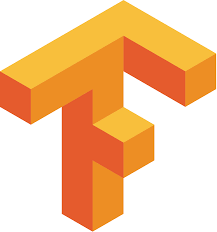
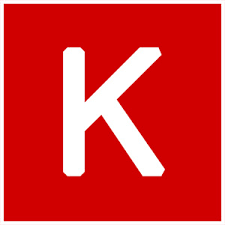
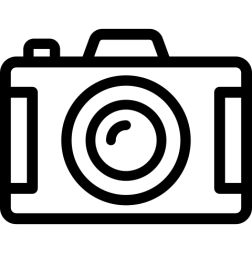
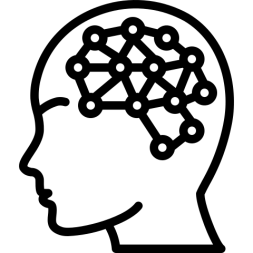
**Kann ein Computer lesen lernen?**

**Auslesen eines Nummernschildes über ein neuronales Netzwerks unter Benutzung von Tensorflow und Keras.**

****

****

**Fach: Informatik**

**Schule: Anno Gymnasium Siegburg**

**Verfasser: Philip Wentzke**

**Kurs: Grundkurs Informatik**

**Betreuer: Herr Tim Schmitz-Porten**

**Abgabetermin: 08.03.2019**

**Stufe: Q1**

**Schuljahr: 2018/2019**

**Inhaltsverzeichnis**

[1 Einleitung 3](#_Toc2341997)

[2 Was ist ein NN? 3](#_Toc2341998)

[3 Allgemeine Information zu NN 4](#_Toc2341999)

[3.1 Aufbau eines NNs 4](#_Toc2342000)

[3.1.1 Layer 5](#_Toc2342001)

[3.1.2 Neuron 5](#_Toc2342002)

[3.1.3 Connection 5](#_Toc2342003)

[3.1.4 Bias 5](#_Toc2342004)

[3.1.5 Weight 5](#_Toc2342005)

[3.1.6 Aktivierungsfunktion 5](#_Toc2342006)

[3.1.7 Konventionen zum Aufbau eines NNs 6](#_Toc2342007)

[3.2 Benutzung 6](#_Toc2342008)

[3.2.1 Trainingsfunktionen 6](#_Toc2342009)

[3.2.2 Anwendungsbeispiele 7](#_Toc2342010)

[4 Was sind Tensorflow und Keras? 8](#_Toc2342011)

[4.1 Erklärung von Tensorflow und Keras 8](#_Toc2342012)

[4.2 Wie wird mit Tensorflow ein NN modelliert? 8](#_Toc2342013)

[5 Vorbereitung der Daten 9](#_Toc2342014)

[5.1 Trainigsdaten-Set 9](#_Toc2342015)

[5.2 Testdaten 9](#_Toc2342016)

[6 Aufbau und Anbindung eines NNs zum Auslesen eines Nummernschildes 10](#_Toc2342017)

[6.1 Pythoncode 10](#_Toc2342018)

[6.2 Javacode 10](#_Toc2342019)

[7 Evaluation der Ausgabe des Programmes 11](#_Toc2342020)

[8 Fazit 12](#_Toc2342021)

[Literaturverzeichnis 13](#_Toc2342022)

[Bildquellen 13](#_Toc2342023)

[Textquellen 13](#_Toc2342024)

[Abbildungsverzeichnis 14](#_Toc2342025)

[Tabellenverzeichnis 14](#_Toc2342026)

[Anhang xv](#_Toc2342027)

# Einleitung

Ich habe mir für meine Facharbeit die Frage gestellt, ob Computer lesen lernen können. Dies bezieht sich auf das, speziell in letzter Zeit, Aufkommen des Themas Künstliche Intelligenz. Wenn man einem Computer das Auslesen von Texten auf vorgegebenen Bildern beibringen könnte, kann man sich vorstellen, dass Computer bald Menschen noch ähnlicher werden könnten und somit näher an der Künstliche Intelligenzen kommen könnten.

