

DATA SCIENCE

VORLESUNG 1 - EINFÜHRUNG

PROF. DR. CHRISTIAN BOCKERMANN

HOCHSCHULE BOCHUM

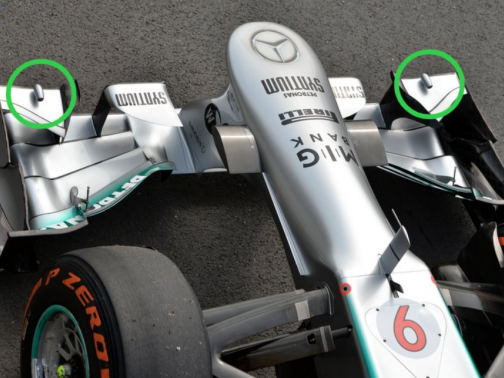
WINTERSEMESTER 2020/2021

- 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*

<https://www.computerwoche.de/a/it-in-der-formel-1,3213160>

<https://gigaom.com/2013/05/29/formula-1-racing-changes-pose-big-data-challenge/>

<https://www.intel.co.uk/content/www/uk/en/it-management/cloud-analytic-hub/big-data-powers-f1.html>

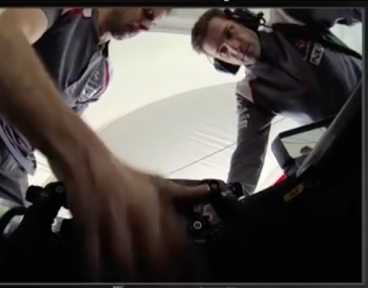
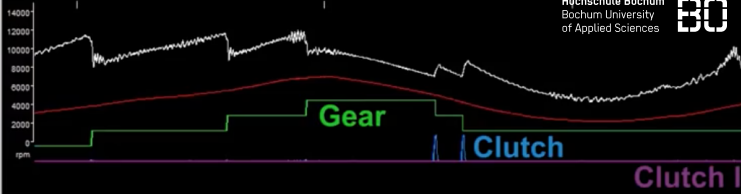
- 240 Sensoren, teilw. hohe Sampling Raten
- ATLAS Funksystem für Echtzeitdaten
 - Regelüberwachung (FIA)
 - Datenanalyse der Rennställe (Echtzeit)
- > 2 GB Daten pro Auto *pro Runde*

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

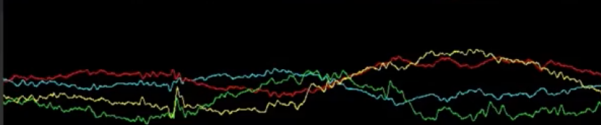


7430rpm
 102.3kph
 3
 -0.000mm
 0.0%
 846rpm
 839rpm
 855rpm
 840rpm
 -4.23mm
 3.77mm
 -7.24°
 0.32°
 -14.83°
 22.90%
 -0.02bar
 NO

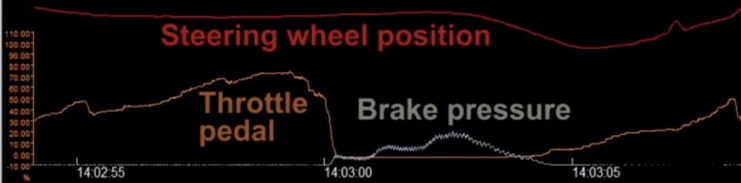
14.03.11./58



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



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



7430rpm
102.2kph
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



Video auf YouTube:

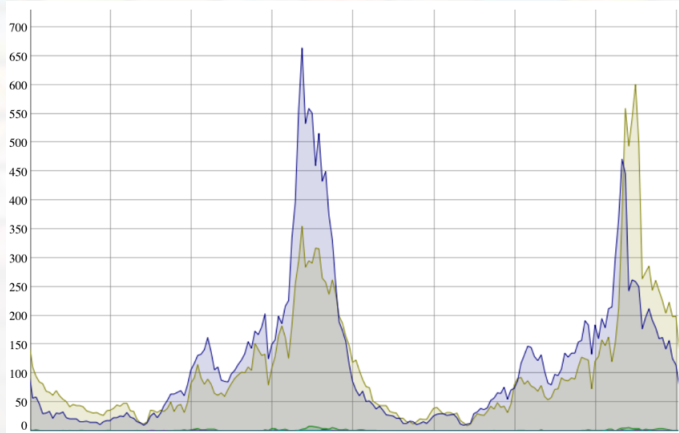
<https://youtu.be/0sR5oCIfXDI>

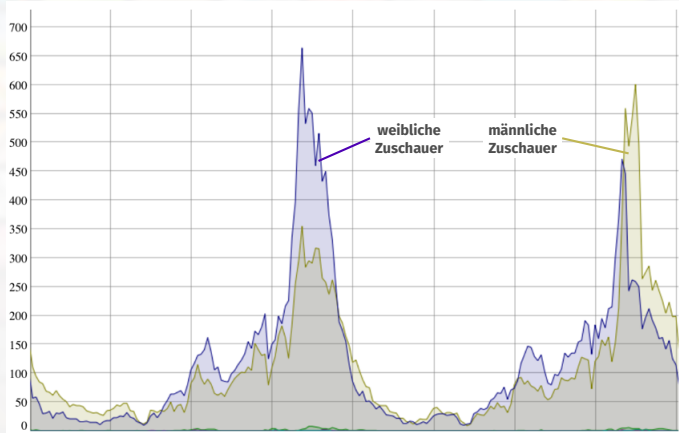


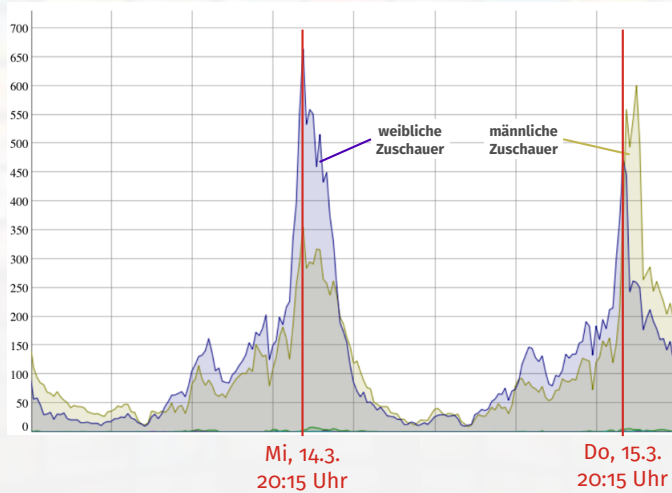


A silhouette of a person in a suit holding a smartphone up to take a picture. The background is a large wall of many small, colorful video screens, each displaying a different scene or image. The overall scene is dimly lit, with the screens providing the primary light source.

Data Science?



