

DATA SCIENCE 1

VORLESUNG 1 - EINFÜHRUNG

PROF. DR. CHRISTIAN BOCKERMANN

HOCHSCHULE BOCHUM

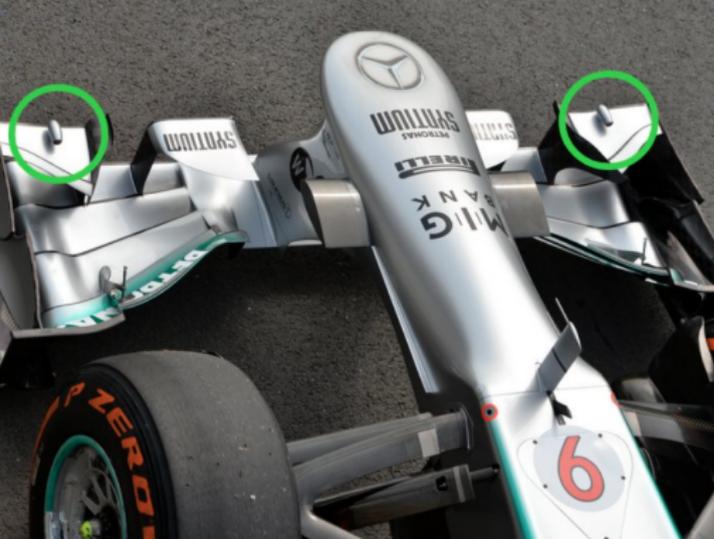
WINTERSEMESTER 2025/2026

- 1 Was ist Data Science?
- 2 Maschinelles Lernen + CRSIP-DM
- 3 Software und Tools
- 4 Zusammenfassung





Data Science?



- 240 Sensoren, teilw. hohe Sampling Raten
- ATLAS Funksystem für Echtzeitdaten
 - Regelüberwachung (FIA)
 - Datenanalyse der Rennställe (Echtzeit)
- > 2 GB Daten pro Auto *pro Runde*

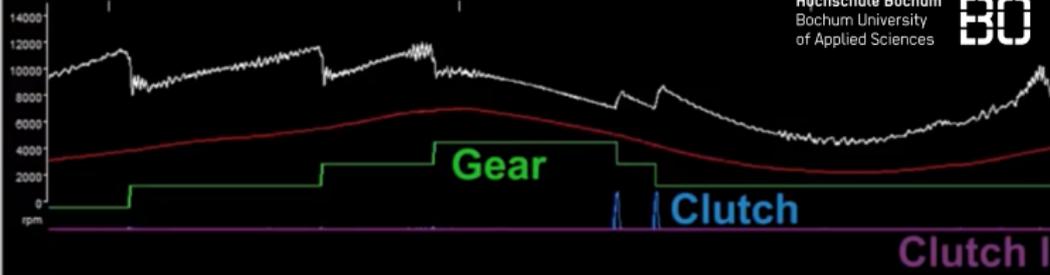
- 240 Sensoren, teilw. hohe Sampling Raten
- ATLAS Funksystem für Echtzeitdaten
 - Regelüberwachung (FIA)
 - Datenanalyse der Rennställe (Echtzeit)
- > 2 GB Daten pro Auto *pro Runde*

- Vorhersage: Reifen / Material-Ermüdung
- Erkennung von Leistungsverlust
- Optimierung durch Echtzeitanalyse!

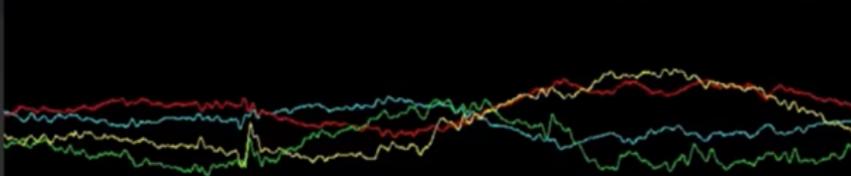


7430rpm
 102.3kph
 3
 -0.000mm
 0.0%
 846rpm
 839rpm
 855rpm
 840rpm
 -4.23mm
 3.77mm
 -7.24°
 0.32°
 -14.83°
 22.90%
 -0.02bar
 NO

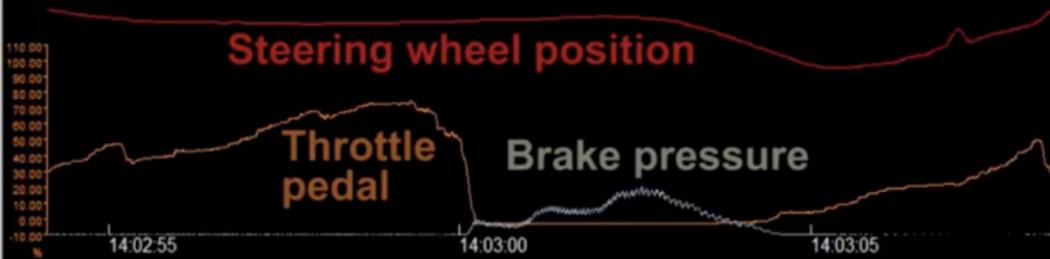
14.03.11./58

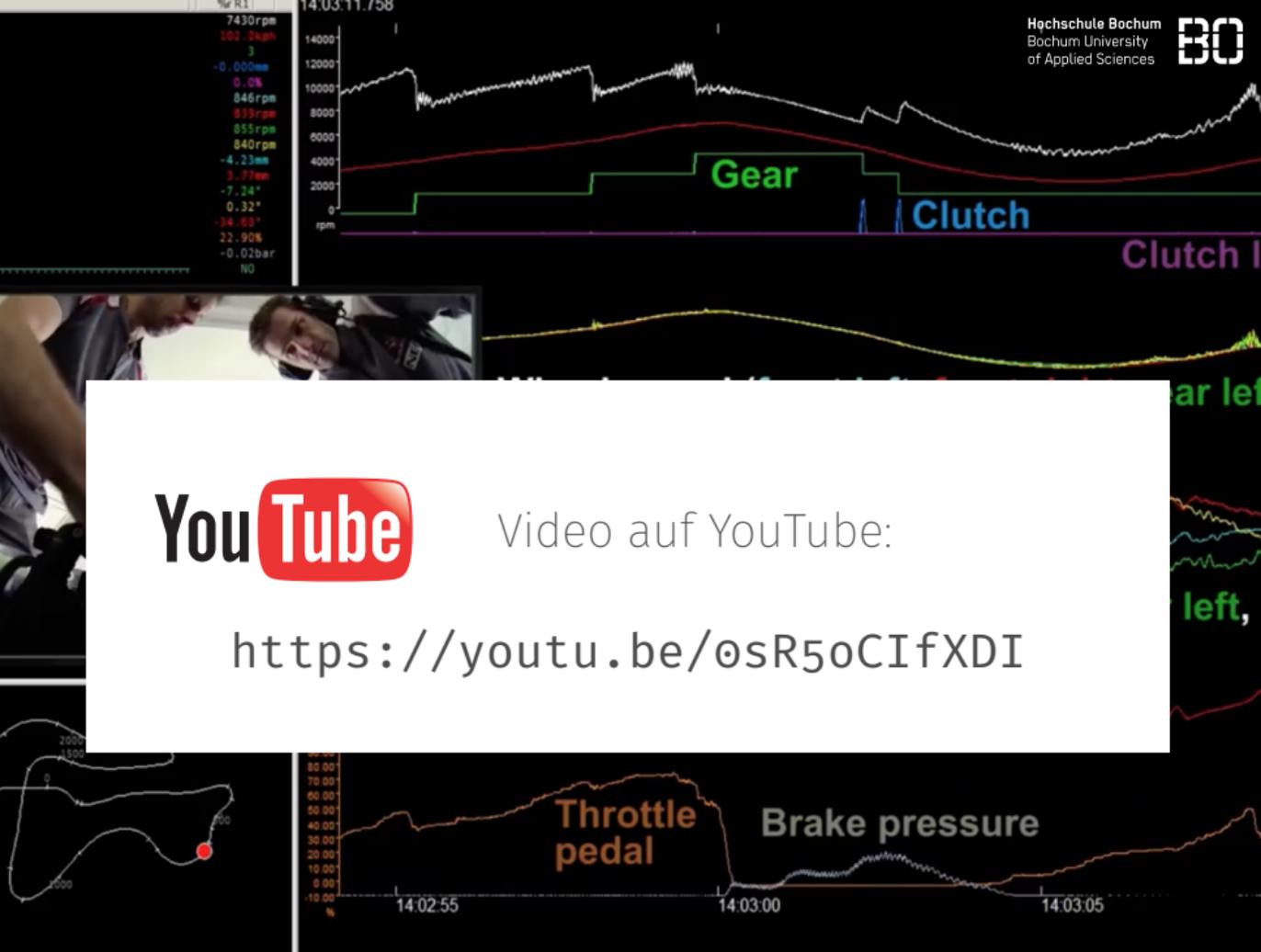


Wheel speed (front left, front right, rear left, rear right)



