



Deep Learning, Machine Learning und Künstliche Intelligenz – SS 25

Gelesen von Prof. Dr. Wolfgang Konen und Prof. Dr. Daniel Gaida

Lernraum I: Wie wird ein Machine Learning Projekt durchgeführt?

- Künstliche Intelligenz im täglichen Leben
- KI, Machine Learning und Deep Learning – Was ist der Unterschied?
- Was ist und warum wird Machine Learning verwendet?
- Anwendungsbeispiele für Machine Learning
- Training von Machine Learning Modellen mit und ohne Menschliche Überwachung
- Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

- Ein Machine Learning Projekt von A bis Z

Lernziele von heute und Fragen zur Überprüfung der Lernziele

Die Studierenden können für eine Aufgabenstellung bestimmen welche Art und ob Maschinelles Lernen hier erfolgreich eingesetzt werden kann, indem sie sagen können, ob überwachtes, unüberwachtes Lernen oder Reinforcement Learning eingesetzt werden kann und welche Herausforderungen es geben könnte, um später selbstständig entscheiden zu können für welche Anwendungen sich Machine Learning eignet und wie grundlegend vorgegangen werden kann.

s. Übungsaufgaben von heute

Ihre Beteiligung & Zeitplan

- Fragen gerne zwischendurch stellen.
- Zeitplan für heute
- 13-16 Uhr
- Alle 60 Minuten: 5-10 Minuten Pause

- Für die nächsten Wochen, falls möglich, bitte einen Laptop mitbringen. Für Programmierübungen während der Vorlesung.
- Gibt es aktuell Fragen?
- Möchte jemand Protokoll führen?

Künstliche Intelligenz im täglichen Leben

Umfrage:

**Welche Produkte aus dem täglichen Leben fallen Ihnen ein,
die künstliche Intelligenz nutzen?**

Künstliche Intelligenz im täglichen Leben

Empfehlungssysteme

Netflix



Amazon

Künstliche Intelligenz im täglichen Leben

Maschinelle Übersetzung von Text

The screenshot shows the DeepL translation interface. At the top, there are tabs for "DeepL", "Übersetzer" (selected), and "Linguee". On the right, there are links for "Anmelden" and a menu icon. Below the tabs, the source text "Übersetze Deutsch (erkannt)" is shown, followed by a text box containing German text about artificial intelligence. To the right, the target language "Übersetze nach Französisch" is selected, with a French translation provided. A large blue callout box points to the word "vollem" in the French text, with the text "Klicken Sie auf ein Wort, um alternative Formulierungen zu erhalten." (Click on a word to get alternative formulations). At the bottom, there are icons for document, export, and download, along with instructions to keep text confidential and edit translated documents.

Künstliche Intelligenz im täglichen Leben

Conversational AI – ChatGPT – GPT-4

DA

How do I make an HTTP request in Javascript?



To make an HTTP request in JavaScript, you can use the built-in `fetch` API or the `XMLHttpRequest` object. Here's an example using `fetch`:

javascript

Copy code

```
fetch('https://example.com/data.json')
  .then(response => response.json())
  .then(data => console.log(data))
  .catch(error => console.error(error));
```

This code sends a GET request to the specified URL, retrieves the response as a JSON object, and logs it to the console. If an error occurs, it will be caught and logged to the console as well.

Künstliche Intelligenz im täglichen Leben

Programmierassistent

Your AI pair programmer

With GitHub Copilot, get suggestions for whole lines or entire functions right inside your editor.

[Sign up >](#)

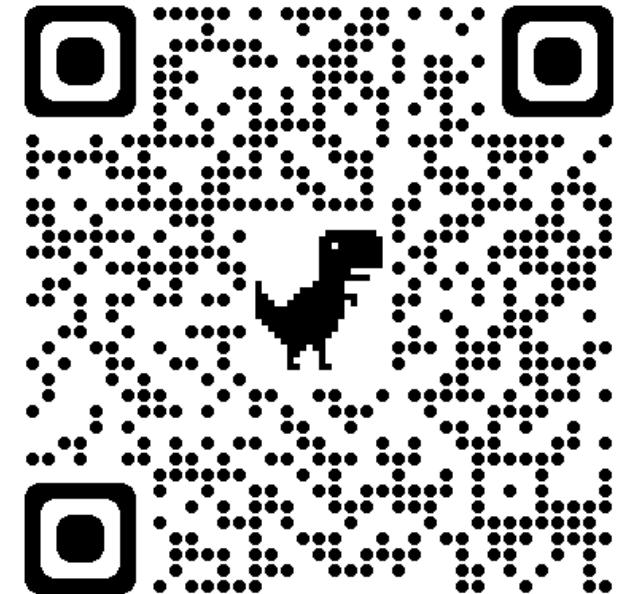
The screenshot shows a dark-themed code editor with several tabs at the top: sentiment.ts, write_sql.go, parse_expenses.py, and addresses.rb. The main pane displays Python code for parsing expenses from a string. A tooltip from 'Copilot' highlights the completion of a line that converts a date string into a datetime object. The GitHub Copilot logo is visible at the bottom left, and a 'Replay' button is at the bottom center.

```
1 import datetime
2
3 def parse_expenses(expenses_string):
4     """Parse the list of expenses and return the list of triples (date, value, currency).
5     Ignore lines starting with #.
6     Parse the date using datetime.
7     Example expenses_string:
8         2016-01-02 -34.01 USD
9         2016-01-03 2.59 DKK
10        2016-01-03 -2.72 EUR
11    """
12     expenses = []
13     for line in expenses_string.splitlines():
14         if line.startswith("#"):
15             continue
16         date, value, currency = line.split(" ")
17         expenses.append((datetime.datetime.strptime(date, "%Y-%m-%d"),
18                         float(value),
19                         currency))
20
21     return expenses
```

Copilot

Replay

Powered by
OpenAI



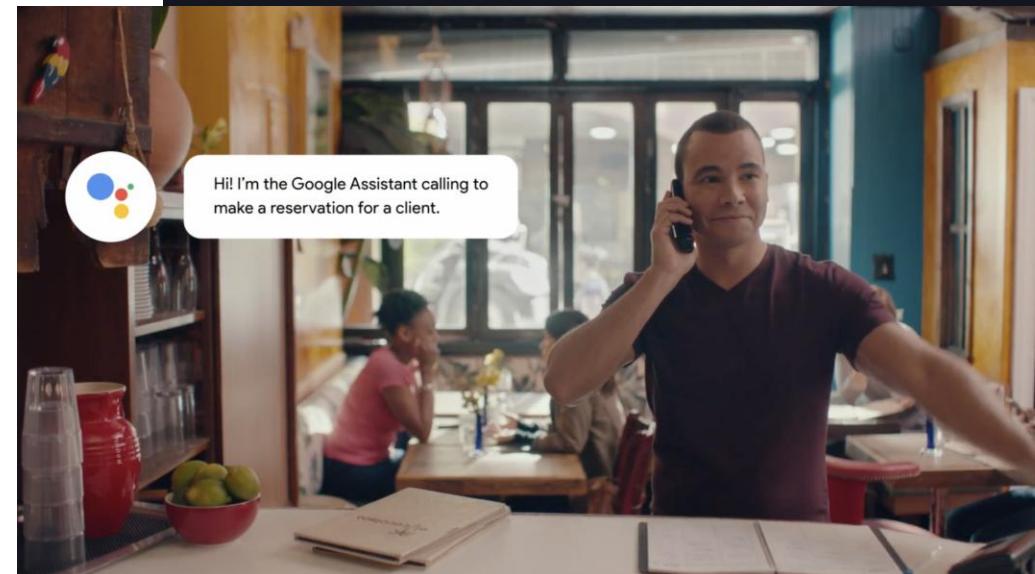
Künstliche Intelligenz im täglichen Leben

Natürliche Sprachverarbeitung und -synthese



<https://www.synthesia.io/>

Google Duplex



Künstliche Intelligenz im täglichen Leben

Autonom fahrendes Fahrzeug - Tesla

- Erkennung von Verkehrsschildern
- Erkennung von Fahrbahnmarkierungen
- Erkennung von anderen Verkehrsteilnehmern
- Erkennung von Umweltbedingungen



Künstliche Intelligenz im täglichen Leben

Computer Vision – Text aus Bild (Image Captioning), aktueller Stand: GPT-4o3



A large building with
a traffic light in front
of it.

A couple of women
standing next to
baskets of bread.

A man on a horse
herding sheep with
two dogs.

Künstliche Intelligenz im täglichen Leben

Computer Vision – Generierung von Bildern



Künstliche Intelligenz im täglichen Leben

Computer Vision – Generierung von Bildern

State of the Art der KI in verschiedenen Anwendungen

Computer Vision – Bild aus Text



Prompt:

A wide image taken with a phone of a glass whiteboard, in a room overlooking the Bay Bridge. The field of view shows a woman writing, sporting a tshirt with a large OpenAI logo. The handwriting looks natural and a bit messy, and we see the photographer's reflection.

Künstliche Intelligenz im täglichen Leben

Computer Vision – Video aus Text



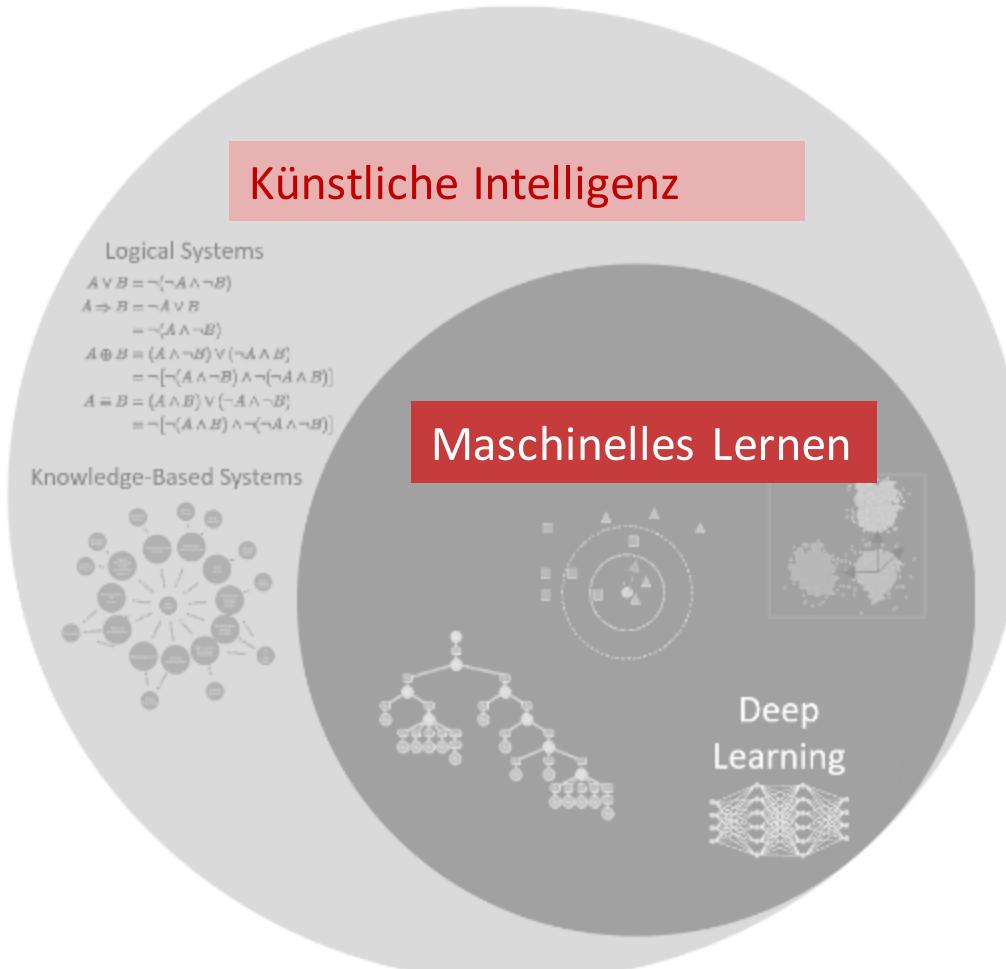
Prompt:

Historical footage of
California during the gold
rush.

Neues Modell:

[runwayml.com/research/introducing-
runway-gen-4](https://runwayml.com/research/introducing-runway-gen-4)

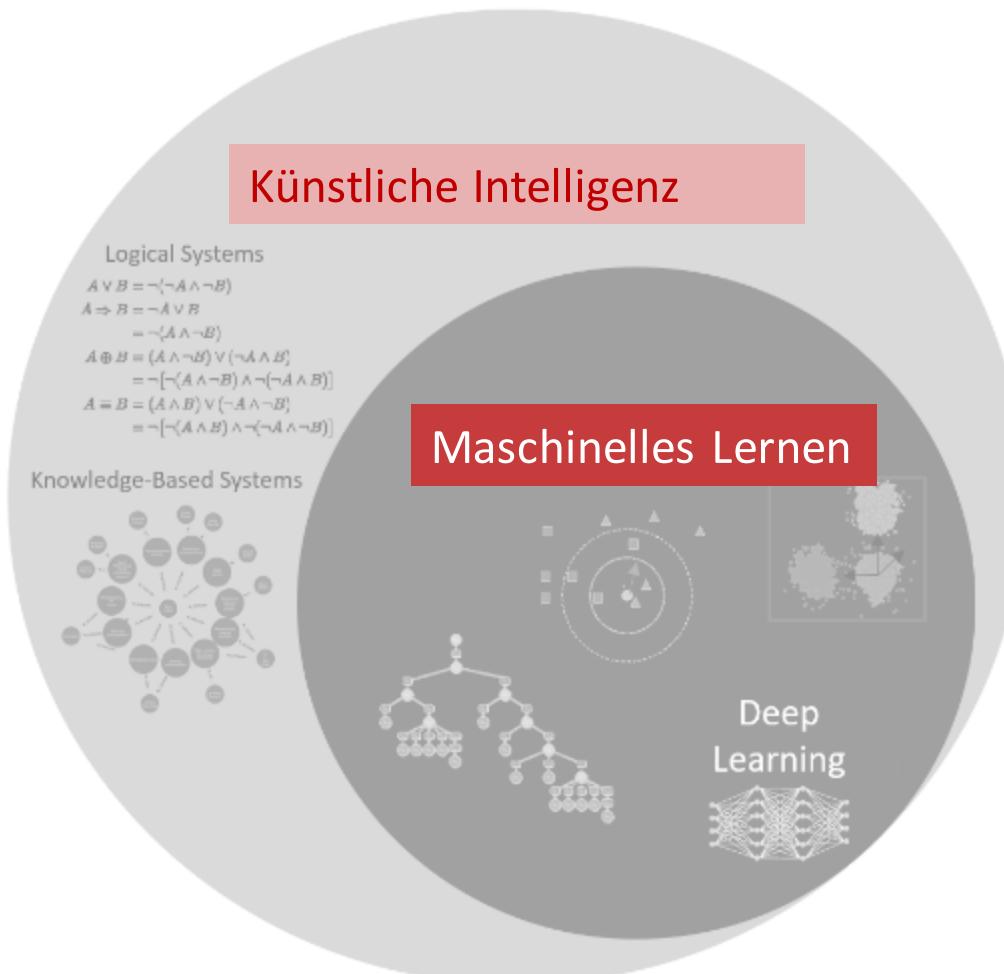
KI, Machine Learning und Deep Learning – Was ist der Unterschied?