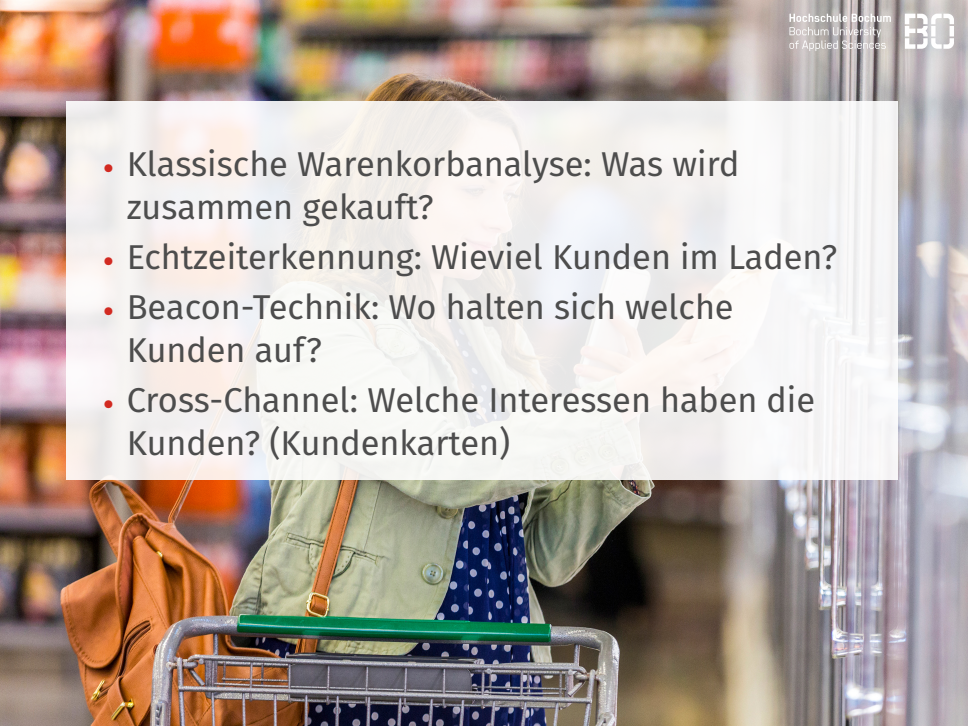






A young woman with long brown hair, wearing a light green jacket over a blue polka-dot top, is standing in a supermarket aisle. She is holding a white smartphone in her right hand and a brown paper bag in her left hand, looking at the phone. She has a brown shoulder bag and is pushing a shopping cart. The background shows shelves stocked with various products, slightly blurred.

Data Science?

- 
- A woman with brown hair, wearing a light green jacket over a blue polka-dot dress, is pushing a silver shopping cart with a green handle. She is looking down at a smartphone in her hands. The background is a blurred supermarket aisle with shelves of products.
- 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)

HUGO BOSS - BOSS Bottled | Duft für Herren | HugoBoss.com
[Anzeige](#) www.hugoboss.com/ ▾
 4,9 ★★★★★ Bewertung für hugoboss.com
BOSS Bottled, die Verkörperung von **BOSS** in einem Duft. Der Kult-Klassiker! Kostenloser Versand. Kostenlose Rücksendung. Offizielle **HUGO BOSS** Site. Typen: Deo-Spray, Deo-Stick, Geschenk-Set. [HUGO BOSS Düfte · Düfte für Damen · BOSS The Scent Intense](#)

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

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

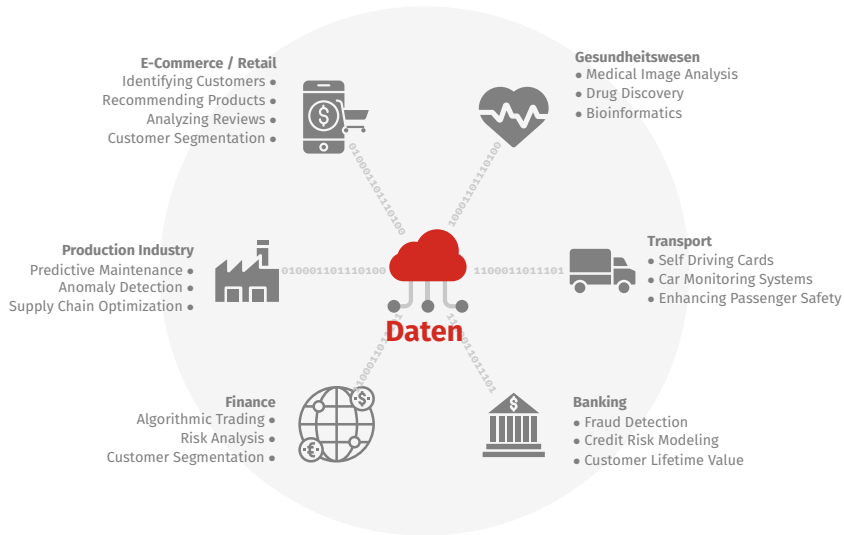


Was wissen wir über die Besucher/Kunden?