Dampers (front left, front right, rear left, rear right)





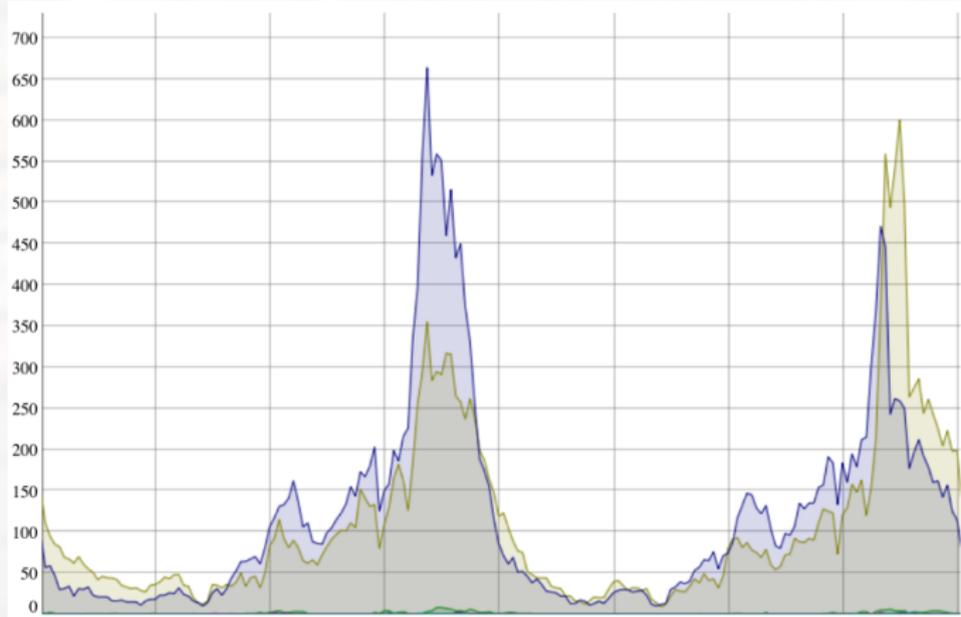
Video auf YouTube:

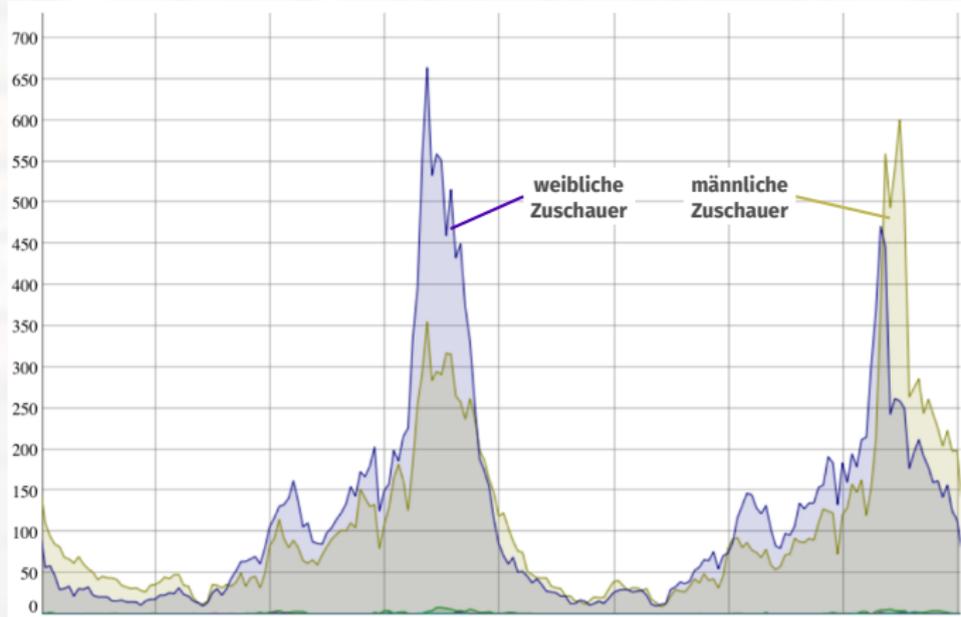
<https://youtu.be/0sR5oCI fXDI>

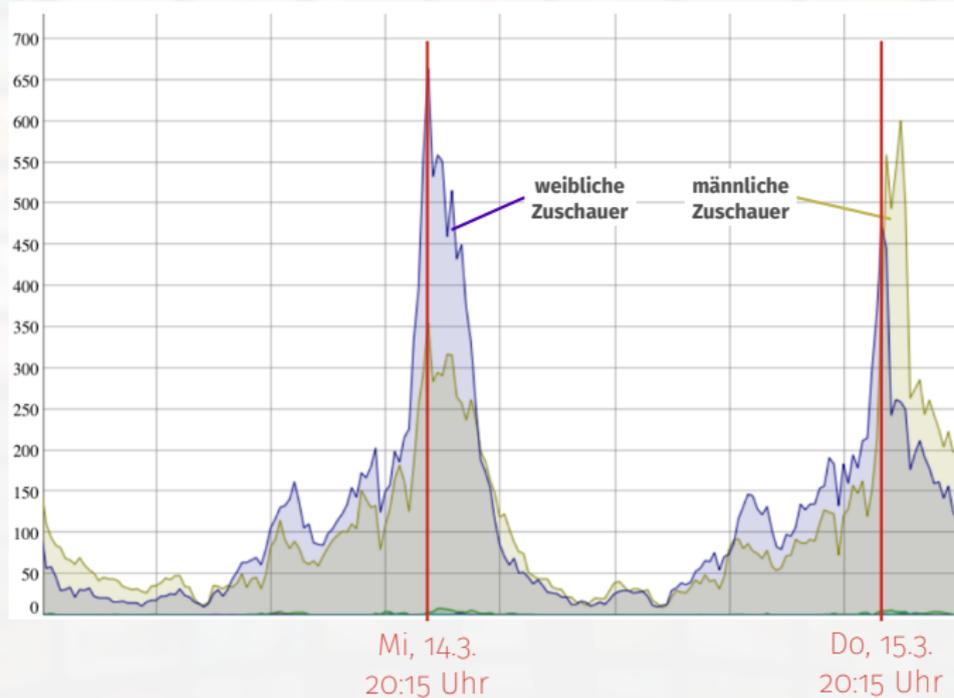


A silhouette of a person in a suit stands in the center, holding a smartphone up to take a picture. The background is a large wall composed of many small, square video screens, each displaying a different, colorful image. The overall scene is dimly lit, with the screens providing the primary light source.

Data Science?









A young woman with long brown hair, wearing a light green jacket over a blue polka-dot top, is standing in a supermarket aisle. She is holding a white smartphone in her right hand and a brown paper bag in her left hand, looking at the phone. She has a brown shoulder bag and is pushing a metal shopping cart. The background shows shelves stocked with various products, including orange and red packages. A dark semi-transparent banner is overlaid at the bottom of the image.

Künstliche Intelligenz?

- Klassische Warenkorbanalyse: Was wird zusammen gekauft?
- Echtzeiterkennung: Wieviel Kunden im Laden?
- Beacon-Technik: Wo halten sich welche Kunden auf?
- Cross-Channel: Welche Interessen haben die Kunden? (Kundenkarten)

hugo boss bottled - Google-Su x +

← → ↻ 🏠 🔒 https://www.google.com/search?q=hugo+boss+bottled&oq=hugo+boss+... 🔍 ☆ 📱 📺 🗄️ 📄 ⓘ | 🌐 🔄

Google hugo boss bottled 🔊 🔍

Alle Shopping Bilder Videos News Mehr Einstellungen Tools

Ungefähr 6.320.000 Ergebnisse (0,47 Sekunden)

Wieviel € bieten Sie für Platz 1?

Hugo Boss bei Douglas | 2 Gratis-Proben Ihrer Wahl | douglas.de
[Anzeige](#) www.douglas.de/Hugo-Boss ▼
4,7 ★★★★★ Bewertung für douglas.de
Versandkostenfrei ab 25€ / Gratis Geschenkverpackung / Beauty Card Prämien. Gratis-Versand ab 25€. 2 Gratis-Proben. Kauf auf Rechnung. Über 40.000 Markenartikel. 1-3 Tage Lieferzeit.
Dauerhaft reduziert % - Douglas Collection: -20% · Happy Women's Day · Douglas Beauty Card

Hugo Boss Bottled Parfum kaufen » bis zu -58% sparen
[Anzeige](#) www.easycosmetic.de/ ▼
Markenkosmetik reduziert & schnell · Trusted-Shops Garantie · Retour gratis

Boss Bottled für Herren bei Flaconi kaufen - flaconi.de
[Anzeige](#) www.flaconi.de/ ▼
Schnelle Lieferung in 1-2 Tagen. Jetzt bestellen und zwei Gratisproben sichern! Kauf auf Rechnung.

