C++ oder Python, auf die Funktionen der InferenceEngine zugegriffen werden können.

In Abbildung 2.18 ist der Workflow mit Openvino, welcher das Training eines Deep Learning Modells mit der Implementierung einer Nutzer Anwendung verbindet, dargestellt.

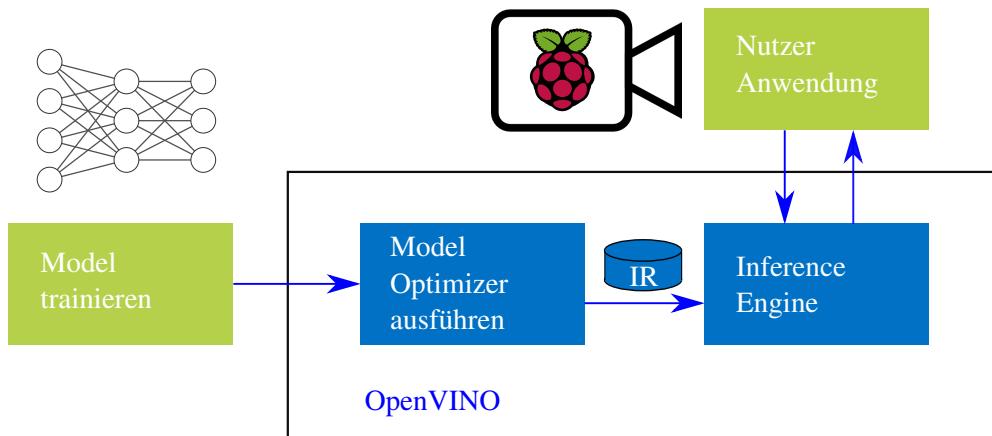


Abbildung 2.18: OpenVINO Workflow, angelent an [20]

# Kapitel 3

## Realisierung Objekterkennung

### 3.1 Datensatz

Um ein Deep Learning Modell richtig trainieren zu können, wird eine große Menge an gelabelten Trainingsdaten benötigt. Handelt es sich dabei um ein Modell zur Objekterkennung müssen die Labels neben der Klasse, auch die Koordinaten, die angeben wo sich das Objekt im Bild befindet enthalten. Indem die, sogenannten Bounding Boxes, mit trainiert werden, kann das Modell auch die Lokalisierung der Objekte vorhersagen. Die Trainingsdaten können entweder selber erstellt, oder aus frei zugänglichen Datensätzen wie z.B. *ImageNet*, *COCO*, oder *OpenImages* aus dem Internet heruntergeladen werden.

Für die Arbeit wurden aus dem Open Source Dataset *OpenImages* von Google [21], welches 600 gelabelte Klassen enthält, die 9 Klassen *Brown bear*, *Deer*, *Fox*, *Goat*, *Hedgehog*, *Owl*, *Rabbit*, *Raccoon* und *Squirrel* heruntergeladen und für das Training verwendet. Für die Evaluierung des Trainings wurde der Datensatz in ein Trainings, einen Validierung und einen Testset aufgeteilt, mit dem Verhältnis 80%, 10%, 10%. Je Klasse variierte die Anzahl an Bildern zwischen 200 und 2000, wodurch die in Abbildung 3.1 dargestellte unausgeglichenheit der Klassen zustande kam. Um diese auszugleichen, wurden die Datei, wie im nächsten Abschnitt genauer erklärt wird, so augmentiert, das je Klasse 3000 Bilder vorhanden waren, was zu einer in Abbildung 3.2 dargestellten Verteilung der Klassen führte.

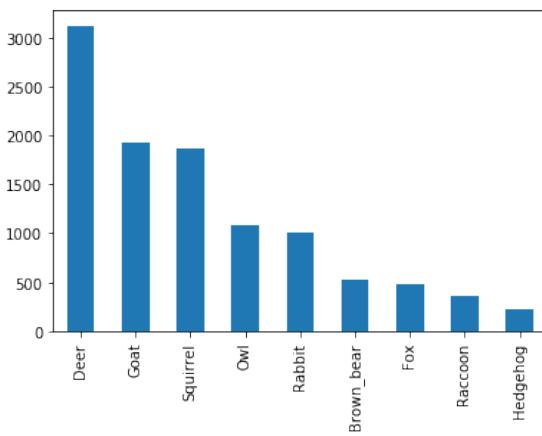


Abbildung 3.1: ohne aug

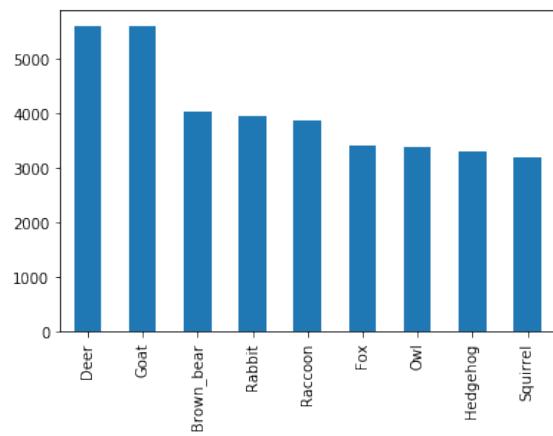


Abbildung 3.2: mit aug

Der Grund dafür, dass in den Histogrammen mehr Klassen, als es tatsächlich Bilder waren angezeigt werden, kommt daher, dass sich häufig mehrere Tiere der selben Klasse in einem Bild befinden. Ein weiterer Grund für die Augmentierung der Daten war die vorsorgliche Maßnahme gegen Overfitting.

### 3.1.1 Augmentierung

Das augmentieren von Bilddaten für Deep Learning, ist eine effektive Technik, durch künstliches generieren neuer Daten aus den vorhandenen, um Overfitting zu verhindern und Inbalancen der Klassen untereinander auszugleichen. Die vermehrung der Daten erfolgt dabei in dem die Bilder geometrischen Transformationen oder manipulationen der Pixelwerte unterzogen werden.

Die Augmentierung des OpenImages Datensatzes wurde mithilfe eines Python Scripts, welches die Library *imgaug* [22] verwendet, durchgeführt. Dabei wurde je zu augmentierendem Bild eine geometrische und eine Pixel Transformation angewendet. Diese wurden zufällig aus einer Auswahl an Augmentern, angewendet.

Folgend ist ein Codeausschnitt des Python Scripts dargestellt, welcher die verwendeten Augmentierungs-techniken zeigt.

```
import imgaug.augmenters as iaa

color_augmenters = [
    iaa.Dropout(p=(0, 0.1)),
    iaa.CoarseDropout((0.01, 0.05), size_percent=0.1),
    iaa.Multiply((0.5, 1.3), per_channel=(0.2)),
    iaa.GaussianBlur(sigma=(0, 5)),
    iaa.AdditiveGaussianNoise(scale=((0, 0.2*255))),
    iaa.ContrastNormalization((0.5, 1.5)),
    iaa.Grayscale(alpha=((0.1, 1))),
    iaa.ElasticTransformation(alpha=(0, 5.0), sigma=0.25),
    iaa.PerspectiveTransform(scale=(0.15)),
    iaa.MultiplyHueAndSaturation((0.7))
]

geometric_augmenters = [
    iaa.Affine(scale=((0.6, 1.2))),
    iaa.Affine(translate_percent=(-0.3, 0.3)),
    iaa.Affine(shear=(-25, 25)),
    iaa.Affine(translate_percent={"x": (-0.3, 0.3), "y": (-0.2, 0.2)}),
    iaa.Fliplr(1),
    iaa.Affine(scale={"x": (0.6, 1.4), "y": (0.6, 1.4)})
]
```

In Abbildung 3.3 sind beispielhaft 9 zufällig augmentierten Bilder der Klasse Fuchs dargestellt.

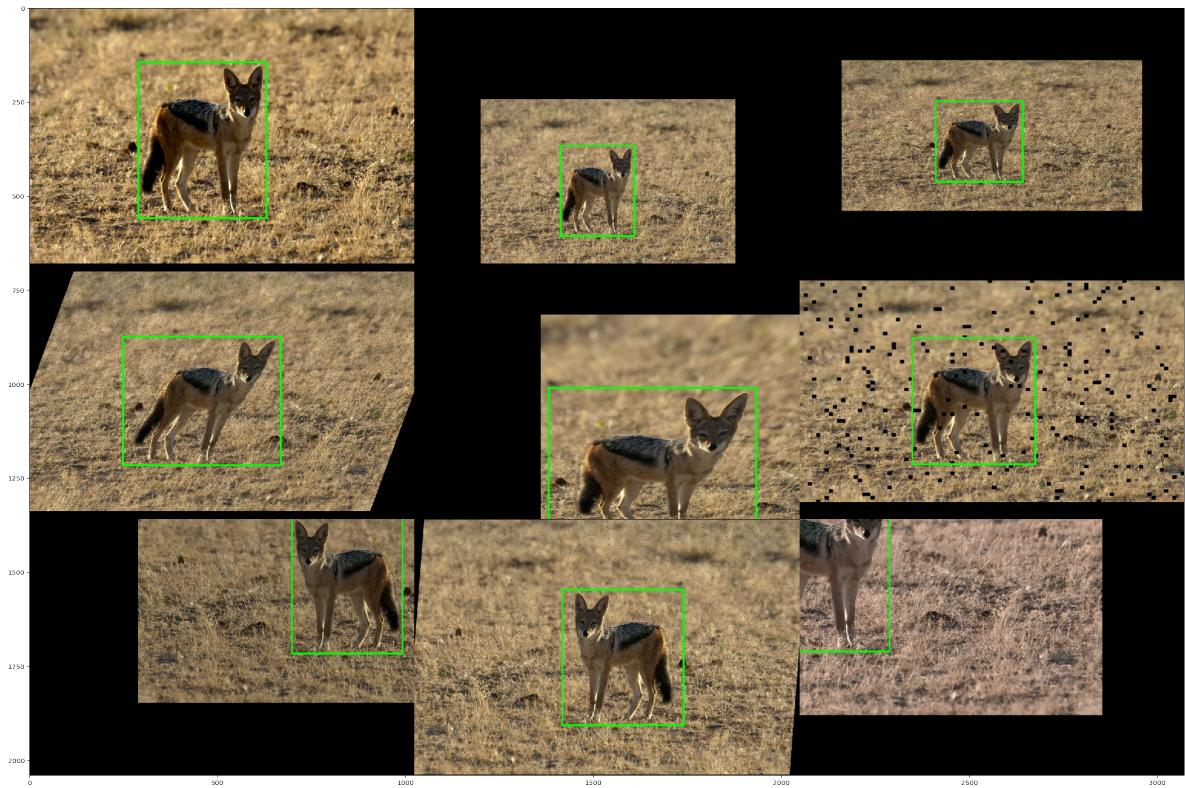


Abbildung 3.3: Anwendung von Augmentierungstechniken

## 3.2 Object Detection Modelle

Object Detection Modelle lassen sich, wie in [23] beschrieben wird, in Einstufige- und Zweistufige Detektoren einteilen.