# 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 €

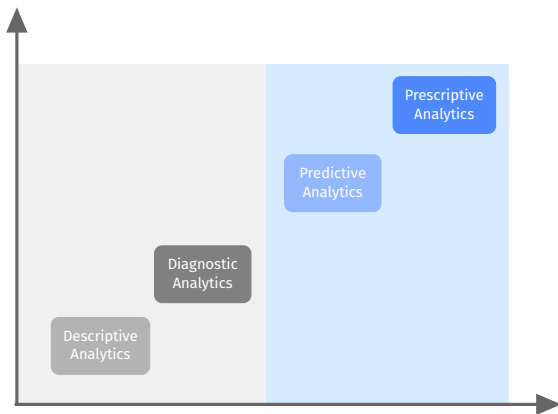
Schoki	Katzen	Hugo B
X	X	X
		X
X	X	X
X	X	X
	X	
	X	



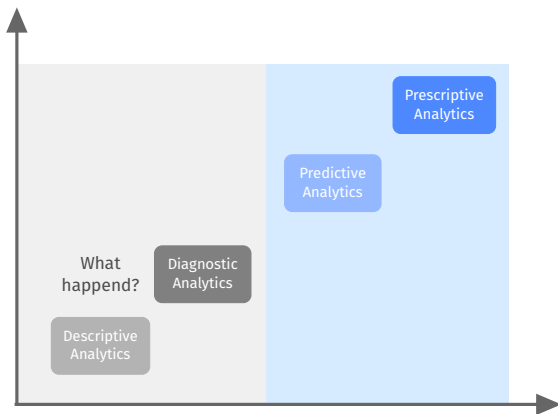




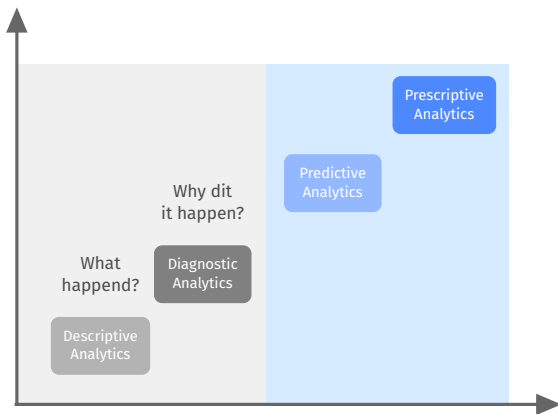
Data Science bzw. *Advanced Analytics* als Weiterentwicklung von *Business Intelligence*



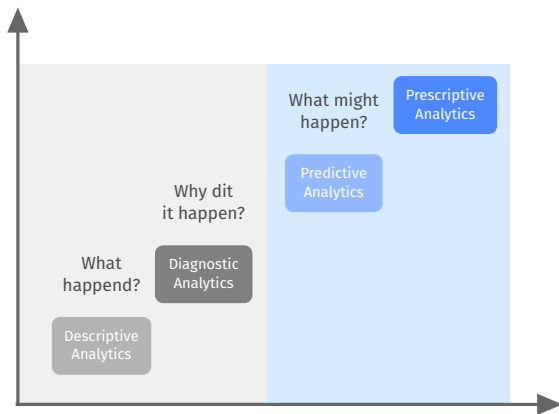
Data Science bzw. *Advanced Analytics* als Weiterentwicklung von *Business Intelligence*



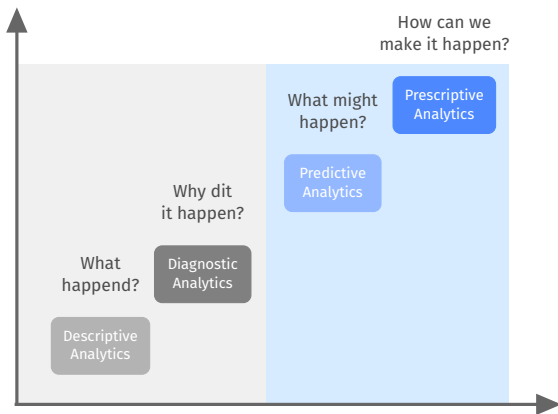
Data Science bzw. *Advanced Analytics* als Weiterentwicklung von *Business Intelligence*



