

Fortgeschrittener Modus



Epoche  
000,000

Lernrate  
0.03

Aktivierungsfunktion  
Tanh

Problemtyp  
Klassifizierung

### DATEN

Welchen Datensatz  
möchtest Du  
nutzen?



DATENSATZ NEU  
GENERIEREN

### EINGABEN

Welche Eingaben  
sollen genutzt  
werden?

X<sub>1</sub>

X<sub>2</sub>

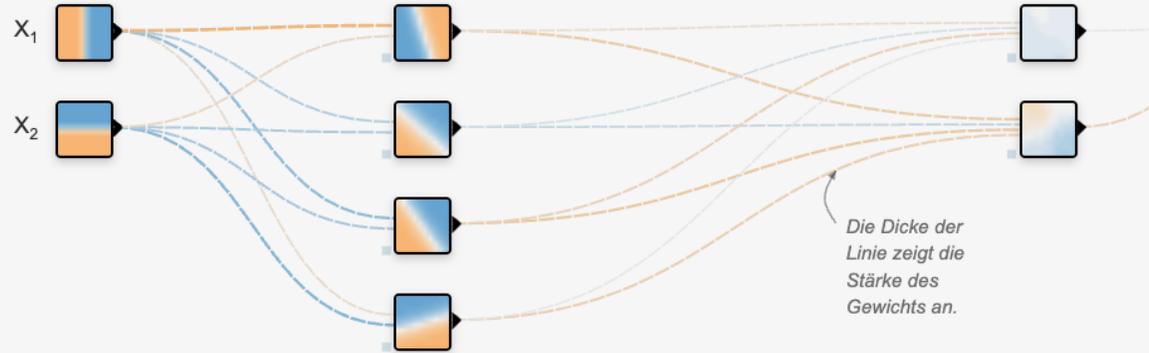
+ - 2 VERDECKTE SCHICHTEN

+ -

4 Neuronen

+ -

2 Neuronen

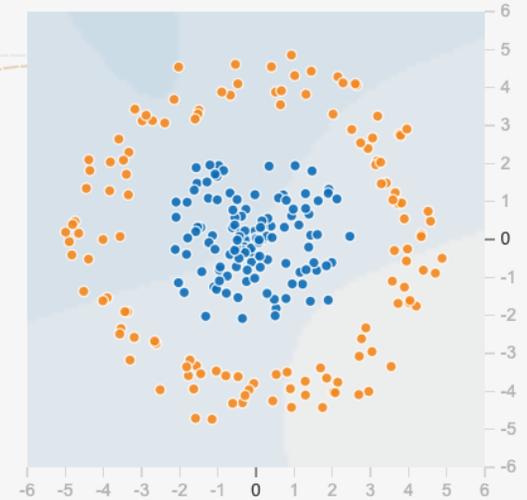


Die Dicke der  
Linie zeigt die  
Stärke des  
Gewichts an.

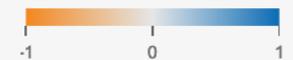
Das ist die  
Ausgabe eines  
einzelnen  
Neurons. Fahre  
mit der Mouse auf  
das Feld, um sie  
zu vergrößern.

### AUSGABE

Trainingsfehler 0.500  
Testfehler 0.497



Die Farben  
repräsentieren die  
Werte der  
Datenpunkte,  
Neuronen und  
Gewichte.



Testdaten anzeigen

Klicke auf die grün  
markierten Bereiche für  
Erklärungen zu diesen  
Einstellmöglichkeiten