Boss Bottled Eau de Toilette ...
4,8 ★★★★★ (5745) 

Einkaufen Anzeigen

200 ml ▼

64,95 € · Douglas.de · Von Adference Shopping
32,48 € / 100 ml, versand gratis

64,95 € · Flaconi.de · Von Google
32,48 € / 100 ml, versand gratis

39,99 € · Sephora.de · Von Google
Versand gratis

53,99 € · easycosmetic.DE · Von Google
27,00 € / 100 ml, +3,99 € versand

Was wissen wir über die Besucher/Kunden?

# 12 M	€ 12 M	Class	Budget
4	948.33	High	10 €
3	402.25	Mid	5 €
5	1210.89	High	20 €
4	423.43	Mid	5 €
1	89.99	Low	0 €
1	125.37	Low	0 €

Was wissen wir über die Besucher/Kunden?

# 12 M	€ 12 M	Class	Budget	Schoki
4	948.33	High	10 €	X
3	402.25	Mid	5 €	
5	1210.89	High	20 €	X
4	423.43	Mid	5 €	X
1	89.99	Low	0 €	
1	125.37	Low	0 €	



Was wissen wir über die Besucher/Kunden?

# 12 M	€ 12 M	Class	Budget
4	948.33	High	10 €
3	402.25	Mid	5 €
5	1210.89	High	20 €
4	423.43	Mid	5 €
1	89.99	Low	0 €
1	125.37	Low	0 €

Schoki	Katzen
X	X
X	X
X	X
	X
	X

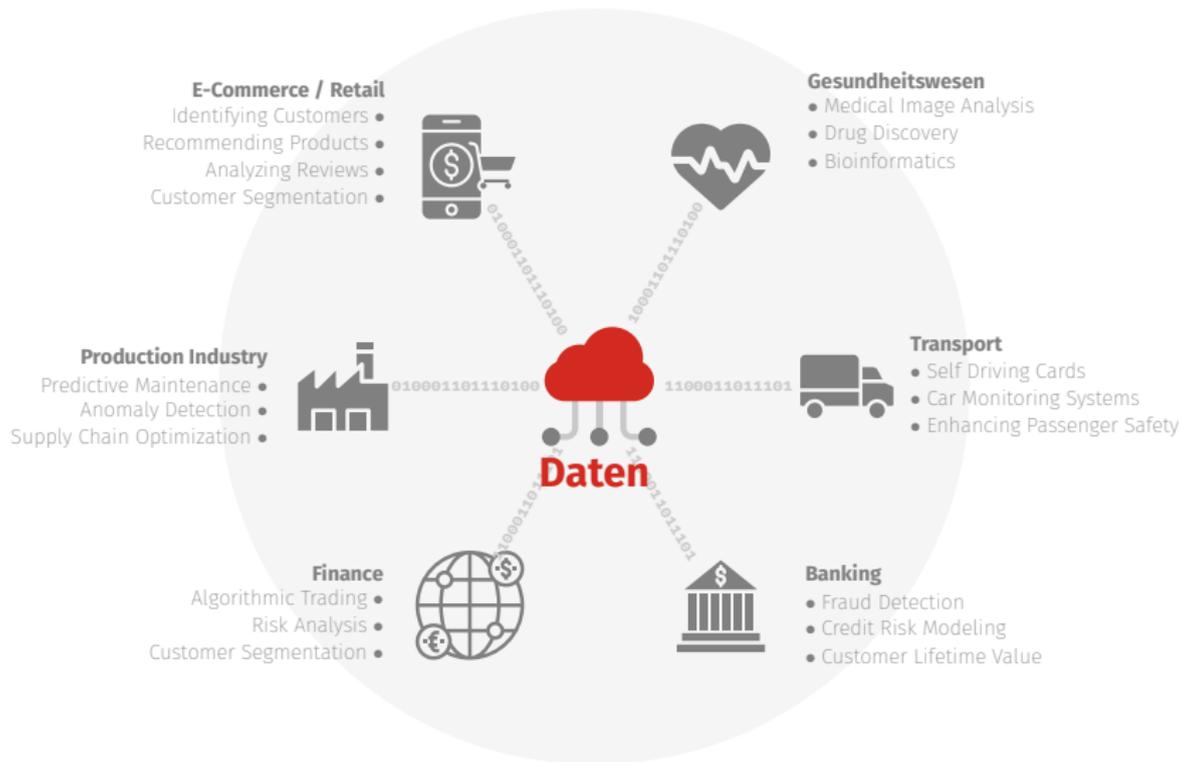


Was wissen wir über die Besucher/Kunden?

# 12 M	€ 12 M	Class	Budget
4	948.33	High	10 €
3	402.25	Mid	5 €
5	1210.89	High	20 €
4	423.43	Mid	5 €
1	89.99	Low	0 €
1	125.37	Low	0 €

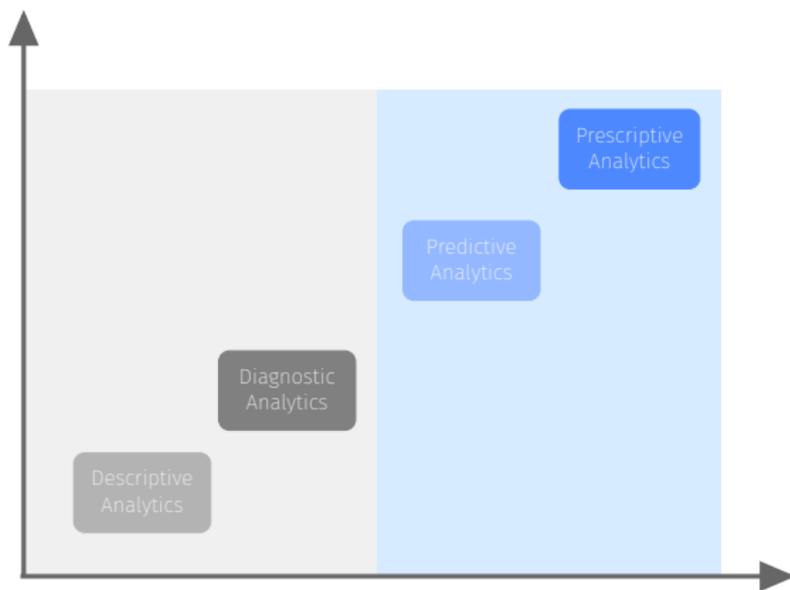
Schoki	Katzen	Hugo B
X	X	X
		X
X	X	X
X	X	X
	X	
	X	



