Vorabfragen

- Ein neuronales Netz soll das XOR-Problem lösen. Warum könnte ein einzelnes Neuron dafür nicht ausreichen, und was müsste man am Modell ändern?
- Beim Training eines neuronalen Netzes wird eine Kostenfunktion minimiert. Was könnte passieren, wenn man zu lange trainiert, obwohl der Trainingsfehler weiter sinkt?
- Ein neuronales Netz erzielt sehr gute Ergebnisse auf Trainingsdaten, aber schlechte auf neuen Daten. Welche möglichen Ursachen und Gegenmaßnahmen fallen Ihnen ein?

Deep Learning, Machine Learning und Künstliche Intelligenz – SS 26

Gelesen von Prof. Dr. Daniel Gaida

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Lernziele von heute und Fragen zur Überprüfung der Lernziele

Die Studierenden können ein Deep Learning Projekt selbstständig durchführen, indem sie

- für eine gegebene Anwendung ein geeignetes künstliches neuronales Netz auswählen können,
- dieses in keras implementieren und trainieren
- und bei schlechten Validierungsergebnissen Lösungsstrategien zur Verbesserung der Ergebnisse anwenden können,

um später eigene Deep Learning Projekte zur Bilderkennung, Zeitreihenanalyse, Textanalyse und -generierung, … umsetzen zu können.

Überprüfung des Lernziels: S. fortlaufende Übung in diesem Lernraum II.

Lernraum II: Deep Learning

- Künstliche neuronale Netze
  - Grundlagen
  - Training
  - Implementierung
  - Lösungsstrategien, um gute Ergebnisse zu erzielen
-
  -
-
  -
-
  -
-
  -
  -

Lernraum II: Deep Learning

- Künstliche neuronale Netze
  - Grundlagen
  - Training
  - Implementierung
  - Lösungsstrategien, um gute Ergebnisse zu erzielen
- Convolutional neuronale Netze
  - Bilderkennung
-
  -
-
  -
-
  -
  -

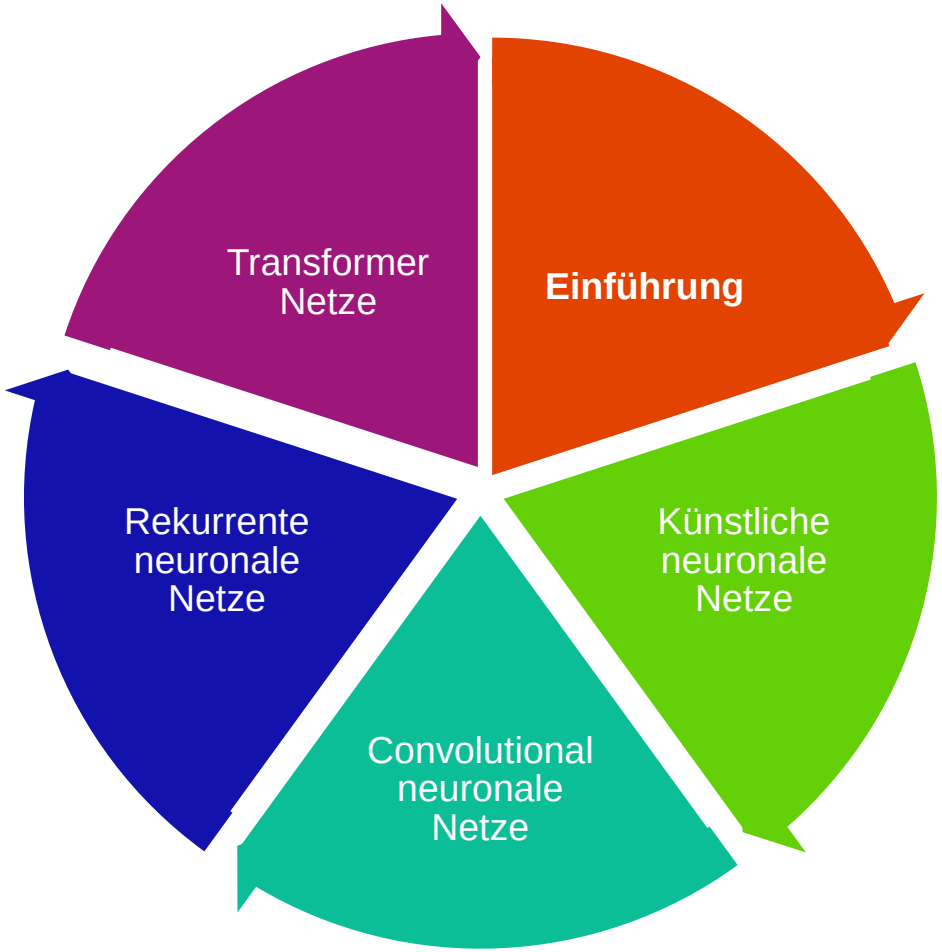
Lernraum II: Deep Learning

- Künstliche neuronale Netze
  - Grundlagen
  - Training
  - Implementierung
  - Lösungsstrategien, um gute Ergebnisse zu erzielen
- Convolutional neuronale Netze
  - Bilderkennung
- Rekurrente neuronale Netze
  - Zeitreihen, Text
- Transformer Netze
  - Text, Bilderkennung
-
  -
  -

Lernraum II: Deep Learning

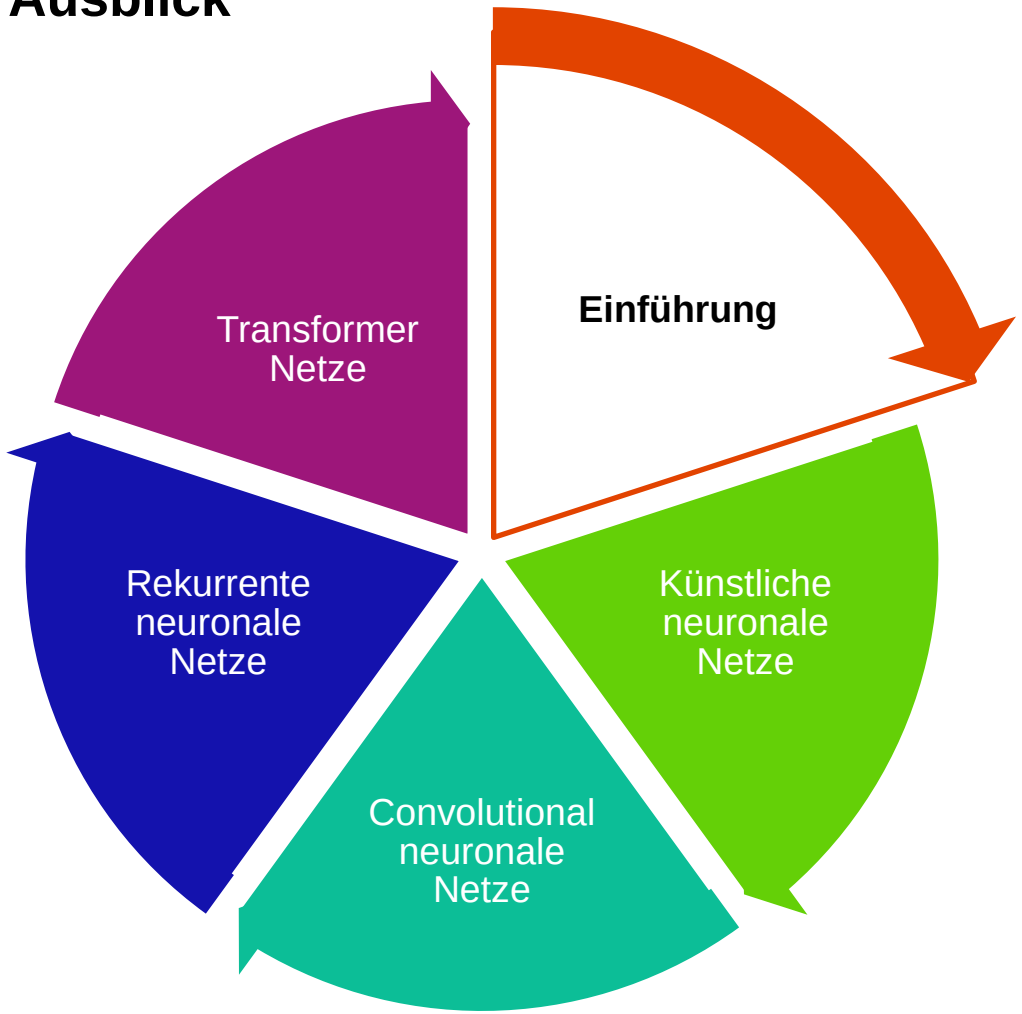
- Künstliche neuronale Netze
  - Grundlagen
  - Training
  - Implementierung
  - Lösungsstrategien, um gute Ergebnisse zu erzielen
- Convolutional neuronale Netze
  - Bilderkennung
- Rekurrente neuronale Netze
  - Zeitreihen, Text
- Transformer Netze
  - Text, Bilderkennung
- Anwendungen
  - Entwickeln eines Chatbots
  - Objektdetektion und -segmentierung

Deep Learning
Ausblick



Deep Learning

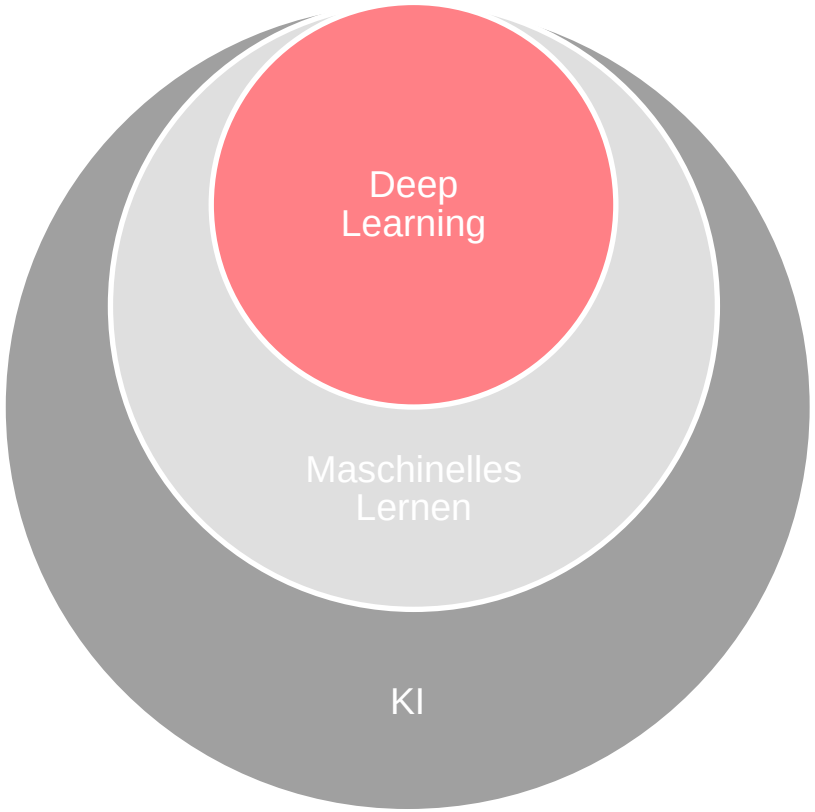
Ausblick



Einführung

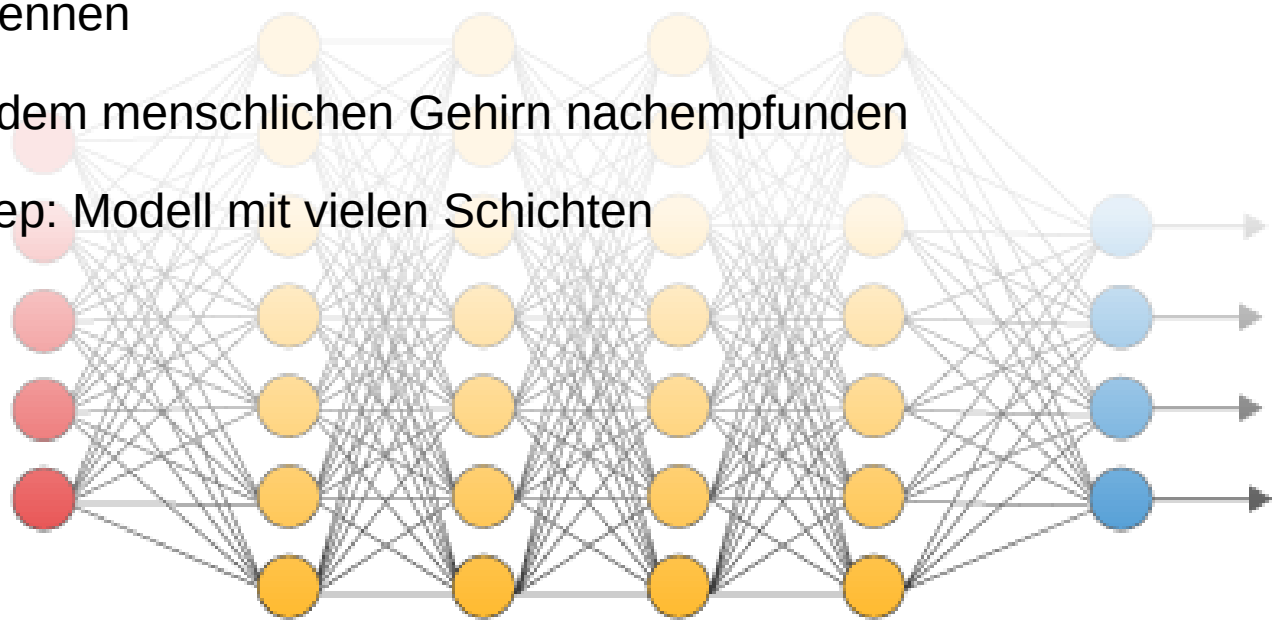
- Begriffserklärung
  - Deep Learning
  - Warum Deep Learning?

KI – Maschinelles Lernen – Deep Learning



Deep Learning

- Verwendet neuronale Netze, um Muster in Daten zu erkennen
- Ist dem menschlichen Gehirn nachempfunden
- Deep: Modell mit vielen Schichten



Welche Möglichkeiten ergeben sich durch Deep Learning?

Brettspiel Go

https://www.top500.org/news/google-latest-alphago-ai-program-crushes-its-predecessor/

Spracherkennung

voicebot.ai
GIVING VOICE TO A REVOLUTION

Übersetzen und Generieren von Texten

DeepL

Welche Möglichkeiten ergeben sich durch Deep Learning?

Brettspiel Go

https://www.top500.org/news/google-latest-alphago-ai-program-crushes-its-predecessor/

Spracherkennung

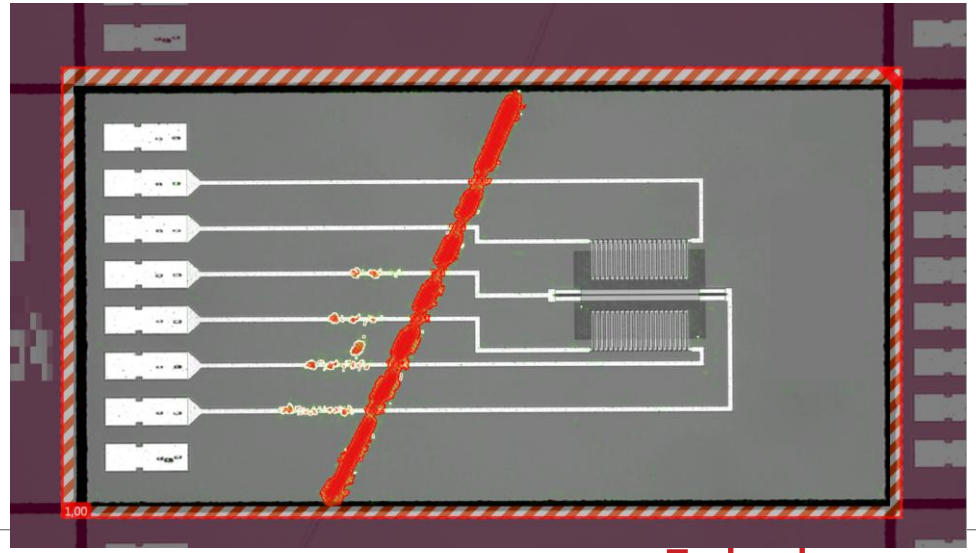
voicebot.ai
GIVING VOICE TO A REVOLUTION

Übersetzen und Generieren von Texten

DeepL

Bilderkennung und -generierung

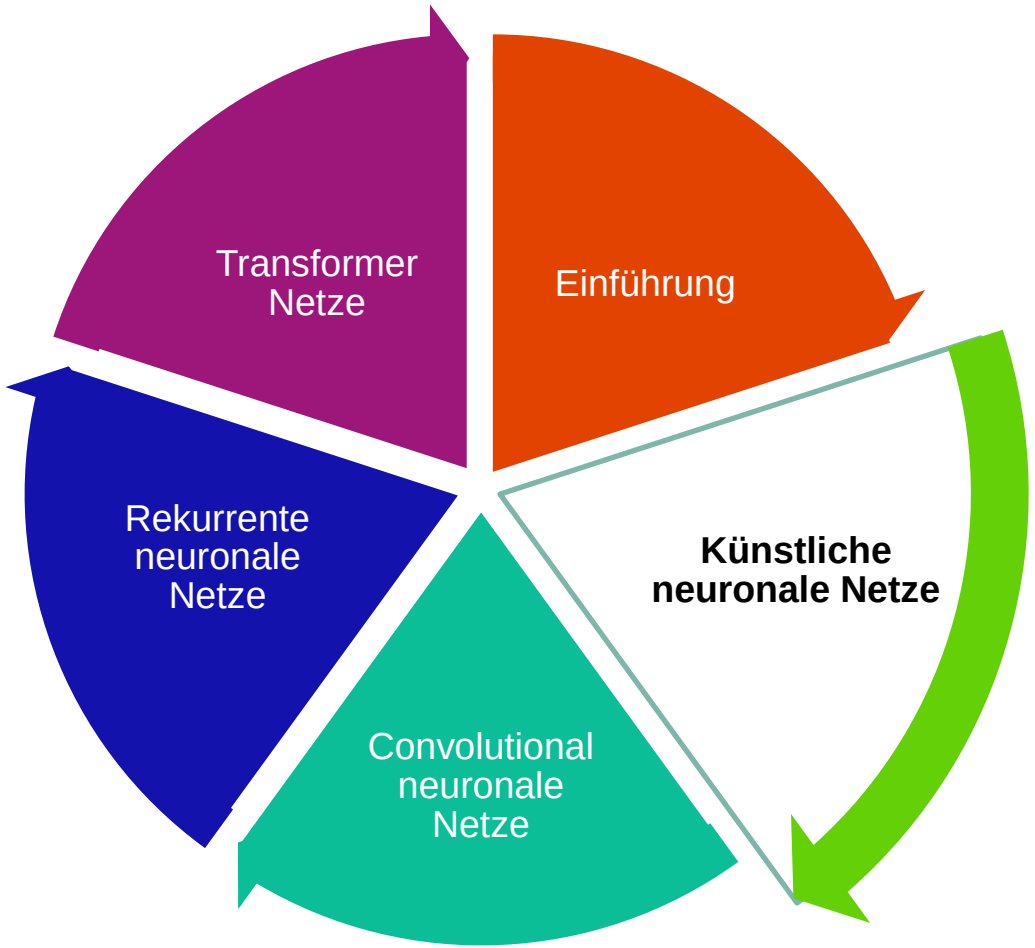
Automatische Optische Inspektion



Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Deep Learning

Ausblick

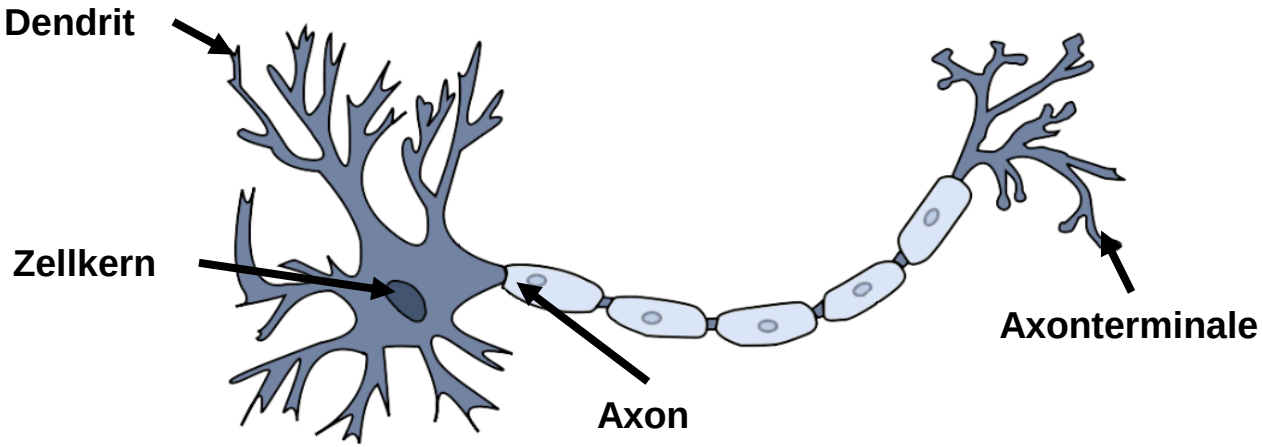


Künstliche neuronale Netze: Part 1

- Einführung
  - Das biologische Neuron
  - Das künstliche Neuron
  - Das XOR Problem
- Training neuronaler Netze

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron



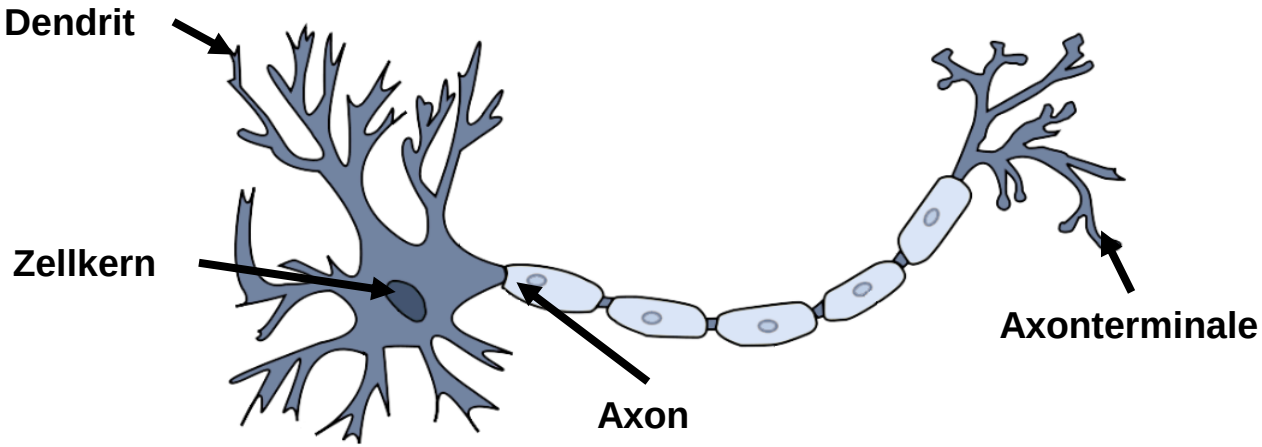
Das biologische Neuron

- Elektrisch erregbare Zelle (Aufnahme, Verarbeitung und Weiterleitung von Informationen)
- Grundeinheit eines biologischen Gehirns
- Überträgt elektrische Signale von den Dendriten entlang des Axons zu den Terminalen
-
-
-
-

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard
Abb.: https://www.cbcity.de/tutorial-neuronale-netze-einfach-erklaert

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron



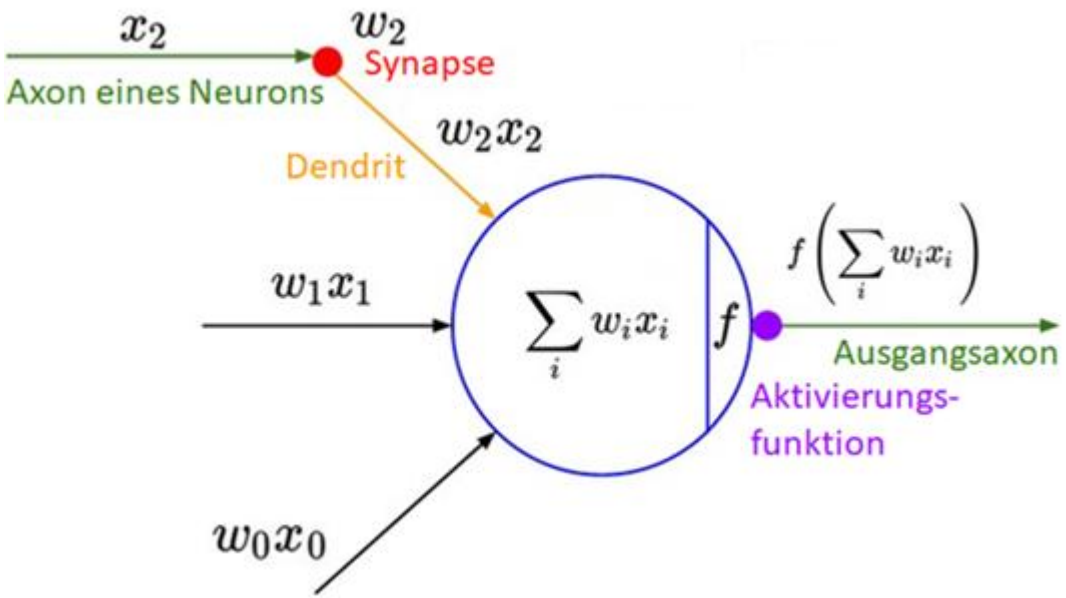
Das biologische Neuron

- Elektrisch erregbare Zelle (Aufnahme, Verarbeitung und Weiterleitung von Informationen)
- Grundeinheit eines biologischen Gehirns
- Überträgt elektrische Signale von den Dendriten entlang des Axons zu den Terminalen
- Signale werden von Neuron zu Neuron übergeben
- Ausgangssignal entsteht nur, wenn die Eingabe ein Schwellwert überschreitet:
  - Das Neuron feuert
- Auf diese Weise nehmen wir Licht, Töne, Druck, Wärme, usw. wahr

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard
Abb.: https://www.cbcity.de/tutorial-neuronale-netze-einfach-erklaert

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron



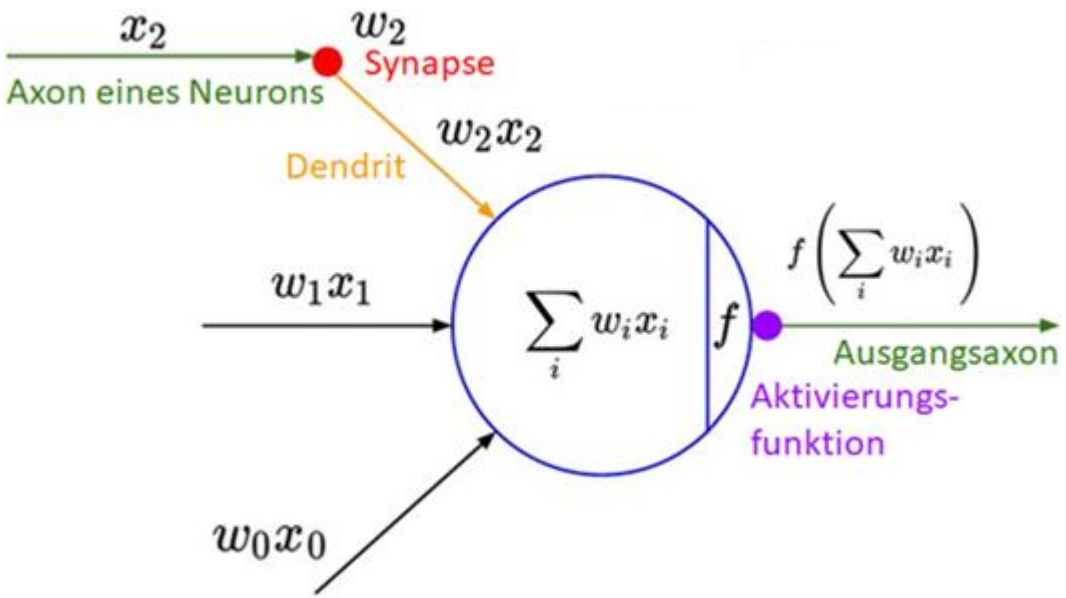
Das künstliche Neuron - Perzeptron

- Grundeinheit eines neuronalen Netzes
- Ein- und Ausgänge sind Zahlen (anstatt binäre Ein/Aus Werte)
- Jede Eingangsverbindung ist mit einem Gewicht verbunden
-
-
-

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard
Abb.: https://www.cbcity.de/tutorial-neuronale-netze-einfach-erklaert

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron



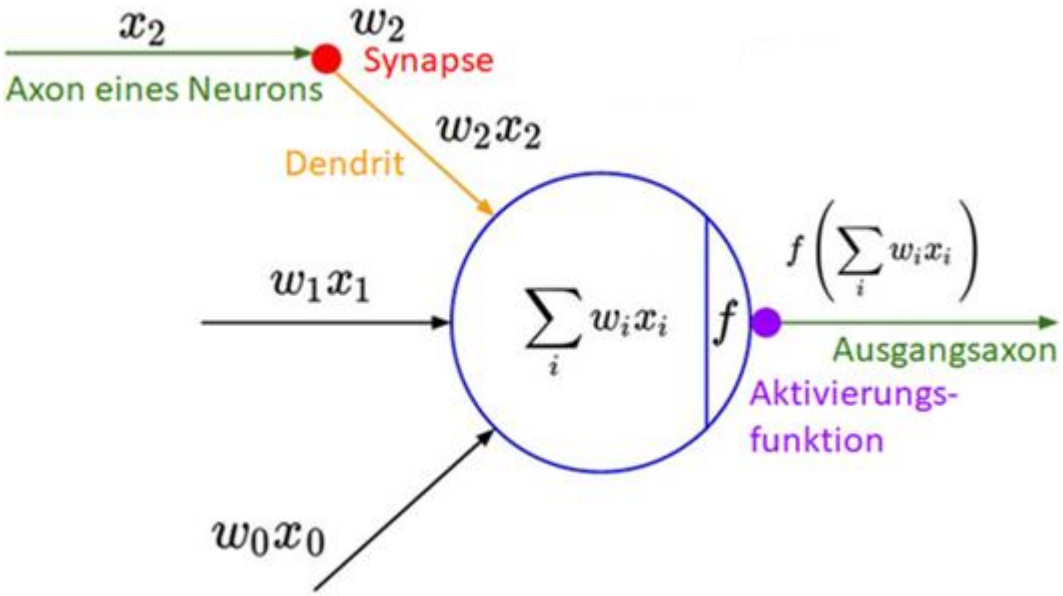
Das künstliche Neuron - Perzeptron

- Grundeinheit eines neuronalen Netzes
- Ein- und Ausgänge sind Zahlen (anstatt binäre Ein/Aus Werte)
- Jede Eingangsverbindung ist mit einem Gewicht verbunden
- Berechnung der gewichteten Summe aller Eingänge
- Anwenden einer Aktivierungsfunktion
- Verknüpfung dieser Bausteine bilden künstliche Neuronale Netze

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard
Abb.: https://www.cbcity.de/tutorial-neuronale-netze-einfach-erklaert

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron



Vorwärtspropagation

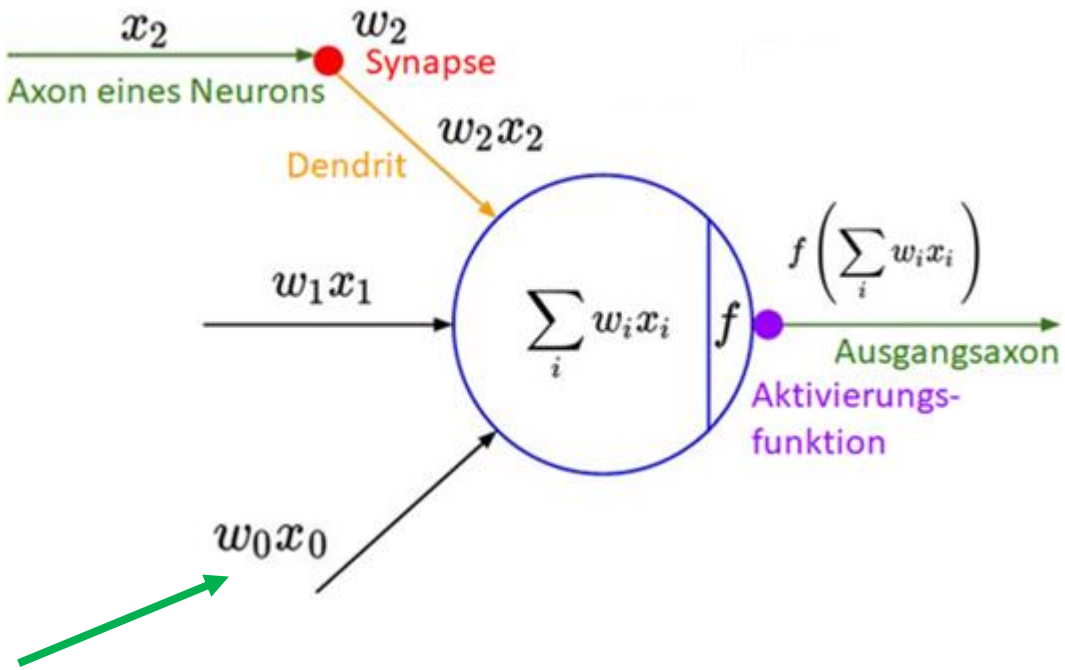
- Gewichtete Summe:

$$z = \sum_{i=0}^{n} w_i \cdot x_i = \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x}$$

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard
Abb.: https://www.cbcity.de/tutorial-neuronale-netze-einfach-erklaert

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron



w_0 wird als Bias bezeichnet. x_0 ist kein Eingang des Neurons

Vorwärtspropagation

- Gewichtete Summe:

$$z = \sum_{i=0}^{n} w_i \cdot x_i = \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x}$$

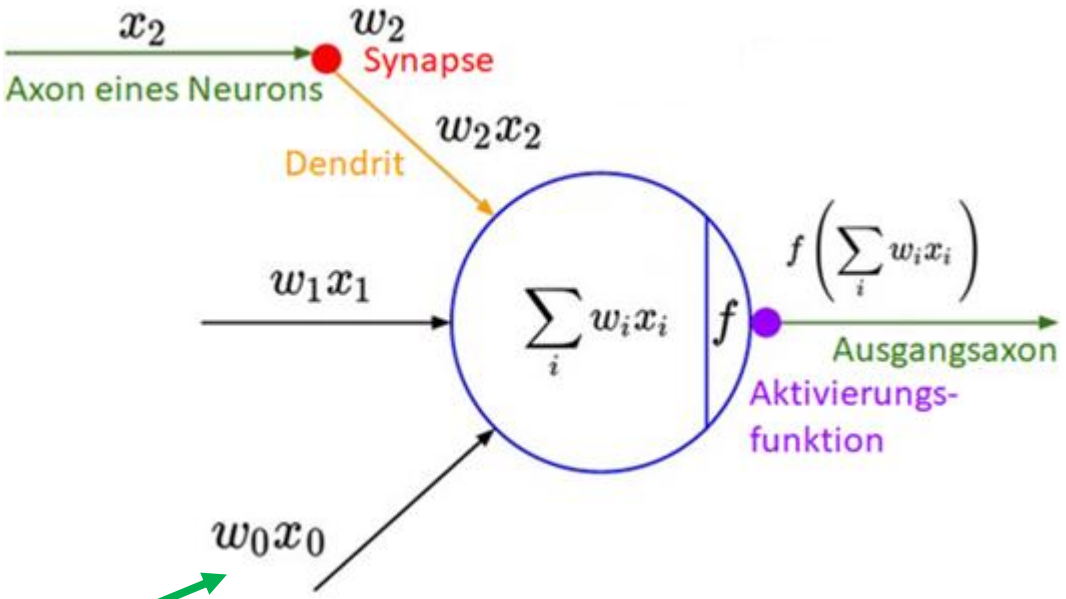
Bias ist im Gewichtsvektor enthalten

mit $\boldsymbol{\omega} = \begin{pmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_n \end{pmatrix}$ $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard
Abb.: https://www.cbcity.de/tutorial-neuronale-netze-einfach-erklaert

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron



w_0 wird als Bias bezeichnet. x_0 ist kein Eingang des Neurons

Vorwärtspropagation

- Gewichtete Summe:

$$z = \sum_{i=0}^{n} w_i \cdot x_i = \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x}$$

Bias ist im Gewichtsvektor enthalten

mit $\boldsymbol{\omega} = \begin{pmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_n \end{pmatrix}$ $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$

Aktivierungsfunktion (Stufenfunktion, Signumfunktion):

$$f(z) = f\left(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x}\right) = \begin{cases} 0 & \text{falls} \quad \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x} < 0 \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard
Abb.: https://www.cbcity.de/tutorial-neuronale-netze-einfach-erklaert

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron – Bias

Bias w_0:

- Analogie: y-Achsenabschnitt (hier: n)
- Bsp. für n = 1:
  - $z = w_0 + w_1 \cdot x_1$

Bias ist im Gewichtsvektor enthalten

$$\boldsymbol{\omega} = \begin{pmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_n \end{pmatrix} \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

