

Deep Learning

Anwendungen

Deep Learning

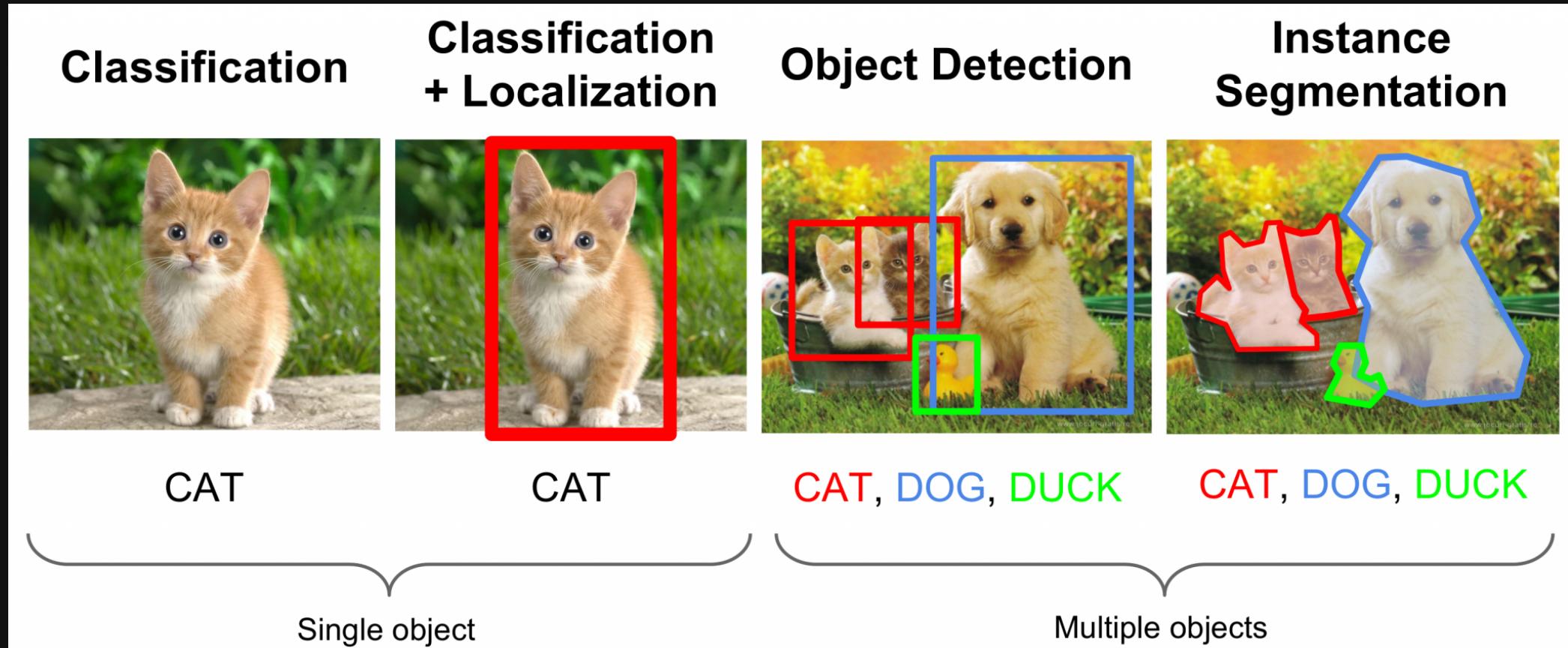
Anwendungen

- Computer Vision: Klassifizierung, Objekterkennung, Bildgenerierung
- Natural Language Processing: Übersetzungen, Chatbots
- Reinforcement Learning: Gaming, Robotik, Automatisierung
- Zeitreihenanalyse: Markt- & Wetterprognosen, Anomalieerkennung
- Explainable AI: Transparenz, Vertrauen, Sicherheit

Deep Learning

Anwendungen

- Computer Vision: Klassifizierung, Objekterkennung, Bildgenerierung



Deep Learning

Computer Vision

Convolutional Neural Network (CNN)

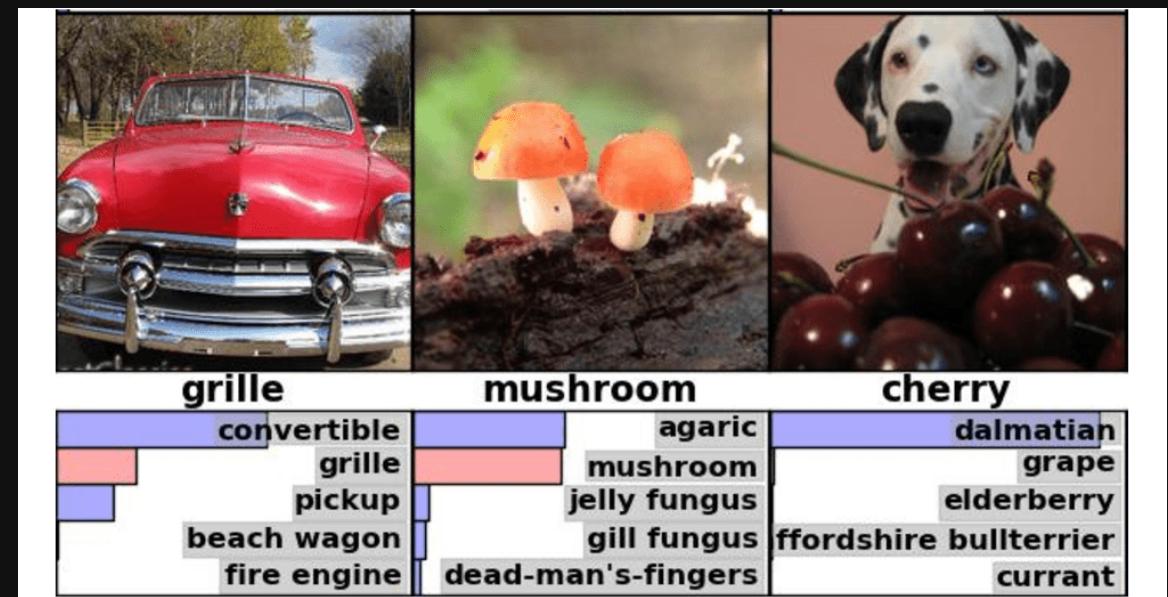
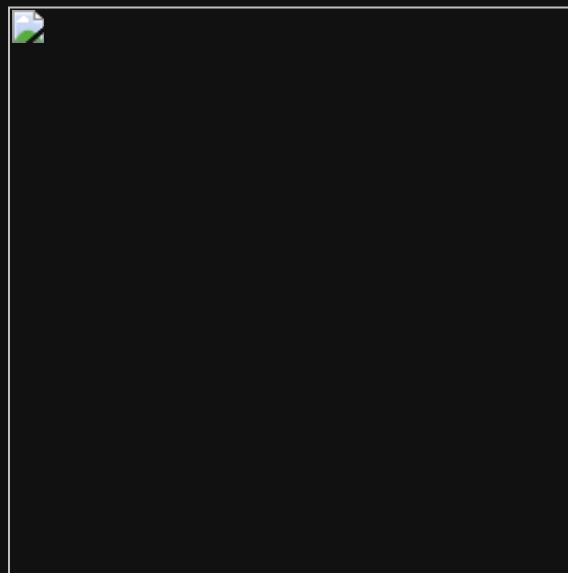


Findet Strukturen

Deep Learning

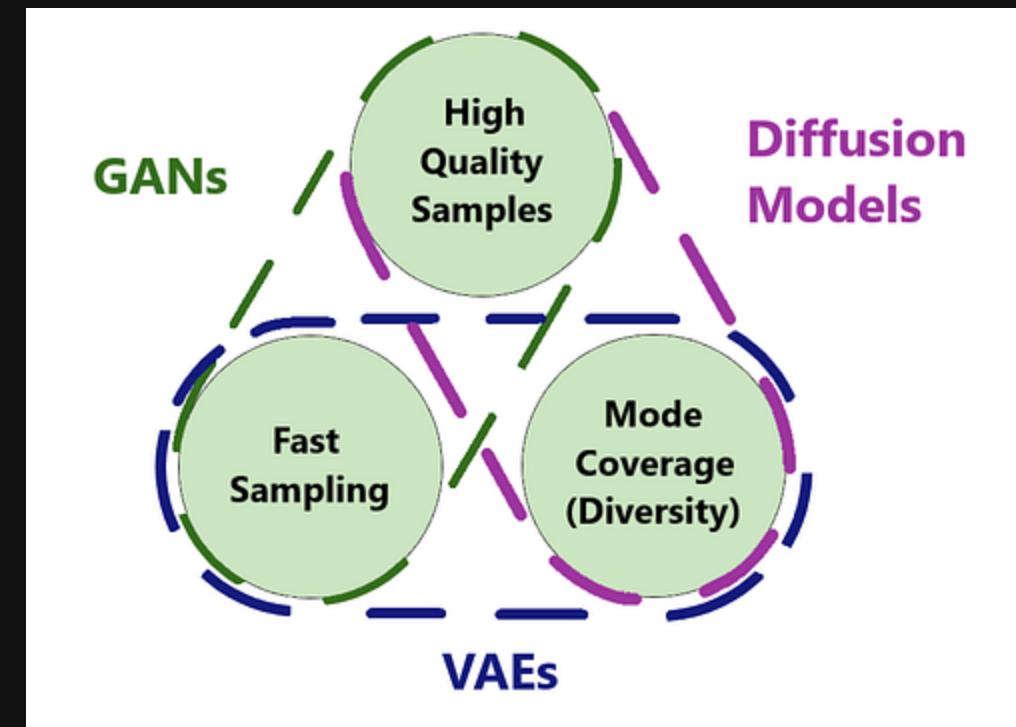
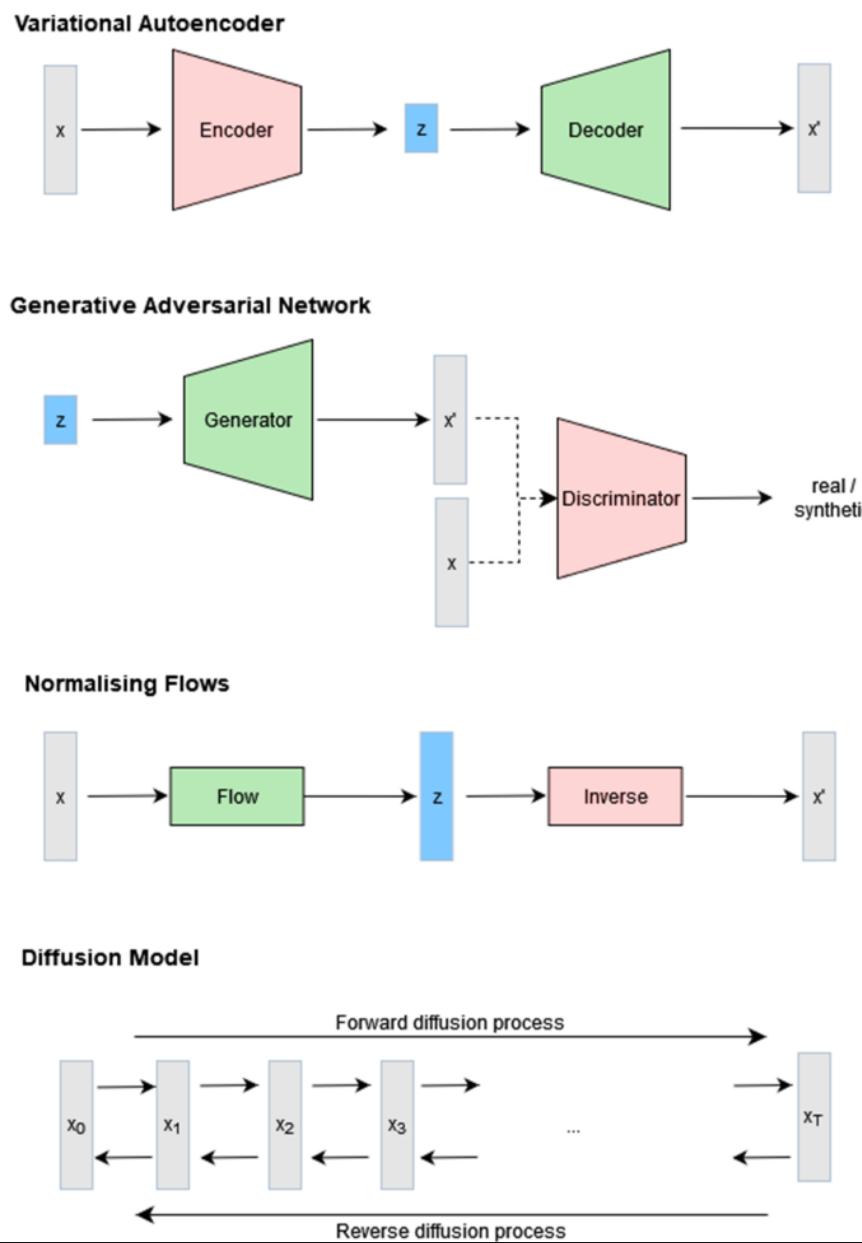
Computer Vision