Ich versuche in dieser Arbeit, als Beispiel für das Lesen von Bilder, einem Computer das Auslesen eines Nummernschildes beizubringen. Dafür benutze ich eine Methode, die in der aktuellen Forschung zum Thema Künstlicher Intelligenzen, am nächsten an eine sogenannte KI herankommt. Diese Methode heißt, neuronales Netzwerk. Was ein neuronales Netzwerk genau ist und wie es aufgebaut ist erkläre ich etwas später genauer, jetzt nur so viel: ein neuronales Netzwerk ist der Versuch ein Menschliches Gehirn am Computer nachzubauen.

Zum modellieren eines neuronalen Netzwerks benutze ich das von vielen großen Firmen (zum Beispiel Google, eBay, AMD, Nvidia, Uber u.a.) genutzte Framework Tensorflow mit dessen Anbindung der ebenso oft genutzten API (Programmierschnittstelle) Keras. Daraus folgt meine Fragestellung für meine Facharbeit: Kann ein Computer lesen lernen? - Auslesen eines Nummernschildes über ein neuronales Netzwerks unter Benutzung von Tensorflow und Keras.

Ich werde in dieser Arbeit der Schreibarbeit wegen und, weil dieser Begriff so in der Literatur benutzt wird, ein neuronales Netzwerk ein NN nennen.

Zur Darstellung eines NNs werde ich in dieser Arbeit folgendes Format verwenden: Größe des Input Layers/Größe des ersten Hidden Layer[/Größe des zweiten Hidden Layers/...]/Größe des Output Layers. Die Größe eines Layers beschreibt, wie viele Neurons in diesem sind.

# Was ist ein NN?

Ein NN ist eine Ansammlung an Algorithmen, die Eingabedaten auf eine bestimmte Art und Weise klassifizieren sollen, ähnlich, wie es das menschliche Gehirn macht. Neuronale Netzwerke sind deswegen dem menschlichen Gehirn, beziehungsweise dessen Arbeitsweise, nachempfunden. Dabei kann ein NN Daten nur als Zahlen, die (meistens) in Form eines Vektors eingegeben werden, gefüttert werden. Das bedeutet, dass Daten, wie zum Beispiel Bilder, erst in solche Zahlen umgewandelt werden müssen.

Damit ein NN die Eingaben auch korrekt klassifizieren kann, muss es erst mal Trainiert werden, ähnlich, wie ein Mensch auch erst lernen muss, um eine Aufgabe bewältigen zu können. Auf die Verschiedenen Möglichkeiten, die es zum Trainieren gibt und wie das Trainieren funktioniert, komme ich später zurück. Im Generellen heißt lernen nur, dass sich das NN "merkt" wie Bestimmte Daten klassifiziert wurden und das dann nachahmt. Wie dieses "merken" funktioniert, erkläre ich, wenn ich die Funktionsweise der einzelnen Komponenten eines neuronalen Netzwerks erkläre.

# Allgemeine Information zu NN

Über die Zeit haben sich verschiedene Arten an NNs entwickelt. Der Einfachheit halber benutze ich hier als Beispiel zum erklären des Aufbaus und der Funktion ein "normales" NNs (auch "multilayer perceptrons"). Diese Art an NN ist eine der zuerst entwickelten. Sie entstand in den 1960er.

## Aufbau eines NNs

Ein "normales" NN besteht aus mehreren Layern[[1]](#footnote-1). Jeder Layer besteht aus ein oder mehr Neurons1. Jedes Neuron eines Layers ist mit jedem Neuron des nächsten Layers über eine Connection1 verbunden. Jedes Neuron besitzt einen Bias1, der anzeigt ab welcher Aktivierung das Neuron aktiviert sein soll und jede Connection besitzt eine Weight1. Im folgenden erkläre ich die einzelnen Komponenten noch einmal genauer. In einem NN sind alle Komponenten fest und können nicht verändert werden, außer der Weights und Biases. Nur durch das veränder dieser beiden Komponenten wird ein NN "schlau". Da diese Vielfalt der Einstellungsmöglichkeiten sehr groß ist kann man dies nicht per Hand bearbeiten, sondern braucht eine Trainingsfunktion, die dies übernimmt. Wenn man, zum Beispiel, ein einfaches 784/16/16/10 NN benutzten gibt es Insgesamt 13,002 verschieden Weights und Biases, die jeweils alle Werte aus den reellen Zahlen annehmen können.