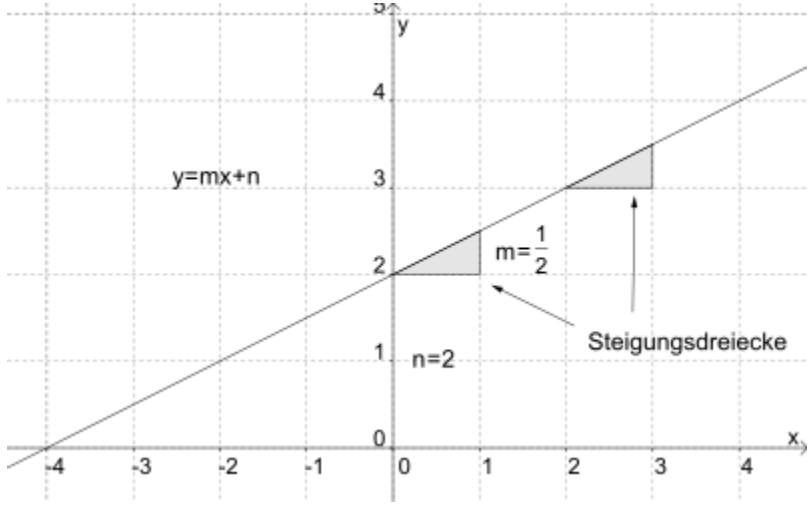


Bild: https://de.wikipedia.org/wiki/Lineare_Funktion

Künstliche Neuronale Netze - KNN

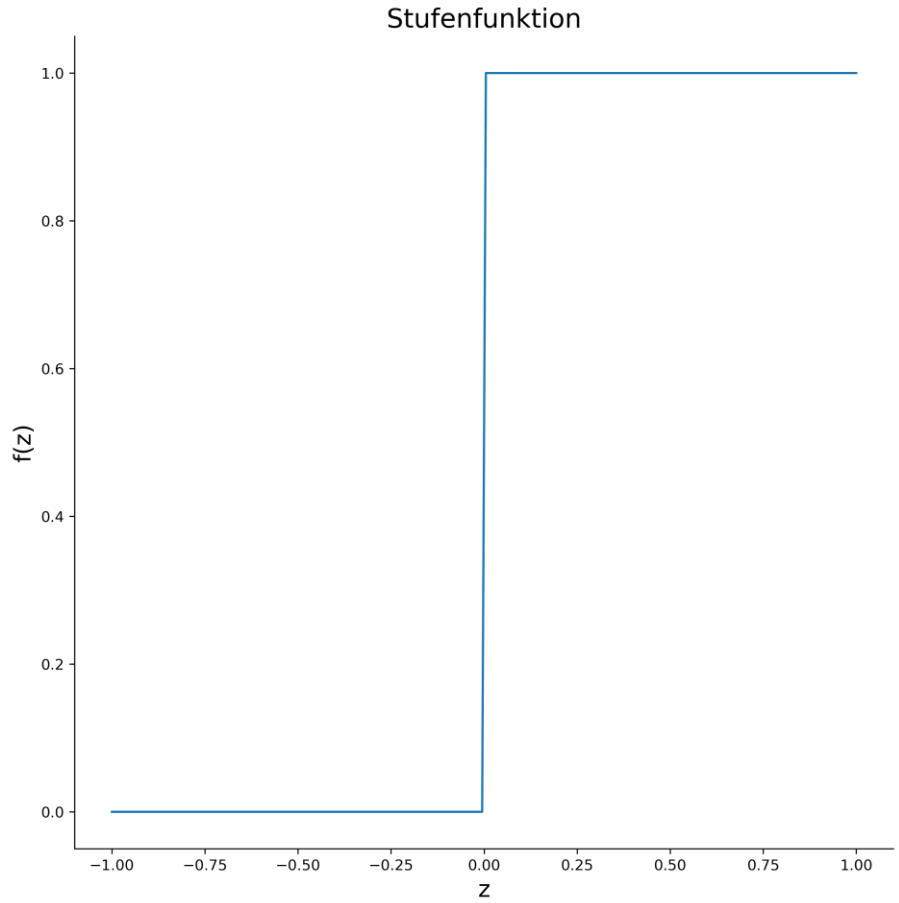
Das künstliche Neuron – Stufenfunktion

Aktivierungsfunktion

- Stufenfunktion, Signumfunktion:

$$f(z) = f\left(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x}\right) = \begin{cases} 0 & \text{falls} \quad \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x} < 0 \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

-



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron – Stufenfunktion

Aktivierungsfunktion

- Stufenfunktion, Signumfunktion:

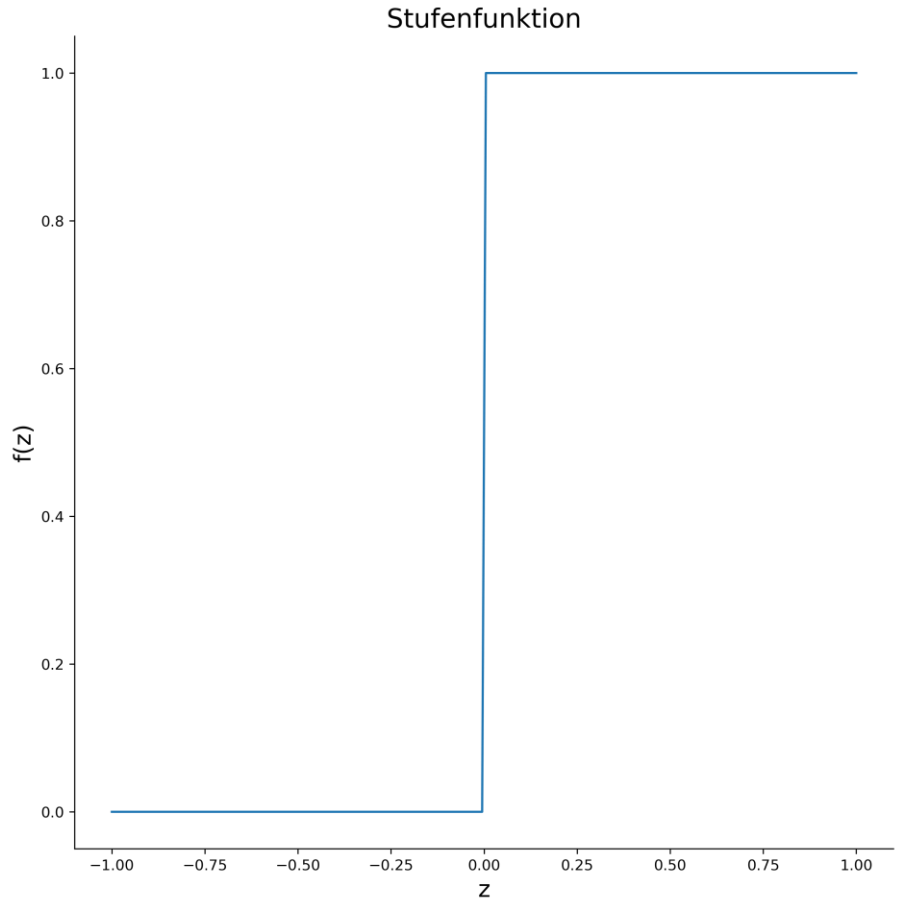
$$f(z) = f\left(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x}\right) = \begin{cases} 0 & \text{falls } \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x} < 0 \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

- Bias w_0 verschiebt den Schwellwert der Aktivierungsfunktion

  Bsp. für n = 1:

  $z = w_0 + w_1 \cdot x_1 \geq 0$

  $w_1 \cdot x_1 \geq -w_0$



Künstliche Neuronale Netze - KNN

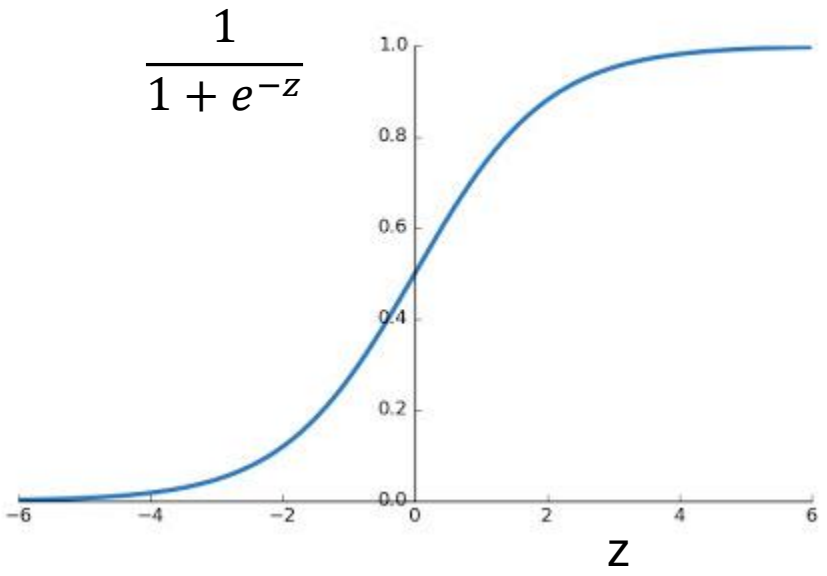
Das künstliche Neuron – Sigmoid-Funktion

Aktivierungsfunktion

- Sigmoid-Funktion (logistisches Wachstum):

$$\hat{y} = \sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

- Vorteil: differenzierbar



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron – Kostenfunktion

Kostenfunktion

- Ziel des Neurons sei bspw. Eingangsdaten korrekt zu klassifizieren
- Kostenfunktion misst den Fehler zwischen der prognostizierten und der tatsächlichen Klasse
-

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron – Kostenfunktion

Kostenfunktion

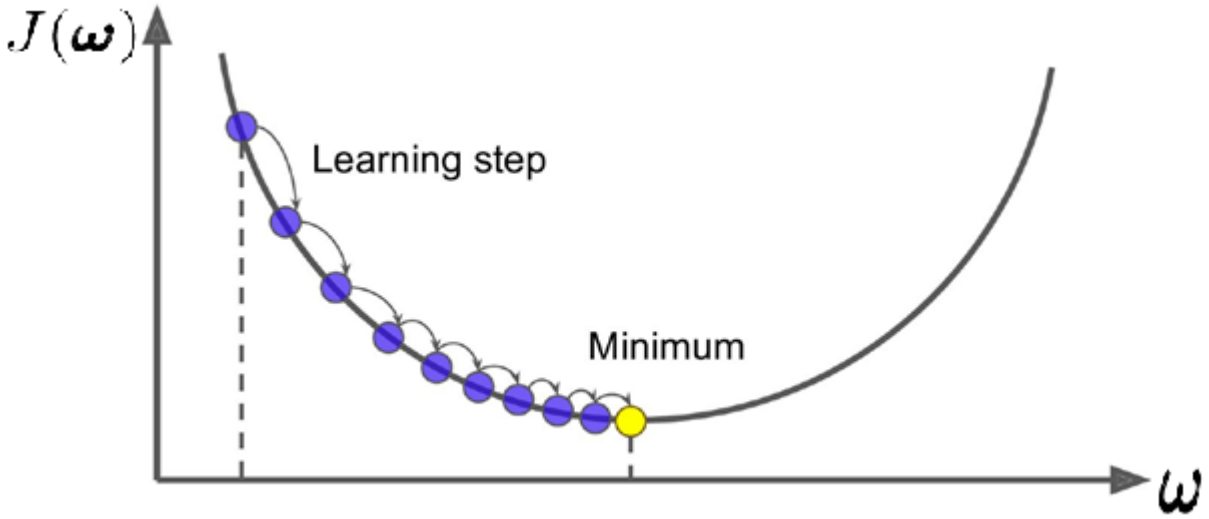
- Ziel des Neurons sei bspw. Eingangsdaten korrekt zu klassifizieren
- Kostenfunktion misst den Fehler zwischen der prognostizierten und der tatsächlichen Klasse
- Wir möchten diesen Fehler minimieren

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron – Gradientenabstieg

Gradientenabstieg

- Iterativer Algorithmus, der angibt ob Gewichte ein bisschen kleiner oder größer gemacht werden müssen, um bessere Vorhersagen zu erzielen.
-

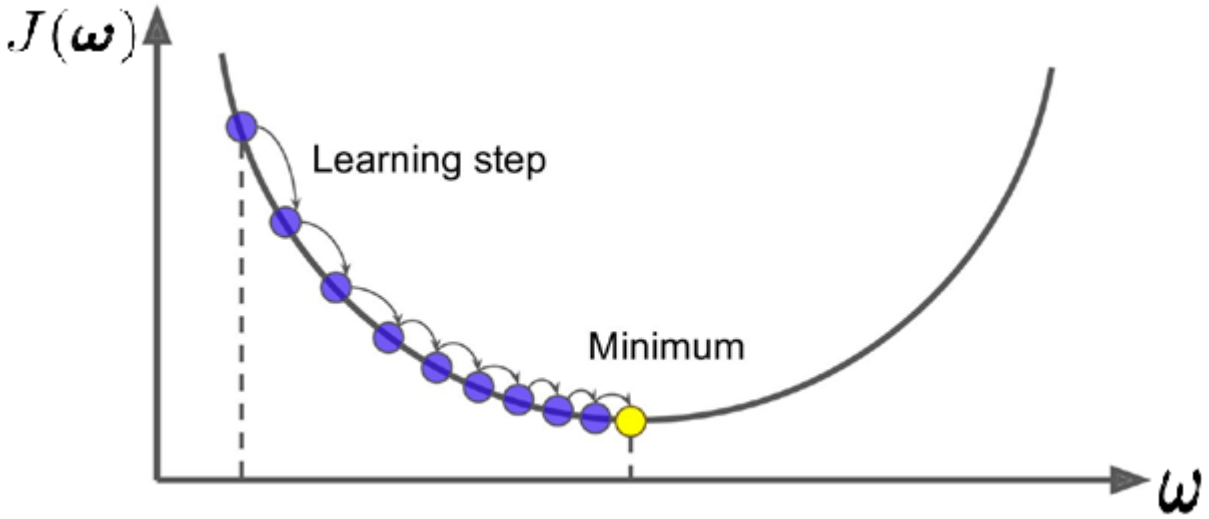


Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das künstliche Neuron – Gradientenabstieg

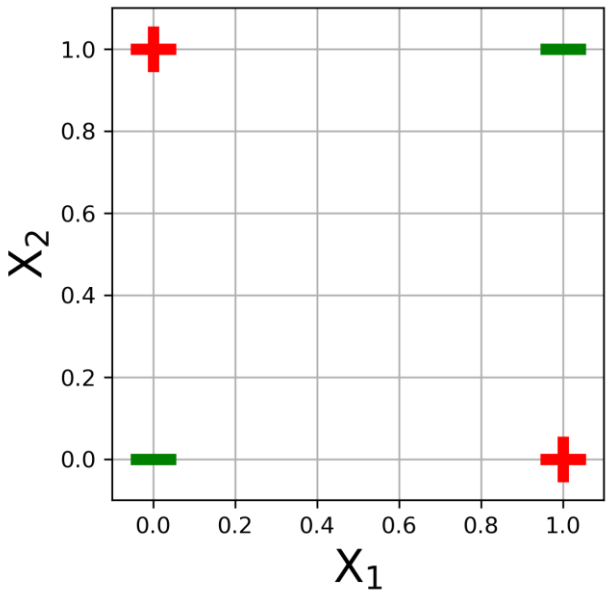
Gradientenabstieg

- Iterativer Algorithmus, der angibt ob Gewichte ein bisschen kleiner oder größer gemacht werden müssen, um bessere Vorhersagen zu erzielen.
- Gewichte werden schrittweise so verändert, dass man in Richtung des steilsten Abstiegs der Kostenfunktion geht



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem



Das XOR-Problem

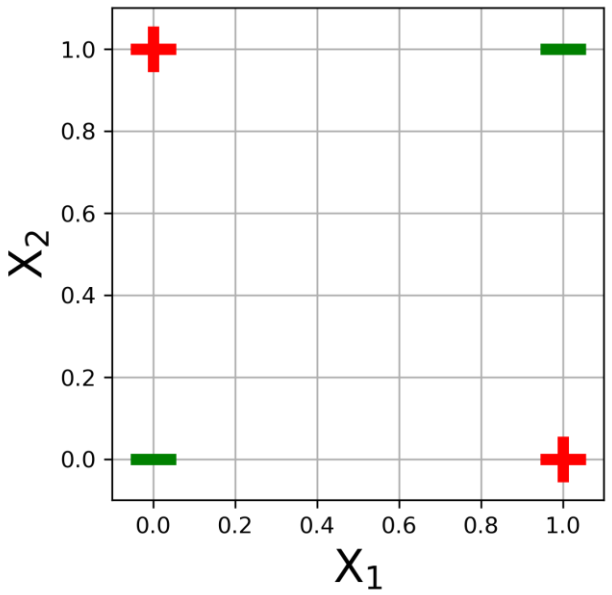
- Beispiel für ein nicht-linear separierbares Problem

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem



Das XOR-Problem

- Beispiel für ein nicht-linear separierbares Problem

Daten erstellen

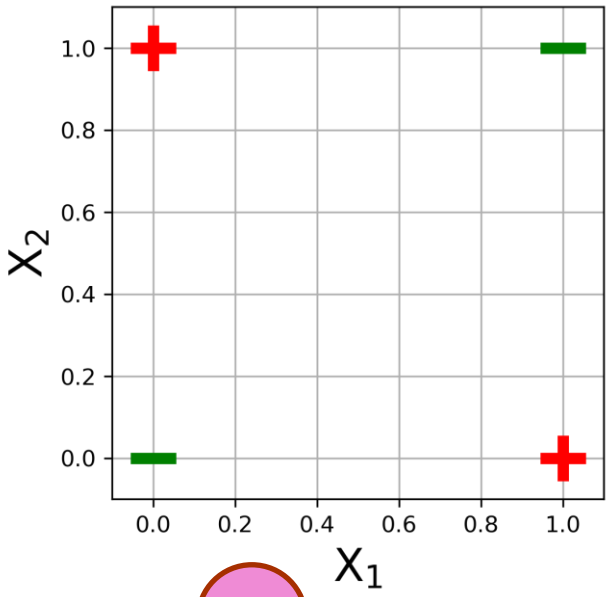
$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem

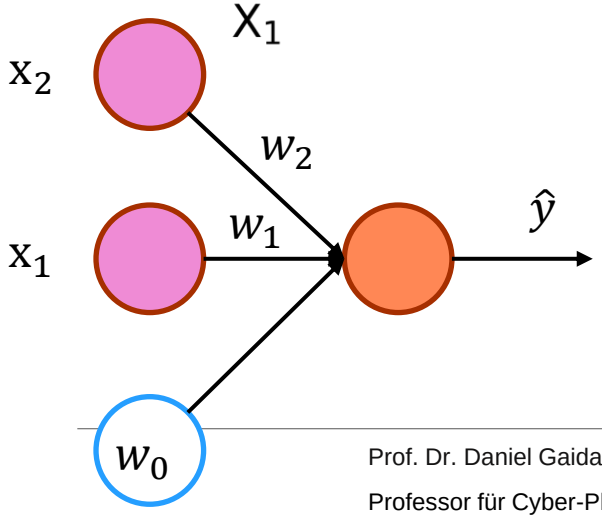


Das XOR-Problem

- Beispiel für ein nicht-linear separierbares Problem

Daten erstellen

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$



Neuronen in der Eingabeschicht leiten Eingangsdaten weiter

- 2 Neuronen in der Eingabeschicht, da Eingangsdaten 2-dimensional
- 3. Dimension ist nur der Bias

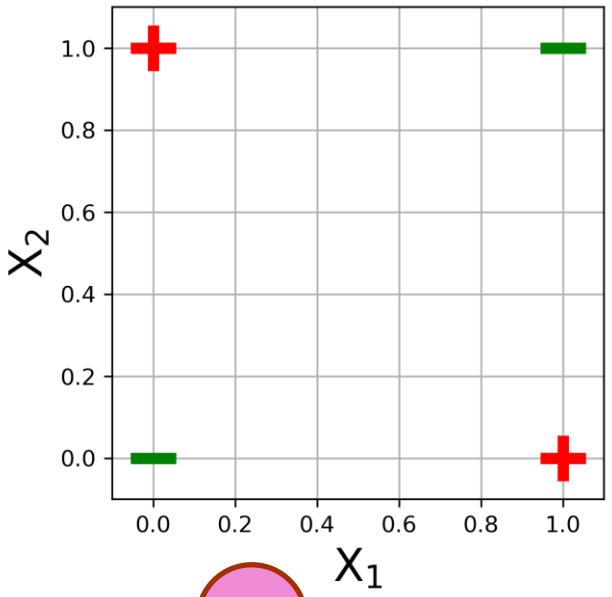
Eingabeschicht

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem

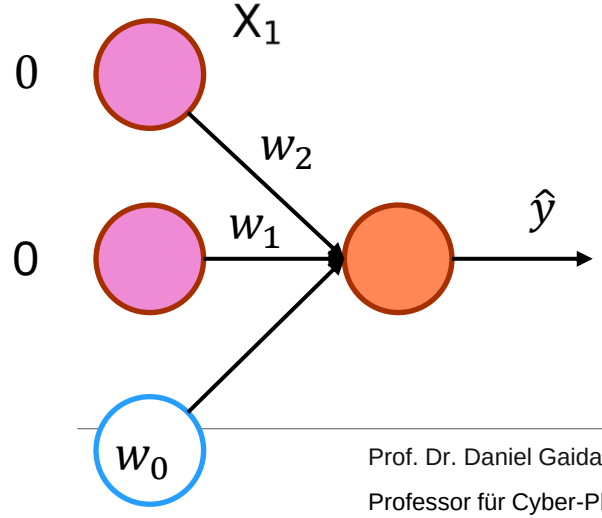


Das XOR-Problem

- Beispiel für ein nicht-linear separierbares Problem

Daten erstellen

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$



Neuronen in der Eingabeschicht leiten Eingangsdaten weiter

- 2 Neuronen in der Eingabeschicht, da Eingangsdaten 2-dimensional
- 3. Dimension ist nur der Bias

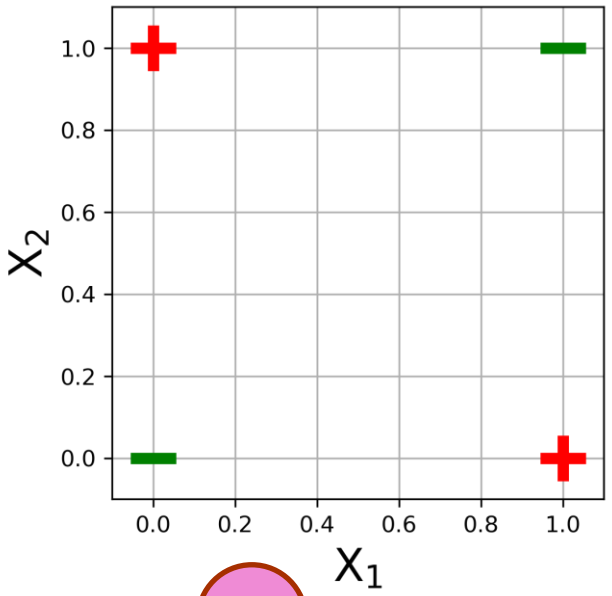
Eingabeschicht

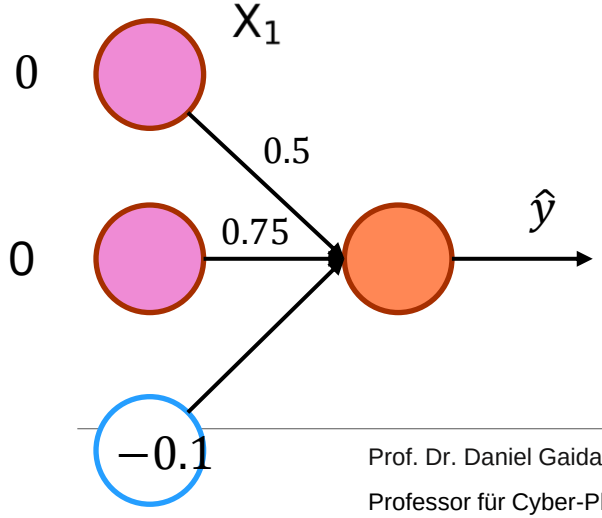
Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem





Das XOR-Problem

- Beispiel für ein nicht-linear separierbares Problem

Daten erstellen

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$

1. Gewichtsinitialisierung

$$\boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.1 \\ 0.75 \\ 0.5 \end{bmatrix}$$

Prof. Dr. Daniel Gaida

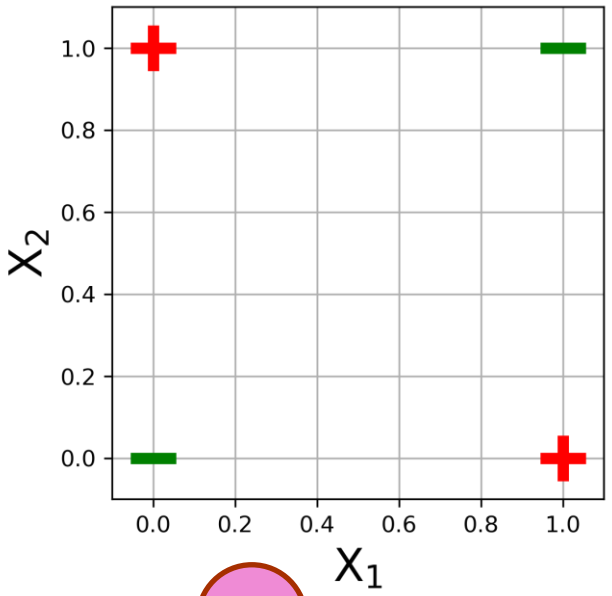
Professor für Cyber-Physische Systeme

Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem



Das XOR-Problem

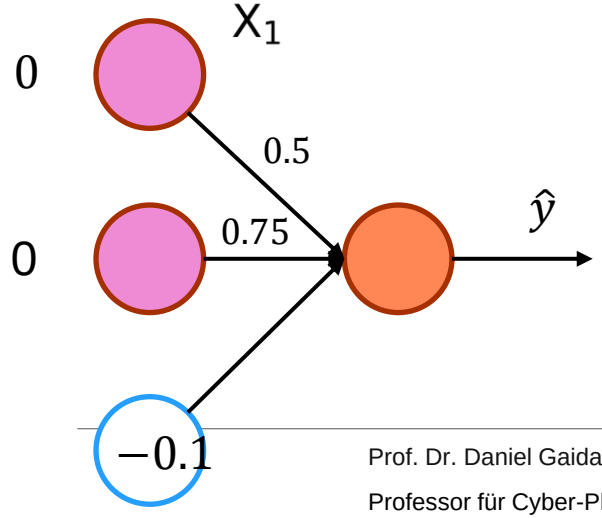
- Beispiel für ein nicht-linear separierbares Problem

Daten erstellen

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$

2. Forward Propagation

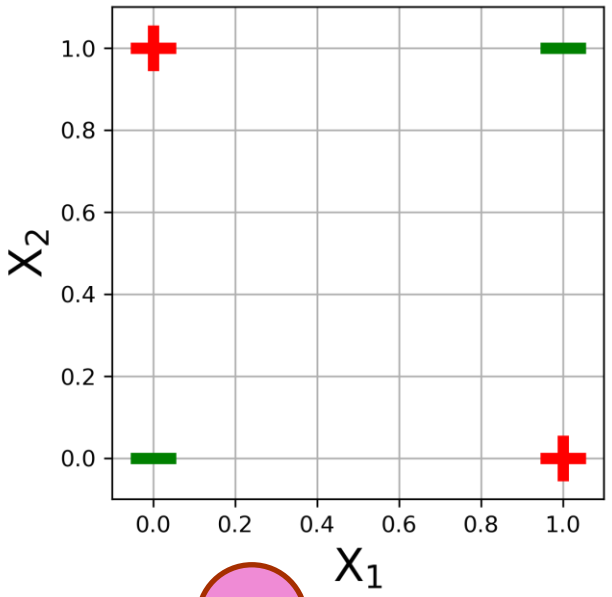
$$z = \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} -0.1 & 0.75 & 0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = -0.1$$



Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem

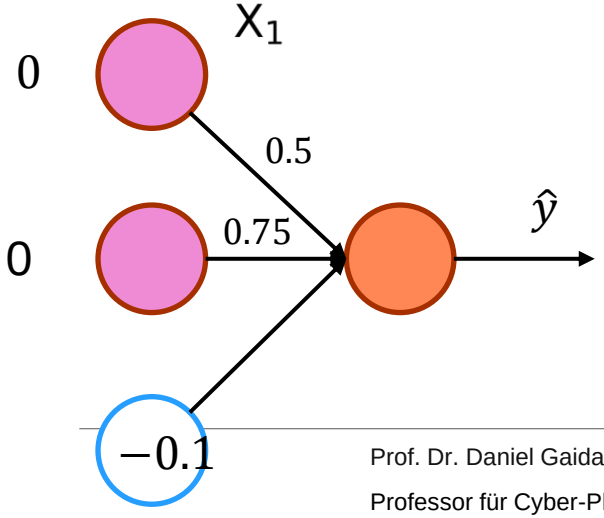


Das XOR-Problem

- Beispiel für ein nicht-linear separierbares Problem

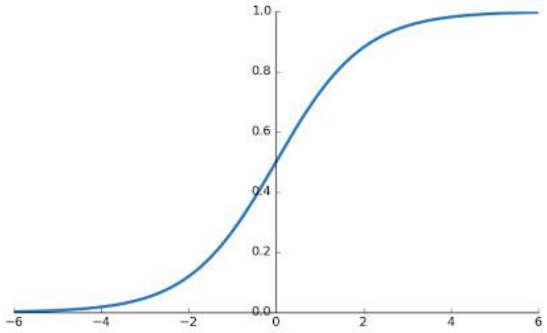
Daten erstellen

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$



3. Aktivierung (Sigmoid-Funktion)

$$\hat{y} = \sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} = \frac{1}{1 + e^{0.1}} \approx 0.475$$

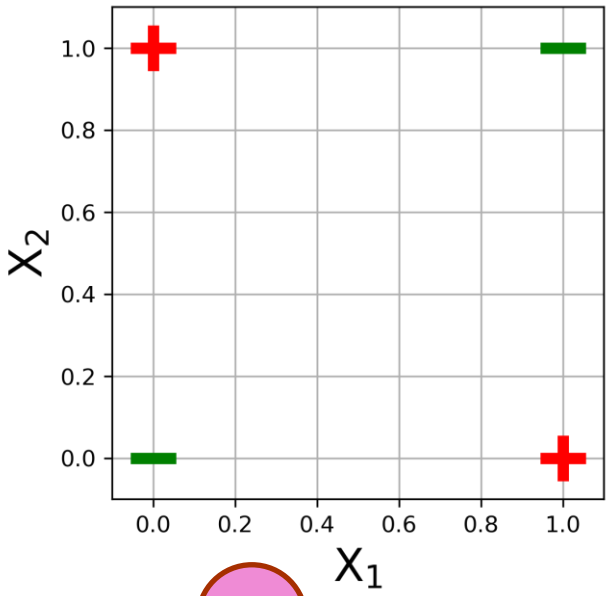


Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem



Das XOR-Problem

- Beispiel für ein nicht-linear separierbares Problem

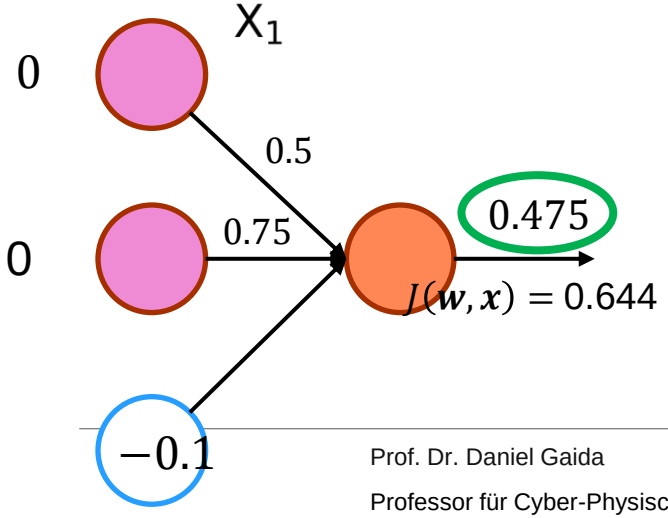
Daten erstellen

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$

4. Die Kostenfunktion (Binary Cross Entropy)

$$J(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{x}) = -[y \log(\hat{y}) + (1 - y) \log(1 - \hat{y})]$$

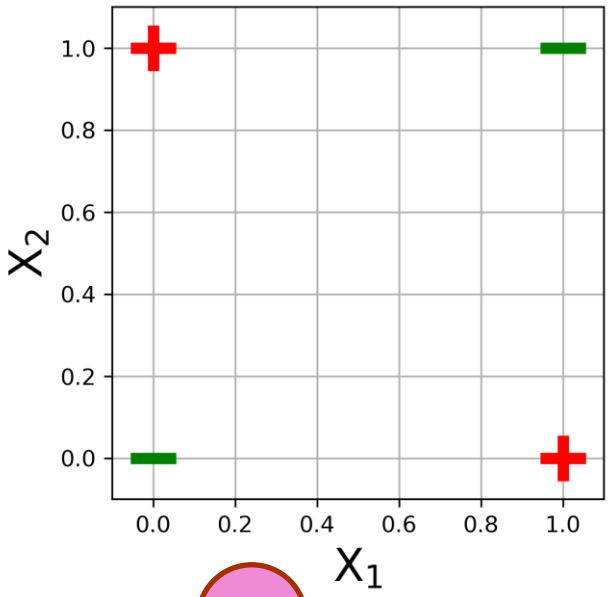
$$J(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{x}) = -1 \log(1 - 0.475) \approx 0.644$$



Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem



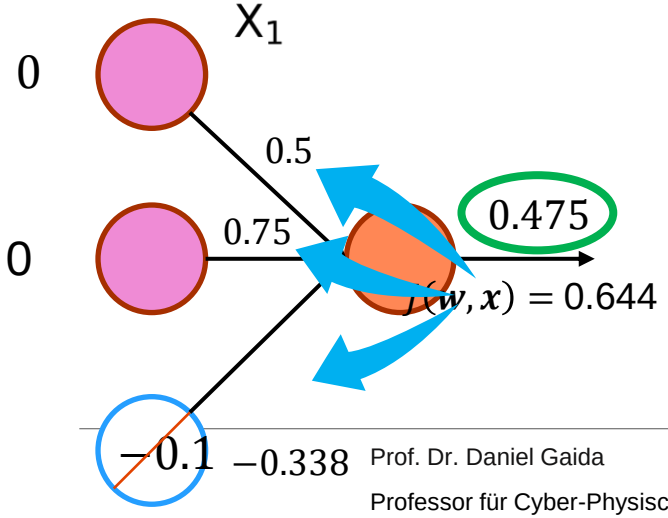
Das XOR-Problem

- Beispiel für ein nicht-linear separierbares Problem

Daten erstellen

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$

5. Gewichtsaktualisierung (Gradient Descent Step, $\eta = \frac{1}{2}$)



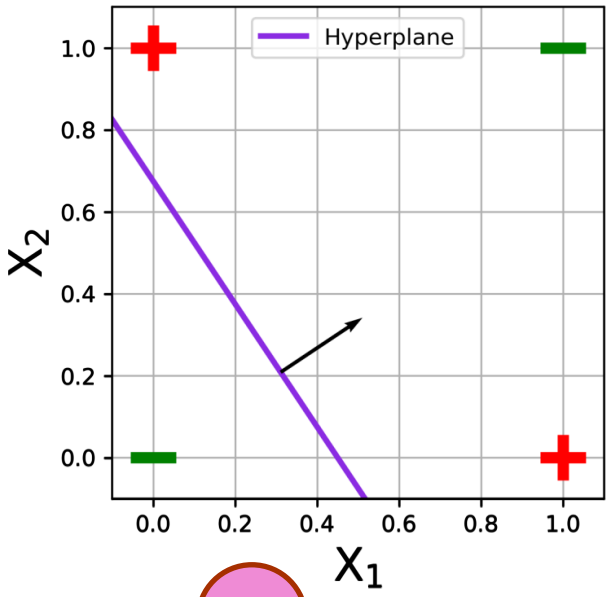
$$w_i \leftarrow w_i - \eta \frac{\partial J(\boldsymbol{w}, \boldsymbol{x})}{\partial w_i} = w_i - \eta(\hat{y} - y)x_i$$

- $w_0 \leftarrow -0.1 - \frac{1}{2}(0.475 - 0) \cdot 1 = -0.338$
- $w_1 \leftarrow 0.75 - \frac{1}{2}(0.475 - 0) \cdot 0 = 0.75$
- $w_2 \leftarrow 0.5 - \frac{1}{2}(0.475 - 0) \cdot 0 = 0.5$

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem



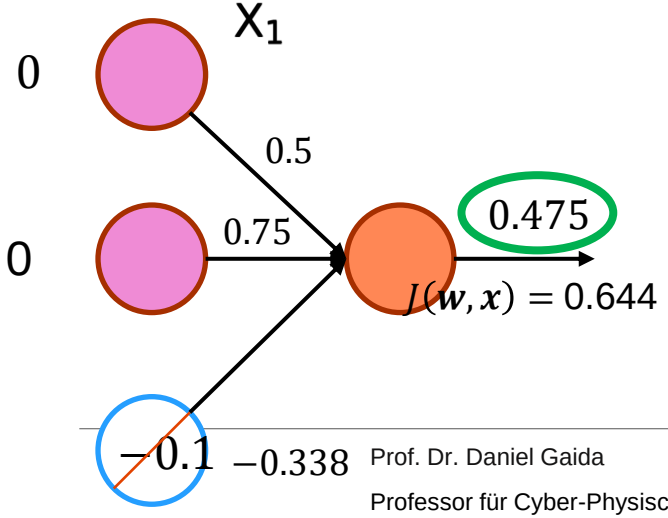
Das XOR-Problem

- Beispiel für ein nicht-linear separierbares Problem

Daten erstellen

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$

5. Gewichtsaktualisierung (Gradient Descent Step, $\eta = \frac{1}{2}$)



$$w_i \leftarrow w_i - \eta \frac{\partial J(\boldsymbol{w}, \boldsymbol{x})}{\partial w_i} = w_i - \eta(\hat{y} - y)x_i$$

- $w_0 \leftarrow -0.1 - \frac{1}{2}(0.475 - 0) \cdot 1 = -0.338$
- $w_1 \leftarrow 0.75 - \frac{1}{2}(0.475 - 0) \cdot 0 = 0.75$
- $w_2 \leftarrow 0.5 - \frac{1}{2}(0.475 - 0) \cdot 0 = 0.5$

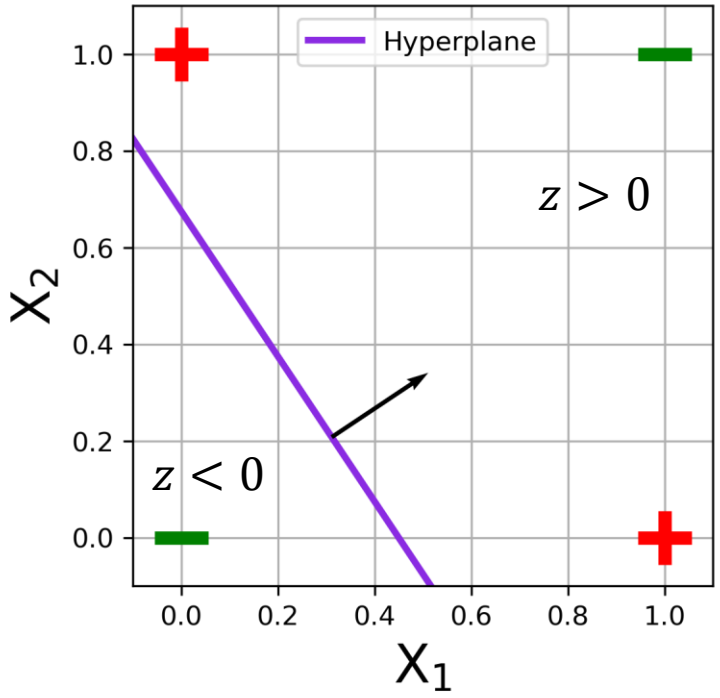
Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Warum ist der Gewichtsvektor eine Hyperebene?