- Künstliche Intelligenz als Oberbegriff
 - Logisches Schließen, wissensbasierte Systeme
 - Optimierung
 - Statistische Analyse (maschinelles Lernen)

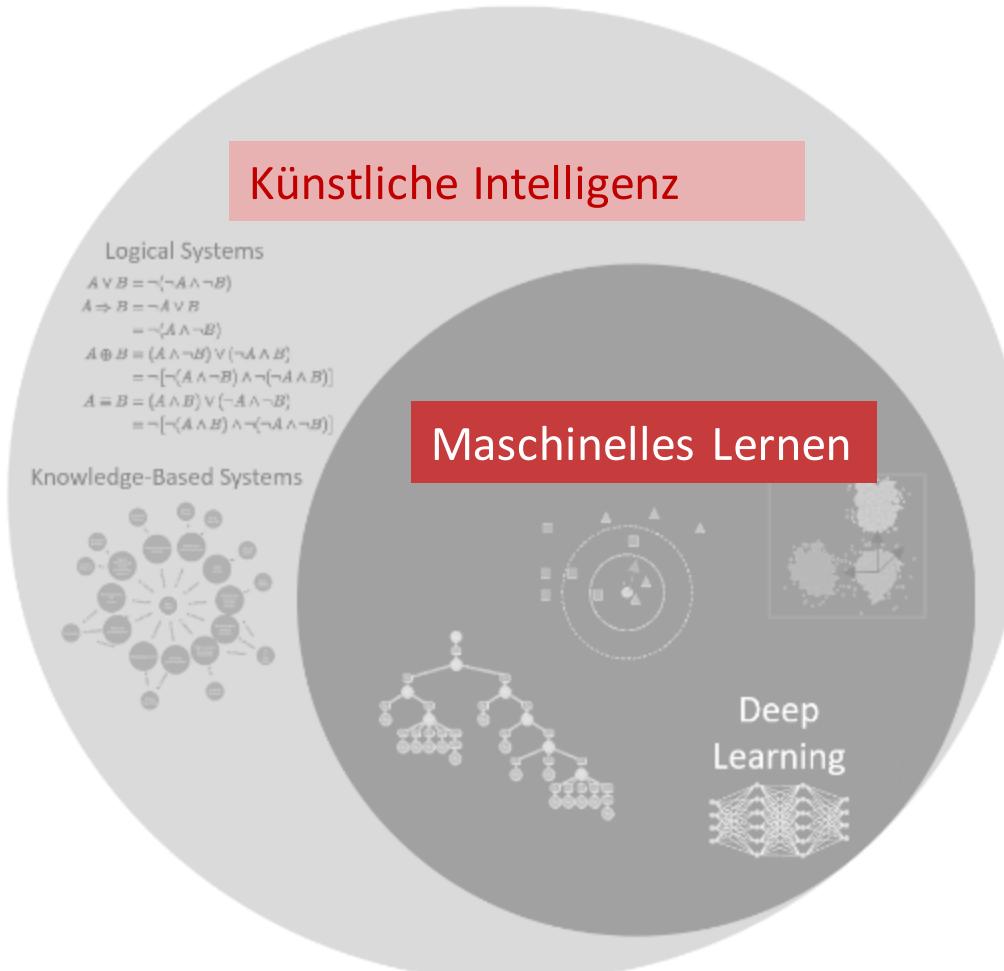
Künstliche Intelligenz (KI) beschäftigt sich mit Methoden, die es einem Computer ermöglichen, solche Aufgaben zu lösen, die, wenn sie vom Menschen gelöst werden, Intelligenz erfordern.

KI, Machine Learning und Deep Learning – Was ist der Unterschied?



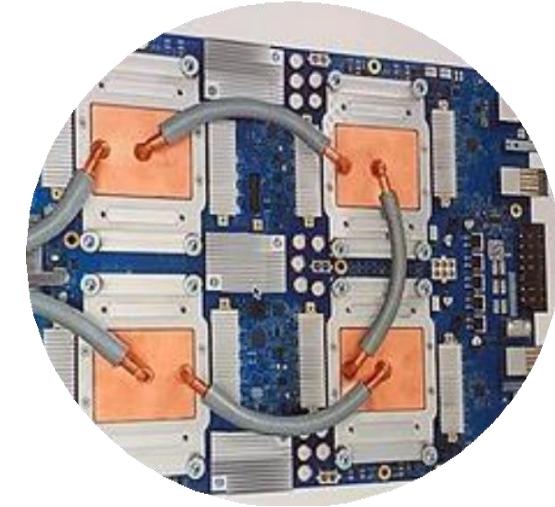
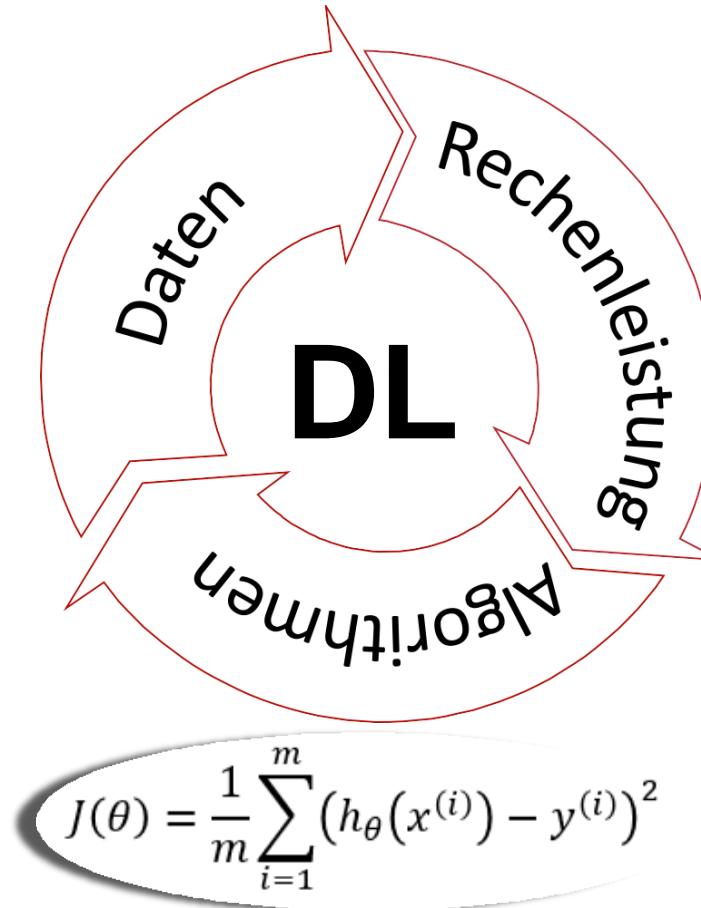
- Künstliche Intelligenz als Oberbegriff
 - Logisches Schließen, wissensbasierte Systeme
 - Optimierung
 - Statistische Analyse (maschinelles Lernen)
- Maschinelles Lernen
 - Systeme die aus Erfahrung & Beispielen lernen
 - Erkennen von Mustern in Daten
 - Eigenständiges Erlernen von Regeln

KI, Machine Learning und Deep Learning – Was ist der Unterschied?

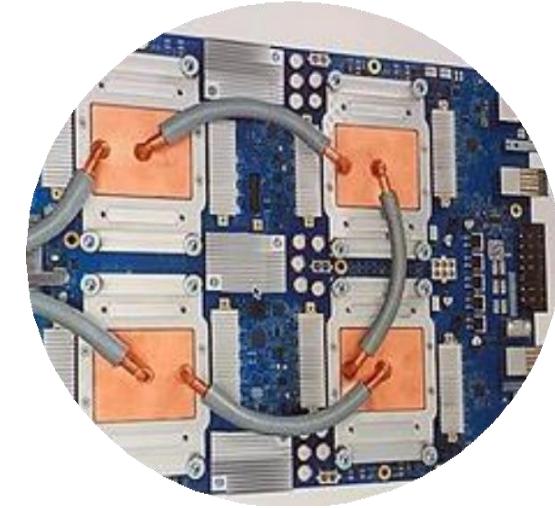
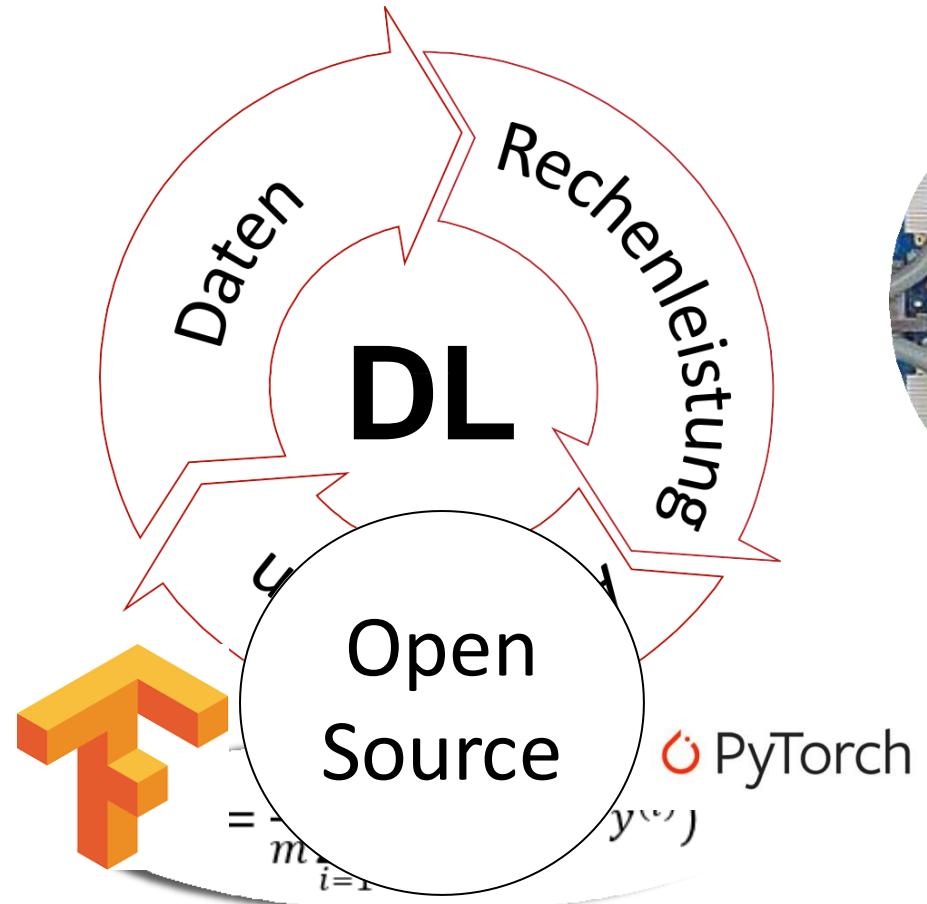


- Künstliche Intelligenz als Oberbegriff
 - Logisches Schließen, wissensbasierte Systeme
 - Optimierung
 - Statistische Analyse (maschinelles Lernen)
- Maschinelles Lernen
 - Systeme die aus Erfahrung & Beispielen lernen
 - Erkennen von Mustern in Daten
 - Eigenständiges Erlernen von Regeln
- Deep Learning
 - Ein Teilgebiet des maschinellen Lernens
 - Hype durch Erfolge in Bild- und Spracherkennung und Sprachverarbeitung

Deep Learning – warum jetzt?



Deep Learning – warum jetzt?



Was ist Maschinelles Lernen?

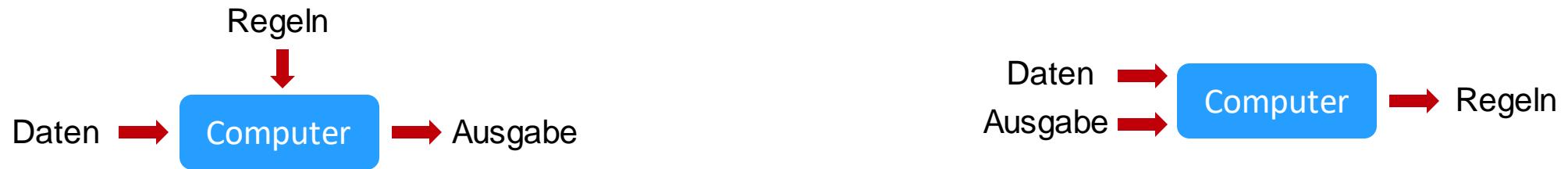
„[Maschinelles Lernen ist das] Fachgebiet, das Computern die Fähigkeit zu lernen verleiht, ohne explizit programmiert zu werden.“

Arthur Samuel, 1959

- Ein Spamfilter ist ein maschinelles Lernprogramm, das aus Beispielen für Spam-E-Mails (z.B. vom Nutzer markierten) und gewöhnlichen E-Mails (Nicht-Spam) lernt, Spam zu erkennen.
- Die vom Nutzer markierten Lernbeispiele nennt man den Trainingsdatensatz.
- Die Aufgabe besteht darin, neue E-Mails als Spam zu kennzeichnen.
- Maschinelles Lernen lernt diese Aufgabe aus dem Trainingsdatensatz, in dem es Muster/Zusammenhänge erkennt und wendet das erlernte Wissen auf neue E-Mails an, um Spam zu erkennen.

Warum wird Maschinelles Lernen verwendet?

Traditionelles Programmieren vs. Maschinelles Lernen



Traditionelle Programmierung

- Alle Regeln werden explizit programmiert
- Jede Regel basiert auf einer logischen Grundlage
- Die Maschine gibt eine Ausgabe aus, die der logischen Anweisung folgt
- Komplexe Systeme benötigen viele Regeln

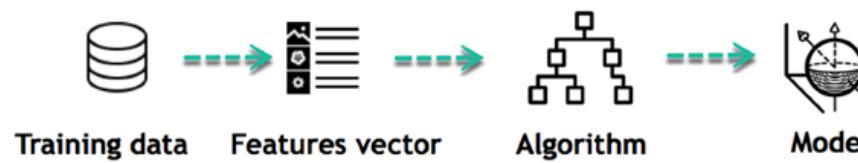
Maschinelles Lernen

- Soll dieses Problem überwinden
- Regeln werden basierend auf der Korrelation zwischen Ein- & Ausgabe erlernt
- Regeln müssen nicht explizit geschrieben werden
- Algorithmen passen sich neuen Daten an

→ Instandhaltung kann schnell untragbar werden

Wie funktioniert Maschinelles Lernen?

Ziel des Maschinellen Lernens: **Lernen** und **Schlussfolgern**



Lernphase

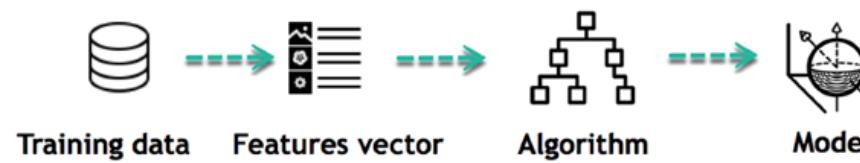
- Entdecken von Mustern/Korrelationen in Daten
Daten sind von entscheidender Bedeutung
- Extrahieren von Merkmalen (**Feature-Vektor**)
- Überführen der Entdeckungen in ein Modell

Schlussfolgerung

- Testen der Performance auf neue und ungesiehene Daten
- Extrahieren der Merkmale
- Modell liefert eine Vorhersage

Wie funktioniert Maschinelles Lernen?

Einfaches Beispiel: Vorhersage des Umsatzes in einer Eisdiele

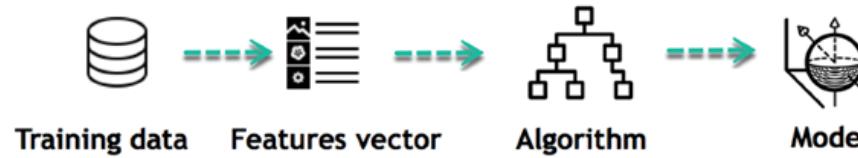


Lernphase

- Daten: ?

Wie funktioniert Maschinelles Lernen?

