



Ostbayerische Technische Hochschule  
Amberg-Weiden

# Machine Learning

Prof. Dr. Fabian Brunner

<fa.brunner@oth-aw.de>


Amberg, 2. Oktober 2023





- 4 SWS Vorlesung mit integrierten (Programmier-)Übungen
- Programmierübungen in der Sprache Python
- Vorlesungsfolien über Moodle verfügbar (ggf. zeitversetzt)
- Einschreibeschlüssel: mal2023
- Prüfung: Studienarbeit (Realisierung eines ML-Projekts in Python)

 C.M. Bishop.  
*Pattern Recognition and Machine Learning.*  
Information Science and Statistics. Springer New York, 2016.

 A. Burkov.  
*Machine Learning kompakt: Alles, was Sie wissen müssen.*  
mitp Professional. mitp-Verlag, 2019.

 B. Klein.  
*Einführung in Python 3: Für Ein- und Umsteiger.*  
Carl Hanser Verlag GmbH & Company KG, 2017.

 W. McKinney.  
*Datenanalyse mit Python: Auswertung von Daten mit Pandas, NumPy und IPython.*  
O'Reilly, 2018.

-  A.C. Müller, S. Guido, and K. Rother.  
*Einführung in Machine Learning mit Python: Praxiswissen Data Science.*  
O'Reilly, 2017.
-  S. Raschka and V. Mirjalili.  
*Machine Learning mit Python: das Praxis-Handbuch für Data Science, Predictive Analytics und Deep Learning.*  
mitp-Verlag, 2017.
-  J. Watt and R. Borhani and A.K. Katsaggelos  
*Machine Learning Refined: Foundations, Algorithms, and Applications.*  
Cambridge University Press, 2016.
-  O. Zeigermann and C.N. Nguyen.  
*Machine Learning – kurz & gut: Eine Einführung mit Python, Pandas und Scikit-Learn.*  
O'Reilly, 2018.

- Beispiele für den Einsatz von Machine Learning
- Datenvorbereitung
- Verfahren des Supervised Learning
  - ▶ Regressionsanalyse
  - ▶ Klassifizierung
- Verfahren des Unsupervised Learning
  - ▶ Cluster-Analyse
  - ▶ Dimensionsreduktion durch Hauptkomponentenanalyse
- Ensemble-Methoden
- Beurteilung der Güte von Machine Learning-Verfahren
- Machine Learning mit Python und Scikit-learn
  - ▶ Transformer und Classifier
  - ▶ Verwendung von Pipelines
  - ▶ Kreuzvalidierung
  - ▶ Hyperparameter-Optimierung durch Rastersuche

# Das wollen wir in dieser Vorlesung lernen...

- Anwendungsszenarien von Machine Learning-Verfahren kennen
- Unterschied zwischen Supervised, Unsupervised und Reinforcement Learning kennen und erläutern können
- Gängige Machine Learning-Methoden kennen und deren Funktionsweise beschreiben können
- Einfache Machine-Learning-Algorithmen „from scratch“ selbst implementieren können
- Qualitätsmaße und Techniken zur Beurteilung der Güte von Machine-Learning-Verfahren kennen und anwenden können
- Strategien zur Optimierung von Machine-Learning-Algorithmen kennen, auswählen und praktisch anwenden können.
- Geeignete Machine-Learning-Modelle für eine gegebene Problemstellung auswählen und in Python realisieren können

## Programmierkenntnisse

- Objektorientierte Programmierung
- Python-Bibliotheken: pandas, numpy, matplotlib

## Algorithmen

- Algorithmen und deren Komplexität
- Datenstrukturen, z.B. Baumstrukturen, Heap, ...
- Rekursion

## Mathematik

- Grundkenntnisse der Stochastik und Statistik
- Lineare Algebra
- Analysis

# Maschine schlägt Mensch - Meilensteine

*Basierend auf Machine Learning,  
insb. tiefe neuronale Netze,  
Kombination verschiedener Lernarten  
(supervised, reinforcement, MCTS)*