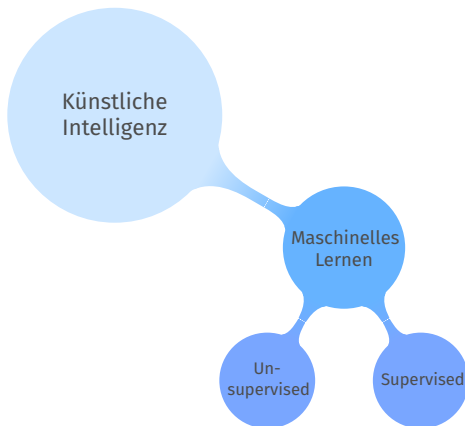
Data Science bzw. *Advanced Analytics* als Weiterentwicklung von *Business Intelligence*



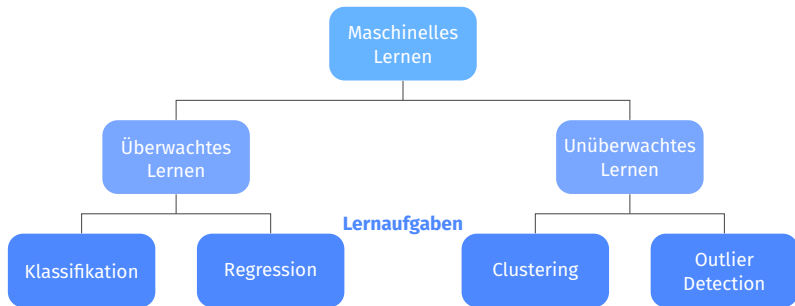
Data Science bzw. *Advanced Analytics* als Weiterentwicklung von *Business Intelligence*



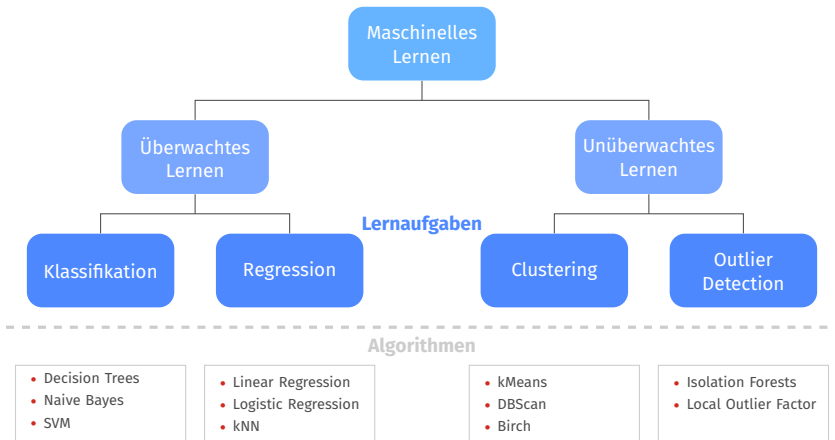
Maschinelles Lernen ist Teilgebiet der **künstlichen Intelligenz**



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 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	...	a_d	y
1	0	0	...	1	-1
2	0	1	...	1	+1
3	1	0	...	1	-1

Lern-Algorithmen erwarten Daten häufig in Form einer Tabelle:

d 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	...	a_d	y
1	0	0	...	1	-1
2	0	1	...	1	+1
3	1	0	...	1	-1

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

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

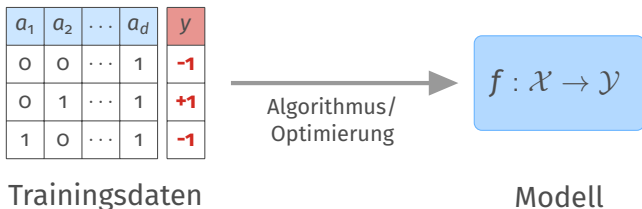
a_1	a_2	\dots	a_d	y
0	0	\dots	1	-1
0	1	\dots	1	+1
1	0	\dots	1	-1