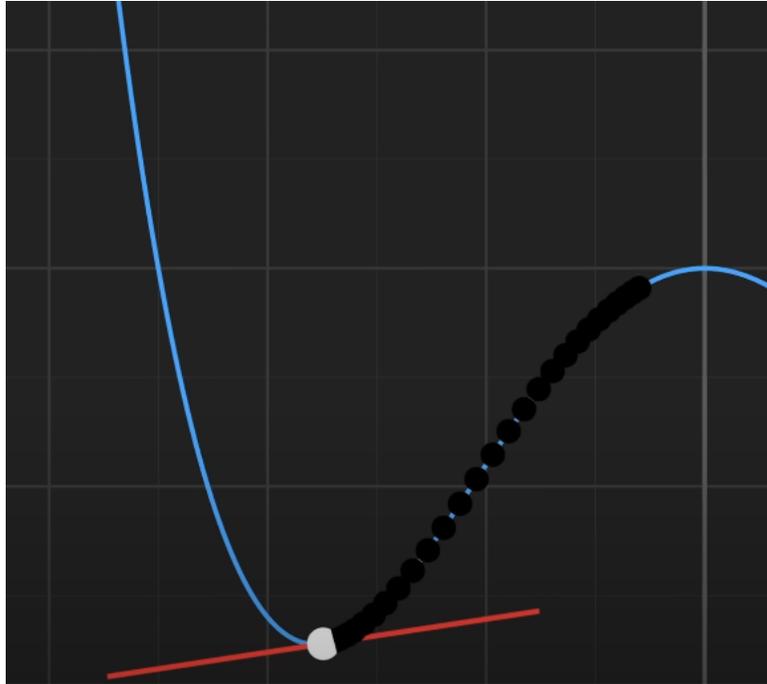
# Epoche

- **Epoche:** Berechnungen von Vorhersagen für die Trainingsdaten mit dem aktuellen Modell
- Anpassung der Parameter (Gewichte & Bias-Werte) mithilfe der Fehlerfunktion
  - ↳ Ziel: **Fehler verkleinern**
- **Nächste Epoche:** Modell mit den angepassten Parametern für die Vorhersage nutzen

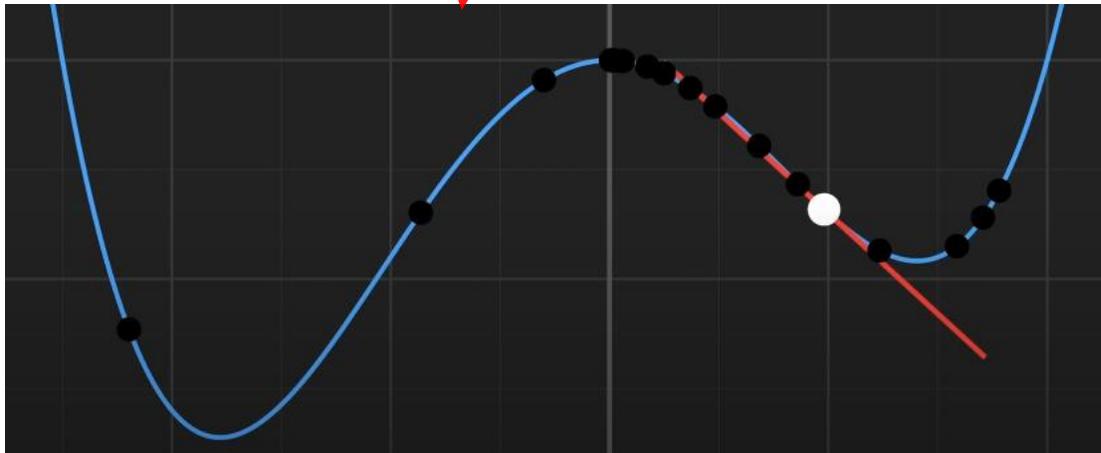
Zu wenige Epochen ↳ Modell wird nicht ausreichend angepasst (**Underfitting**)

Zu viele Epochen ↳ Modell wird zu stark an Trainingsdaten angepasst (**Overfitting**)

# Lernrate



Suche eines lokalen Minimums für die Fehlerfunktion



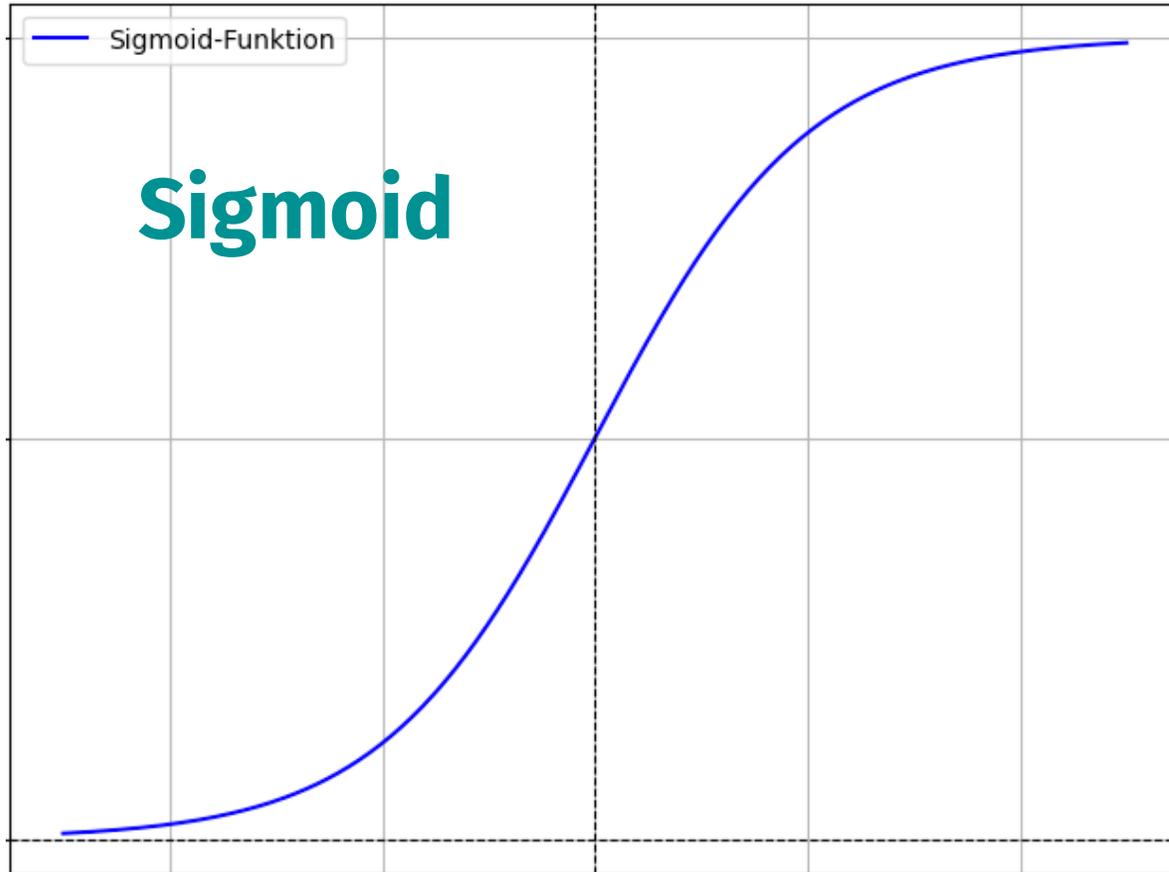
- Wie stark sollen die Parameter des Modells in jeder Epoche verändert werden?
- Zu kleine Schritte  
↳ Training dauert zu lange
- Zu große Schritte  
↳ Minimum wird verfehlt

