



Artificial Neural Networks

Angelehnt an die Serie „ANN“ von 3Blue1Brown

Heilbronn, den 24.05.2022



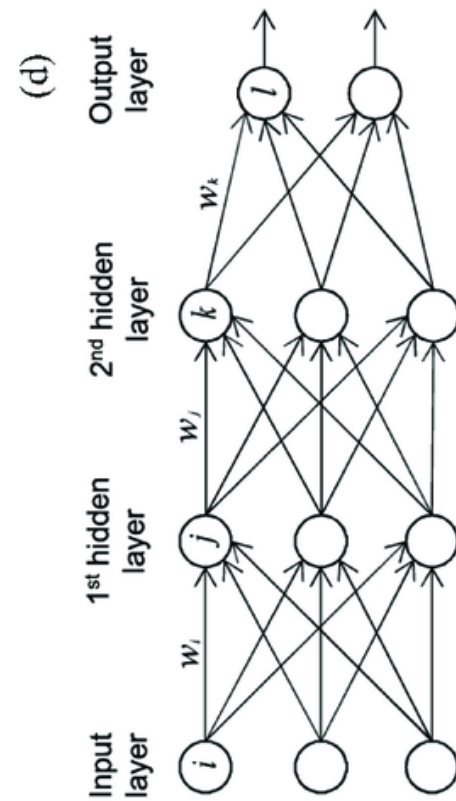
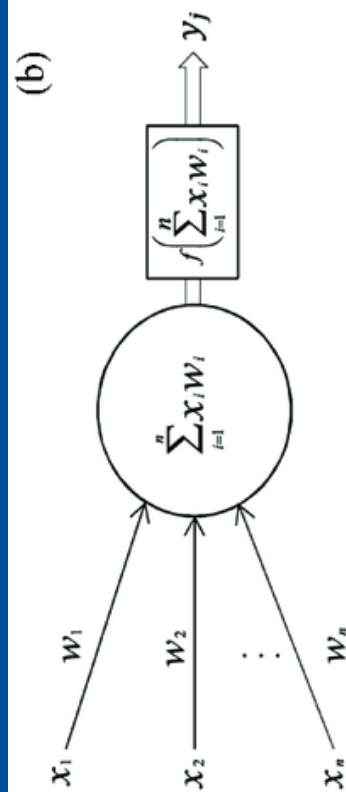
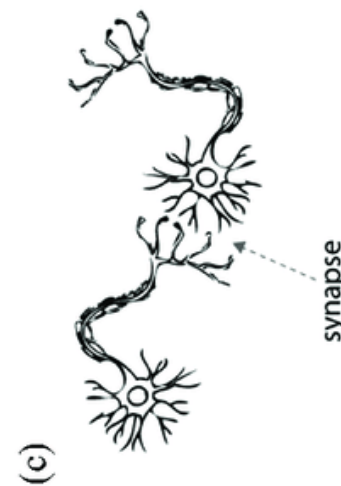
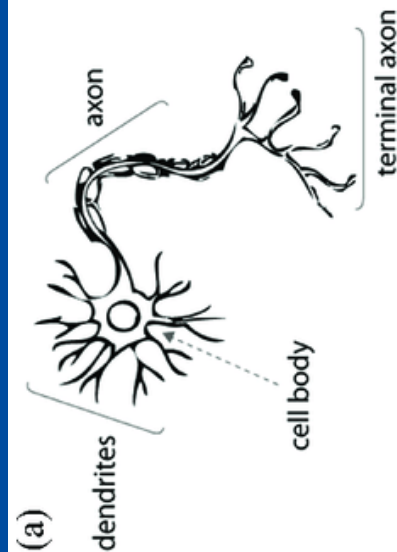
Agenda

- 01** Einführung ANN
- 02** Feedforward Neural Network - Digit Recognition
- 03** Testing & Optimizing
- 04** Auswertung unseres Modell
- 05** Vergleich zu anderen NN

01

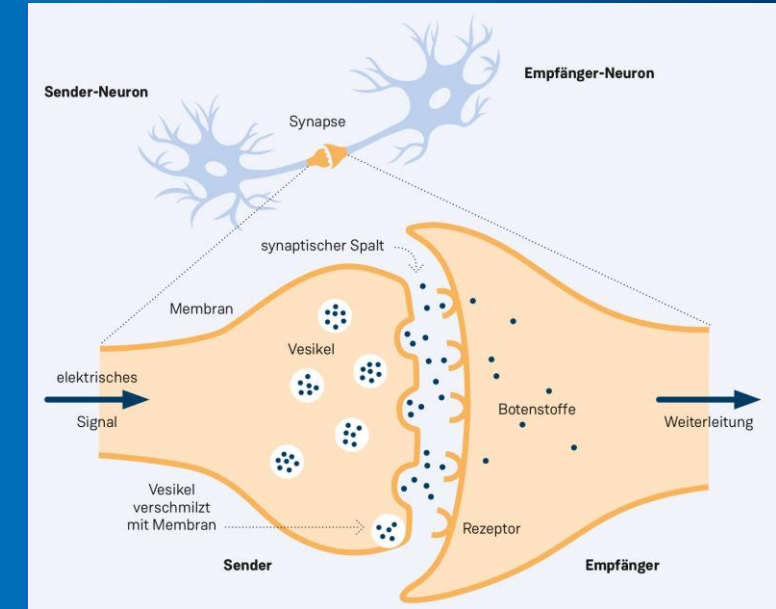
Einführung ANN

Artificial Neural Networks

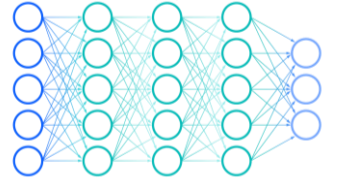


Artificial Neural Networks

- Künstliche Neuronale Netze (KNN) sind inspiriert durch den Informationsfluss innerhalb des menschlichen Gehirns
- Neuronen, die mit anderen Neuronen verbunden sind und sich gegenseitig „Signale / Informationen“ senden

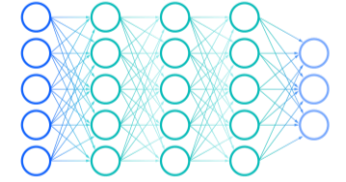
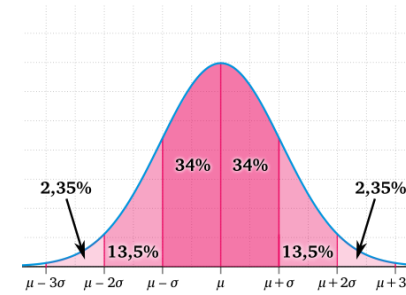


Einsatzgebiete von Feedforward NN's

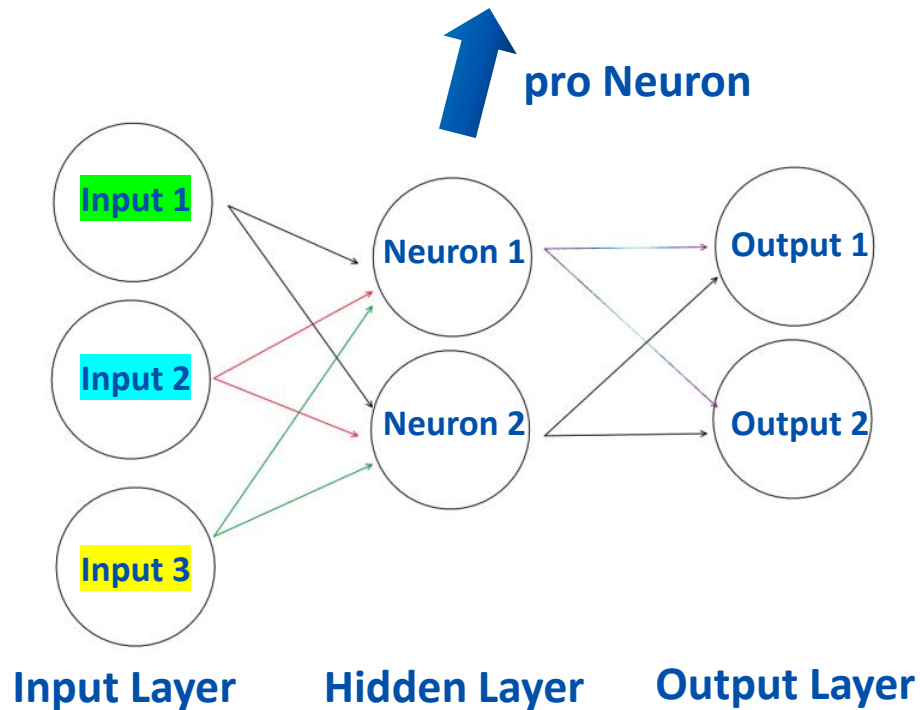


- **Pattern Recognition (unsupervised)**
 - Automatisches Erkennen von Mustern / Regelmäßigkeiten in Trainingsdaten
 - Clustering von Daten
- **Classification (supervised)**
 - Einteilung der Daten anhand der Merkmale in vordefinierte Klassen
 - Handschrifterkennung, Bildklassifikation

Feedforward NN - Aufbau



$$\text{Input 1} * \text{Weight 1} + \text{Input 2} * \text{Weight 2} + \text{Input 3} * \text{Weight 3} + \text{Bias} = \text{Output (x)}$$