Convolutional Neural Network (CNN)
Klassifiziert durch Strukturen

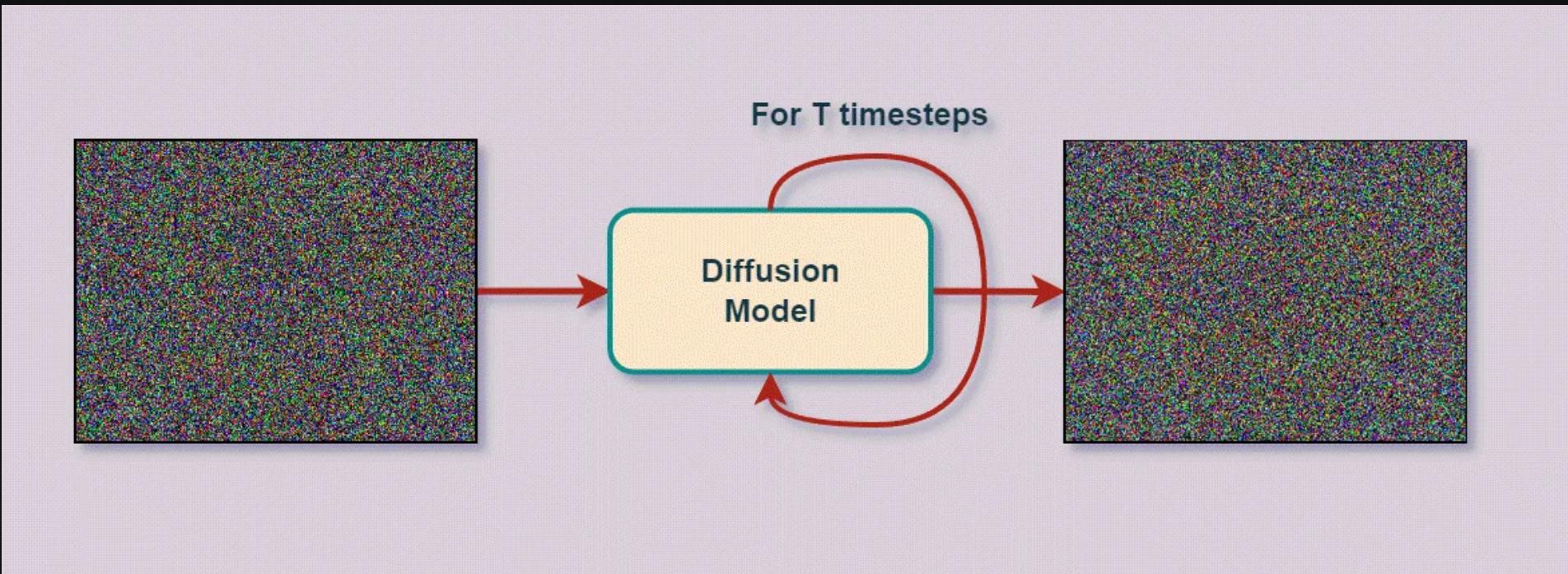


Deep Learning

Generative Modelle



Deep Learning



- Entfernt schrittweise Rauschen (Noise) um darunter liegendes Bild zu enthüllen
- kann aus reinem Rauschen neue Bilder generieren

Deep Learning

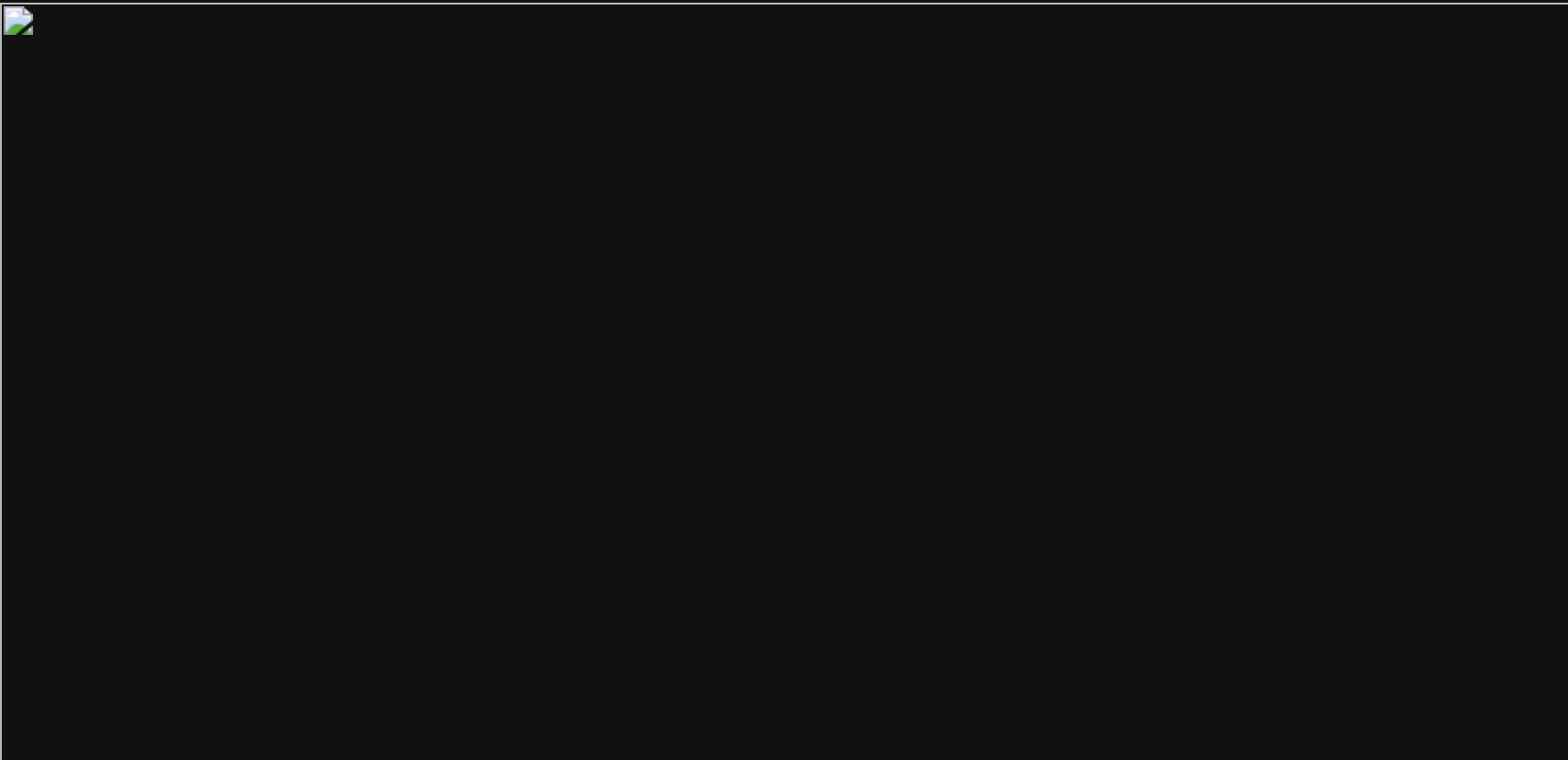
Anwendungen

- Computer Vision: Klassifizierung, Objekterkennung, Bildgenerierung
- Natural Language Processing: Übersetzungen, Chatbots
- Reinforcement Learning: Gaming, Robotik, Automatisierung
- Zeitreihenanalyse: Markt- & Wetterprognosen, Anomalieerkennung
- Explainable AI: Transparenz, Vertrauen, Sicherheit