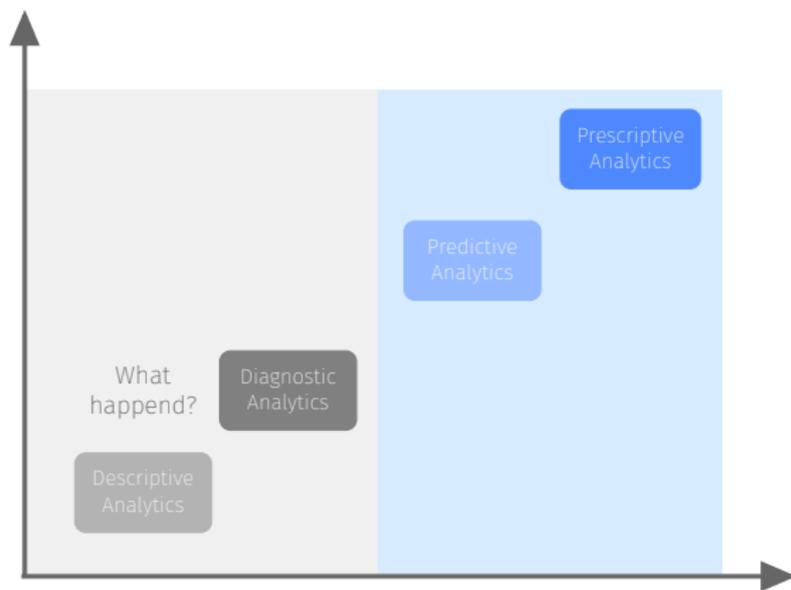




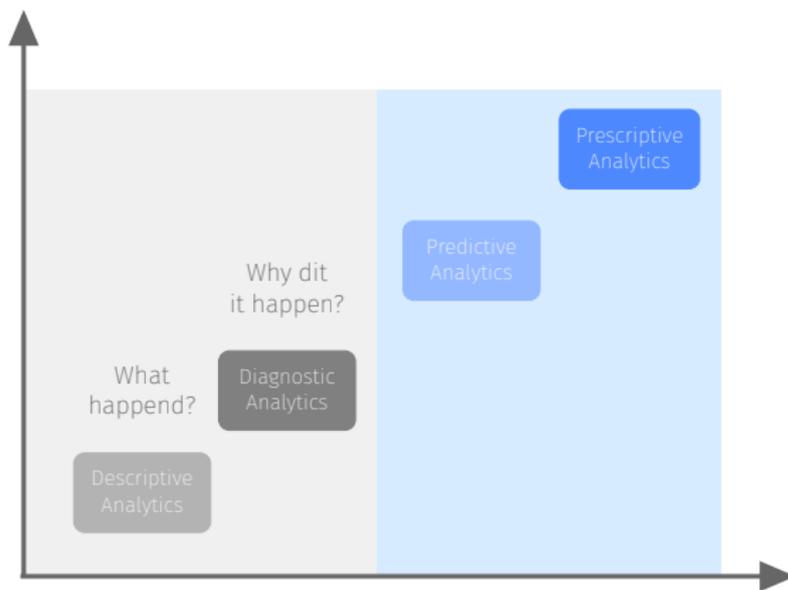
Data Science bzw. *Advanced Analytics* als Weiterentwicklung von *Business Intelligence*



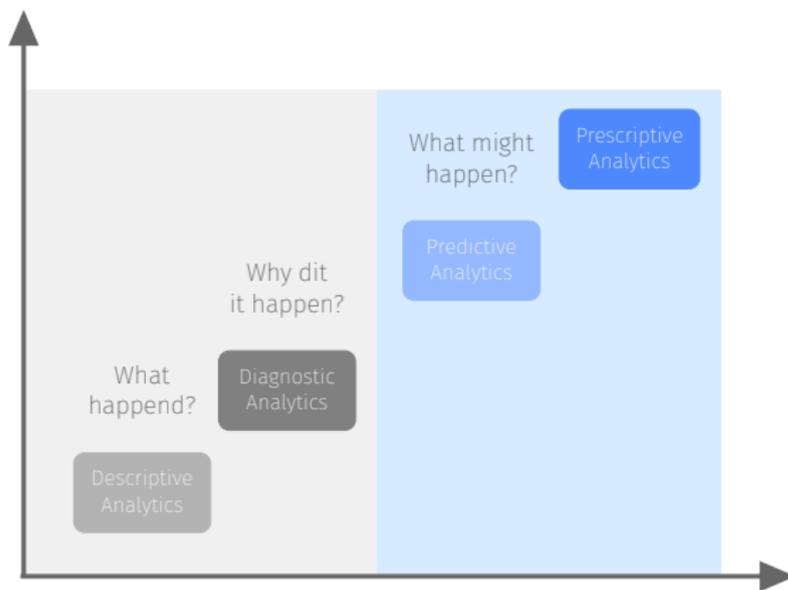
Data Science bzw. *Advanced Analytics* als Weiterentwicklung von *Business Intelligence*



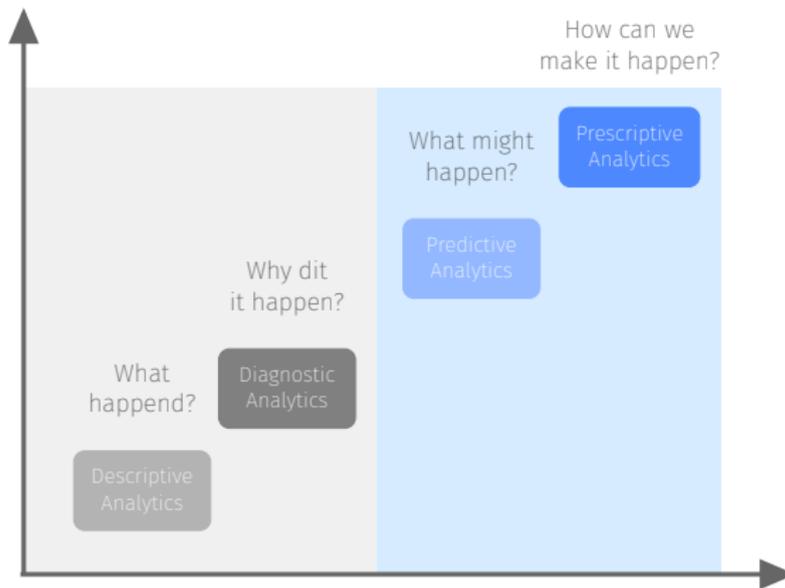
Data Science bzw. *Advanced Analytics* als Weiterentwicklung von *Business Intelligence*



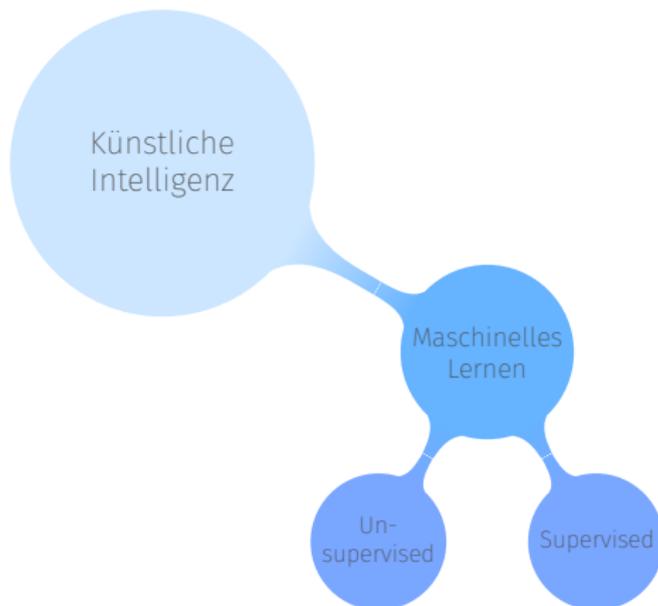
Data Science bzw. *Advanced Analytics* als Weiterentwicklung von *Business Intelligence*



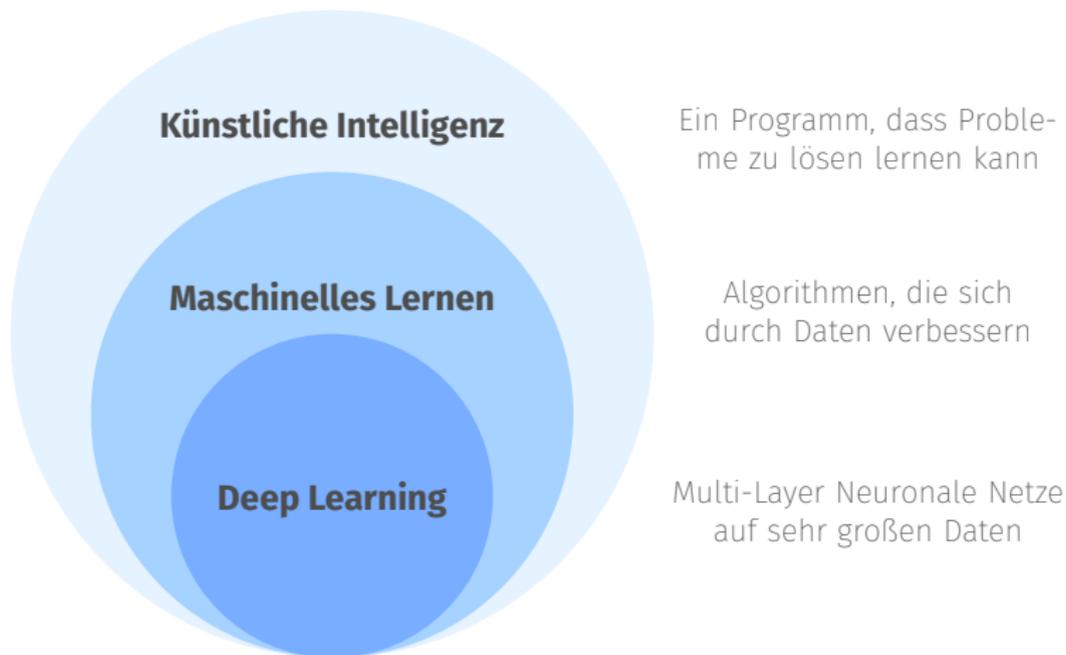
Data Science bzw. *Advanced Analytics* als Weiterentwicklung von *Business Intelligence*