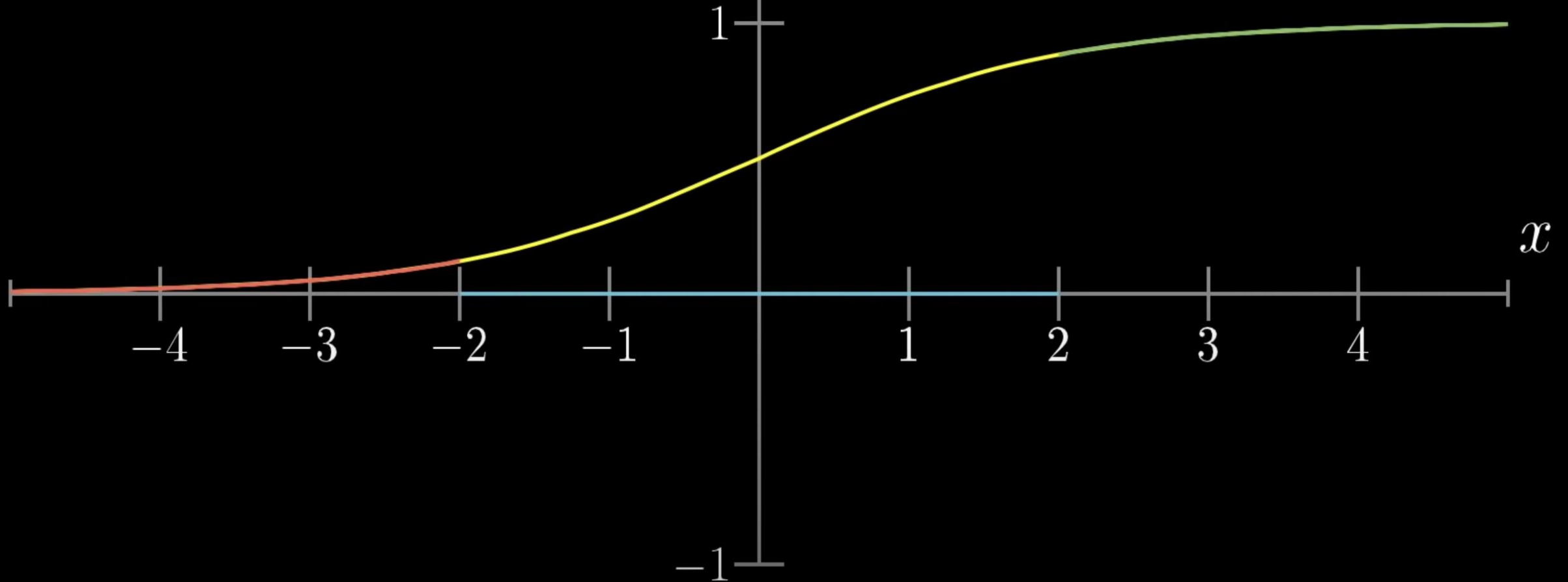
Sigmoid

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} = \text{Wert (zwischen 0 u. 1)}$$

Sigmoid

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

Input 1 * Weight 1 + Input 2 * Weight 2 + Input 3 * Weight 3 + Bias = Output (x)



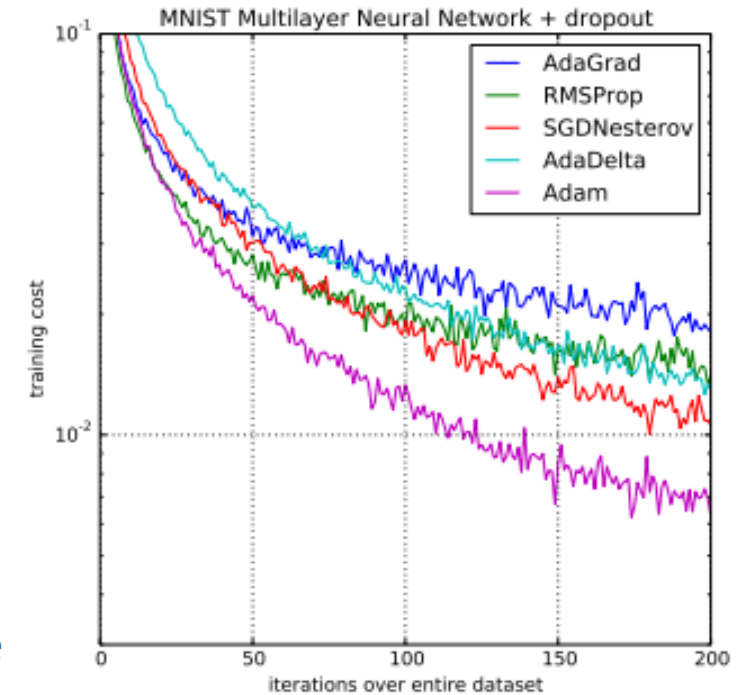
Wie wird unser Netzwerk „schlauer“?



Supervised Learning / Überwachtes Lernen:

Back Propagation

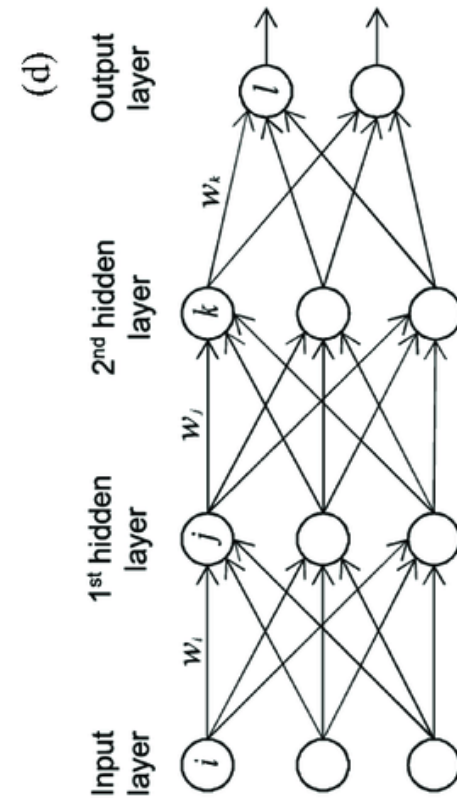
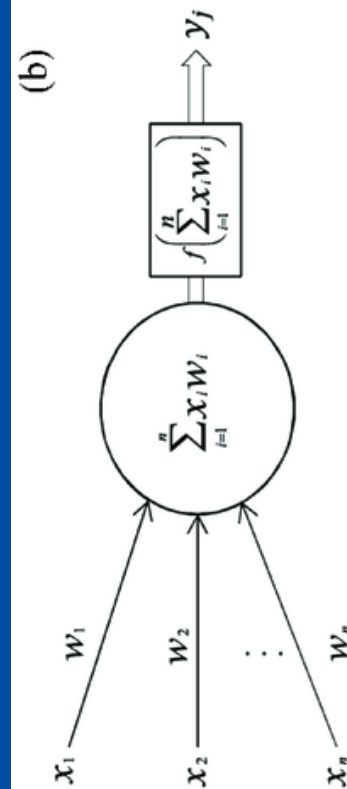
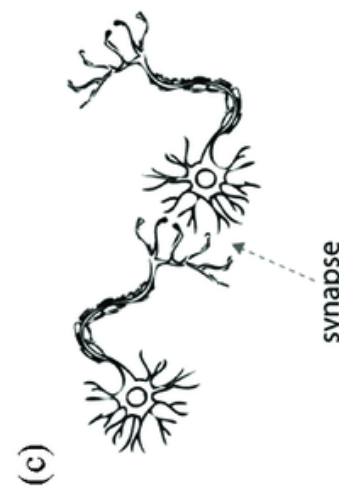
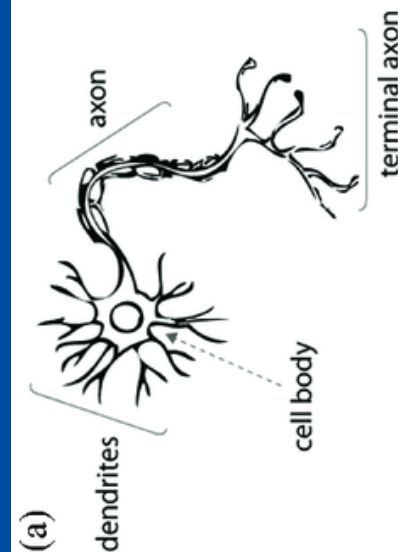
- Algorithmus, der für den Lernprozess des Netzwerks zuständig ist
 - Cost des ANN: unterschied zwischen output und dem erwarteten Wert
 - Cost wird genutzt um die weights und bias anzupassen
 - Durchschnitt von allen weights und bias bilden das verbesserte Model
- Prozess wird so lange wiederholt bis die optimale Anpassung gefunden wurde
- Kompromiss, um alle Klassen möglich genau zu erraten