Ein Neuron führt eine lineare Transformation durch:

- Berechnet: $z = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_0$
- Gewichte (w_1, w_2) bestimmen die Neigungsrichtung.
- Bias (w_0) verschiebt die Grenze.



Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Technology Arts Sciences TH Köln

Künstliche Neuronale Netze - KNN

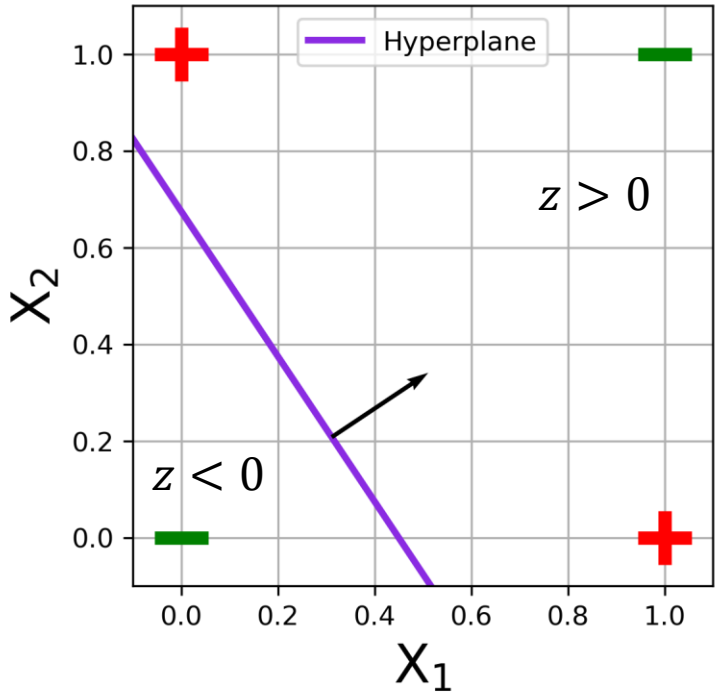
Warum ist der Gewichtsvektor eine Hyperebene?

Ein Neuron führt eine lineare Transformation durch:

- Berechnet: $z = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_0$
- Gewichte (w_1, w_2) bestimmen die Neigungsrichtung.
- Bias (w_0) verschiebt die Grenze.

Entscheidungsgrenze = Nullstelle der Funktion

- Setze $z = 0 \rightarrow z = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_0 = 0$
- $w_2 x_2 = -w_1 x_1 - w_0$
- Ergibt eine Gerade in 2D, eine Ebene in 3D, eine Hyperebene in höheren Dimensionen.

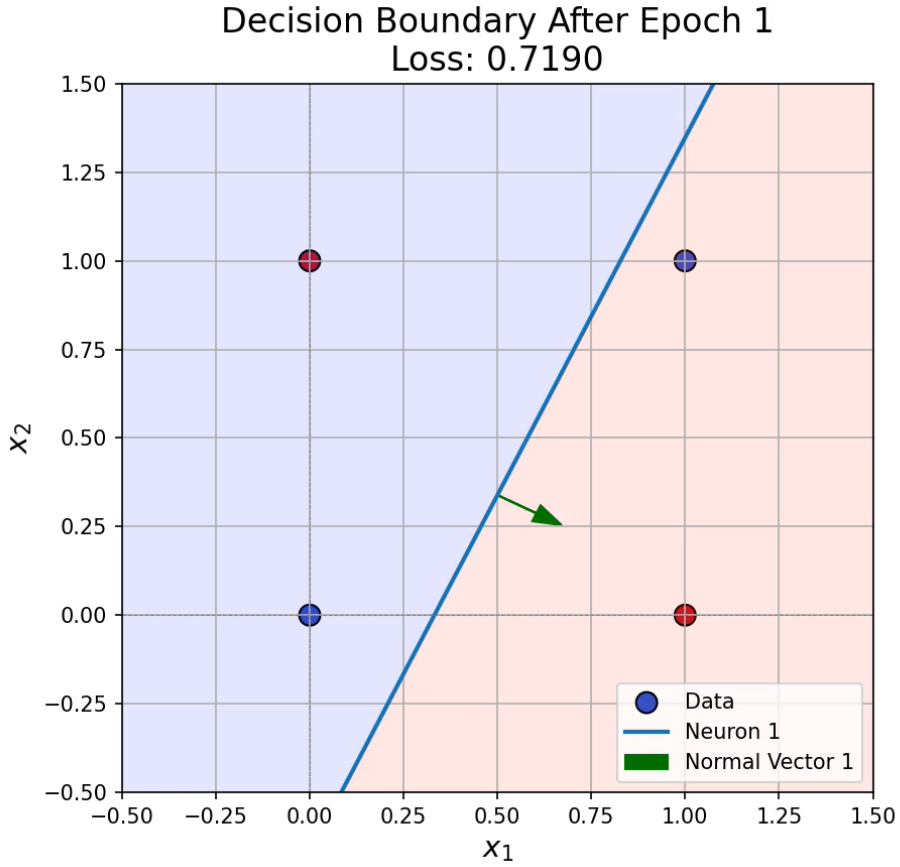


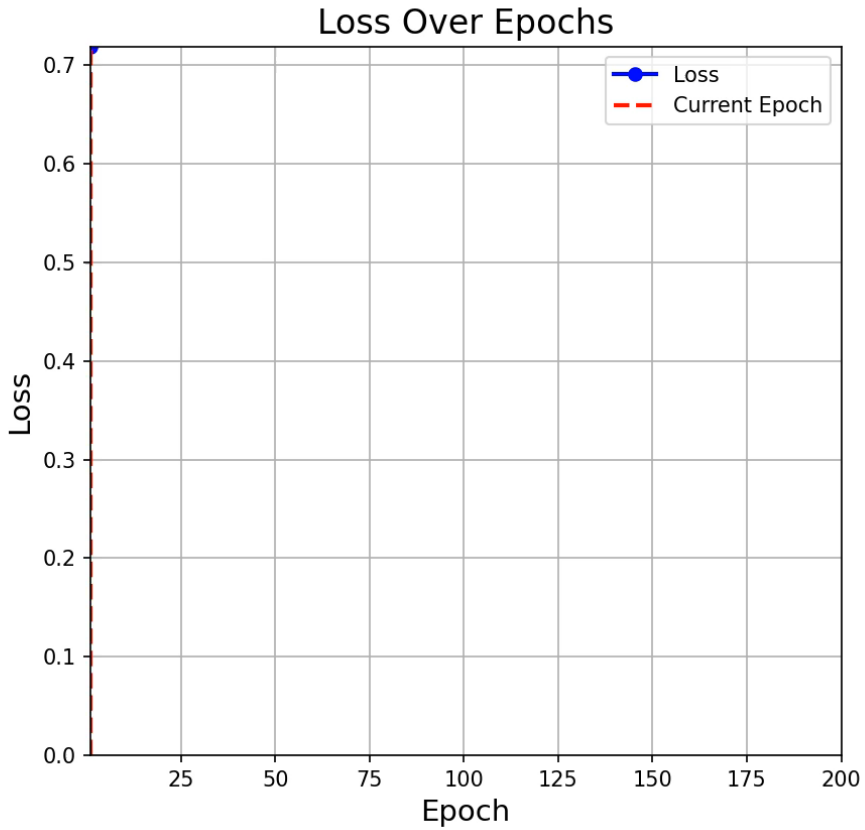
Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Technology Arts Sciences TH Köln

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem – Ein Neuron

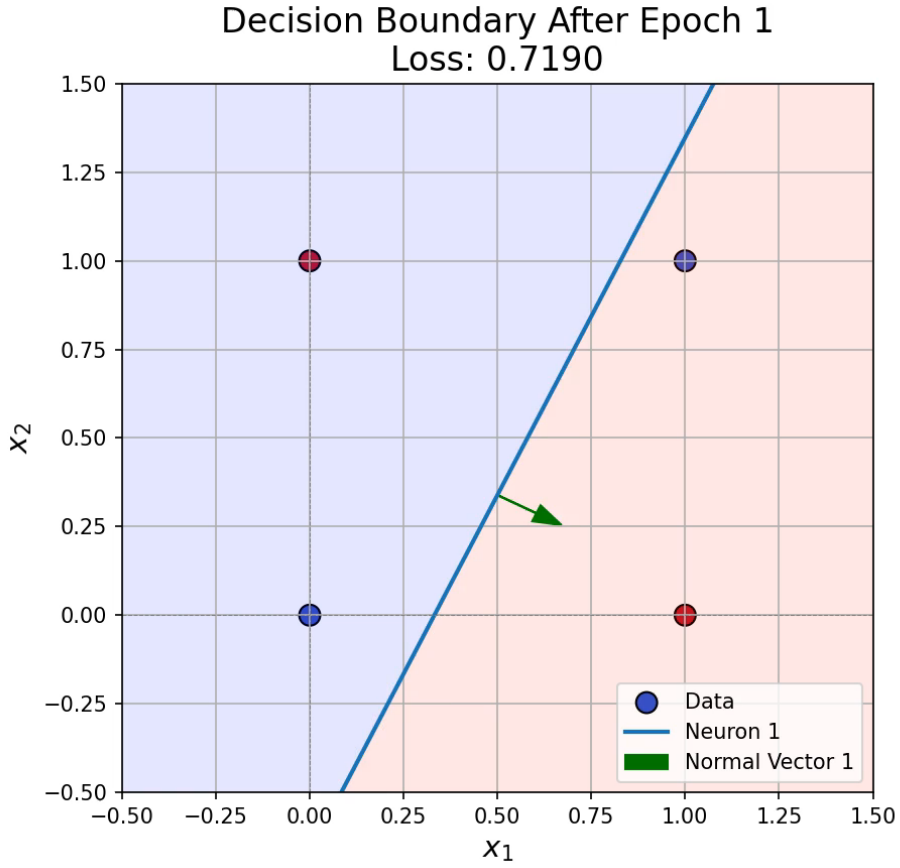
Kostenfunktion



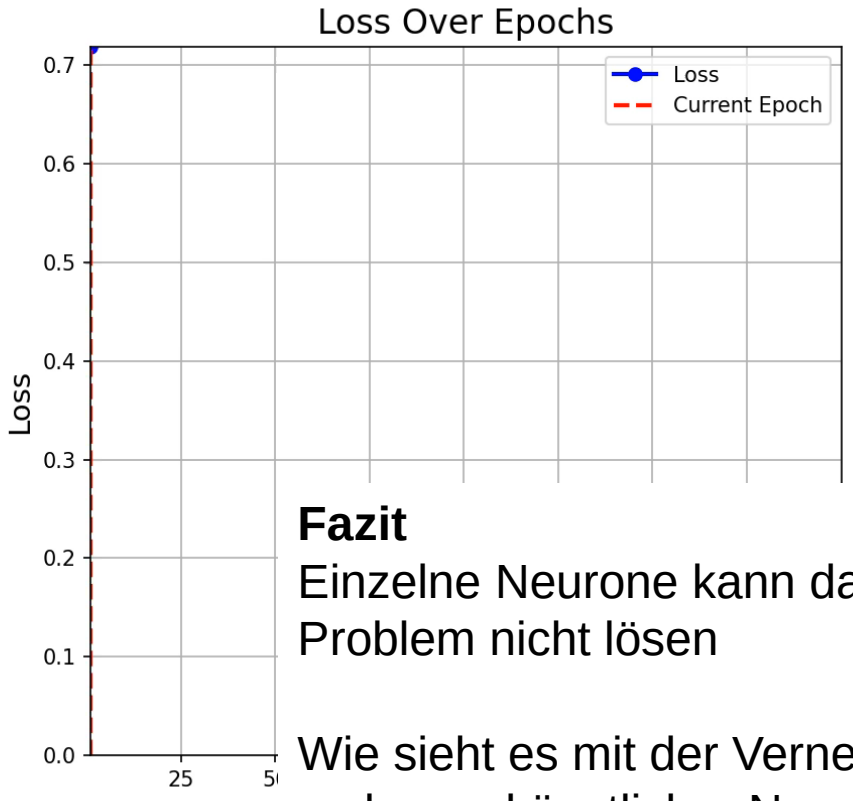


Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem – Ein Neuron



Kostenfunktion



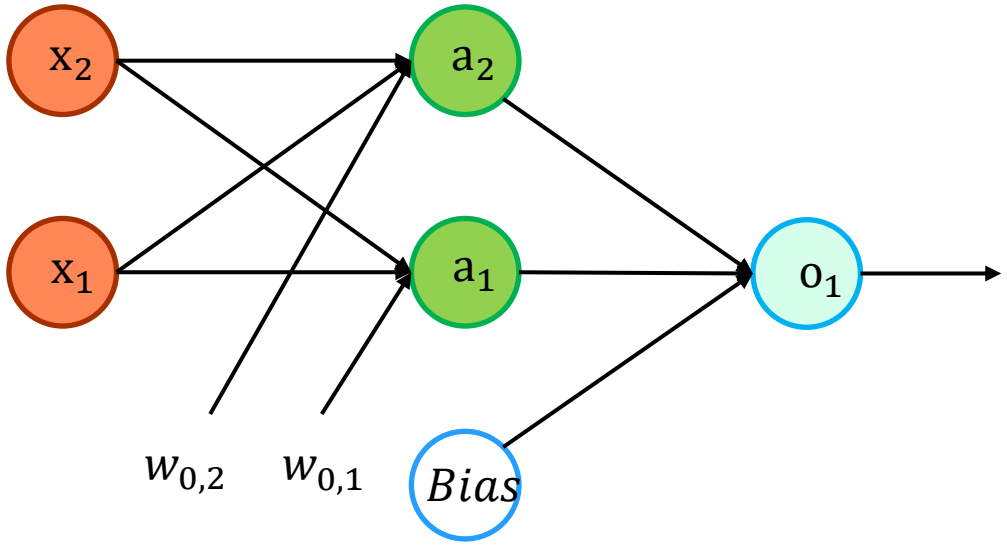
Fazit

Einzelne Neurone kann das XOR-Problem nicht lösen

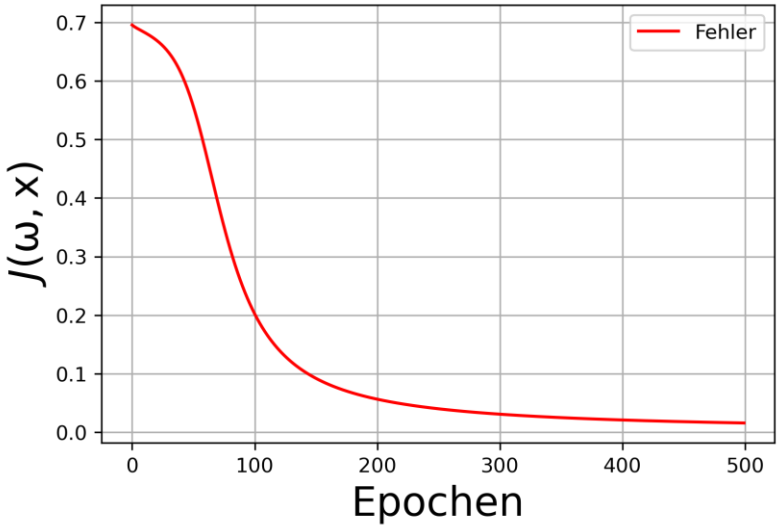
Wie sieht es mit der Vernetzung mehrerer künstlicher Neuronen aus?

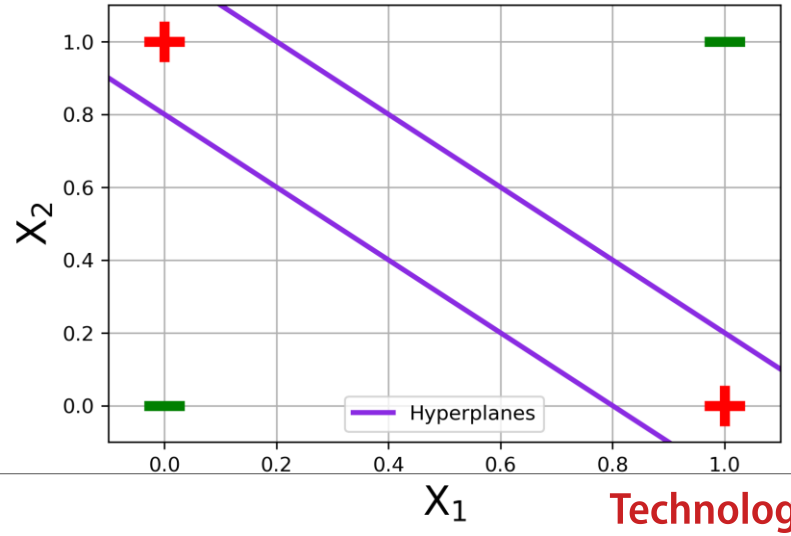
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem



Eingangsschicht Verdeckte Schicht Ausgangsschicht





Aktivierung: sigmoid, $\eta = 0.5$

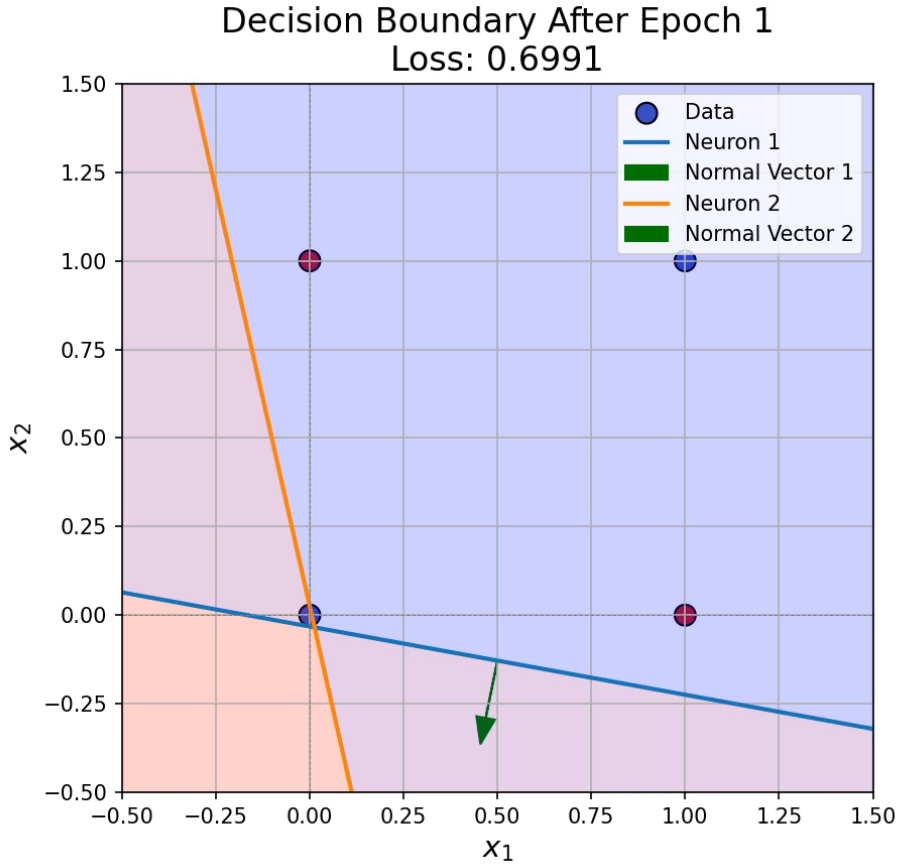
Drei Neuronen: a_1, a_2, o_1

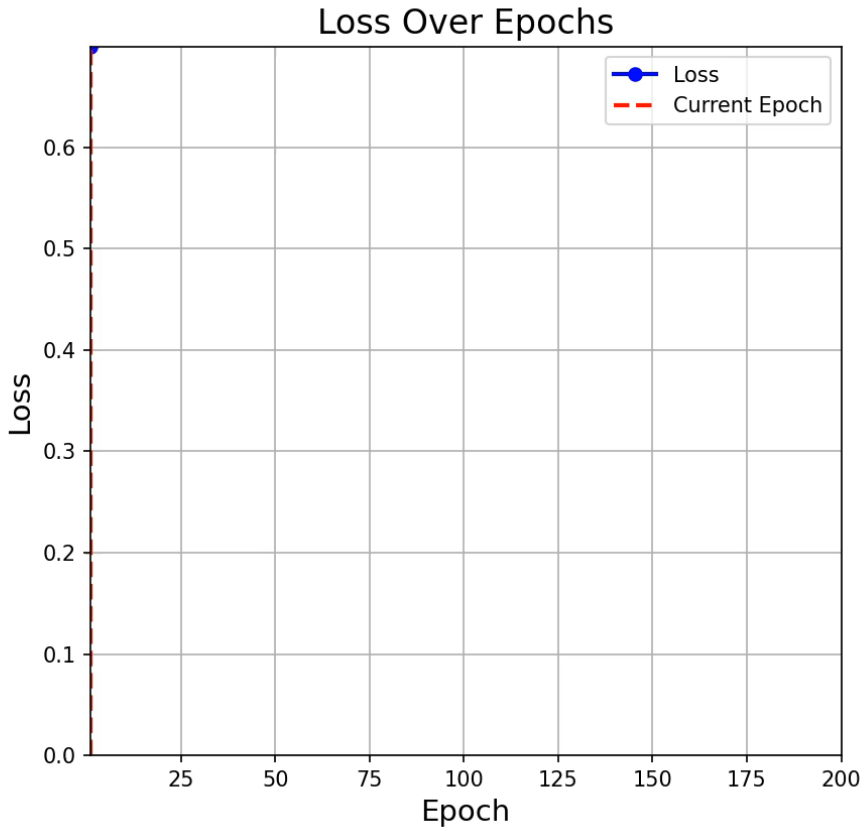
Erste verdeckte Schicht (a_1, a_2) definiert zwei Hyperebenen

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

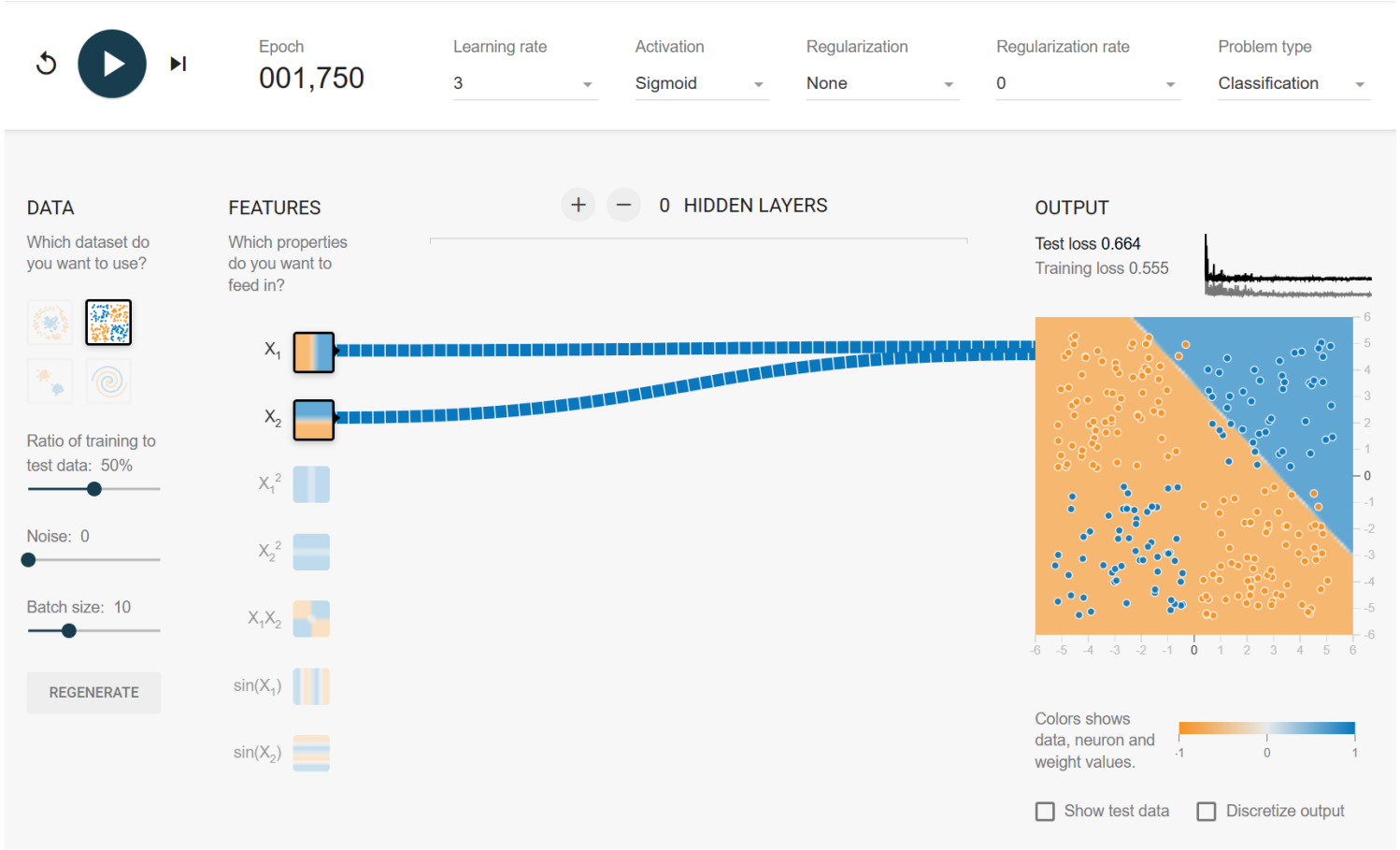
Das XOR-Problem





Künstliche Neuronale Netze - KNN

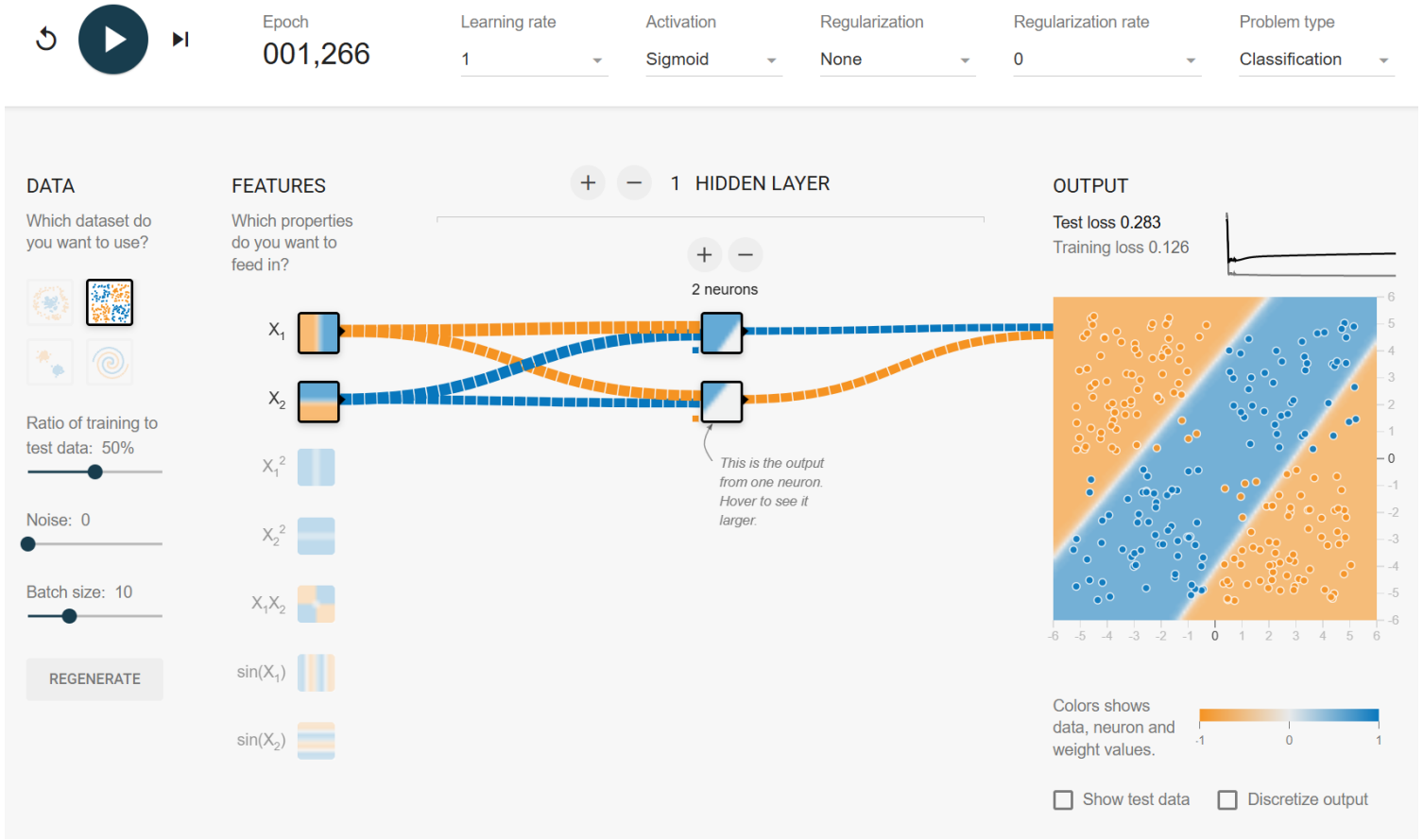
Übung: Experimentieren Sie mit Google Playground: https://playground.tensorflow.org/



https://playground.tensorflow.org/#activation=sigmoid&batchSize=10&dataset=xor&regDataset=reg-plane&learningRate=3&regularizationRate=0&noise=0&networkShape=&seed=0.24729&showTestData=false&discretize=false&percTrainData=50&x=true&y=true&xTimesY=false&xSquared=false&ySquared=false&cosX=false&sinX=false&cosY=false&sinY=false&collectStats=false&problem=classification&initZero=false&hideText=false

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Übung: Experimentieren Sie mit Google Playground: https://playground.tensorflow.org/



https://playground.tensorflow.org/#activation=sigmoid&batchSize=10&dataset=xor&regDataset=reg-plane&learningRate=1&regularizationRate=0&noise=0&networkShape=2&seed=0.24729&showTestData=false&discretize=false&percTrainData=50&x=true&y=true&xTimesY=false&xSquared=false&ySquared=false&cosX=false&sinX=false&cosY=false&sinY=false&collectStats=false&problem=classification&initZero=false&hideText=false

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem – Training eines neuronalen Netzes

Training eines neuronalen Netzes:

1. Gewichtsinitialisierung

Für jeden Datenpunkt:

2. Forward Propagation
3. Aktivierung
4. Kostenfunktion (berechnen des Prognosefehlers)
5. Gewichtsaktualisierung (Gradient Descent Step)

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem – Training eines neuronalen Netzes

Training eines neuronalen Netzes:

1. Gewichtsinitialisierung

Für jeden Datenpunkt:

2. Forward Propagation
3. Aktivierung
4. Kostenfunktion (berechnen des Prognosefehlers)
5. Gewichtsaktualisierung (Gradient Descent Step)

Viele Begriffe eingeführt:

Forward Propagation, Aktivierungsfunktion, Kostenfunktion, Gradient Descent

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Fragen I

Das Perzeptron (ein künstliches Neuron) feuert immer dann, wenn

- Alle Eingänge größer gleich 0 sind
- Falls mindestens ein Eingang kleiner 0 ist
- Summe der gewichteten Eingabe größer gleich 0 ist

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Fragen I

Das Perzeptron (ein künstliches Neuron) feuert immer dann, wenn

- Alle Eingänge größer gleich 0 sind
- Falls mindestens ein Eingang kleiner 0 ist
- Summe der gewichteten Eingabe größer gleich 0 ist

Ein Perzeptron mit zwei Eingängen exkl. Bias löst folgende Probleme

- Linear separierbares Problem in einer zweidimensionalen Ebene
- Linear separierbares Problem in einer dreidimensionalen Ebene
- Nicht-linear separierbares Problem in einer zweidimensionalen Ebene (XOR-Problem)
- Keines der genannten Probleme

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Problemstellung herkömmlicher Computer

Problem	Computer	Mensch
Tausende große Zahlen schnell multiplizieren	Leicht	Schwer
Gesichter auf einem Foto einer Menschenmenge suchen	Schwer	Leicht

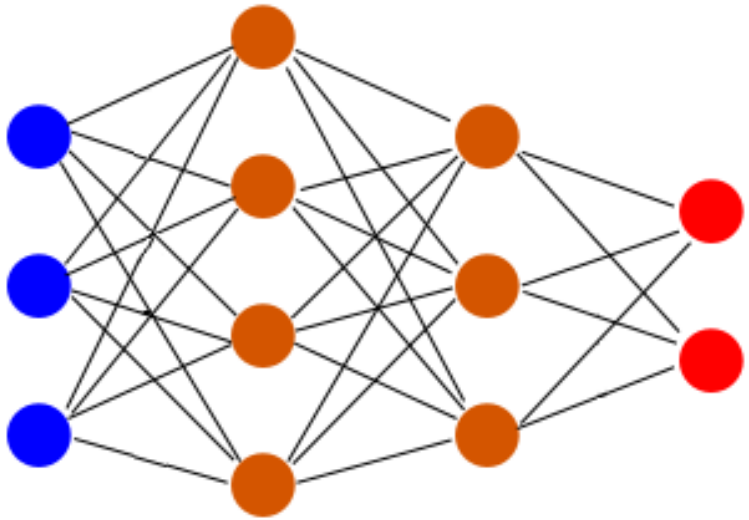
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Problemstellung herkömmlicher Computer

Problem	Computer	Mensch
Tausende große Zahlen schnell multiplizieren	Leicht	Schwer
Gesichter auf einem Foto einer Menschenmenge suchen	Schwer	Leicht

→ KI: neue Algorithmen finden, die auf neuartige Weise versuchen, derartige Probleme zu lösen

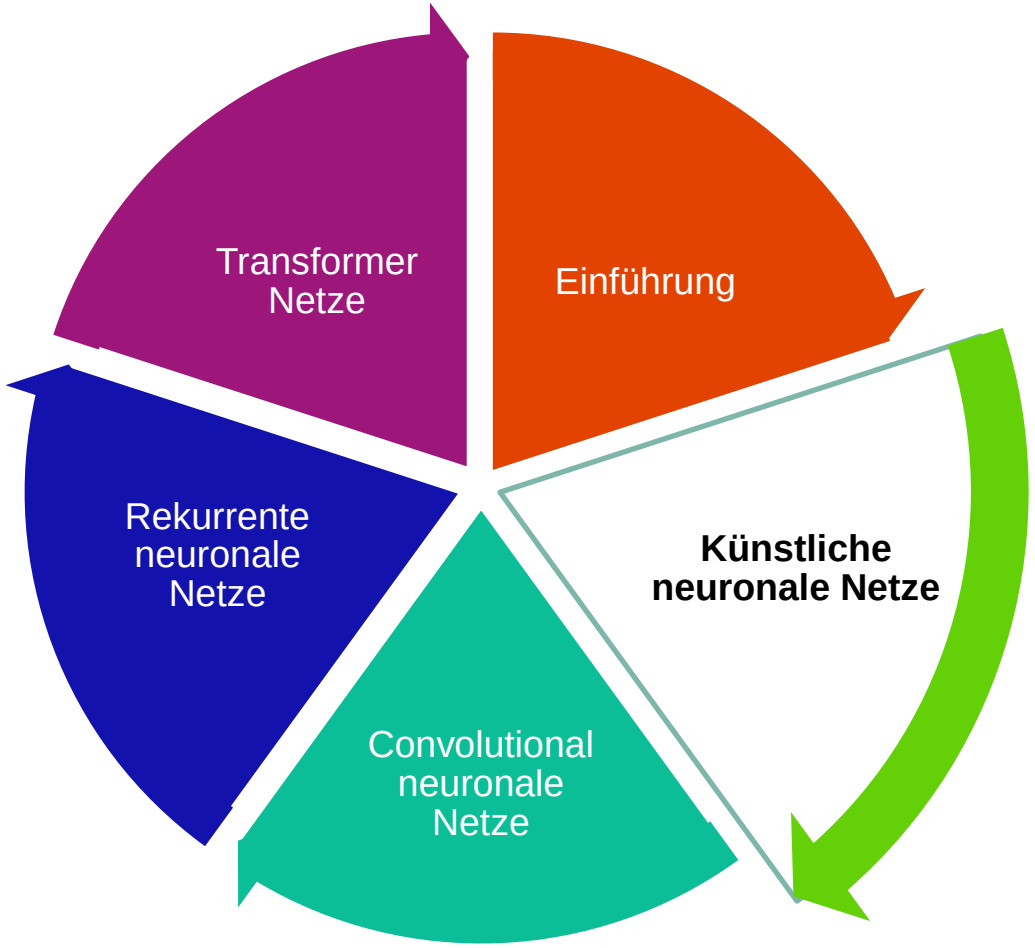
Künstliches neuronales Netz



- Übernimmt eine Eingabe und liefert eine Ausgabe
- Inspiriert durch das menschliche Gehirn
- Kann Muster erkennen
- Muss trainiert werden
- KNNs: Herzstück des Deep Learnings

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Deep Learning
Ausblick



Künstliche neuronale Netze: Part 1

- Einführung
- Training neuronaler Netze
  - Optimierungsalgorithmus
  - Aktivierungsfunktionen
  - Kostenfunktion
  - Performancemetriken

Deep Learning - Zutaten

Modellarchitektur

- Anzahl Schichten
- Aktivierungsfunktion

Kostenfunktion

Definiert was ein gutes neuronales Netz ist

Optimierungsalgorithmus

Minimiert die Kostenfunktion, indem es Gewichte des NNs variiert

Training des NNs

Minimierung der Kostenfunktion

Neuronale Netze programmieren in keras

Das XOR-Beispiel


```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.optimizers import SGD

(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()

model = Sequential()
model.add(Dense(units=2, activation='sigmoid', input_shape=(2,)))
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())

model.fit(x_train, y_train, epochs=500, verbose=0)

classes = (model.predict(x_test) > 0.5).astype("int32")
print("Predictions:", classes)
```

Neuronale Netze programmieren in keras

Das XOR-Beispiel


```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.optimizers import SGD

(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()
```

Daten importieren

```
model = Sequential()
model.add(Dense(units=2, activation='sigmoid', input_shape=(2,)))
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())

model.fit(x_train, y_train, epochs=500, verbose=0)

classes = (model.predict(x_test) > 0.5).astype("int32")
print("Predictions:", classes)
```

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Technology Arts Sciences TH Köln

Neuronale Netze programmieren in keras

Das XOR-Beispiel

```
import numpy as np

# Dummy-Daten (XOR-Problem)
def load_data():
    x_train = np.array([[0, 0], [0, 1], [1, 0], [1, 1]])
    y_train = np.array([[0], [1], [1], [0]])
    return (x_train, y_train), (x_train, y_train)

(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()
```

Daten importieren

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Technology Arts Sciences TH Köln

Neuronale Netze programmieren in keras

Das XOR-Beispiel

```
import numpy as np

# Dummy-Daten (XOR-Problem)
def load_data():
    x_train = np.array([[0, 0], [0, 1], [1, 0], [1, 1]])
    y_train = np.array([[0], [1], [1], [0]])
    return (x_train, y_train), (x_train, y_train)

(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()
```

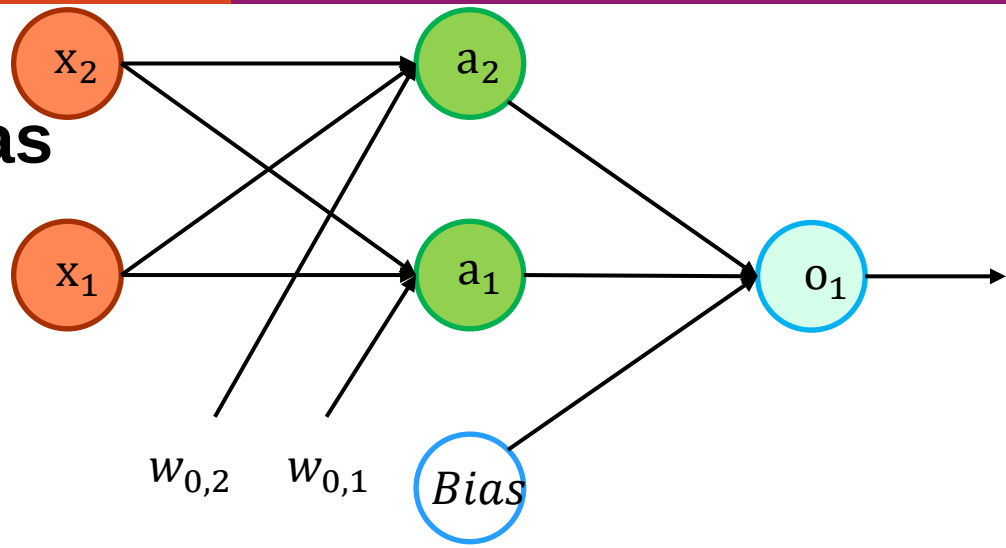
Daten importieren

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Hier absoluter Sonderfall, dass Training = Testdaten sind.