AlphaGo besiegt LeeSedol  
(2016)

*Massives Information Retrieval (vier  
Terabyte an strukturierten und  
unstrukturierten Daten), kaum  
„Lernen“.*



Watson gewinnt Jeopardy (2011)



Deep Blue schlägt Garry Kasparow (1997)

*Brute force computing power (massiv paralleles System,  
Auswertung von mehr als 200 Mio. Positionen pro Sekunde),  
systematische Suche, strukturierte Domäne.*



# Maschine schlägt Mensch - Meilensteine



*Algorithmics  
+ programming*

Deep Blue schlägt Garry Kasparow (1997)



Watson gewinnt Jeopardy (2011)

*Knowledge  
+ retrieval*

*Data  
+ Learning*



AlphaGo besiegt LeeSedol  
(2016)

## Was bedeutet Lernen beim Menschen?

## Was bedeutet Lernen beim Menschen?

- Erwerb von Fähigkeiten und Wissen
- Veränderung des Verhaltens (z.B. Anpassung an Umwelt)

## Wie lernen wir Menschen?

## Was bedeutet Lernen beim Menschen?

- Erwerb von Fähigkeiten und Wissen
- Veränderung des Verhaltens (z.B. Anpassung an Umwelt)

## Wie lernen wir Menschen?

- Beobachtung und Erfahrung
- Auswendiglernen
- Logisches Schließen
- Kategorisierung, Begriffsbildung
- Entwicklung von Gesetzmäßigkeiten und Theorien



Bildquelle:  
<https://www.scm-blog.de/2015/11/wir-lernen-das/>

## Wie lernen Maschinen?

- „Lernen“ bei Maschinen bedeutet, Funktionen basierend auf Daten zu approximieren.
- Diese Funktionen sollen ein gewünschtes Ergebnis liefern, wenn man sie auf die Trainingsdaten anwendet.
- Dies ermöglicht teilweise extreme Leistungen in klar abgesteckten Domänen.

## Ist das Lernen?

- Es kann nur das gelernt werden, was in den Daten steckt.
- Die Maschine kann nicht verallgemeinern oder kreativ sein und erreicht (noch) nicht menschliche Vielfalt.
- Machine Learning ist daher kein Lernen im klassischen Sinn, sondern eine Analogie zum Lernen von Lebewesen.

## Charakteristika des Maschinellen Lernens:

- Keine explizite Programmierung von Algorithmen
- Maschine eignet sich anhand von Daten und vorgegebenen Erfolgskriterien selbst an, wie eine Aufgabe zu erledigen ist.

### Definition von Arthur L. Samuel, 1959

*„Machine Learning is the field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed.“*

## Charakteristika des Maschinellen Lernens:

- Keine explizite Programmierung von Algorithmen
- Maschine eignet sich anhand von Daten und vorgegebenen Erfolgskriterien selbst an, wie eine Aufgabe zu erledigen ist.

### Definition von Arthur L. Samuel, 1959

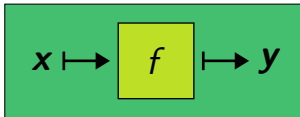
*„Machine Learning is the field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed.“*

### Definition von Tom Mitchell, 1998

*„A computer program is said to learn from experience  $E$  with respect to some class of tasks  $T$  and performance measure  $P$ , if its performance at tasks in  $T$ , as measured by  $P$ , improves with experience  $E$ .“*

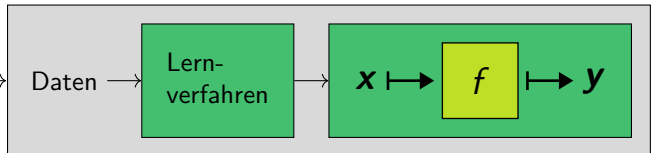
## Klassischer Programmieransatz

Schreibe ein anweisungsbasiertes Programm, das eine Eingabe  $x$  in eine Ausgabe  $y$  überführt.