Deep Learning

Anwendungen

- Natural Language Processing: Übersetzungen, Chatbots

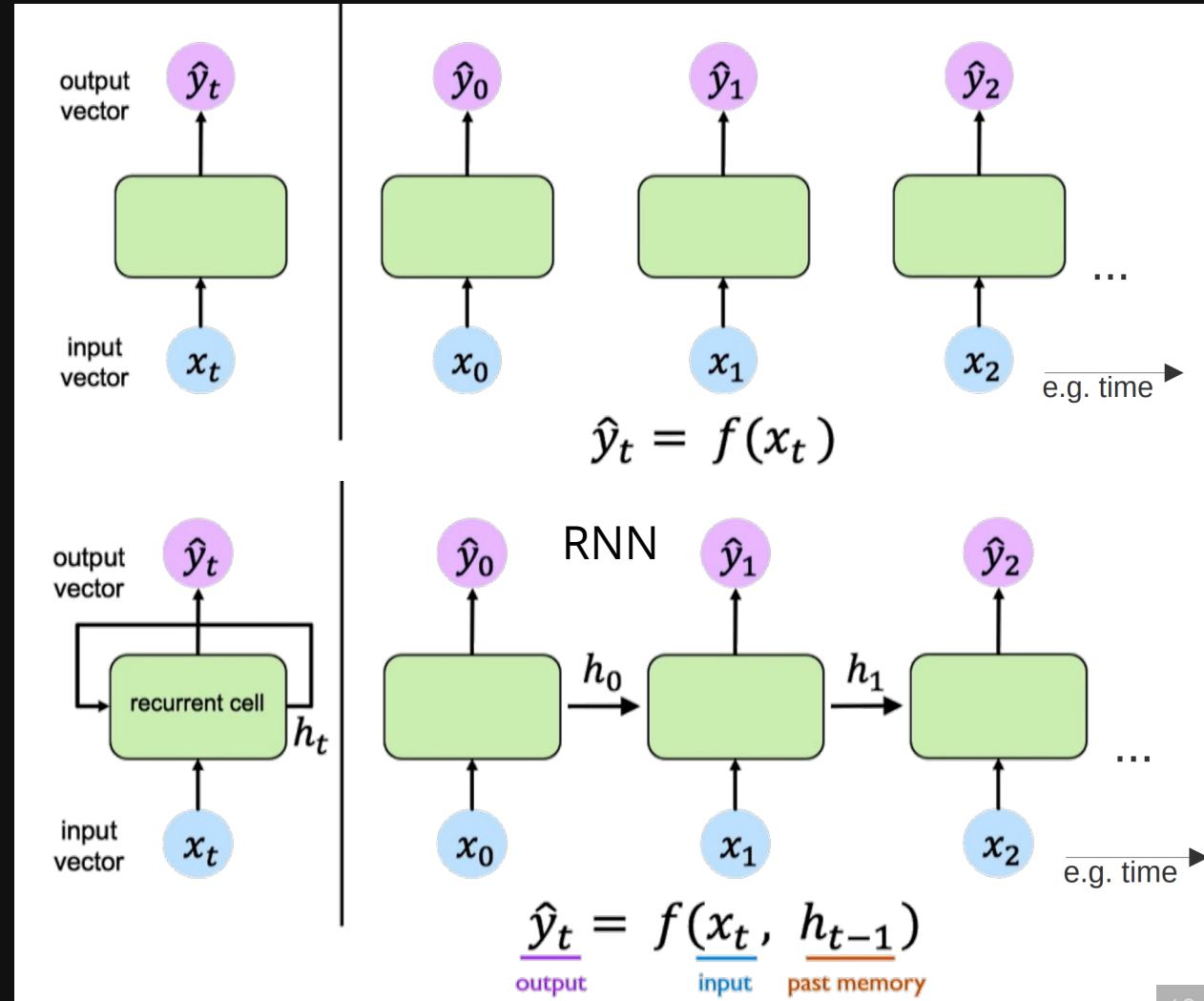


Deep Learning

Natural Language Processing

Sprachverarbeitung Wort für Wort

Wie in Kontext setzen?



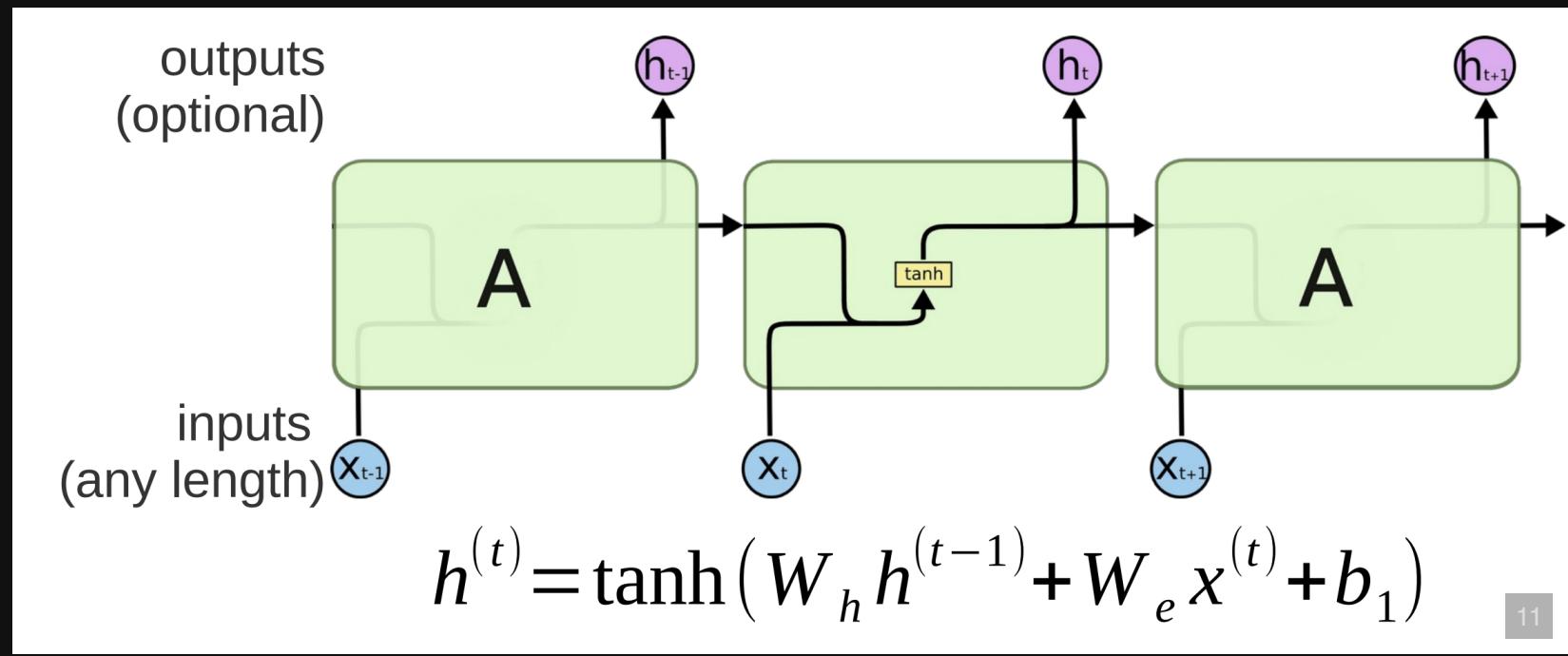
Deep Learning

Natural Language Processing

Recurrent Neural Network (RNN)

Liest Satz Wort für Wort

Selbe Weights für jedes Wort



Deep Learning

Natural Language Processing

A RNN Language Model

Liest Satz Wort für Wort

keine Parallelisierung

output distribution

$$\hat{y}^{(t)} = \text{softmax}(\mathbf{U}\mathbf{h}^{(t)} + \mathbf{b}_2) \in \mathbb{R}^{|V|}$$

hidden states

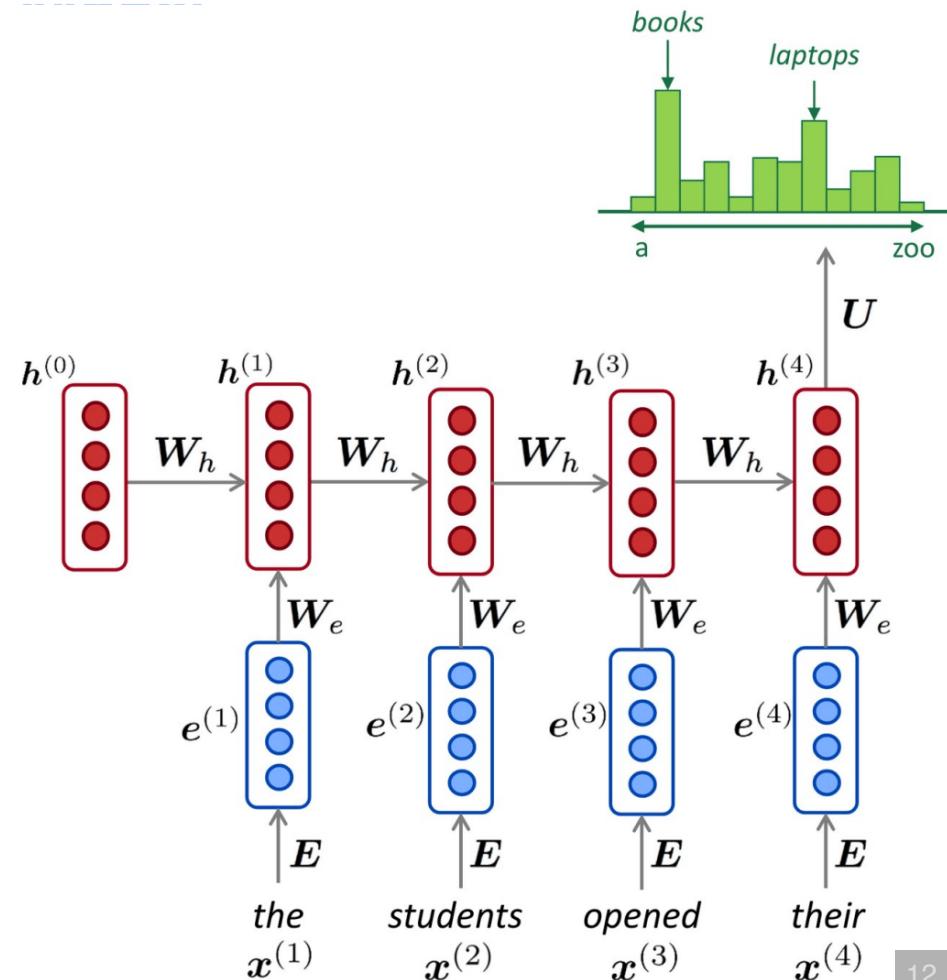
$$\mathbf{h}^{(t)} = \sigma(\mathbf{W}_h \mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{W}_e \mathbf{e}^{(t)} + \mathbf{b}_1)$$

$\mathbf{h}^{(0)}$ is the initial hidden state

word embeddings

$$\mathbf{e}^{(t)} = \mathbf{E}\mathbf{x}^{(t)}$$

words / one-hot vectors
 $\mathbf{x}^{(t)} \in \mathbb{R}^{|V|}$



Deep Learning

Natural Language Processing

A RNN Language Model

Liest Satz Wort für Wort

keine Parallelisierung

output distribution

$$\hat{y}^{(t)} = \text{softmax}(\mathbf{U}\mathbf{h}^{(t)} + \mathbf{b}_2) \in \mathbb{R}^{|V|}$$

hidden states

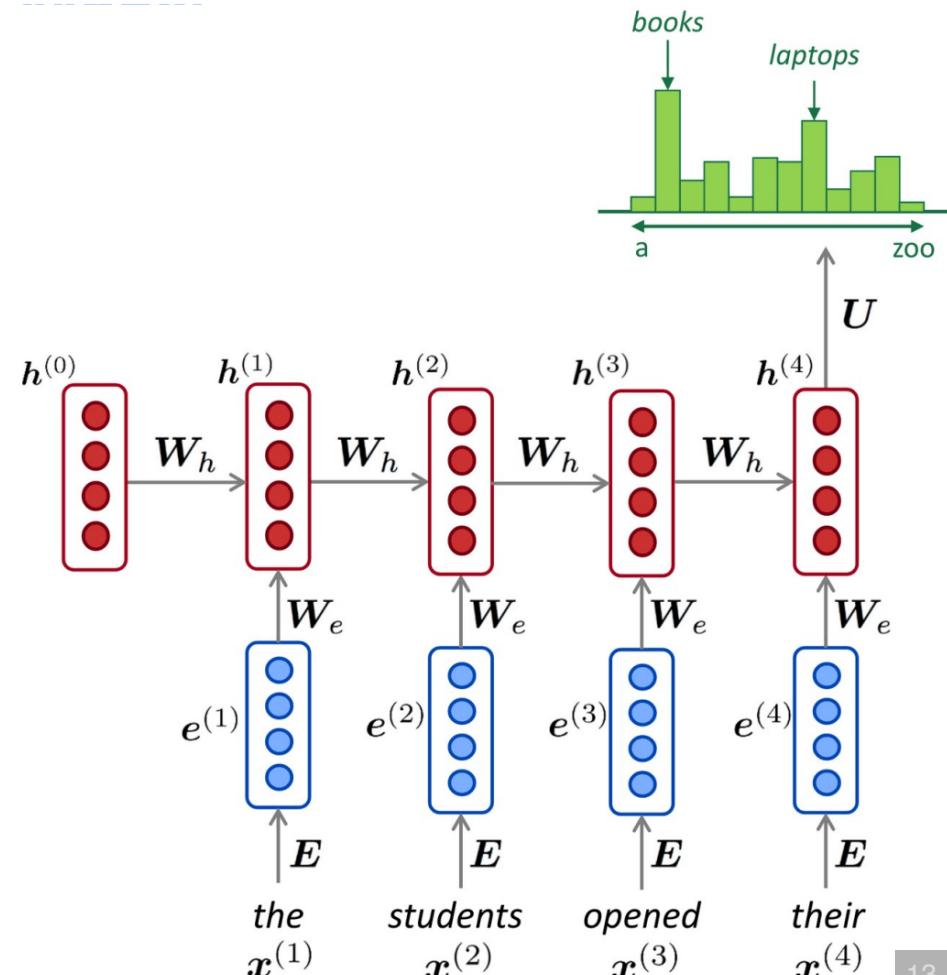
$$\mathbf{h}^{(t)} = \sigma(\mathbf{W}_h \mathbf{h}^{(t-1)} + \mathbf{W}_e \mathbf{e}^{(t)} + \mathbf{b}_1)$$