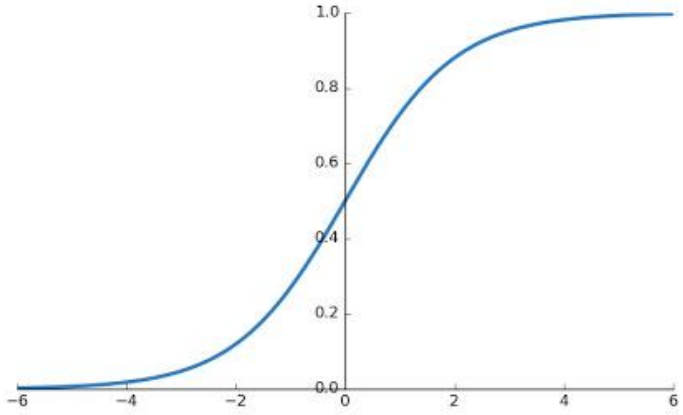
Neuronale Netze programmieren in keras

Das XOR-Beispiel



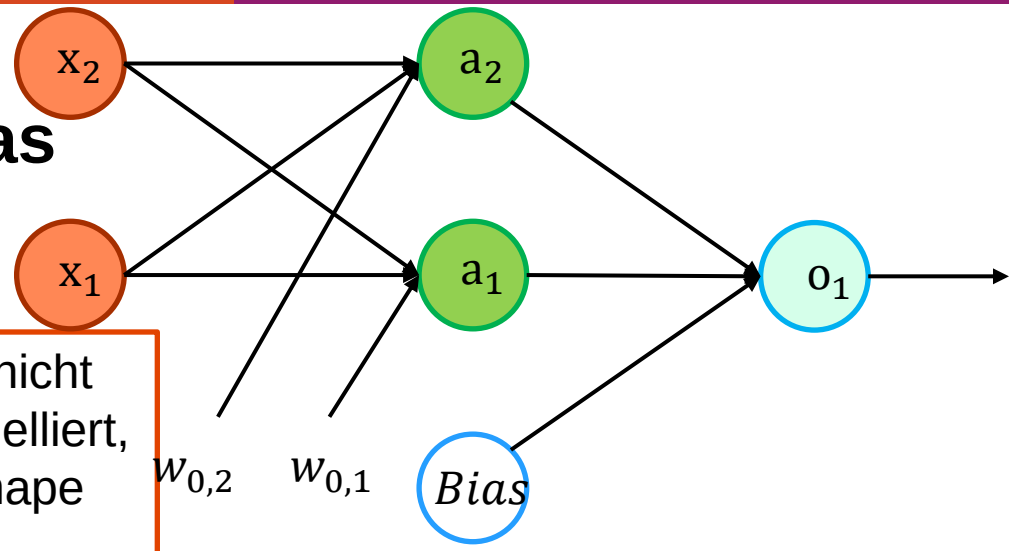

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.optimizers import SGD

(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()

model = Sequential()
model.add(Dense(units=2, activation='sigmoid', input_shape=(2,)))
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())

model.fit(x_train, y_train, epochs=500, verbose=0)

classes = (model.predict(x_test) > 0.5).astype("int32")
print("Predictions:", classes)
```

Modell erstellen



Neuronale Netze programmieren in keras

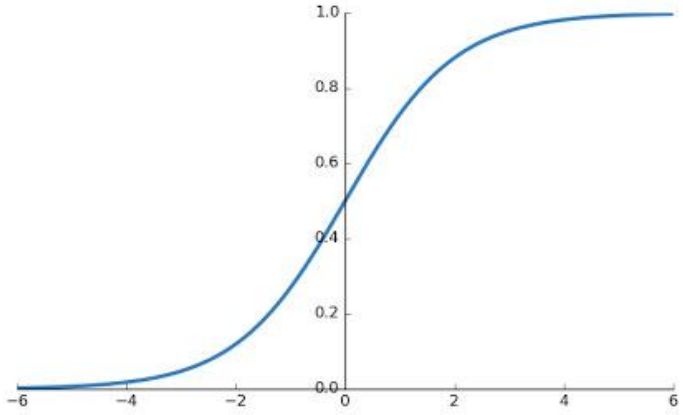
Das XOR-Beispiel




```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.optimizers import SGD

(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()

model = Sequential()
model.add(Dense(units=2, activation='sigmoid', input_shape=(2,)))
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())

model.fit(x_train, y_train, epochs=500, verbose=0)

classes = (model.predict(x_test) > 0.5).astype("int32")
print("Predictions:", classes)
```

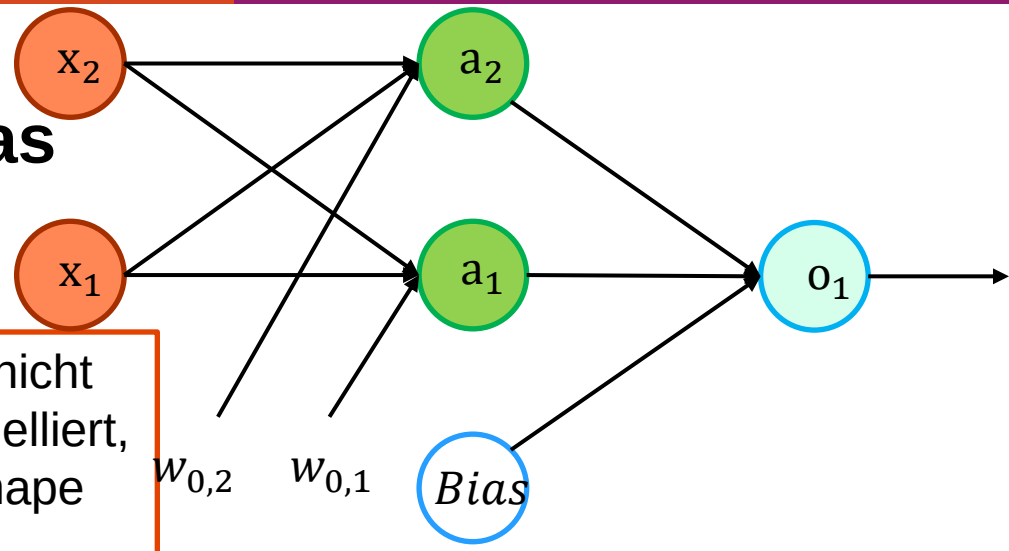
Eingangsschicht wird nicht als eigener Layer modelliert, sondern über input_shape definiert

Modell erstellen



Neuronale Netze programmieren in keras

Das XOR-Beispiel

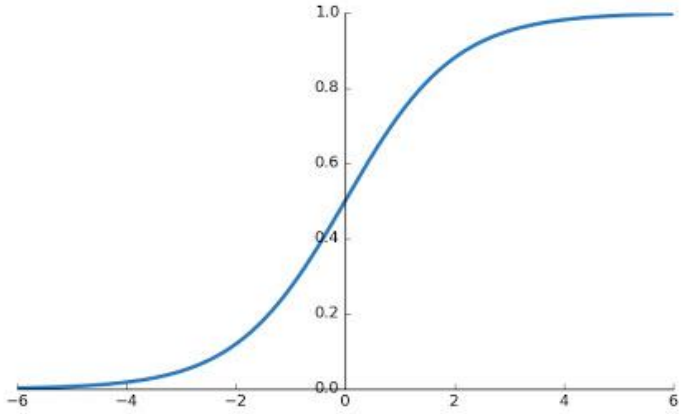



```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.optimizers import SGD

(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()

model = Sequential()
model.add(Dense(units=2, activation='sigmoid', input_shape=(2,)))
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())

model.fit(x_train, y_train, epochs=500, verbose=0)

classes = (model.predict(x_test) > 0.5).astype("int32")
print("Predictions:", classes)
```

Eingangsschicht wird nicht als eigener Layer modelliert, sondern über input_shape definiert

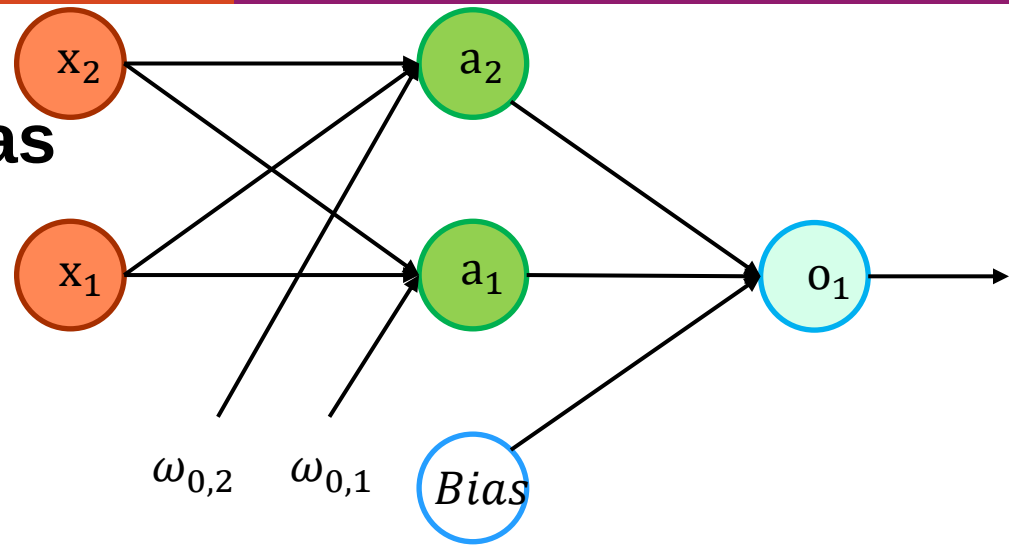
Modell erstellen

SGD: Stochastic Gradient Descent



Neuronale Netze programmieren in keras

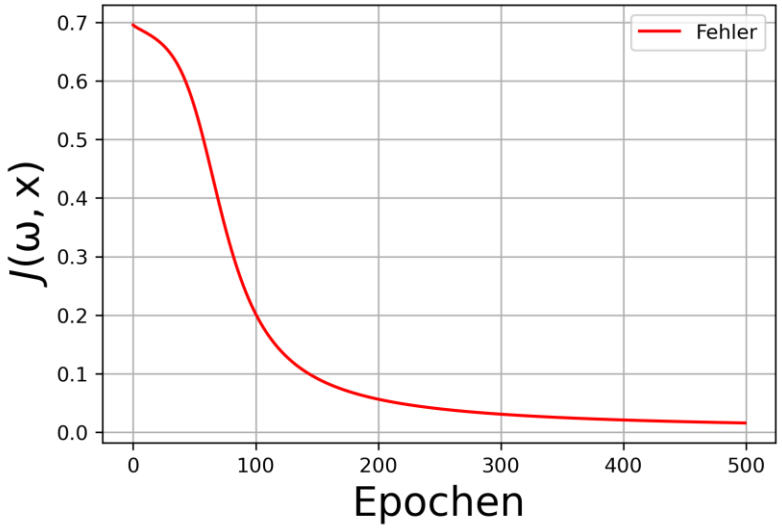
Das XOR-Beispiel



Eingangsschicht Verdeckte Schicht Ausgangsschicht

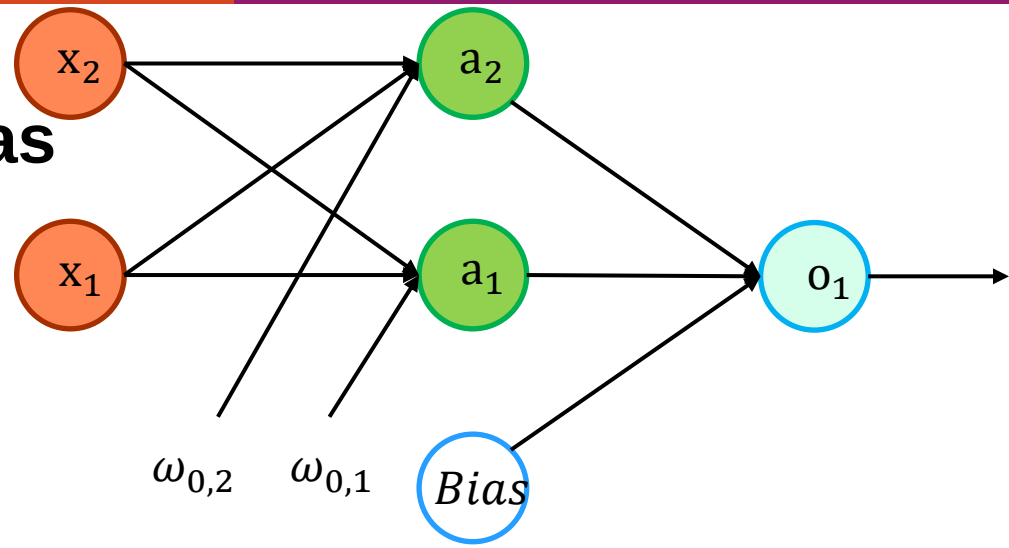
```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.optimizers import SGD

(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()

model = Sequential()
model.add(Dense(units=2, activation='sigmoid', input_shape=(2,)))
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())

model.fit(x_train, y_train, epochs=500, verbose=0)

classes = (model.predict(x_test) > 0.5).astype("int32")
print("Predictions:", classes)
```

Modell trainieren



Neuronale Netze programmieren in keras

Das XOR-Beispiel



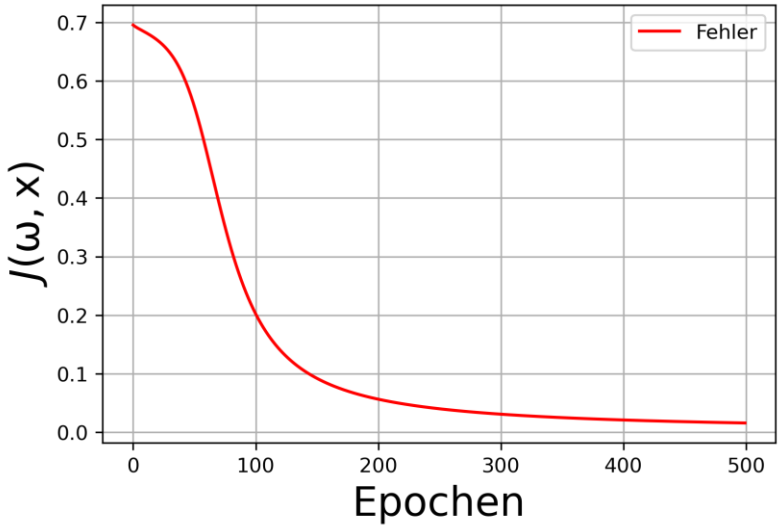

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.optimizers import SGD

(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()

model = Sequential()
model.add(Dense(units=2, activation='sigmoid', input_shape=(2,)))
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())
```

```
model.fit(x_train, y_train, epochs=500, verbose=0)
```

Modell trainieren

```
classes = (model.predict(x_test) > 0.5).astype("int32")
print("Predictions:", classes)
```

Modell testen

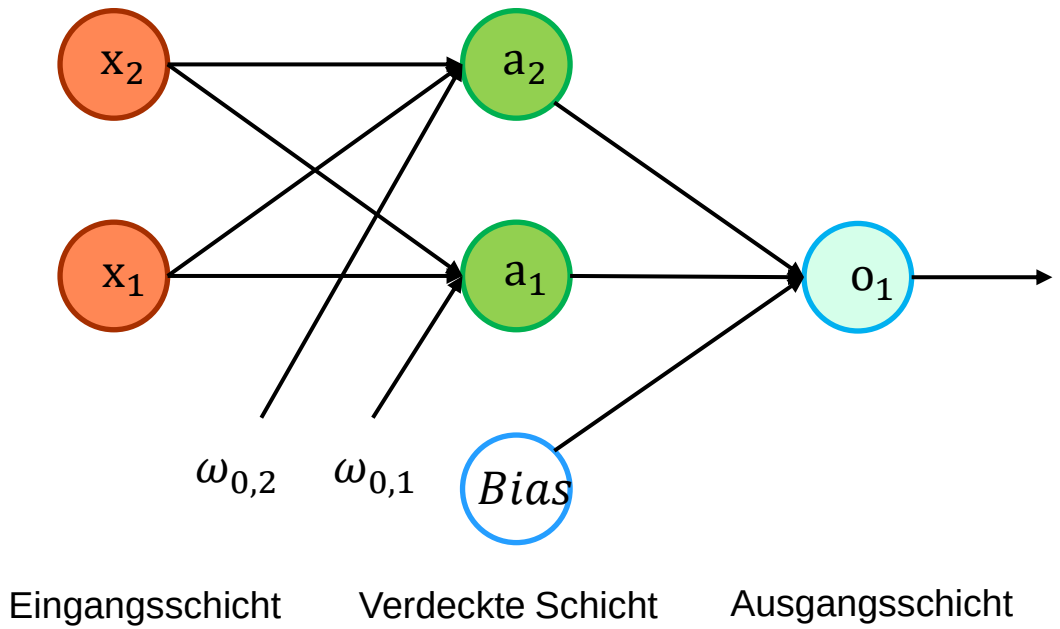


Neuronale Netze programmieren in keras

Das XOR-Beispiel - Übung

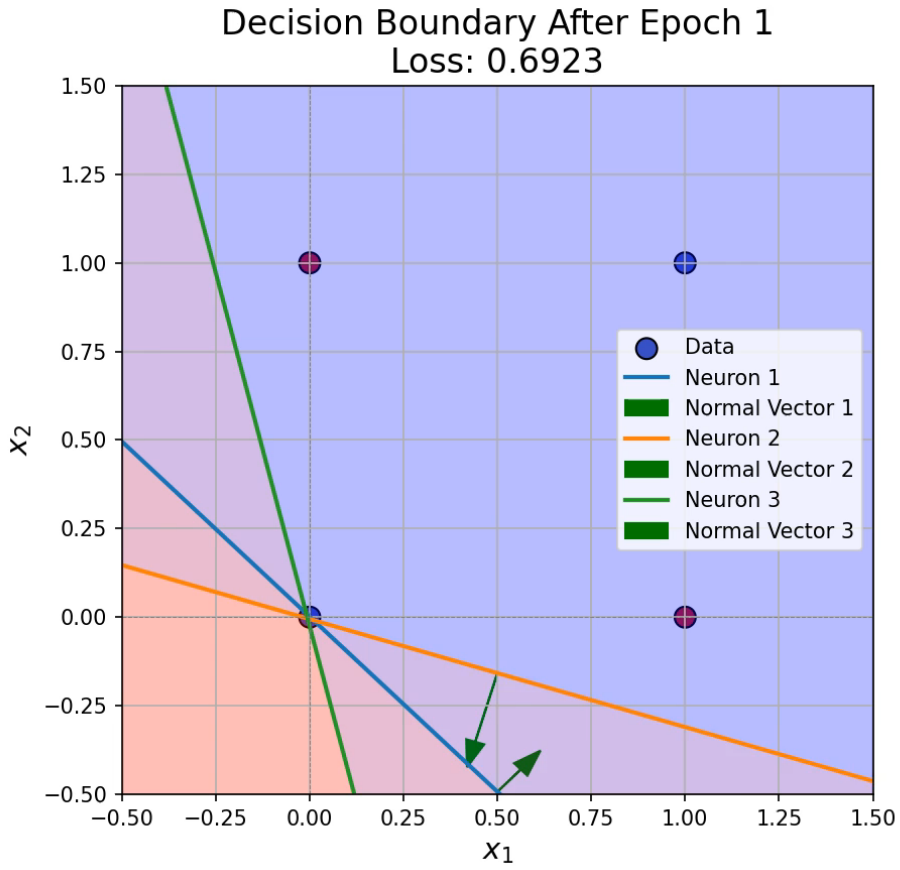
1. Gegeben Code mit einem Neuron (01_xor_neuralnet1neuron.ipynb), erweitern Sie den Code, sodass Sie drei Neurone haben.
   - 2 in verdeckter Schicht und 1 in Ausgangsschicht
2. Nutzen Sie auch mal drei Neurone in der verdeckten Schicht.
3. Fügen Sie eine zweite verdeckte Schicht hinzu.

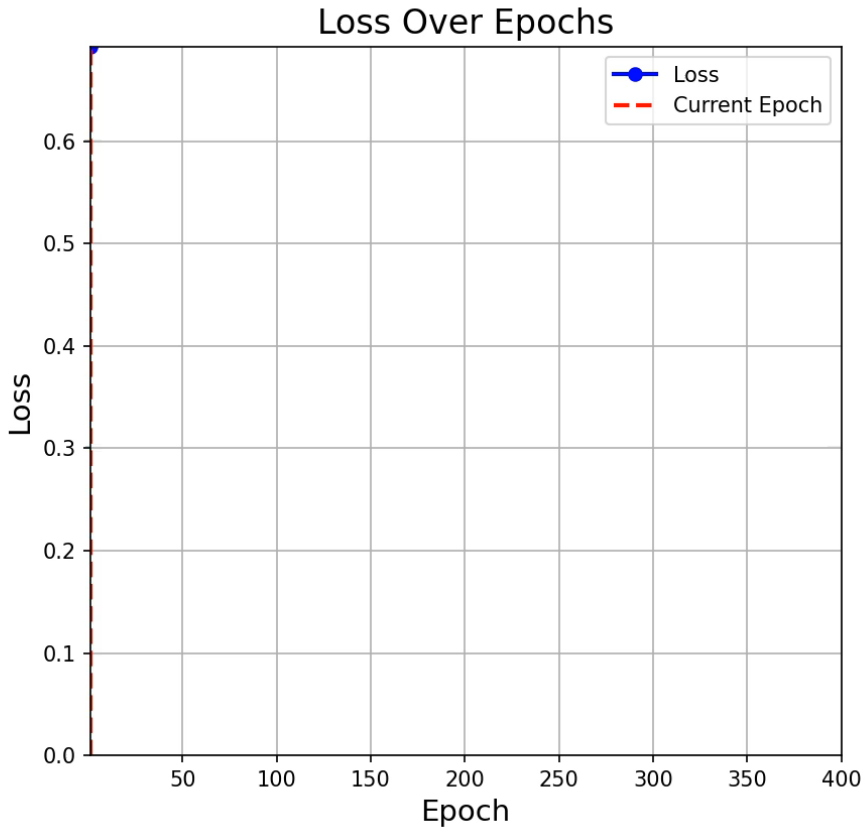
4. Vergleichen Sie den Verlauf des Trainingsloss über die Anzahl Epochen für die drei Lösungen



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Das XOR-Problem – 3 Neurone im Hidden Layer





Künstliche Neuronale Netze - KNN

Einfaches Beispiel

Binäres Klassifikationsproblem

- Welchen Einfluss hat die Anzahl Schichten auf die Güte des neuronalen Netzes?
- Welchen Einfluss hat die Aktivierungsfunktion auf die Güte des neuronalen Netzes?
- Welchen Einfluss hat der Optimierungsalgorithmus, um möglichst schnell ein gutes neuronales Netz zu erhalten?

Künstliche Neuronale Netze - KNN

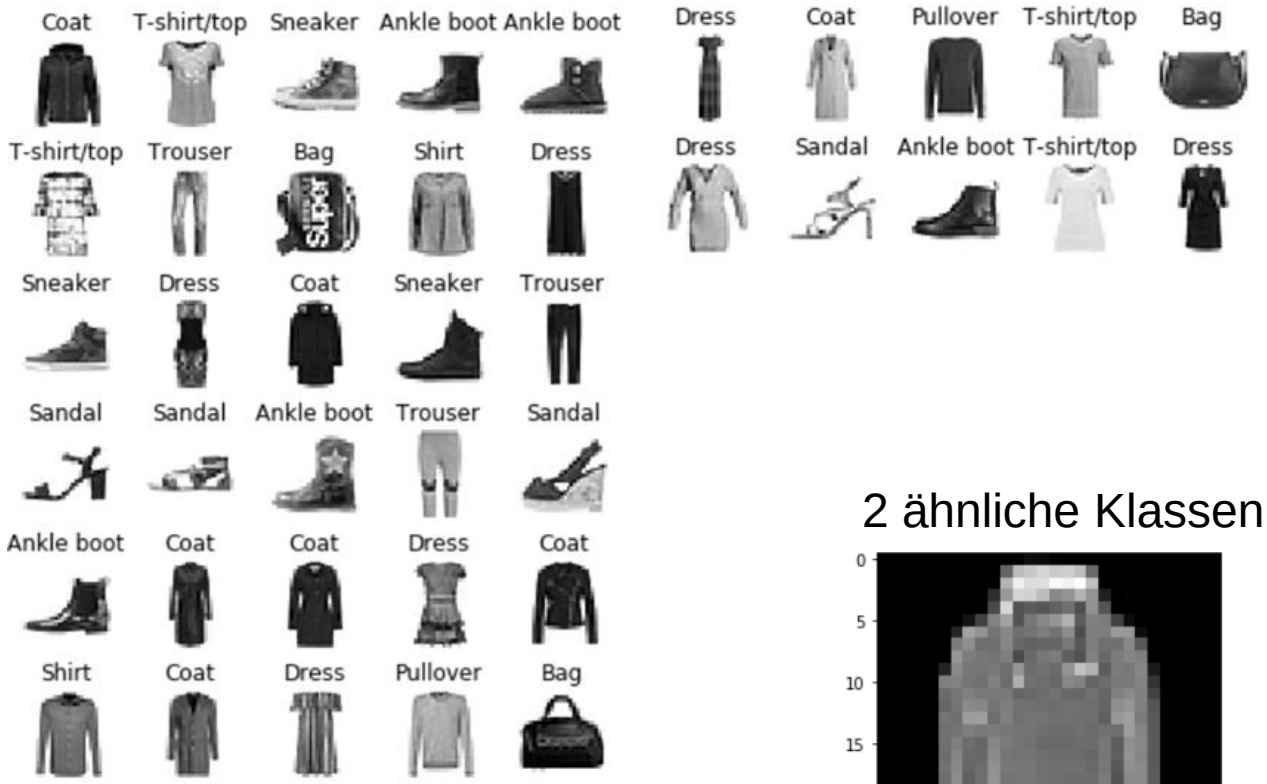
Beispiel Bildklassifizierer: Fashion MNIST

Fashion-MNIST: Zalando-Artikel

- 28x28 Graustufenbilder
- 60.000 Bilder
- 10 Klassen:
  - T-Shirt/Top, Hose, Pullover, Kleid, Mantel, Sandale, Hemd, Sneaker, Tasche, Stiefelette

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Fashion MNIST

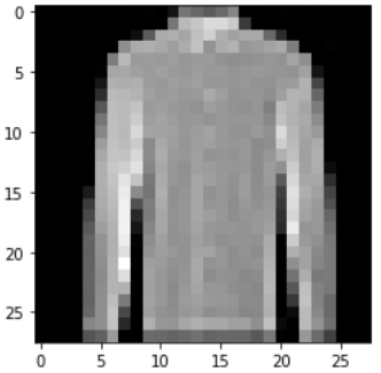


Fashion-MNIST: Zalando-Artikel

- 28x28 Graustufenbilder
- 60.000 Bilder
- 10 Klassen:
  - T-Shirt/Top, Hose, Pullover, Kleid, Mantel, Sandale, Hemd, Sneaker, Tasche, Stiefelette

2 ähnliche Klassen für die binäre Klassifizierung

Pullover
5507 Bilder



Hemd
5496 Bilder

Neuronale Netze programmieren in keras

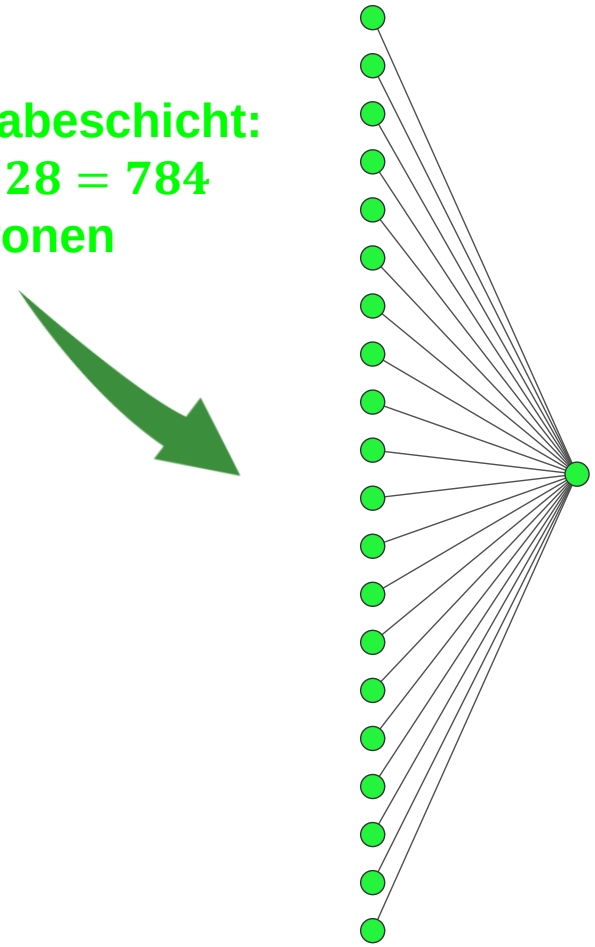
Code für das Fashion MNIST Beispiel

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Flatten
from tensorflow.keras.optimizers import SGD

(x_train, y_train), (x_test, y_test)= load_data()

model = Sequential()

model.add(Flatten(input_shape=[28,28]))
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())

model.fit(x_train, y_train, epochs=100)
```

Modell erstellen

Modell trainieren

Eingabeschicht:
$28 \times 28 = 784$
Neuronen



Neuronale Netze programmieren in keras

Code für das Fashion MNIST Beispiel

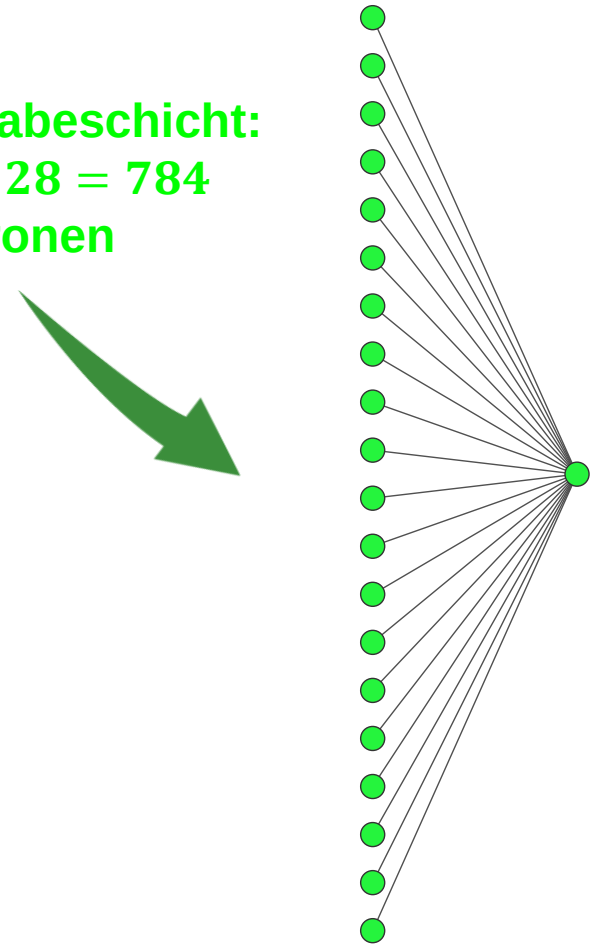
```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Flatten
from tensorflow.keras.optimizers import SGD

(x_train, y_train), (x_test, y_test)= load_data()

model = Sequential()

model.add(Flatten(input_shape=[28,28]))
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())

model.fit(x_train, y_train, epochs=100)
```

Flatten wandelt Matrix in Vektor um

Modell erstellen

Modell trainieren

Eingabeschicht:
$28 \times 28 = 784$
Neuronen



Neuronale Netze programmieren in keras

Code für das Fashion MNIST Beis

```
from tensorflow.keras.models import Sequen
from tensorflow.keras.layers import Dense, F
from tensorflow.keras.optimizers import SGD

(x_train, y_train), (x_test, y_test)= load_data(
```

```
model = Sequential()

model.add(Flatten(input_shape=[28,28]))
model.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))

model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())
```

Modell erstellen

```
model.fit(x_train, y_train, epochs=100)
```

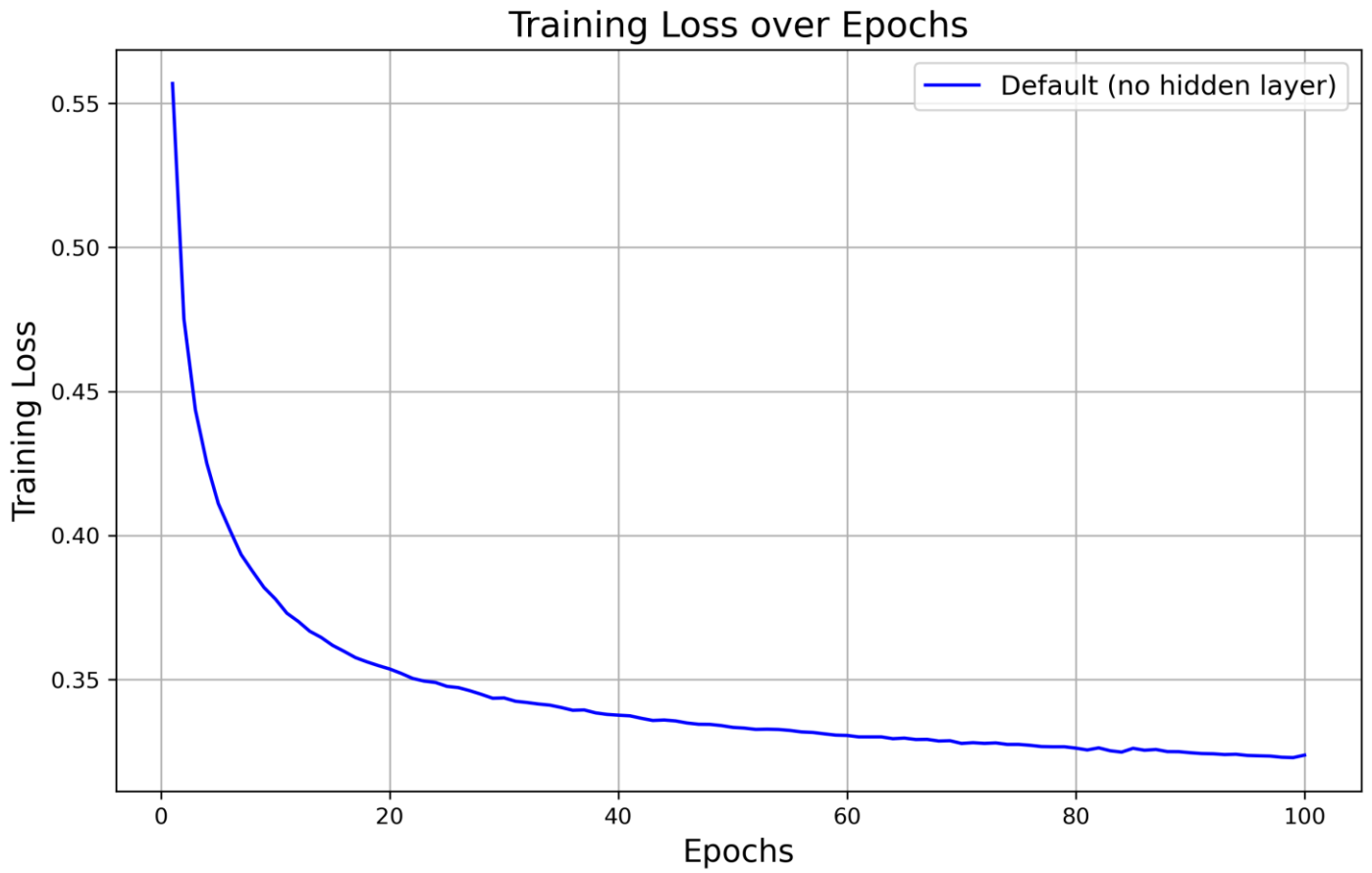
Modell trainieren