Einfaches Beispiel: Vorhersage des Umsatzes in einer Eisdiele

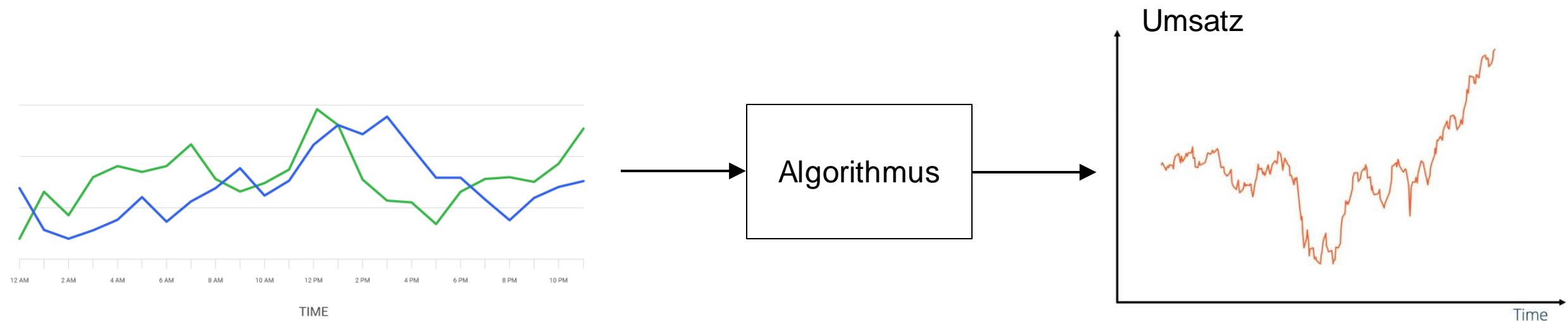


Lernphase

- Daten: Wetter, Benzinpreis, Wochentag, Preis/Kugel, Jahreszeit, ...
- Algorithmus findet Muster zwischen Daten und Umsatz der letzten 6 Monate
- Überführen der Entdeckungen in ein Modell

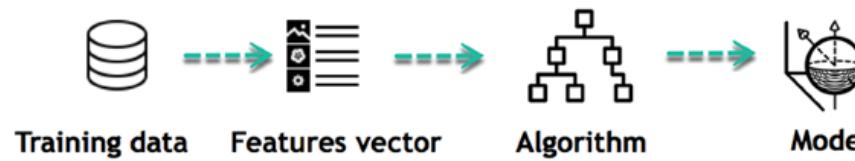
Wie funktioniert Maschinelles Lernen?

Einfaches Beispiel: Vorhersage des Umsatzes in einer Eisdiele



Wie funktioniert Maschinelles Lernen?

Einfaches Beispiel: Vorhersage des Umsatzes in einer Eisdiele



Lernphase

- Daten: Wetter, Benzinpreis, Wochentag, Preis/Kugel, Jahreszeit, ...
- Algorithmus findet Muster zwischen Daten und Umsatz der letzten 6 Monate
- Überführen der Entdeckungen in ein Modell

Schlussfolgerung

- Testen der Performance auf neue und ungesehene Daten
- Extrahieren der Merkmale
- Modell liefert eine Vorhersage

Warum wird Maschinelles Lernen verwendet?

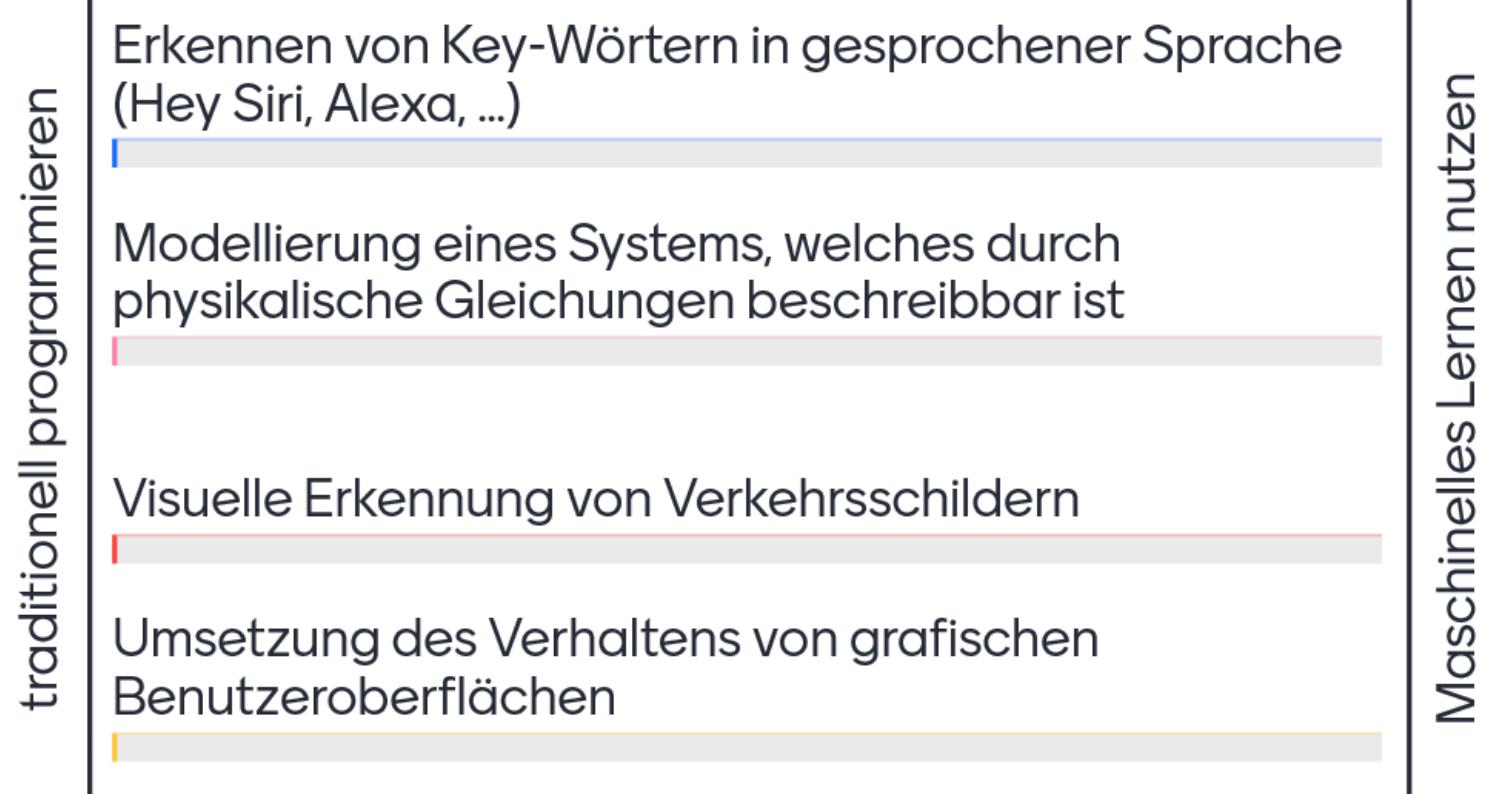
Situationen, in denen Maschinelles Lernen (ML) besser geeignet ist als traditionelle Programme:

- Probleme, für die bestehende Lösungen lange Listen von Regeln erfordern.
- Komplexe Probleme, für die ein traditioneller Ansatz keine gute Lösung liefert.
- Sich ändernde Umgebungen: ein ML-System kann sich an neue Daten anpassen.

Warum wird Maschinelles Lernen verwendet?

Quiz – traditionell programmieren oder ML?

Mentimeter Code: 1741 3121



Fragen?

Lernraum I: Wie wird ein Machine Learning Projekt durchgeführt?

- Künstliche Intelligenz im täglichen Leben
- KI, Machine Learning und Deep Learning – Was ist der Unterschied?
- Was ist und warum wird Machine Learning verwendet?
- Anwendungsbeispiele für Machine Learning
- Training von Machine Learning Modellen mit und ohne Menschliche Überwachung
- Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

Projektteil (10 CPs) als Teil von WASP I

- Wer möchte ein Projekt machen?

Infos für Masterstudierende

- Jupyter Notebook erstellen ist Pflicht, Abgabe 1 Woche vor mündlicher Prüfung
- Python Übungsaufgaben müssen nicht abgegeben werden

- Prüfungsform: Mündliche Prüfung
 - Termin in Prüfungswoche oder eine Woche danach (muss noch abgesprochen werden)
 - Aktuell ist keine Anmeldung über PSSO notwendig
- Am 3.6. findet eine Vorlesung statt

Projektteams

Nachname	Vorname	Studiengang	Thema1	Thema2	Thema3
Al Ahmady	Paiwand	Wirtschaftsinformatik (Bachelor)	-		
Bach	Jonathan Frederic	Wirtschaftsinformatik (Bachelor)	NLP	RL	
Boettcher	Malte Fabian	Informatik (Bachelor)			
Brylev	Kirill Igorevic	Informatik (Bachelor)	Embedded	NLP	KI Ethik
Dieper	Louis Henri	Wirtschaftsinformatik (Bachelor)	Unsupervised	NLP	
Faust	Max	Informatik (Bachelor)	AHE CNN	Gen AI	
Golbik	Jessica Victoria	Wirtschaftsinformatik (Bachelor)			
Gomer	Maximilian	Informatik (Bachelor)	NLP	RL	
Gürtler	Nico	Informatik (Bachelor)	Unsupervised		
Kern	Daniel	?? Technische Hochschule Köln			
Khamkaew	Phithaya	Medieninformatik (Bachelor)			
Khemiri	Karim	Medieninformatik (Bachelor)			
Klesen	Emma Jolien	Informatik (Bachelor)			
Kühnast	Marius	Informatik (Bachelor)	AHE CNN	Gen AI	
Kural	Ali-Enes	Maschinenbau (Bachelor)			
Murza	Kai	Informatik (Bachelor)			
Özkurt	Cihat	Informatik (Bachelor)			
Pivovar	Dimitrij	Informatik (Bachelor)	Embedded	Augmentatio	GenAI
Preuße	Jan	Informatik (Bachelor)	NLP	Embedded	AHE CNN
Schuldeis	Nick	Wirtschaftsinformatik (Bachelor)	NLP	RL	
Schulten	Frederic	Informatik (Bachelor)	KI Ethik	Augmentatio	KI Krieg
Struckmeyer	Nick	Informatik (Bachelor)	AHE CNN	Gen AI	
Uysal	Muhterem Zahide	Abschluss Ausland Wirtschaftsinformatik (Ba.) Wirtschaftsinformatik BA			
Vogt	Paul Julius	Wirtschaftsinformatik (Bachelor)			
Wedler	Kevin	Wirtschaftsinformatik (Bachelor)	Unsupervised	NLP	
Woithe	Adrian Richard	Wirtschaftsinformatik (Bachelor)			

Kurze Pause?

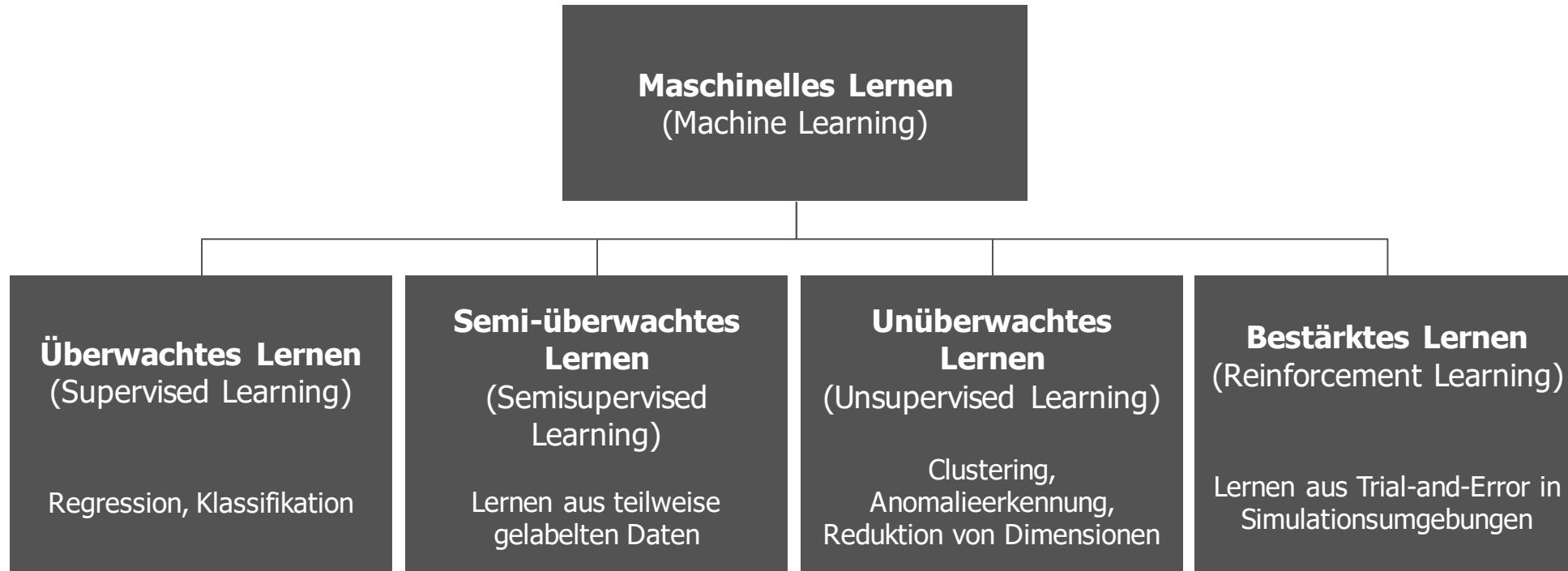
- Ja, 5 Minuten
- Ja, 10 Minuten
- Nein

Anwendungsbeispiele für Maschinelles Lernen

- Vorhersage der Stromproduktion und -nachfrage
 - Berücksichtigung der Wettervorhersage (erneuerbare Energie)
 - Berücksichtigung des täglichen Profils der Stromnachfrage
- Vorausschauende Wartung
 - Wann wird Komponente X in Maschine Y ausfallen?
- Aufdeckung von Betrug
 - Beispiel: Ermittlung typischer Muster für Kreditkartenbetrug.
- Kreditwürdigkeitsprüfung
 - Ermittlung von Kriterien für die Kreditwürdigkeit von Kunden
- Vorhersage der Nachfrage
 - Wie viele Einheiten von Produkt X werden wir in Woche 42 verkaufen?