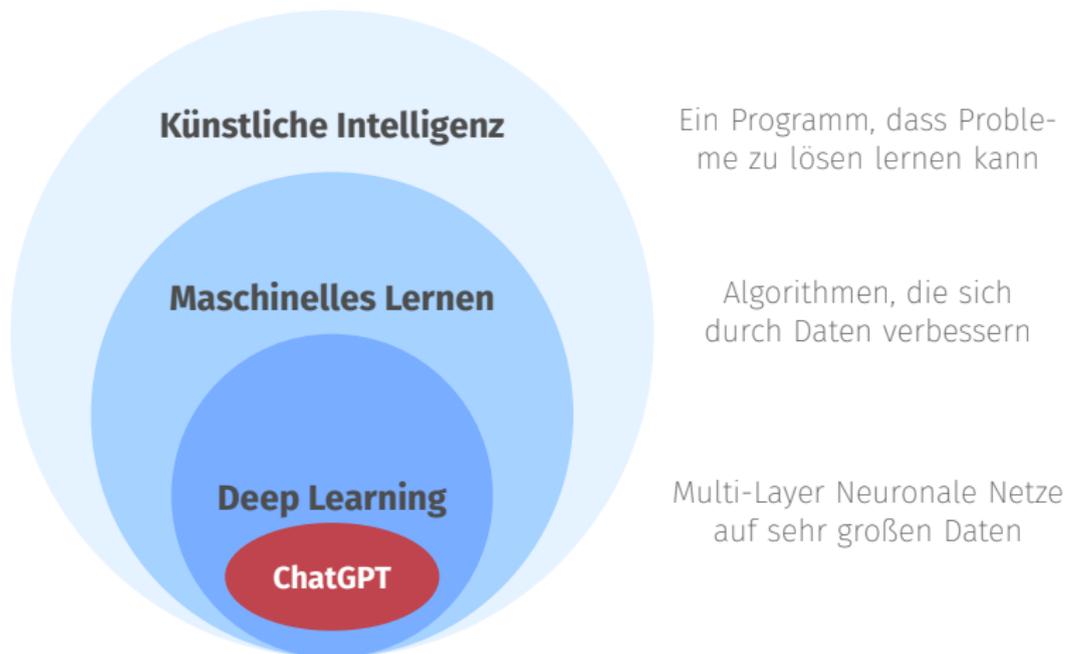
Maschinelles Lernen ist Teilgebiet der künstlichen Intelligenz



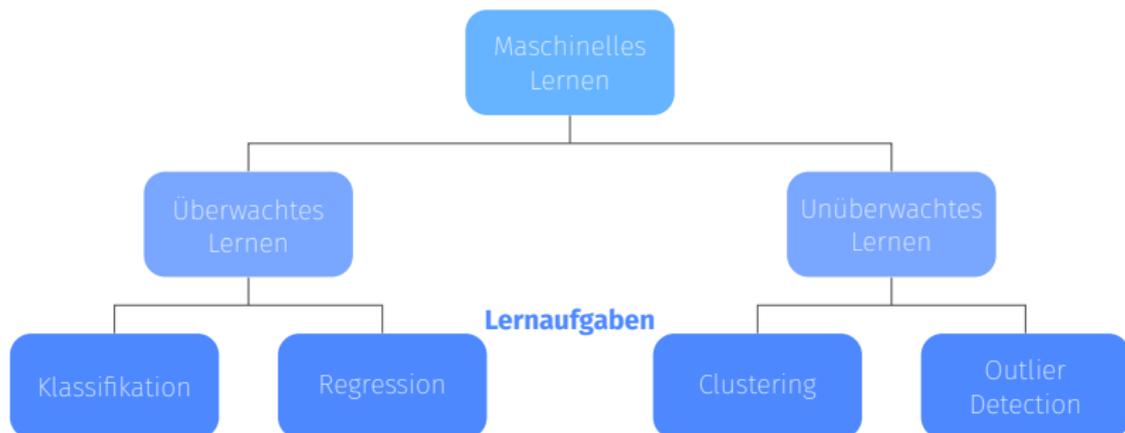
Wo ist ChatGPT?



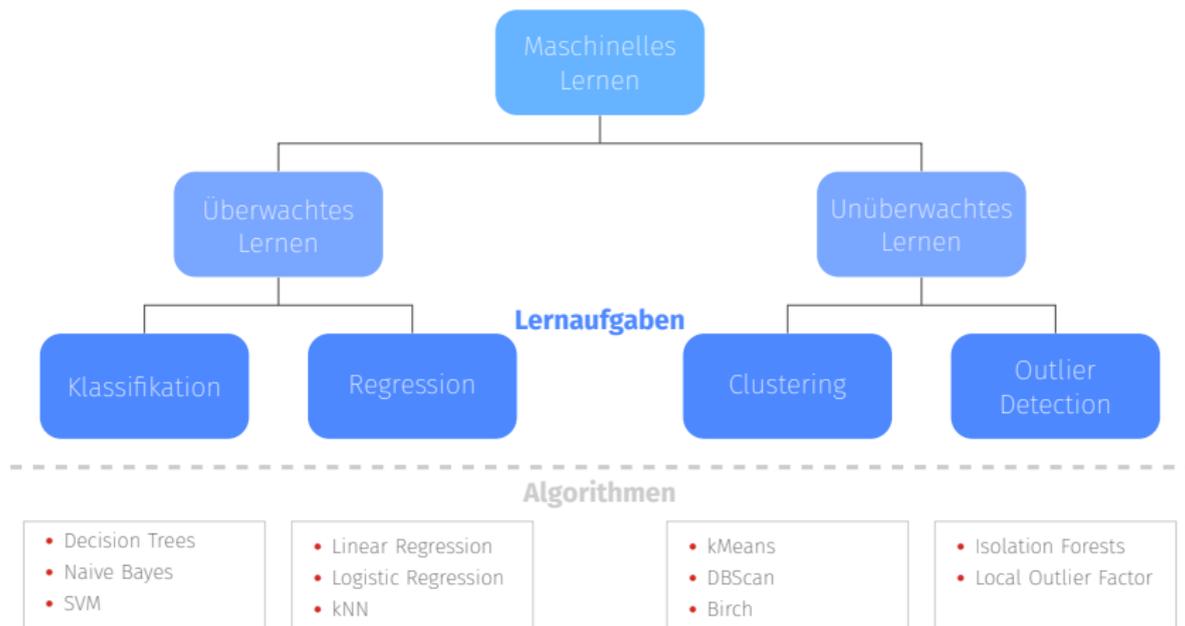
Wo ist ChatGPT?



Maschinelles Lernen ist Teilgebiet der künstlichen Intelligenz



Maschinelles Lernen ist Teilgebiet der künstlichen Intelligenz



Lernaufgaben definieren Ein- und Ausgabe, sowie das Ziel der Modellierung, z.B.

“Entscheide für einen Text \mathbf{x} ob er zur Klasse *Spam* oder zur Klasse *KeinSpam* gehört.”

Lernaufgaben definieren Ein- und Ausgabe, sowie das Ziel der Modellierung, z.B.

“Entscheide für einen Text \mathbf{x} ob er zur Klasse *Spam* oder zur Klasse *KeinSpam* gehört.”

Eingabedaten werden typischerweise in einen **Merkmalsraum** \mathcal{X} der Dimension d abgebildet

$$\mathbf{x} \in \mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}^d$$

Die Ausgabemenge \mathcal{Y} kann eine Menge von Klassen oder eine reelle Zahl sein, z.B.

$$\mathcal{Y} = \{\text{Spam}, \text{KeinSpam}\}$$

Das Ziel besteht darin, eine Funktion (Modell) $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ zu lernen, mit

$$f(\mathbf{x}) = \begin{cases} +1, & \text{falls } \mathbf{x} \text{ Spam Nachricht} \\ -1, & \text{sonst} \end{cases}$$

Das Ziel besteht darin, eine Funktion (Modell) $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ zu lernen, mit

$$f(\mathbf{x}) = \begin{cases} +1, & \text{falls } \mathbf{x} \text{ Spam Nachricht} \\ -1, & \text{sonst} \end{cases}$$

Bei der **binären Klassifikation** wird häufig $\mathcal{Y} = \{-1, +1\}$ gewählt.

Das Ziel besteht darin, eine Funktion (Modell) $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ zu lernen, mit

$$f(\mathbf{x}) = \begin{cases} +1, & \text{falls } \mathbf{x} \text{ Spam Nachricht} \\ -1, & \text{sonst} \end{cases}$$

Bei der **binären Klassifikation** wird häufig $\mathcal{Y} = \{-1, +1\}$ gewählt.

Für die **Regression** gilt $\mathcal{Y} = \mathbb{R}$.