```
model.summary()
```

```
Model: "sequential_1"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
flatten_1 (Flatten)          (None, 784)               0
_________________________________________________________________
dense_1 (Dense)              (None, 1)                 785
=================================================================
Total params: 785
Trainable params: 785
Non-trainable params: 0
_________________________________________________________________
```

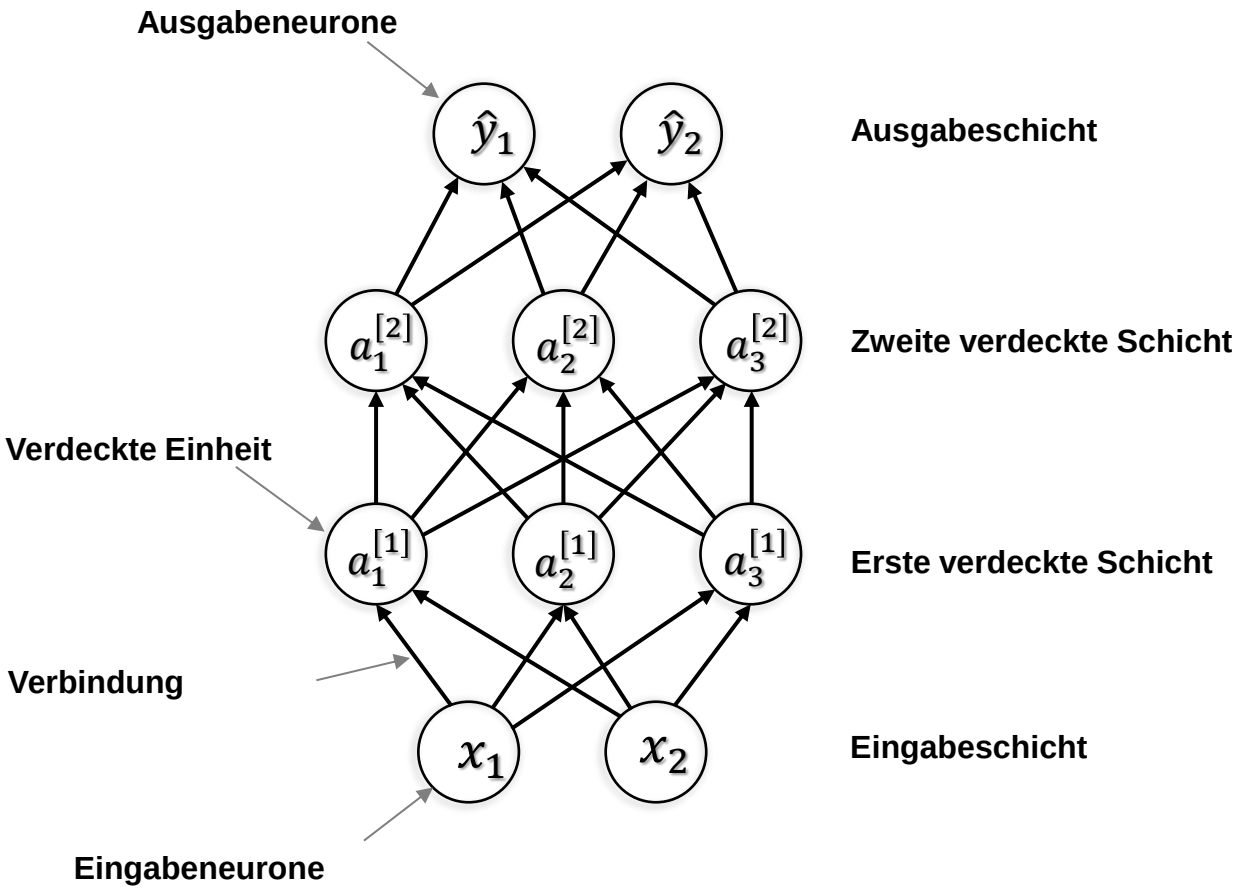
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Trainingsergebnisse von neuronalem Netz mit 1 Layer



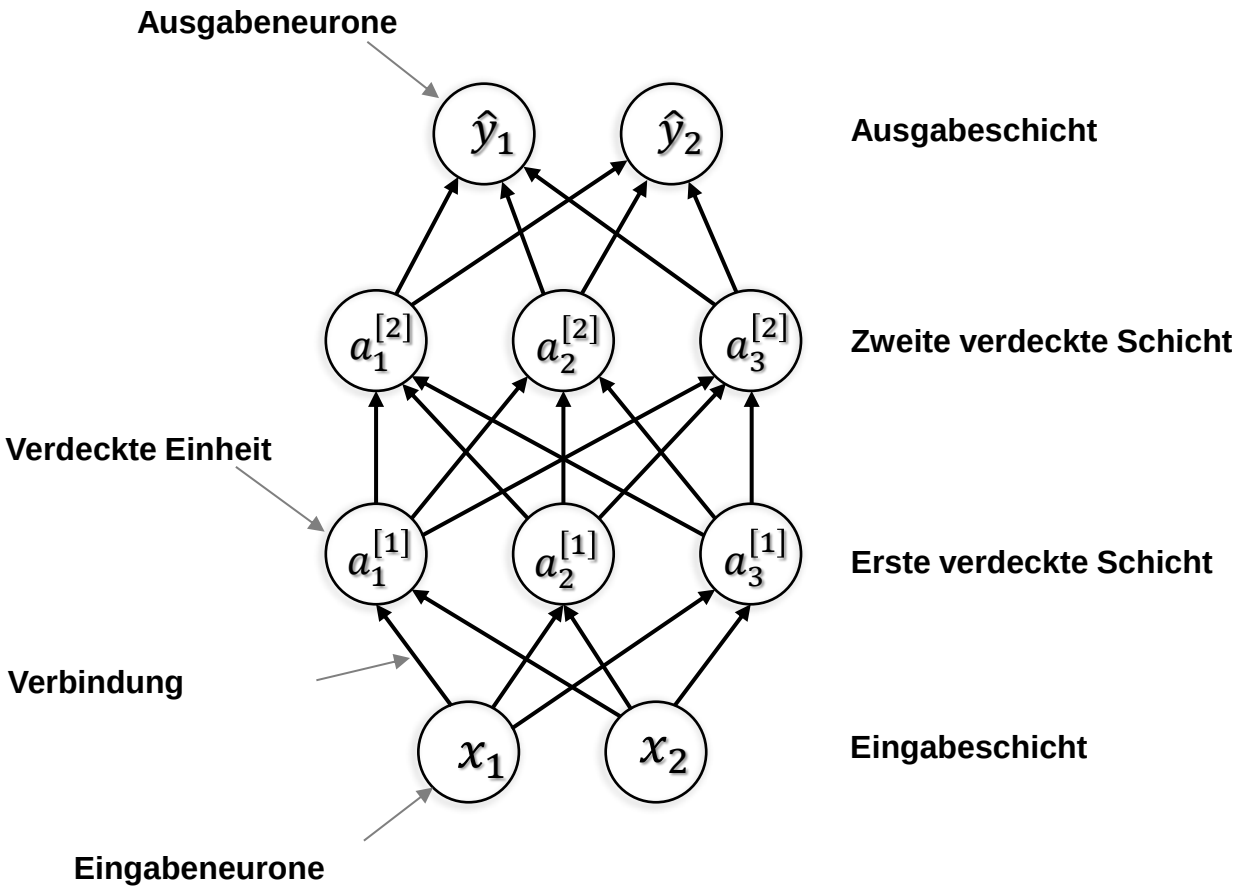
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Vorwärtspropagation eines Mehrschichtigen neuronalen Netzes



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Vorwärtspropagation eines Mehrschichtigen neuronalen Netzes



Vorwärtspropagation (mit *N* verdeckten Schichten):

$$a_j^{[1]} = \sigma^{[1]}\left(\sum_i w_{ji}^{[1]} \cdot x_i\right)$$

$$a_j^{[\ell]} = \sigma^{[\ell]}\left(\sum_i w_{ji}^{[\ell]} \cdot a_i^{[\ell-1]}\right), \ell = 2, \dots, N$$

$$\hat{y}_j = \sigma^{[N+1]}\left(\sum_i w_{ji}^{[N+1]} \cdot a_j^{[N]}\right)$$

$a_j^{[\ell]}$: Aktivierungsfunktion des j-ten Neurons der ℓ-ten verdeckten Schicht

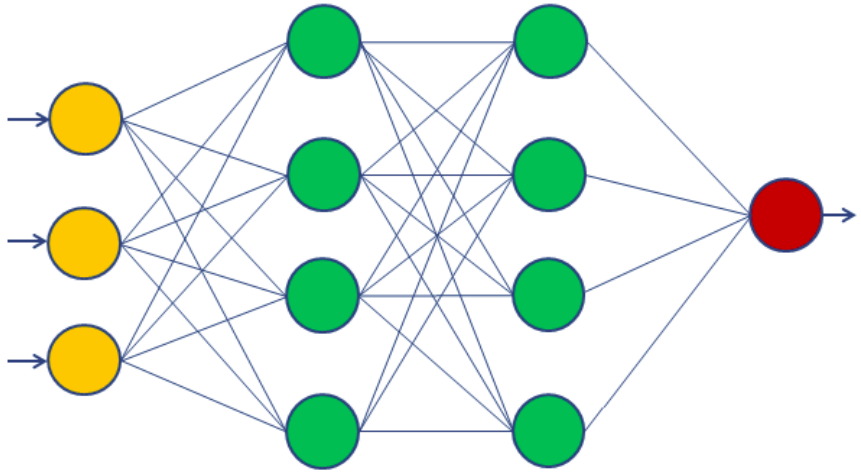
$w_{ji}^{[\ell]}$: Gewicht des *i*-ten Eingangs des *j*-ten Neurons der ℓ-ten verdeckten Schicht

$\hat{y}_j$: Vorhersage des *j*-ten Ausgabeneurons

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Trainieren neuronaler Netze

Trainieren: Minimierung der Kostenfunktion $J(\boldsymbol{w})$, die Fehler zwischen Vorhersage und Label berechnet



Künstliche Neuronale Netze - KNN

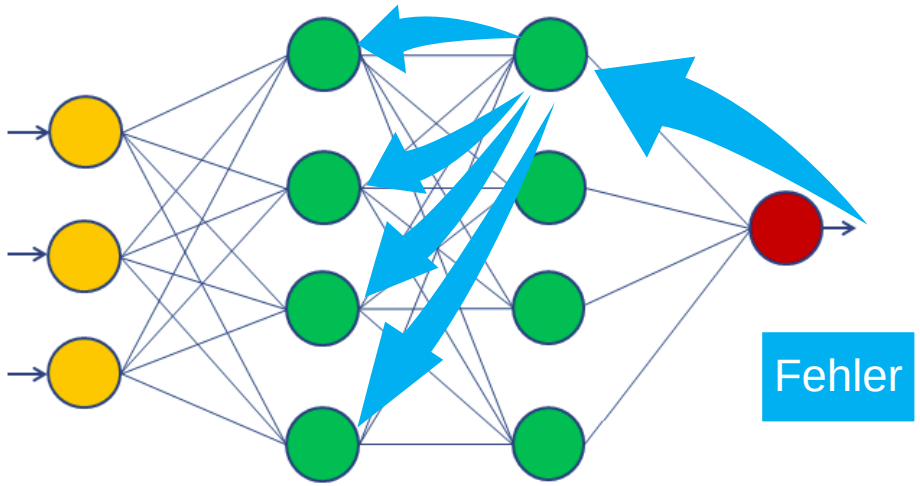
Trainieren neuronaler Netze

Trainieren: Minimierung der Kostenfunktion $J(\boldsymbol{w})$, die Fehler zwischen Vorhersage und Label berechnet

Backpropagation

- Rückführung des Fehlers durch das gesamte Netz
- Anteilige Aufteilung des Fehlers auf alle Neuronen

$$\nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial J(\boldsymbol{w})}{\partial w_1} \\ \frac{\partial J(\boldsymbol{w})}{\partial w_2} \\ \frac{\partial J(\boldsymbol{w})}{\partial w_3} \end{pmatrix}$$



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Trainieren neuronaler Netze

Minimierung der Kostenfunktion durch

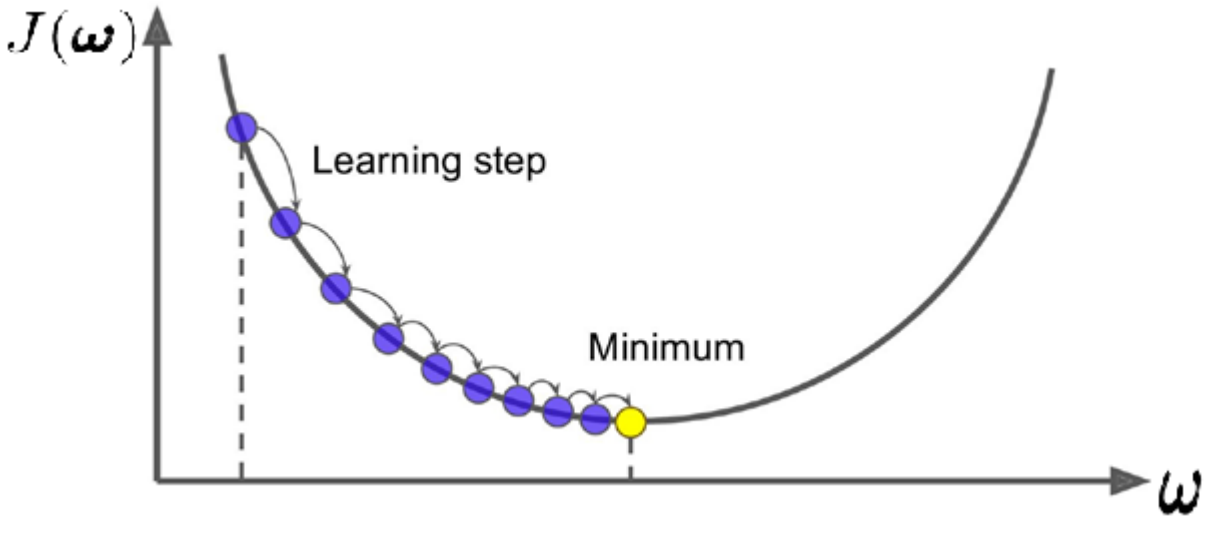
Gradientenabstieg (Optimierungsalgorithmus)

- Aktualisierung der Parameter (Gewichte, Bias)
- Entgegen der Richtung des Gradienten der Kostenfunktion
- Schrittweite η wird als Lernrate bezeichnet

$$\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w})$$

$$\nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial J(\boldsymbol{w})}{\partial w_1} \\ \frac{\partial J(\boldsymbol{w})}{\partial w_2} \\ \frac{\partial J(\boldsymbol{w})}{\partial w_3} \end{pmatrix}$$

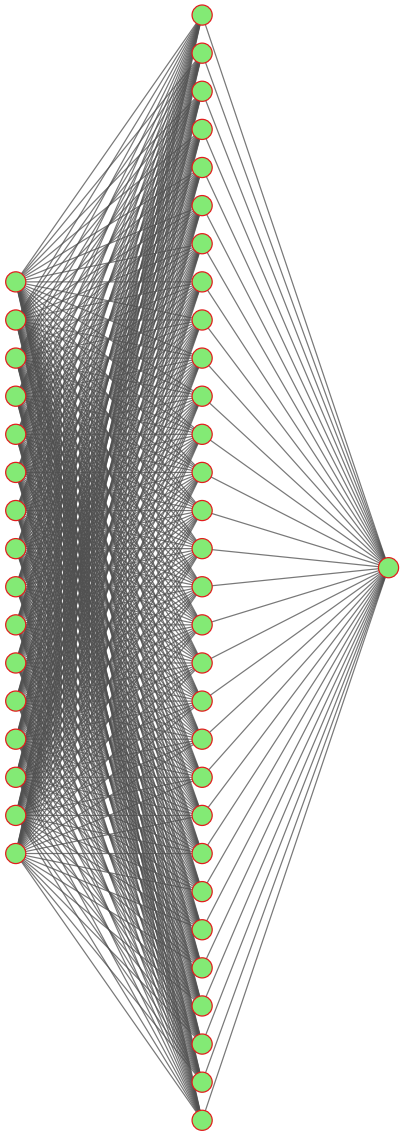
Gradient zeigt in Richtung des steilsten Anstiegs



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Vergleich von zwei Aktivierungsfunktionen

Mehrlagiges Netz mit einer Eingangsschicht (Flatten), einer verdeckten Schicht (Dense und 300 Neuronen) und einer Ausgangsschicht (Dense, Sigmoid):

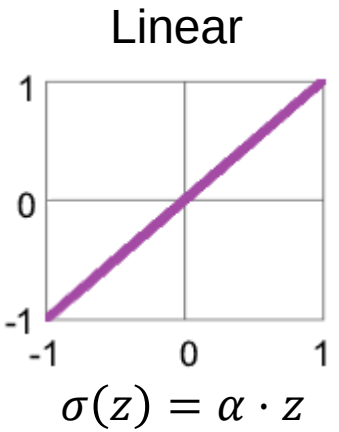


Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Vergleich von zwei Aktivierungsfunktionen

Mehrlagiges Netz mit einer Eingangsschicht (Flatten), einer verdeckten Schicht (Dense und 300 Neuronen) und einer Ausgangsschicht (Dense, Sigmoid):

- verdeckte Schicht mit linearer Aktivierung
  Einführung des **Hyperparameters** α
-




```
model_linear.add(Flatten(input_shape=[28, 28]))
model_linear.add(Dense(units=300, activation='linear'))
model_linear.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))
```

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Vergleich von zwei Aktivierungsfunktionen

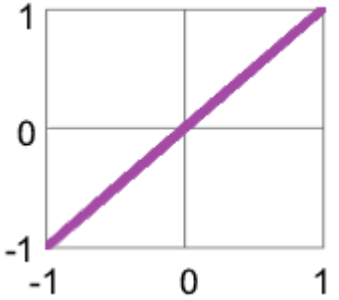
Mehrlagiges Netz mit einer Eingangsschicht (Flatten), einer verdeckten Schicht (Dense und 300 Neuronen) und einer Ausgangsschicht (Dense, Sigmoid):

- verdeckte Schicht mit linearer Aktivierung
  Einführung des **Hyperparameters** α
- verdeckte Schicht mit ReLU (Rectifier Linear Unit) Aktivierung

```
model_linear.add(Flatten(input_shape=[28, 28]))
model_linear.add(Dense(units=300, activation='linear'))
model_linear.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))
```

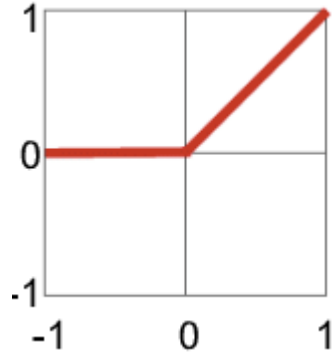
```
model_relu.add(Flatten(input_shape=[28, 28]))
model_relu.add(Dense(units=300, activation='relu'))
model_relu.add(Dense(units=1, activation='sigmoid'))
```

Linear



$$\sigma(z) = \alpha \cdot z$$

Rectified Linear Unit (ReLU)



$$\sigma(z) = \max(0, z)$$

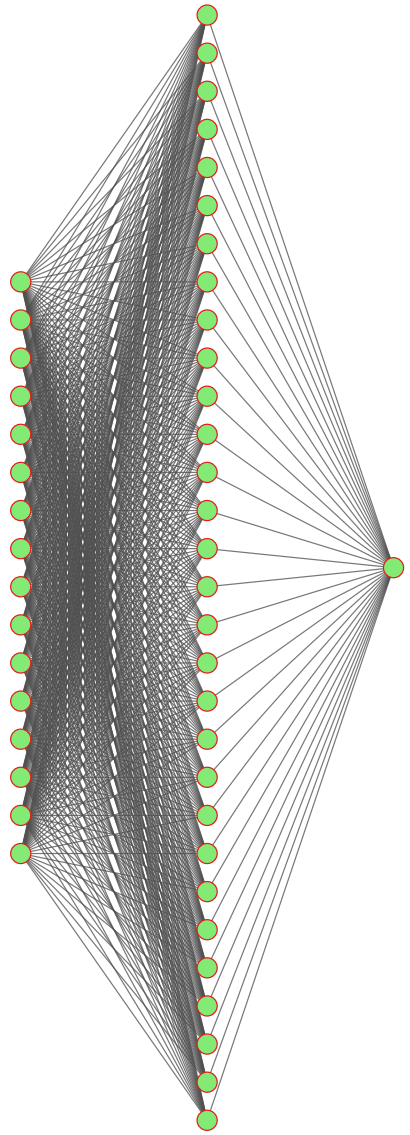
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Vergleich von zwei Aktivierungsfunktionen

```
model_relu.summary()
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
flatten_2 (Flatten)	(None, 784)	0
dense_3 (Dense)	(None, 300)	235500
dense_4 (Dense)	(None, 1)	301

Total params: 235,801
Trainable params: 235,801
Non-trainable params: 0



Künstliche Neuronale Netze - KNN

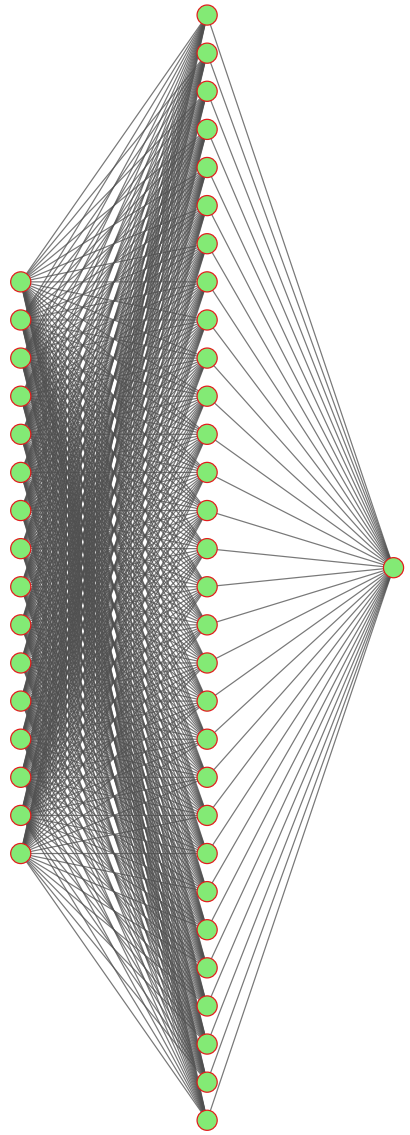
Beispiel Bildklassifizierer: Vergleich von zwei Aktivierungsfunktionen

```
model_relu.summary()
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
flatten_2 (Flatten)	(None, 784)	0
dense_3 (Dense)	(None, 300)	235500
dense_4 (Dense)	(None, 1)	301

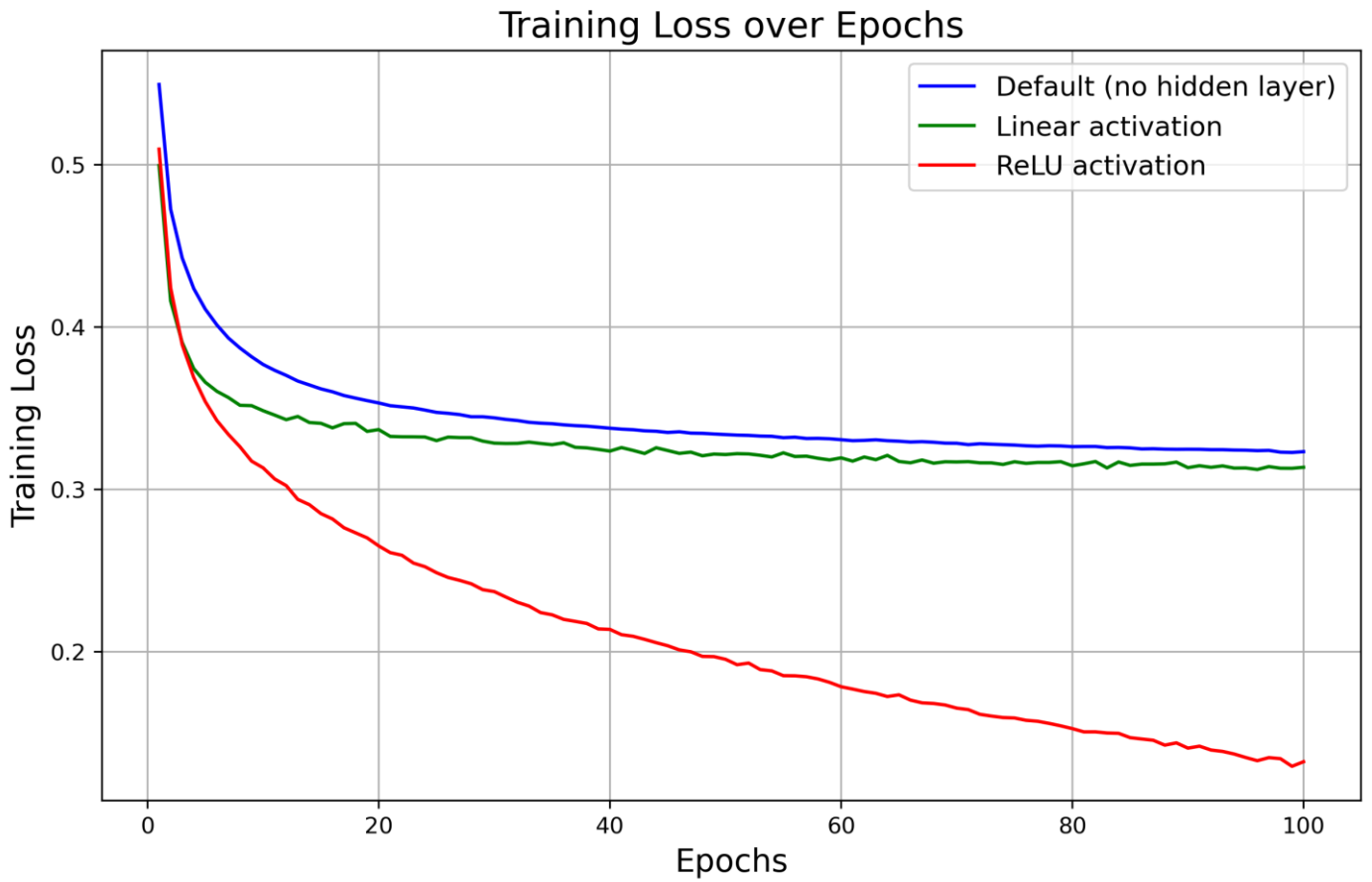
Total params: 235,801
Trainable params: 235,801
Non-trainable params: 0

300*784+300=235500



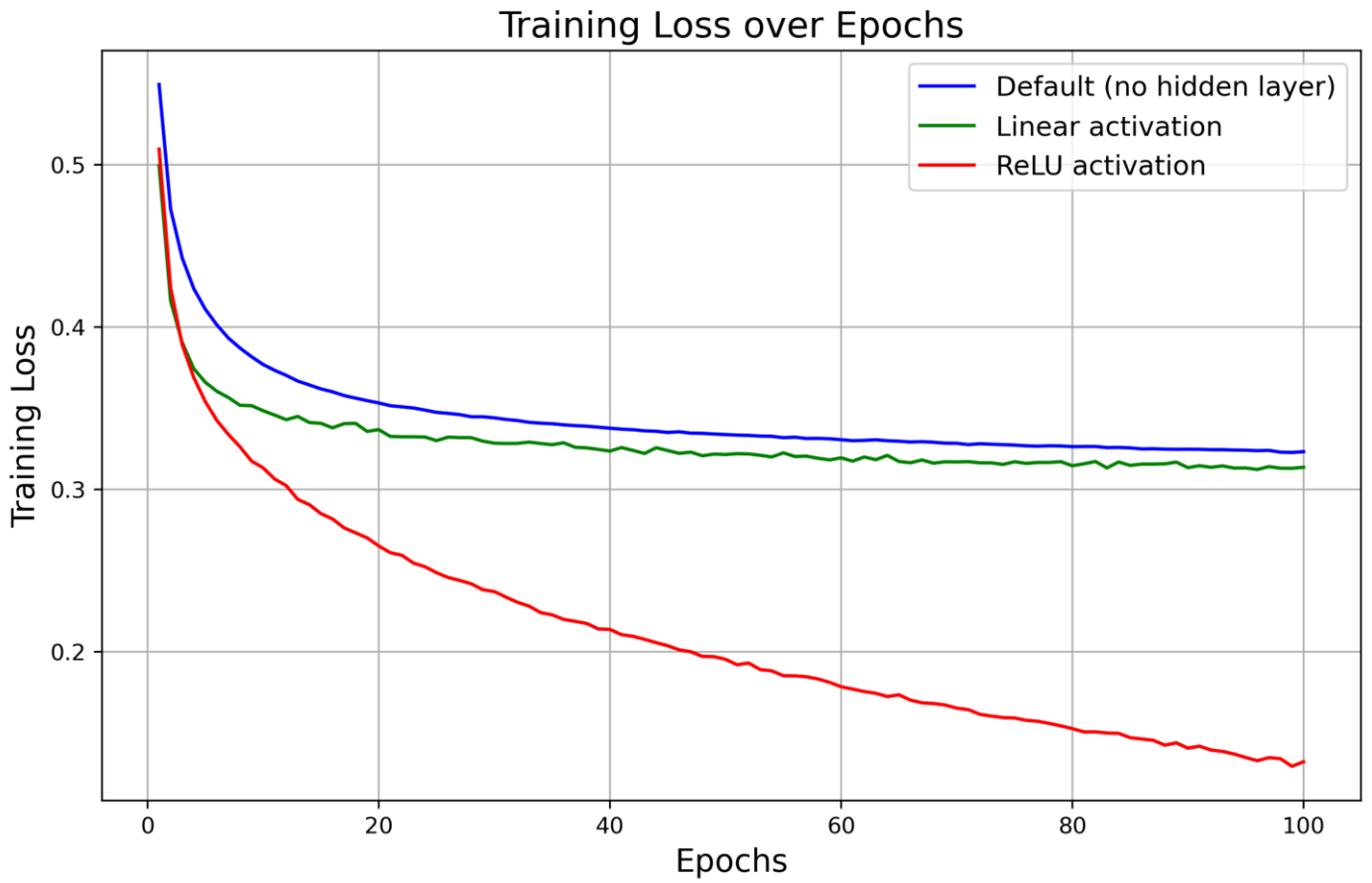
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Vergleich von zwei Aktivierungsfunktionen



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Vergleich von zwei Aktivierungsfunktionen

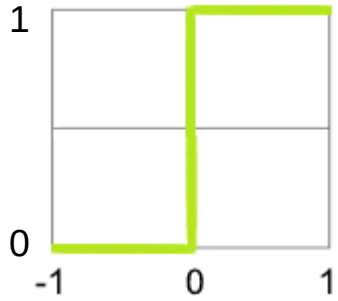


Eine weitere Schicht bringt nicht viel, wenn die Aktivierungsfunktion in dieser linear ist

Künstliche Neuronale Netze - KNN

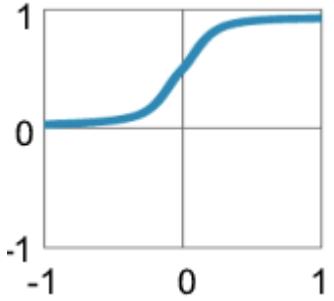
Aktivierungsfunktionen

Binäre Stufenfunktion



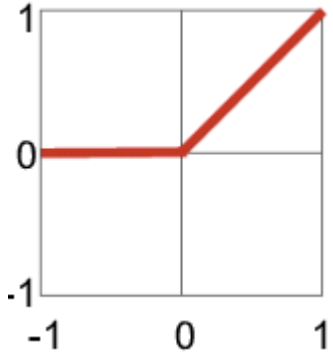
$$f(z) = \begin{cases} 0 & \text{falls } z < 0 \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

Sigmoid



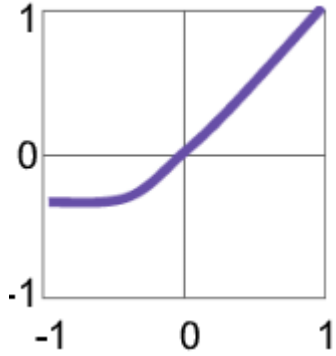
$$f(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$$

Rectified Linear Unit (ReLU)



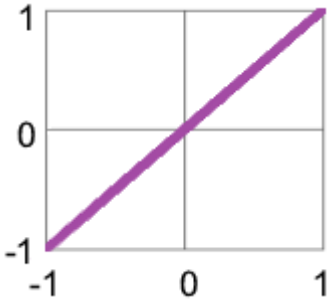
$$f(z) = \max(0, z)$$

Scaled Exp. LU (SELU)



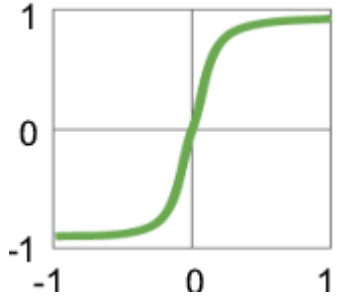
$$f(z) = \lambda \begin{cases} \alpha(e^z - 1) & \text{falls } z < 0 \\ z & \text{sonst} \end{cases}$$

Linear



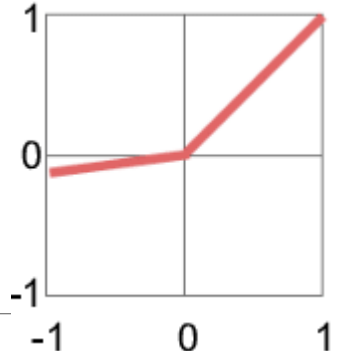
$$f(z) = \alpha z$$

Tangens hyperbolicus



$$f(z) = \tanh(z)$$

Leaky ReLU



$$f(z) = \max(\alpha z, z)$$

Softmax

$$f(z_k) = \text{softmax}(z_k) = \frac{e^{z_k}}{\sum_c e^{z_c}}$$

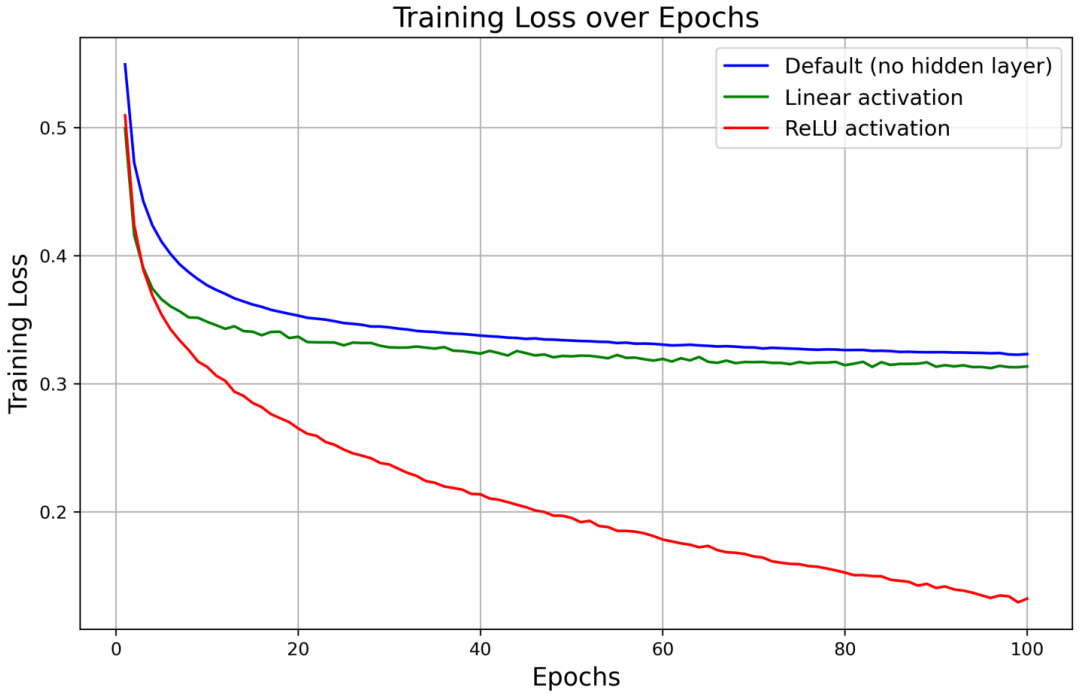
Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Übung Bildklassifizierer: Vergleich von Aktivierungsfunktionen

- Probieren Sie verschiedene Aktivierungsfunktionen aus und schauen Sie sich den Trainingsloss über die Epochen an.
- SELU, ReLU, leaky ReLU, …
  https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/activations
- Nutzen Sie:
  02_fashion_mnist_binary.ipynb

- Tipp: Nutzen Sie eine GPU in Google Colab



Deep Learning - Zutaten

Modellarchitektur

- Anzahl Schichten
- Aktivierungsfunktion

Kostenfunktion

Definiert was ein gutes neuronales Netz ist

Optimierungsalgorithmus

Minimiert die Kostenfunktion, indem es Gewichte des NNs variiert

Training des NNs

Minimierung der Kostenfunktion

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Technology Arts Sciences TH Köln

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Gradient Descent minimiert Kostenfunktion

Kostenfunktion für binäres Klassifikationsproblem:

- Binäre Kreuzentropie (binary cross entropy)

```
model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())
```

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Gradient Descent minimiert Kostenfunktion

Kostenfunktion für binäres Klassifikationsproblem:

- Binäre Kreuzentropie (binary cross entropy)

```
model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())
```

$$\mathrm{J}(\boldsymbol{w};\mathbf{X}) = -\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\left(y^{(i)}log\left(\hat{p}^{(i)}\right) + \left(1-y^{(i)}\right)log\left(1-\hat{p}^{(i)}\right)\right) \quad \text{mit} \quad \left(\hat{p} = \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}\right)$$

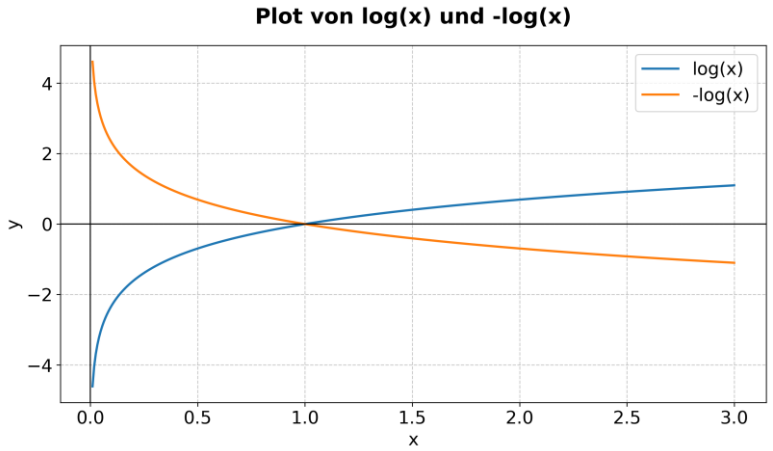
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Gradient Descent minimiert Kostenfunktion

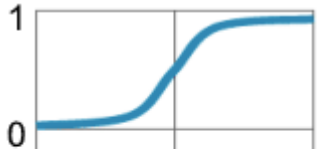
Kostenfunktion für binäres Klassifikationsproblem:

- Binäre Kreuzentropie (binary cross entropy)