$\mathbf{h}^{(0)}$ is the initial hidden state

word embeddings

$$\mathbf{e}^{(t)} = \mathbf{E}\mathbf{x}^{(t)}$$

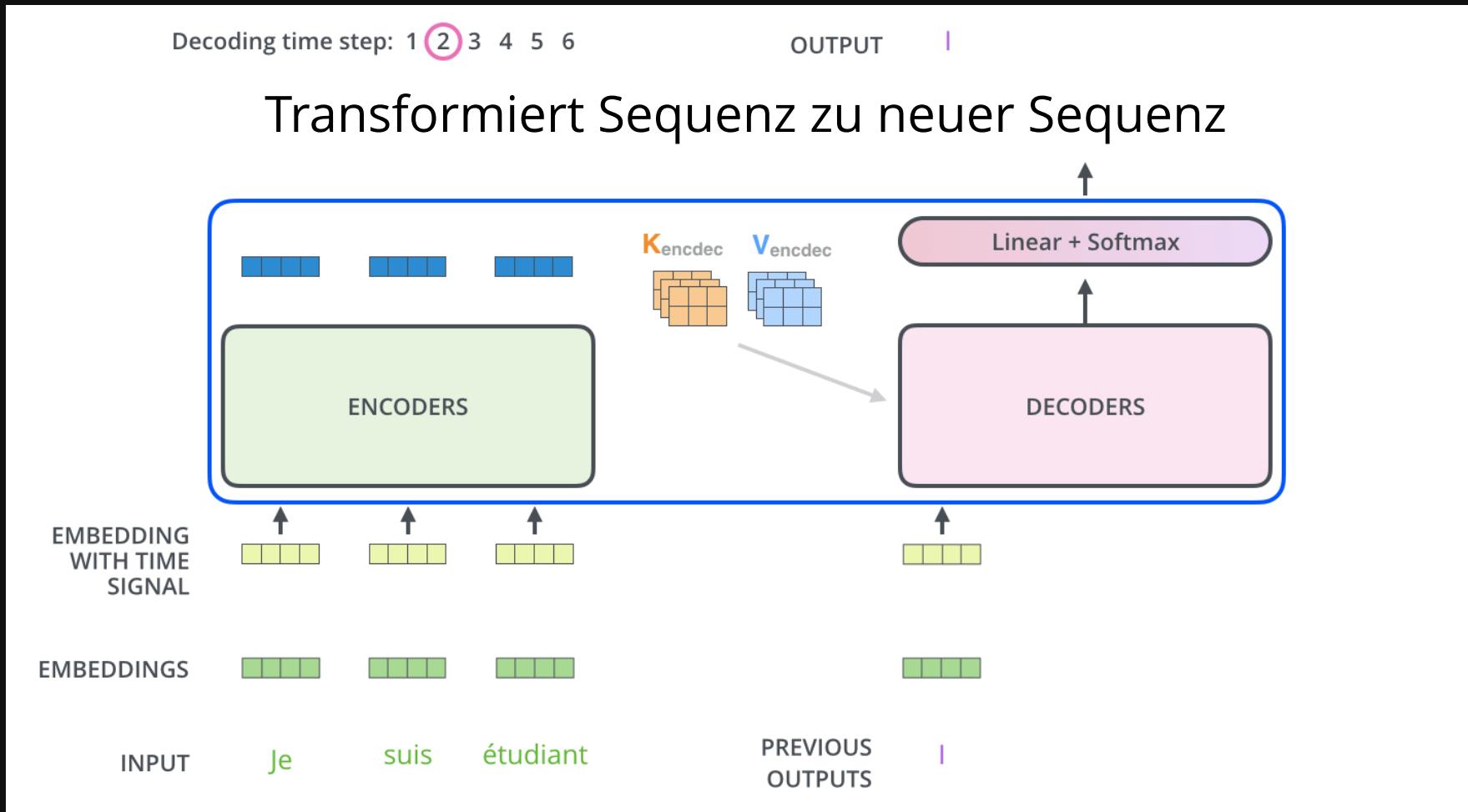
words / one-hot vectors
 $\mathbf{x}^{(t)} \in \mathbb{R}^{|V|}$



Deep Learning

Natural Language Processing

Transformer

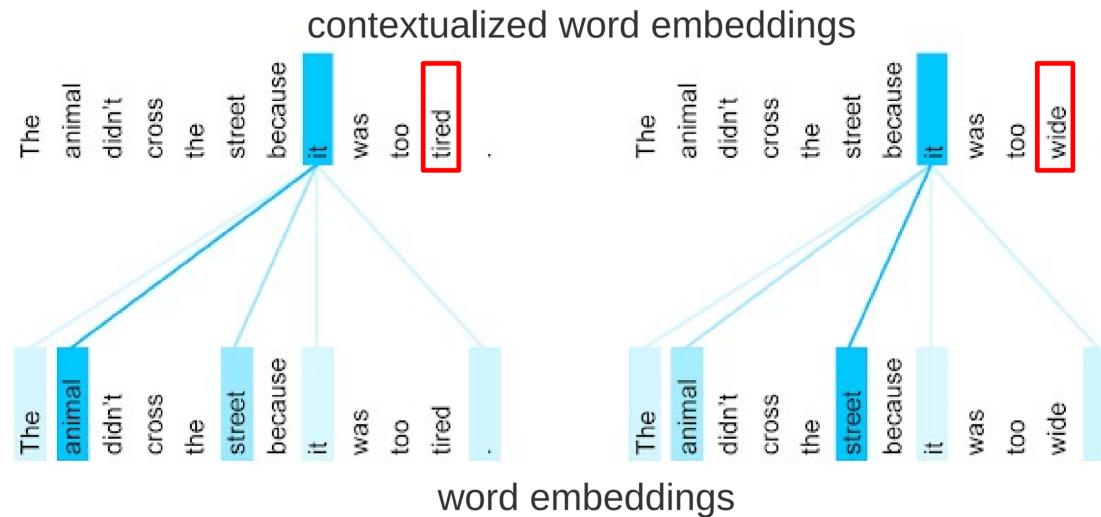


Deep Learning

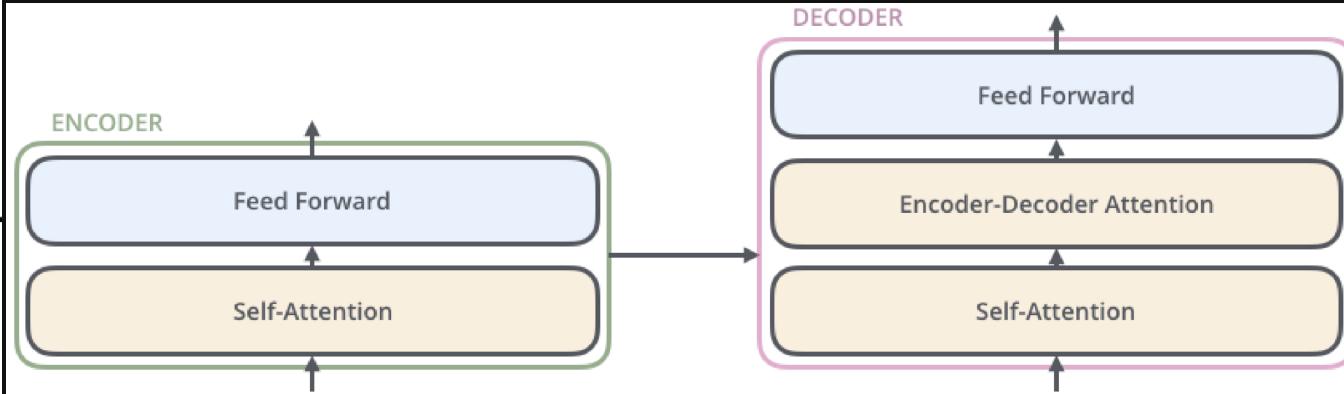
Natural Language Processing

Transformer

Attention Is All You Need



The encoder self-attention distribution for the word "it" from the 5th to the 6th layer of a Transformer trained on English to French translation (one of eight attention heads).