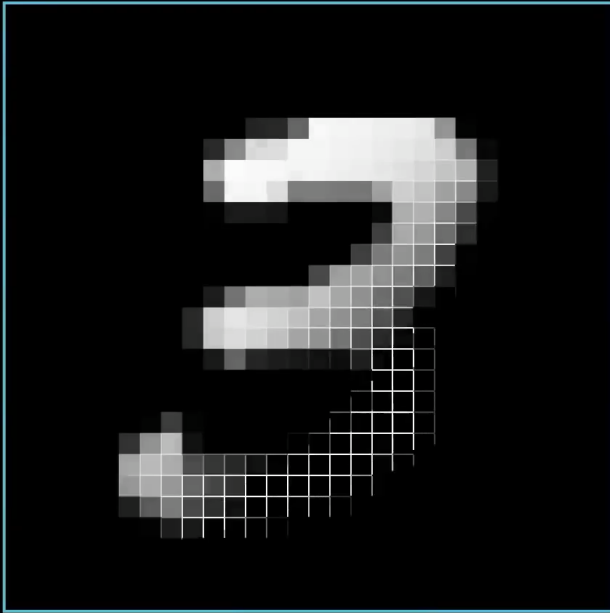
02

Feedforward NN - Digit Recognition

Artificial Neural Networks



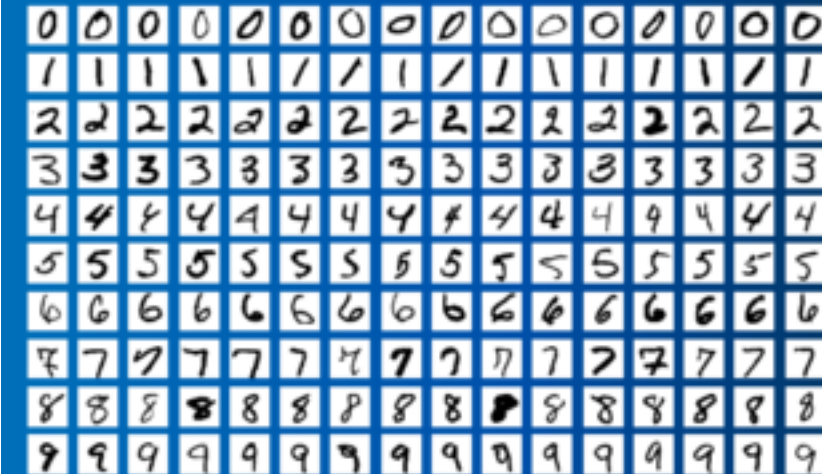
Einführung – Was ist unser Ziel?



Unser Neuronales Netz soll anhand eines Bildes eine handgeschriebene Zahl identifizieren

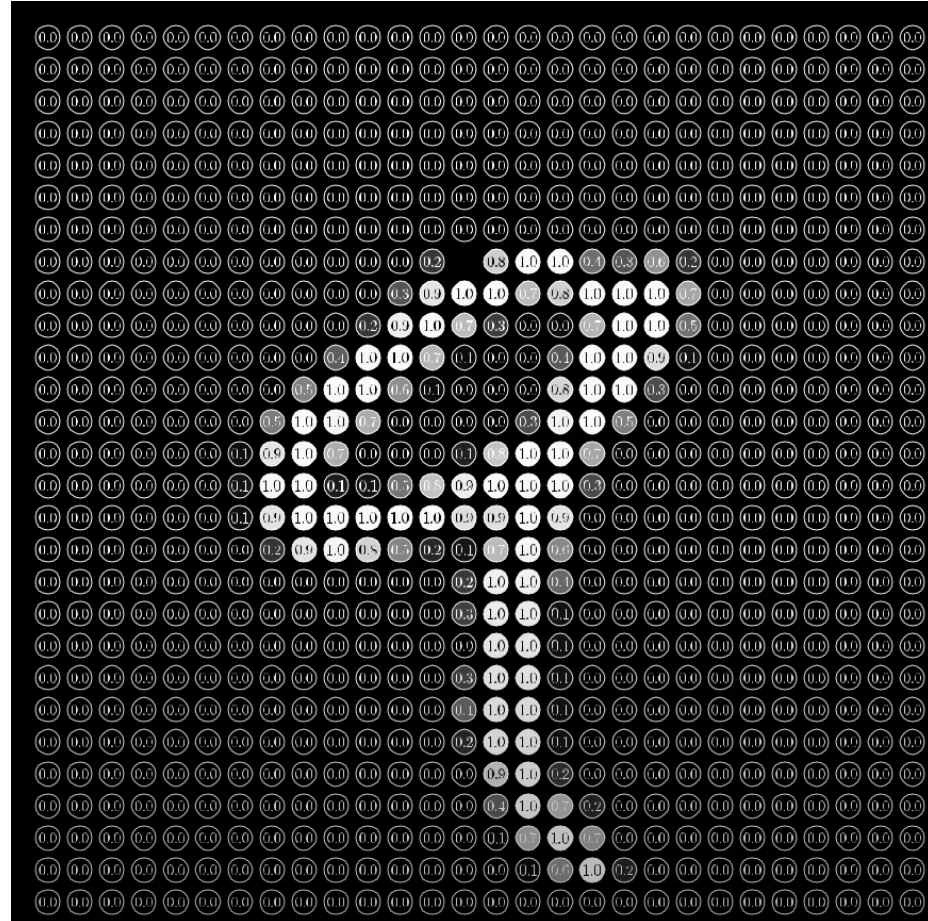
MNIST- Datensatz (Input)

- **Mixed National Institute of Standards and Technology** (Öffentliche Datenbank für handgeschriebene Zahlen)
- Training Datensatz aus 60.000 Bildern
- Testing Datensatz aus 10.000 Bildern
- Zahlen aus Training- und Test-Datensatz von unterschiedlichen Personen geschrieben
 - SD-3 (Mitarbeiter von Census Bureau)
 - SD-1 (Schüler)



Input - Verarbeitung

28



0.22

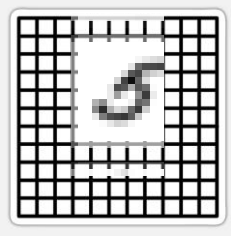
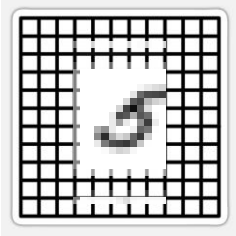
- Neuronenfeld **28x28** = 784 Pixel
- Jedes **Neuron** nimmt Wert zwischen **0 u. 1** an

Je heller, desto höher der Wert (näher an 1)

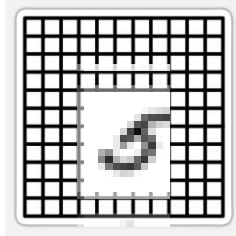
Je dunkler, desto kleiner der Wert (näher an 0)

→ Jedes Neuron im Input-Layer ist für ein Pixel zuständig

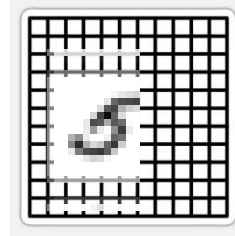
Erweiterung des Datensatz



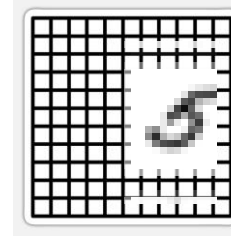
oben



unten



links



rechts



Data without expansion: 70.000 Bilder

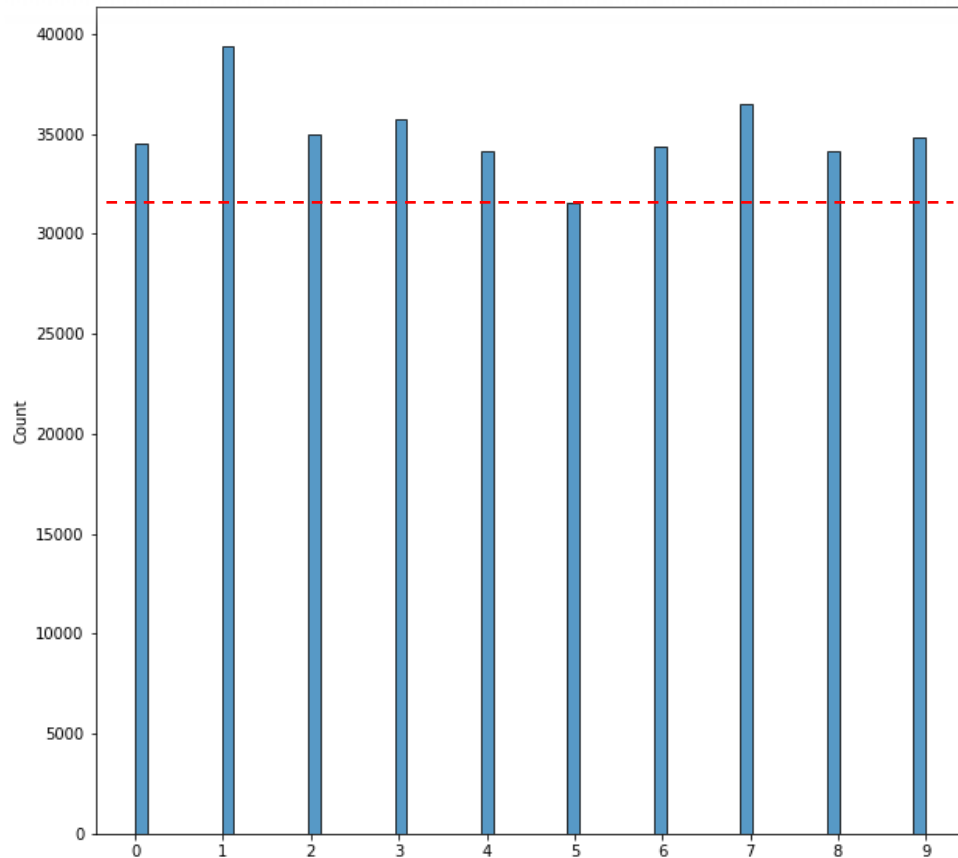
50.000 (training_data) + 10.000 (validation_data) + 10.000 (test_data)