Training von Machine Learning Modellen mit und ohne Überwachung

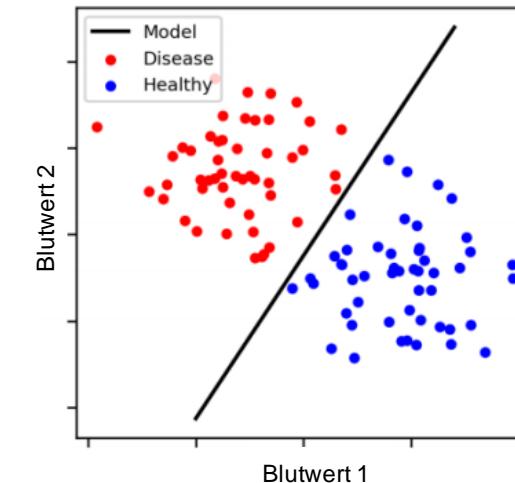
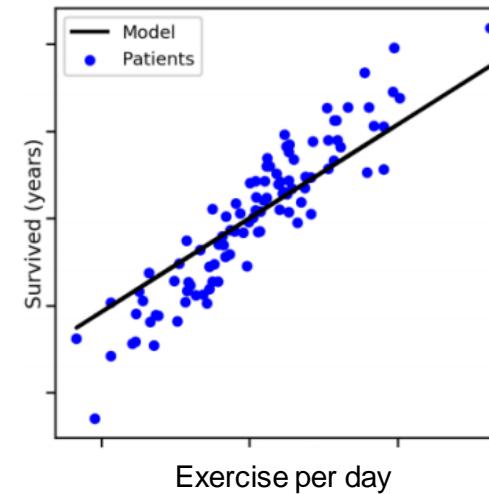


Training von ML Modellen mit und ohne Überwachung

Überwachtes Lernen: Regression vs. Klassifikation

- Trainingsdaten sind gelabelt

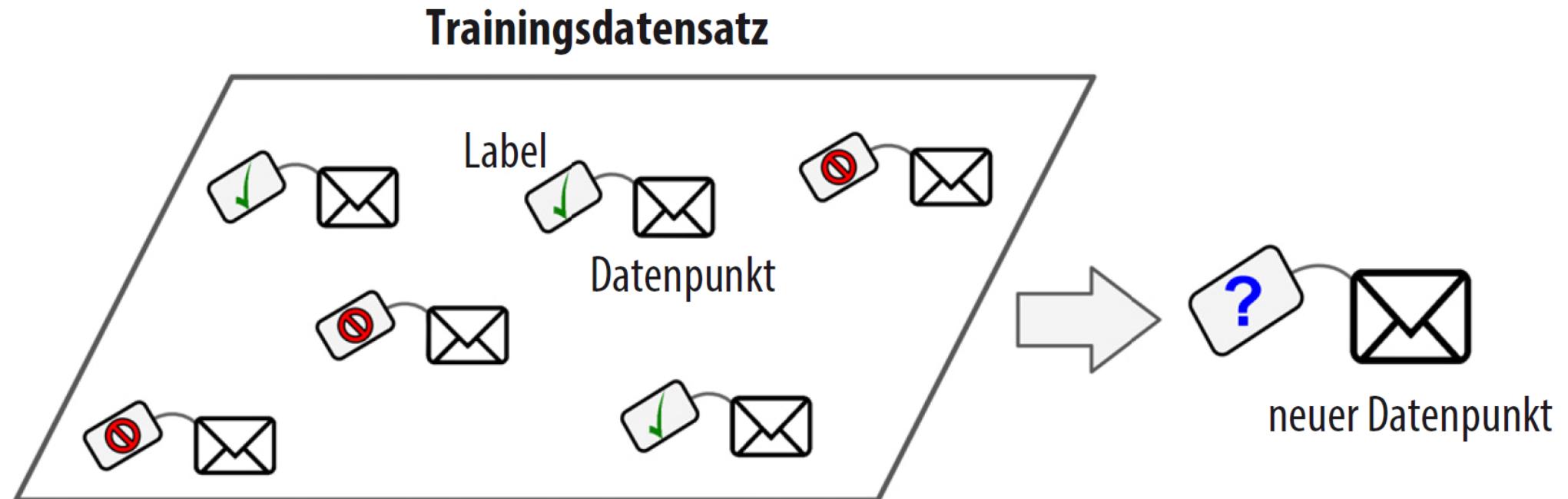
	Regression	Klassifikation
Vorhersage	Numerische Werte (geordnet)	Klassen (ungeordnet)
Beispiel	Alters- oder Preisvorhersage	Gesund/krank, Spam/kein Spam



Training von ML Modellen mit und ohne Überwachung

Überwachtes Lernen

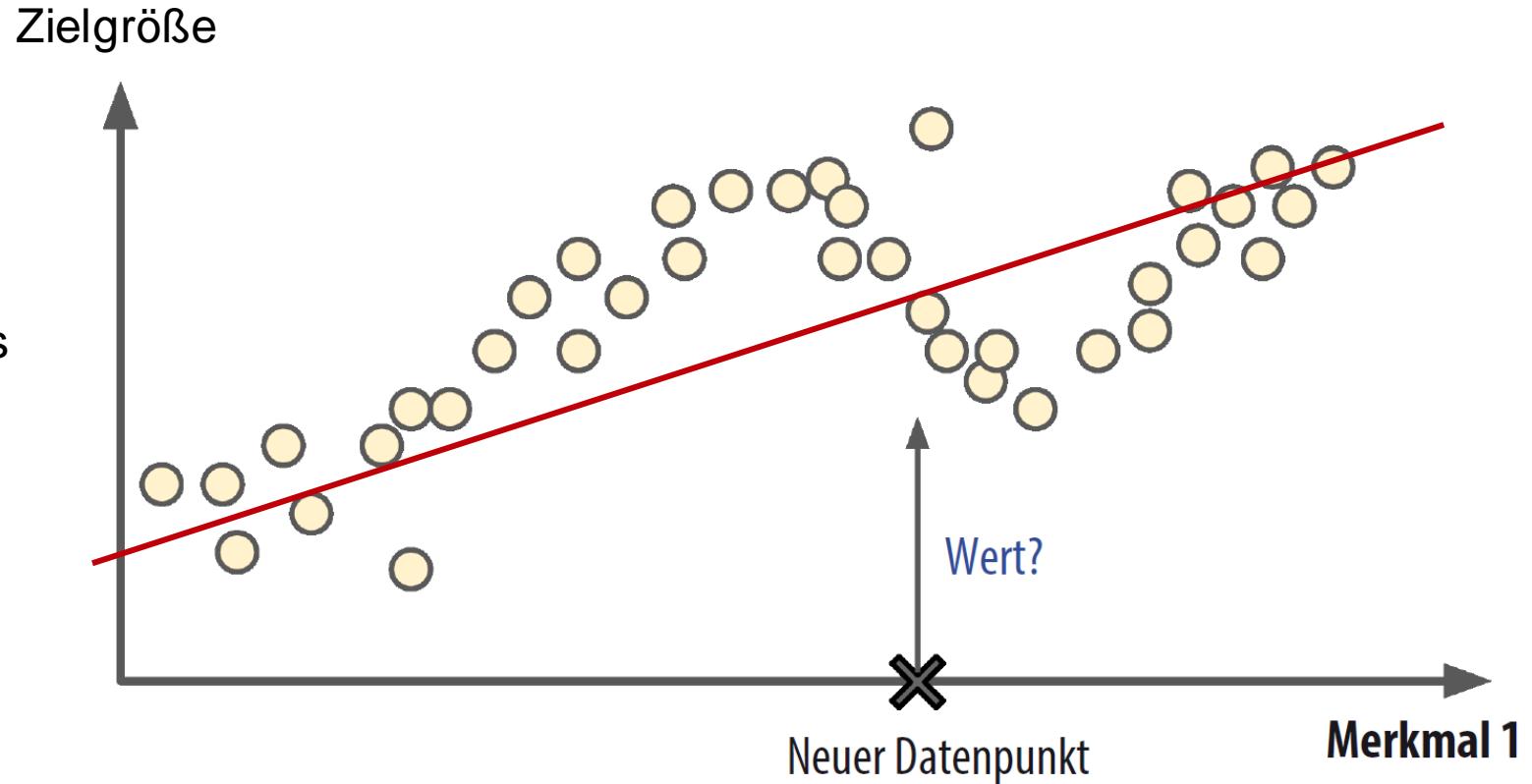
- Klassifikation: Beispiel Spamerkennung
- Weitere Beispiele für Klassifikationsprobleme?



Training von ML Modellen mit und ohne Überwachung

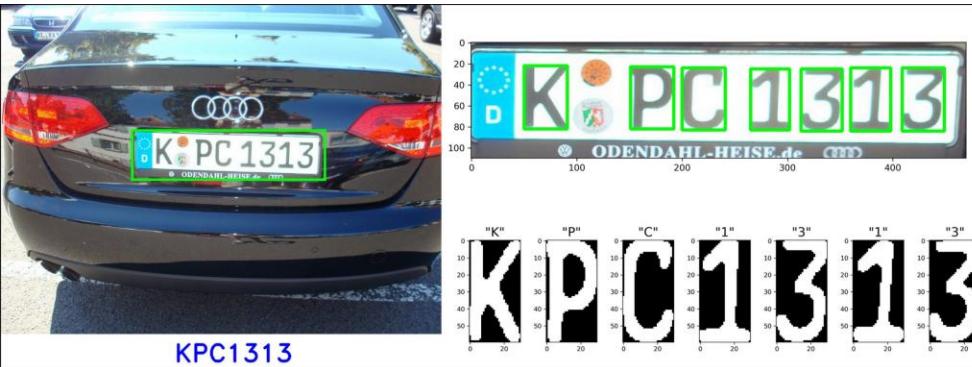
Überwachtes Lernen

- Regression
 - Vorhersage einer numerischen Zielgröße aus **Merkenal**
 - Bspw. Preis eines Gebrauchtwagens auf Basis von gefahrene Kilometer, Alter, Marke, ...
 - Gefahrene Kilometer, Alter, Marke, ... sind **Merkmale (Features)**
- Beispiel:
 - Lineare Regression



Quiz – Regression oder Klassifikation

Mentimeter Code: 1741 3121



Quelle: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/03/license-plate-character-recognition-using-knn-and-cnn/>

Klassifikation

Preisvorhersage an der Tankstelle auf Basis des Ölpreises, weltweite Krisen, Monat, Ort

Erkennung von Nummernschildern mit einer Kamera

Detektion von gesprochenen Key-Wörtern wie Alexa, Hey Siri, ...

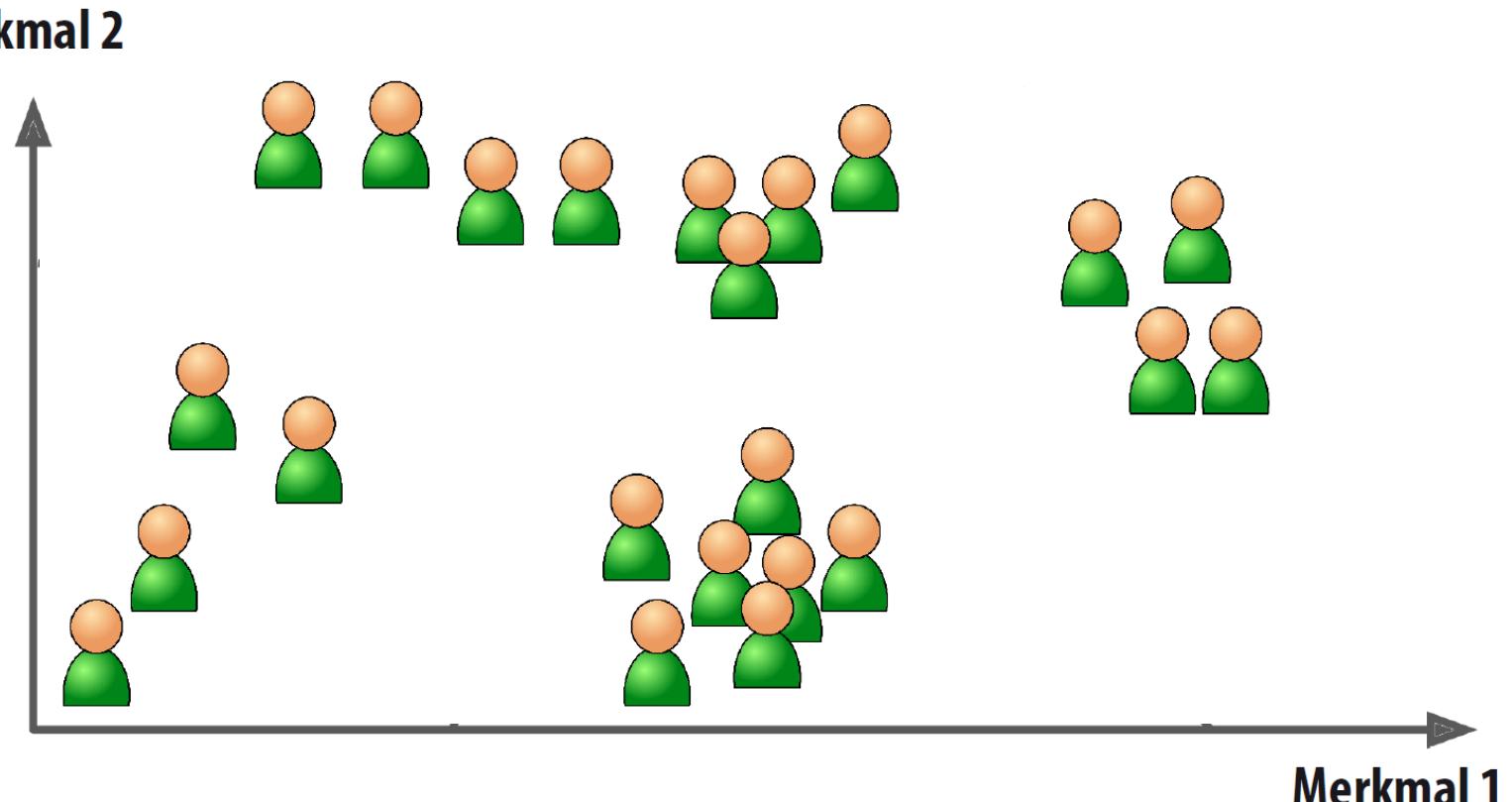
Schätzung der Oberflächentemperatur eines Sees auf Basis der Sonnenscheindauer und Außentemperatur

Regression

Training von ML Modellen mit und ohne Überwachung

Unüberwachtes Lernen

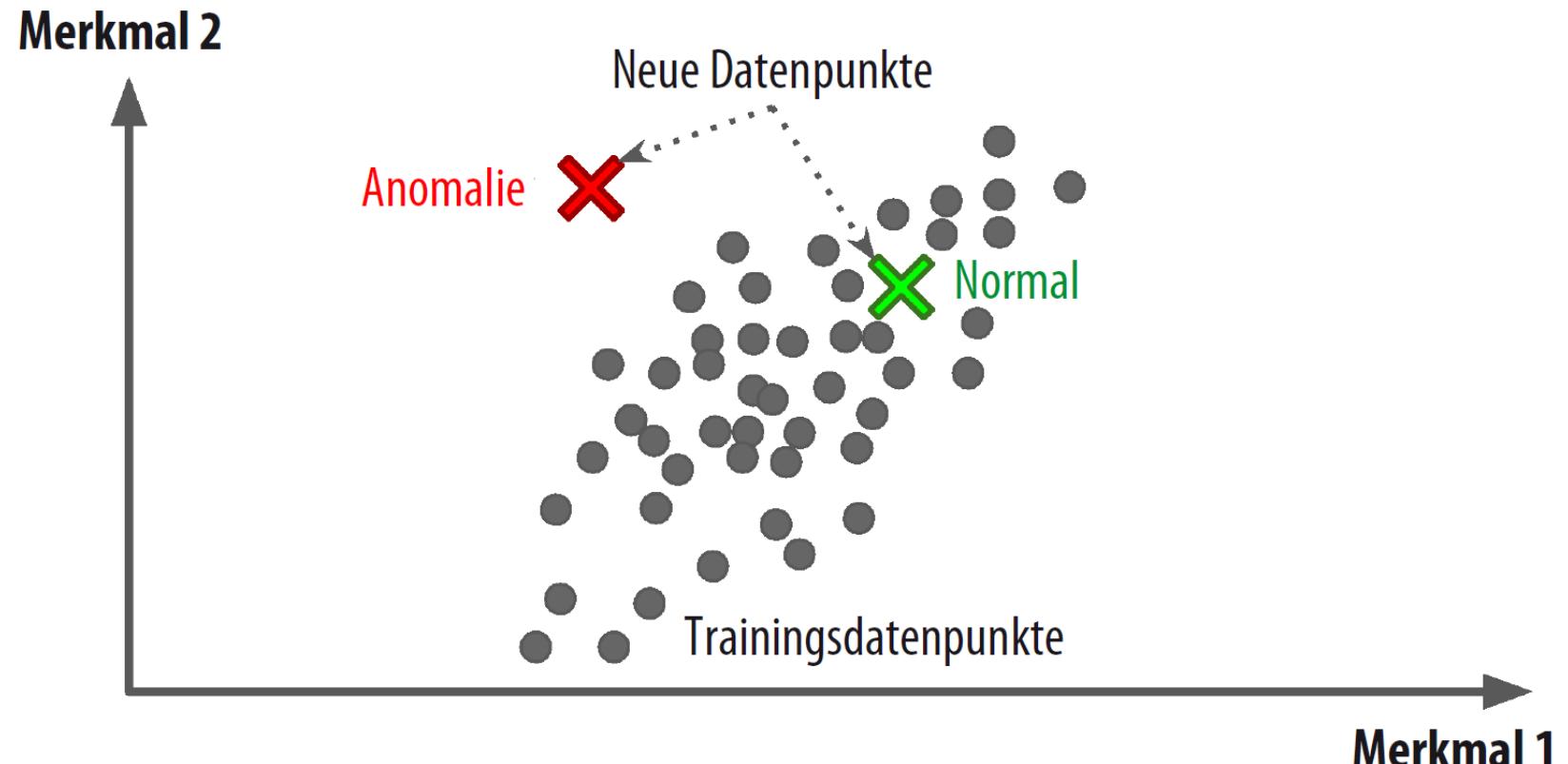
- Beispiel:
 - Empfehlungssysteme
- Was wären Beispiele für Merkmale?
- Bsp. Videofilm
 - Merkmal 1: Spannung
 - Merkmal 2: Action
- Clustering
- Wie viele Cluster sehen Sie?