Zweistufige Detektoren generieren in der ersten Stufe, eine Auswahl an räumlichen Vorschlägen, in welchen Objekte enthalten sein können. In der zweiten Stufe, werden die Vorschläge zur Feature Extraction einem CNN übergeben, welchem ein Netz zur Klassifizierung (zb SVM) und eines zur Annäherung der Bounding Box Koordinaten (Regressor) folgen.

Einstufige Verfahren verwenden kein separates Netz zur Vorschlagsgenerierung. Stattdessen wird das gesamte Bild, gitterartig unterteilt, als potentielle Regionen für Objekte betrachtet und hinsichtlich vorhandensein einer Klasse je Region klassifiziert. Dadurch sind diese zwar wesentlich schneller, aber auch ungenauer.

Für die Thesis wurden beide Ansätze verwendet und für die Umsetzbarkeit als Wildtierdetektor mit dem NCS2 hinsichtlich Genauigkeit und Inferenzzeit verglichen.

Die dafür verwendeten Modelle werden im folgenden näher erläutert.

### Faster R-CNN

Das Faster R-CNN [24], dargestellt in Abbildung 3.5, verwendet ein zweistufiges Verfahren zu Objekterkennung.

Die Vorschlagsgenerierung erfolgt mithilfe eines Region Proposial Networks (RPN), welches auf einem *fully convolutional network* basiert. Über die daraus generierten Feature Maps werden im Sliding-Window Verfahren vordefinierte Anker Boxen konvolviert. Der daraus resultierende Feature Vektor wird einem binären klassifikator (*cls layer*), welcher angibt ob sich ein Objekt in dem Vorschlag befindet, sowie einem Bounding Regressor (*reg layer*) übergeben.

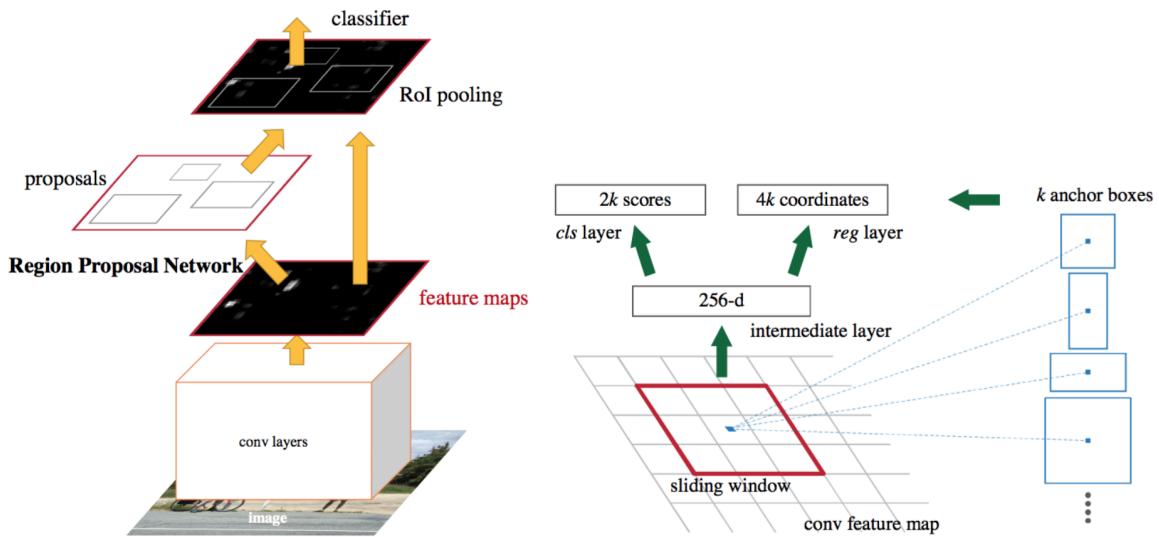


Abbildung 3.4: Faster R-CNN Architektur, Quelle: [25]

### SSD: Single Shot MultiBox Detector

Der Single Shot MultiBox Detector (SSD) [26] ist ein einstufiges Verfahren zur Objekterkennung, welches das Input Bild gitterartig unterteilt. In jeder Zelle des Gitters werden default Anker Boxen unterschiedlicher Skalierungen definiert.

Indem an das Backbone CNN weitere *Extra Feature Layer* verschiedener Größe angehängt werden, kann dieses für jede default Box eine Klassifizierung, in Form eines *confidence scores* sowie eine Lokalisierung, in Form eines Offsets zur default Box vornehmen.

Diese werden zur finalen Detektion einem *non-maximum suppression* Layer [27] übergeben, welcher alle zu einer Klasse gehörenden Boxen zu einer zusammenführt.

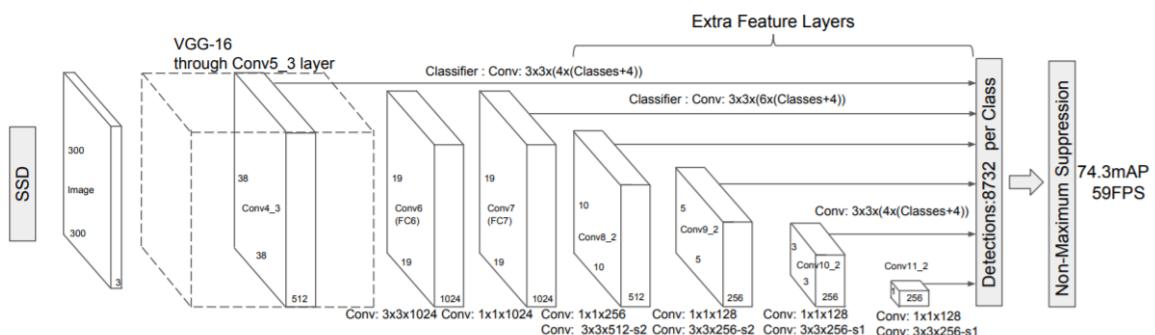


Abbildung 3.5: SSD, quelle: [28]

### 3.3 Training

Das Training der Deep Learning Modelle erfolgte mithilfe des Frameworks Tensorflow, welches auch von Open Vino für den Neural Compute Stick unterstützt wird. Dabei wurde eine speziell für Object Detection entwickelte API von Tensorflow verwendet.

Um unabhängig von der Leistungsfähigkeit der GPU des eigenen Rechners zu sein, wurde das Training in der Cloudbasierten Virtual Machine *Google Colab* [29] durchgeführt, welche kostenlos eine für Deep Learning geeignete GPU zur Verfügung stellt.

### 3.3.1 Tensorflow Object Detection Api

Die Tensorflow Object Detection Api ist unter den Research Modellen [30] des offiziellen Tensorflow Repository auf GitHub zu finden und enthält implementierungen einiger gängiger Object Detectin Modelle mit vortrainierten gewichten zur Feature Extraction. Für die Arbeit wurden die Architekturen *Single Shot Detector (SSD)* und *Faster R-CNN* verwendet. Beim SSD wurde das *MobilenetV2* sowie das *InceptionV2* als Basis CNN verwendet. Bei Faster R-CNN nur *InceptionV2*, da hierfür das MobilenetV2 nicht verfügbar war.

Die Einstellungen der Parameter für die Modelle können dabei in einer Konfigurationsdatei vorgenommen werden.

Um die Modelle trainieren zu können, mussten zunächst die Trainingsdaten in das binary Dateiformat TFRecords umgewandelt werden, welches die Tensorflow Api verwendet. Dieses ist eine Serialisierte darstellung der Bilder und Labels als Protocol Buffer welche einen schnelleren Zugriff auf die Daten ermöglicht.

Nach herunterladen des Modell und festlegen einiger Parameter was in einem Jupyter Notebook der Colab VM erfolgte, konnte das Training gestartet werden.

Das erfolgte über einen Kommando dem die TfRecord Files als Argument übergeben wurden. Die Trainierten Gewichte wurden während des Trainings regelmäßig abgespeichert.

Mithilfe des Evaluierungstools Tensorboard konnte der Trainingsfortschrit mitverfolgt und ausgewertet werden.

So konnte schon während des Trainings fehlerhafte oder Schlechte einstellungen der Datensatz oder Model Konfiguration festgestellt und durch z.B. ändern der Augmentierung, auswahl eines anderen Modells, oder versetzen der Hyperparameter korrigiert werden.

Dadurch kam der in Abbildung 3.6, schematisch dargestellte Workflow zustande.

Die Ergebnisse der Trainierten Modelle werden im nächsten Kapitel diskutiert.

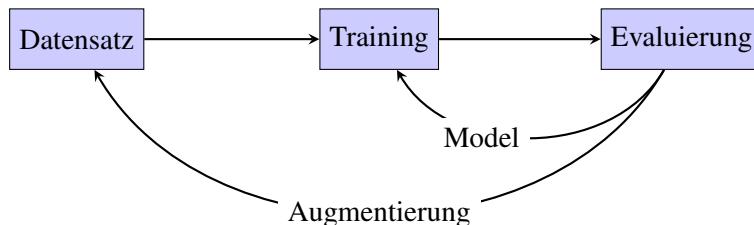


Abbildung 3.6: Trainingsworkflow

## 3.4 Inferenz

Die Anwendung eines fertig trainierten Modells für neue Inputdaten, wird als Inferenz bezeichnet. Zur Ausführung dieser auf dem NCS2, wird das Toolkit *OpenVino* von Intel verwendet.

Dafür musste zunächst der trainierte Tensorflow Graph exportiert, d.h. die aktuellen Werte der Gewichte eingefroren werden.

Mit dem ModelOptimizer, der ebenfalls im OpenVino Toolkit enthalten ist, konnte das Tensorflow Modell in die Intermediate Representation (IR), bestehend aus einer xml und einer bin Datei konvertiert werden.

Diese können nun von der InferecneEgine zur Inferenz weiter verwendet werden.

## InferecneEgine

Die für die Inferenz eines Modells im IR Formal auf dem NCS2 notwendigen Schritte, welche die InferecneEgine ausführt, sind in Abbildugn 3.7 schematisch dargestellt.

Daneben ist jeweils vereinfacht die entsprechende Codezeile in Python abgebildet.