Trainingsdaten

Algorithmus/
Optimierung

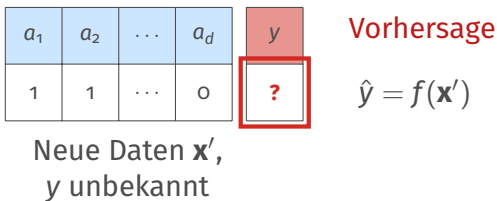
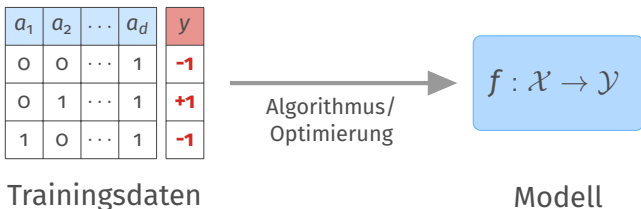
$$f: \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$$

Modell



a_1	a_2	\dots	a_d	y
1	1	\dots	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

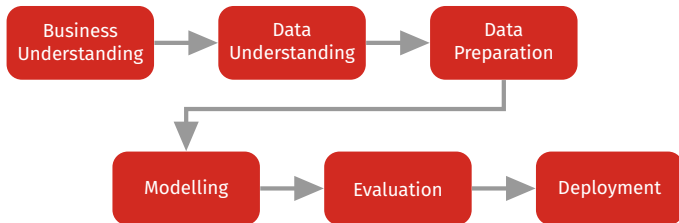
Wie kommen wir zu einer Datenanalyse in einem Unternehmen?

- 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

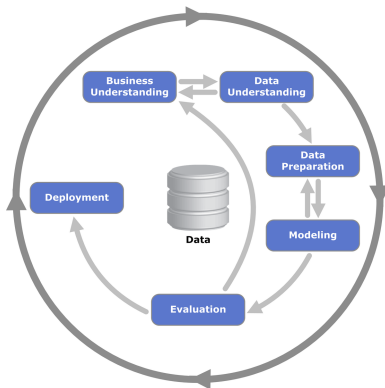


Abbildung: Das CRISP-DM Phasen-Modell

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

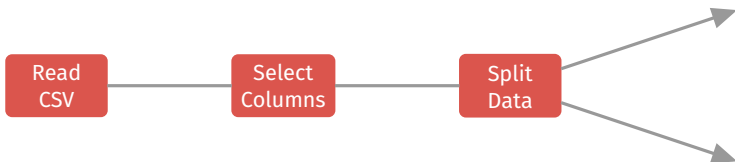
- RapidMiner, <http://rapidminer.com>
- Knime, <http://www.knime.com>
- R-Studio, <http://rstudio.com>
- WEKA, MOA, <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka>

Programmiersprachen

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

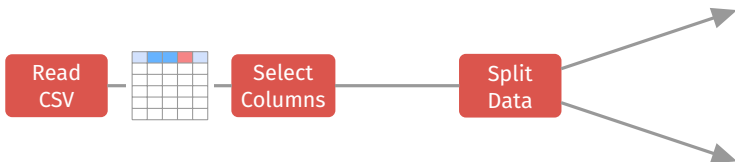
Werkzeuge um Prozesse mit graphischen Elementen zu entwerfen:

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



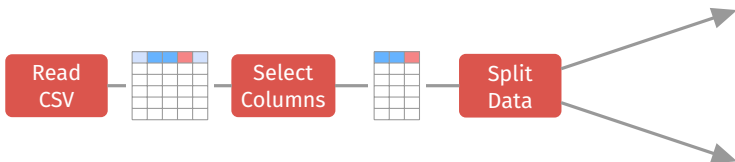
Werkzeuge um Prozesse mit graphischen Elementen zu entwerfen:

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



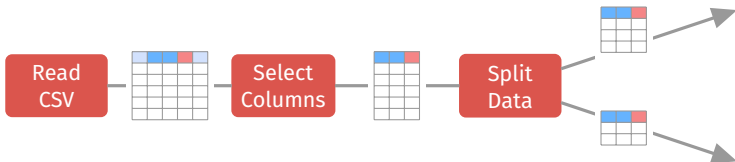
Werkzeuge um Prozesse mit graphischen Elementen zu entwerfen:

- 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 nodes: 'Daten Laden' (Data Load), 'Daten aufteilen' (Data Split), 'Modell trainieren' (Model Train), 'Modell anwenden' (Model Apply), and 'Performance'. The 'Modell trainieren' node is highlighted in orange. The interface includes a 'Repository' panel on the left with 'Import Data' and various data sources, and an 'Operators' panel with categories like Modeling, Validation, and Utility. The right side features a 'Parameters' panel for the selected 'Modell trainieren (Decision Tree)' operator, showing settings such as 'criterion: gain_ratio', 'maximal depth: 10', 'confidence: 0.1', and 'minimal leaf size: 2'. A 'Help' panel at the bottom right provides details about the 'Decision Tree' operator, including its category and a synopsis.

Abbildung: Die graphische Schnittstelle von RapidMiner.

Prozesse werden als Graph mit vordefinierten Operator-Bausteinen gebaut

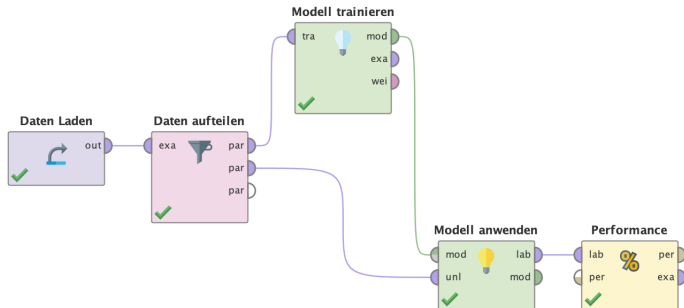


Abbildung: Ein Prozeß als Graph in RapidMiner.

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

The screenshot displays the KNIME Analytics Platform interface. The main workspace shows a workflow titled "Visual Analysis of Sales Data" with the following steps:

- Data Access:** "Provide file path" - File Reader (Read sales_2008-2011.csv)
- Data Preprocessing:** "Filter columns and rows" - Column Filter (Select "country", "sales" and "amount" columns) and Row Filter (Exclude rows where country unknown)
- Data Visualization:** "Show sales by time and country" - Color Manager (Assign colors based on country), Stacked Area Chart (Sales by time), and Pie/Donut Chart (Sales by country)

The interface includes a Node Repository on the left, an Outline view at the bottom left, and a Console window at the bottom right showing the following output:

```

KNIME Console
=====
*** Welcome to KNIME Analytics Platform v4.2.2.v202009250800 ***
*** Copyright by KNIME AG, Zurich, Switzerland ***
=====
Log file is located at: /Users/chris/.knime-workspace/.metadata/knime/knime.log
WARN: Color Manager 3:2 Column "income" has no nominal values set
WARN: Decision Tree Predictor 3:4 DataColumnSpec already contains a colo
WARN: Decision Tree Predictor 3:4 DataColumnSpec already contains a colo
WARN: Decision Tree Predictor 3:4 DataColumnSpec already contains a colo
WARN: Decision Tree Predictor 3:4 DataColumnSpec already contains a colo
  
```

Abbildung: Die graphische Schnittstelle von KNIME.