Training von ML Modellen mit und ohne Überwachung

Unüberwachtes Lernen

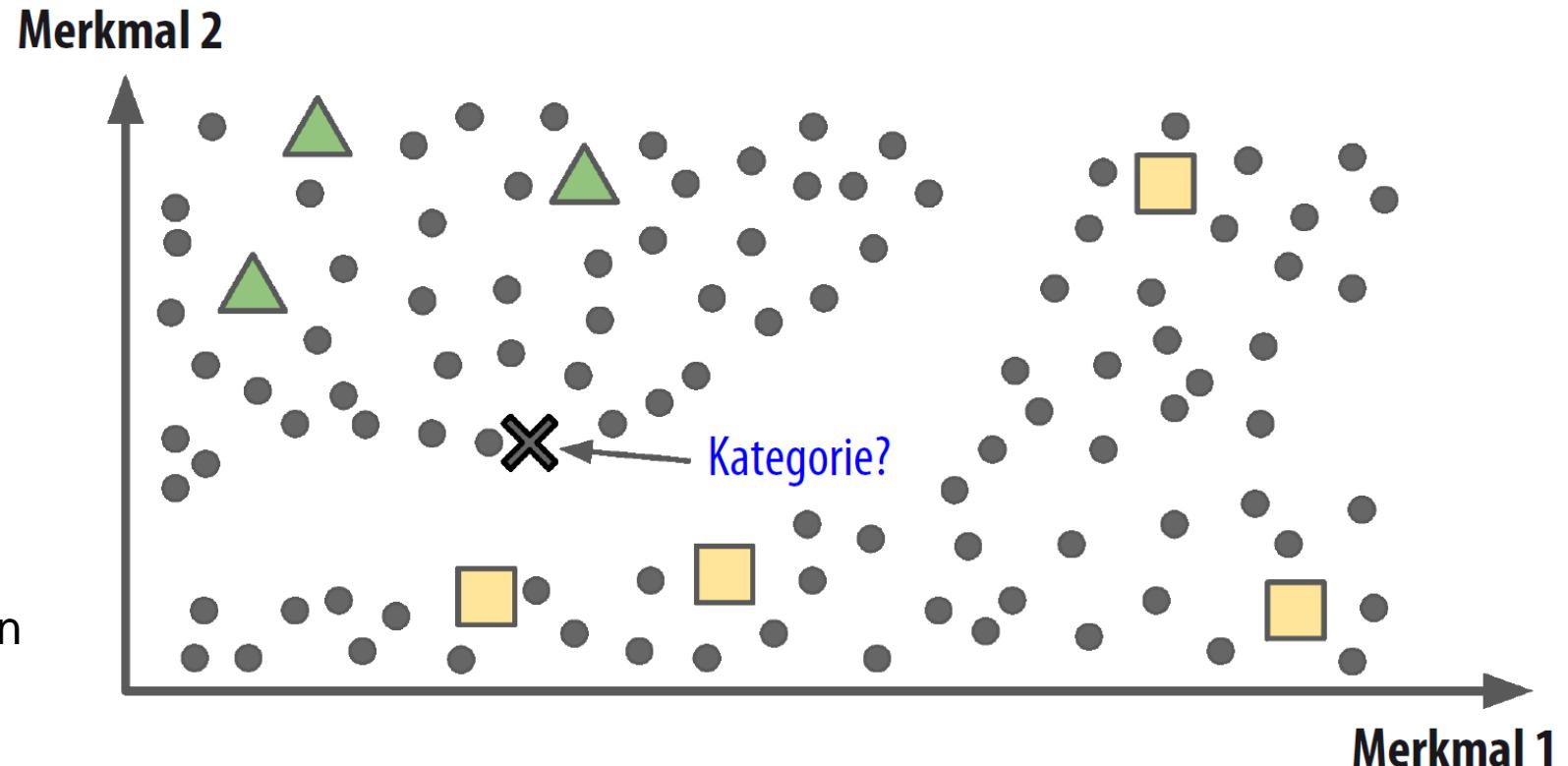
- Anomalieerkennung
- Beispiel:
 - Ungewöhnliche Transaktionen auf Kreditkarten
 - Produktionsfehler
 - Messfehler
 - Sensordefekt
- Merkmale?
 - Merkmal 1: Temperatur
 - Merkmal 2: Durchfluss



Training von ML Modellen mit und ohne Überwachung

Semi-Überwachtes Lernen

- Quadrat- und Dreieckklasse
 - Teilweise gelabelter Datensatz, da Labeling teuer und zeitaufwändig
1. Unüberwachtes Training, um Cluster zu finden
 2. Überwachtes Finetuning, um Cluster zu verfeinern und zu labeln
- Bspw. Personenidentifikation in Fotosammlung

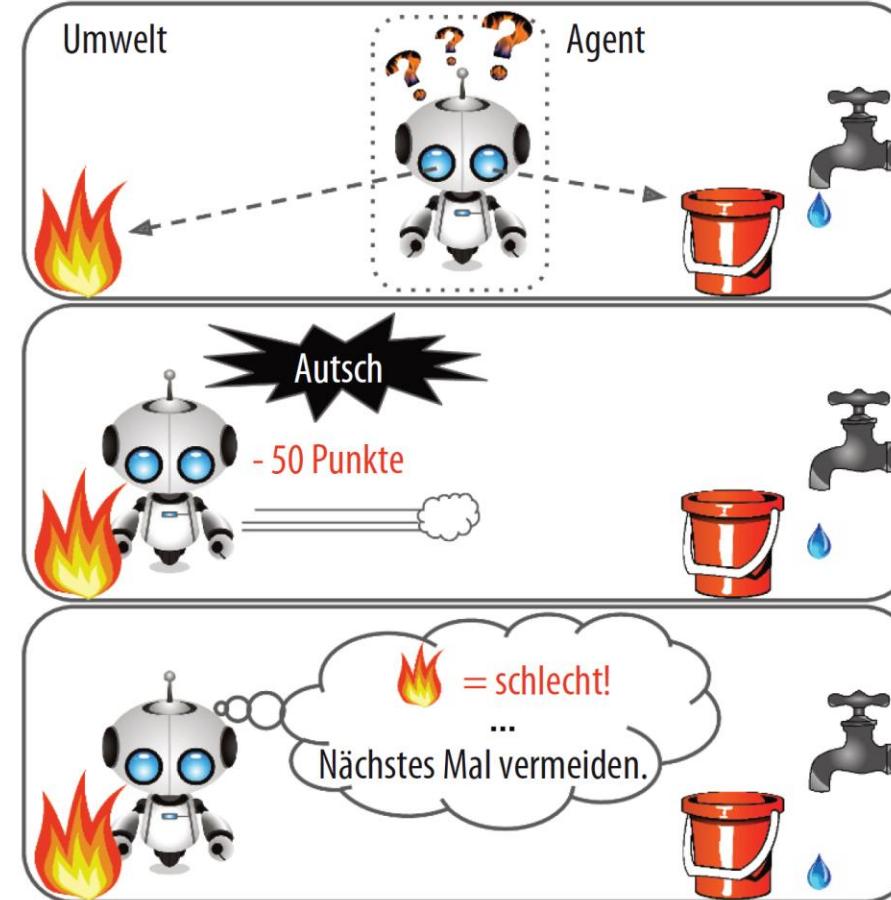


Training von ML Modellen mit und ohne Überwachung

Reinforcement Learning

- Agent lernt durch Interaktion mit Umgebung (führt Aktionen aus)
- Erhält Belohnungen
- Maximierung der Summe der Belohnungen über die Zeit
- Policy definiert, welche Aktion Agent in welcher Situation auswählt

- Beispiele:
 - Roboter
 - Spiele (AlphaGo)

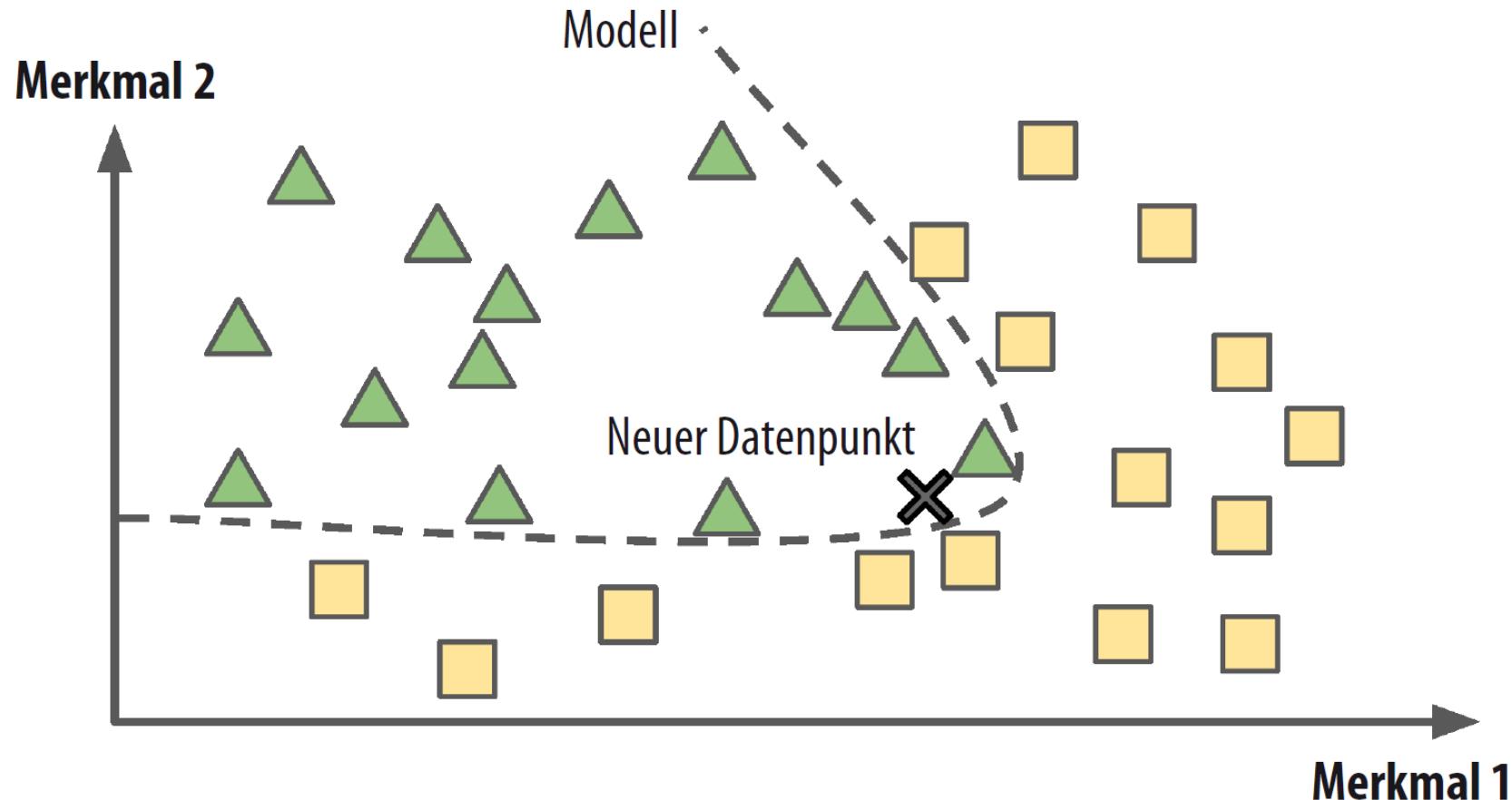


- 1 Beobachten
- 2 Aktion nach einer Policy auswählen
- 3 Aktion durchführen!
- 4 Belohnung oder Strafe erhalten
- 5 Policy aktualisieren (Lernschritt)
- 6 Wiederholen bis zum Finden einer optimalen Policy

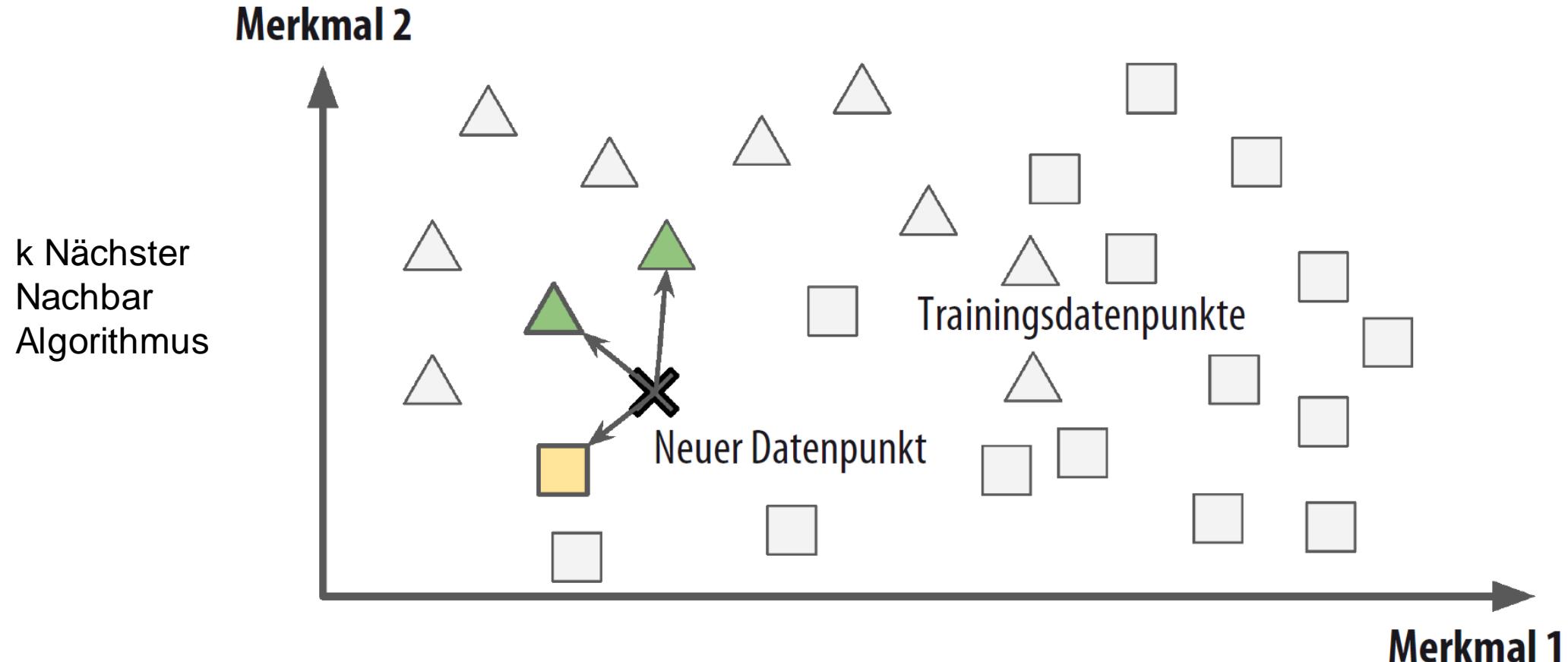
Umfrage zu Training von Machine Learning Modellen mit und ohne Überwachung

- Vorhersage eines Aktienkurses
 - Die Kreditwürdigkeit eines Bankkunden vorhersagen
 - Vorhersage der Biogasproduktion einer Biogasanlage auf Basis von Sensordaten
 - Gruppieren ähnlicher Systemzustände einer chemischen Anlage auf Basis von Sensordaten
 - Training eines Agenten für einen Ego-Shooter
 - Erkennung ob ein Text ein Thema aus der Wirtschaft, dem Sport oder Kultur beschreibt
-
- Antwortmöglichkeiten:
 - Überwachtes Lernen (Regression, Klassifikation)
 - Unüberwachtes Lernen
 - Reinforcement Learning

Instanzbasiertes vs. Modellbasiertes Lernen



Instanzbasiertes vs. Modellbasiertes Lernen



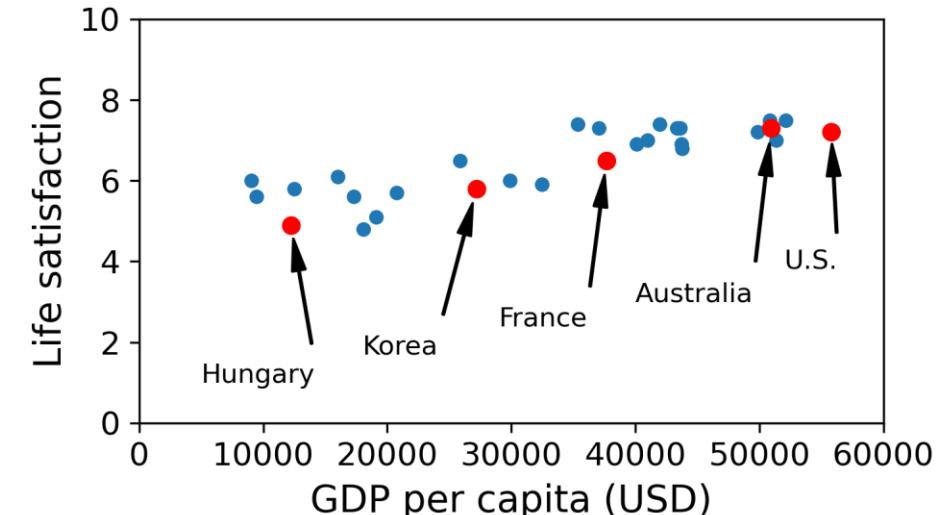
Modellbasiertes Lernen - Einfaches Beispiel

Macht Geld glücklich?