Expanded Data: 350.000 Bilder

50.000 Training Data + 4 * 50.000 (Bilder nach oben, unten, links, recht) +
10.000 Test Data + 4* 10.000 (Bilder nach oben, unten, links, recht) +
10.000 Validation Data + 4 * 10.000 (Bilder nach oben, unten, links, recht)

→ Zusammen gebündelt in **training_data**

Undersampling

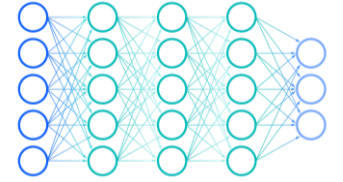


31.565 Fünfen in unserem Datensatz

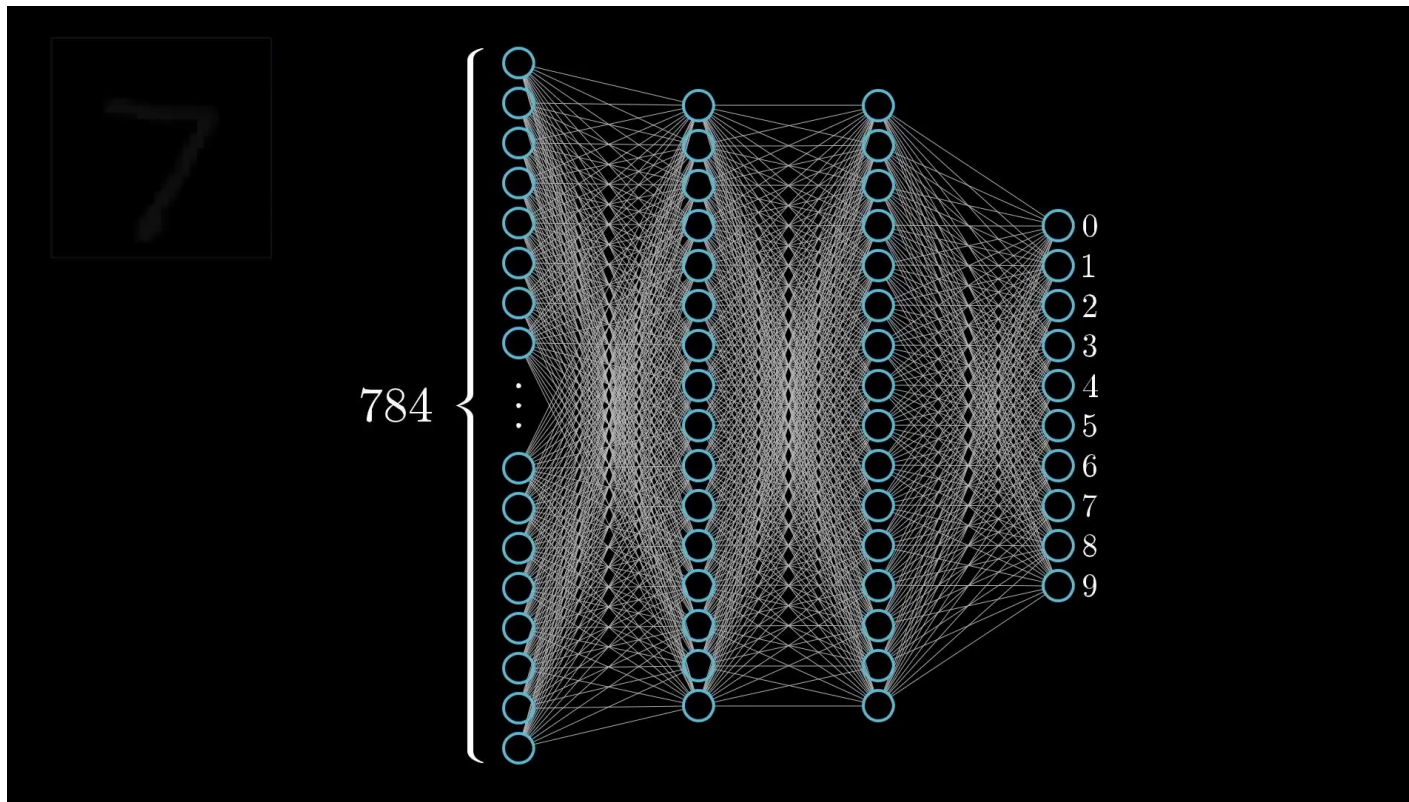
Alle Zahlen mit mehr als 31.565 Bildern sollen auf diese Anzahl begrenzt werden

→ Jede Zahl hat die selbe Anzahl an Trainingsdaten

Unser erstes / simples Modell



$$\text{Input 1} * \text{Weight 1} + \text{Input 2} * \text{Weight 2} + \text{Input 3} * \text{Weight 3 (...)} + \text{Bias} = \text{Output (x)}$$



Jedes Neuron im Hidden-Layer bekommt einen Input von allen Neuronen der Schicht davor

2 Hidden Layer mit 16 Neuronen

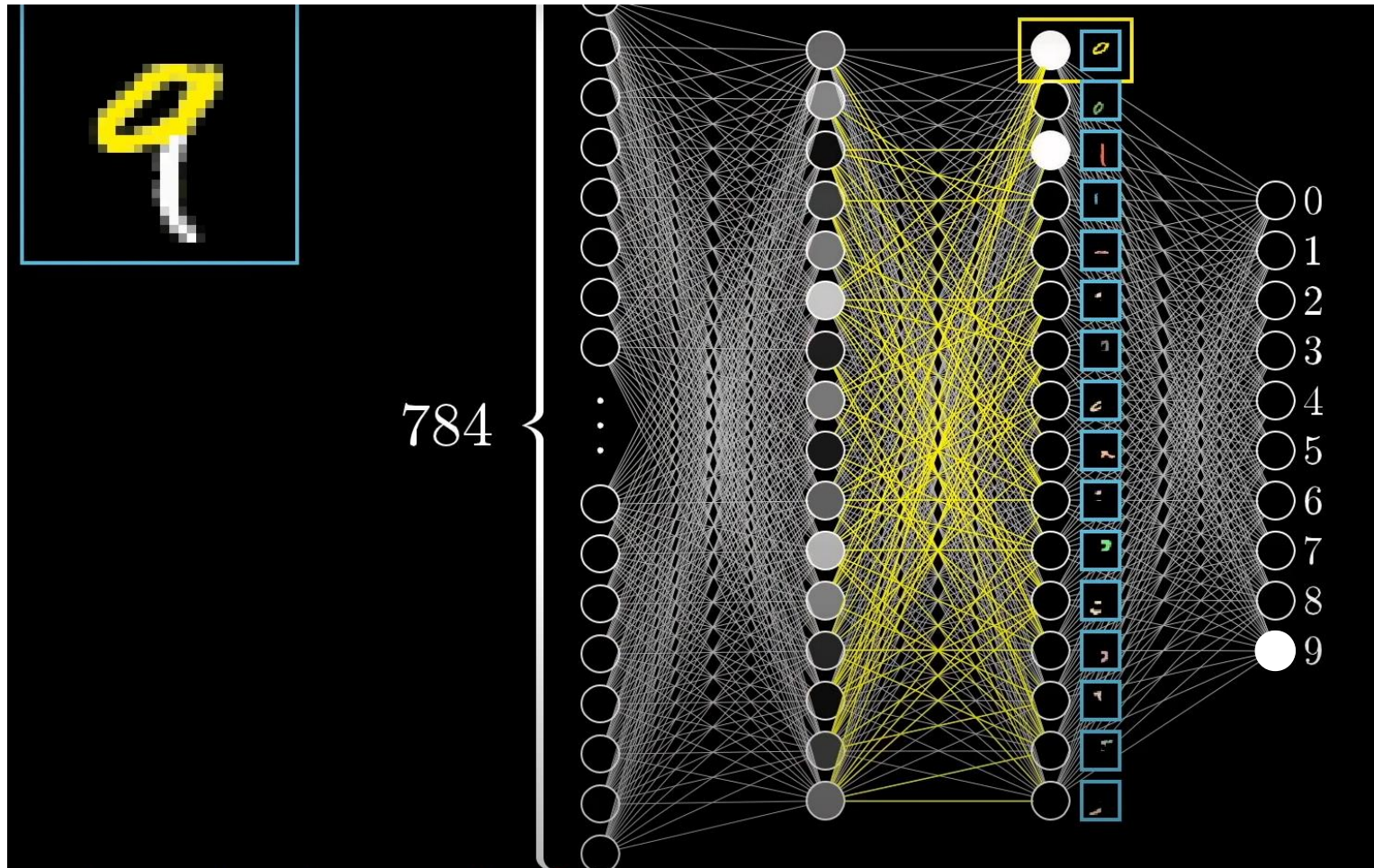
Jedes Neuron besitzt eigene Weights

$784 \times 16 + 16 \times 16 + 16 \times 10$ weights

$16 + 16 + 10$ biases

→ 13,002 Optimiermöglichkeiten

Mögliche Verarbeitung (Hidden Layer)