Attention layer lernt Kontext
als Stärke der Beziehung von Wörtern

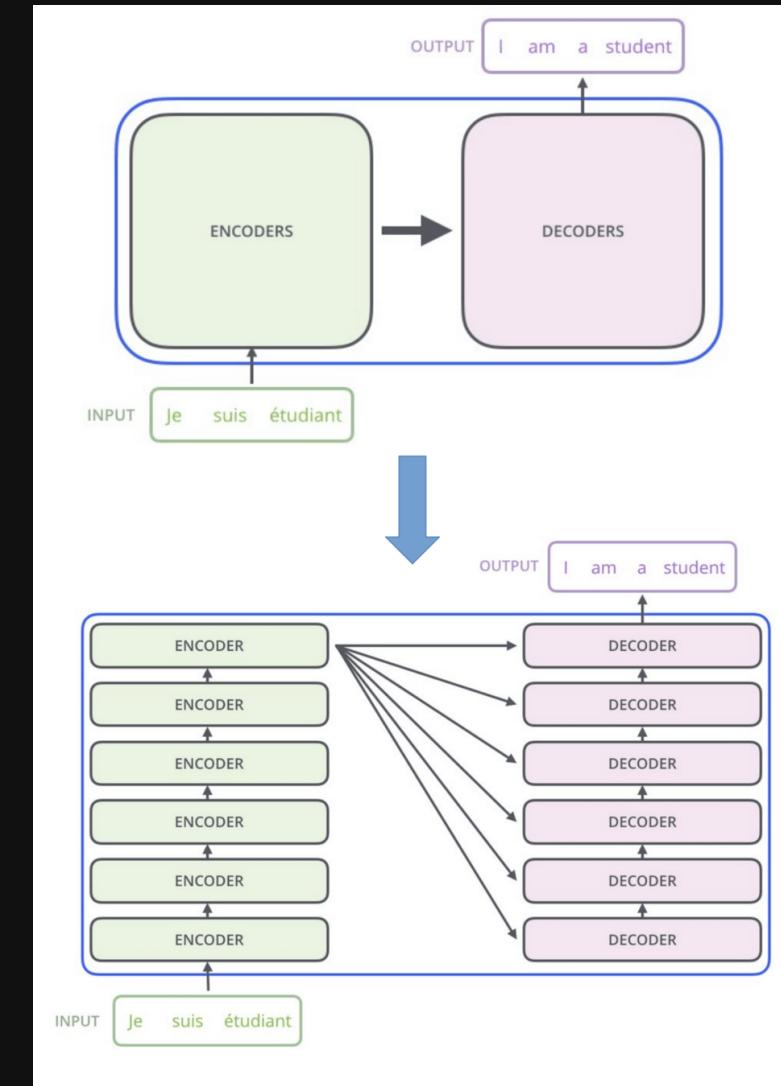
Deep Learning

Natural Language Processing

Transformer

Stacks von Encodern / Decodern

Erlaubt Parallelisierung

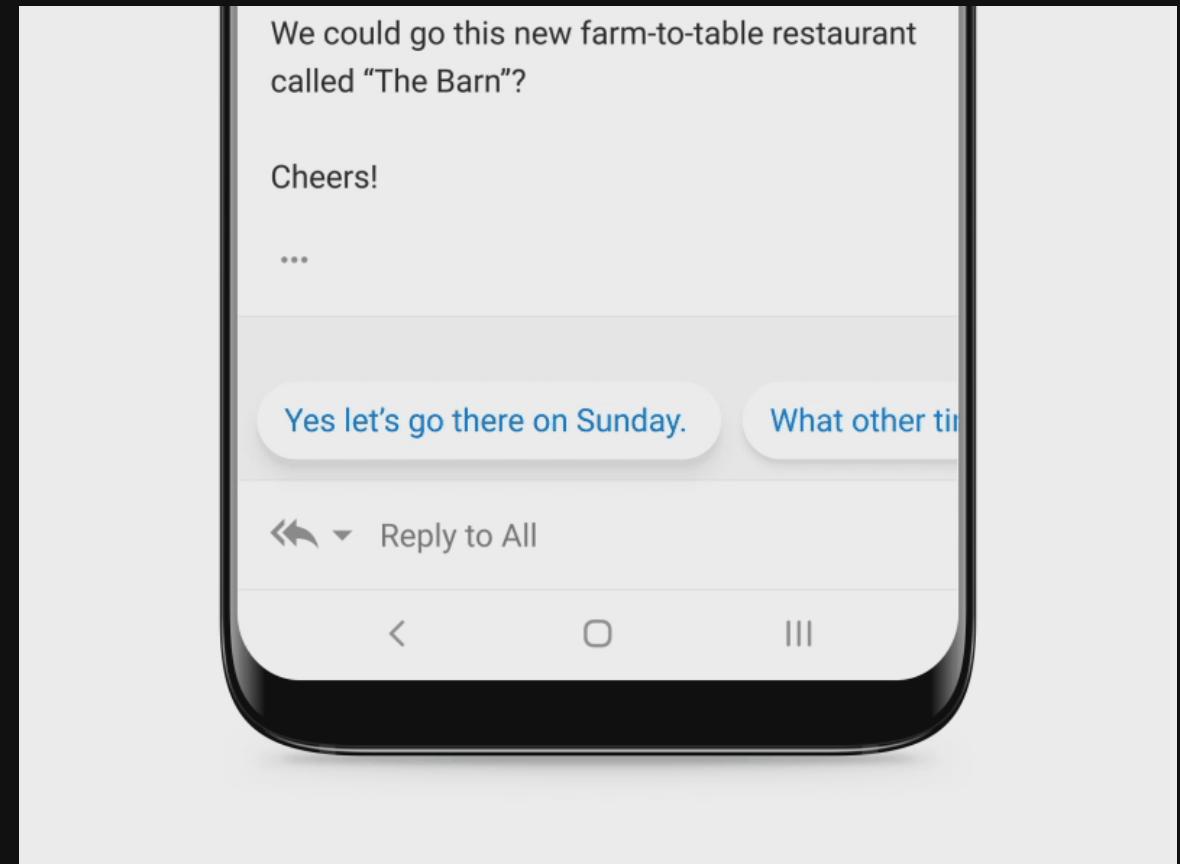
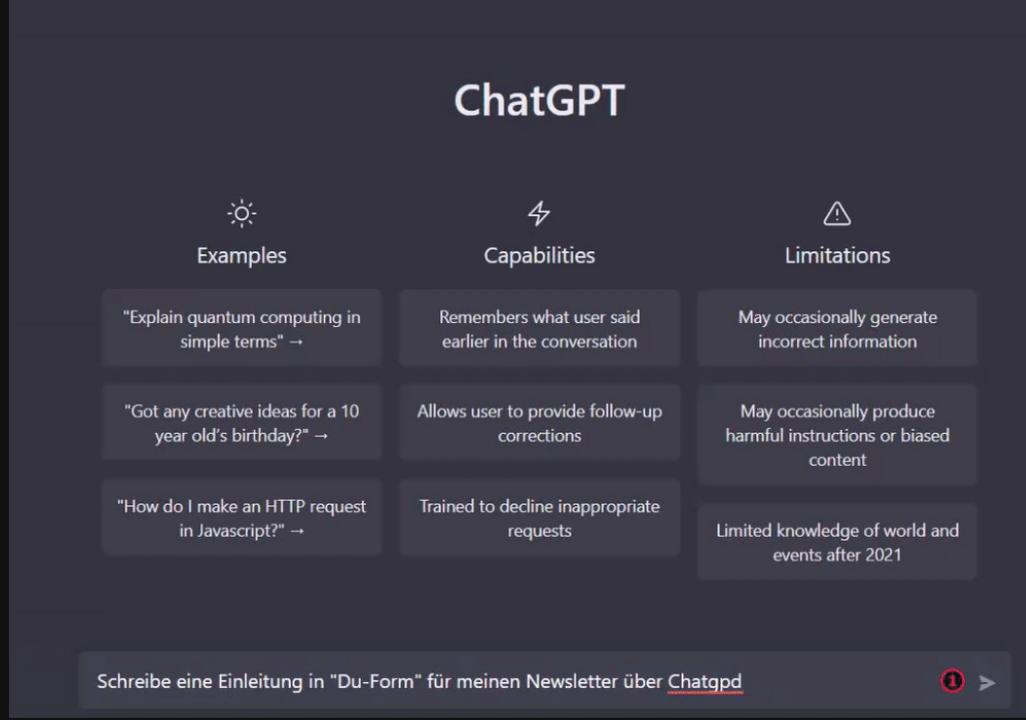


Deep Learning

Natural Language Processing

Transformer

- Autovervollständigung
- Übersetzung
- Chatbots



Deep Learning

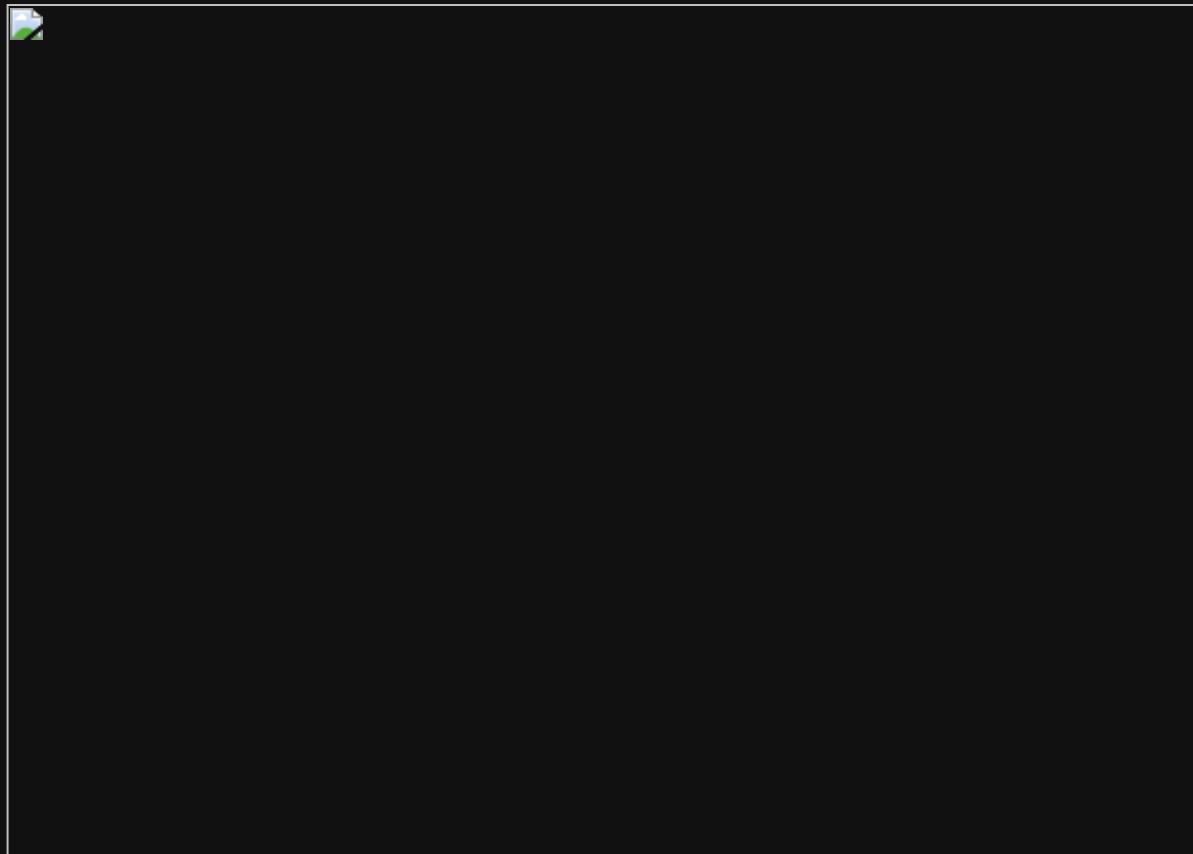
Anwendungen

- Computer Vision: Klassifizierung, Objekterkennung, Bildgenerierung
- Natural Language Processing: Übersetzungen, Chatbots
- Reinforcement Learning: Gaming, Robotik, Automatisierung
- Zeitreihenanalyse: Markt- & Wetterprognosen, Anomalieerkennung
- Explainable AI: Transparenz, Vertrauen, Sicherheit