- Lebenszufriedenheit vs. Bruttoinlandsprodukt (BIP)
- Sehen Sie hier einen Trend?
- Ist dieser linear, quadratisch, logarithmisch?
- Modellannahme:

Formel 1-1: Ein einfaches lineares Modell

$$\text{Zufriedenheit} = \theta_0 + \theta_1 \times \text{BIP_pro_Kopf}$$



Einfaches Beispiel

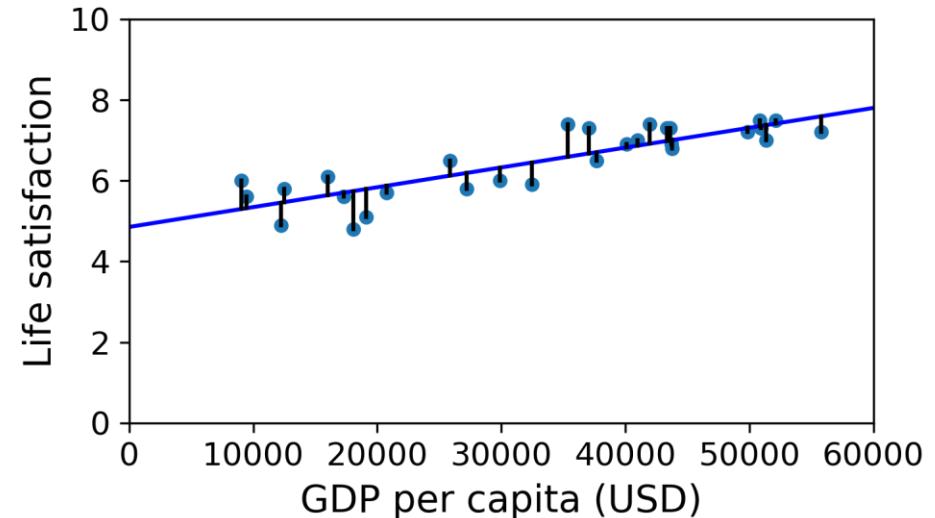
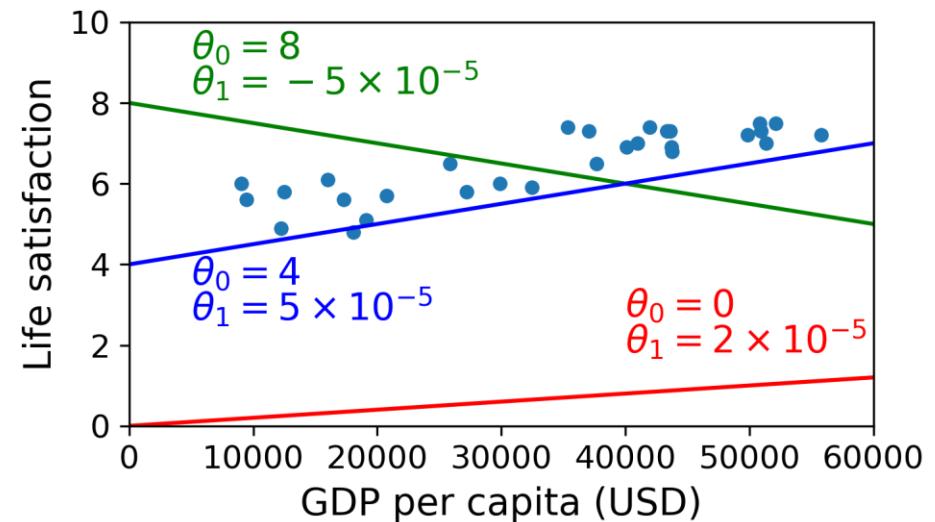
Macht Geld glücklich?

- Lebenszufriedenheit vs. BIP

Formel 1-1: Ein einfaches lineares Modell

$$\text{Zufriedenheit} = \theta_0 + \theta_1 \times \text{BIP_pro_Kopf}$$

- Gesucht sind die Werte für die Modellparameter, die zu einer Vorhersage führen, die einen möglichst kleinen Prädiktionsfehler hat
- Wie messen wir den Prädiktionsfehler?
 - Definition einer Kostenfunktion
- Beispiele für Kostenfunktionen:
 - Quadratischer Fehler, Absoluter Fehler, ...



Einfaches Beispiel

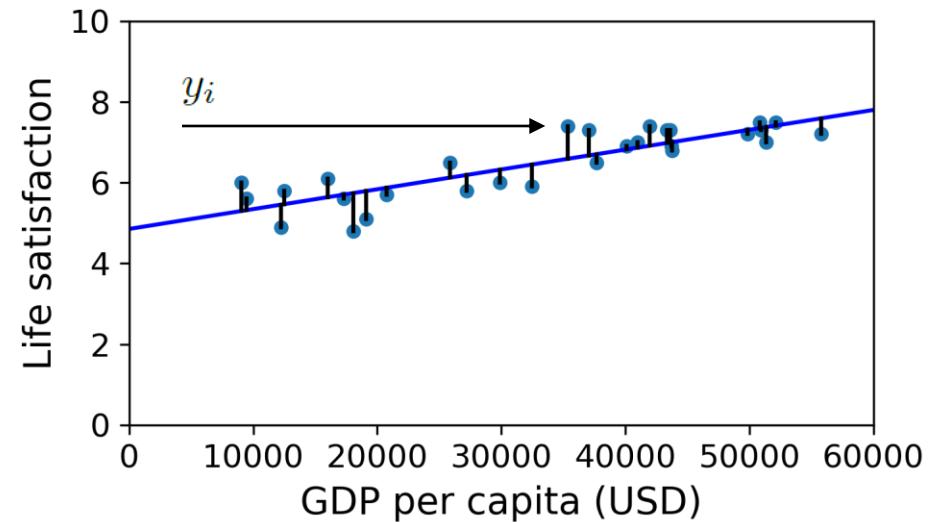
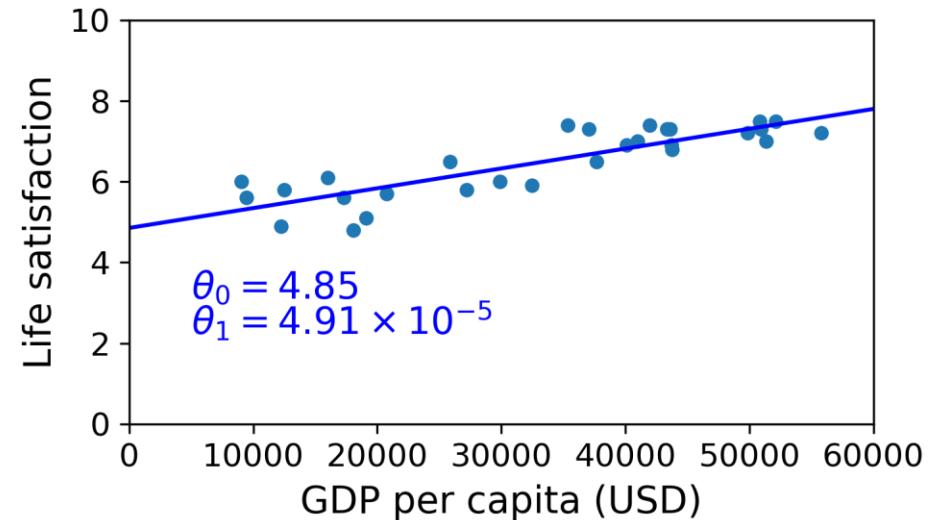
Macht Geld glücklich?

- Algorithmus Lineare Regression:
- Training des Modells:
 - Minimierung der Kostenfunktion durch Variation der Modellparameter
 - Hier: Minimierung des RMSE-Prädiktionsfehlers auf den Trainingsdaten

Formel 1-1: Ein einfaches lineares Modell

$$\text{Zufriedenheit} = \theta_0 + \theta_1 \times \text{BIP_pro_Kopf}$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}$$



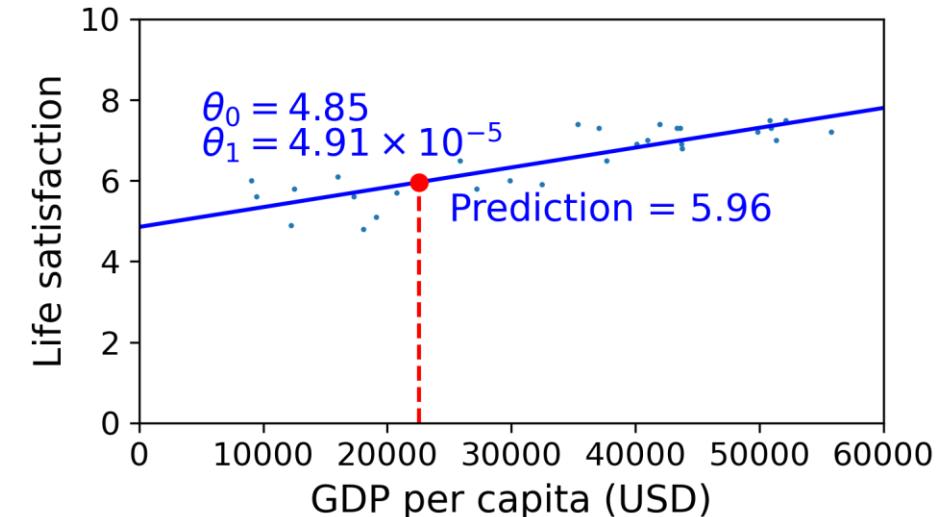
Einfaches Beispiel

Macht Geld glücklich?

- Test des Modells:
 - Für ein neues Land (hier: Zypern) BIP nehmen und Lebenszufriedenheit mit trainiertem Modell vorhersagen

Formel 1-1: Ein einfaches lineares Modell

$$\text{Zufriedenheit} = \theta_0 + \theta_1 \times \text{BIP_pro_Kopf}$$



Fragen?

Kurze Pause?

- Ja, 5 Minuten
- Ja, 10 Minuten
- Nein

Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

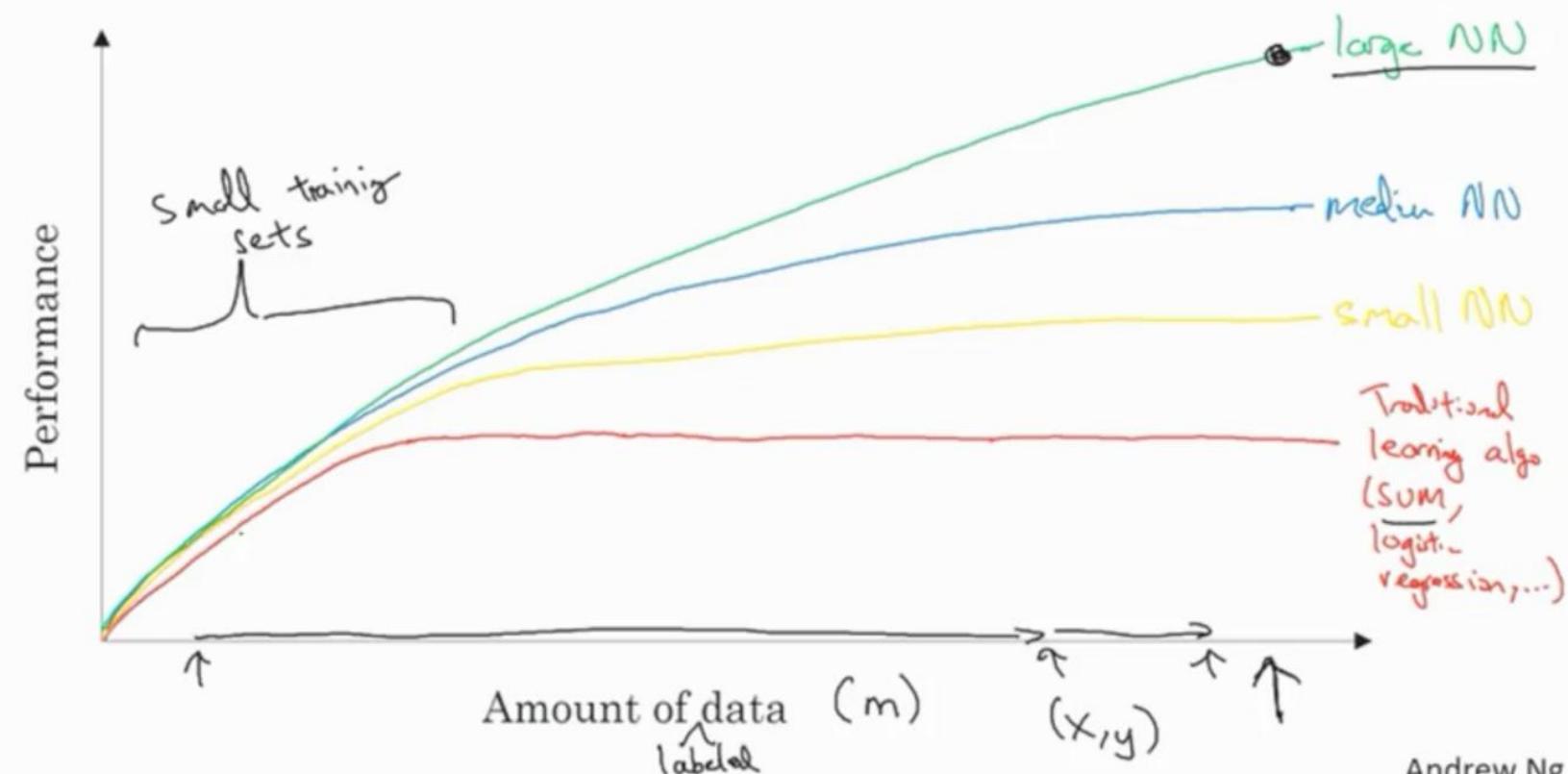
- Unzureichende Menge an Trainingsdaten
- Nicht repräsentative Daten
- Minderwertige Daten
- Irrelevante Merkmale
- Overfitting der Trainingsdaten
- Underfitting der Trainingsdaten

Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

Unzureichende Menge an Trainingsdaten

- Um Machine Learning Modelle zu trainieren, werden sehr viele Trainingsdaten benötigt
- Ein Deep Learning Modell, das ein Fahrzeug visuell erkennen soll, muss viele Bilder von Fahrzeugen gesehen haben

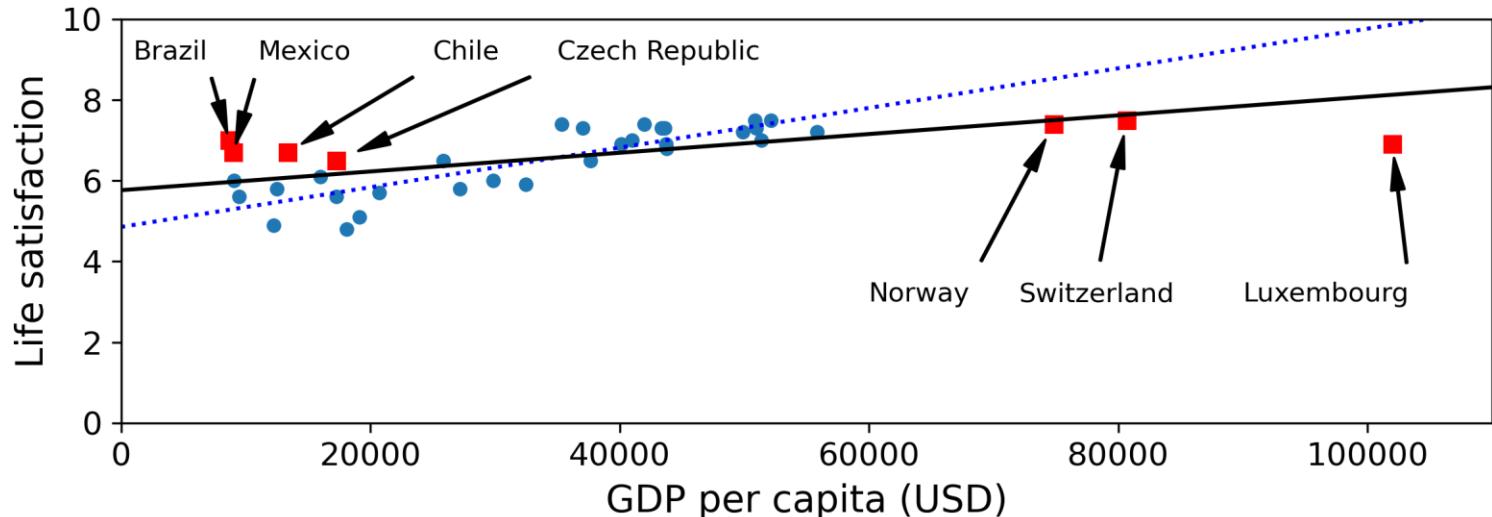
Scale drives deep learning progress



Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

Nicht repräsentative Daten

- Die vorhin genutzten Trainingsdaten waren nicht repräsentativ
- Für sehr arme und sehr reiche Länder macht das trainierte Modell keine genauen Vorhersagen
- Beispiele:
 - Daten aus Umfragen (Personen, die keine Umfragen mögen (kein Telefon haben), haben nicht teilgenommen, sind also nicht repräsentiert im Trainingsdatensatz)
 - Maschinendaten einer Maschine sind nicht repräsentativ für alle Maschinen eines Herstellers



Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

Minderwertige Daten

- Trainingsdaten mit vielen Fehlern, Ausreißern, hohem Messrauschen, fehlenden Datenpunkten, ...
- Machine Learning Modell hat Schwierigkeiten die richtigen Muster in den Daten zu erkennen
- Säubern von Daten ist sehr zeitaufwändig
 - Ausreißer/Fehler beheben oder entfernen
 - Datenlücken beheben
 - ...
- Beispiele:
 - Maschinendaten mit fehlerhaften oder falsch kalibrierten Sensoren
 - Wichtige Informationen fehlen (bspw. welches Material wurde bearbeitet, ...)
 - Sehr wenig gelabelte Daten

Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

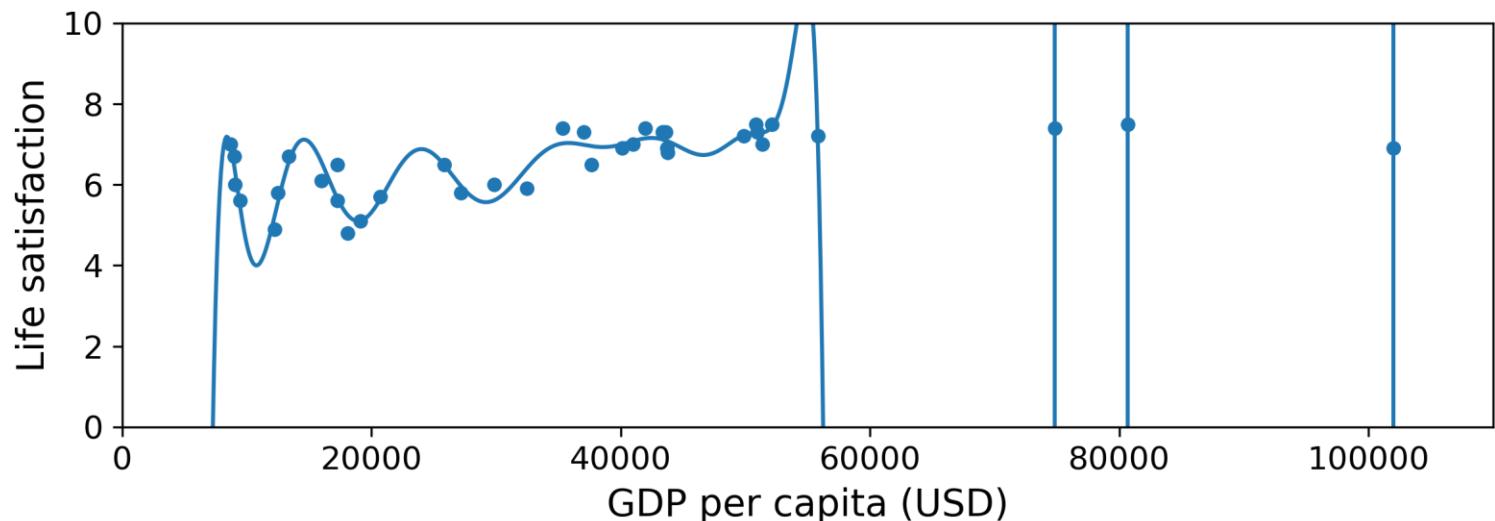
Irrelevante Merkmale

- Müll rein, Müll raus
- Nicht alle Merkmale sind relevant
- Lösungsansätze:
 - Auswahl der relevanten Merkmale
 - Berechnung von relevanteren Merkmalen aus mehreren vorhandenen Merkmalen
 - Merkmal „BIP pro Einwohner“ ist besser als
 - 2 Merkmale:
BIP, Anzahl Einwohner

Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

Overfitting der Trainingsdaten

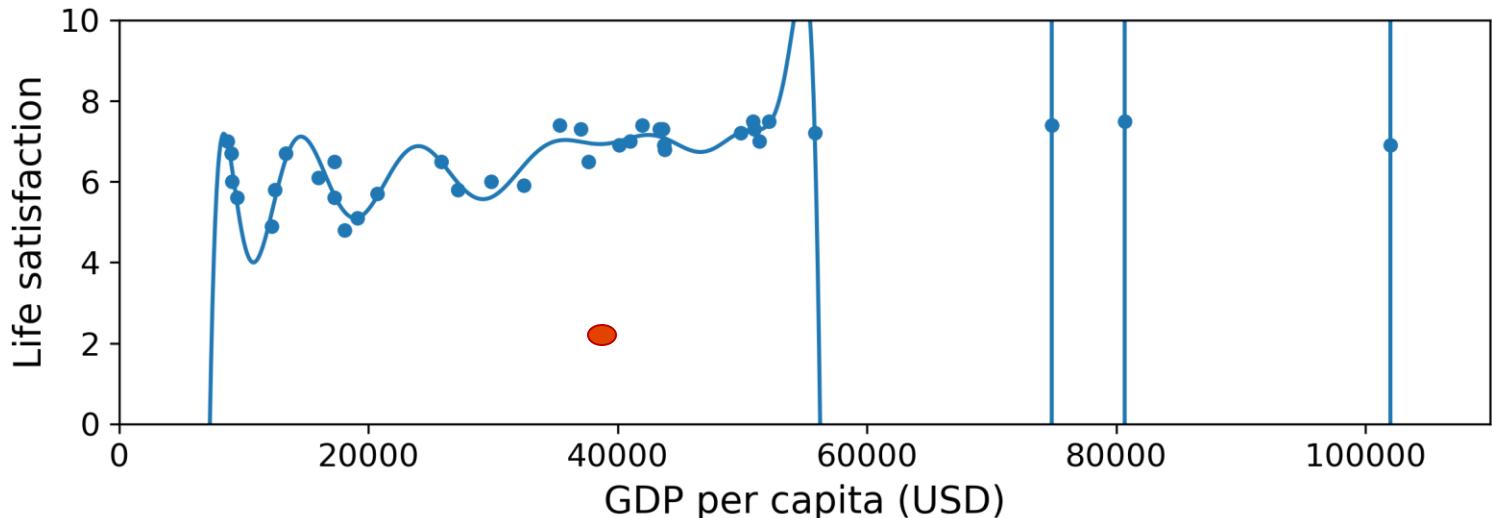
- Gewähltes Modell ist zu komplex für Daten
- Polynomiales Modell (30ter Ordnung): $\text{Lebenszufr.} = \theta_0 + \theta_1 * \text{BIP} + \theta_2 * \text{BIP}^2 + \theta_3 * \text{BIP}^3 + \dots$
- Lösungen?



Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

Overfitting der Trainingsdaten

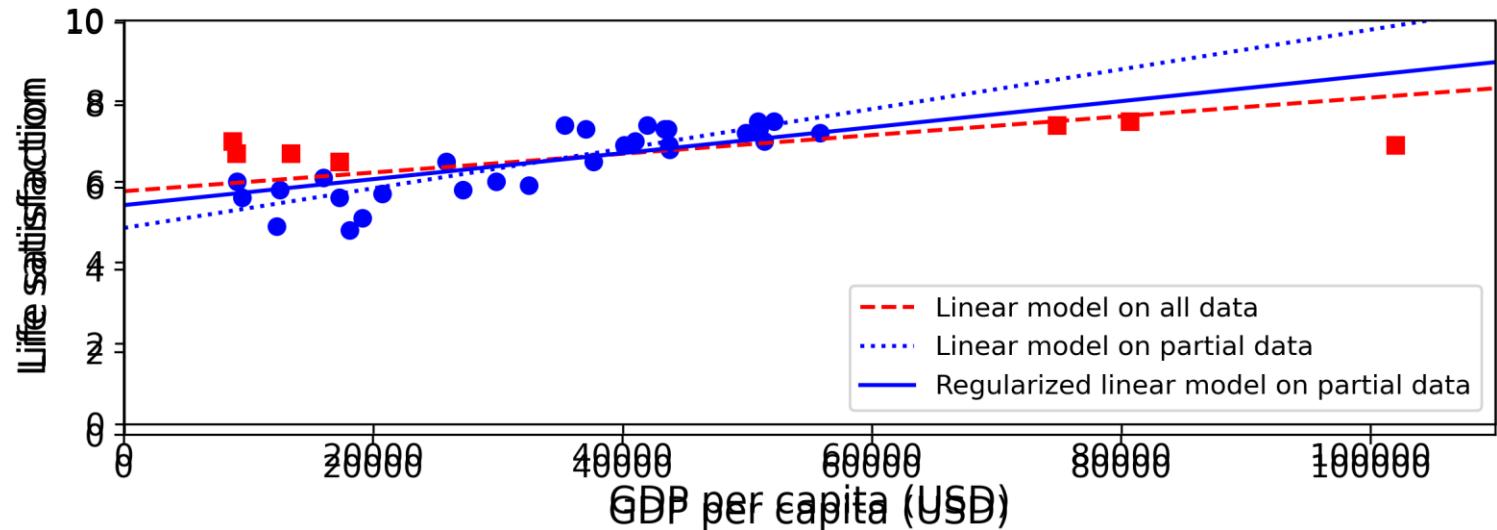
- Gewähltes Modell ist zu komplex für Daten
- Polynomiales Modell (30ter Ordnung): Lebenszufr. = $\theta_0 + \theta_1 * \text{BIP} + \theta_2 * \text{BIP}^2 + \theta_3 * \text{BIP}^3 + \dots$
- Lösungen:
 - Einfacheres Modell nutzen
 - Weniger Parameter
 - Weniger irrelevante Merkmale
 - Mehr Trainingsdaten sammeln
 - Fehler in Trainingsdaten beheben (Ausreißer entfernen)



Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

Overfitting der Trainingsdaten

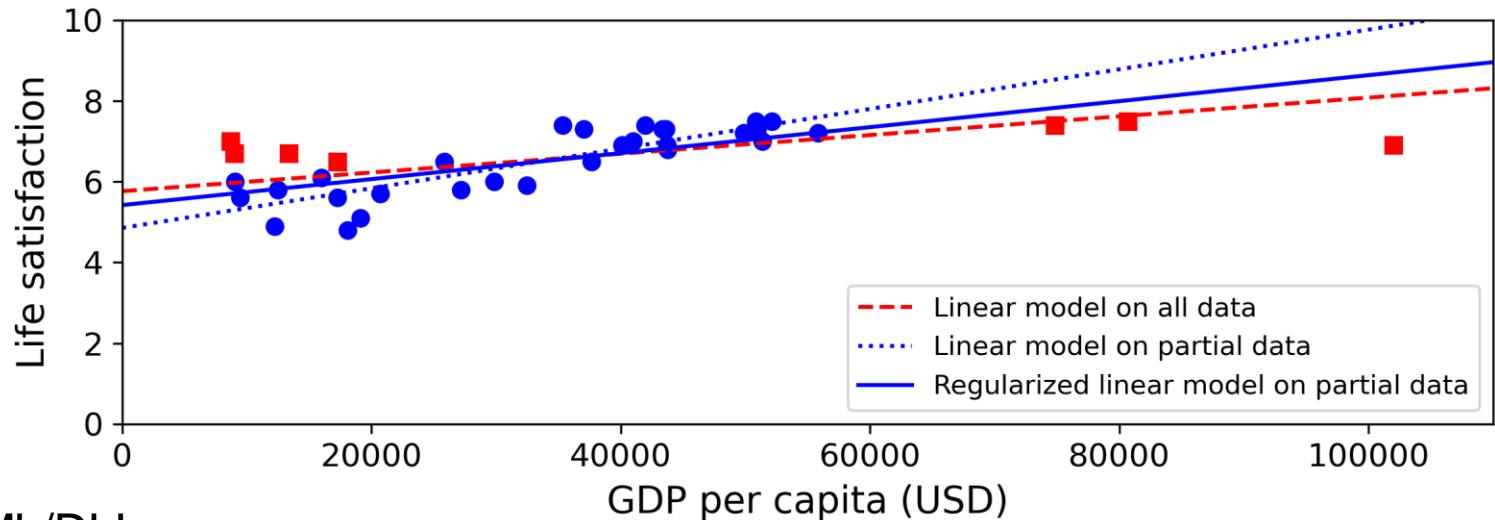
- Regularisierung
 - Begrenzung des Wertebereichs der Modellparameter



Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

Overfitting der Trainingsdaten

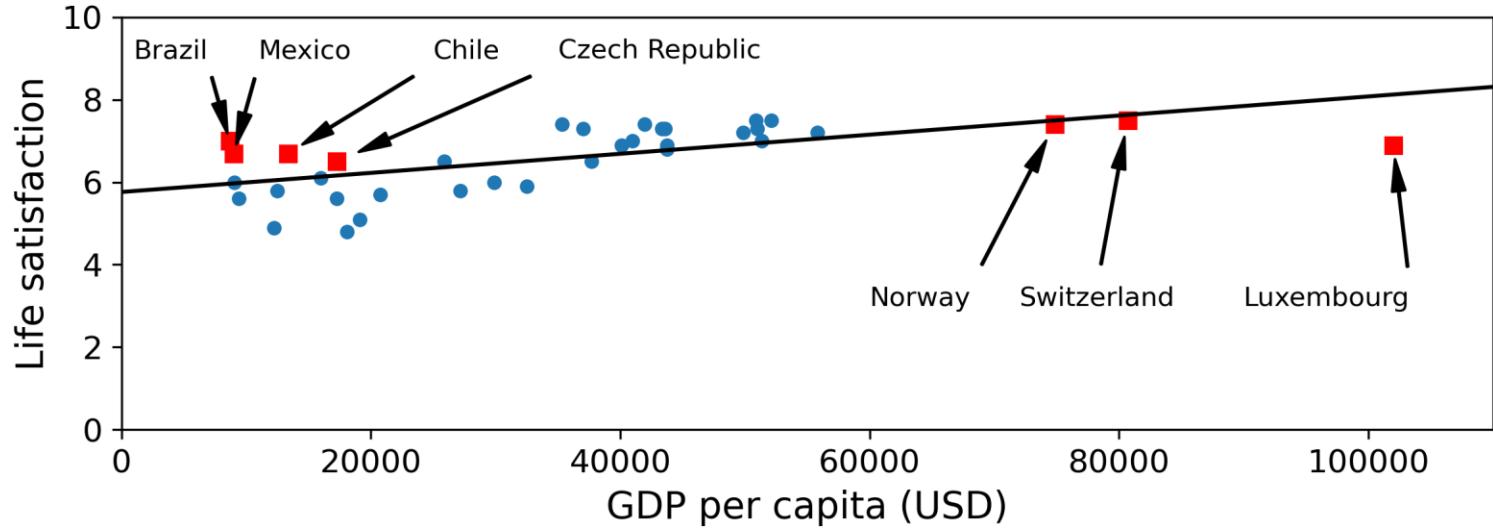
- Regularisierung
 - Begrenzung des Wertebereichs der Modellparameter
 - Allgemeiner: Einschränkung der Freiheitsgrade des Modells
- SEHR wichtiges Konzept in ML/DL!
- Werden wir in Vorlesung sehr häufig sehen



Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

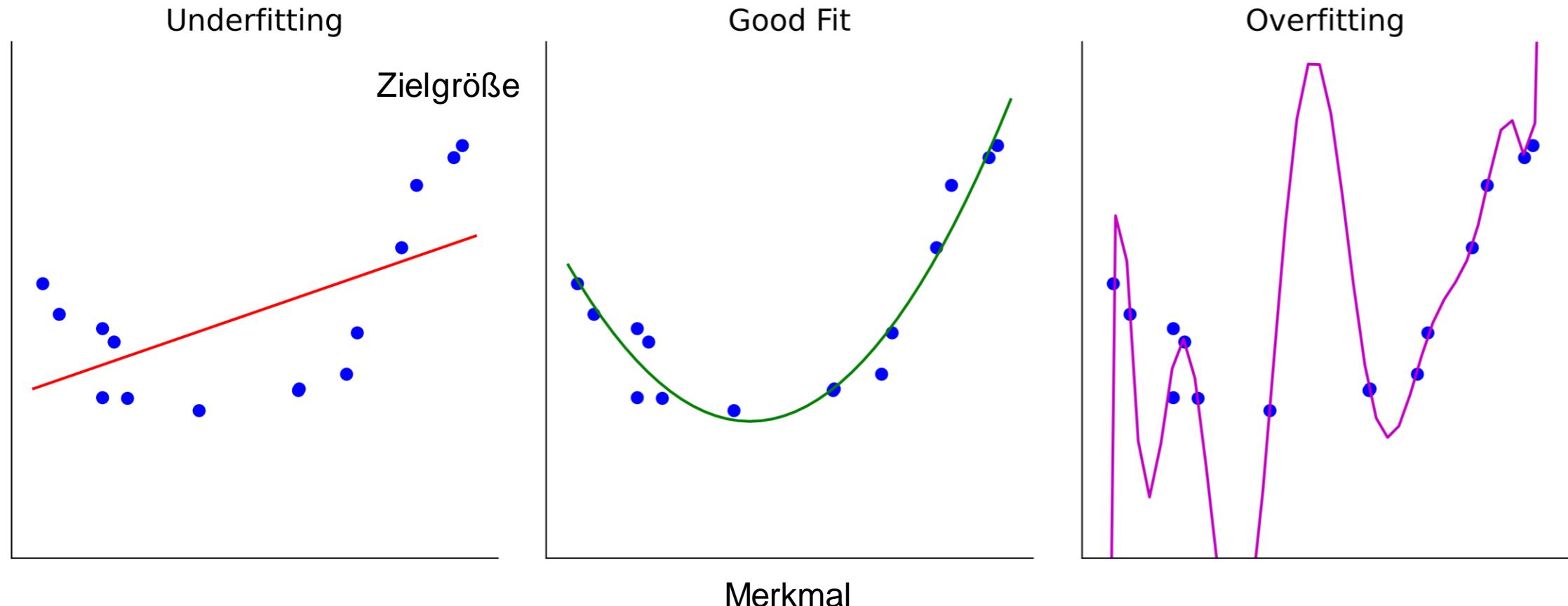
Underfitting der Trainingsdaten

- Gegenteil von Overfitting
- Unser lineares Modell underfittet die Trainingsdaten
- Lösungen?
 - Ein komplexeres Modell mit mehr Parametern wählen
 - Mehr relevante Merkmale messen/berechnen
 - Auswirkung der Regularisierung verkleinern



Die wichtigsten Herausforderungen beim Machine Learning

Over- und Underfitting der Trainingsdaten



Machine Learning Grundlagen

Zusammenfassung und Fragen

- Beim Machine Learning geht es darum, Maschinen bei der Lösung einer Aufgabe zu verbessern, indem sie aus Daten lernen, anstatt explizit definierte Regeln zu erhalten.
- In einem ML-Projekt sammeln Sie Daten in einem Trainingsdatensatz und speisen diesen in einen Lernalgorithmus ein. Wenn der Algorithmus auf einem Modell basiert, tunt er einige Parameter, um das Modell an die Trainingsdaten anzupassen (d.h., um gute Vorhersagen auf den Trainingsdaten selbst zu treffen). Danach ist es hoffentlich in der Lage, auch für neue Daten gute Vorhersagen zu treffen. Wenn der Algorithmus instanzbasiert ist, lernt er die Beispiele einfach auswendig und verallgemeinert auf neue Instanzen durch ein Ähnlichkeitsmaß, um sie mit den bekannten Instanzen zu vergleichen.
- Wenn der Trainingsdatensatz zu klein ist oder die Daten nicht repräsentativ, verrauscht oder durch irrelevante Merkmale verunreinigt sind, wird das System keine hohe Leistung erbringen (Müll rein, Müll raus). Schließlich darf Ihr Modell weder zu einfach (dann underfittet es) noch zu komplex sein (dann overfittet es).

Recherche von Veröffentlichungen (und Datensätzen)

- scholar.google.de
- paperswithcode.com
- semanticscholar.org

 Share your dataset with the ML community!

7859 dataset results

Search for datasets

  Best match

Filter by Modality	
Images	2252
Texts	2094
Videos	728
Audio	465
Medical	275
3D	250
Graphs	202
Speech	153

Filter by Task	
Question Answering	330
Semantic Segmentation	255
Object Detection	233



CIFAR-10

The CIFAR-10 dataset (Canadian Institute for Advanced Research, 10 classes) is a subset of the Tiny Images dataset and consists of 60000 32x32 color images. The images are labelled with...

10,753 PAPERS • 68 BENCHMARKS



ImageNet

The ImageNet dataset contains 14,197,122 annotated images according to the WordNet hierarchy. Since 2010 the dataset is used in the ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge...

10,256 PAPERS • 98 BENCHMARKS



COCO (Microsoft Common Objects in Context)

The MS COCO (Microsoft Common Objects in Context) dataset is a large-scale object detection, segmentation, key-point detection, and captioning dataset. The dataset consists of 328K...

7,315 PAPERS • 80 BENCHMARKS



MNIST

The MNIST database (Modified National Institute of Standards and Technology database) is a large collection of handwritten digits. It has a training set of 60,000 examples, and a test set of...

5,980 PAPERS • 50 BENCHMARKS



CIFAR-100

The CIFAR-100 dataset (Canadian Institute for Advanced Research, 100 classes) is a subset of the Tiny Images dataset and consists of 60000 32x32 color images. The 100 classes in the...

5,434 PAPERS • 44 BENCHMARKS



Cityscapes

Fakultät für Informatik und Ingenieurwissenschaften - Institut für Informatik

≡ Google Scholar

Artikel

Beliebige Zeit
Seit 2021
Seit 2020
Seit 2017
Zeitraum wählen...

Nach Relevanz sortieren
Nach Datum sortieren

Beliebige Sprache
Seiten auf Deutsch

Alle Typen
 Patente einschließen
 Zitate einschließen
Übersichtsarbeiten

Alert erstellen

federated learning

Ungefähr 8.970 Ergebnisse (0,05 Sek.)

[HTML] Federated learning for healthcare informatics
J Xu, BS Glicksberg, C Su, P Walker, J Bian ... - Journal of Healthcare ..., 2021 - Springer
With the rapid development of computer software and hardware technologies, more and more healthcare data are becoming readily available from clinical institutions, patients, insurance companies, and pharmaceutical industries, among others. This access provides ...
☆ 99 Zitiert von: 121 Ähnliche Artikel Alle 7 Versionen

[HTML] springer.com [PDF] ieee.org

Secureboost: A lossless federated learning framework
K Cheng, T Fan, Y Jin, Y Liu, T Chen ... - IEEE Intelligent ..., 2021 - ieexplore.ieee.org
The protection of user privacy is an important concern in machine learning, as evidenced by the rolling out of the General Data Protection Regulation (GDPR) in the European Union (EU) in May 2018. The GDPR is designed to give users more control over their personal ...
☆ 99 Zitiert von: 142 Ähnliche Artikel Alle 9 Versionen

[PDF] ieee.org [PDF] mlr.press

Ditto: Fair and robust federated learning through personalization
T Li, S Hu, A Beirami, V Smith - ... on Machine Learning, 2021 - proceedings.mlr.press
Fairness and robustness are two important concerns for federated learning systems. In this work, we identify that robustness to data and model poisoning attacks and fairness, measured as the uniformity of performance across devices, are competing constraints in ...
☆ 99 Zitiert von: 12 Ähnliche Artikel Alle 3 Versionen

[PDF] weizmann.ac.il

Communication-efficient federated learning
M Chen, N Shlezinger, HV Poor ... - Proceedings of the ..., 2021 - National Acad Sciences
Federated learning (FL) enables edge devices, such as Internet of Things devices (eg, sensors), servers, and institutions (eg, hospitals), to collaboratively train a machine learning (ML) model without sharing their private data. FL requires devices to exchange their ML ...
☆ 99 Zitiert von: 13 Ähnliche Artikel Alle 6 Versionen

[PDF] weizmann.ac.il

 **SEMANTIC SCHOLAR**
A free, AI-powered research tool for scientific literature

Search 211,634,114 papers from all fields of science

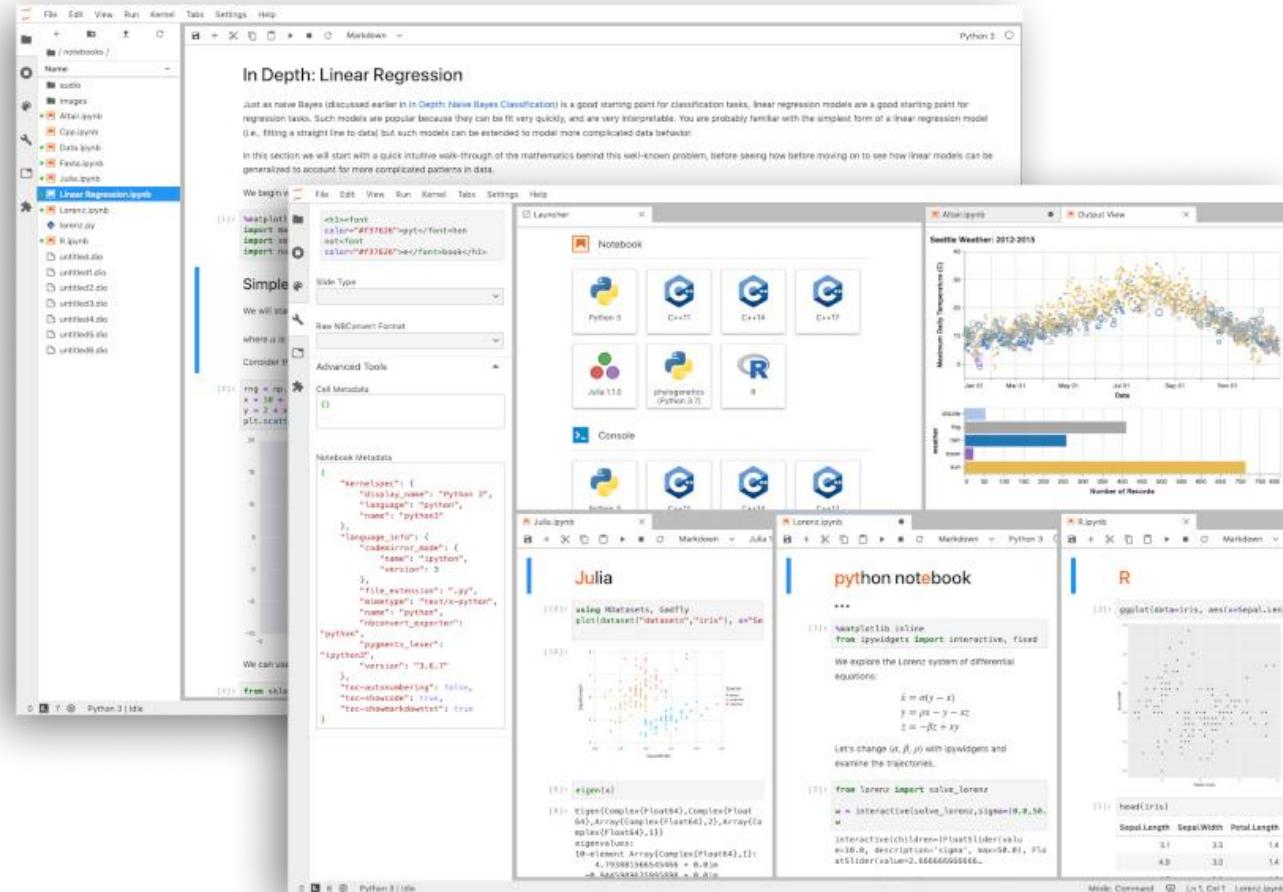
Try: G. Lang Farmer • Vikings • Brownian Motion

Search 

Hausaufgabe

- Lokale Installation:
 - Anaconda (oder Miniconda),
<https://www.anaconda.com/products/individual>
 - Enthält Python und viele Standard Bibliotheken
 - Jupyter Notebook oder Jupyter Lab
 - Pandas, Scikit-learn, Matplotlib
 - Später: TensorFlow
 - environment.yml in ILU

- Cloud Umgebung:
 - Google Colab



Nächste Vorlesung und Fragen

- Ein Machine Learning Projekt von A bis Z
- Fragen?