Jede Zahl besteht aus einzelnen Komponenten

Die Zahl 9 besteht z.B aus

$$\cup + 0 = 9$$

In den Hidden Layer werden die bestandteile einer Zahl ausgewertet und kombiniert

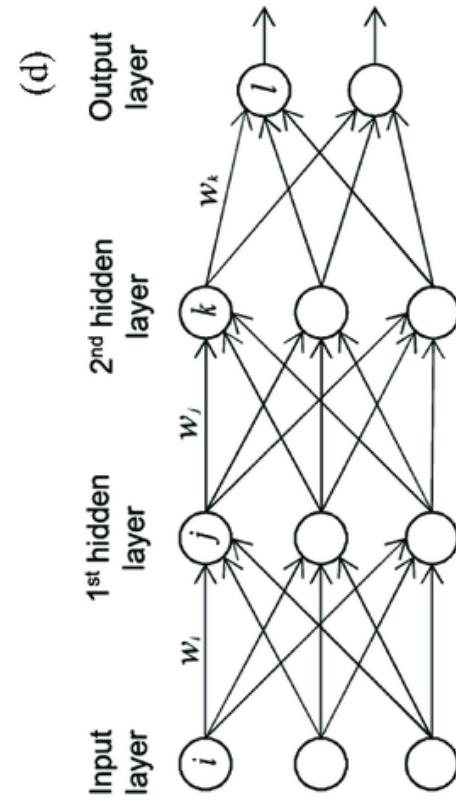
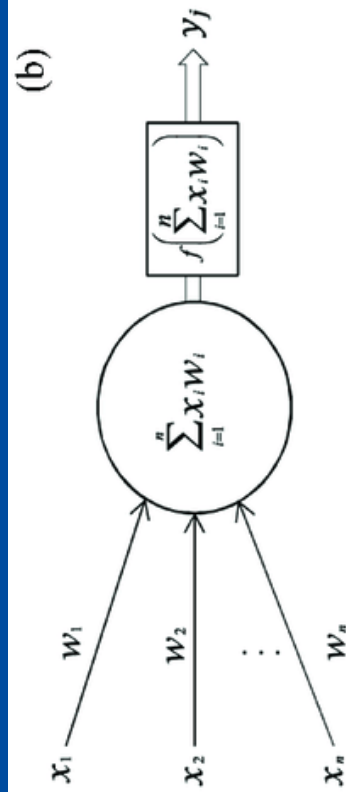
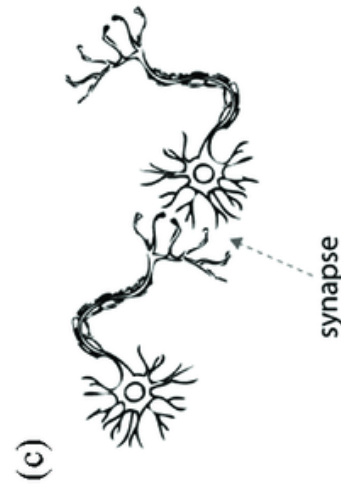
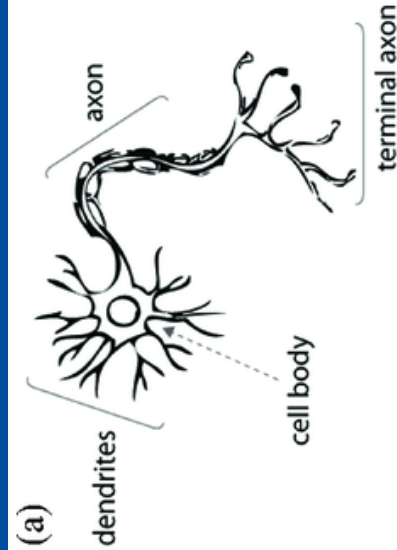
=> Output

In dem dritten Layer wird entschieden, inwiefern der Input (Bild), dem Pixelausschnitt ähnelt

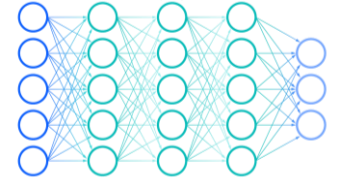
03

Testing & Optimizing

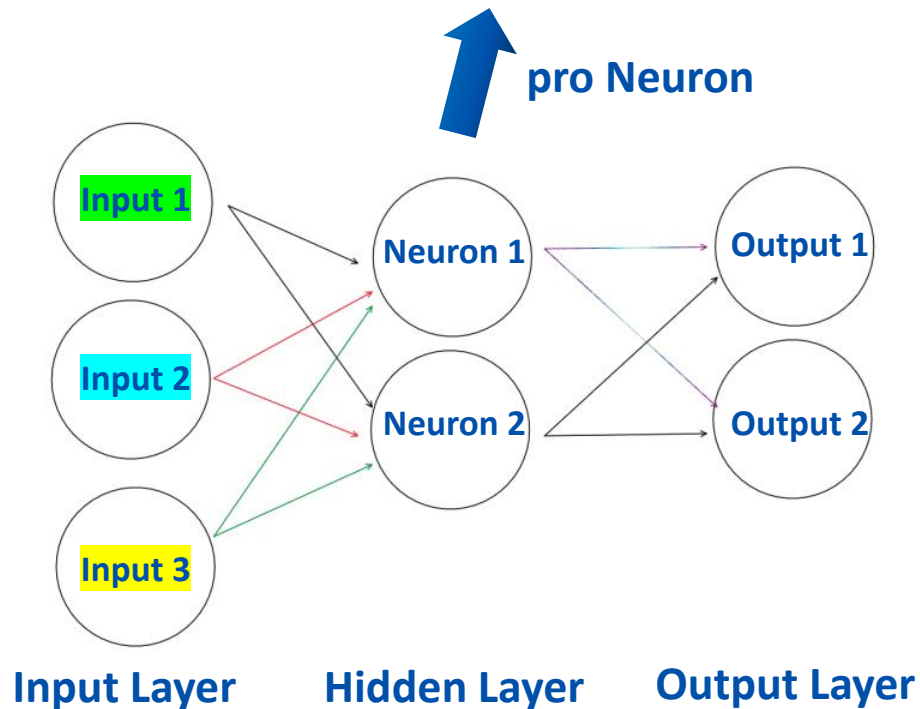
Artificial Neural Networks



Recap Feedforward NN - Aufbau



$$\text{Input 1} * \text{Weight 1} + \text{Input 2} * \text{Weight 2} + \text{Input 3} * \text{Weight 3} + \text{Bias} = \text{Output (x)}$$



Sigmoid

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} = \text{Wert (zwischen 0 u. 1)}$$

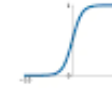
Adjusting Hyper-Parameter



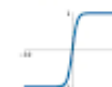
- **Number of Hidden Layers, Neurons**(mehr Neurons dauert länger)
- **Activation** (sigmoid, ReLU, tanh etc.)
- **Solver** (Verschiedene Ansätze, um die Weights anzupassen)
- **Batch Size** (Legt fest, wie viele Bilder werden bearbeitet bis die weights angepasst werden)
- **Learning Rate** (Bestimmung der Start-rate / Schrittgröße, Veränderung der Rate im Lern-Prozess , Stop festlegen)