```
model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())
```



$$J(\boldsymbol{w};\mathbf{X}) = -\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\left(y^{(i)}log\left(\hat{p}^{(i)}\right) + \left(1-y^{(i)}\right)log\left(1-\hat{p}^{(i)}\right)\right) \quad \text{mit} \quad \left(\hat{p} = \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}\right)$$



Sigmoid

Künstliche Neuronale Netze - KNN

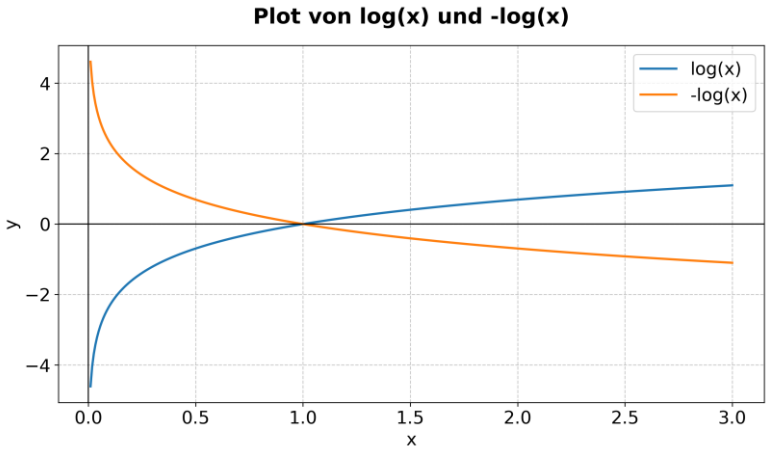
Gradient Descent minimiert Kostenfunktion

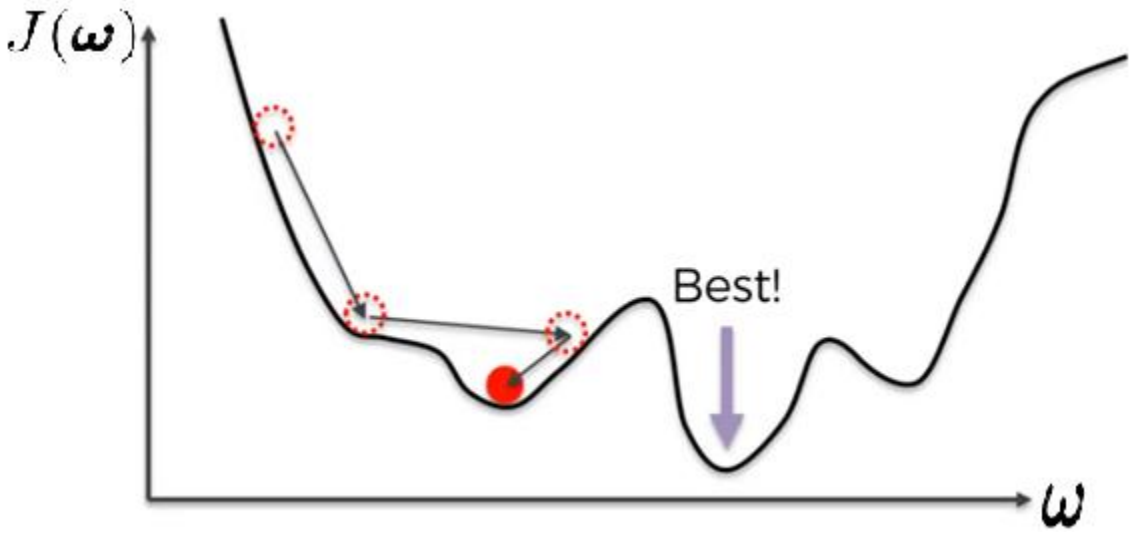
Kostenfunktion für binäres Klassifikationsproblem:

- Binäre Kreuzentropie (binary cross entropy)

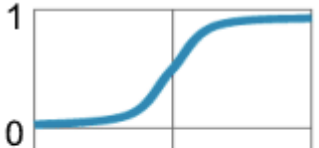
model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer=SGD())

- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \cdot \frac{\partial J(\boldsymbol{w},\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{w}} = \boldsymbol{w} - \eta \cdot \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w},\boldsymbol{x})$





$$\mathrm{J}(\boldsymbol{w};\mathbf{X}) = -\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\left(y^{(i)} log\left(\hat{p}^{(i)}\right) + \left(1-y^{(i)}\right) log\left(1-\hat{p}^{(i)}\right)\right) \quad \text{mit} \quad \left(\hat{p} = \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}\right)$$



Sigmoid

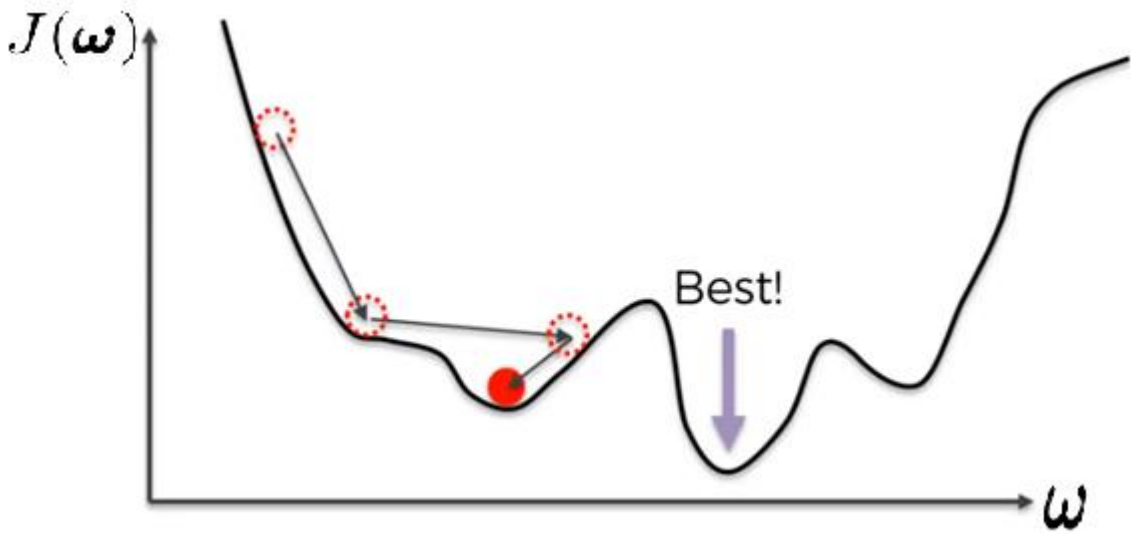
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Gradient Descent

Vanilla Gradient Descent (Batch Gradient Descent)

- Mittlerer Gradient aus allen Trainingsinstanzen
- Nachteil: nur konvexe Funktionen; Vorteil: schnell

- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \cdot \frac{\partial J(\boldsymbol{w},\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{w}} = \boldsymbol{w} - \eta \cdot \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w},\boldsymbol{x})$



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Gradient Descent

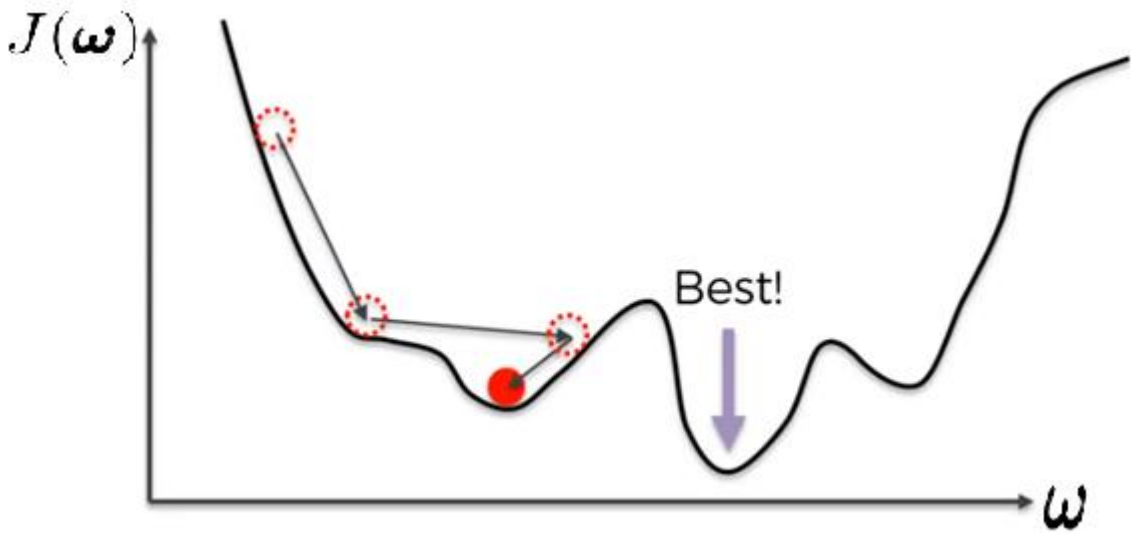
Vanilla Gradient Descent (Batch Gradient Descent)

- Mittlerer Gradient aus allen Trainingsinstanzen
- Nachteil: nur konvexe Funktionen; Vorteil: schnell

Stochastic Gradient Descent (SGD)

- Berechnet Gradient für jede Trainingsinstanz einzeln; Nachteil: sehr langsam
- Flucht aus lokalen Minima möglich

- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \cdot \frac{\partial J(\boldsymbol{w},\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{w}} = \boldsymbol{w} - \eta \cdot \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w},\boldsymbol{x})$
- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \cdot \nabla_{\boldsymbol{w}} J\left(\boldsymbol{w}, \boldsymbol{x}^{(i)}; y^{(i)}\right)$
-



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Gradient Descent

Vanilla Gradient Descent (Batch Gradient Descent)

- Mittlerer Gradient aus allen Trainingsinstanzen
- Nachteil: nur konvexe Funktionen; Vorteil: schnell

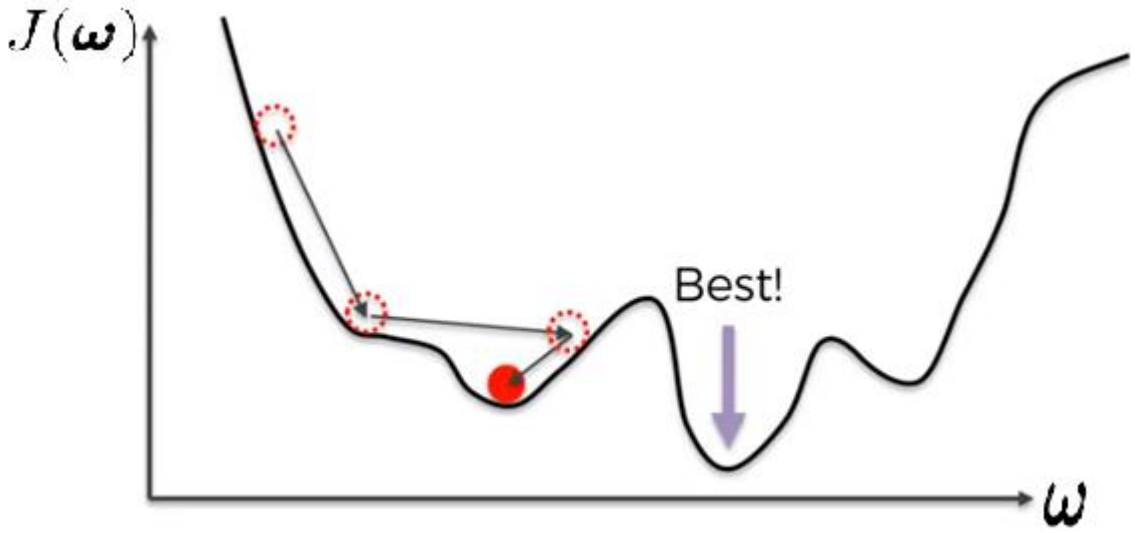
Stochastic Gradient Descent (SGD)

- Berechnet Gradient für jede Trainingsinstanz einzeln; Nachteil: sehr langsam
- Flucht aus lokalen Minima möglich

Mini-Batch Gradient Descent

- Nutzt Mini-Batches
- Mini-Batch: Teil des Trainingsdatensatzes
- Hat Vorteile beider vorherigen Methoden

- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \cdot \frac{\partial J(\boldsymbol{w},\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{w}} = \boldsymbol{w} - \eta \cdot \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w},\boldsymbol{x})$
- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \cdot \nabla_{\boldsymbol{w}} J\left(\boldsymbol{w}, \boldsymbol{x}^{(i)}; y^{(i)}\right)$
- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \cdot \nabla_{\boldsymbol{w}} J\left(\boldsymbol{w}, \boldsymbol{x}^{(i:i+n)}; y^{(i:i+n)}\right)$



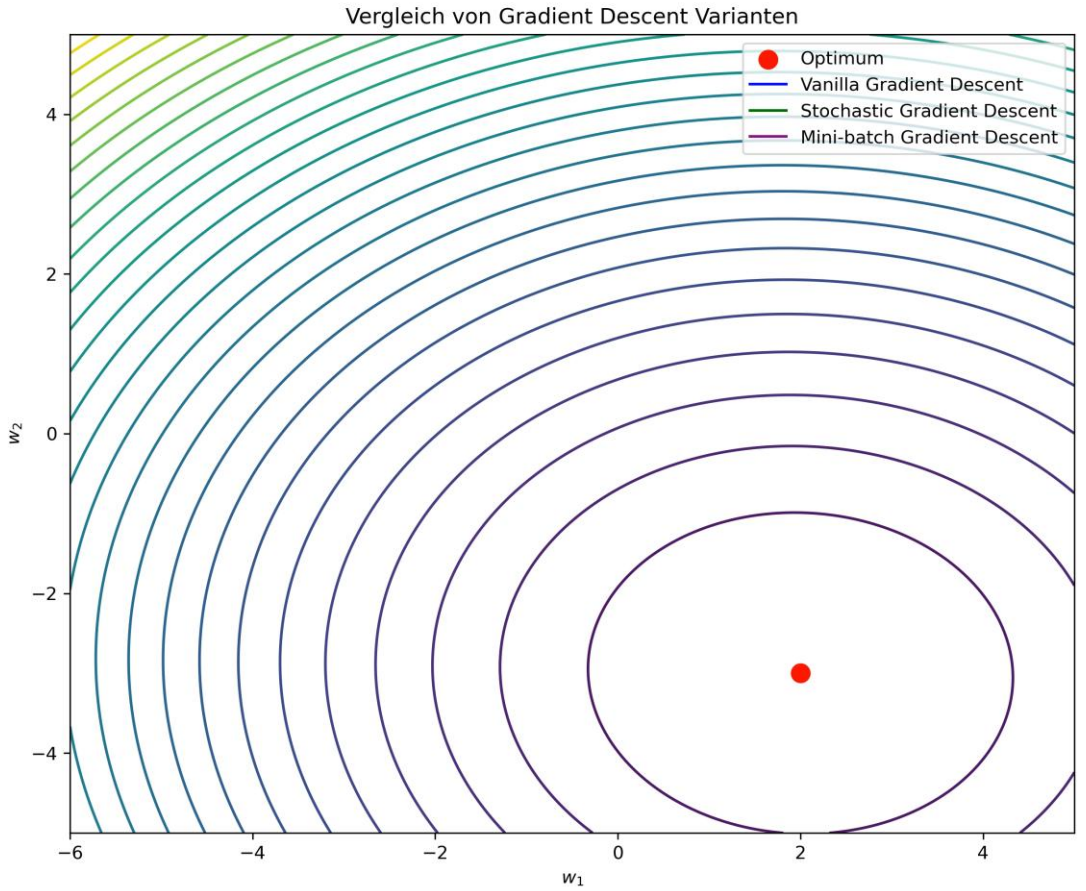
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Gradient Descent

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Technology Arts Sciences TH Köln

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Gradient Descent



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Vergleich von drei Optimierungsalgorithmen

Mehrlagiges Netz mit einer Eingangsschicht (Flatten), einer verdeckten Schicht (Dense) und einer Ausgangsschicht (Dense):

a. Vanilla Gradient Descent (1000, 35.14 s)

```
history_VGD = model_VGD.fit(X_train_two,
                            y_train_two,
                            batch_size=X_train_two.shape[0],
                            epochs=1000)
```


Prof. Dr. Daniel Gaida

Professor für Cyber-Physische Systeme

Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

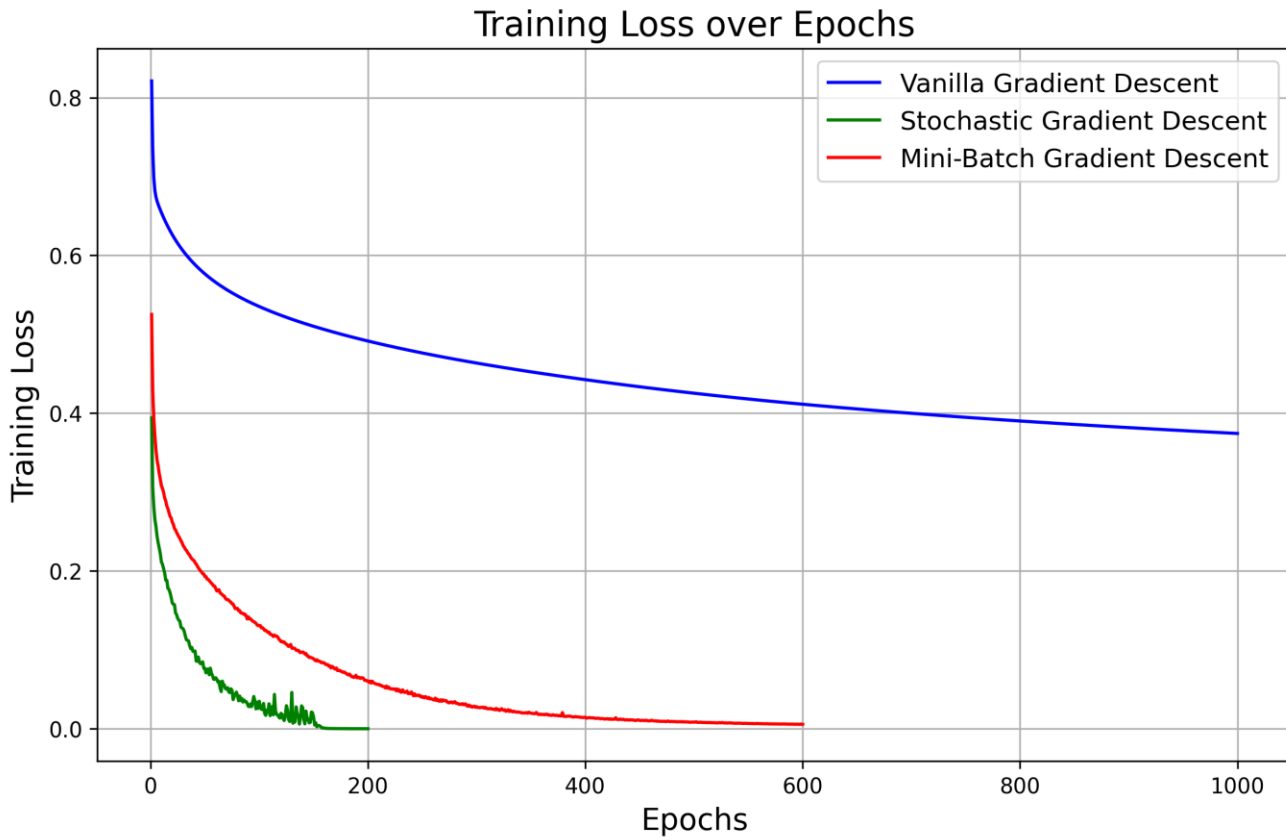
Beispiel Bildklassifizierer: Vergleich von drei Optimierungsalgorithmen

Mehrlagiges Netz mit einer Eingangsschicht (Flatten), einer verdeckten Schicht (Dense) und einer Ausgangsschicht (Dense):

a. Vanilla Gradient Descent (1000, 35.14 s)
b. Stochastic Gradient Descent (200, 1713.81 s)

```
history_VGD = model_VGD.fit(X_train_two,
                            y_train_two,
                            batch_size=X_train_two.shape
                            epochs=1000)
```

```
history_SGD = model_SGD.fit(X_train_two,
                            y_train_two,
                            batch_size=1,
                            epochs=200)
```



Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Vergleich von drei Optimierungsalgorithmen

Mehrlagiges Netz mit einer Eingangsschicht (Flatten), einer verdeckten Schicht (Dense) und einer Ausgangsschicht (Dense):

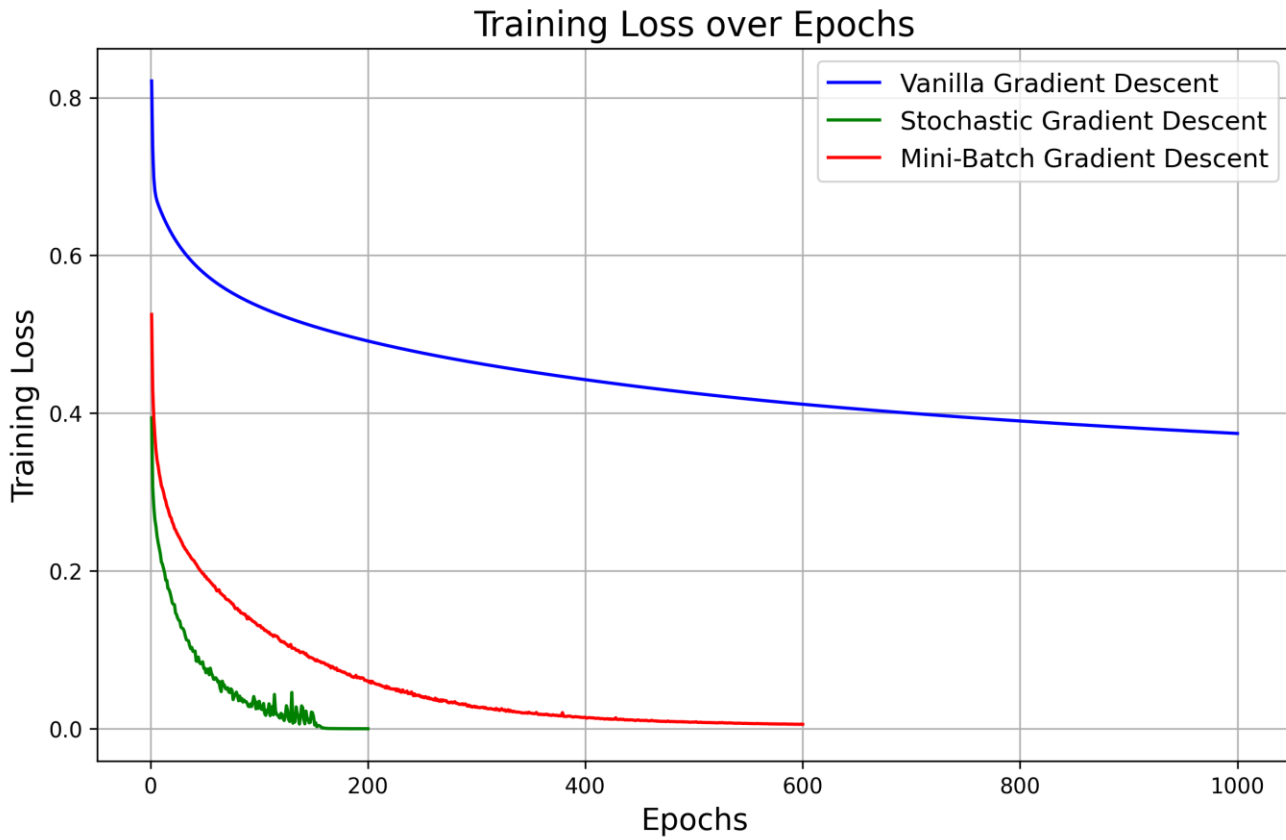
a. Vanilla Gradient Descent (1000, 35.14 s)
b. Stochastic Gradient Descent (200, 1713.81 s)
c. Mini-batch Gradient Descent (600, 216.22 s)

```
history_VGD = model_VGD.fit(X_train_two,
                            y_train_two,
                            batch_size=X_train_two.shape
                            epochs=1000)
```

```
history_SGD = model_SGD.fit(X_train_two,
                            y_train_two,
                            batch_size=1,
                            epochs=200)
```

```
history_BGD = model_BGD.fit(X_train_two,
                            y_train_two,
                            epochs=600)
```

Standardwert: 32



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Einfaches Beispiel - Erkenntnisse

Binäres Klassifikationsproblem

- Welchen Einfluss hat die Anzahl Schichten auf die Güte des neuronalen Netzes?
  - Höhere Anzahl Schichten = Mehr Gewichte = Mehr Freiheitsgrade
  - → kleinerer finaler Loss auf den Trainingsdaten
-
  -
  -
-
  -
  -

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Einfaches Beispiel - Erkenntnisse

Binäres Klassifikationsproblem

- Welchen Einfluss hat die Anzahl Schichten auf die Güte des neuronalen Netzes?
  - Höhere Anzahl Schichten = Mehr Gewichte = Mehr Freiheitsgrade
  - → kleinerer finaler Loss auf den Trainingsdaten
- Welchen Einfluss hat die Aktivierungsfunktion auf die Güte des neuronalen Netzes?
  - Die Aktivierungsfunktion ist das einzig Nichtlineare im neuronalen Netz
  - Aktivierungsfunktion hat auch einen erheblichen Einfluss auf die Konvergenz des Gradientenabstiegs (dazu später mehr)
-
  -
  -

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Einfaches Beispiel - Erkenntnisse

Binäres Klassifikationsproblem

- Welchen Einfluss hat die Anzahl Schichten auf die Güte des neuronalen Netzes?
  - Höhere Anzahl Schichten = Mehr Gewichte = Mehr Freiheitsgrade
  - → kleinerer finaler Loss auf den Trainingsdaten
- Welchen Einfluss hat die Aktivierungsfunktion auf die Güte des neuronalen Netzes?
  - Die Aktivierungsfunktion ist das einzig Nichtlineare im neuronalen Netz
  - Aktivierungsfunktion hat auch einen erheblichen Einfluss auf die Konvergenz des Gradientenabstiegs (dazu später mehr)
- Welchen Einfluss hat der Optimierungsalgorithmus, um möglichst schnell ein gutes neuronales Netz zu erhalten?
  - Mini-Batch Gradient Descent beschleunigt das Training sehr
  - Später werden wir weitere Optimierungsalgorithmen kennenlernen

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Multinomiales Klassifikationsproblem: Fashion MNIST

Fashion-MNIST: Zalando-Artikel

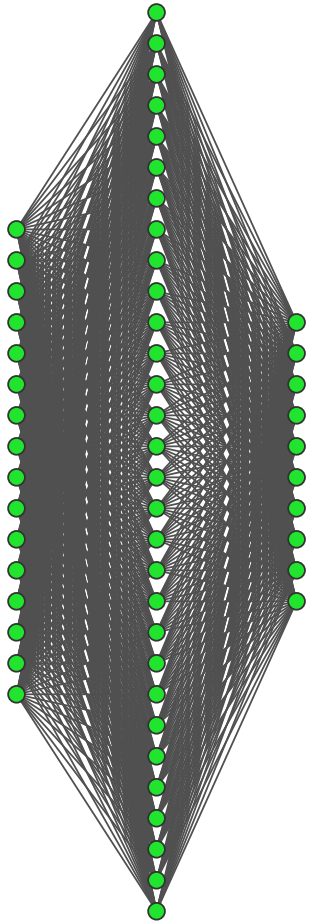
- 28x28 Graustufenbilder
- 60.000 Bilder
- 10 Klassen:
  - T-Shirt/Top, Hose, Pullover, Kleid, Mantel, Sandale, Hemd, Sneaker, Tasche, Stiefelette

Benötigte Änderungen:

- Anzahl Neuronen der letzten Schicht
- Aktivierungsfunktion der letzten Schicht
- Kostenfunktion

Künstliche Neuronale Netze - KNN

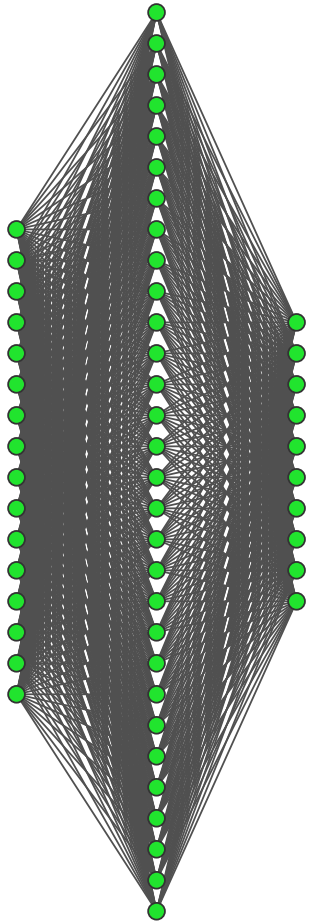
Multinomiales Klassifikationsproblem: Fashion MNIST



- 10 Klassen → 10 Neuronen in Ausgabeschicht; jedes Neuron modelliert eine Klasse
- Ziel: Jedes Neuron gibt Wahrscheinlichkeit für ihre Klasse zurück; die Ausgabeschicht eine Wahrscheinlichkeitsverteilung
-
-

Künstliche Neuronale Netze - KNN

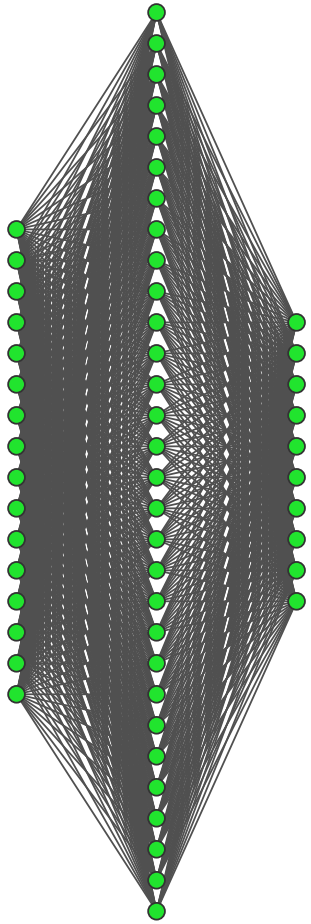
Multinomiales Klassifikationsproblem: Fashion MNIST



- 10 Klassen → 10 Neuronen in Ausgabeschicht; jedes Neuron modelliert eine Klasse
- Ziel: Jedes Neuron gibt Wahrscheinlichkeit für ihre Klasse zurück; die Ausgabeschicht eine Wahrscheinlichkeitsverteilung
- D.h., Aktivierungsfunktion muss gewichtete Summe in Zahlen zwischen 0 und 1 transformieren, die in Summe (über alle Neuronen) 1 ergeben.
-

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Multinomiales Klassifikationsproblem: Fashion MNIST

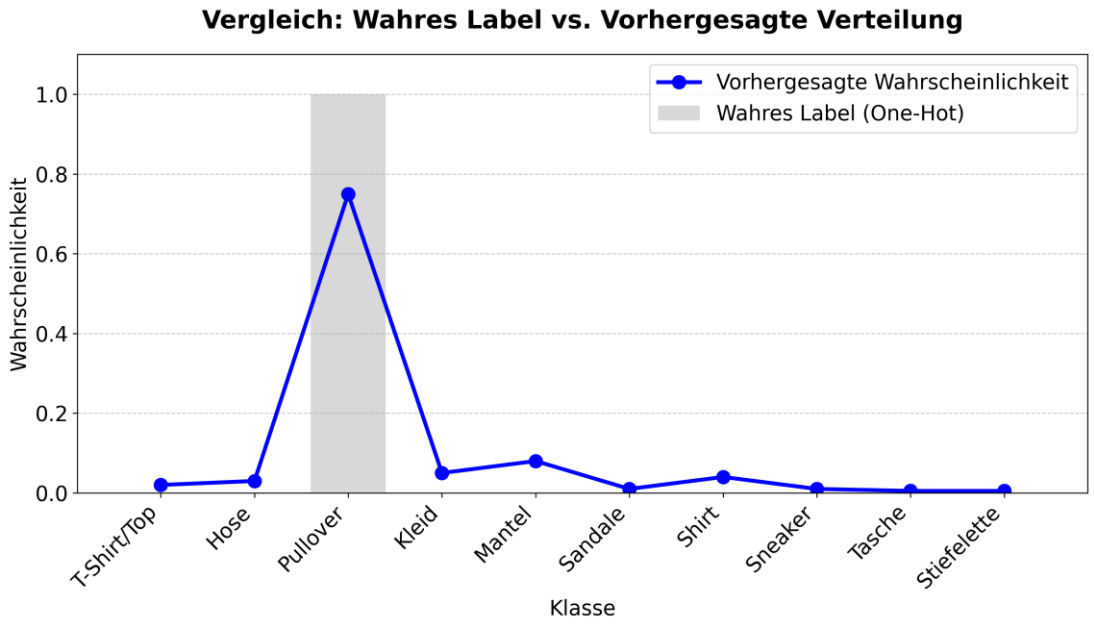


- 10 Klassen → 10 Neuronen in Ausgabeschicht; jedes Neuron modelliert eine Klasse
- Ziel: Jedes Neuron gibt Wahrscheinlichkeit für ihre Klasse zurück; die Ausgabeschicht eine Wahrscheinlichkeitsverteilung
- D.h., Aktivierungsfunktion muss gewichtete Summe in Zahlen zwischen 0 und 1 transformieren, die in Summe (über alle Neuronen) 1 ergeben.
- Softmax Aktivierungsfunktion macht das:

$$\begin{bmatrix} 1.3 \\ 5.1 \\ 2.2 \\ 0.7 \\ 1.1 \end{bmatrix} \rightarrow \frac{e^{z_k}}{\sum_{j=0}^{K} e^{z_j}} \rightarrow \begin{bmatrix} 0.02 \\ 0.90 \\ 0.05 \\ 0.01 \\ 0.02 \end{bmatrix}$$

Künstliche Neuronale Netze - KNN

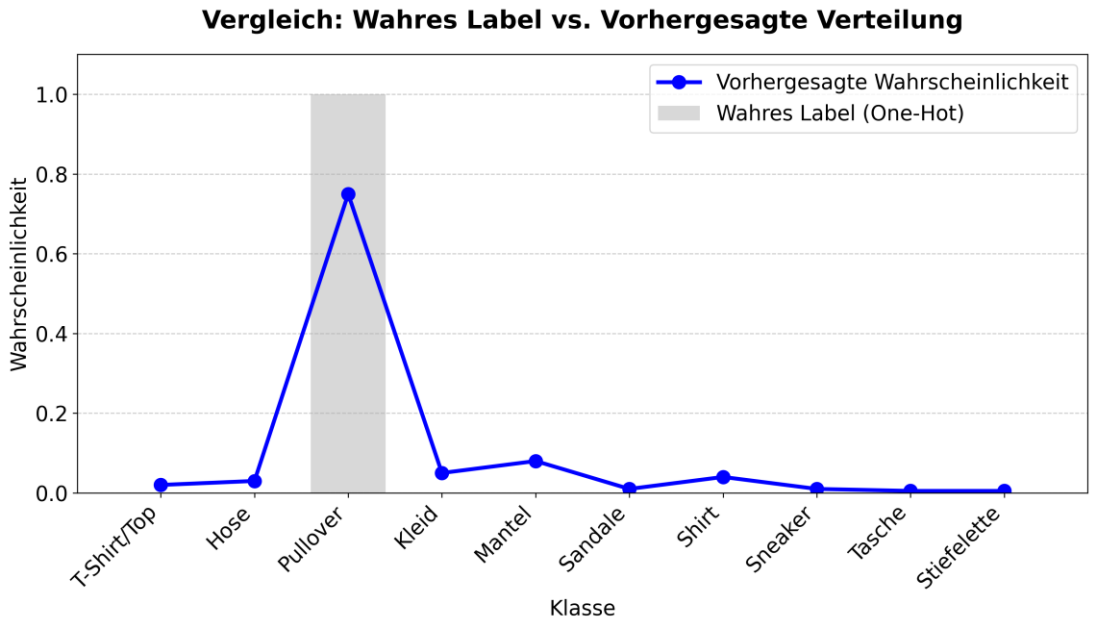
Multinomiales Klassifikationsproblem: Fashion MNIST



- Kostenfunktion vergleicht Labels mit zurückgegebener Wahrscheinlichkeitsverteilung
- Dafür müssen Labels auch als Wahrscheinlichkeitsverteilung modelliert werden

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Multinomiales Klassifikationsproblem: Fashion MNIST



- Kostenfunktion vergleicht Labels mit zurückgegebener Wahrscheinlichkeitsverteilung
- Dafür müssen Labels auch als Wahrscheinlichkeitsverteilung modelliert werden
- One-Hot-Encoding
- Bsp.:
  - 3 Klassen → 3 One-Hot-Vektoren
    - [1, 0, 0]
    - [0, 1, 0]
    - [0, 0, 1]

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Trainieren neuronaler Netze – Kostenfunktion $J(\boldsymbol{w})$

Kostenfunktion $\mathrm{J}(\boldsymbol{w}; \mathbf{X})$**:** misst die Abweichung zwischen den Ausgängen $\hat{\boldsymbol{y}}^{(i)} = h\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)$ und den entsprechenden Sollwerten $\boldsymbol{y}^{(i)}$

Regressionsproblem:

- Mittlere Abweichung (*mean squared error*):

$$\mathrm{J}(\boldsymbol{w}; \mathbf{X}) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \left(\hat{\boldsymbol{y}}^{(i)} - \boldsymbol{y}^{(i)}\right)^2$$

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Trainieren neuronaler Netze – Kostenfunktion $J(\boldsymbol{w})$

Kostenfunktion $\mathrm{J}(\boldsymbol{w};\mathbf{X})$**:** misst die Abweichung zwischen den Ausgängen $\hat{\boldsymbol{y}}^{(i)} = h\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)$ und den entsprechenden Sollwerten $\boldsymbol{y}^{(i)}$

- Kreuzentropie / kategorische Kreuzentropie (*cross entropy / categorical cross entropy*):
  - $$\mathrm{J}(\boldsymbol{w};\mathbf{X}) = -\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\sum_{k=0}^{K-1} y_k^{(i)} log\left(\hat{p}_k^{(i)}\right) \quad \text{mit} \quad \left(\hat{p}_k = \sigma(\boldsymbol{z})_k = \frac{e^{z_k}}{\sum_{j=0}^{K-1} e^{z_j}}\right)$$
  -

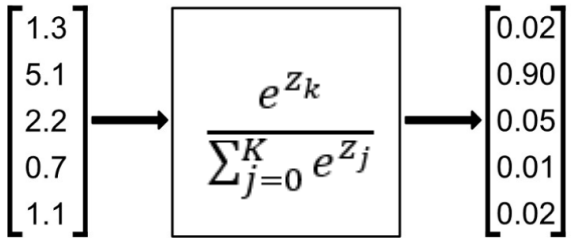
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Trainieren neuronaler Netze – Kostenfunktion $J(\boldsymbol{w})$

Kostenfunktion $\mathrm{J}(\boldsymbol{w};\mathbf{X})$**:** misst die Abweichung zwischen den Ausgängen $\hat{\boldsymbol{y}}^{(i)} = h\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)$ und den entsprechenden Sollwerten $\boldsymbol{y}^{(i)}$

- Kreuzentropie / kategorische Kreuzentropie (*cross entropy / categorical cross entropy*):
  - Softmax transformiert K-dimensionalen Vektor $\boldsymbol{z}$ in den Wertebereich $(0,1)$ mit Summe 1

$$\mathrm{J}(\boldsymbol{w};\mathbf{X}) = -\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\sum_{k=0}^{K-1} y_k^{(i)} log\left(\hat{p}_k^{(i)}\right) \quad \text{mit} \quad \left(\hat{p}_k = \sigma(\boldsymbol{z})_k = \frac{e^{z_k}}{\sum_{j=0}^{K-1} e^{z_j}}\right)$$



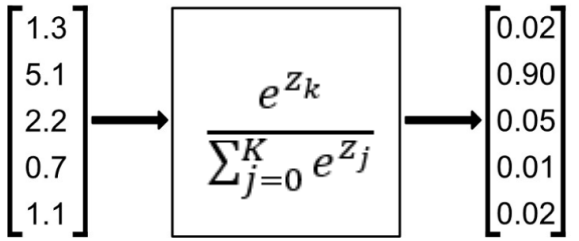
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Trainieren neuronaler Netze – Kostenfunktion $J(\boldsymbol{w})$

Kostenfunktion $\mathrm{J}(\boldsymbol{w};\mathbf{X})$**:** misst die Abweichung zwischen den Ausgängen $\hat{\boldsymbol{y}}^{(i)} = h\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)$ und den entsprechenden Sollwerten $\boldsymbol{y}^{(i)}$

- Kreuzentropie / kategorische Kreuzentropie (*cross entropy / categorical cross entropy*):
  - Softmax transformiert K-dimensionalen Vektor $\boldsymbol{z}$ in den Wertebereich $(0,1)$ mit Summe 1

$$\mathrm{J}(\boldsymbol{w};\mathbf{X}) = -\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\sum_{k=0}^{K-1} y_k^{(i)} log\left(\hat{p}_k^{(i)}\right) \quad \text{mit} \quad \left(\hat{p}_k = \sigma(\boldsymbol{z})_k = \frac{e^{z_k}}{\sum_{j=0}^{K-1} e^{z_j}}\right)$$



- Binäre Kreuzentropie (2 Klassen: K=2) (*binary cross entropy*):

$$\mathrm{J}(\boldsymbol{w};\mathbf{X}) = -\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\left(y^{(i)} log\left(\hat{p}^{(i)}\right) + \left(1-y^{(i)}\right) log\left(1-\hat{p}^{(i)}\right)\right) \quad \text{mit} \quad \left(\hat{p} = \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}\right)$$

Neuronale Netze programmieren in keras

Code für das Fashion MNIST Beispiel

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Flatten
from tensorflow.keras.optimizers import SGD
```

```
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()
```

Daten importieren

```
model = Sequential()

model.add(Flatten(input_shape=[28,28]))
model.add(Dense(units=300, activation='relu'))
model.add(Dense(units=10, activation='softmax'))

model.compile(loss='sparse_categorical_crossentropy', optimizer=SGD())
```

Modell erstellen

```
model.fit(x_train, y_train, epochs=100)
```

Modell trainieren

Softmax Aktivierungsfunktion:

Garantiert, dass die Ausgabe des neuronalen Netzes ein normalisierter K-dimensionaler Vektor ist (hier K=10), d.h. ein Wahrscheinlichkeitsvektor ist.