Zunächst muss das Zielgerät spezifiziert (*HW Plugin laden*) und das Model anhand der IR Dateien definiert werden (*Model IR einlesen*), um daraus das Ausführbare Model erzugen zu können (*executable Model*).

*In-und Outputblob* sind die diemensionen welche das Model in den In-und Output Schichten hat und an die das Array des zu inferierenden Bilds angepasst werden müssen, was im Schritt *preprocess Input* geschieht. Nachdem die Inferenz abschlossen ist, können die ergebnisse weter verarbeitet werden, handelt es sich die Inferenz eines Videos oder Kamera Streams, werden die Schritte preprocess, Inferenz und process Output in einer Schleife wiederholt.

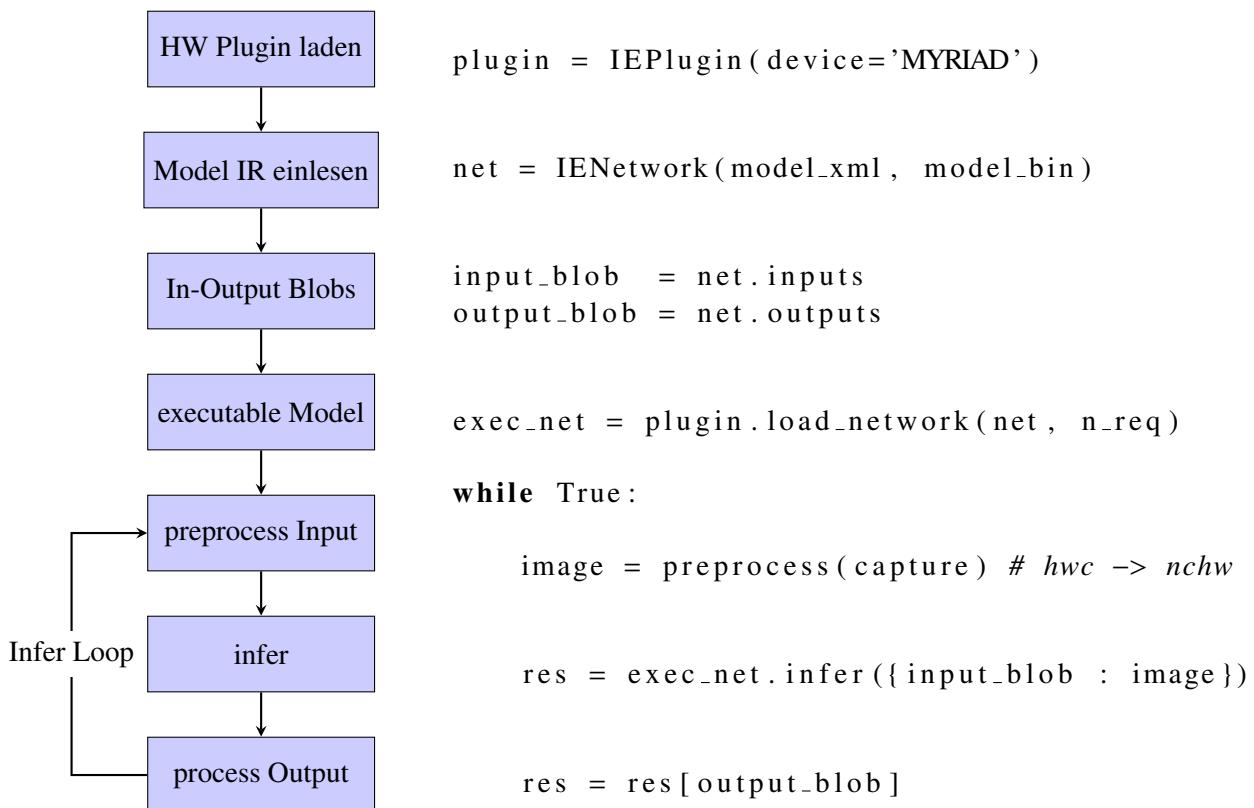


Abbildung 3.7

Die Form des Inferenz Ergebnisses hängt von der Art des verwendeten Deep Learning Modells ab, welche z.B. Image Classification, ObjectDetection, oder Instance Segmentation sein können.

Für Object Detection Modelle enthält das Ergebnis Datenstrukturen, welche den Index der Klassen, zugehörige Wahrscheinlichkeit, sowie Boxkoordinate der geschätzten Objekte im Bild enthalten.

Indem man für alle Schätzungen die in einem Bild gemacht werden einen Threshhold für die Wahrscheinlichkeit festlegt (zb. 0,7), könnenn die sinnvollen Ergebnisse herausgefiltert werden.

Zur veranschaulichung können die Koordinaten dann als Bounding Box in das Inferierte Bild gezeichnet werden.

# Kapitel 4

## Evaluierung

Dieses Kapitel beschreibt die Auswertung der Ergebnisse der trainierten Modelle.

Dafür werden im ersten Abschnitt zunächst die Metriken erklärt, anhand denen die Evaluierung erfolgte.

Im zweiten Abschnitt werden die beiden verwendeten Model Architekturen SSD und Faster R-CNN hinsichtlich dieser Metriken, sowie anhand inferenzergebnisse verglichen.

Der dritte Abschnitt beschreibt Methoden mit denen die Ergebnisse das Faster R-CNN optimiert werden konnten und im vierten Abschnitt werden die Modelle noch einmal miteinander verglichen, dieses mal hinsichtlich der Inferenzzeit.

### 4.1 Evaluierungs Metriken

#### Mean Average Precision (mAP)

Zur Messung der Genauigkeit der Object Detection Modelle wurde die *Mean Average Precision (mAP)* verwendet.

Diese bezieht sowohl Klassifizierungs- als auch Lokalisierungsgenauigkeit mit ein und lässt sich aus den folgenden Werten errechnen.

- *True Positive (TP)*: Das Model hat richtig das Vorhandensein eines Objekts geschätzt
- *True Negative (TN)*: Das Model hat richtig die Abwesenheit eines Objekts geschätzt
- *False Positive (FP)*: Das Model hat fälschlicherweise das Vorhandensein eines Objekts geschätzt
- *False Negative (FN)*: Das Model hat fälschlicherweise die Abwesenheit eines Objekts geschätzt

Die festlegung, für True Positive Werte wird dabei über die Intersection over Union ermittelt.

Diese ist durch den Überlappungsgrad der gelabelten (Ground Truth) und der geschätzte Boundig Box zu dem Gesamtbereich beider Boxen definiert.

Beträgt dieser mehr als ein bestimmter Threshhold, häufig 50%, gilt die Schätzung als *True Positive*, andernfalls als *False Positive*.

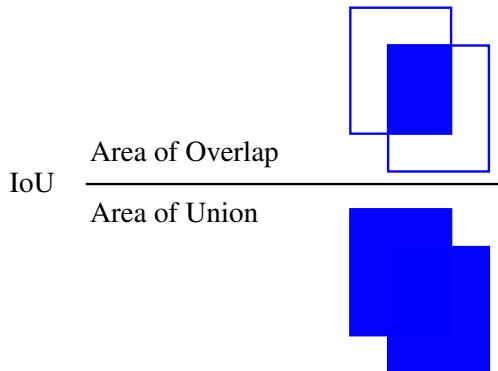


Abbildung 4.1: Intersection over Union

		Geschätzter Wert	
		p	n
Tatsächlicher Wert	p'	True Positive	False Negative
	n'	False Positive	True Negative

Abbildung 4.2: Confusion Matrix

Anhand dieser, in der Confusion Matrix dargestellten, Werte lassen sich *Precision* und *Recall* berechnen. Dabei ist der Recall definiert durch das Verhältniss der richtig gefundenen zu allen im Bild befindlichen Objekten, oder anders ausgedrückt die True Positives zu True Positive + False Negatives wie in Gleichung 4.1 dargestellt.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.1)$$

Im Gegensatz zu Recall welcher die Trefferquote angibt, gibt die Precision die Genauigkeit an mit der die Objekte gefunden werden.

Die Precision ist durch das Verhältnis der Richtigen Schätzungen bezogen auf alle gemachten Schätzungen definiert, was durch die True Positives durch die True Positives + False Positives wie in Gleichung 4.2 dargestellt ausgedrückt wird.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.2)$$

Stellt man den Recall, welcher die Trefferquote angibt, und der Precision welche die Genauigkeit der treffer angibt gemeinsam dar ergibt sich die *Precision-Recall-Kurve*, dessen Fläche die *Average Precision* für eine klasse darstellt. Für alle Klassen im Mittel ergibt sich so die *mean Average Precision*.

$$\text{AveragePrecision} = \sum (\text{Precision}(Recall)) \quad (4.3)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum AP \quad (4.4)$$

## Fehlerfunktion (Loss)

Die Fehlerfunktion setzt sich aus einem Lokalisierungs- und einem Klassifikationsfehler zusammen. Die Lokalisierung erfolgt über eine Lineare Regression zur Annäherung der Bounding Boxes and die richtigen Koordinaten.

## 4.2 Vergleich der Modelle

Dieser Abschnitt beschreibt, wie die beiden für das Training verwendeten Object Detection Architekturen Single Shot Detector (SSD) und Faster R-CNN mit verschiedenen basis CNNs und Datensatzaufbereitungen miteinander verglichen und ausgewertet wurden.

### 4.2.1 Evaluierung/Validierung

Die im Folgenden dargestellte Ergebnisse beziehen sich auf den Validierungsanteil des für das Training verwendeten OpenImages Datensatzes.

Die Berechnung anhand der in Abschnitt 4.1 erläuterten Metriken konnte dabei mithilfe Tensorflow durchgeführt und während des Trainings mit in dem Evaluierungs-Tool Tensorboard visualisiert werden.

Der Single Shot Detector wurde mit den Basis CNNs MobileNetV2 und InceptionV2 trainiert, das Faster R-CNN nur mit dem InceptionV2. Dabei wurden jeweils einmal der augmentierte und einmal der originale Datensatz verwendet.

Model	Optimierung	mAP	Loss
SSD + MobileNetV2	Ohne	0,62	3,56
	Augmentierung	0,61	3,50
SSD + InceptionV2	Ohne	0,65	3,86
	Augmentierung	0,62	3,71
Faster R-CNN +InceptionV2	Ohne	0,67	0,82
	Augmentierung	0,69	0,67
	Early Stopping	0,67	0,69

Tabelle 4.1

Anhand der in Tabelle 4.1 dargestellten Ergebnisse ist zu erkennen, dass sich mit der zweistufigen Model Architekture des Faster R-CNN bessere Ergebnisse als mit dem einstufigen SSD erzielen ließen. Dieser war besonders deutlich anhand der Loss Werte festzustellen.