Activation Functions

Sigmoid
 $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$



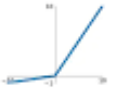
tanh
 $\tanh(x)$



ReLU
 $\max(0, x)$



Leaky ReLU
 $\max(0.1x, x)$



Maxout
 $\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$

ELU
 $\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$

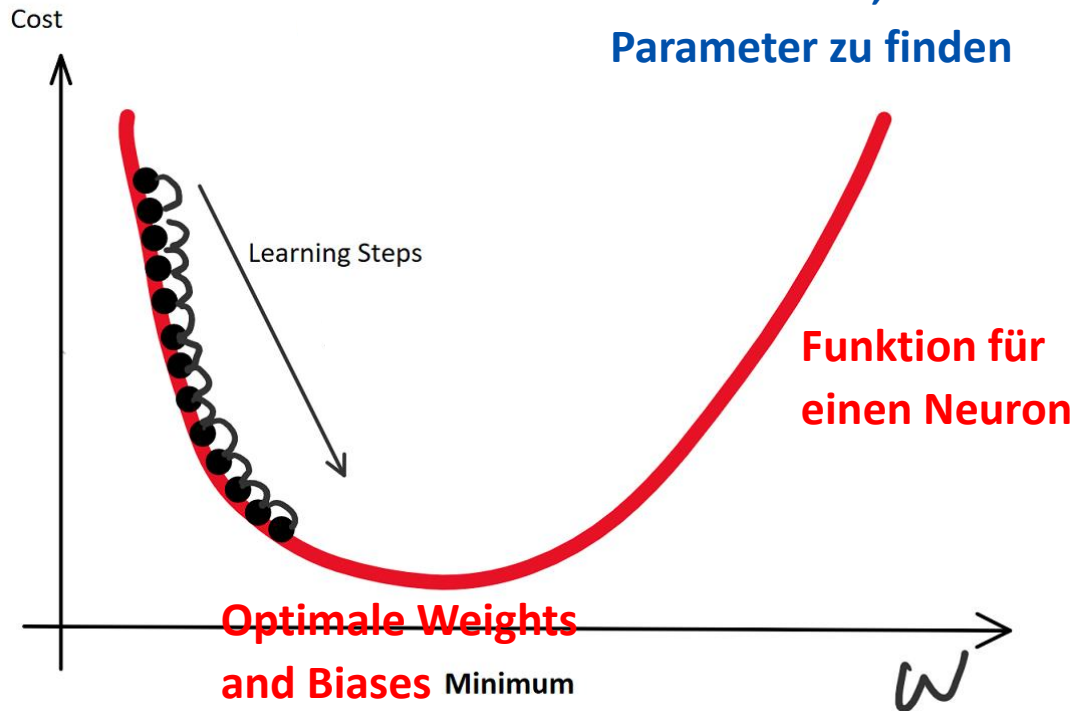


Learning Rate (η) – Kostenfunktion



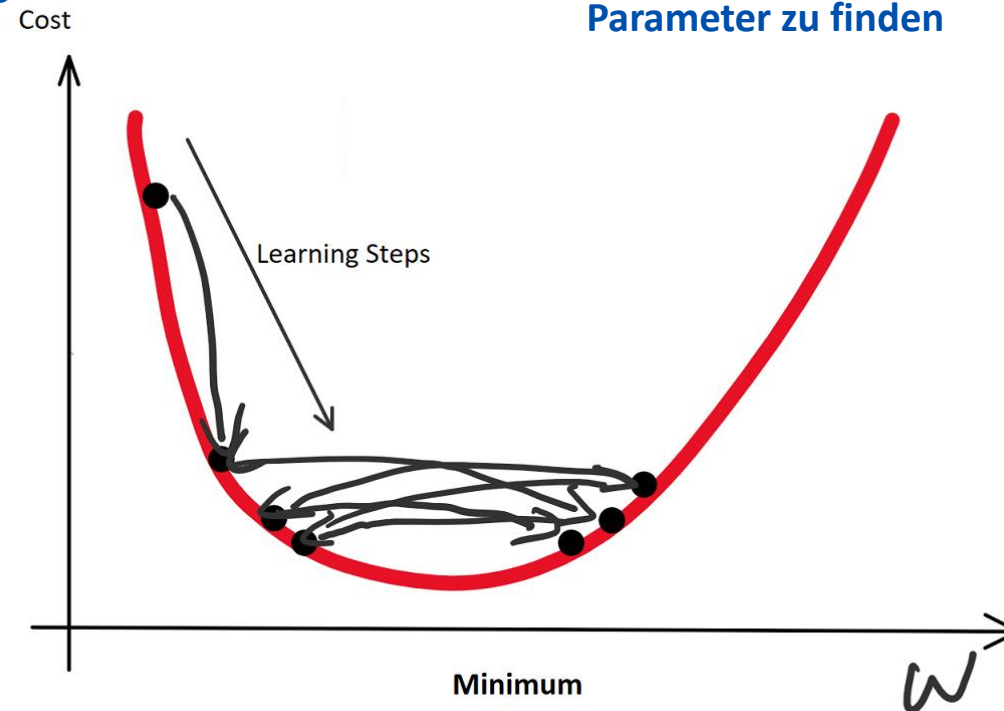
Low η

- Niedrige Annäherung pro Update
- Hohe Dauer
- Hohe Chance, den richtigen Parameter zu finden



High η

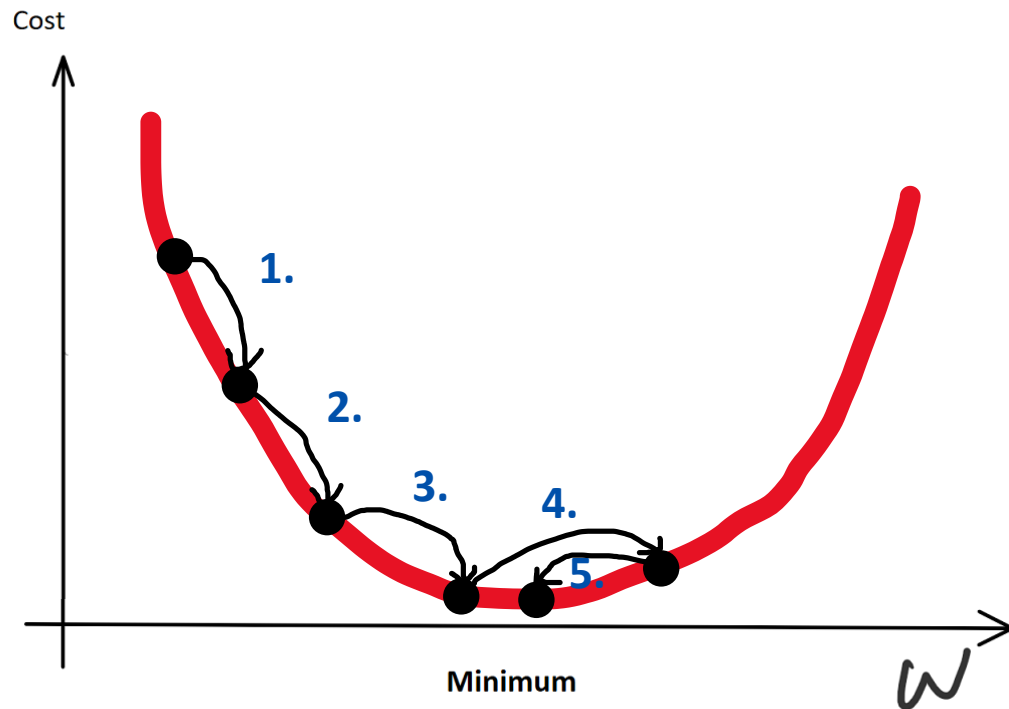
- Schnelle Annäherung pro Update
- Niedrige Dauer
- Niedrige Chance, den richtigen Parameter zu finden



Annealing the Learning Rate → adaptive



`learning_rate{'constant', 'invscaling', 'adaptive'}`



Loss rate = Fehlerrate im Training des NN

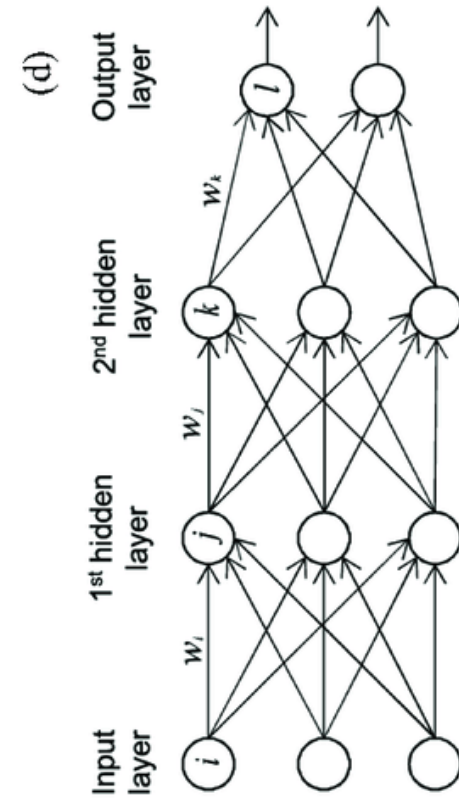
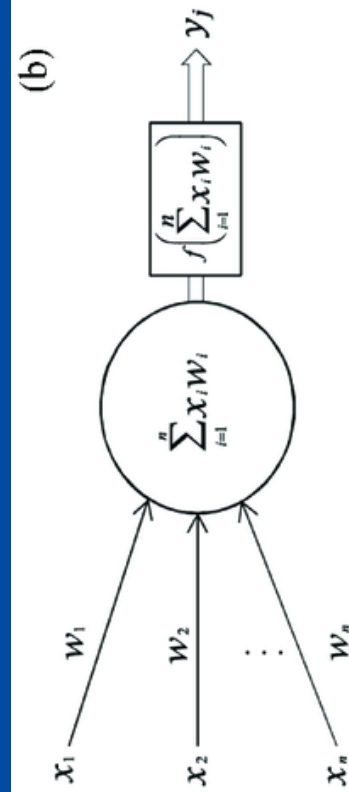
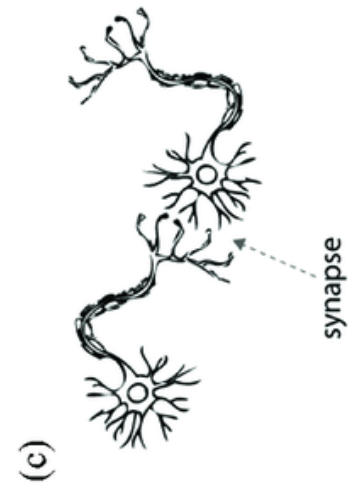
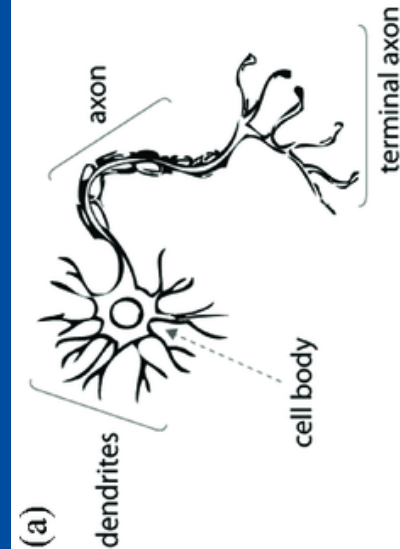
1. Loss rate wird geringer, η bleibt gleich
2. Loss rate wird geringer, η bleibt gleich
3. Loss rate wird geringer, η bleibt gleich
4. Loss rate wird höher, η wird verkleinert
5. Loss rate wird geringer