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Neuronale Netze programmieren in keras

Code für das Fashion MNIST Beispiel

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Flatten
from tensorflow.keras.optimizers import SGD
```

```
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()
```

Daten importieren

```
model = Sequential()

model.add(Flatten(input_shape=[28,28]))
model.add(Dense(units=300, activation='relu'))
model.add(Dense(units=10, activation='softmax'))

model.compile(loss='sparse_categorical_crossentropy', optimizer=SGD())
```

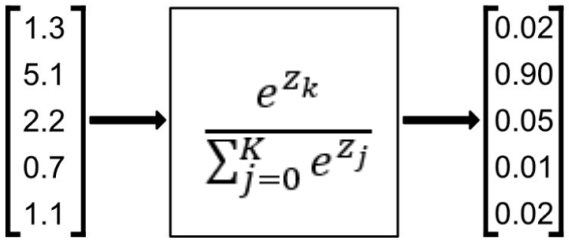
Modell erstellen

```
model.fit(x_train, y_train, epochs=100)
```

Modell trainieren

Softmax Aktivierungsfunktion:

Garantiert, dass die Ausgabe des neuronalen Netzes ein normalisierter K-dimensionaler Vektor ist (hier K=10), d.h. ein Wahrscheinlichkeitsvektor ist.



Neuronale Netze programmieren in keras

Code für das Fashion MNIST Beispiel

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Flatten
from tensorflow.keras.optimizers import SGD
```

Daten importieren

```
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = load_data()
```

Modell erstellen

```
model = Sequential()

model.add(Flatten(input_shape=[28,28]))
model.add(Dense(units=300, activation='relu'))
model.add(Dense(units=10, activation='softmax'))

model.compile(loss='sparse_categorical_crossentropy', optimizer=SGD())
```

Modell trainieren

```
model.fit(x_train, y_train, epochs=100)
```

sparse_categorical_crossentropy und *categorical_crossentropy*

Beispiel: 5 Samples mit 3 Klassen

- Klassen schließen sich gegenseitig aus

sparse_categorical_crossentropy:

$$\boldsymbol{y} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

categorical_crossentropy:

$$\boldsymbol{y} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Neuronale Netze programmieren in keras

Übung: Fashion MNIST Beispiel

1. Trainieren Sie das neuronale Netz unter Nutzung der „*sparse_categorical_crossentropy*“.
   Nutzen Sie: 03_fashion_mnist_10_loss_fun.ipynb
2. Ändern Sie die „loss function“ zu „*categorical_crossentropy*“ und passen Sie die Labels **y** so an, dass Sie die neue loss function nutzen können.
   - Siehe „load_data_full“ in utils_fminst.py
3. Trainieren Sie das neuronale Netz mit der neuen loss function. Vergleichen Sie die Ergebnisse mit denen aus dem ersten Experiment.

Tipp: Reduzieren Sie die Anzahl Epochen auf 5 und/oder nutzen Sie eine GPU. Editieren Sie nicht die utils_fminst.py sondern passen Sie im Notebook y_train/y_test an. Nach jeder Änderung in utils_fmnist.py müssten Sie sonst die Sitzung neu starten.

sparse_categorical_crossentropy und *categorical_crossentropy*

Beispiel: 5 Samples mit 3 Klassen

- Klassen schließen sich gegenseitig aus

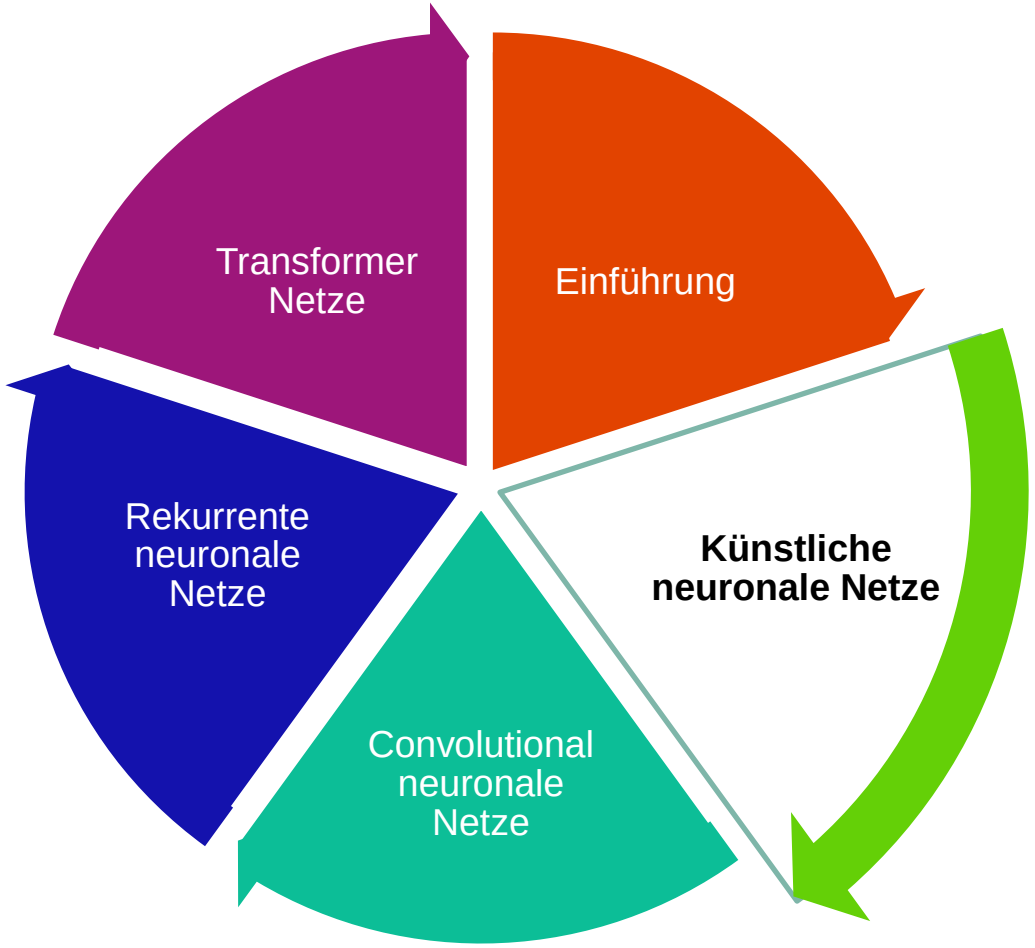
sparse_categorical_crossentropy:

$$\boldsymbol{y} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

categorical_crossentropy:

$$\boldsymbol{y} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Deep Learning
Ausblick

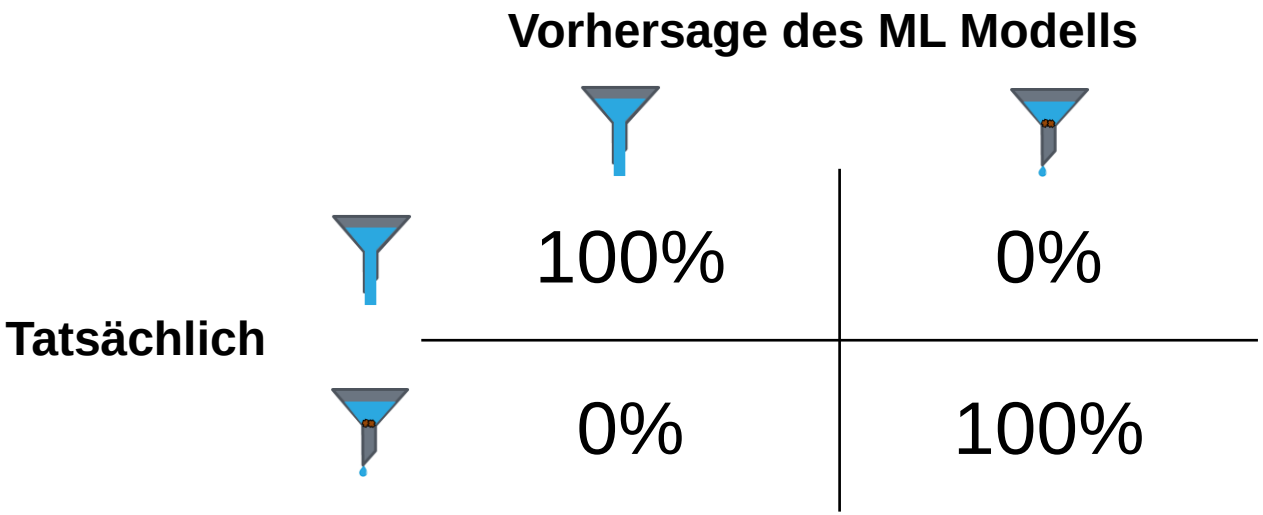


Künstliche neuronale Netze: Part 1

- Einführung
- Training neuronaler Netze
  - Optimierungsalgorithmus
  - Aktivierungsfunktionen
  - Kostenfunktion
  - **Performancemetriken**

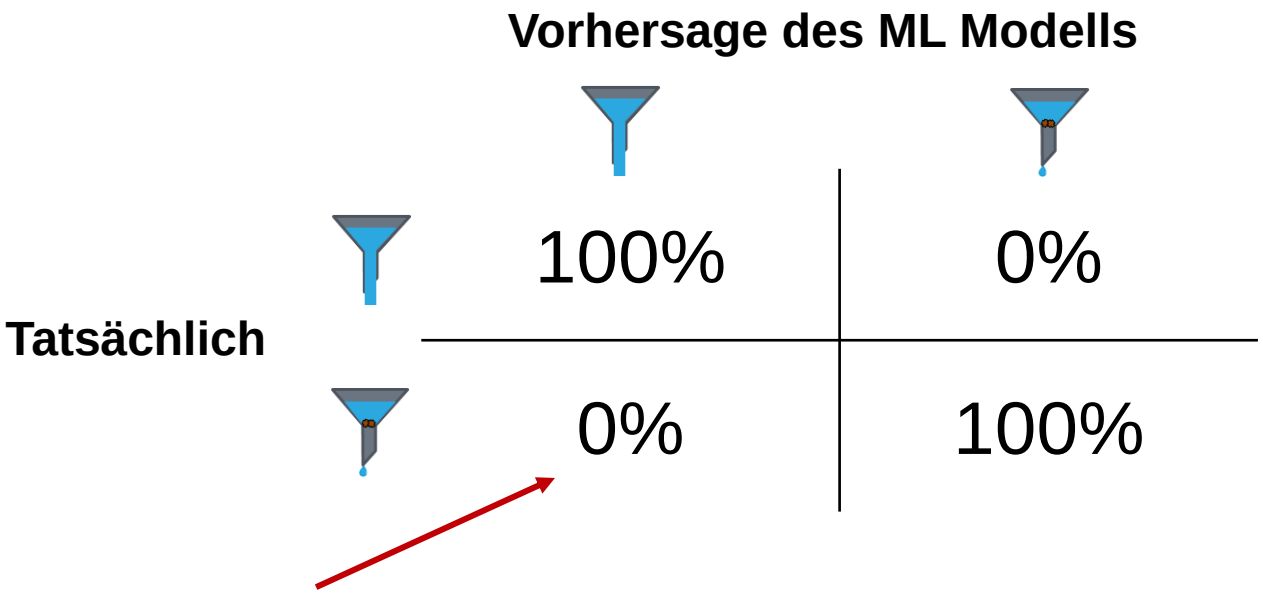
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Performancemetriken – Wie gut ist mein neuronales Netz?



Künstliche Neuronale Netze - KNN

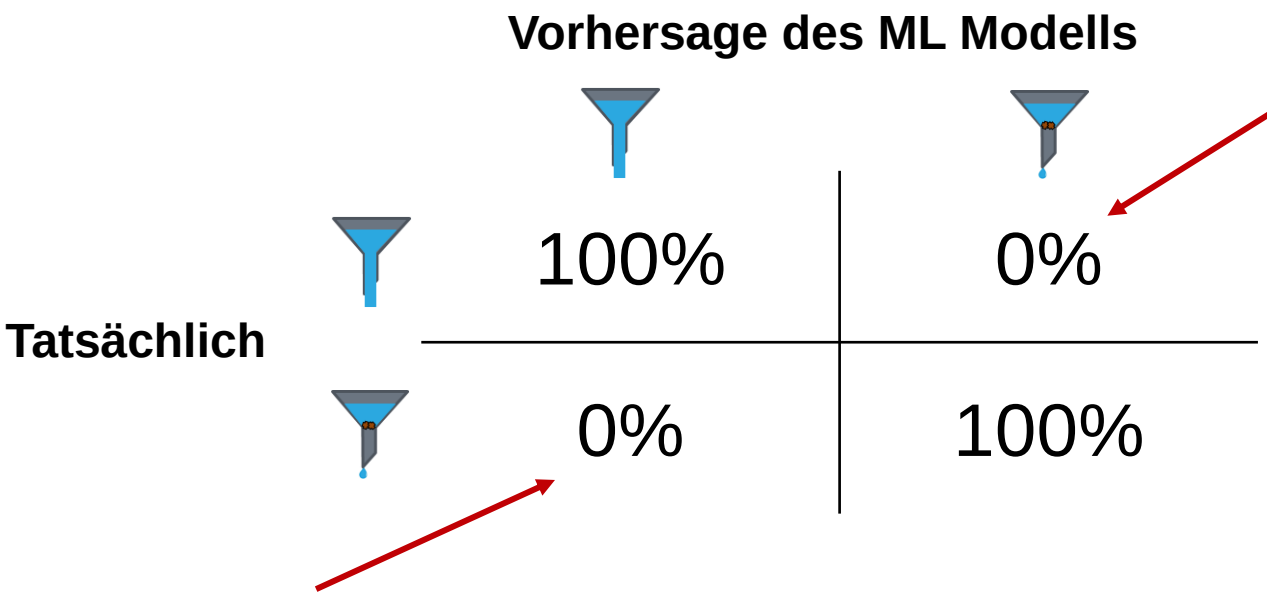
Performancemetriken – Wie gut ist mein neuronales Netz?



Realität $> 0\%$
Wenn man die Zahl klein halten will, hat das ML Modell eine hohe **Sensitivität**

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Performancemetriken – Wie gut ist mein neuronales Netz?

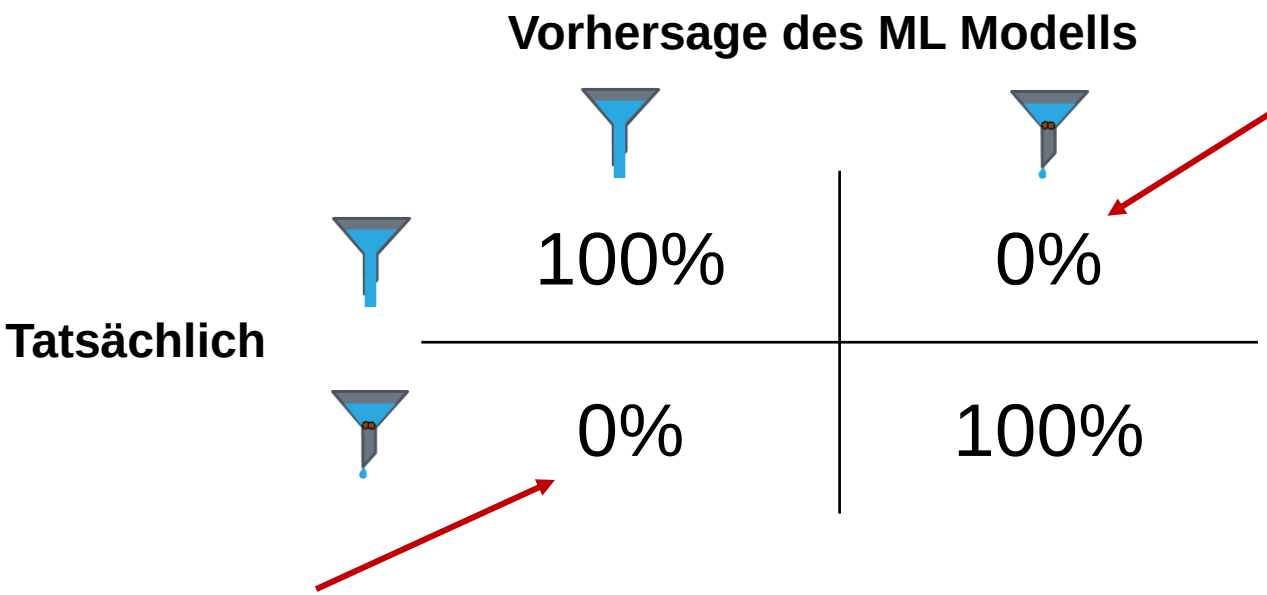


Realität $> 0\%$
Wenn man die Zahl klein halten will, hat das ML Modell eine hohe **Spezifität** und hohe **Relevanz**

Realität $> 0\%$
Wenn man die Zahl klein halten will, hat das ML Modell eine hohe **Sensitivität**

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Performancemetriken – Wie gut ist mein neuronales Netz?



Realität $> 0\%$
Wenn man die Zahl klein halten will, hat das ML Modell eine hohe **Spezifität** und hohe **Relevanz**

Realität $> 0\%$
Wenn man die Zahl klein halten will, hat das ML Modell eine hohe **Sensitivität**

Was ist die Konsequenz, wenn ein benötigter Filterwechsel nicht vorhergesagt wird, bzw. ein Filterwechsel vorhergesagt wurde, der nicht benötigt wird?

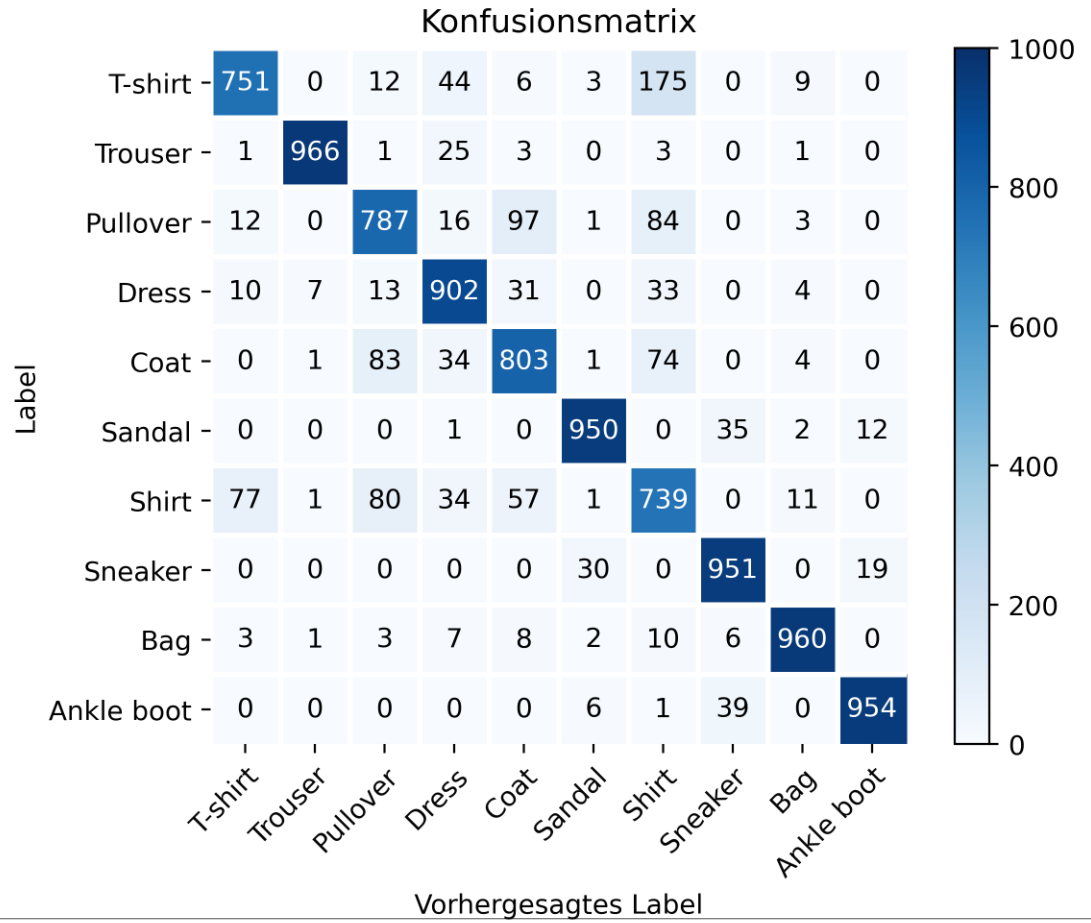
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Konfusionsmatrix

s.:
[04_fashion_mnist_10_confusion_matrix.ipynb]

```
y_pred = model.predict(x_test)
y_pred_classes = np.argmax(y_pred, axis=1)

# Berechnung der Confusion Matrix
cm = confusion_matrix(y_test, y_pred_classes)
```

```
array([[751,   0,  12,  44,   6,   3, 175,   0,   9,   0],
       [  1, 966,   1,  25,   3,   0,   3,   0,   1,   0],
       [ 12,   0, 787,  16,  97,   1,  84,   0,   3,   0],
       [ 10,   7,  13, 902,  31,   0,  33,   0,   4,   0],
       [  0,   1,  83,  34, 803,   1,  74,   0,   4,   0],
       [  0,   0,   0,   1,   0, 950,   0,  35,   2,  12],
       [ 77,   1,  80,  34,  57,   1, 739,   0,  11,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,  30,   0, 951,   0,  19],
       [  3,   1,   3,   7,   8,   2,  10,   6, 960,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   6,   1,  39,   0, 954]])
```



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Fragen II

Was ist wahr in Bezug auf die Rückwärtspropagation?

- Der Fehler in der Ausgabe wird nur rückwärts propagiert, um Gewichtsaktualisierungen festzulegen
- Ein Lernalgorithmus für neuronale Netze mit nur einer Feedforward-Schicht
- Lokale Minima und langsame Konvergenz können die Rückwärtspropagation einschränken

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Fragen II

Was ist wahr in Bezug auf die Rückwärtspropagation?

- Der Fehler in der Ausgabe wird nur rückwärts propagiert, um Gewichtsaktualisierungen festzulegen
- Ein Lernalgorithmus für neuronale Netze mit nur einer Feedforward-Schicht
- Lokale Minima und langsame Konvergenz können die Rückwärtspropagation einschränken

Basiert die Rückpropagation auf einem Gradientenabstieg entlang der Fehleroberfläche?

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Zusammenfassung

- Wir können neuronale Netze für einfache binäre und multinomiale Klassifikationsprobleme in keras programmieren und trainieren.
  - Modell-Architektur: Anzahl Schichten, Anzahl Neuronen pro Schicht, Aktivierungsfunktion
  - Training: Backpropagation, Gradientenabstieg (Mini-Batch)

Künstliche Neuronale Netze - KNN

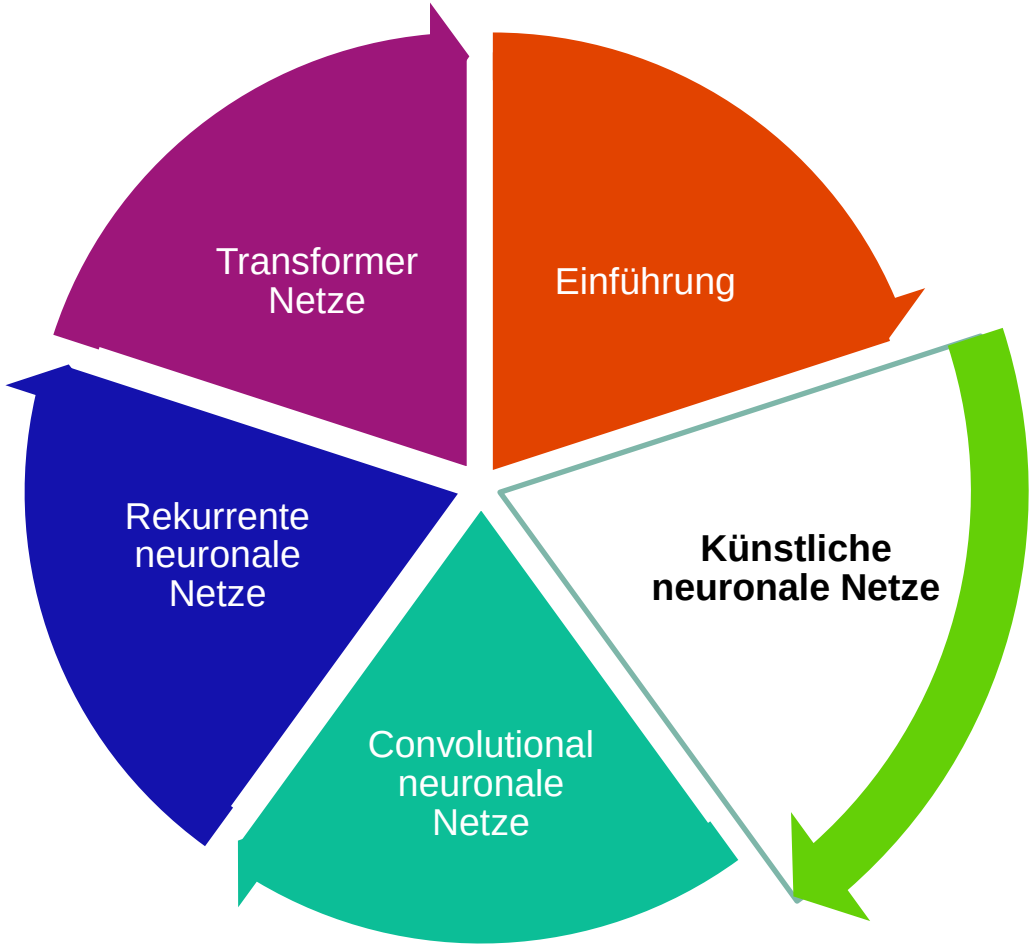
Zusammenfassung

- Wir können neuronale Netze für einfache binäre und multinomiale Klassifikationsprobleme in keras programmieren und trainieren.
  - Modell-Architektur: Anzahl Schichten, Anzahl Neuronen pro Schicht, Aktivierungsfunktion
  - Training: Backpropagation, Gradientenabstieg (Mini-Batch)

- Offene Fragen:
  - Woher wissen wir wie gut das neuronale Netz auf Testdaten performen wird?
  - Wie können wir Overfitting auf Trainingsdaten vermeiden?

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Technology Arts Sciences TH Köln

Deep Learning
Ausblick



Künstliche neuronale Netze: Part 2

- Trainings-, Test- und Validierungsdaten
- Regularisierung
  - **Early Stopping**
  - **ℓ_1 & ℓ_2-Regularisierung**
  - **Dropout**
  - Gewichtsinitialisierung
  - Batch Normalisierung
- Optimierungsalgorithmen

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Trainings-, Validierungs- und Testdaten

Split des Datensatzes in Trainings-, Validierungs- und Testdaten:

- z.B. mit einem Verhältnis von 75:10:15 (Es müssen disjunkte Mengen sein)
- Trainiere das neuronale Netz mit den Trainingsdaten
- Validiere das neuronale Netz mit den Validierungsdaten (Kreuzvalidierung auch möglich)
- Endkontrolle auf den Testdaten (Test darf nur einmal erfolgen)

```
X_valid, X_train = X_train_full[:5000], X_train_full[5000:]
y_valid, y_train = y_train_full[:5000], y_train_full[5000:]
```

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Trainings-, Validierungs- und Testdaten

Split des Datensatzes in Trainings-, Validierungs- und Testdaten:

- z.B. mit einem Verhältnis von 75:10:15 (Es müssen disjunkte Mengen sein)
- Trainiere das neuronale Netz mit den Trainingsdaten
- Validiere das neuronale Netz mit den Validierungsdaten (Kreuzvalidierung auch möglich)
- Endkontrolle auf den Testdaten (Test darf nur einmal erfolgen)

```
X_valid, X_train = X_train_full[:5000], X_train_full[5000:]
y_valid, y_train = y_train_full[:5000], y_train_full[5000:]
```

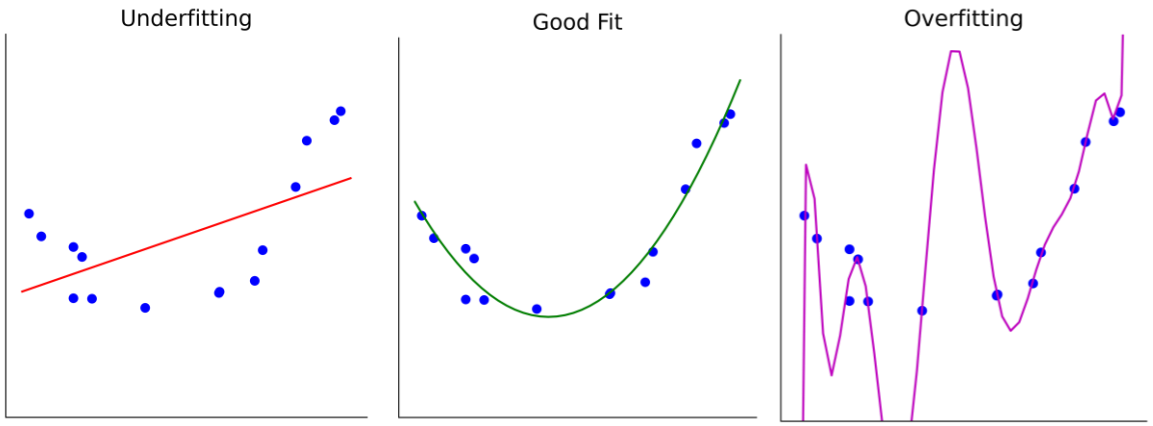
Was heißt validieren?

- Neuronale Netze haben Hyperparameter (Anzahl Schichten und Neuronen, Initialisierung der Gewichte, Aktivierungsfunktion, Datenvorverarbeitung, …), welche eingestellt werden müssen
- Wann sollte ich das iterative Training beenden? (s. nächste Folie)

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Regularisierung

Problemstellung:
Overfitting auf Trainingsdaten ⟶ **Regularisierung**

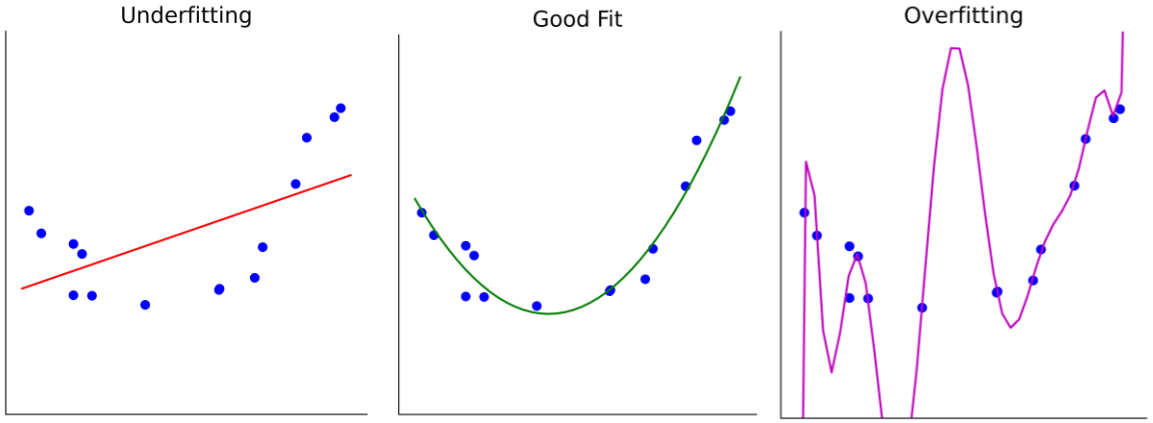


Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

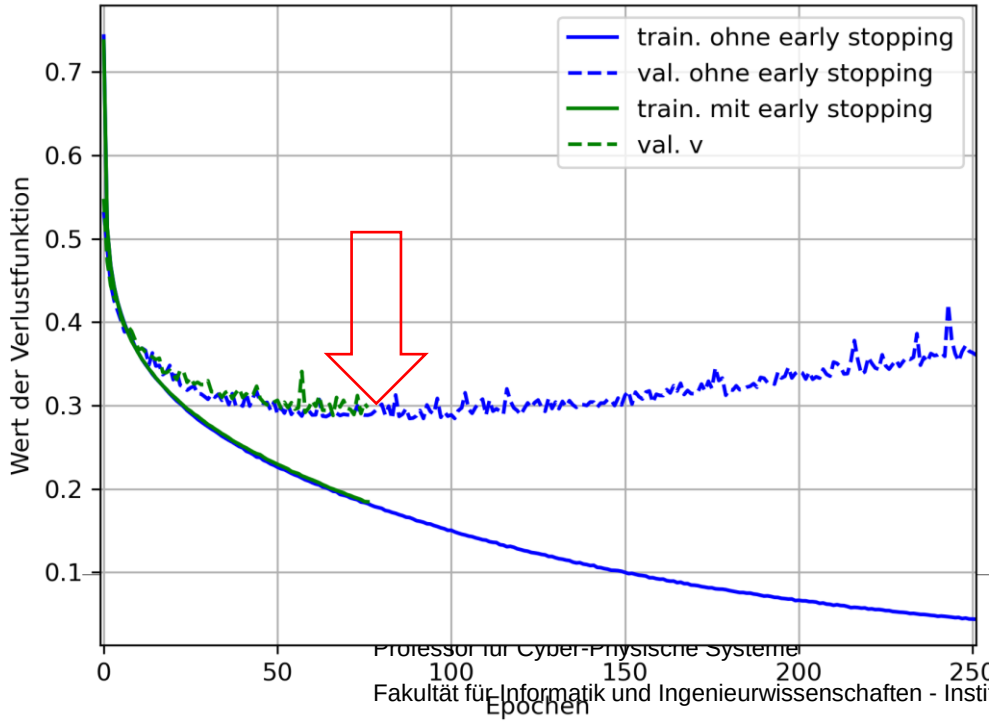
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Regularisierung



Problemstellung:
Overfitting auf Trainingsdaten ⟶ **Regularisierung**

- Early Stopping
  Ermittelt das beste Modell anhand des Validierungsfehlers




```
history_early_stopping = model_early_stopping.fit(
    X_train,
    y_train,
    epochs=400,
    callbacks=[tf.keras.callbacks.EarlyStopping(
        monitor='val_loss',
        min_delta=1e-3,
        patience=10,
        restore_best_weights=True)],
    validation_data=(X_valid, y_valid))
```

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Regularisierung

$\ell_1 \& \ell_2$ - Regularisierung

- Erweitern der Kostenfunktion um ein Regularisierungsterm $\Omega(\mathbf{W})$

$$\ell_2: \quad \Omega(\mathbf{W}) = \frac{\alpha}{2}||\mathbf{W}||_2^2 = \frac{\alpha}{2}\sum_i \sum_j w_{ij}^2$$

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Regularisierung

$\ell_1 \& \ell_2$ - Regularisierung

- Erweitern der Kostenfunktion um ein Regularisierungsterm $\Omega(\mathbf{W})$

$$\ell_2: \quad \Omega(\mathbf{W}) = \frac{\alpha}{2}||\mathbf{W}||_2^2 = \frac{\alpha}{2}\sum_i \sum_j w_{ij}^2$$

Beispiel: binary cross entropy mit ℓ_2-Regularisierung:

$$J_{\text{reg}}(\boldsymbol{w}, \mathbf{X}) = J(\boldsymbol{w}, \mathbf{X}) + \Omega(\boldsymbol{w}) = -\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N}\left(y^{(i)} \log\left(\hat{p}^{(i)}\right) + \left(1 - y^{(i)}\right)\log\left(1 - \hat{p}^{(i)}\right)\right) + \frac{\alpha}{2}\frac{1}{N}\sum_l \sum_i \sum_j \left(w_{ij}^{[l]}\right)^2$$

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Regularisierung

$\ell_1 \& \ell_2$ - Regularisierung

- Erweitern der Kostenfunktion um ein Regularisierungsterm $\Omega(\mathbf{W})$

$$\ell_2: \quad \Omega(\mathbf{W}) = \frac{\alpha}{2}||\mathbf{W}||_2^2 = \frac{\alpha}{2}\sum_i\sum_j w_{ij}^2 \qquad \ell_1: \quad \Omega(\mathbf{W}) = \alpha||\mathbf{W}||_1 = \alpha\sum_i\sum_j |w_{ij}|$$

Beispiel: binary cross entropy mit ℓ_2-Regularisierung:

$$J_{\text{reg}}(\boldsymbol{w}, \mathbf{X}) = J(\boldsymbol{w}, \mathbf{X}) + \Omega(\boldsymbol{w}) = -\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N}\left(y^{(i)}\log\left(\hat{p}^{(i)}\right) + \left(1-y^{(i)}\right)\log\left(1-\hat{p}^{(i)}\right)\right) + \frac{\alpha}{2}\frac{1}{N}\sum_l\sum_i\sum_j\left(w_{ij}^{[l]}\right)^2$$

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Regularisierung

Vergleich zweier Modelle, eines mit Regularisierung eines ohne

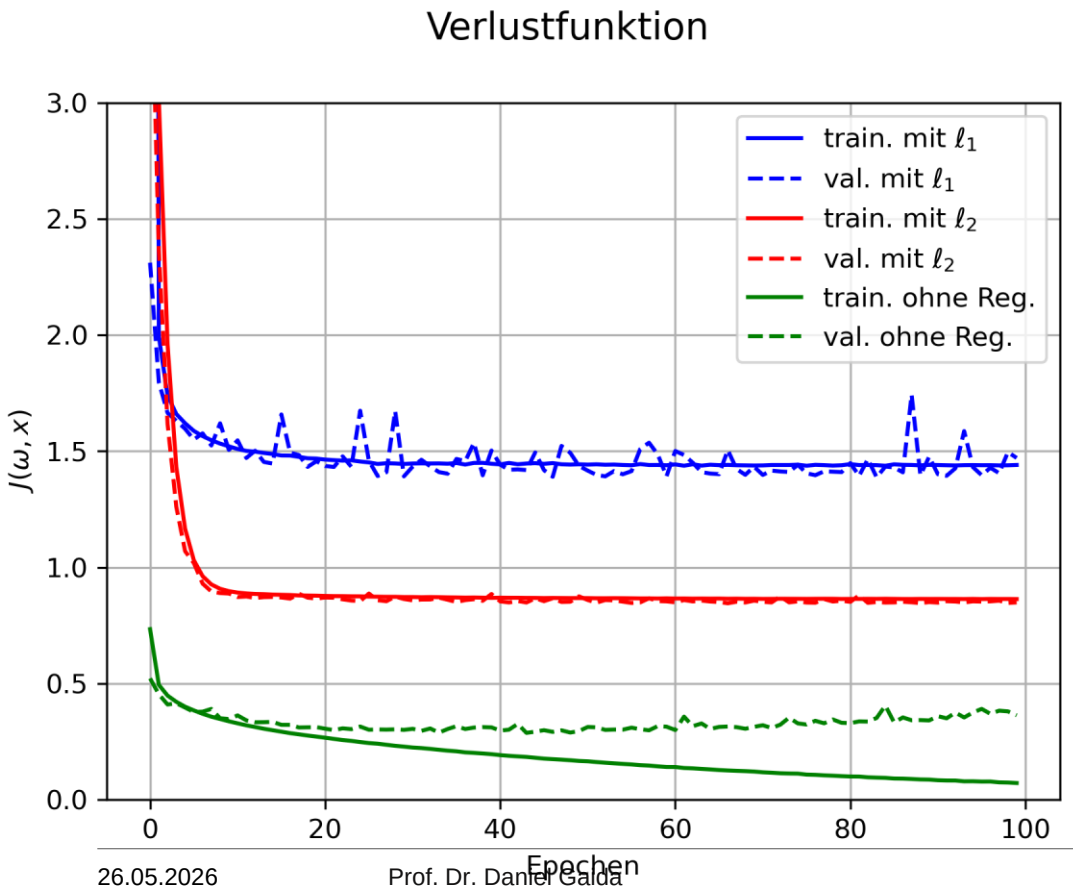
tensorflow.