Deep Learning

Anwendungen

- Reinforcement Learning: Gaming, Robotik, Automatisierung

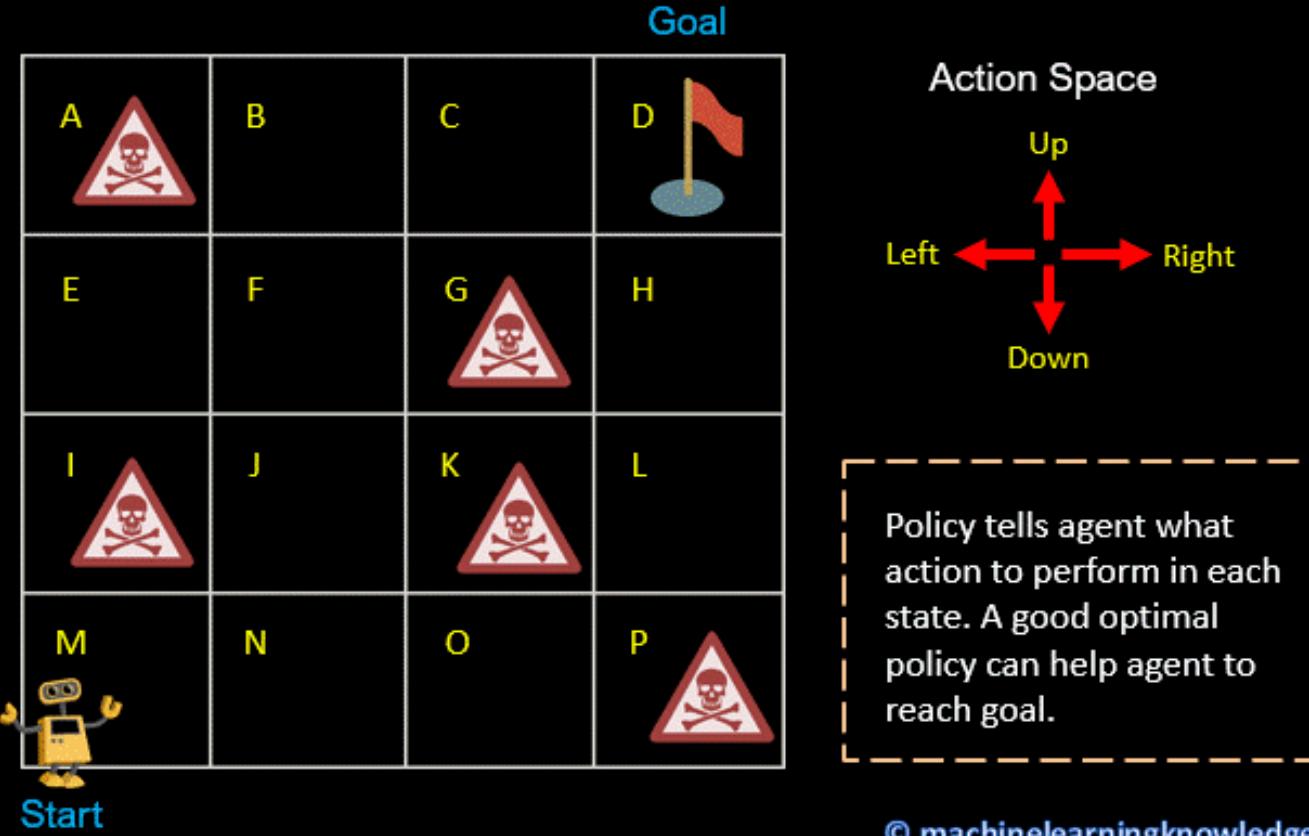


Deep Learning

Reinforcement Learning

Findet versprechendste Aktion in beliebigem Zustand

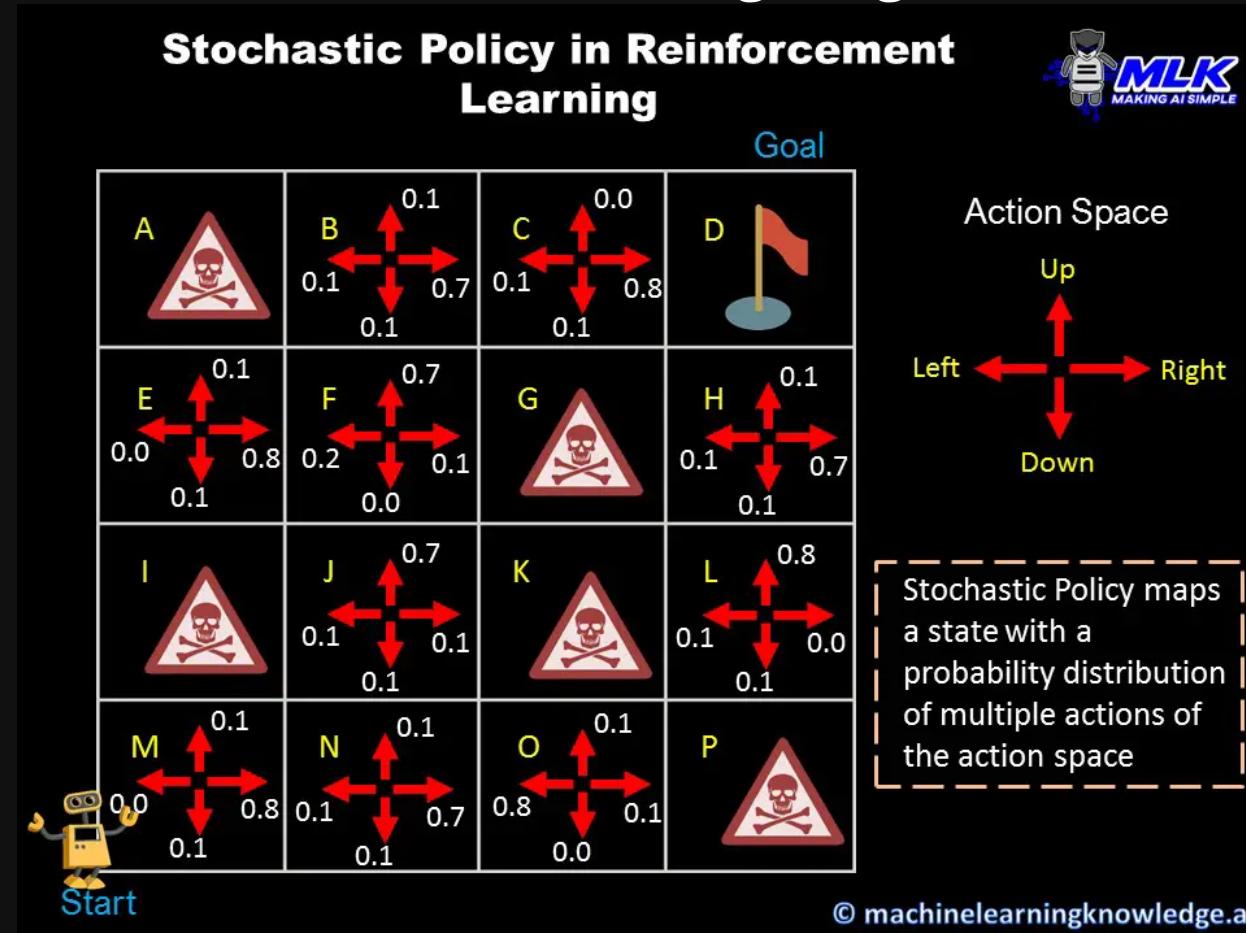
Policy in Reinforcement Learning



Deep Learning

Reinforcement Learning

Hin und wieder neues ausprobieren
-> auf Veränderung reagieren

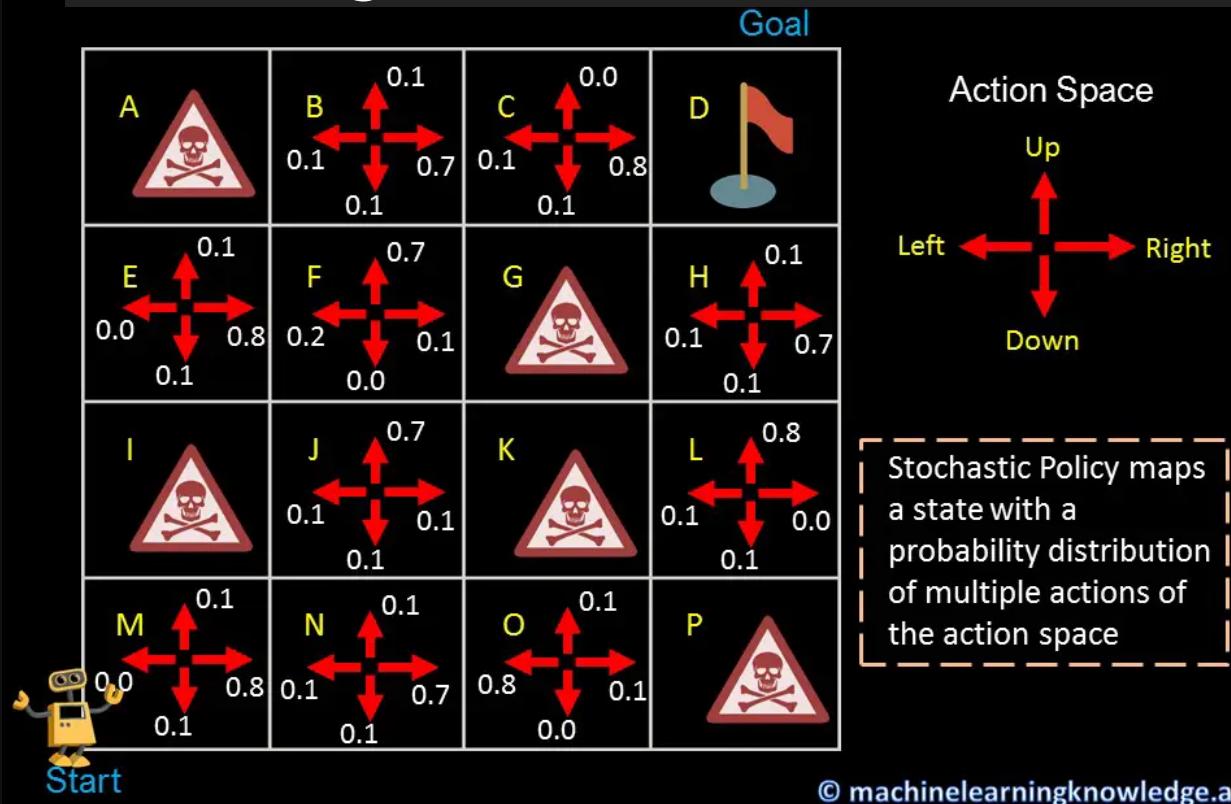


Deep Learning

Reinforcement Learning

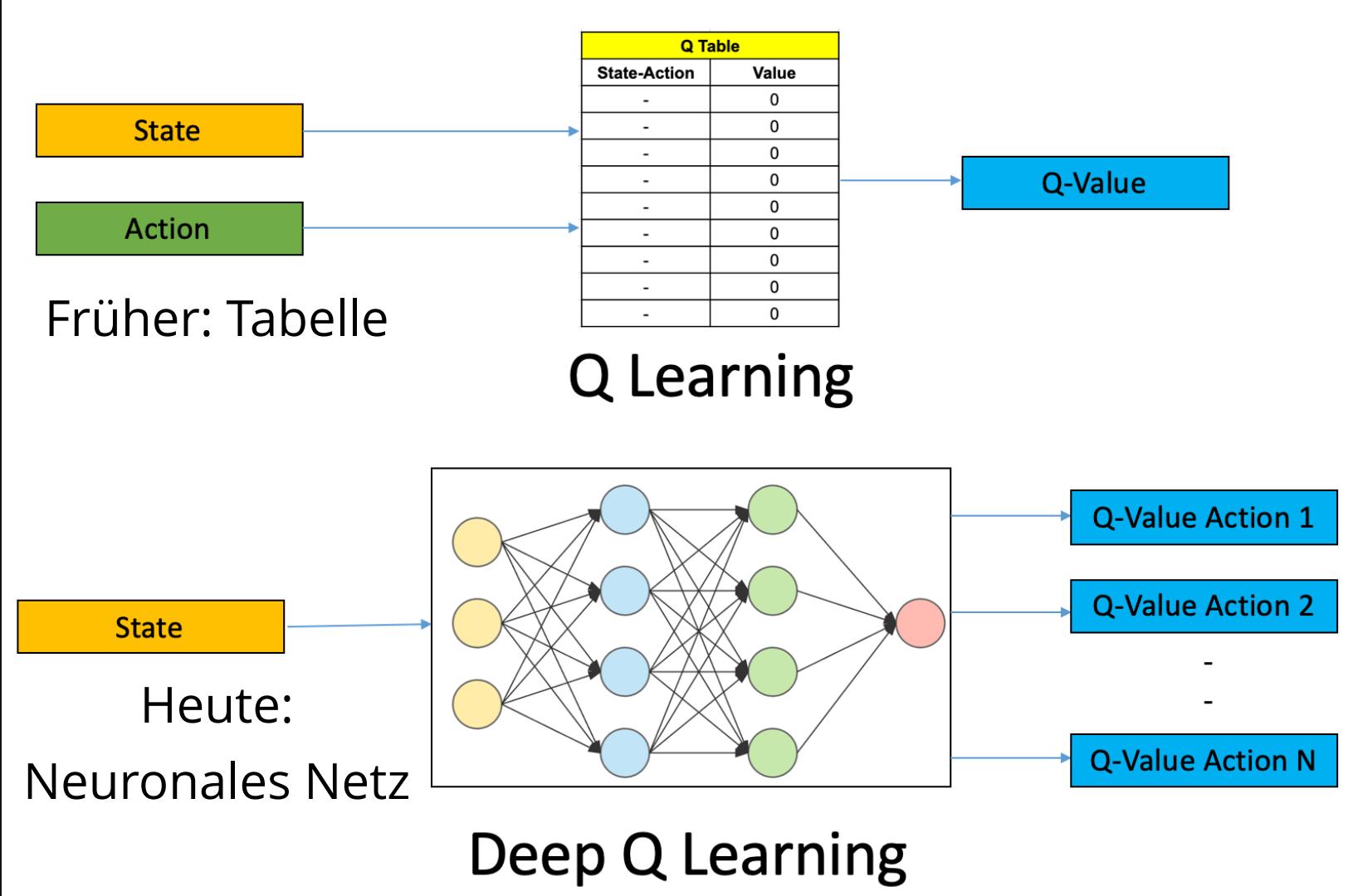
Hin und wieder neues ausprobieren
-> auf Veränderung reagieren

Es ist gut Fehler zu machen!



Deep Learning

Reinforcement Learning



Deep Learning