Lern-Algorithmen erwarten Daten häufig in Form einer Tabelle:

d Merkmale					
ID	a_1	a_2	\dots	a_d	y
1	0	0	\dots	1	-1
2	0	1	\dots	1	+1
3	1	0	\dots	1	-1

Lern-Algorithmen erwarten Daten häufig in Form einer Tabelle:

<i>d</i> Merkmale					
ID	a_1	a_2	...	a_d	y
1	0	0	...	1	-1
2	0	1	...	1	+1
3	1	0	...	1	-1

$$\begin{aligned}\text{Beispiel } \mathbf{x}_2 &= (x_{a_1}, x_{a_2}, \dots, x_{a_d}, y) \\ &= (0, 1, \dots, 1, +1)\end{aligned}$$

Lern-Algorithmen erwarten Daten häufig in Form einer Tabelle:

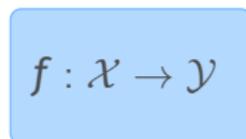
d Merkmale					
ID	a_1	a_2	\dots	a_d	y
1	0	0	\dots	1	-1
2	0	1	\dots	1	+1
3	1	0	\dots	1	-1

$$\begin{aligned}\text{Beispiel } \mathbf{x}_2 &= (x_{a_1}, x_{a_2}, \dots, x_{a_d}, y) \\ &= (0, 1, \dots, 1, +1)\end{aligned}$$

- Beispiele werden auch *examples* oder *instances* genannt
- Merkmale (engl. *features*) werden auch *attributes* oder *Variablen* (Statistik) bezeichnet

a_1	a_2	\dots	a_d	y
0	0	\dots	1	-1
0	1	\dots	1	+1
1	0	\dots	1	-1

Trainingsdaten



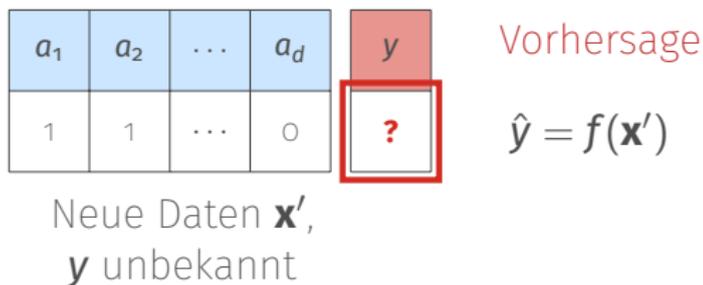
Modell





a_1	a_2	...	a_d	y
1	1	...	0	?

Neue Daten \mathbf{x}' ,
 y unbekannt



Wie kommen wir zu einer Datenanalyse in einem Unternehmen?

- Daten meist in verschiedenen Fachabteilungen verteilt

Wie kommen wir zu einer Datenanalyse in einem Unternehmen?

- Daten meist in verschiedenen Fachabteilungen verteilt
- Unterschiedliche Datenformate / Datenbanken

Wie kommen wir zu einer Datenanalyse in einem Unternehmen?

- Daten meist in verschiedenen Fachabteilungen verteilt
- Unterschiedliche Datenformate / Datenbanken
- verschiedene Granularitäten / unterschiedliche Qualität

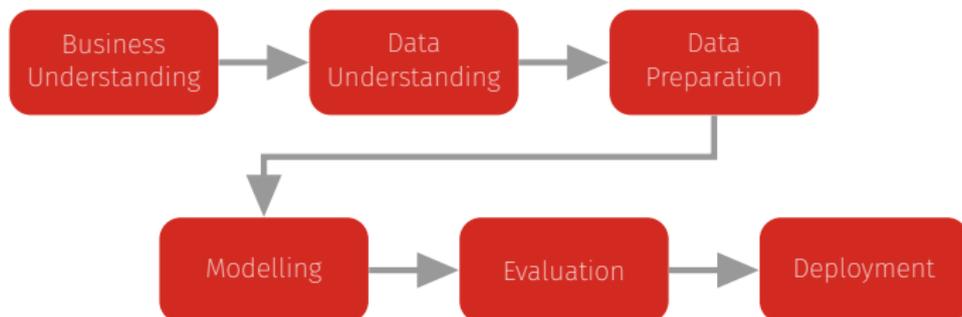
Wie kommen wir zu einer Datenanalyse in einem Unternehmen?

- Daten meist in verschiedenen Fachabteilungen verteilt
- Unterschiedliche Datenformate / Datenbanken
- verschiedene Granularitäten / unterschiedliche Qualität

Standardisierter Prozeß für die Datenanalyse notwendig.

CRISP-DM - **C**Ross **I**ndustry **S**tandard **P**rocess for **D**ata **M**ining

- Standardisierter Prozess zur Datenanalyse
- Initiative von Data Mining Anbietern (IBM, SPSS), Beratern (Cap Gemini,..) und Anwendern (Daimler AG,...)
- Daten Mining Prozess in Phasen zerlegt



Prozeß erlaubt Iterationen/Rücksprünge

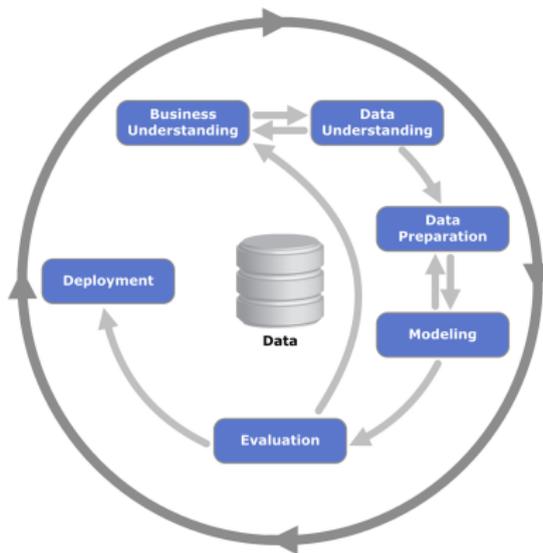


Abbildung: Das CRISP-DM Phasen-Modell

Business Understanding:

- Definition des Geschäftsziels
- Definition des Analyse-Ziels
- Festlegen von Erfolgskriterien

Data Understanding

- Datenerhebung verstehen, Merkmale verstehen
- Datenqualität untersuchen

Data Preparation

- Daten sammeln und zusammenführen (Daten-Silos)
- Normalisieren, *Data Cleaning*
- ggf. neue Merkmale definieren *Feature Engineering*

Data Preparation

- Daten sammeln und zusammenführen (Daten-Silos)
- Normalisieren, *Data Cleaning*
- ggf. neue Merkmale definieren *Feature Engineering*

Data Preparation nimmt bis zu 90% des Aufwandes ein

Modelling

- Modell-Wahl / *Algorithm Selection*
- Modell Training
- Iterativer Prozess, Kreuzvalidierung(!)

Evaluation

- Evaluation des Modells auf Test-Daten
- Fehlermaß ggf. anwendungsspezifisch
- Interpretation des Modells

Deployment

- Modell in Geschäftsprozesse integrieren
- Offline-Vorhersage
- Integration in online-Prozesse

Weiterentwicklung von CRISP-DM

- Keine weitere Entwicklung
- Immer noch am meisten verbreitetes Prozess-Modell für Data Mining
- IBM veröffentlichte 2015 *Analytics Solutions Unified Method for Data Mining* - ASUM-DM
- ASUM-DM erweitert/verfeinert CRISP-DM in einigen Bereichen

Graphische Tools

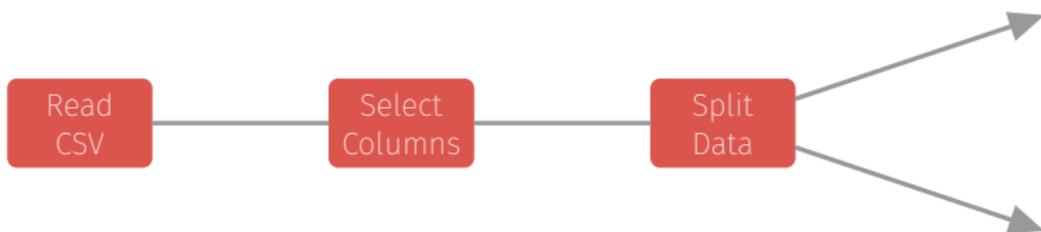
- RapidMiner, <http://rapidminer.com>
- Knime, <http://www.knime.com>
- R-Studio, <http://rstudio.com>
- WEKA, MOA, <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka>

Programmiersprachen

- Julia, <http://julialang.org>
- Python mit Pandas, SciKit Learn
<http://scikit-learn.org>
- R, <http://www.r-project.org>