# Aktivierungsfunktion

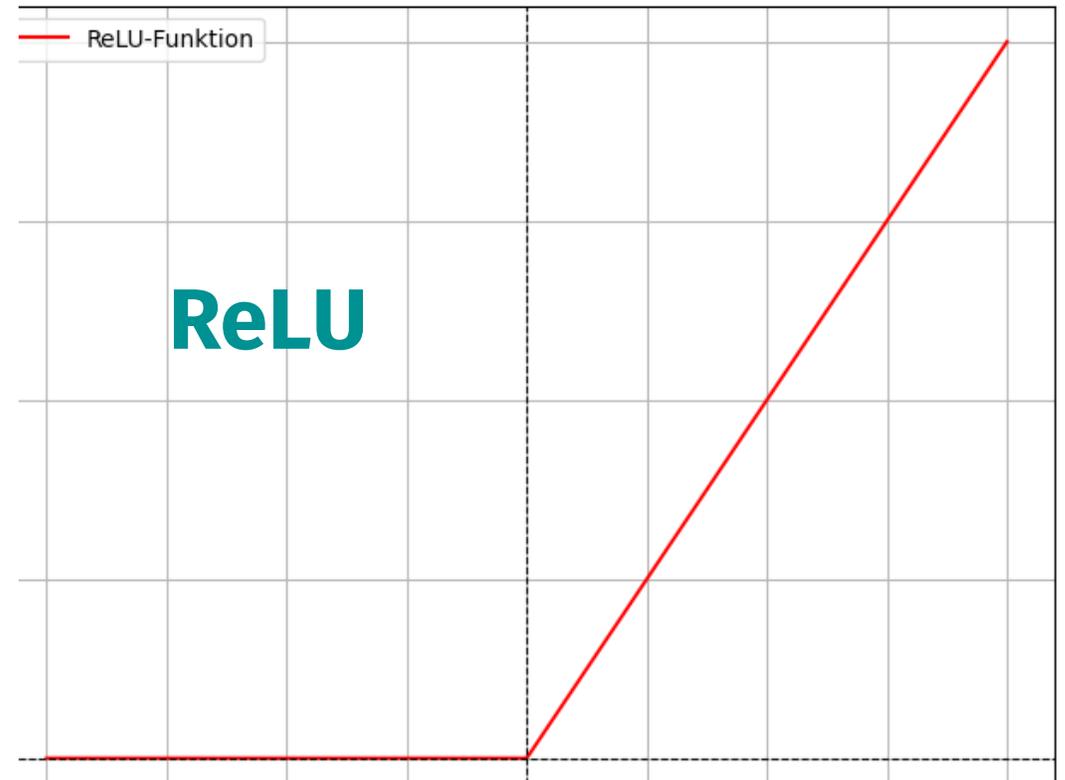
- **Linear:** Viele Klassifizierungsprobleme sind nicht möglich, da dabei nicht-linear getrennt werden muss
  - Alle weiteren Aktivierungsfunktionen sind nicht linear!
- **Tanh, Sigmoid:** Klassische Aktivierungsfunktionen mit relativ hohem Rechenaufwand
- **ReLU:** Meistgenutzt, geringerer Rechenaufwand

```
def relu(x: int):  
    if x < 0:  
        return 0  
    else:  
        return x
```