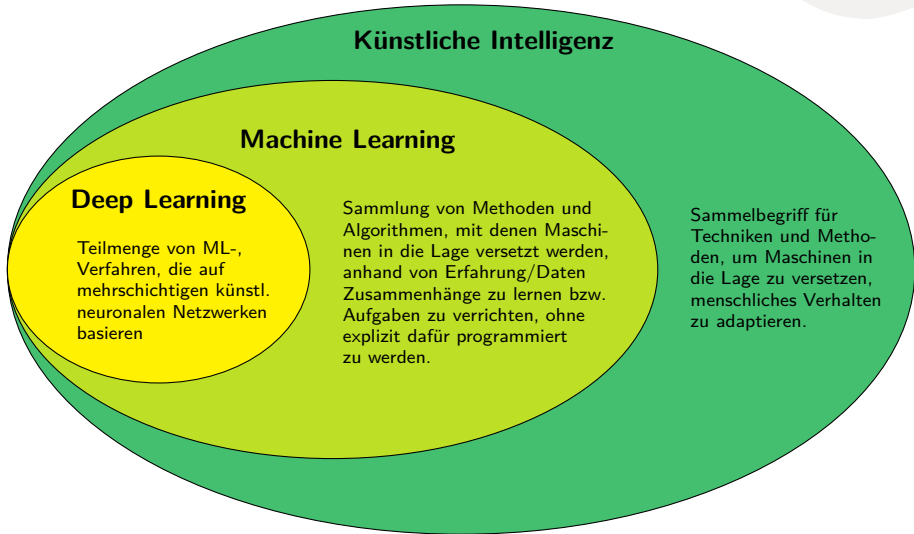


## Ansatz beim Machine Learning

Anwendung eines Lernverfahrens, damit der Rechner die Beziehung zwischen  $x$  und  $y$  selbst erlernt/approximiert.



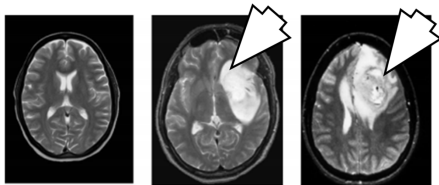




Methoden des Machine Learning werden bereits heute in vielen Bereichen erfolgreich eingesetzt. Einige beispielhafte Anwendungen sind:

- Automatisches Übersetzen
- Suchmaschinen
- Spam-Filter
- Empfehlungsdienste, personalisierte Werbung
- Gesichtserkennung
- OCR
- Tumorklassifikation
- Autonomes Fahren
- Bonitätsprüfung
- Aufdecken von Kreditkartenbetrug

- Ziel: automatische Klassifikation von Hirntumoren anhand von MRT-Aufnahmen
- Machine-Learning basierte Ansätze erreichen bis zu 98% Genauigkeit.<sup>1</sup>

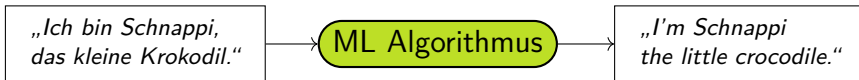


**Abbildung:** Links: gesundes Gehirn; Mitte: gutartiger Hirntumor; Rechts: bösartiger Hirntumor

---

<sup>1</sup><https://doi.org/10.1080/03091900701455524>.

- Gegenstand der Computerlinguistik und des Natural Language Processing
- Ziel: automatische Übersetzung von Texten aus einer Sprache in eine Zielsprache.
- Verfahren basierend auf Deep Learning („Neural Machine Translation“) sind konventionellen Ansätzen inzwischen deutlich überlegen.
- Herausforderungen: große Datenmengen, verschiedene Kontexte, selten vorkommende Wörter, lange Sätze



# Beispiel: „Visual Inspection“ in Produktions- und Fertigungsprozessen

- Bildbasierte maschinelle Erkennung und Klassifizierung von Defekten in gefertigten Produkten mit Hilfe von Verfahren des maschinellen Lernens, insb. des Deep Learning
- ML-Algorithmus lernt anhand von Beispielen, wodurch sich ein Defekt auszeichnet, wie er sich manifestiert und wie man ihn erkennt.
- Schneller, günstiger und weniger fehleranfällig als die manuelle Inspektion