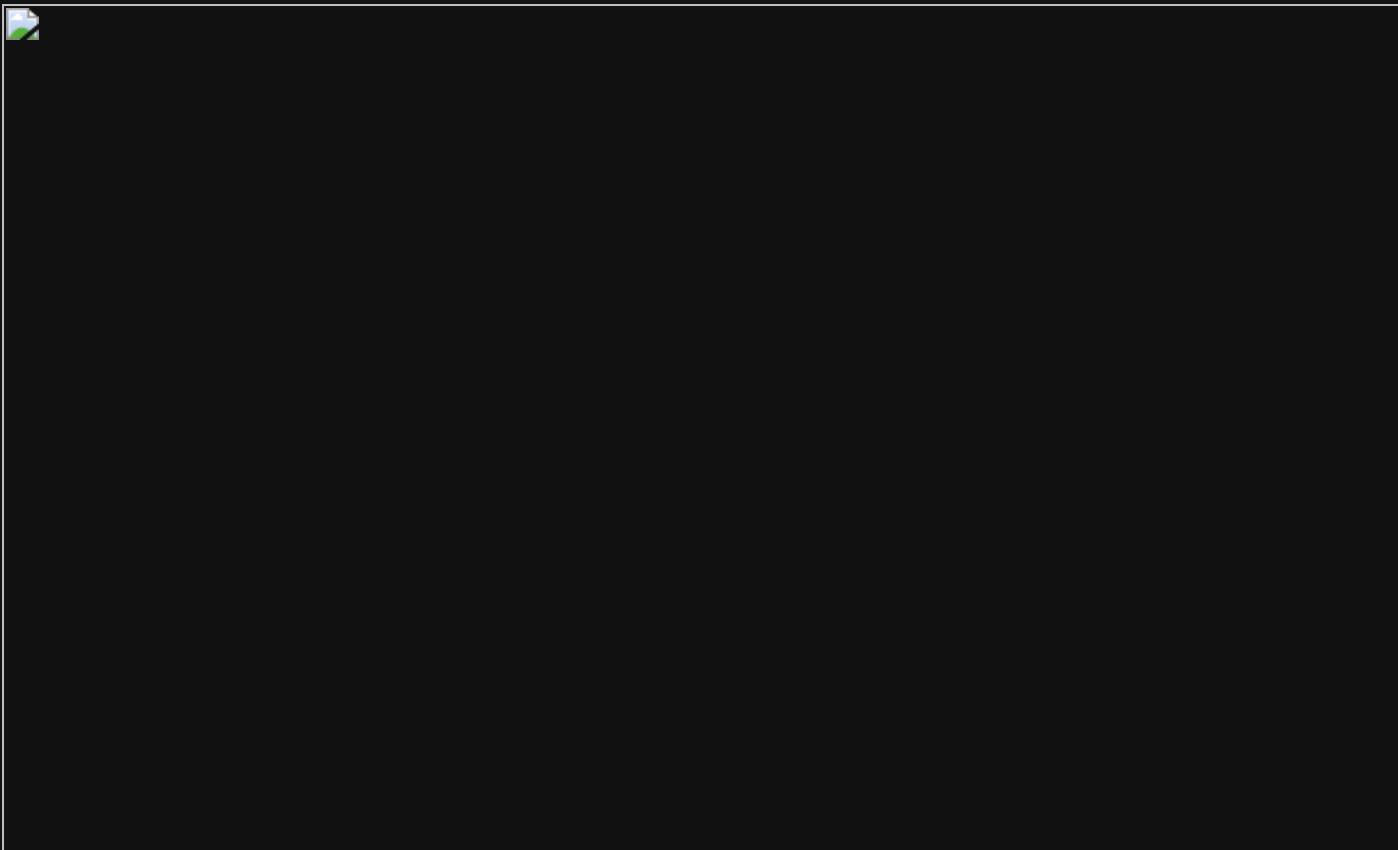
Anwendungen

- Computer Vision: Klassifizierung, Objekterkennung, Bildgenerierung
- Natural Language Processing: Übersetzungen, Chatbots
- Reinforcement Learning: Gaming, Robotik, Automatisierung
- Zeitreihenanalyse: Markt- & Wetterprognosen, Anomalieerkennung
- Explainable AI: Transparenz, Vertrauen, Sicherheit

Deep Learning

Anwendungen

- Zeitreihenanalyse: Markt- & Wetterprognosen, Anomalieerkennung



Deep Learning Layer

Deep Learning

Layer

Fully Connected (Dense)

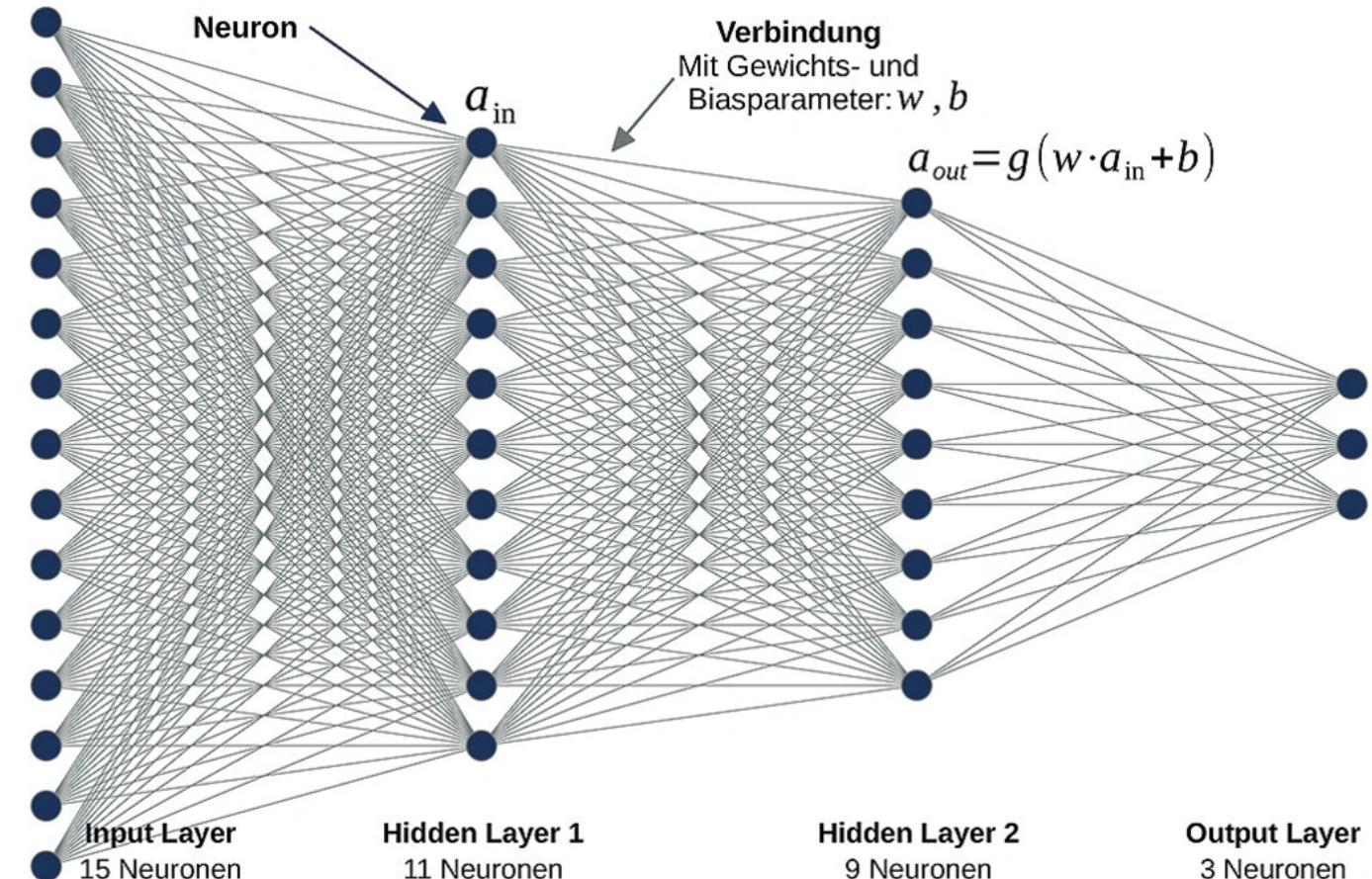
Alle Neuronen verbunden

Lineare Approximation

Merkmale -> Klassifizierung

Viele lernbare Parameter ($\text{In} \times \text{Out}$)