# Beispielhafte Aktivierungsfunktionen

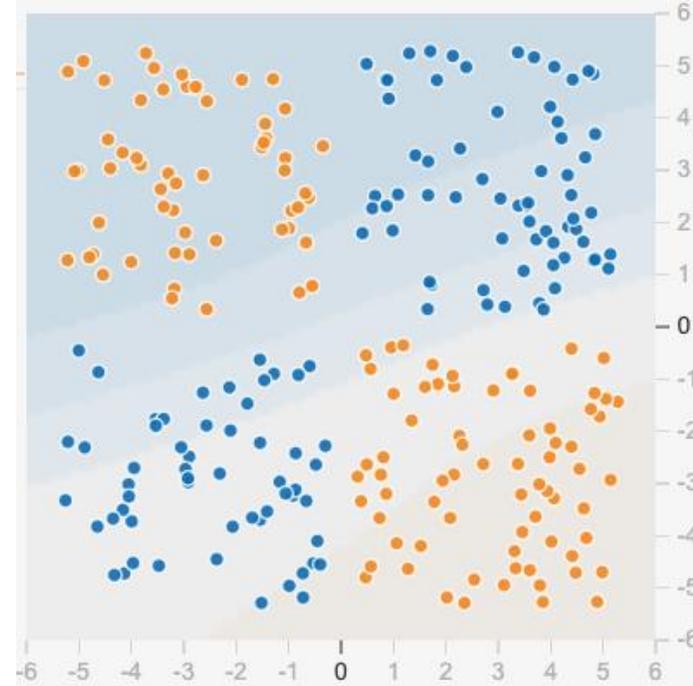


```
def relu(x: int):  
    if x < 0:  
        return 0  
    else:  
        return x
```

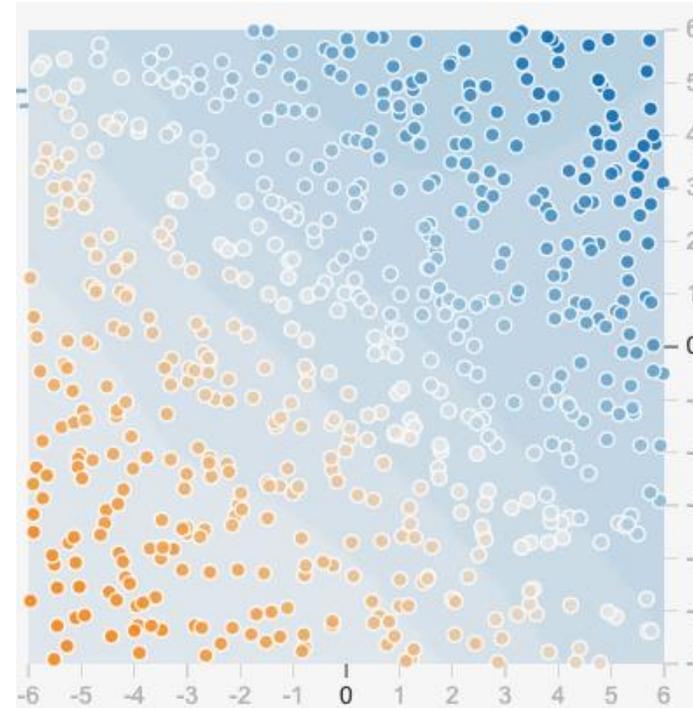


# Problemtyp

- **Klassifizierung:** Datenpunkte in Klassen eingeteilt
  - Hier: Datenpunkte haben entweder den Wert -1 oder 1
  - Darstellung: Farbe orange oder blau