→ Optimum/Minimum gefunden

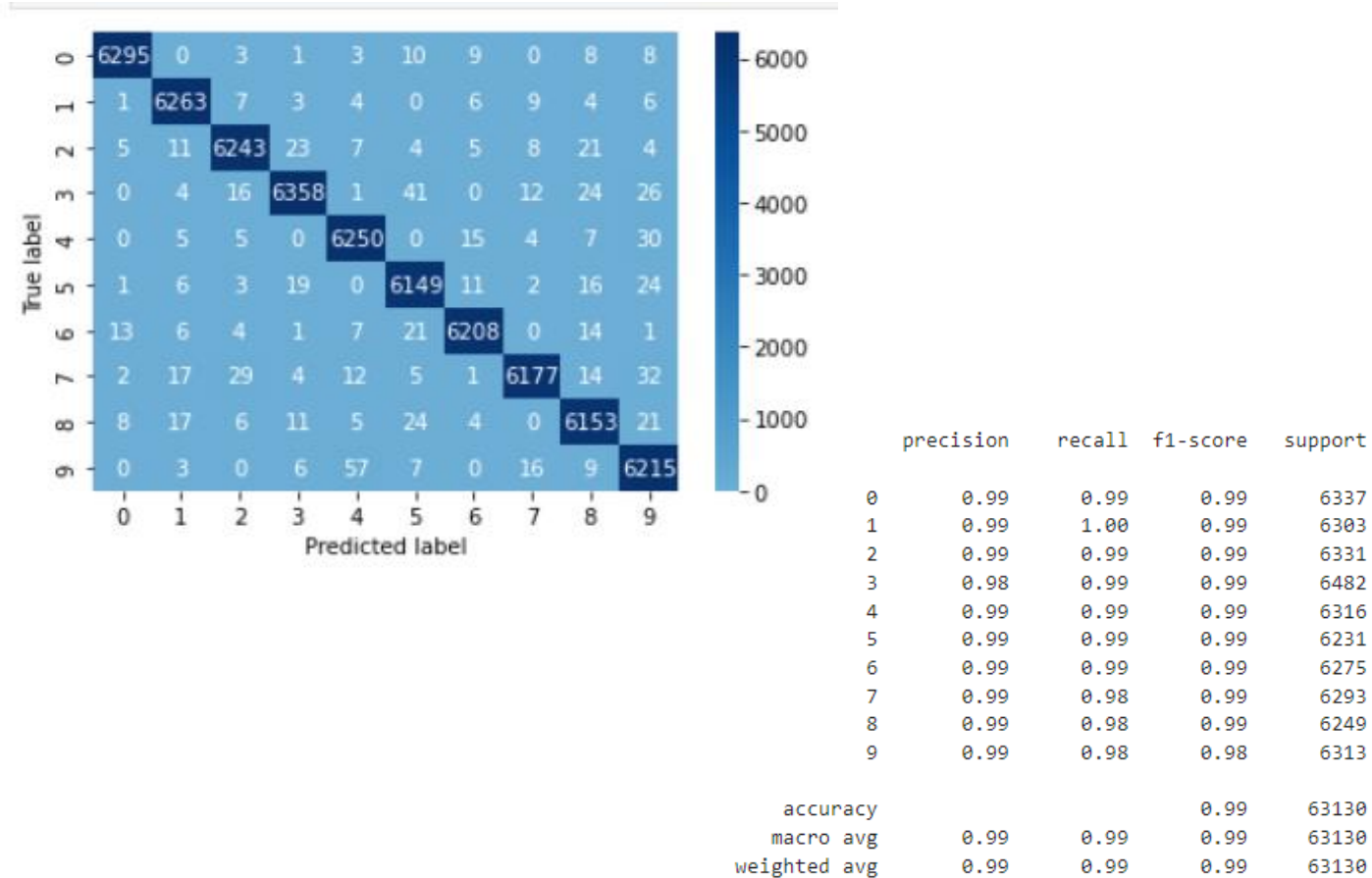
04

Auswertung unseres Modells

Artificial Neural Networks



Evaluation of our model (Confusion matrix)

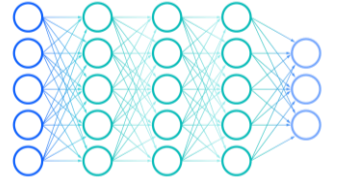


Unser Modell identifiziert eine handgeschriebene Zahl in Form eines Bildes mit einer **Genauigkeit von 0.988**

- Niedrige Loss Rate
- „Niedrige Anzahl an falsch erratenen Zahlen (im Verhältnis zur Menge der Daten (63130 Test Daten))“
- Hohe precision, recall, f1-score, support

04

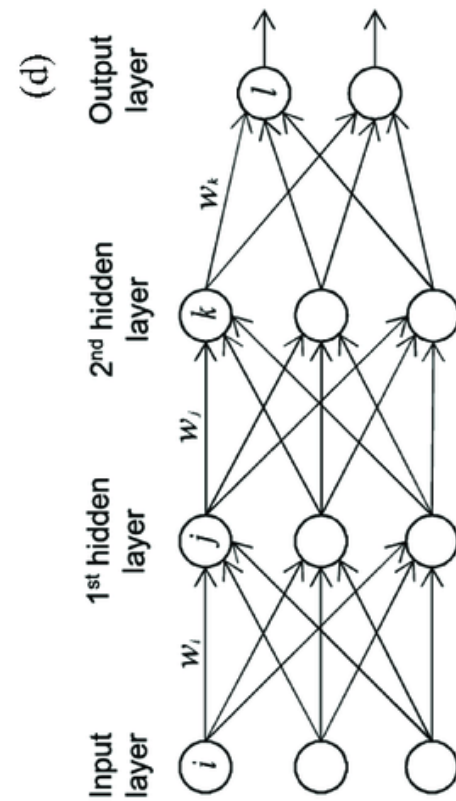
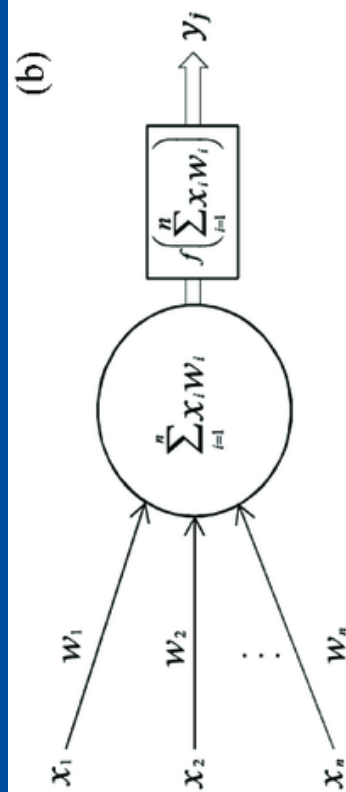
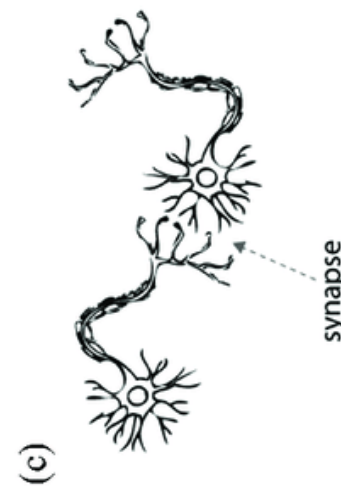
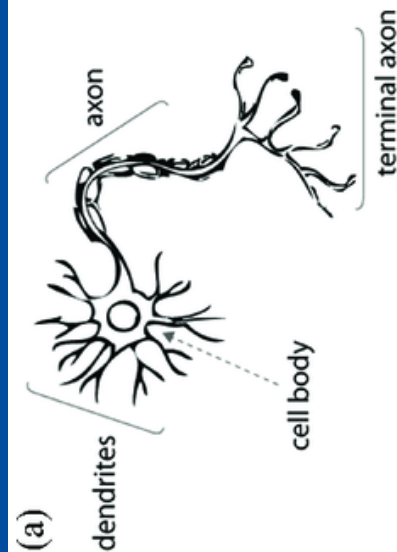
Vergleich der Modelle



05

Vergleich zu anderen Neuronalen Netzen

Artificial Neural Networks



Arten von Neuronalen Netzwerken



Feedforward Neural Network

Informationsfluss ausschließlich vorwärtsgerichtet

→ Klassifikation

Convolutional (CNN)

Convolutional Layer - Pooling Layer - Fully-Connected Layer.