Ein NN wird graphisch oft so dargestellt:

****

Abbildung 1: Graphische Darstellung NN[[2]](#footnote-2)

Bei dieser Darstellungsart kann man gut die einzelnen Neurons, Connections und Layers erkennen. Hieran wird auch deutlich woher der Begriff "deep leaning" kommt. Das "deep" meint nichts anderes, als dass jedes Neuron eines Layers mit jedem Neuron des vorherigen und nächsten Layers verbunden ist.

### Layer

Ein Layer ist nichts weiter, als eine Aufbewahrung für mehrere Neurons. In einem "normalen" NN sind mindestens drei, meist eher 4 Layers zu finden. Diese teilen sich auf in ein "Input Layer"1, ein "Output Layer"1 und ein oder mehr "Hidden Layers"1. Das "Hidden" bedeutet nur, dass diese Layer weder Input noch Output Layer sind.

### Neuron

Ein Neuron ist ein Aufbewahrungsort für eine Zahl, die (bei einem "normalen" NN) zwischen null und eins liegt. Bei allen Neuronen, außer denen in dem Input Layer, wird die sog. Aktivierung (die gespeicherte Zahl) durch die die Ausgabe einer Aktivierungsfunktion definiert, die als Eingabe die gewichtete Summe aller Eingabe an das Neuron plus den vom Neuron bestimmten Bias bekommt. Die Eingaben an ein Neuron sind die Connections von dem vorherigen Layer. Das Input Layer bekommt als Aktivierung die Werte der zu überprüfenden Daten, zum Beispiel die Graustufenwerte eines Bildes. Dabei hat jedes Neuron den Wert eines Pixels. Die Gewichtung der Eingaben kommt durch die Weights an den Connections zustande.

### Connection

Eine Connection ist eine Verbindung eines Neurons eines Layers zu einem Neuron des nächsten Layers. Dabei wird die Aktivierung des ersten Neuron, unter Berücksichtigung des Weights der Connection an das zweite Neuron übertragen.

### Bias

Ein Bias ist ein Indikator dafür, wie schnell ein Neuron aktiviert sein soll. jedes Neuron besitzt einen Bias. Der Bias ist eine der beiden Komponenten, die in einem NN verändert werden können und somit das "lernen", beziehungsweise "merken" des NNs ausmachen.

### Weight

Eine Weight ist die Gewichtung einer Aktivierung bei der Bestimmung der Aktivierung des nächsten Neurons. Sie ist die zweite Komponente, die in einem NN verändert werden kann.

### Aktivierungsfunktion

Eine Aktivierungsfunktion ist dafür da, um die vorläufige Aktivierung eines Neurons (gewichtete Summe plus Bias) in die Spannweite der Zahlen zwischen null und eins zu drücken. Eine oft genutzte Aktivierungsfunktion ist die Sigmoidfunktion. Dies ist Definiert als:

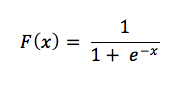


Abbildung 2: Definition Sigmoidfunktion

Diese Funktion drückt einen Wert zwischen null und eins. Je kleiner der Wert, desto näher ist er an der null. Je größer, desto näher an der eins. Dies kann man dem Verlauf der Sigmoidfunktion gut entnehmen:

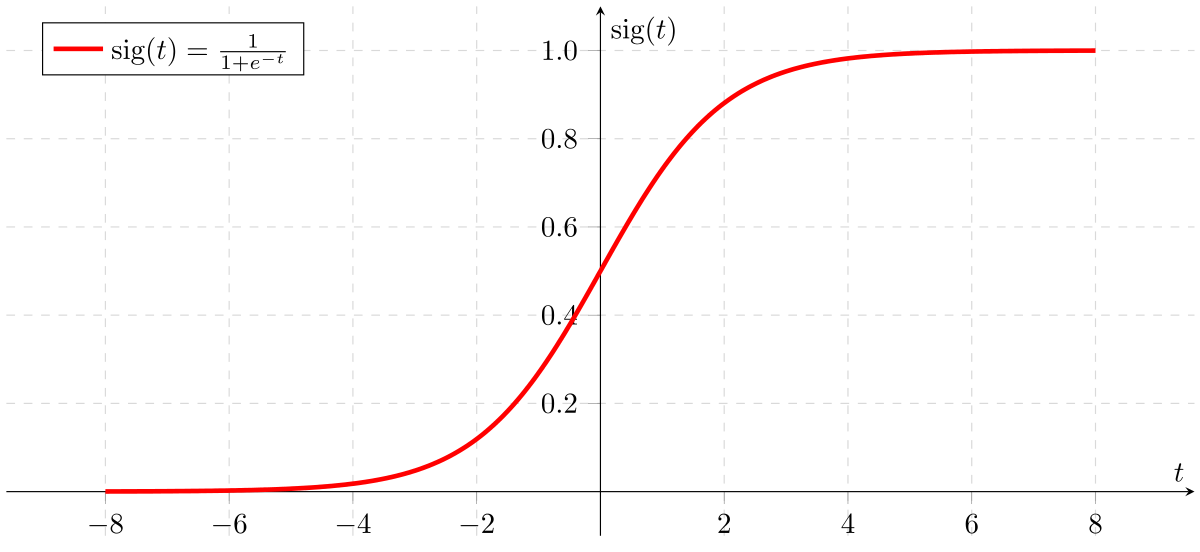


Abbildung 3: Sigmoidfunktion gezeichnet

### Konventionen zum Aufbau eines NNs

Um zu bestimmen wie viele Layers und Neurons ein NN braucht, kann man eine einfache Konvention zur Hilfe ziehen:

Tabelle 1: Regeln zur Bestimmung der Größe eines NNs

|  |  |
| --- | --- |
| Input Layer | Das Input Layer hat immer so viele Neurons, wie man sie braucht. Wenn man, zum Beispiel, Bilder Klassifizieren will, braucht man so viele Neurons, wie Pixel in den Bildern sind, das heißt n(Input) = Pixelbreite \* Pixelhöhe. |
| Output Layer | Im Output Layer braucht man so viele Neurons, wie Labels, den man den Daten zuschreiben will. Wenn man nur wissen will, ob auf einem Bild etwas bestimmtes zu sehen ist, oder nicht, braucht man nur ein Neuron. Will man wissen welche Ziffer zu sehen ist, braucht man zehn. |
| Hidden Layer | Man benutzt normalerweise nur ein bis zwei Hidden Layer. In Ausnahmefällen auch drei. Viel mehr als das sollte man aber nicht benutzen. |

Zur Bestimmung, wie viele Neurons in den Hidden Layern man braucht gibt es drei Regeln:

Tabelle 2: Regeln zur Bestimmung der Anzahl der Neurons in den Hidden Layern

|  |  |
| --- | --- |
| 1. Regel | Die Anzahl der Neurons in den Hidden Layern sollte zwischen der Größe des Input Layers und des Output Layers. |
| 2. Regel | Die Gesamtanzahl an Hidden Neurons sollte kleiner sein, als die doppelte Größe des Input Layers. |
| 3. Regel | Die Gesamtanzahl an Hidden Neurons sollte ungefähr 2/3 der Gesamtgröße des Input und Output Layers. |

## Benutzung

Wie bereits erwähnt kann ein NN Daten nur in Form von Zahlen annehmen. Diese Zahlen werden dann, so wie oben beschrieben, durch das NN gegeben. Am Ende gilt das Neuron im Output Layer mit der größten Aktivierung, als die Antwort des NNs. Damit das NN korrekte Antworten geben kann, muss es, wie schon gesagt, trainiert werden, das heißt, es bekommt Beispieldaten, mit den richtigen Antworten und versucht dann die verschiedenen Einstellungsmöglichkeiten (Weights und Biases) so zu verändern, das die richtigen Antworten gegeben werden. Dieser Vorgang wird durch eine Trainingsfunktion verwirklicht.