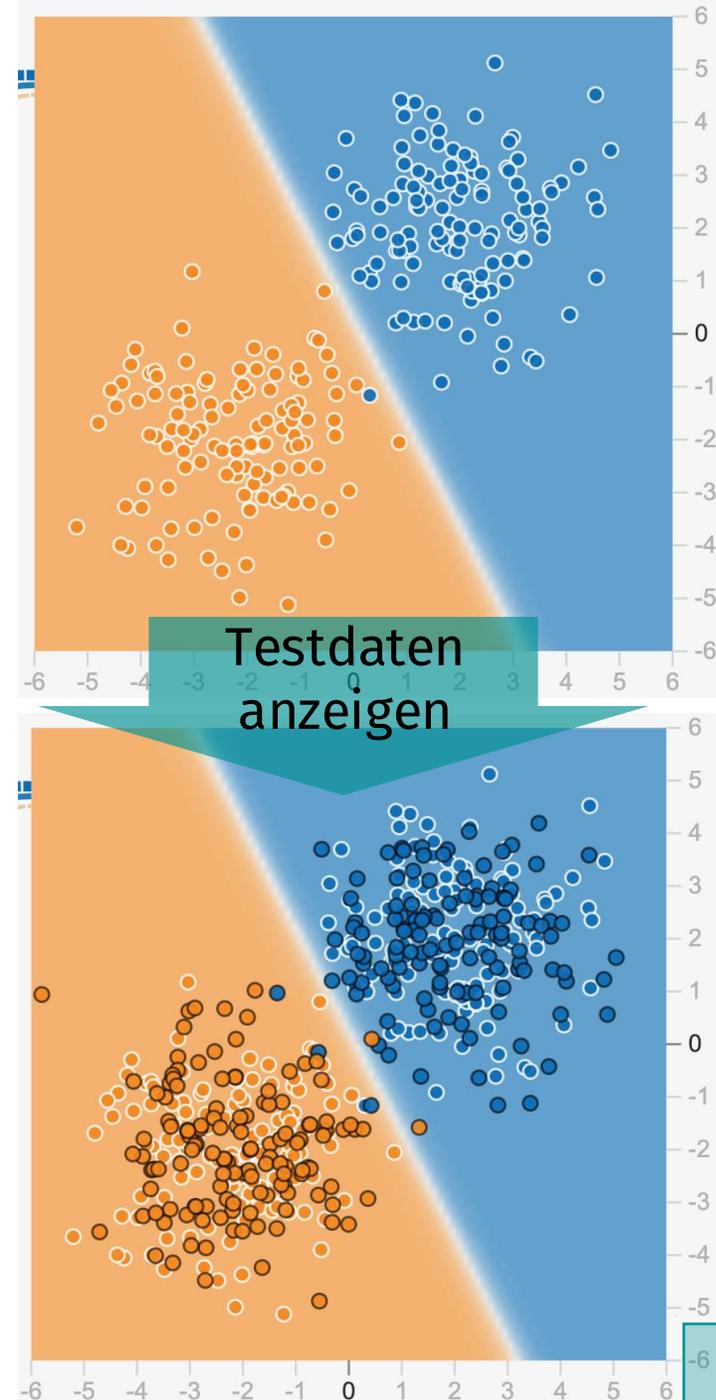


- **Regression:** Kontinuierliche Werte
  - Hier: Datenpunkte haben kontinuierliche Werte zwischen -1 und 1
  - Darstellung: Farbabstufungen zwischen dunkelblau (-1), weiß (0) und orange (1)



# Testdaten anzeigen

- Ziel:
  - Keine exakte Anpassung an Trainingsdaten
  - Modell soll für Daten funktionieren, mit denen nicht trainiert wurde  
↳ **Generalisierung**
- Überprüfen mit Testdaten, ob das gewählte Modell (Anzahl Schichten/Neuronen, Aktivierungsfunktion) geeignet ist, um zu **generalisieren**