Bildquelle:  
<https://nanonets.com/blog/ai-visual-inspection/>

## Aufgabenstellungen:

- Lokalisierung, Mapping, Routenplanung
- Monitoring der Fahrzeugumgebung (z.B. Erkennung und Klassifikation von Verkehrsschildern, Straßenverhältnissen, anderen Verkehrsteilnehmern etc.)
- Vorhersage und Anpassung an die aktuelle Verkehrssituation
- Fahrerzustandserkennung



Bildquelle: Tesla

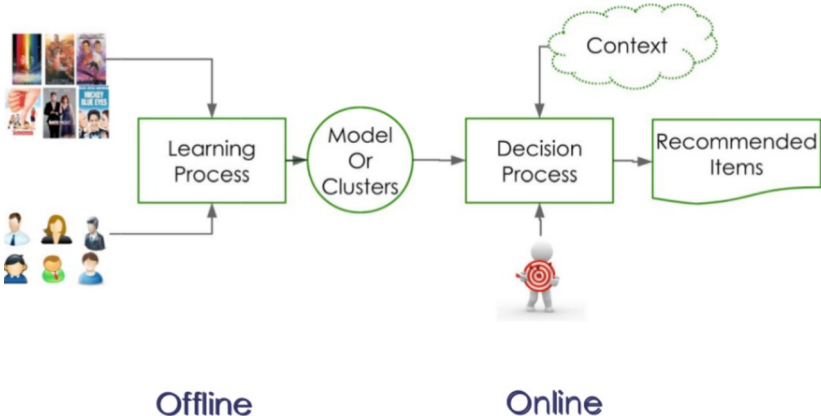
## Aufgabenstellungen:

- Berechnung von Produktaffinitäten und Vorhersage von Kaufwahrscheinlichkeiten
- Identifizierung und Charakterisierung von Kundentypen
- Erstellung individueller Kaufempfehlungen
- Versand personalisierter Werbung
- Optimierung von Marketing-Kampagnen

## Ansätze:

- Modellierung des Zusammenhangs zwischen Kundenattributen und Kaufverhalten anhand historischer Daten
- Ableiten von Affinitätsscores für einzelne Produkte
- Ermittlung von Kundengruppen durch Clustering

# Beispiel: Empfehlungsdienste



**NETFLIX**

Xavier Amatriain – July 2014 – Recommender Systems



## Zielsetzung

- Prognose der verbleibenden Lebensdauer von Maschinen, Systemen, Bauteilen etc.
- Prognose von Ausfallwahrscheinlichkeiten in bestimmten zeitlichen Perioden basierend auf Daten über den aktuellen Zustand
- Optimierung von Wartungsintervallen
- Vermeidung unvorgesehener Unterbrechungen des Betriebsablaufs



Bildquelle: <https://blog.matthews.com.au/need-know-preventive-maintenance-vs-breakdown-repair/>