### Trainingsfunktionen

Es gibt Verschiedene Arten, wie man ein NN trainieren kann. Die meist benutzten sind "supervised learning" und "unsupervised learning". Beim "unsupervised learning" bekommt das NN nur Daten und muss diese dann alleine Klassifizieren. Beim "supervised learning" bekommt das NN Paare an Daten und versucht mit den Eingabedaten die zugehörige Klassifizierung zu finden. Ich gehe im folgenden auf das "supervised learning" ein, da ich diese auch in meinem späteren Beispiel benutze.

Das NN geht beim "supervised learning" die Trainingsdaten durch und bildet zu jedem seine Ausgabe.

### Anwendungsbeispiele

# Was sind Tensorflow und Keras?

## Erklärung von Tensorflow und Keras

## Wie wird mit Tensorflow ein NN modelliert?

# Vorbereitung der Daten

## Trainigsdaten-Set

## Testdaten

# Aufbau und Anbindung eines NNs zum Auslesen eines Nummernschildes

## Pythoncode

## Javacode

# Evaluation der Ausgabe des Programmes

# Fazit

# Literaturverzeichnis

## Bildquellen

Tensorflow Logo:

Quelle: <https://de.wikipedia.org/wiki/Datei:Tensorflow_logo.svg>

Lizenz: [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.de)

Urheber: "FlorianCassayre"

Keras Logo:

Quelle: <https://de.wikipedia.org/wiki/File:Keras_Logo.jpg>

Lizenz: keine

Urheber: "Francois Chollet"

Tensorflow und Keras:

Quelle: <https://bit.ly/2BMazAF>

Lizenz: keine Angabe

Urheber: keine Angabe

Kamera:

Quelle: <https://www.flaticon.com>

Lizenz: [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.de)

Urheber: [Freepik](https://www.freepik.com)

Kopf:

Quelle: <https://www.flaticon.com>

Lizenz: [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.de)

Urheber: [Smaschicons](https://www.flaticon.com/authors/smashicons)

## Textquellen

*A Beginner's Guide to Neural Networks and Deep Learning*. 2018. 28. Februar 2019. <https://skymind.ai/wiki/neural-network>.

*How to choose the number of hidden layers and nodes in a feedforward neural network*. 2010-2015. 29. Februar 2019. <https://stats.stackexchange.com/questions/181/how-to-choose-the-number-of-hidden-layers-and-nodes-in-a-feedforward-neural-netw>.

Nielson, Michael. *Neural Networks and Deep Learning*. 2015. 28. Februar 2019. <http://neuralnetworksanddeeplearning.com>.

# Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Graphische Darstellung NN 4

Abbildung 2: Definition Sigmoidfunktion 5

Abbildung 3: Sigmoidfunktion gezeichnet 6

# Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Regeln zur Bestimmung der Größe eines NNs 6

Tabelle 2: Regeln zur Bestimmung der Anzahl der Neurons in den Hidden Layern 6

# Anhang

**Eigenständigkeitserklärung**:

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne fremde Hilfe verfasst und keine anderen als die im Literaturverzeichnis angegebenen Hilfsmittel verwendet habe. Insbesondere versichere ich, dass ich alle wörtlichen und sinngemäßen Übernahmen aus anderen Werken und aus den genutzten Internetquellen als solche kenntlich gemacht habe. Mir ist bekannt, dass die Facharbeit einer externen Plagiatskontrolle unterzogen wird.

Sofern sich – auch zu einem späteren Zeitpunkt – herausstellen sollte, dass die Arbeit oder Teile davon nicht selbstständig verfasst wurden, so wird die Arbeit auch nachträglich mit null Punkten bewertet.

Ort, Datum Unterschrift

1. Ich benutze den Englischen Begriff, da dieser auch in der Literatur so genutzt wird [↑](#footnote-ref-1)
2. entnommen aus Neural Networks and Deep Learning [↑](#footnote-ref-2)