→ Bilderkennung

Recurrent (RNN)

Output wird wieder als Input verwendet
→ Rückkopplung

→ Spracherkennung

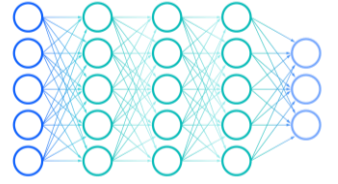
Generative Adversarial Networks (GANs)

Erzeugen aus Input neue Daten

Generatoren und Diskriminatoren

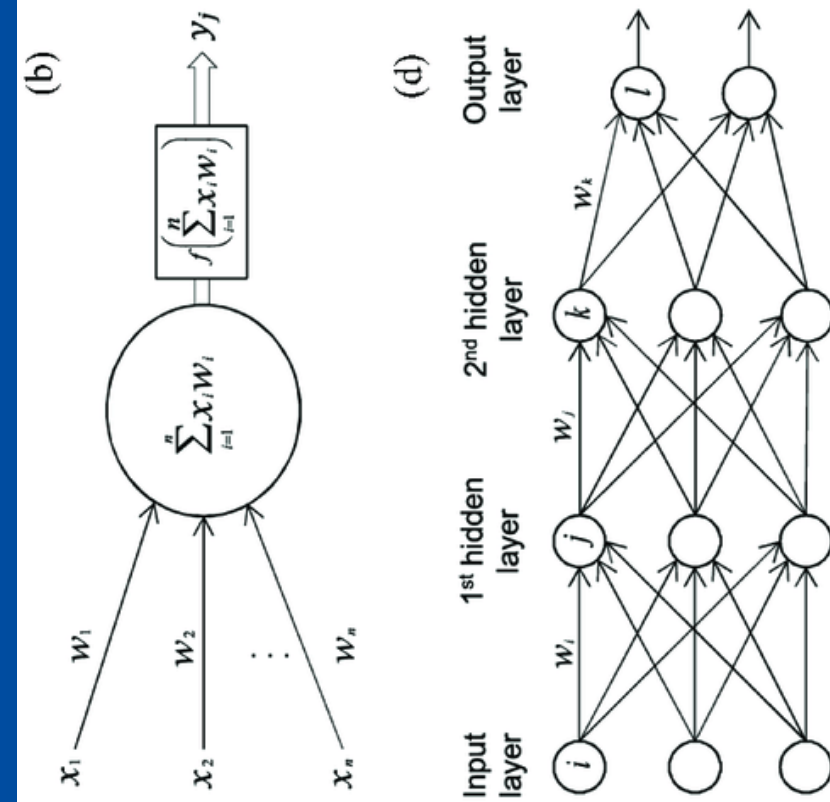
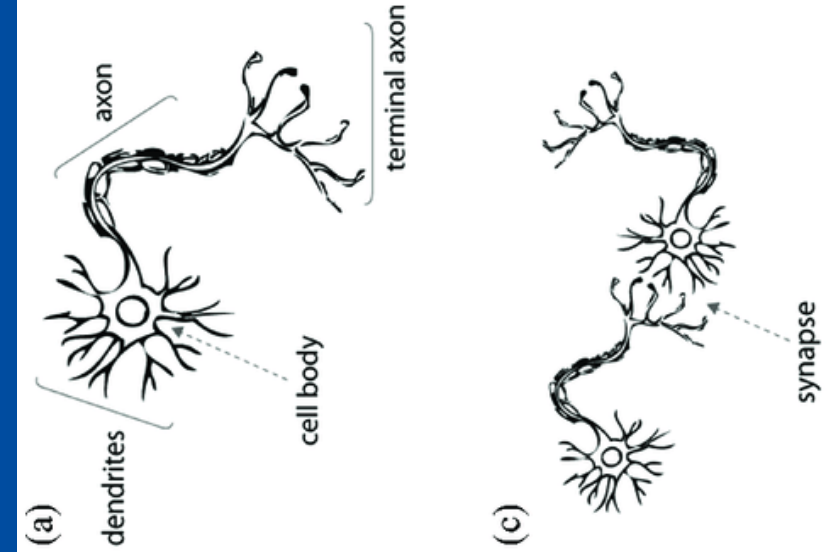
→ Erzeugen eines fiktiven Bild

Einsatzgebiete

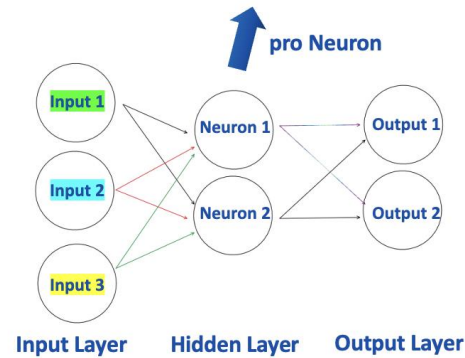


Das Wichtigste auf einen Blick

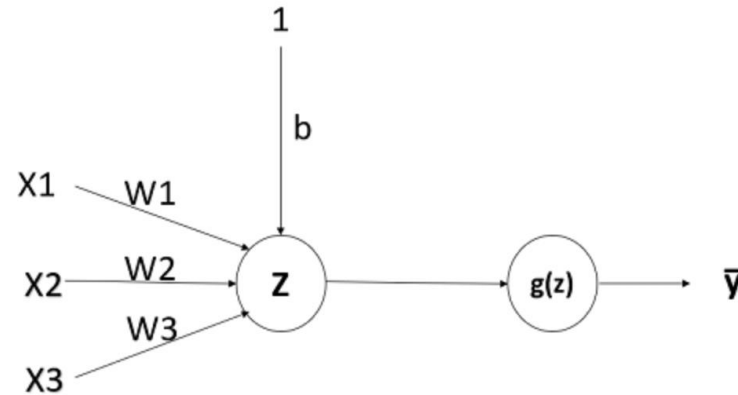
Artificial Neural Networks



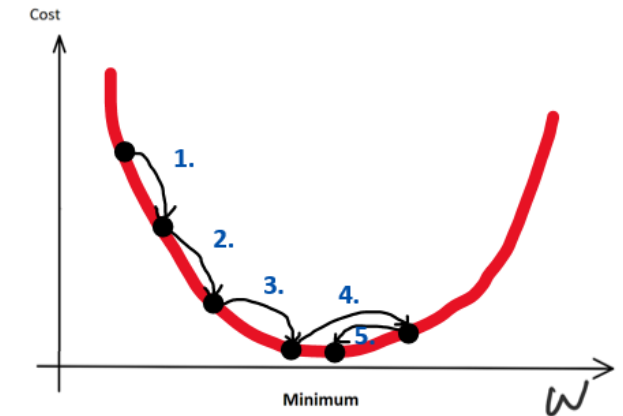
$$\text{Input 1} * \text{Weight 1} + \text{Input 2} * \text{Weight 2} + \text{Input 3} * \text{Weight 3} + \text{Bias} = \text{Output (x)}$$



$$\text{Sigmoid } f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} = \text{Wert (zwischen 0 u. 1)}$$



learning_rate { 'constant', 'invscaling', 'adaptive' }



Adjusting Hyper-Parameter

- **Number of Hidden Layers, Neurons** → braucht sehr viel Rechenleistung
- **Activation** (sigmoid, ReLU, tanh etc.)
- **Solver** (Verschiedene Ansätze, um die Weights anzupassen)
- **Batch Size** (Legt fest, wie viele Bilder werden bearbeitet bis die weights angepasst werden)
- **Learning Rate** (Bestimmung der Start-rate / Schrittgröße, Veränderung der Rate im Lern-Prozess, Stop festlegen)

Activation Functions

Sigmoid
 $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$



Leaky ReLU
 $\max(0.1x, x)$



tanh
 $\tanh(x)$



Maxout
 $\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$



ReLU
 $\max(0, x)$



ELU
 $\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$



Quellen

- https://www.youtube.com/watch?v=aircAruvnKk&list=LL&index=2&ab_channel=3Blue1Brown
- https://www.youtube.com/watch?v=IHZwWFHWa-w&list=LL&index=1&ab_channel=3Blue1Brown
- <https://www.marketing-boerse.de/fachartikel/details/2049-pattern-matching---muster-fuer-marketing-nutzen/173145> Letzter Zugriff: 12.05.22
- <https://www.bigdata-insider.de/die-wichtigsten-typen-neuronaler-netze-fuer-deep-learning-a-1101586/> Letzter Zugriff: 16.05.22
- <https://data-science-blog.com/blog/2019/01/13/training-eines-neurons-mit-dem-gradientenverfahren/> Letzter Zugriff: 20.05.22
- [https://machine-learning.paperspace.com/wiki/weights-and-biases#:~:text=In%20an%20ANN%2C%20each%20neuron,inputs%20along%20with%20the%20bias.&text=Weights%20control%20the%20signal%20\(or,the%20connection\)%20between%20two%20neurons.](https://machine-learning.paperspace.com/wiki/weights-and-biases#:~:text=In%20an%20ANN%2C%20each%20neuron,inputs%20along%20with%20the%20bias.&text=Weights%20control%20the%20signal%20(or,the%20connection)%20between%20two%20neurons.) Letzter Zugriff: 20.05.22
- <https://blog.exsilio.com/all/accuracy-precision-recall-f1-score-interpretation-of-performance-measures/> Letzter Zugriff: 22.05.22
- <https://github.com/MichalDanielDobrzanski/DeepLearningPython> Letzter Zugriff: 23.05.22
- Powerpoint Ruben Nuredini

Vielen Dank für eure Aufmerksamkeit!

Bei späteren Fragen könnt Ihr euch gerne bei uns
melden.

Moritz Theis

✉ moritz.theis@gmail.com

Máté Benedek Jordán

✉ mate.jordan.b@gmail.com