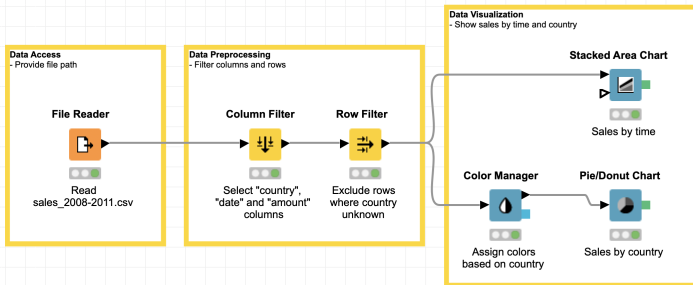
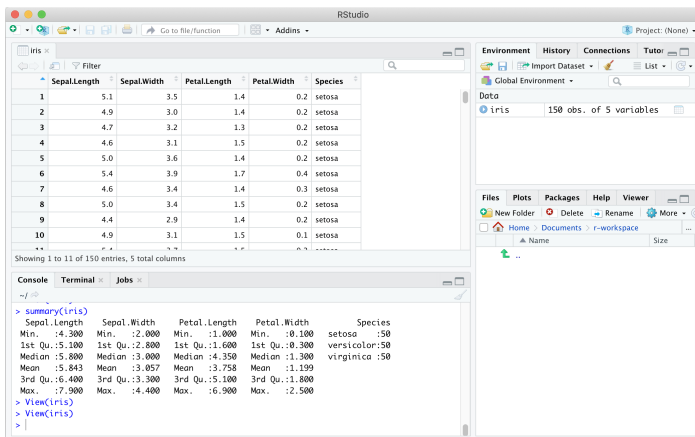


Abbildung: Ein Prozess zur Visualisierung mit KNIME.

Programmiersprache **R** für Statistik Aufgaben

The screenshot displays the RStudio interface with the following components:

- Environment Panel:** Shows the loaded data object 'iris' with 150 observations and 5 variables.
- Data Viewer:** Displays a table of the first 10 rows of the 'iris' dataset.
- Console:** Shows the execution of the `summary(iris)` command and the resulting summary statistics.

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

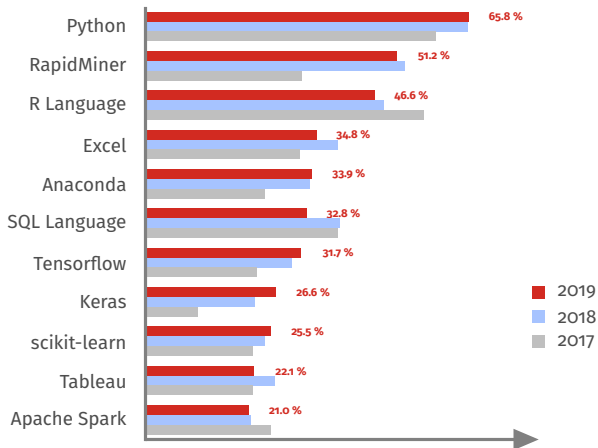


Abbildung: KDNuggets Umfrage der beliebtesten DataScience Tools

Python ist eine Skript-Sprache

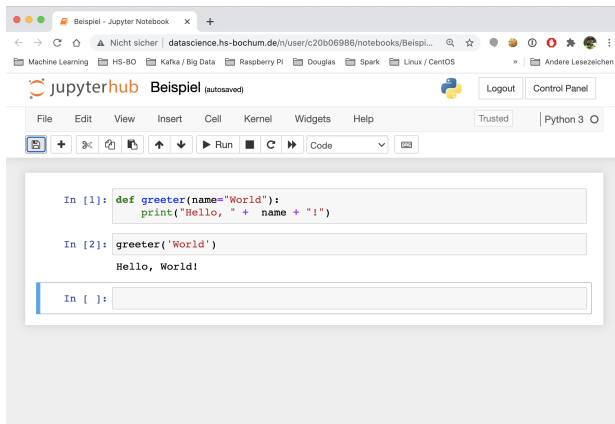
Datei HelloWorld.py:

```
# 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

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

In [2]: greeter('World')
Hello, World!
```

In []:

Jupyter Notebooks bieten Python-Umgebung im Browser

`https://datascience.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