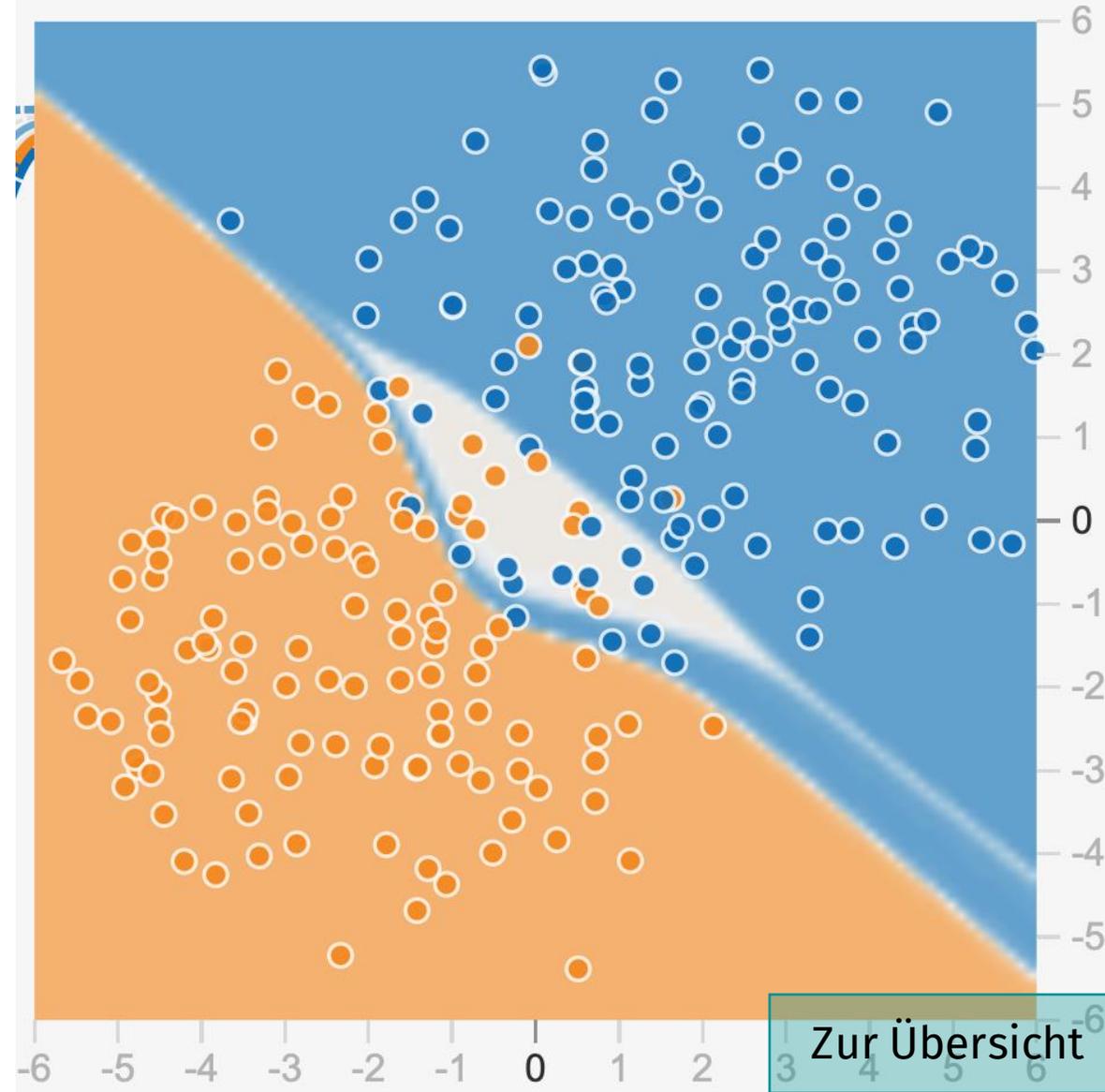
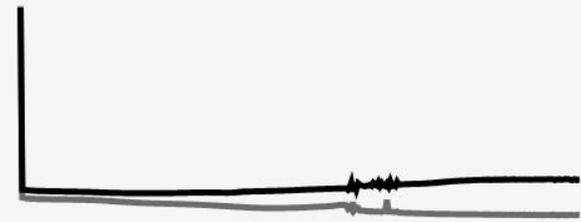
Zur Übersicht

# Trainings- und Testfehler

- **Trainingsfehler:** Wert der Fehlerfunktion für die Trainingsdaten
- **Testfehler:** Wert der Fehlerfunktion für die Testdaten
- Trainingsfehler gering, Testfehler hoch  
➔ Generalisierung funktioniert nicht (**Overfitting**)

Trainingsfehler 0.073

Testfehler 0.151





Epoche  
000,000

Lernrate  
0.03

Aktivierungsfunktion  
Tanh

Regularisierung  
Keine

Regularisierungsrate  
0

Problemtyp  
Klassifizierung

DATEN

Welchen Datensatz  
möchtest Du  
nutzen?



Anteil an  
Trainingsdaten: 50%



Rauschen: 0

Stapelgröße: 10

DATENSATZ NEU  
GENERIEREN

EINGABEN

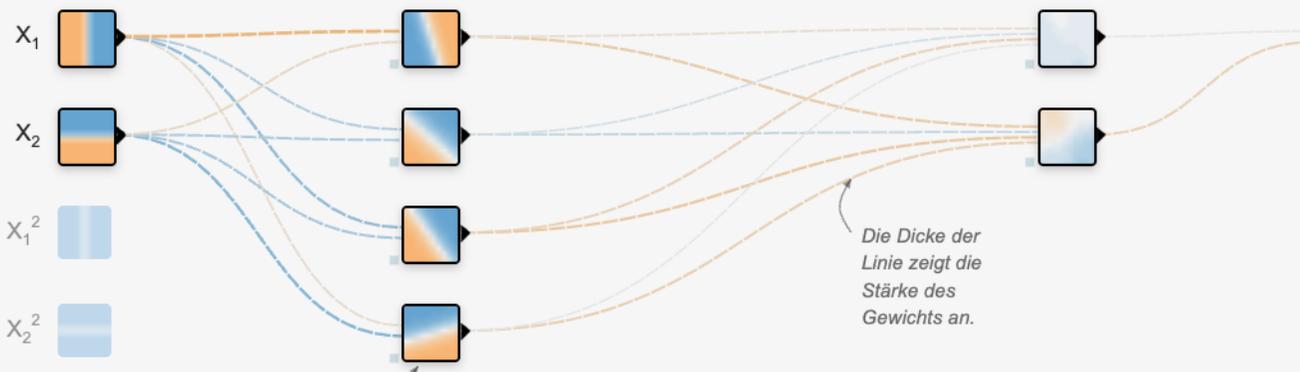
Welche Eingaben  
sollen genutzt  
werden?