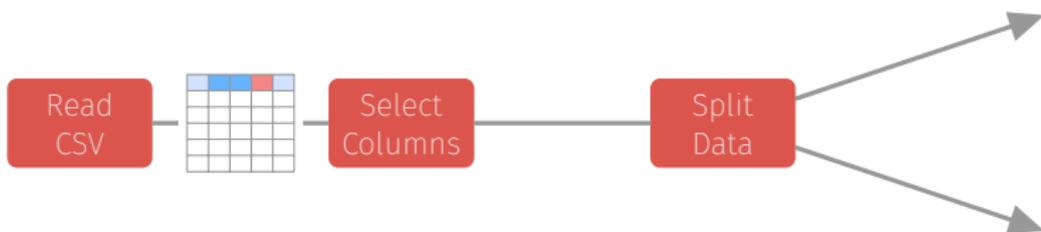
Werkzeuge um Prozesse mit graphischen Elementen zu entwerfen:

- Symbole für ausführbare Operationen
- Verbindungen zu Übergabe von Ergebnis-Objekten
- Einfache Start/Stopp Funktionen, Anhalten von Prozessen
- Möglichst ohne Programmierung auskommen



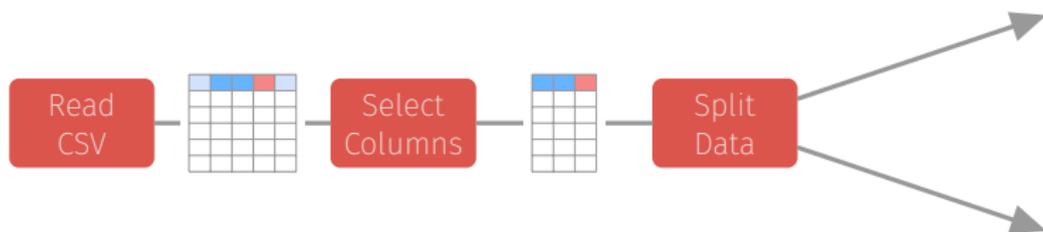
Werkzeuge um Prozesse mit graphischen Elementen zu entwerfen:

- Symbole für ausführbare Operationen
- Verbindungen zu Übergabe von Ergebnis-Objekten
- Einfache Start/Stopp Funktionen, Anhalten von Prozessen
- Möglichst ohne Programmierung auskommen



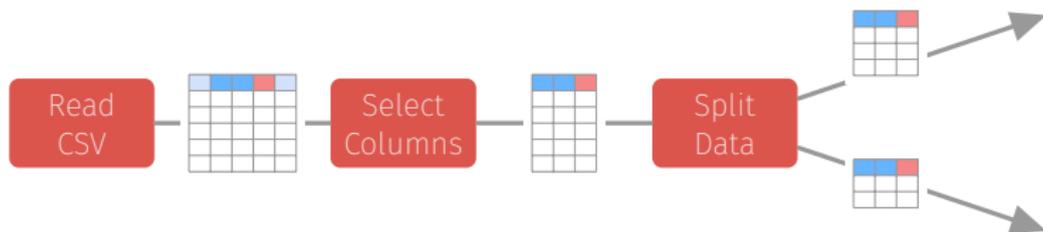
Werkzeuge um Prozesse mit graphischen Elementen zu entwerfen:

- Symbole für ausführbare Operationen
- Verbindungen zu Übergabe von Ergebnis-Objekten
- Einfache Start/Stopp Funktionen, Anhalten von Prozessen
- Möglichst ohne Programmierung auskommen



Werkzeuge um Prozesse mit graphischen Elementen zu entwerfen:

- Symbole für ausführbare Operationen
- Verbindungen zu Übergabe von Ergebnis-Objekten
- Einfache Start/Stopp Funktionen, Anhalten von Prozessen
- Möglichst ohne Programmierung auskommen



The screenshot displays the RapidMiner Studio Free 9.7.002 interface. The main workspace shows a workflow process with the following steps: 'Daten Laden' (Data Load), 'Daten aufteilen' (Data Split), 'Modell trainieren' (Train Model), 'Modell anwenden' (Apply Model), and 'Performance' (Performance). The 'Modell trainieren' step is highlighted with an orange border. The 'Parameters' panel on the right shows the configuration for the 'Modell trainieren (Decision Tree)' operator, including 'criterion' (gain_ratio), 'maximal depth' (10), 'apply pruning' (checked), 'confidence' (0.1), 'apply prepruning' (checked), 'minimal gain' (0.01), and 'minimal leaf size' (2). The 'Help' panel at the bottom right provides information about the 'Decision Tree' operator, including its category (Supervised Classification) and a synopsis stating that it generates a decision tree. The 'Operators' panel on the left shows a search for 'performance' with results in Modeling (3), Validation (20), and Utility (1) categories. A status bar at the bottom indicates 'Activate Wisdom of Crowds'.

Abbildung: Die graphische Schnittstelle von RapidMiner.

Prozesse werden als Graph mit vordefinierten Operator-Bausteinen gebaut

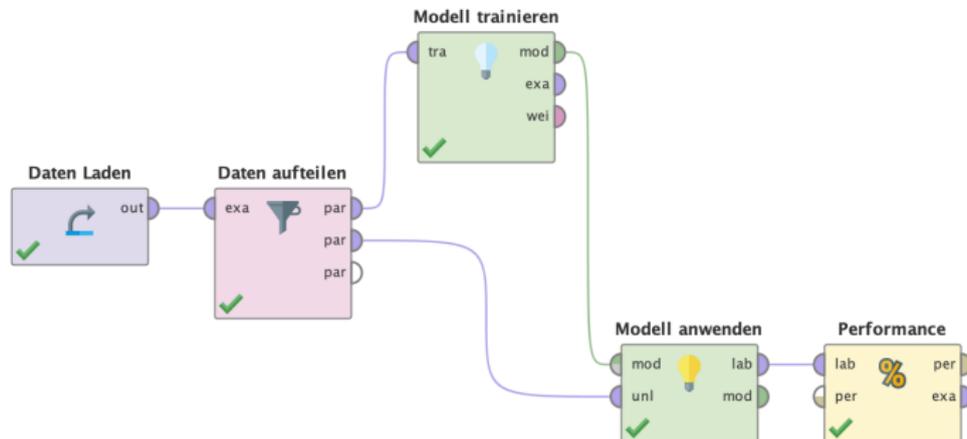


Abbildung: Ein Prozeß als Graph in RapidMiner.

RapidMiner wurde als OpenSource Tool am Lehrstuhl für künstliche Intelligenz der TU Dortmund entwickelt

- Prozess-Definition für ETL, Modellierung und Auswertung
- Einfaches Inspizieren / Exploration von Daten
- Enterprise Version für Unternehmen verfügbar
- Marktplatz mit Vielzahl von Erweiterungen
- *Wisdom of the crowds* Ansatz für schnellen Start

KNIME ist ebenfalls ein graphisches Tool für Prozess-Design

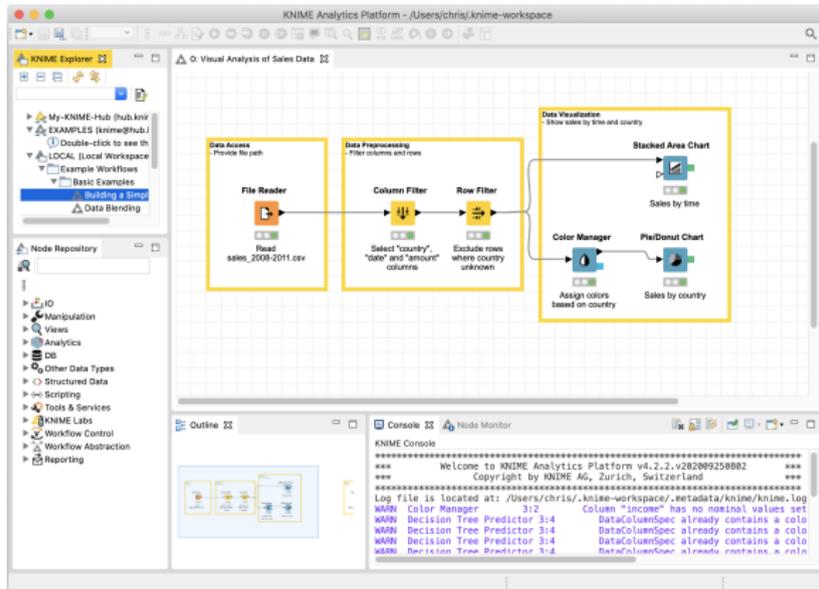


Abbildung: Die graphische Schnittstelle von KNIME.