Des Weiteren werden unter den SSD Konfigurationen mit dem InceptionV2 als Basis CNN bessere Ergebnisse als mit dem weniger komplexen MobileNetV2 erreicht.

Bei allen Modellen war durch die Augmentierung eine Verbesserung des Loss Wertes festzustellen.

Bei den Varianten mit der SSD Architektur führt die Augmentierung jedoch auch zu einer Verringerung des mAP Wertes, was auf die weniger komplexe Model Struktur zurückzuführen sein kann.

Je mehr Parameter einem Modell zu Verfügung stehen, desto besser kann es sich an die Trainingsdaten anpassen, desto eher findet jedoch auch eine Überanpassung (Overfitting) statt, was hier bei dem komplexeren Faster R-CNN Modell zu beobachten ist.

Der Plot in Abbildung 4.4 zeigt den Trainingsverlauf der Faster R-CNN Trainingskonfigurationen anhand der Losskurve.

Für das Training mit dem Original Datensatz nimmt diese ab ca. 100k Iterationen wieder zu, wohingegen der Loss beim Training mit augmentierten Datensatz den Wert relativ beibehalten kann.

Early Stopping war, beim Faster R-CNN Modell, ein weiter Ansatz Overfitting zu vermeiden. Dabei wird, bevor der Loss Wert anfängt sich wieder zu verschlechtern, das Training abgebrochen.

Anhand der Losskurve 4.4 ist zu erkennen, dass sich dadurch die gleichen Werte wie durch Augmentierung erreichen ließ. Auf der anderen Seite kann der mAP Wert, wie in Abbildung 4.3 zu erkennen ist durch das frühzeitige Stoppen seinen Endwert nicht erreichen.

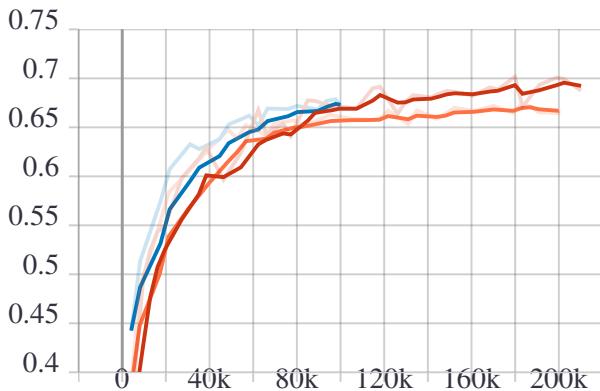


Abbildung 4.3: mAP

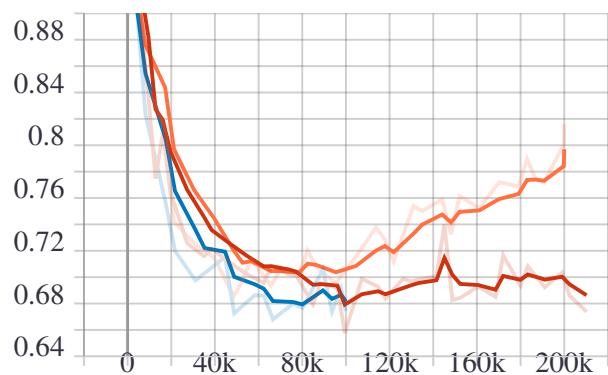


Abbildung 4.4: Loss

● Ohne     ● Early Stopping     ● Augmentierung

Daraus lässt sich schließen, dass Augmentierung das bessere Verfahren gegen Overfitting ist. Um herauszufinden ob sich die Vermutung bestätigen lässt und wie sehr sich die Unterschiedlichen Ergebnisse zwischen SSD und Faster R-CNN in der Praktischen Anwendung bemerkbar machen wurde die Inferenz der Trainierten Modelle auf verschiedene Bilder testweise ausgeführt.

#### 4.2.2 Test Inferenz

Um die Inferenz testweise für verschiedene Bilder ausführen zu können wurden die trainierten Modelle wie in 3.4 beschrieben zunächst mithilfe des Model Optimizers in die *Intermediat Representation (IR)* und anschließend mit der Inferenz Engine in einem Python Script zur inferenz auf den NCS2 geladen.

Mithilfe des Scripts wurde dann die Inferenz für die verschiedenen Model- und Datensatzkonfigurationen zunächst auf den Testanteil des für das Training verwendeten OpenImages Datensatzes ausgeführt. Da dieser recht ähnlich zum Trainingsdatensatz ist wurden, um die Robustheit der Modelle gegenüber anderen Daten testen zu können, die Inferenz zum einen auf selbst aufgenommene Bilder und zum anderen auf einen neuen Datensatz, dem *iWildCam 2019 Dataset* [31] ausgeführt. Dabei wurden nur die auf augmentierte Daten trainierten Modelle berücksichtigt.

#### OpenImages Test Set

Die Inferenzergebnisse des OpenImages Test Sets ergaben, das in den meisten Fällen sowohl das SSD als auch das Faster R-CNN die Tiere in den Bildern richtig erkannten.

Waren die Tiere jedoch sehr weit weg, mehrere gleichzeitig im Bild oder mit schlechter Qualität abgebildet, vielen die Ergebnisse beim Faster R-CNN besser aus, wie in den Abbildungen 4.5 und 4.6 zu erkennen ist. Der Unterschied zwischen MobilenetV2 und InceptionV2 beim SSD sowie zwischen Early Stopping und Augmentierung beim Faster R-CNN war nur sehr gering.

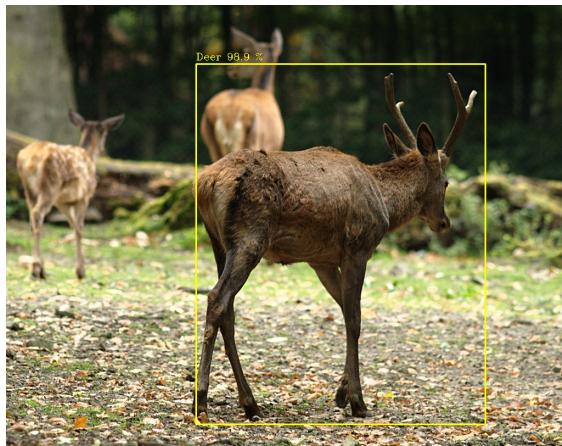


Abbildung 4.5: SSD

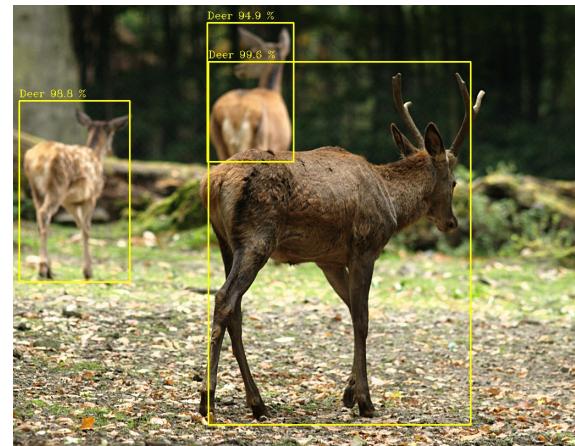


Abbildung 4.6: Faster R-CNN

## Eigene Aufnahmen

Bei der Inferenz auf die eigenen Bilder war ein deutlicher Unterschied der Modell festzustellen. In aufsteigender Reihenfolge lieferten SSD + MobilenetV2, SSD + InceptionV2, Faster R-CNN mit Early Stopping und Faster R-CNN mit Augmentierten Daten wie in den Abbildungen 4.7 bis 4.10 festzustellen ist, bessere Ergebnisse.

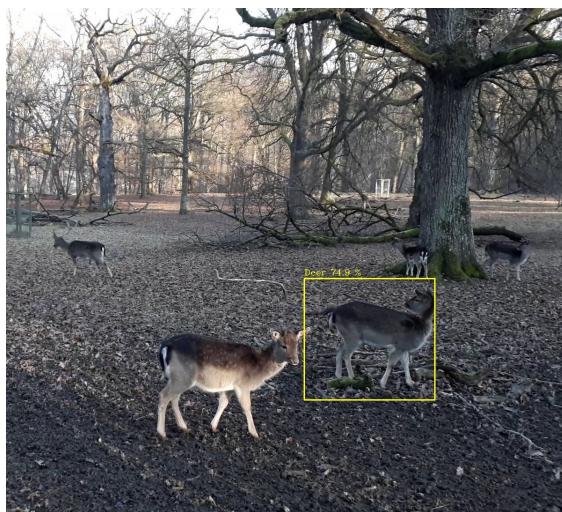


Abbildung 4.7: SSD Mobilnet

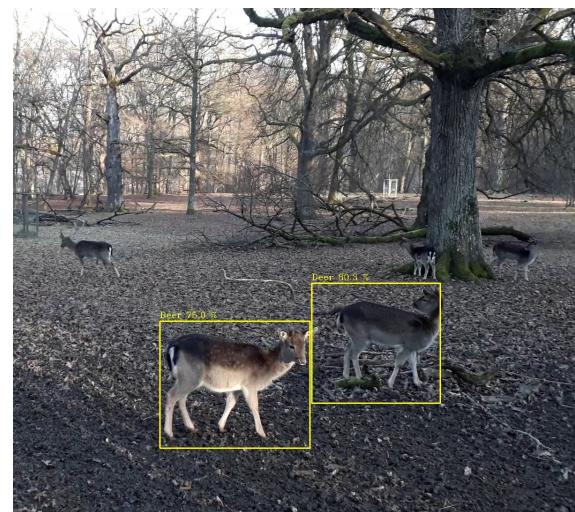


Abbildung 4.8: SSD Inception

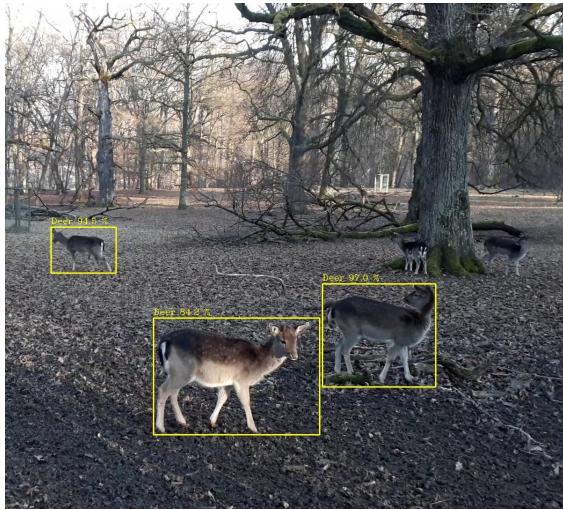


Abbildung 4.9: Faster R-CNN + Early Stopping

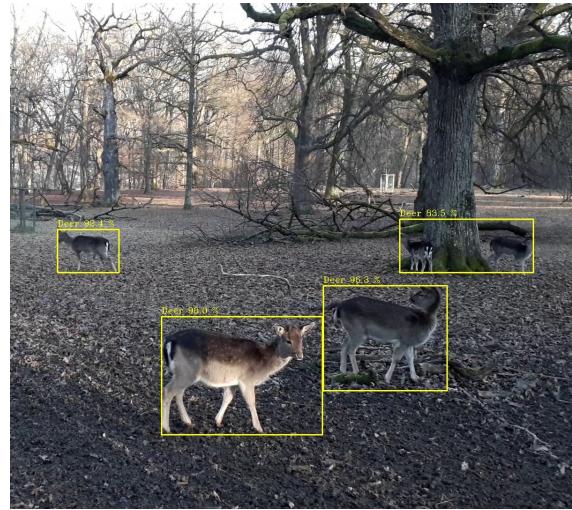


Abbildung 4.10: Faster R-CNN + Aug

Auch hier fällt auf das besonders bei Tieren auf kleineren Skalen die Faster R-CNN Architekturen bessere Ergebnisse liefern konnten.