- $X_1$
- $X_2$
- $X_1^2$
- $X_2^2$
- $X_1 X_2$
- $\sin(X_1)$
- $\sin(X_2)$

2 VERDECKTE SCHICHTEN

4 Neuronen

2 Neuronen

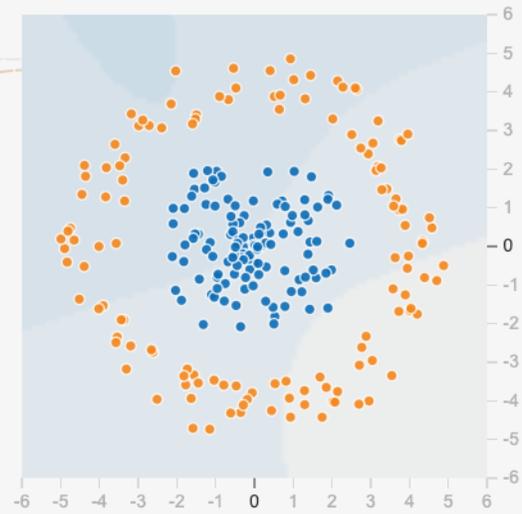


Die Dicke der  
Linie zeigt die  
Stärke des  
Gewichts an.

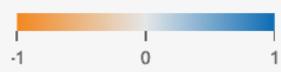
Das ist die  
Ausgabe eines  
einzelnen  
Neurons. Fahre  
mit der Mouse auf  
das Feld, um sie  
zu vergrößern.

AUSGABE

Trainingsfehler 0.500  
Testfehler 0.497



Die Farben  
repräsentieren die  
Werte der  
Datenpunkte,  
Neuronen und  
Gewichte.



Testdaten anzeigen

Diskrete Ausgabe

# Regularisierung

- Strategie zur Vermeidung von Overfitting
- Komplexe Modelle werden „bestraft“ (Höherer Wert der Fehlerfunktion)
  - ↳ Ziel: Möglichst geringe Komplexität des Modells
- **L1-Regularisierung:** Summe der Beträge der Gewichte wird auf Fehlerfunktion addiert
  - kann einzelne Gewichte exakt auf 0 setzen (**feature selection**)
- **L2-Regularisierung:** Summe der Quadrate der Gewichte wird auf Fehlerfunktion aufaddiert
  - typischerweise bevorzugt; Gleichmäßigere Verkleinerung der Gewichte

# Regularisierungsrate (am Bsp. L1)

- Die Summe der Beträge der Gewichte wird mit der **Regularisierungsrate** multipliziert, bevor sie zur Fehlerfunktion addiert wird:

*Fehler*

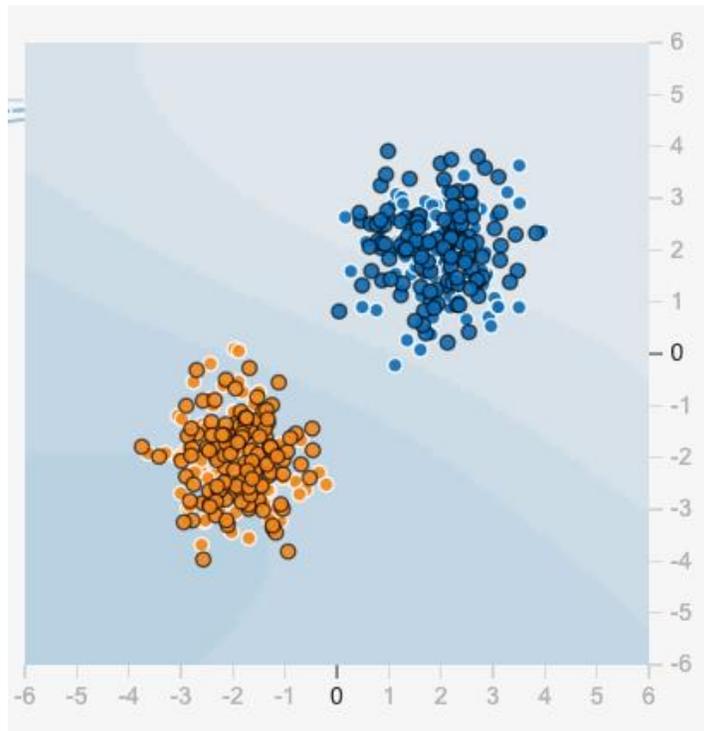
*= Abweichung zwischen Prognosen und Trainingsdaten*