# Die drei Arten des Machine Learnings

## Supervised Learning

- Gelabelte Daten
- Direktes Feedback
- Ergebnis/Zukunft vorhersagen

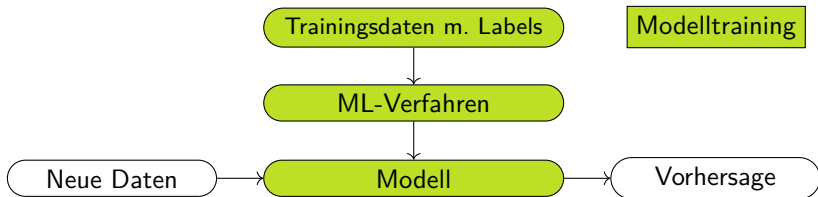
## Unsupervised Learning

- Keine Labels/Ziele
- Kein Feedback
- Verborgene Strukturen in den Daten finden

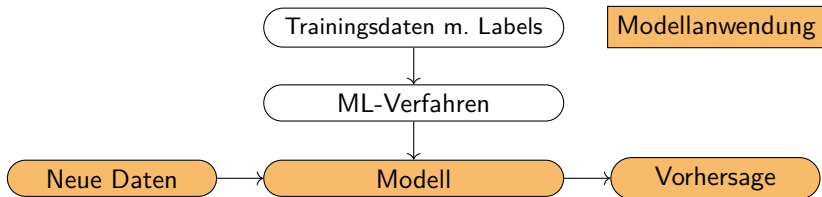
## Reinforcement Learning

- Entscheidungsvorgang
- Belohnungssystem
- Aktionen erlernen

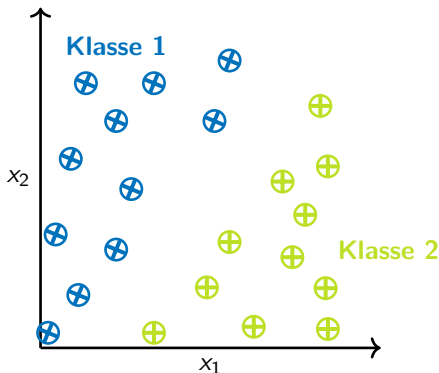
- Modelltraining: erlerne anhand gekennzeichneteter Daten ein Modell
- Modellanwendung: verwende das Modell, um Voraussagen über unbekannte bzw. zukünftige Daten treffen zu können
- Der Begriff „überwacht“ bezieht sich auf die Trainingsdaten, die bereits mit den bekannten erwünschten Ausgabewerten (Labels) gekennzeichnet sind.



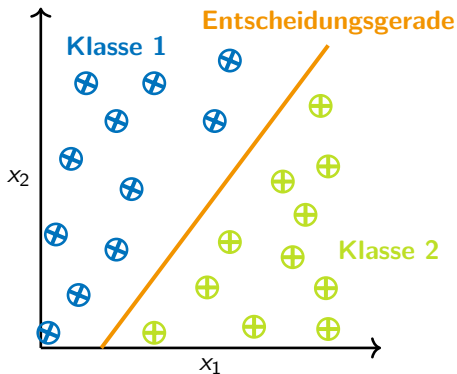
- Modelltraining: erlerne anhand gekennzeichnetter Daten ein Modell
- Modellanwendung: verwende das Modell, um Voraussagen über unbekannte bzw. zukünftige Daten treffen zu können
- Der Begriff „überwacht“ bezieht sich auf die Trainingsdaten, die bereits mit den bekannten erwünschten Ausgabewerten (Labels) gekennzeichnet sind.



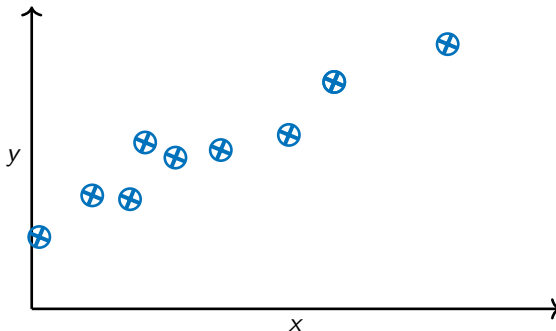
- Zuordnung von Instanzen zu einer von mehreren Klassen
- Das Machine-Learning-Modell leitet aus gegebenen Daten ein Entscheidungskriterium zur Klassifikation ab.
- Beispiel: binäre Klassifikation mit zwei Klassen und linearem Entscheidungskriterium



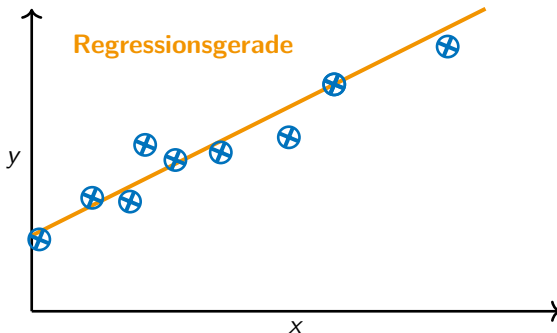
- Zuordnung von Instanzen zu einer von mehreren Klassen
- Das Machine-Learning-Modell leitet aus gegebenen Daten ein Entscheidungskriterium zur Klassifikation ab.
- Beispiel: binäre Klassifikation mit zwei Klassen und linearem Entscheidungskriterium