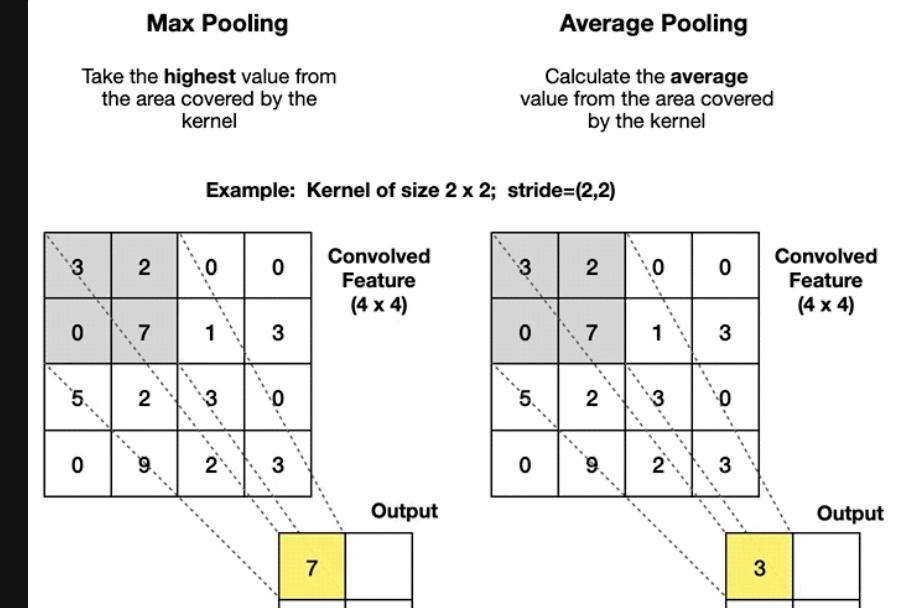
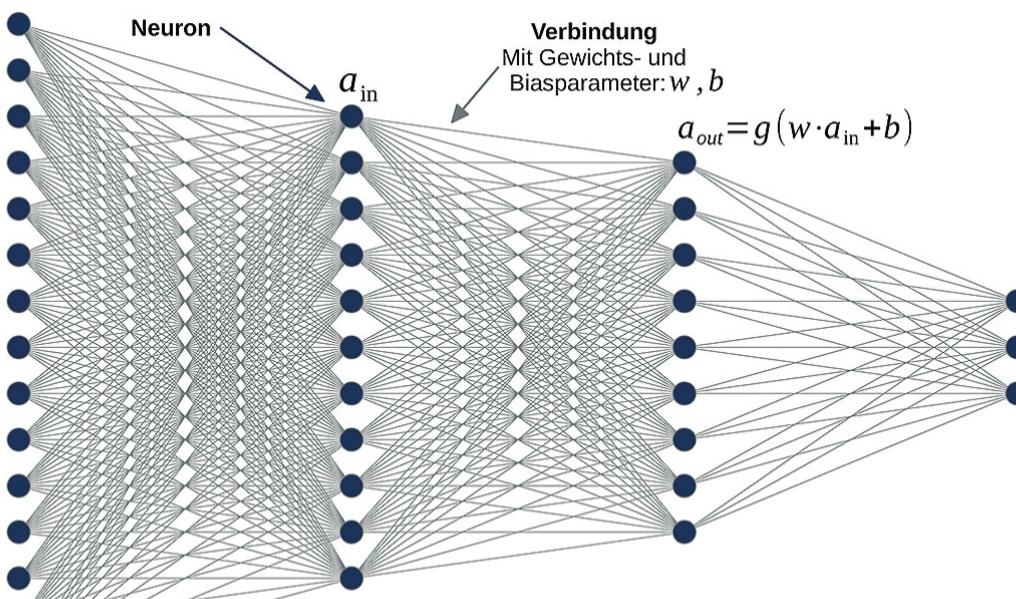
Hoher Rechenaufwand



Deep Learning

Layer

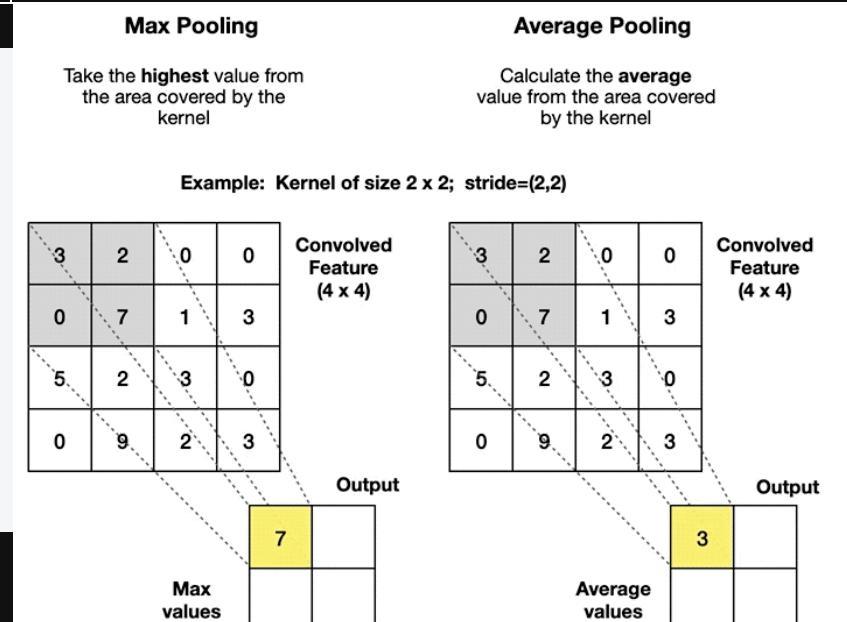
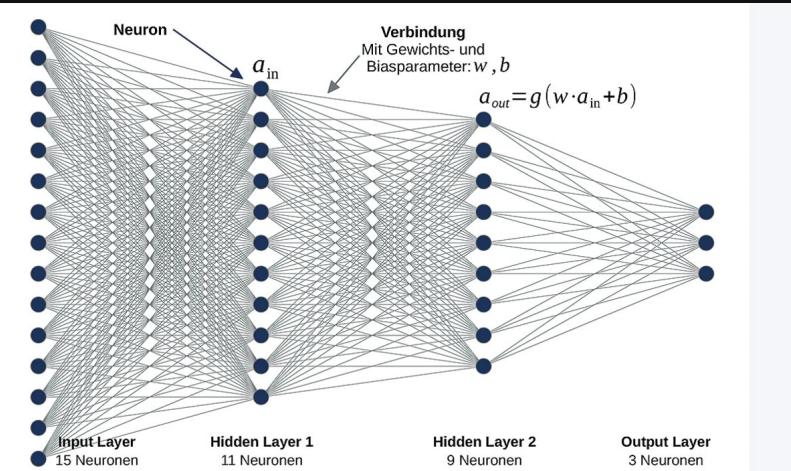
Fully Connected (Dense)	Pooling (Pool)
Alle Neuronen verbunden	Filtert Informationen
Lineare Approximation	Größenreduktion
Merkmale -> Klassifizierung	Robustere Modelle
Viele lernbare Parameter (In x Out)	Keine Lernparameter
Hoher Rechenaufwand	Geringer Rechenaufwand



Deep Learning

Layer

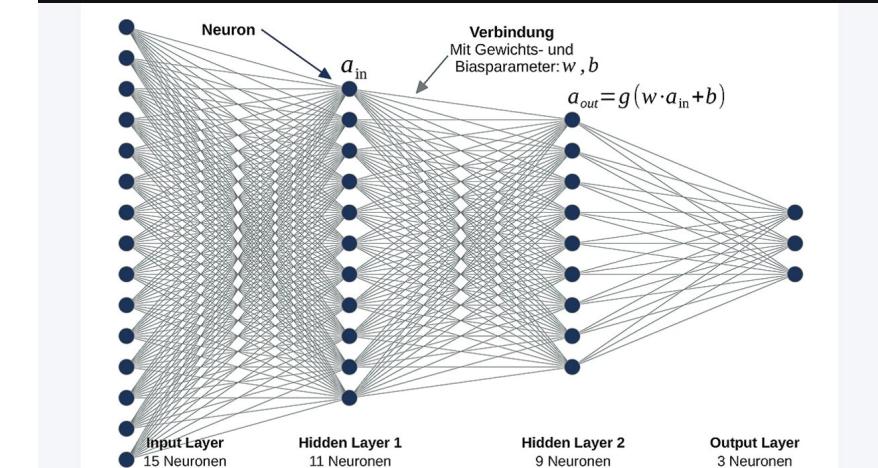
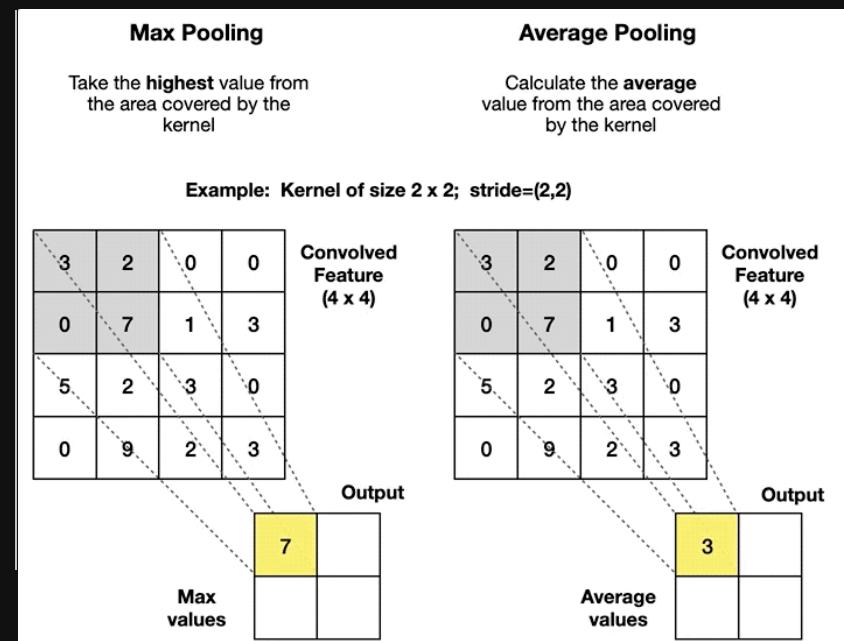
Fully Connected (Dense)	Pooling (Pool)	Convolutional (Conv)
Alle Neuronen verbunden	Filtert Informationen	Gelernter Filter gleitet über Daten
Lineare Approximation	Größenreduktion	Extrahiert lokale Merkmale
Merkmale -> Klassifizierung	Robustere Modelle	Mustererkennung
Viele lernbare Parameter ($\text{In} \times \text{Out}$)	Keine Lernparameter	wenige lernbare Parameter
Hoher Rechenaufwand	Geringer Rechenaufwand	Geringer Rechenaufwand



Deep Learning

Layer - Typische Anordnung

Convolutional (Conv)	Pooling (Pool)	Fully Connected (Dense)
Extrahiert lokale Merkmale	Filtert Informationen	Merkmale -> Klassifizierung
wenige lernbare Parameter	Robustere Modelle	



Effizienteres Modell, Translationsinvariant, Bessere Generalisierung
 (weniger Parameter) (scans nach Features) (\Rightarrow geringeres Overfitting)

Layer

Hands-On: TensorFlow CIFAR-10

Starten Sie mit diesem Notebook

- Klasifizieren Sie den CIFAR-100
- Vergleichen Sie verschiedene Regularisationsmethoden an CNN
- Führen Sie ein Hyperparametertuning durch

Die Lösung finden Sie in diesem Notebook