### iWildCam

Aus der von Kaggle veröffentlichten *iWildCam 2019 Competition* wurden die Klassen, welche sich mit für das Training verwendeten überschnitten, heruntergeladen und testweise inferiert.

Die Bilder stellen dabei aufnahmen von Wildtier Kameras aus dem Süd- und Nordwesten Amerikas dar, welche aus der iNaturalist Datenbank und von Microsoft DatAirSim stammen. [31].

Darunter enthalten waren viele Nachtaufnahmen, welche wenig beleuchtet und mit Infraro Kameras aufgenommen und in Graustufen dargestellt waren.

Da die Ergebnisse bei allen vier Modellen deutlich schlechter als bei dem OpenImages Datensatz und den eigenen Bildern waren, wurde, versucht diese durch weitere Optimierungen zu verbessern.

## 4.3 Optimierungen: Faster R-CNN

Als Ausgangslage zur Verbesserung der Ergebnisse, diente nun das Faster R-CNN mit, augmentiertem Datensatz, welches im vorherigen Abschnitt die besten Resultate erzielte.

Zunächst werden auch in diesem Abschnitt die Ergebnisse der anhand der Evaluierungsmaßen und Trainingsverläufen der Tensorboard Visualisierungen aufgeführt und anschließend anhand testweise ausgeführter Inferenzen weiter verglichen.

### 4.3.1 Verschiedene Augmentierungen

Der erste Ansatz war, das Faster R-CNN mit variierendem Augmentierungsgrad der Daten für insgesamt mehr Iterationen (500k statt 200k) zu trainieren

Dabei wurde wieder das im Abschnitt 3.1.1 erläuterte Augmentierungsverfahren angewendetet, mit den Variationen

1. nur eine (zufällige) Augmentierung pro Bild, anstatt zwei
2. 4000 Bilder pro Klasse anstatt 3000 generieren

Die Trainingsergebnisse für 500k Iterationen sind anhand der Trainingsverläufe von Loss und mAP in den Plots 4.11 und 4.12 dargestellt.

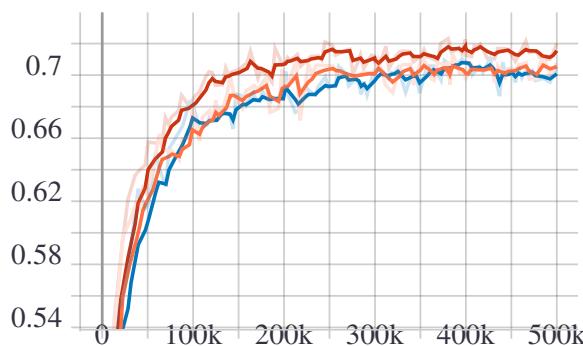


Abbildung 4.11: mAP

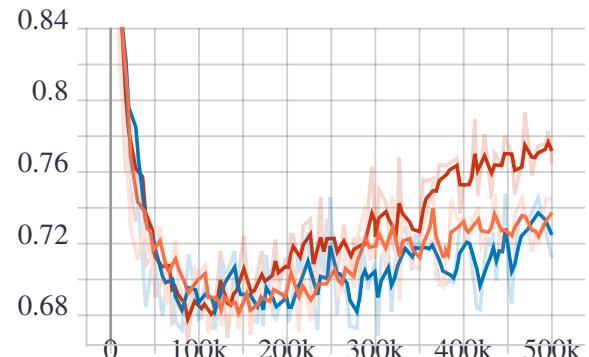


Abbildung 4.12: Loss

● 1 je bild   ● 3000 samples   ● 4000 samples

Aufgrund des länger durchgeföhrten Trainings ist bei allen Konfigurationen im Gegensatz zu den Ergebnissen des vorherigen Abschnitts, Overfitting zu erkennen.

Dieses fällt, wie zu erwarten war, bei den weniger augmentierten Datensätzen stärker aus, welche auf der anderen Seite einen besseren mAP Wert erreichen konnten.

Welche Metrik sich positiver auf das Inferenzergebnis auswirkt soll über die Testinferenz, ausgeführt auf den iWildCam Datensatz, herausgefunden werden.



Abbildung 4.13: 3000 Samples

Abbildung 4.14: 4000 Samples

Abbildung 4.15: 50% Augment

Abbildung 4.13 bis 4.15 zeigen beispielhaft die Inferenz ergebnisse. Weniger stark augmentierte Daten haben bei dem zum original Datenset recht verschiedenen iWildCam Datensatz den effekt, das die Tiere schlechter bis gar nicht mehr erkannt wurden gehabt.

### 4.3.2 Verschiedene Regularisierungen

Um das trotz Augmentierung zu stande kommende Overfitting zu vermeiden, wurden nun zusätzlich die L2 Regularisierung angewendet. Diese soll wie in den Grundlagen (2.1.2) beschrieben, durch anfügen der aufsummierten Gewichte an die Loss Funktion, die Überanpassung reduzieren.

In der Konfigurationsdatei des Faster R-CNN kann dies durch setzen eines bestimmten Parameters für sowohl die erste Stufe des Netzes, dem RPN (Region Proposal Network), als auch für die zweite Stufe, dem

Klassifikationsmodell, separat eingestellt werden.

Ebenso lassen sich die beiden Losskurven, aus denen sich beim Faster R-CNN der gesammt Loss zusammensetzt, separat anzeigen was in den Plots 4.18 und 4.19 dargestellt ist.

Durch die getrennte beobachtung der Loss Kurven ließ sich feststellen, dass Overfitting nur beim Loss des RPNs stattfindet, weshalb der Parameter für die L2 Regulierung dann nur für die erste Stufe mit einem Faktor von  $\lambda = 0.001$  gesetzt.

Vergleicht man wieder die wieder die Losskurven, ist deutlich zu erkennen das sich das Overfitting im Region Proposal Network reduzieren ließ 4.19, wodurch sich auch der gesammt Loss verbesserte (Abbildung4.17).

Auch hier ging die Verbesserung des Loss Wertes mit einer leichten Verschlechterung des mAP einher, wie in 4.16 zu erkennen ist.

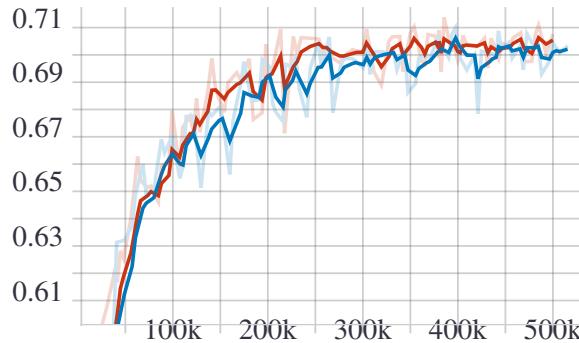


Abbildung 4.16: mAP

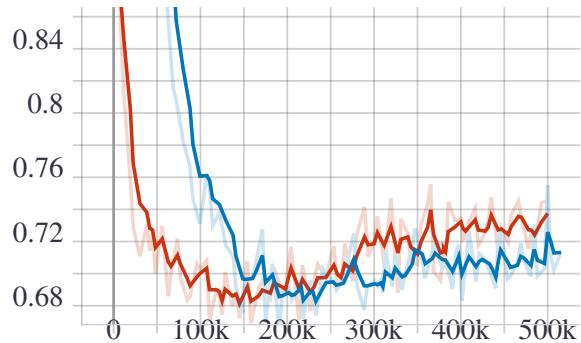


Abbildung 4.17: Total Loss

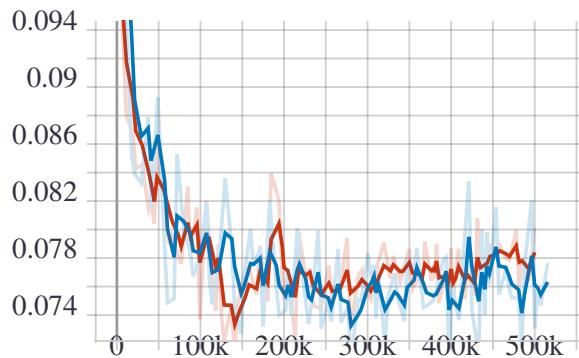


Abbildung 4.18: Classifier Loss

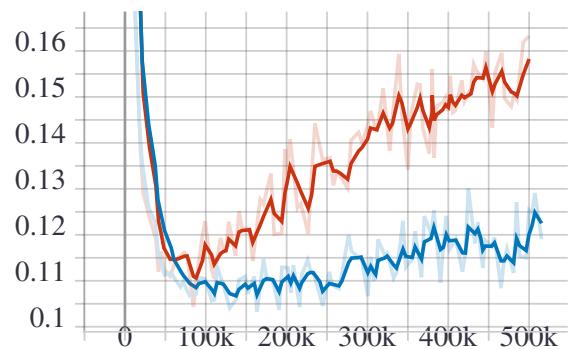


Abbildung 4.19: RPN Loss

● nur Augmentierung

● Augmentierung+L2 Regulierung

Um die Auswirkung der in den Trainingsverläufen zu erkennenden Effekten zu überprüfen, wird hier nun auch wieder die Inferenz auf die drei Testdatensetze ausgeführt. Beispielhaft, sind Ergebnisse davon für eigene Bilder in den Abbildungen 4.20 und 4.21 dargestellt.