*+ Regularisierungsrate · Summe der Beträge der Gewichte*

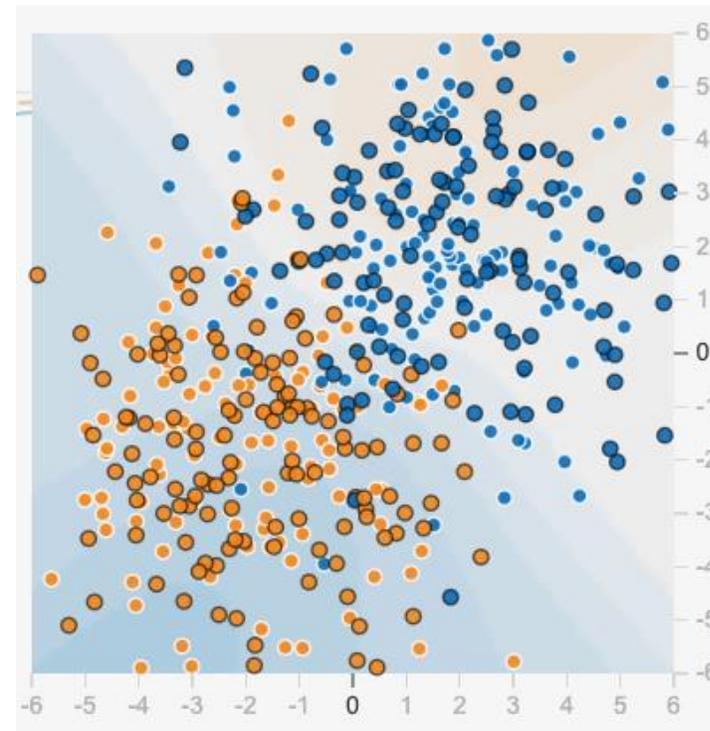
- Große **Regularisierungsrate** (Vorsicht: Zu groß  $\Rightarrow$  **Underfitting**)
  - $\Rightarrow$  Großer Regularisierungsterm
  - $\Rightarrow$  Kleine Gewichte gehen gegen 0
  - $\Rightarrow$  Modell wird einfacher

# Rauschen

- Großer Rausch-Faktor  $\rightarrow$  Viele Ausreißer  $\rightarrow$  Trennung schwerer
- Insbesondere größere Gefahr des Overfittings  $\rightarrow$  Zu starke Anpassung an Ausreißer



Rauschen: 0



Rauschen: 50

Zur Übersicht

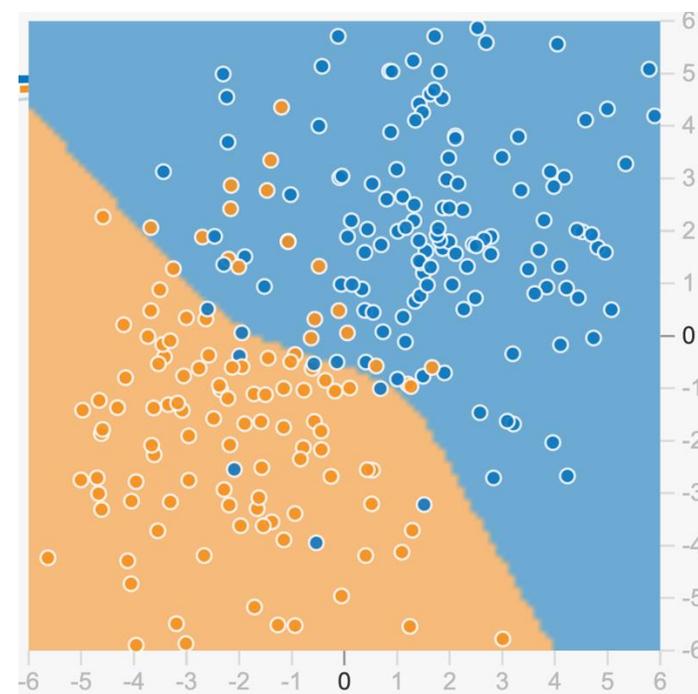
# Stapelgröße (engl. batch size)

- Aufteilung des Trainingsdatensatzes in zufällige Stapel
- Berechnung von Fehler + Anpassung nur für einzelne Stapel
- ➔ **Geringere Rechenzeit**
- **Zusätzlicher Vorteil:** Kein Steckenbleiben an Sattelpunkten der Fehlerfunktion, aufgrund der ungenauen Berechnung
- Epoche besteht damit aus mehreren Iterationen, bis alle Stapel durchgegangen wurden

# Diskrete Ausgabe

- Diskrete Ausgabe:

Nur Ausgaben **-1 (orange)** oder **1 (blau)** sind möglich



- Gegensatz: **Kontinuierliche Ausgaben** zwischen -1 und 1

- Darstellung durch abgeschwächte Farbwerte