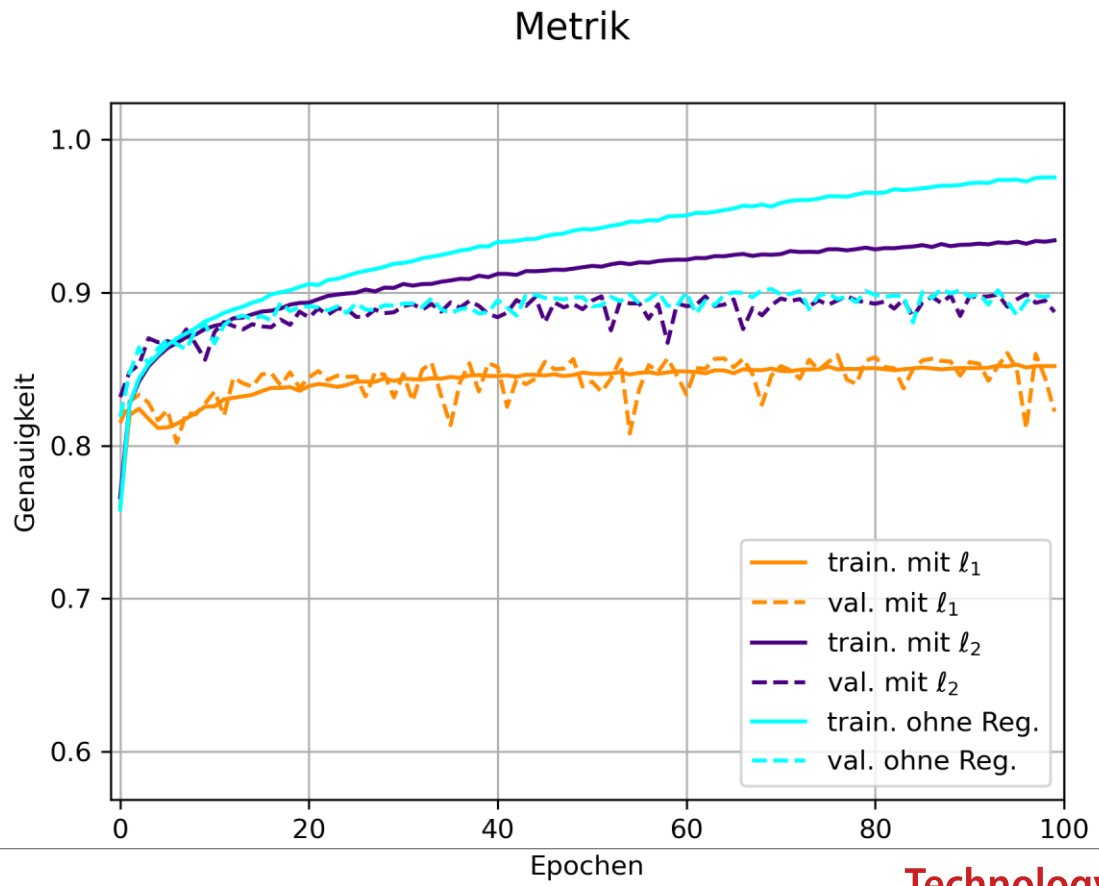
```
model_l1 = keras.models.Sequential([
    keras.layers.Flatten(input_shape=[28,28]),
    keras.layers.Dense(300, activation='relu', kernel_regularizer='l1', bias_regularizer='l1'),
    keras.layers.Dense(100, activation='relu', kernel_regularizer='l1', bias_regularizer='l1'),
    keras.layers.Dense(10, activation='softmax')
])
model_l2 = keras.models.Sequential([
    keras.layers.Flatten(input_shape=[28,28]),
    keras.layers.Dense(300, activation='relu', kernel_regularizer='l2', bias_regularizer='l2'),
    keras.layers.Dense(100, activation='relu', kernel_regularizer='l2', bias_regularizer='l2'),
    keras.layers.Dense(10, activation='softmax')
])
```

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Beispiel Bildklassifizierer: Regularisierung

Vergleich zweier Modelle, eines mit Regularisierung eines ohne



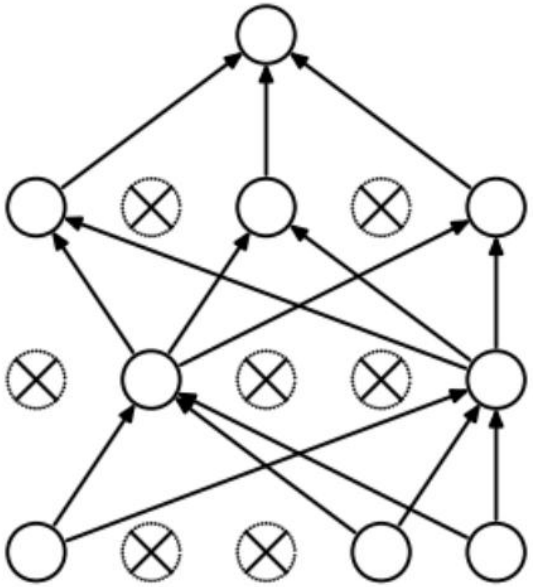


Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Regularisierung

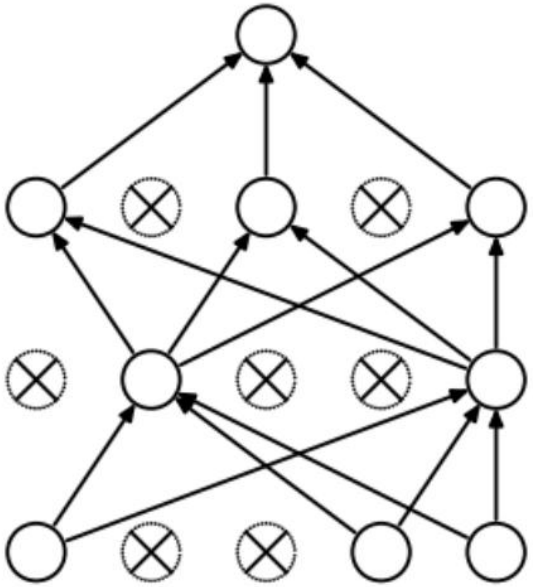
Dropout: Zufälliges deaktivieren von Neuronen während des Trainings.
Reduziert Komplexität des neuronalen Netzes.



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Regularisierung

Dropout: Zufälliges deaktivieren von Neuronen während des Trainings.
Reduziert Komplexität des neuronalen Netzes.

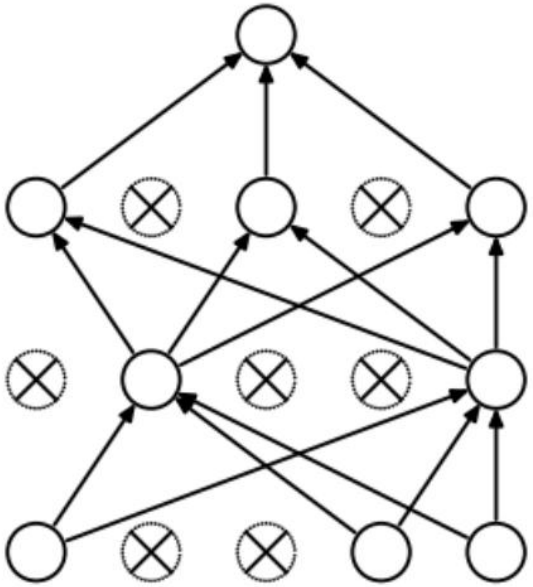


```
from tensorflow.keras.layers import Dropout

model = Sequential()
model.add(Flatten(input_shape=[28, 28]))
model.add(Dense(units=300, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(units=100, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(units=10, activation='softmax'))
```

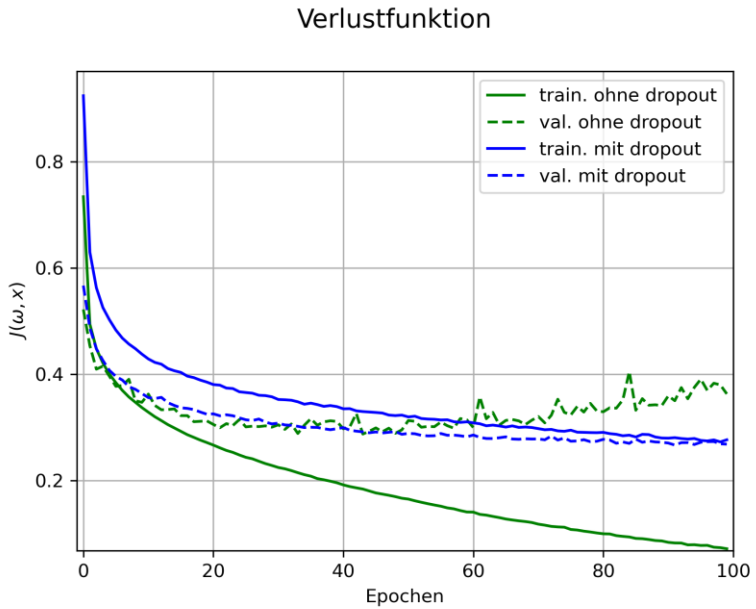
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Regularisierung

Dropout: Zufälliges deaktivieren von Neuronen während des Trainings.
Reduziert Komplexität des neuronalen Netzes.



```
from tensorflow.keras.layers import Dropout

model = Sequential()
model.add(Flatten(input_shape=[28, 28]))
model.add(Dense(units=300, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(units=100, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(units=10, activation='softmax'))
```



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Regularisierung: Übung

Experimentieren Sie mit verschiedenen Regularisierungsmethoden:

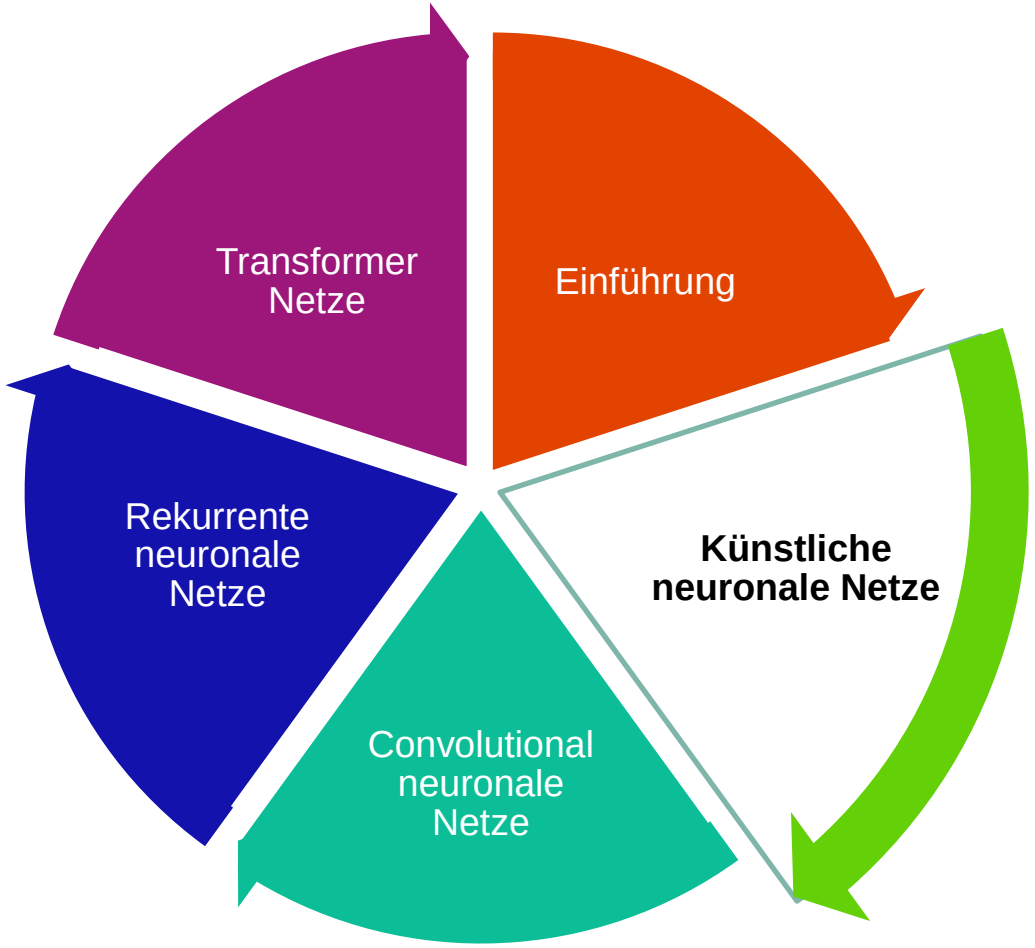
- Early Stopping
- l1, l2 Regularisierung - 05_fashion_mnist_10_l1_l2_regularizers.ipynb
- Dropout - 06_fashion_mnist_10_dropout.ipynb

- Integrieren Sie Early Stopping in die beiden anderen Skripte.
  - Experimentieren Sie mit den Argumenten min_delta und patience

- Wie unterscheiden sich die Ergebnisse?

- Wichtig: Nach jeder Änderung in utils_fmnist.py müssen Sie die Sitzung neu starten.

Deep Learning
Ausblick



Künstliche neuronale Netze: Part 2

- Trainings-, Test- und Validierungsdaten
- Regularisierung
  - Early Stopping
  - ℓ_1 & ℓ_2-Regularisierung
  - Dropout
  - **Gewichtsinitialisierung**
  - **Batch Normalisierung**
- Optimierungsalgorithmen

Deep Learning - Zutaten

Modellarchitektur

- Anzahl Schichten
- Aktivierungsfunktion

Kostenfunktion

Definiert was ein gutes neuronales Netz ist

Optimierungsalgorithmus

Minimiert die Kostenfunktion, indem es Gewichte des NNs variiert

Training des NNs

Minimierung der Kostenfunktion

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Optimierungsalgorithmen I

- (Vanilla) Gradientenabstieg (Mini-Batch)
- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w})$

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Optimierungsalgorithmen I

- (Vanilla) Gradientenabstieg (Mini-Batch)
- Gradientenabstieg mit Momentum
  - Berücksichtigt vorherige Gradienten (Momentvektor), $0 < \beta < 1$
  - Schnellere Konvergenz und weniger Oszillation
-
  -
  -
  -
  -
-
  -

- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w})$
- $\boldsymbol{m} \leftarrow \beta \boldsymbol{m} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w})$
- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} + \boldsymbol{m}$
-
-
-
-

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Technology Arts Sciences TH Köln

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Optimierungsalgorithmen I

- (Vanilla) Gradientenabstieg (Mini-Batch)
- Gradientenabstieg mit Momentum
  - Berücksichtigt vorherige Gradienten (Momentvektor), $0 < \beta < 1$
  - Schnellere Konvergenz und weniger Oszillation
- Nesterov Accelerated Gradient (NAG)
  - Messung des Gradienten an $\mathbf{w} + \beta \boldsymbol{m}$ statt $\mathbf{w}$
  - $\boldsymbol{m}$ zeigt gewöhnlich in Richtung Optimum
  - Fast immer schneller als Vanilla Momentum Optimierung
  - Reduziert Oszillationen
-
  -

- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w})$

- $\boldsymbol{m} \leftarrow \beta \boldsymbol{m} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w})$
- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} + \boldsymbol{m}$

- $\boldsymbol{m} \leftarrow \beta \boldsymbol{m} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w} + \beta \boldsymbol{m})$
- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} + \boldsymbol{m}$

-
-

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Technology Arts Sciences TH Köln

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Optimierungsalgorithmen I

- (Vanilla) Gradientenabstieg (Mini-Batch)
  - $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w})$
- Gradientenabstieg mit Momentum
  - Berücksichtigt vorherige Gradienten (Momentvektor), $0 < \beta < 1$
  - Schnellere Konvergenz und weniger Oszillation
  - $\boldsymbol{m} \leftarrow \beta \boldsymbol{m} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w})$
  - $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} + \boldsymbol{m}$
- Nesterov Accelerated Gradient (NAG)
  - Messung des Gradienten an $\mathbf{w} + \beta \boldsymbol{m}$ statt $\mathbf{w}$
  - $\boldsymbol{m}$ zeigt gewöhnlich in Richtung Optimum
  - Fast immer schneller als Vanilla Momentum Optimierung
  - Reduziert Oszillationen
  - $\boldsymbol{m} \leftarrow \beta \boldsymbol{m} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w} + \beta \boldsymbol{m})$
  - $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} + \boldsymbol{m}$
- RMSProp (Root Mean Square Propagation)
  - Gradient wird durch exponentiell gewichteten Mittelwert der quadrierten Gradienten skaliert
  - $\boldsymbol{s} \leftarrow \beta \boldsymbol{s} + (1 - \beta) \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w}) \otimes \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w})$
  - $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w}) \oslash \sqrt{\boldsymbol{s} + \epsilon}$

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Technology Arts Sciences TH Köln

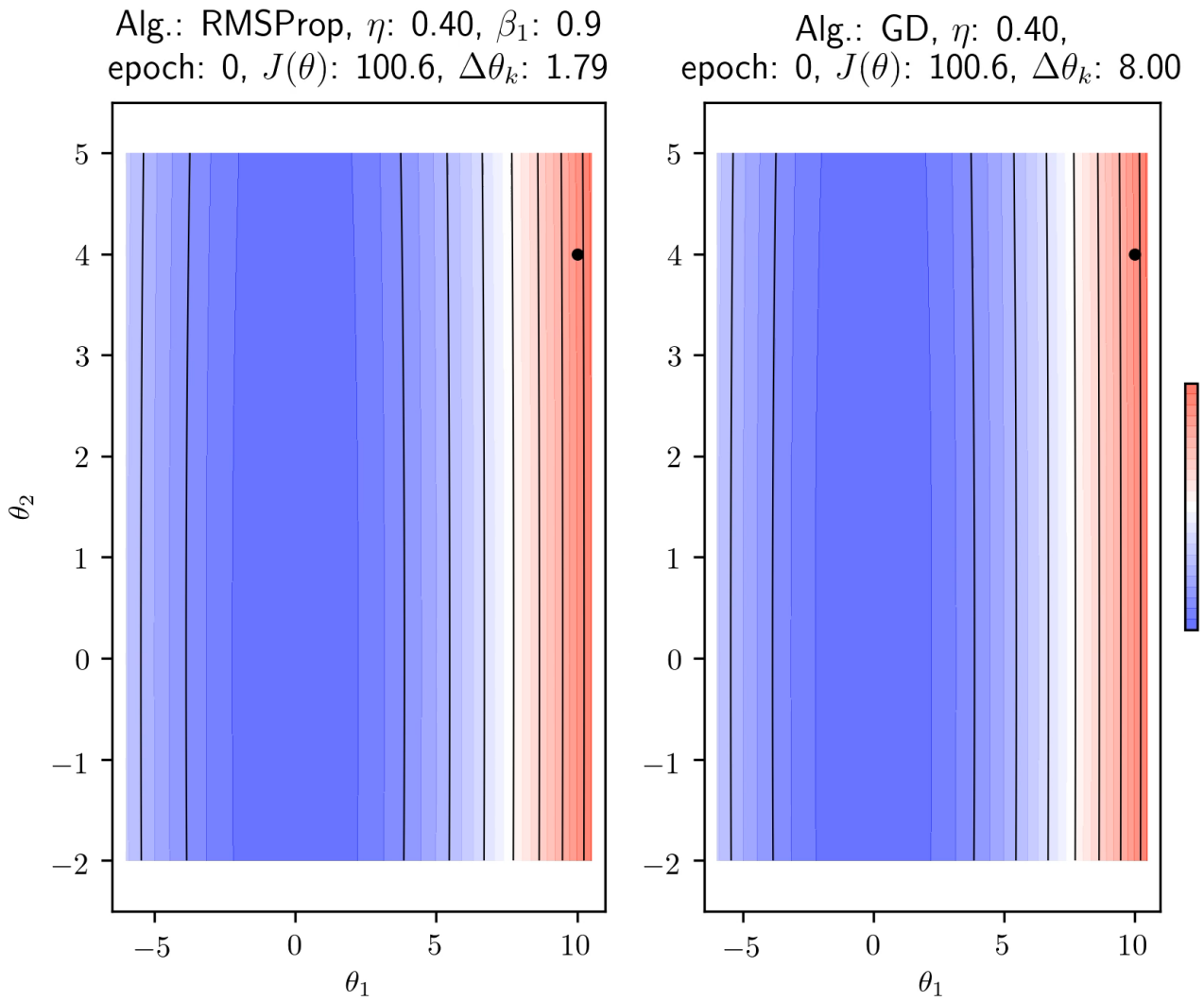
Künstliche Neuronale Netze - KNN

Optimierungsalgorithmen I

- RMSProp
  - Gradient wird durch exponentiell gewichteten gleitenden Mittelwert der quadrierten Gradienten skaliert

- $\boldsymbol{s} \leftarrow \beta \boldsymbol{s} + (1-\beta)\nabla_w J(\boldsymbol{w}) \otimes \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w})$
- $\boldsymbol{w} \leftarrow \boldsymbol{w} - \eta \nabla_{\boldsymbol{w}} J(\boldsymbol{w}) \oslash \sqrt{\boldsymbol{s} + \epsilon}$

Komponentenweise Multiplikation und Division



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Optimierungsalgorithmen II

1 Adam Algorithmus

Der Adam Algorithmus wird in Algorithmus 1 dargestellt. Die Berechnung des 1. und des 2. Moments sind aus dem Momentum Optimierung Algorithmus bzw. des RMSProp Algorithmus bekannt.

Algorithm 1 Adam Algorithmus

Require: $\eta > 0$: Schrittweite
Require: $\beta_1, \beta_2 \in [0, 1)$: Exponentielle Abbauraten für 1. und 2. Moment
Require: $J(\boldsymbol{\omega})$: Zielfunktion
Require: $\boldsymbol{\omega}_0$: Startvektor
$\boldsymbol{m}_0 \leftarrow 0$ (1. Moment auf Null initialisieren)
$\boldsymbol{v}_0 \leftarrow 0$ (2. Moment auf Null initialisieren)
$t \leftarrow 0$ (Zeitschritt auf Null initialisieren)
while $\boldsymbol{\omega}_t$ not converged **do**
$t \leftarrow t + 1$ ▷ Aktualsisiere Zeitschritt
$\boldsymbol{g}_t \leftarrow \nabla_{\boldsymbol{\omega}} J(\boldsymbol{\omega}_{t-1})$ ▷ Erhalte Gradienten in Schritt t
$\boldsymbol{m}_t \leftarrow \beta_1 \cdot \boldsymbol{m}_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot \boldsymbol{g}_t$ ▷ Aktualisiere 1. Moment
$\boldsymbol{v}_t \leftarrow \beta_2 \cdot \boldsymbol{v}_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot \boldsymbol{g}_t \odot \boldsymbol{g}_t$ ▷ Aktualisiere 2. Moment

$\widehat{\boldsymbol{m}}_t \leftarrow \boldsymbol{m}_t / (1 - \beta_1^t)$ ▷ Bias im 1. Moment korrigieren
$\widehat{\boldsymbol{v}}_t \leftarrow \boldsymbol{v}_t / (1 - \beta_2^t)$ ▷ Bias im 2. Moment korrigieren

$\boldsymbol{\omega}_t \leftarrow \boldsymbol{\omega}_{t-1} - \eta \cdot \widehat{\boldsymbol{m}}_t \oslash \left(\sqrt{\widehat{\boldsymbol{v}}_t} + \epsilon\right)$ ▷ Aktualisiere die Parameter
end while
return $\boldsymbol{\omega}_t$ ▷ Rückgabe der Endparameter

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Optimierungsalgorithmen II

1 Adam Algorithmus

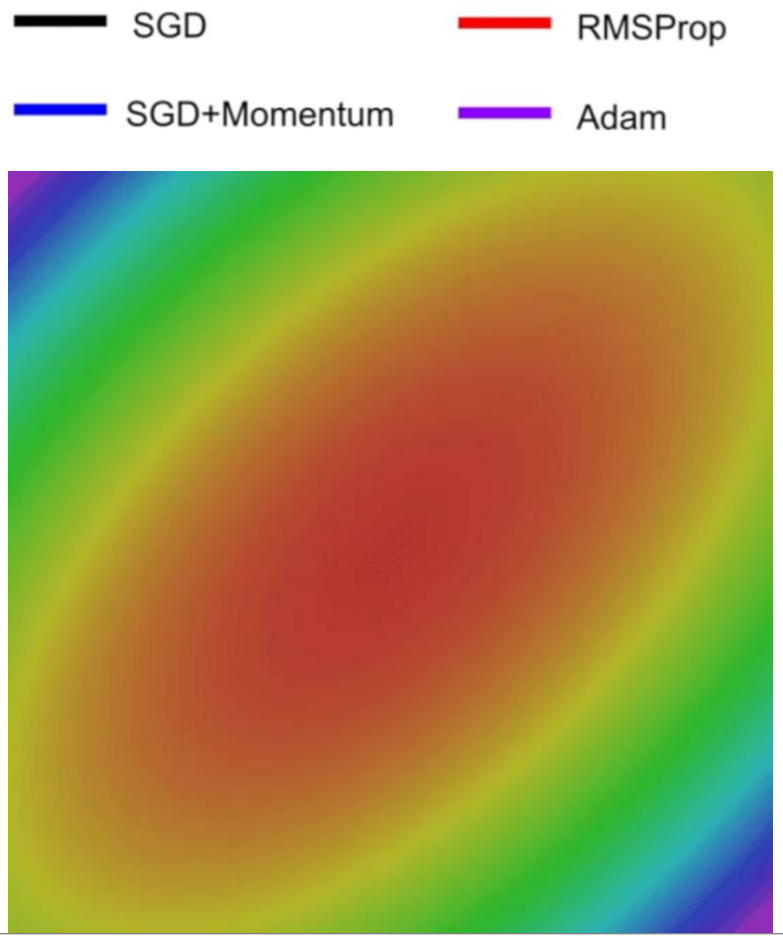
Der Adam Algorithmus wird in Algorithmus 1 dargestellt. Die Berechnung des 1. und des 2. Moments sind aus dem Momentum Optimierung Algorithmus bzw. des RMSProp Algorithmus bekannt.

Algorithm 1 Adam Algorithmus

Require: $\eta > 0$: Schrittweite
Require: $\beta_1, \beta_2 \in [0, 1)$: Exponentielle Abbauraten für 1. und 2. Moment
Require: $J(\boldsymbol{\omega})$: Zielfunktion
Require: $\boldsymbol{\omega}_0$: Startvektor
$\boldsymbol{m}_0 \leftarrow 0$ (1. Moment auf Null initialisieren)
$\boldsymbol{v}_0 \leftarrow 0$ (2. Moment auf Null initialisieren)
$t \leftarrow 0$ (Zeitschritt auf Null initialisieren)
while $\boldsymbol{\omega}_t$ not converged **do**
$t \leftarrow t + 1$ ▷ Aktualsisiere Zeitschritt
$\boldsymbol{g}_t \leftarrow \nabla_{\boldsymbol{\omega}} J(\boldsymbol{\omega}_{t-1})$ ▷ Erhalte Gradienten in Schritt t
$\boldsymbol{m}_t \leftarrow \beta_1 \cdot \boldsymbol{m}_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot \boldsymbol{g}_t$ ▷ Aktualisiere 1. Moment
$\boldsymbol{v}_t \leftarrow \beta_2 \cdot \boldsymbol{v}_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot \boldsymbol{g}_t \odot \boldsymbol{g}_t$ ▷ Aktualisiere 2. Moment

$\widehat{\boldsymbol{m}}_t \leftarrow \boldsymbol{m}_t / (1 - \beta_1^t)$ ▷ Bias im 1. Moment korrigieren
$\widehat{\boldsymbol{v}}_t \leftarrow \boldsymbol{v}_t / (1 - \beta_2^t)$ ▷ Bias im 2. Moment korrigieren

$\boldsymbol{\omega}_t \leftarrow \boldsymbol{\omega}_{t-1} - \eta \cdot \widehat{\boldsymbol{m}}_t \oslash \left(\sqrt{\widehat{\boldsymbol{v}}_t} + \epsilon\right)$ ▷ Aktualisiere die Parameter
end while
return $\boldsymbol{\omega}_t$ ▷ Rückgabe der Endparameter



Künstliche Neuronale Netze - KNN

Optimierungsalgorithmen in Keras

```
# Adadelta
...
    optimizer="Adadelta"
    optimizer=keras.optimizers.Adadelta()
...

# Adagrad
...
    optimizer="Adagrad"
    optimizer=keras.optimizers.Adagrad()
...

# Adam
...
    optimizer="Adam"
    optimizer=keras.optimizers.Adam()
...
```

```
# Nadam
...
    optimizer="Nadam"
    optimizer=keras.optimizers.Nadam()
...

# RMSprop
...
    optimizer="RMSprop"
    optimizer=keras.optimizers.RMSprop()
...

# SGD
...
    optimizer="SGD"
    optimizer=keras.optimizers.SGD()
...
```

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Trainingsverfahren Zusammenfassung

Trainingsverfahren

1. Gewichte initialisieren (zufällig oder nach einem Schema)
2. Propagiere Trainingsdaten vorwärts durch das Netz
3. Berechne den Fehler zwischen der Zielausgabe und der Prädiktion
4. Propagiere den Fehler rückwärts und berechne den anteiligen Fehler aller Neuronen
5. Aktualisiere die Gewichte nach einem Optimierungsverfahren (Gradientenabstieg)
6. Ist der Validierungsfehler größer als ein gewünschter Betrag, springe zu Punkt 2. Ansonsten beende das Training

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Quelle: Géron, Aurélien. Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. O'Reilly Media, 2019.

Praxisleitfaden

Hyperparameter	Standardwert
Gewichtsinitialisierung	He Normal
Aktivierungsfunktion	ReLU; Swish
Normalisierung	Batchnormalisierung bei Deep
Regularisierung	Early Stopping ($+\ell_2$ falls nötig)
Optimierer	NAG oder AdamW
Lernrate	Ein-Zyklus-Politik (1Cycle policy)*

Künstliche Neuronale Netze - KNN

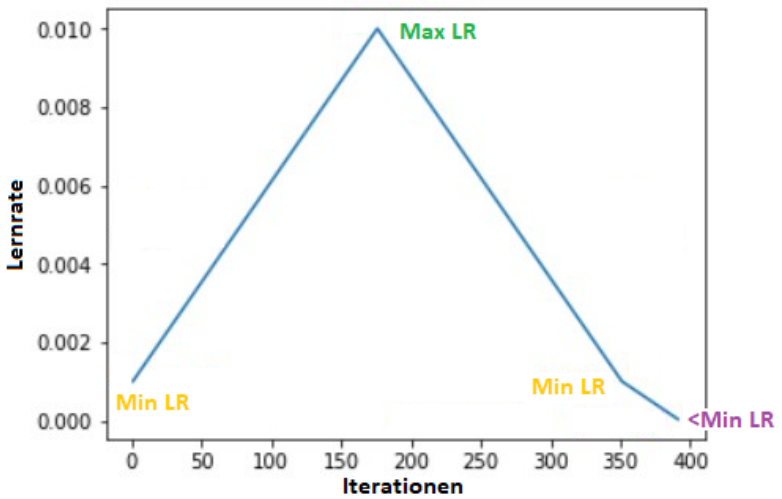
Quelle: Géron, Aurélien. Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems. O'Reilly Media, 2019.

Praxisleitfaden

Hyperparameter	Standardwert
Gewichtsinitialisierung	He Normal
Aktivierungsfunktion	ReLU; Swish
Normalisierung	Batchnormalisierung bei Deep
Regularisierung	Early Stopping ($+\ell_2$ falls nötig)
Optimierer	NAG oder AdamW
Lernrate	Ein-Zyklus-Politik (1Cycle policy)*

Ein-Zyklus-Politik

- Maximale Lernrate: LR range test
- Minimale Lernrate: $\frac{1}{5}$ oder $\frac{1}{10}$ der maximalen Lernrate
- Zykluslänge: < Totalanzahl an Epochen
- Letzte Iterationen: LR < $\frac{1}{10}$ oder $\frac{1}{100}$



Quelle: Patrick S., Hahn-Schickard

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Fragen III

Welche Aussagen über lineare Aktivierungsfunktionen sind wahr?

- Nur binäre Ausgaben sind möglich
- Ermöglicht nicht-lineare Zuordnung zwischen Ein- und Ausgängen
- Gradientenabstieg ist nicht möglich, da die Ableitung eine Konstante ist

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Bildklassifizierer mit Keras

MNIST Fashion Datensatz

Vollständiges Beispiel:

[07_fashion_mnist_classification.ipynb]

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik
Technology Arts Sciences TH Köln

Nächste Vorlesung und Fragen

- Convolutional Neuronale Netze
- Fragen?

Prof. Dr. Daniel Gaida
Professor für Cyber-Physische Systeme
Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

Künstliche Neuronale Netze - KNN

Notationen

- N: Anzahl an (Trainings-)Instanzen
- p: Dimension der Eingabe (Anzahl der Features)
- K: Dimension der Ausgabe (oder Anzahl der Klassen)
- L: Anzahl der Schichten eines neuronalen Netzes
- $\boldsymbol{x}^{(i)} \in \mathbb{R}^p / \boldsymbol{y}^{(i)} \in \mathbb{R}^K$: der *i*-te Eingabevektor / Ausgabevektor dargestellt als Zeilenvektor
- $\boldsymbol{x}_j^{(i)} / \boldsymbol{y}_k^{(i)}$: Das *j*-te Element des *i*-te Eingabevektors / Ausgabevektor (Skalar)
- $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times p} / \mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{N \times K} : \mathrm{X} = \begin{pmatrix} \left(\boldsymbol{x}^{(1)}\right)^T \\ \vdots \\ \left(\boldsymbol{x}^{(N)}\right)^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(1)} & \dots & x_p^{(1)} \\ & \vdots & & \\ x_1^{(N)} & x_2^{(N)} & \dots & x_p^{(N)} \end{pmatrix}$ Eingabematrix
- $\omega_{ji}^{[\ell]}$: Gewicht des *j*-ten Eingangs des *i*-ten Neurons der ℓ-ten Schicht (alternativ θ)
- $\mathbf{W}^{[\ell]} \in \mathbb{R}^{(\text{Anzahl Neuronen der Schicht } \ell) \times (\text{Anzahl Neuronen der Schicht } \ell-1)}$: Gewichtsmatrix der Schicht ℓ.
- $\hat{\boldsymbol{y}}^{(i)} \in \mathbb{R}^K$, $\hat{\boldsymbol{y}}^{(i)} = h\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)$: Ist der vorhergesagte Ausgabevektor (Estimator)
  h: ist die als Hypothese bezeichnete Vorhersagefunktion Ihres Systems
- $\sigma^{[\ell]}(\cdot)$: Aktivierungsfunktion der ℓ-ten Schicht, für die Stufenfunktion schreiben wir $\sigma(\cdot) = f(\cdot)$