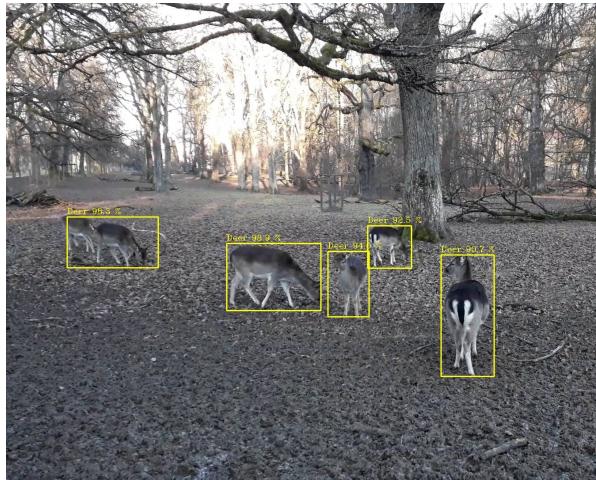


Abbildung 4.20

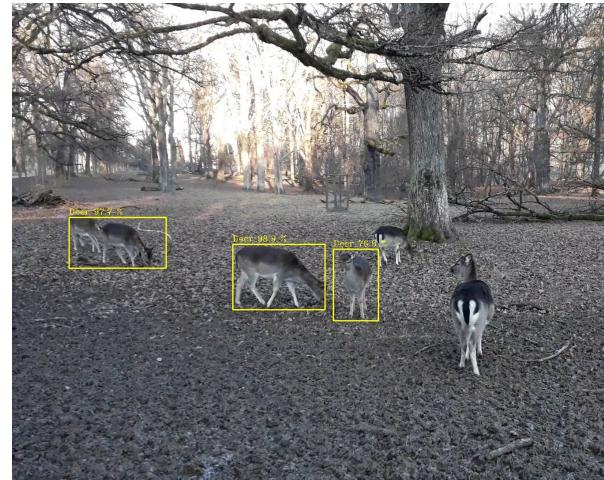


Abbildung 4.21

Daraus ergab sich, dass eine L2 Regulierung der Modelle in den meisten Fällen keinen Einfluss auf die Ergebnisse hatte, falls doch fürte sie tendenziell eher zu einer Verschlechterung.

Weitere angewendete Regularisierungen, die jedoch auch zu keiner nennenswerten Veränderung des Trainingsergebnisses führten waren Dropout und L2 mit  $\lambda = 0,02$  und sind in Tabelle 4.2 zusammen mit den anderen Ergebnissen dargestellt.

	mAP	Loss
Augmentierung (50%)	0,72	0,76
+ L2 Reg ( $\lambda = 0,001$ )	0,71	0,75
Augmentierung (normal)	0,7	0,74
+ Dropout	0,7	0,73
+ L2 Reg. ( $\lambda = 0,001$ )	0,7	0,69
+ L2 Reg ( $\lambda = 0,002$ )	0,69	0,7
Augmentierung (4000 Samples)	0,7	0,71

Tabelle 4.2: Regularisierungen

Aus den Ergebnissen lässt sich schließen, dass die Art der Aufbereitung der Daten den größeren Einfluss auf das Ergebniss haben und durch Einstellung der Hyperparameter wenn überhaupt noch Finetuning betrieben werden kann.

## 4.4 Inferenz zeit

Neben der Genauigkeit war die Ausführungszeit welche ein Model für die Inferenz benötigt, ein weiteres Kriterium für die Auswahl des zu verwendenden Modells. Einer der Faktoren, der die Inferenzzeit beeinflusst, ist die verwendete Hardware sowie Library. Die Hardware war mit dem Neural Compute Stick 2

festgelegt, als Library kamen dabei OpenCV oder OpenVino in Frage, wobei mit OpenVino die Möglichkeit zur asynchronen Inferenzausführung sowie mehreren Inferenz Requests besteht, wodurch sich die Inferenzzeit optimieren ließ.

Ein weiter Faktor ist die Komplexität der CNNs und die zur Objekterkennung verwendeten Architektur.

Üblicherweise sind Komplexere Modelle wie Faster R-CNN zwar genauer, jedoch auch langsamer.

Um den Effekt, den die drei unterschiedlichen für das Training verwendeten Varianten SSD + MobilenetV2, SSD + InceptionV2 und Faster R-CNN + InceptionV2 auf die Inferenzzeit haben zu untersuchen, wurden diese durch Messungen der FPS verglichen.

Dabei wurde die Asynchrone Inferenz mit unterschiedlicher Anzahl an Inferenz Requests verwendet, weshalb in diesem Abschnitt zunächst die Funktionsweise der Asynchronen Inferenzausführung mit OpenVino erklärt wird.

#### 4.4.1 Asynchrone Inferenz

Wird die Inferenz im Synchronen Modus ausgeführt, kann immer nur entweder inferiert oder die Bilddaten vor- bzw. nachverarbeitet werden.

Vorverarbeitung der Bilder beeinhaltet dabei z.B. die Umwandlung des von der Kamera gelieferten Bildformats in das für das jeweilige Modell richtige Input Format. Die Nachbereitung bezieht sich auf das verarbeiteten der Inferenz Ergebnisse in der Anwendung.

Die Implementierung in OpenVino erfolgt dementsprechend sequentiell, wie im Algorithmus 1 dargestellt ist.

Anhand des zeitlichen Ablaufs, welcher in Abbildung 4.22 zur Veranschaulichung abgebildet ist, sind die Abschnitte, in denen keine Inferenz stattfindet gut zu erkennen.

---

#### Algorithm 1 Sychrone Inferenz

---

```

while true do
    capture FRAME
    preprocess CURRENT InferRequest
    start CURRENT InferRequest
    wait for CURRENT InferRequest
    process CURRENT result
end while

```

Preprocessing

Process Output

Infer Frame

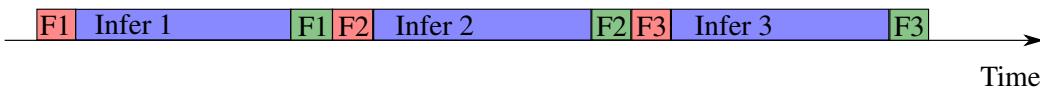


Abbildung 4.22

Da die Inferenz auf dem Myriad Chip des Neural Compute Sticks und nicht auf dem ausführenden PC oder Raspberry läuft, kann diese auch ungehindert parallel dazu ablaufen.

In OpenVino wird das mithilfe der Asynchronen API erreicht, welche über einen bestimmten Funktionsaufruf in einem separaten Thread gestartet wird.

Indem man vor Erhalt und Verarbeitung eines aktuellen Inferenz Ergebnisses den Request für den nächsten Durchlauf aufgibt, wie in Algorithmus 2 als Pseudocode dargestellt, kann der in Abbildung 4.23 dargestellte Zeitliche Ablauf erreicht werden.

**Algorithm 2** Asynchrone Inferenz

---

```

while true do
    capture FRAME
    preprocess NEXT InferRequest
    start NEXT InferRequest
    wait for CURRENT InferRequest
    process CURRENT result
    swap CURRENT and NEXT InferRequest
end while

```

---

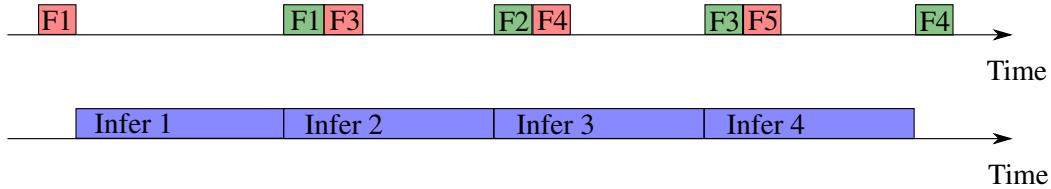


Abbildung 4.23

Die hier mit *Current* und *Next* bezeichneten Inferenz Requests entsprechen den indices der jeweiligen Requests und können belieb erweitert werden. Dadurch wird erreicht, dass die Inferenz auf mehreren Threads parallel ausgeführt wird.

#### 4.4.2 Vergleich der Modelle

Mithilfe eines Python Scripts in welchem die Asynchrone Inferenz für eine variabel einstellbare Anzahl an inferenz Requests, implementiert wurde, konnte für die drei Modelle die durchschnittliche Anzahl an Frames die pro Sekunde inferiert werden können ermittelt werden.

Diese wurde auf dem Raspberry Pi und dem Neural Compute Stick ausgeführt und liefert die in Tabelle ?? dargestellten Ergebnisse.

Model	Asynchrone Inferenz Requests			
	1	2	3	4
SSD MobilenetV2	19,5	35,2	40,6	40,3
SSD InceptionV2	15,6	27,7	31,1	31,7
Faster R-CNN Incept.	0,63	0,67	0,75	0,74

Tabelle 4.3: Vergleich Inferenz Zeiten Modelle

Die asynchrone inferenz ausführung führte bei alle Modellen für bis zu 3 inferenz Requests zu besseren Ergebnissen. Ein Unterschied in der benötigten Zeit macht sich besonders stark zwischen SSD Faster R-CNN Architekturen bemerkbar. Für Real-Time Anwendungen kommen daher nur die mit SSD Trainierten Modelle in Frage. Ob und wie das Fater R-CNN trotz der recht langsamen Inferenzzeit für die Anwendung verwendet werden können, wird im nächstem Kapitel erläutert werden.



# Kapitel 5

## Entwicklung der Anwendung

Dieses Kapitel beschreibt die Realisierung der Anwendung als autonomes Kamera System zur Wildtiererkennung, welches auf einem Raspberry Pi 4 läuft.

Dabei wird es neben der Implementierung der Inferenz für eines der traininierten Modelle, auch um die Auswahl einer nachtsichtgeeigneten Kamera und der implementierung einer Kommunikationsmöglichkeit zur übermittlung der Daten gehen.

### 5.1 Hardware

Der Aufbau der Anwendung besteht aus einem Raspberry Pi 4, auf dem der Programmcode läuft, sowie dem Neural Compute Stick 2 für die Inferenz, welcher über eine USB Schnittstelle mit dem Raspberry Pi verbunden wird.

Zur aufnahme der Bilder wurde ein Raspberry Pi Kamera Modul mit 5MP OV5647 Sensor der Marke Longrunner verwendet. Dieses ermöglicht durch mechanisches zu und abschalten eines Infrarot Filters vor die Linse zwischen Tag und Nachtsicht zu wechseln. Der dafür verwendete Magnetschalter wird dabei über einen Helligkeitsensor getriggert. Im Infrarotmodus befindet sich der Filter nicht vor der Linse, wodurch neben den elektromagnetischen Wellen des Sichtbaren Lichts auch die etwas langwelligeren (850nm) des Infrarot Spektrums auf die Linse treffen und verarbeitet werden können.