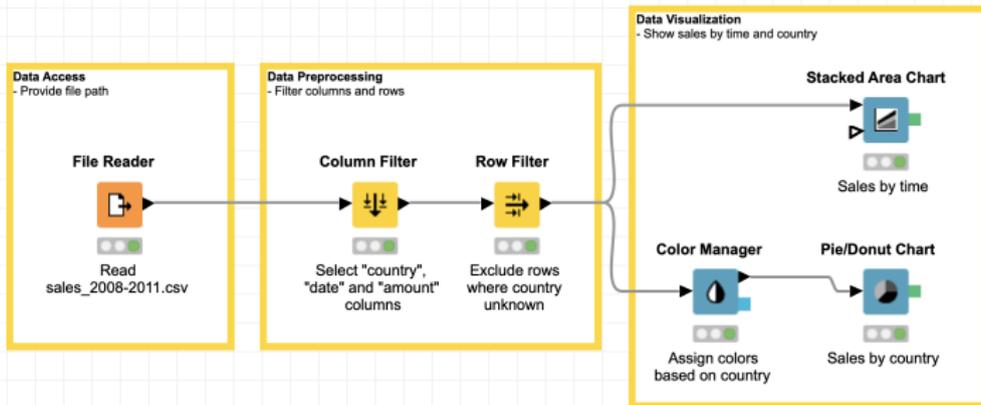
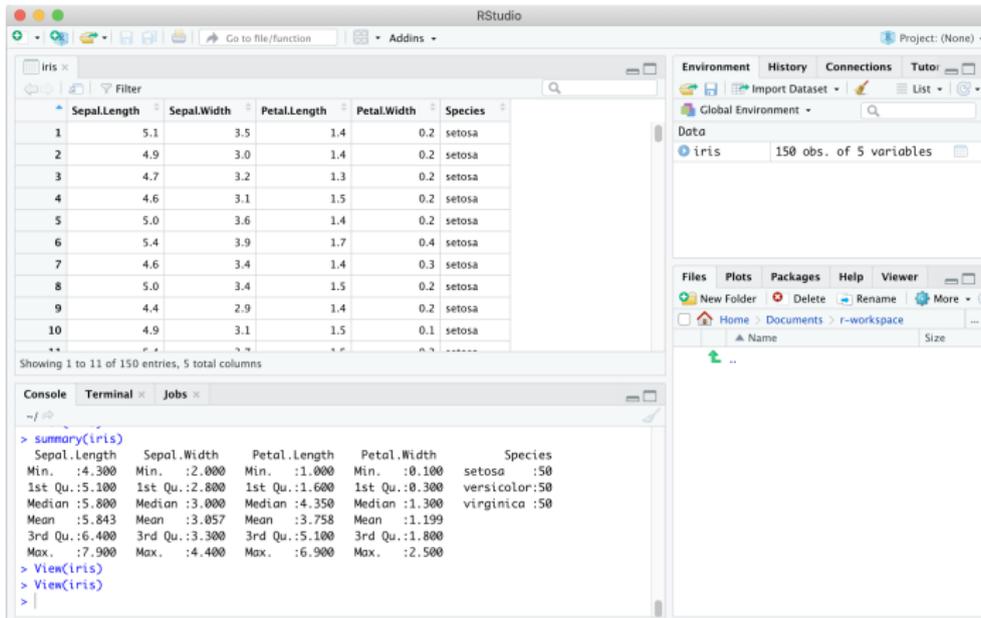


Abbildung: Ein Prozess zur Visualisierung mit KNIME.

Programmiersprache **R** für Statistik Aufgaben

The screenshot displays the RStudio interface with the following components:

- Environment:** Shows the 'iris' dataset with 150 observations and 5 variables.
- Data:** A preview of the first 10 rows of the 'iris' dataset.
- Files:** Shows the current workspace directory.
- Console:** Displays the output of the `summary(iris)` command.

Sepal.Length	Sepal.Width	Petal.Length	Petal.Width	Species
1	5.1	3.5	1.4	0.2 setosa
2	4.9	3.0	1.4	0.2 setosa
3	4.7	3.2	1.3	0.2 setosa
4	4.6	3.1	1.5	0.2 setosa
5	5.0	3.6	1.4	0.2 setosa
6	5.4	3.9	1.7	0.4 setosa
7	4.6	3.4	1.4	0.3 setosa
8	5.0	3.4	1.5	0.2 setosa
9	4.4	2.9	1.4	0.2 setosa
10	4.9	3.1	1.5	0.1 setosa

```
> summary(iris)
  Sepal.Length  Sepal.Width  Petal.Length  Petal.Width  Species
Min.   :4.300   Min.   :2.000   Min.   :1.000   Min.   :0.100   setosa   :50
1st Qu.:5.100   1st Qu.:2.800   1st Qu.:1.600   1st Qu.:0.300   versicolor:50
Median :5.800   Median :3.000   Median :4.350   Median :1.300   virginica :50
Mean   :5.843   Mean   :3.057   Mean   :3.758   Mean   :1.199
3rd Qu.:6.400   3rd Qu.:3.300   3rd Qu.:5.100   3rd Qu.:1.800
Max.   :7.900   Max.   :4.400   Max.   :6.900   Max.   :2.500

> View(iris)
> View(iris)
>
```

Abbildung: RStudio Umgebung für die Sprache R.

```
import pandas as pd

# read data from csv
table = pd.read_csv('daten.csv')

# select columns
table = table[['col1', 'col2', 'colY']]

# split data into two sub-tables
# (first 50 row and remaining rows)
tab1 = table[:50]
tab2 = table[50:]
```

Warum wird im Data Science Kurs **Python** benutzt?

- Leicht erlernbare Sprache
- Universell einsetzbar
- Hersteller unabhängig
- Weit verbreitete Sprache für **Rapid Prototyping**

Viele etablierte Data Science Module:

- NumPy
- Pandas
- SciKit-Learn

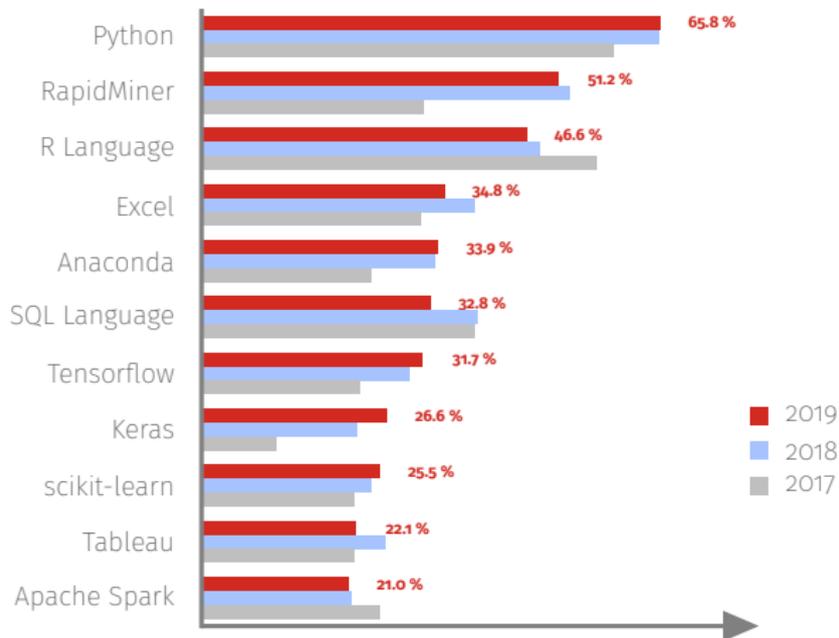


Abbildung: KDNuggets Umfrage der beliebtesten DataScience Tools

Python ist eine Skript-Sprache

Datei HelloWorld.py:

```
# Ein Beispiel fuer eine einfache Funktion  
#  
def greeter(name="World"):  
    print("Hello, " + name + "!")  
  
greeter('World')
```

Starten eines Skripts, z.B. mit

```
python3 HelloWorld.py
```

Jupyter Notebooks bieten Python-Umgebung im Browser:

Beispiel - Jupyter Notebook

Nicht sicher | datascience.hs-bochum.de/n/user/c20b06986/notebooks/Beispi...

Machine Learning | HS-BO | Kafka / Big Data | Raspberry PI | Douglas | Spark | Linux / CentOS | * | Andere Lesezeichen

jupyterhub Beispiel (autosaved) Logout Control Panel

File Edit View Insert Cell Kernel Widgets Help Trusted Python 3

Run

```
In [1]: def greeter(name="World"):
        print("Hello, " + name + "!")
```

```
In [2]: greeter('World')
```

Hello, World!

```
In [ ]:
```

Jupyter Notebooks bieten Python-Umgebung im Browser

<https://jupyter.hs-bochum.de/>

Demo: Python Jupyter Notebook

- Beispiele für Data Science / ML
- Überblick ML: Lernaufgaben, Datenrepräsentation, Modell-Training
- Prozess-Modell für Datenanalyse (CRISP-DM)
- Überblick über Software / Tools für Data Science und ML