- Modellierung der Beziehung zwischen einer oder mehrerer Regressorvariablen (auch unabhängige oder erklärende Variable genannt) und einer stetigen Zielvariable.
- Vorhersage neuer Ergebnisse durch Auswertung des Modells
- Beispiel: lineare Regression

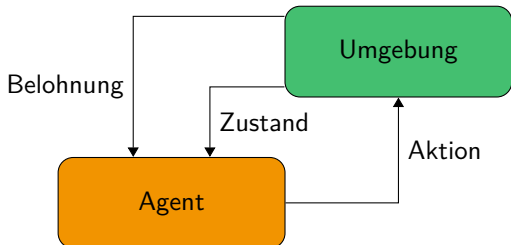


- Modellierung der Beziehung zwischen einer oder mehrerer Regressorvariablen (auch unabhängige oder erklärende Variable genannt) und einer stetigen Zielvariable.
- Vorhersage neuer Ergebnisse durch Auswertung des Modells
- Beispiel: lineare Regression

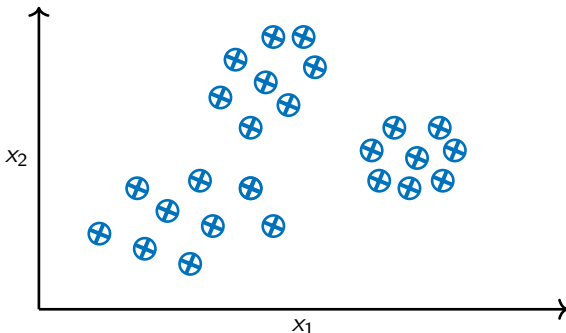




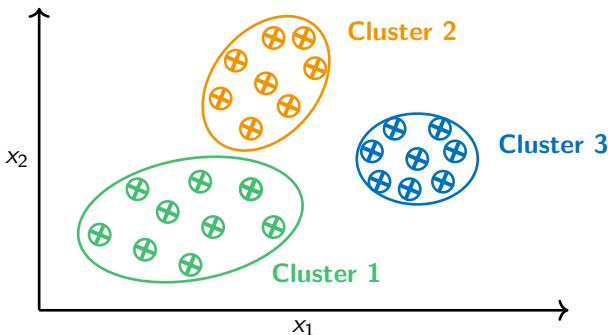
- Entwicklung eines Systems („Agent“), das seine Leistung durch Interaktionen mit seiner Umgebung verbessert.
- Das System erhält Feedback von der Umgebung in Form eines Belohnungssignals.
- Der Agent versucht, solche Aktionen zu finden/zu erlernen, die die Belohnung maximieren.
- Anwendungsgebiete: Spielen, Robotik, Ressourcenverwaltung



- Aufteilung von Information in „sinnvolle“ Untergruppen („Cluster“) ohne a-priori-Kenntnis über Gruppenzugehörigkeit
- Jede Gruppe soll möglichst homogen sein und sich möglichst stark von den anderen Gruppen unterscheiden.
- Anwendungsbeispiel: Identifizierung von Kundengruppen im Marketing



- Aufteilung von Information in „sinnvolle“ Untergruppen („Cluster“) ohne a-priori-Kenntnis über Gruppenzugehörigkeit
- Jede Gruppe soll möglichst homogen sein und sich möglichst stark von den anderen Gruppen unterscheiden.
- Anwendungsbeispiel: Identifizierung von Kundengruppen im Marketing



## Ziele der Dimensionsreduktion

- Datenkompression
- Reduzierung von Rauschen
- Featureextraktion
- Generierung von unkorrelierten Features mit möglichst großer Varianz.