Zudem verfügt die Kamera über zwei Infrarot LEDs, sodass auch Aufnahmen bis zu 3m Entfernung in völliger Dunkelheit gemacht werden können. Diese haben den vorteil gegenüber normalen Scheinwerfern, das die Tiere von keiner Sichtbaren Lichtquelle gestört oder verscheucht werden. verbunden wird das Kamera Modul über die CSI (Camera Serial Interface) Schnittstelle des Raspberry Pi's.

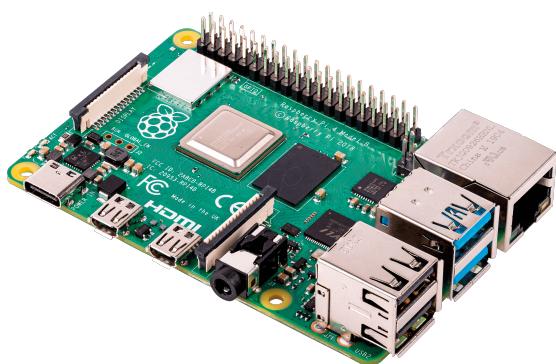


Abbildung 5.1: Raspberry Pi 4



Abbildung 5.2: Longrunner Kamera Modul

Desweiteren wurde für eine mobile Internetverbindung der *Huawei E3531 SurfStick* und zu Stromversorgung eine Powerbank verwendet.

## 5.2 Software

Die Implementierung der Anwendung für den Raspberry Pi wurde in Python vorgenommen. Dabei sind die Funktionalitäten zur Objekerkennung in einem Script *detection.py* und die für die Verbindung und Senden der Daten in einem *connection.py* Script aufgeteilt.

Der Kamera Inputstream ist in einem *main.py* Script implementiert, von dem aus auch die in Abbildung 5.3 dargestellten Klassen, welche in *detection.py* und *connection.py* definiert sind verwendet werden.

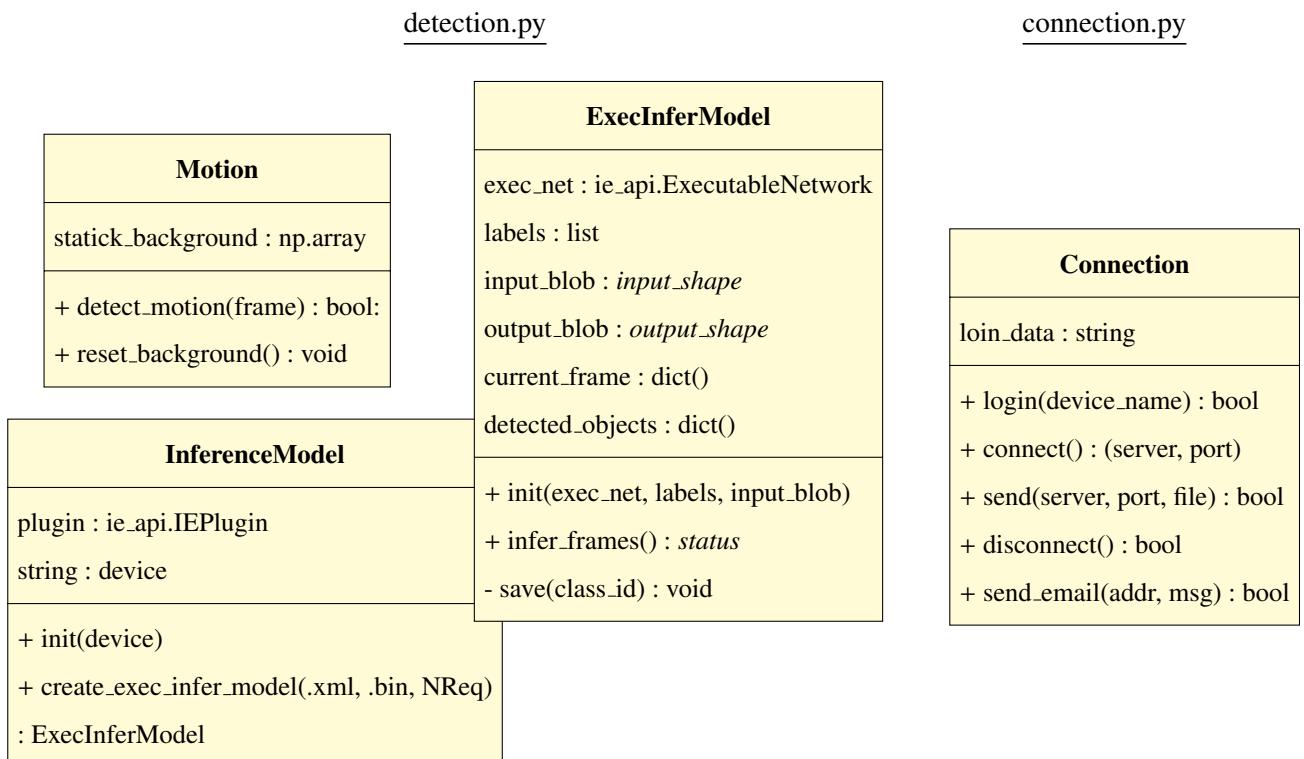


Abbildung 5.3: Klassendiagramm

*Motion* ist eine Klasse zur Erkennung von Bewegung im Kamera Input Stream, *InferenceModel* und *ExecInferModel* dienen der Inferenz und *Connection* dem Aufbau einer Verbindung zu einem Pc sowie dem Senden der Daten über diese Verbindung.

Durch geeigneten Implementierung des Applikationsablaufes, sollte eine Möglichkeit gefunden werden, trotz langsamer Inferenzzeit, mit dem Faster R-CNN alle relevanten Frames, also die in denen Tiere zu vermuten sind, inferieren zu können. Dafür wurde die Annahme gemacht, dass zur Laufzeit der Anwendung nicht durchgehend inferiert werden muss, sich also Zeitweise keine Tiere und damit auch keine Bewegung vor der Kamera befinden.

Um Bewegungen feststellen zu können, wurde, mithilfe der Library OpenCV ein Bewegungsmelder implementiert. Dieser speichert zu begin des Kamera Streams ein Referenz Frame ab, mit dem alle weiteren Frames verglichen werden. Beträgt der Abstand einzelnen Pixelwerte im Graustufenbereich mehr als ein bestimmter Threshhold, wurde eine Bewegung erkannt. Indem nun die Frames, welche der Kamera Stream permanent liefert, zunächst auf Bewegung überprüft wurden, ließ sich unnötiges inferieren, was Zeit und Leistung kostet, vermeiden. Frames die bewegung enthalten und aufgrund der langsameren inferenzzeit

des Faster R-CNN nicht sofort inferiert werden können, werden in einem Buffer zwischen gespeichert und in Phasen zu denen keine Bewegung stattfindet inferiert.

Dafür musste der im Abschnitt 4.4 beschriebene Asynchrone Inferenz Ablauf dahingehend angepasst werden, dass keine Blockierungen mehr stattfindet, diese also komplett zeitasynchron zu den Input Frames ablaufen kann. Der Gesamtablauf der Applikation ist in Abbildung 5.4 schematisch als Flussdiagramm dargestellt.

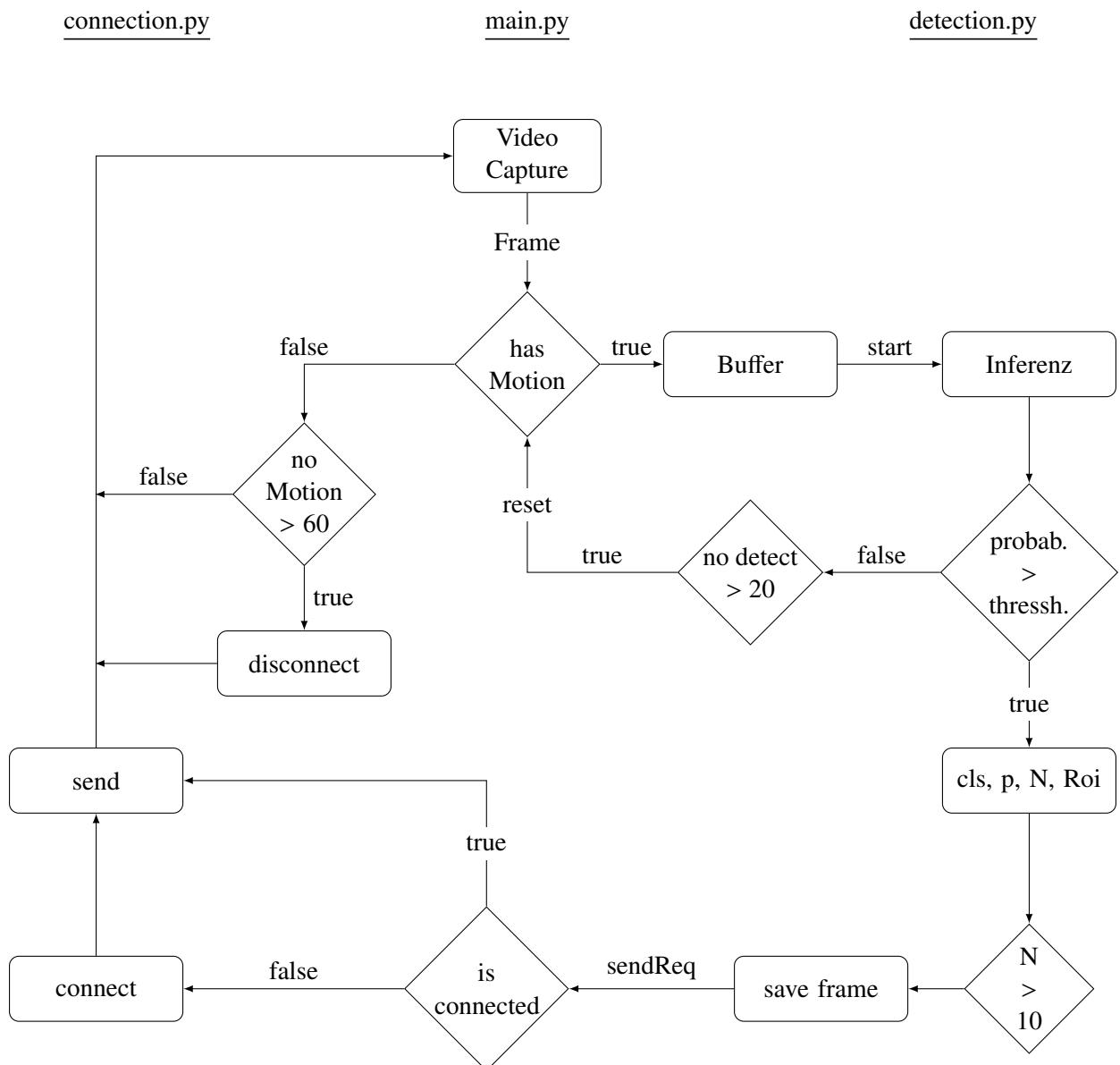


Abbildung 5.4: Main Application

Wird in inferierten Frames mehrfach nichts erkannt, wird das referenz Frame des Bewegungsmelders neu gesetzt, da vermutlich sich das Hintergrundbild geändert hat.

Erkannte Objekte werden in einem Dictionary zusammen mit Klassenname (cls), Wahrscheinlichkeit(p) Anzahl an Erkennungen (N) sowie die Bounding Box Koordinaten (Roi, Region of Interest) abgespeichert.

Nach 10 Erkennungen des selben Objekts, wird dieses als lokale Bilddatei abgespeichert und ein Send-Request an die Main zurückgegeben.

Diese prüft ob eine Verbindung zu einem anderen Gerät besteht, stellt diese gegebenenfalls her und sendet die Bilder.

Um nicht permanent die Verbindung zu einem Pc aufrecht erhalten zu müssen, was das Datenvolumen des mobilen Internets, des Raspberry schneller aufbrauchen würde, wird diese nach einer bestimmte zeit ohne Bewegung getrennt.

## Inferenz

Der im Abschnitt 4.4 beschriebene asynchronen Inferenzablauf wurde dahingehend angepasst, dass eine beliebige Anzahl an Inferenz Requests verwendet werden kann und dass das Warten auf ein Inferenz Ergebnis nicht mehr blockierend ist. Dafür wurde der Timeout in der Wait-Funktion auf *0ms* gesetzt. Durch vorheriges abspeichern der jeweiligen zu inferierenden Frames, kann eine richtige Zuordnung der Inferenz Ergebnisse zu den Frames erfolgen. Der Pseudocode in Algorithmus 3 stellt grob den Inferenzablauf dar.

---

### Algorithm 3 Asynchrone Inferenz, ohne Blockierung

---

```

while true do
    capture FRAMES
    for all InferRequests do
        if wait for InferRequest == 0 then
            Result ← InferRequest.output
        end if
        if Buffer not empty then
            preprocess InferRequest
            start InferRequest
        end if
        if Result not NULL then
            process Result
        end if
    end for
end while
```

---

## Connection

Um die Bilder mit erkannten Tieren an ein anderes Gerät z.B. einen Pc senden zu können, musste eine Verbindung hergestellt werden, die auch über verschiedene Netzwerke hinweg funktioniert.

Um unabhängig von Router Konfigurationen des Heimnetzes zu sein, wurde mithilfe des Dienstes *remot3.it* [32] eine Cloudbasierte Remote Verbindung hergestellt. Mit dieser war es möglich eine Proxy SSH Verbindung, über das Internet herzustellen, ohne von einer Firewall blockiert zu werden.

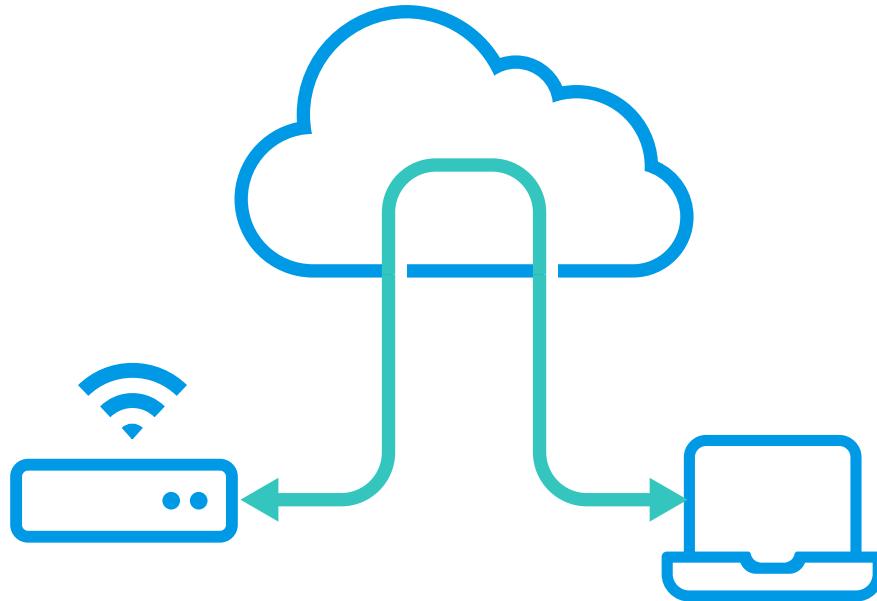


Abbildung 5.5: Prinzip Proxy Verbindung

Da die Daten vom Raspberry Pi aus automatisiert gesendet werden sollten, wurde der Pc als Remote Gerät implementiert. Gesendet wurden die Daten über das Secure Copy Protocol welches das hergestellte Secure Shell Protocol (SSH) verwendet. Dieses lässt sich über folgendes Kommando, welches im *connection.py* Script ausgeführt wird verwenden:

```
$ scp -P port file.jpg user@proxyserver /zielpfad/file.jpg
```

Server und Port werden dabei von remoteit generiert, *file.jpg* ist das zu sendende Bild und *user* der Nutzernname des Geräts, an welches gesendet wird. Um das Einloggen sowie den Verbindungsau- und Abbau über remote.it zu einem Gerät zu automatisieren bietet remote.it eine API mit der über Post- und Get-Requests die Befehle dafür programmatisch aufgerufen werden können.



## **Kapitel 6**

# **Test und Validierung**



## **Kapitel 7**

# **Zusammenfassung und Ausblick**

Die Zusammenfassung bildet mit der Einleitung den Rahmen der Arbeit. Sie greift zu Beginn die Aufgabenstellung auf und beschreibt dann die wesentlichen Punkte des Lösungsweges und die erzielten Ergebnisse kurz und knapp, so dass diese in kürzester Zeit erfasst werden können.

Anschließend werden noch kurz offene Punkte, Verbesserungen oder Weiterentwicklungen diskutiert.

Insgesamt sollten Zusammenfassung und Ausblick anderthalb Seiten nicht überschreiten. In der Regel ist eine Seite ausreichend.

- Aufgreifen der Aufgabenstellung
- Kurzbeschreibung der Lösungsschritte
- Hinweis auf die eigene Leistung
- Kurzbeschreibung der erzielten Ergebnisse
- Offene Punkte und weiterführende Aufgabenstellungen



# Literaturverzeichnis

- [1] R. Maksutov, “Deep study of a not very deep neural network. Part 5: Dropout and Noise.”
- [2] M. S. Researcher, PhD, “Simple Introduction to Convolutional Neural Networks.”
- [3] S. Amidi and A. Amidi, “Super VIP Cheatsheet: Deep Learning,” p. 13.
- [4] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Ha, “Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition,” p. 46.
- [5] “ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition (ILSVRC).”
- [6] “CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition.” <http://cs231n.github.io/convolutional-networks/#layers>.
- [7] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “ImageNet classification with deep convolutional neural networks,” vol. 60, no. 6, pp. 84–90.
- [8] M. D. Zeiler and R. Fergus, “Visualizing and Understanding Convolutional Networks,”
- [9] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,”
- [10] C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, and A. Rabinovich, “Going Deeper with Convolutions,”
- [11] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition,”
- [12] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna, “Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision,”
- [13] A. G. Howard, M. Zhu, B. Chen, D. Kalenichenko, W. Wang, T. Weyand, M. Andreetto, and H. Adam, “MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications,”
- [14] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, “MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks,”
- [15] “MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks.” <https://towardsdatascience.com/mobilenetv2-inverted-residuals-and-linear-bottlenecks-8a4362f4ffd5>.
- [16] A. Ouaknine, “Review of Deep Learning Algorithms for Object Detection.”
- [17] M. Häußermann, “Funktion und Effizienz von Hardware für Deep Neural Networks.”
- [18] “Intel Movidius Neural Compute Stick 2.” <https://robu.in/product/intel-movidius-neural-compute-stick-2/>.
- [19] “Intel’s Myriad X Vision Chip Incorporates Neural Network — Electronic Design.”
- [20] “OpenVINO™ Workflow Consolidation Tool.” <https://www.qnap.com/solution/openvino/de-de/>.

- [21] A. Kuznetsova, H. Rom, N. Alldrin, J. Uijlings, I. Krasin, J. Pont-Tuset, S. Kamali, S. Popov, M. Malloci, T. Duerig, and V. Ferrari, “The Open Images Dataset V4: Unified image classification, object detection, and visual relationship detection at scale,”
- [22] A. B. Jung, K. Wada, J. Crall, S. Tanaka, J. Graving, C. Reinders, S. Yadav, J. Banerjee, G. Vecsei, A. Kraft, Z. Rui, J. Borovec, C. Vallentin, S. Zhydenko, K. Pfeiffer, B. Cook, I. Fernández, F.-M. De Rainville, C.-H. Weng, A. Ayala-Acevedo, R. Meudec, M. Laporte, *et al.*, “imgaug.” <https://github.com/aleju/imgaug>, 2020. Online; accessed 01-Feb-2020.
- [23] X. Wu, D. Sahoo, and S. C. H. Hoi, “Recent Advances in Deep Learning for Object Detection,”
- [24] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, “Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks,”
- [25] “Object Detection for Dummies Part 3: R-CNN Family.”
- [26] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C.-Y. Fu, and A. C. Berg, “SSD: Single Shot MultiBox Detector,” vol. 9905, pp. 21–37.
- [27] J. Hosang, R. Benenson, and B. Schiele, “Learning non-maximum suppression,” in *CVPR*, 2017.
- [28] “SSD : Single Shot Detector for object detection using MultiBox.”
- [29] “Google Colaboratory.” <https://colab.research.google.com/notebooks/intro.ipynb#recent=true>.
- [30] “TensorFlow Object Detection Api.” [https://github.com/tensorflow/models/tree/master/research/object\\_detection](https://github.com/tensorflow/models/tree/master/research/object_detection).
- [31] S. Beery, D. Morris, and P. Perona, “The iwildcam 2019 challenge dataset,” *arXiv preprint arXiv:1907.07617*, 2019.
- [32] “remot3.it.” <https://remote.it/>.

## **Anhang A**

### **Beispiel für ein Kapitel im Anhang**

#### **A.1 Bsp für ein Abschnitt im Anhang**