# Künstliche Intelligenz

... kennenlernen

... ausprobieren

... selber machen


REFERENTEN:

DR.-ING. ANNE GUTSCHMIDT

M.SC. HANNES GRUNERT


01.11.2021

# KURZVORSTELLUNG DER REFERENTEN


**Dr.-Ing. Anne Gutschmidt**

Koordinatorin
Zentrum für Künstliche
Intelligenz in MV
Tel. 0381/4987435
anne.gutschmidt@uni-rostock.de

**M.Sc. Hannes Grunert**

Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Zentrum für Künstliche
Intelligenz in MV
Tel. 0381/4987436
hannes.grunert@uni-rostock.de

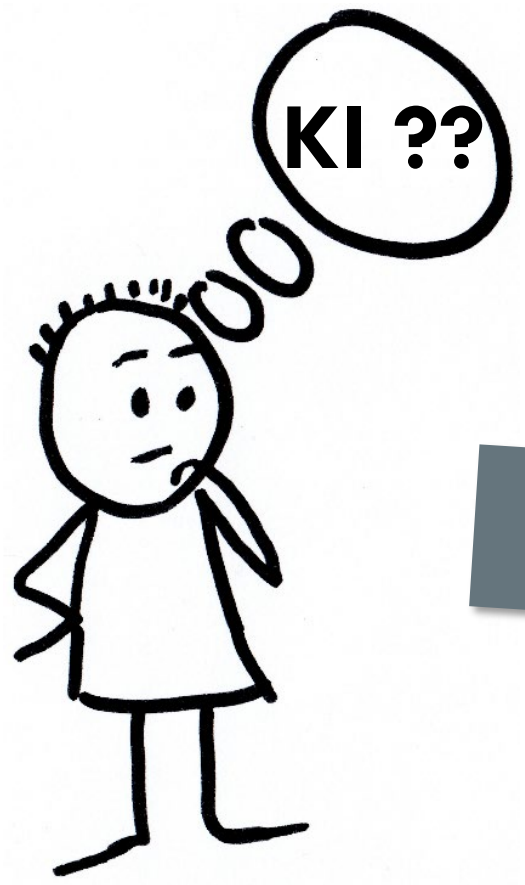

KI MV

www.ki-mv.de

# KÜNSTLICHE INTELLIGENZ KENNENLERNEN

1. Was ist künstliche Intelligenz?
2. Begriffe aus der KI-Welt
3. Herausforderungen beim Einsatz von KI

# WAS FÄLLT IHNEN ZU KÜNSTLICHER INTELLIGENZ EIN?




Science Fiction

Roboter

Neuronale Netze

Maschinelles Lernen

Big Data

# DIGITALISIERUNG UND KI

Digitalisierung → Sensordaten, Textdaten, Transaktionsdaten, …

- Angesichts der Datenmengen bzw. der Komplexität eines Problems keine (herkömmliche) Lösung möglich
- Einsatz künstlicher Intelligenz bei scheinbar unlösbaren oder schwer lösbaren Problemen
- KI kann: suchen, schlussfolgern, Probleme lösen, wahrnehmen, lernen, schätzen, analytisch denken, optimieren und planen

KI als wichtiger Baustein, der die digitale Transformation vorantreibt

# GEBURTSSTUNDE DER „ARTIFICIAL INTELLIGENCE“

Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence 1956

Initiiert von John McCarthy:

> *“Diese Untersuchung ist auf der Grundlage der Vermutung fortzuführen, dass* ***alle Aspekte des Lernens oder anderer Merkmale der Intelligenz im Prinzip so genau beschrieben werden können, dass sich eine Maschine bauen lässt, um sie zu simulieren.”***
>
> (aus dem Aufruf zum Workshop)

John McCarthy

# WAS IST KI?

## Schwache KI …

löst Probleme eines bestimmten Anwendungsbereiches


Assistenzsysteme


Autonomes Fahren


Industrie 4.0: Qualitätsüberwachung, Wartungsassistenz etc.


Parkleitsysteme


Empfehlungssysteme

## Starke KI …

soll folgendes können:

- Logisch denken, Strategien anwenden, Rätsel lösen
- Entscheiden unter Unsicherheit
- Wissen darstellen, inkl. Allgemeinwissen
- Planen und lernen
- In natürlicher Sprache kommunizieren
- All diese Fähigkeiten zusammen nutzen, um Ziele zu erreichen
- Bewusstsein

# BEGRIFFE AUS DER KI-WELT

- Machine Learning
- Neuronale Netze
- Deep Learning
- Symbolische KI

# BEGRIFFE AUS DER KI-WELT

- **Machine Learning**
- Neuronale Netze
- Deep Learning
- Symbolische KI

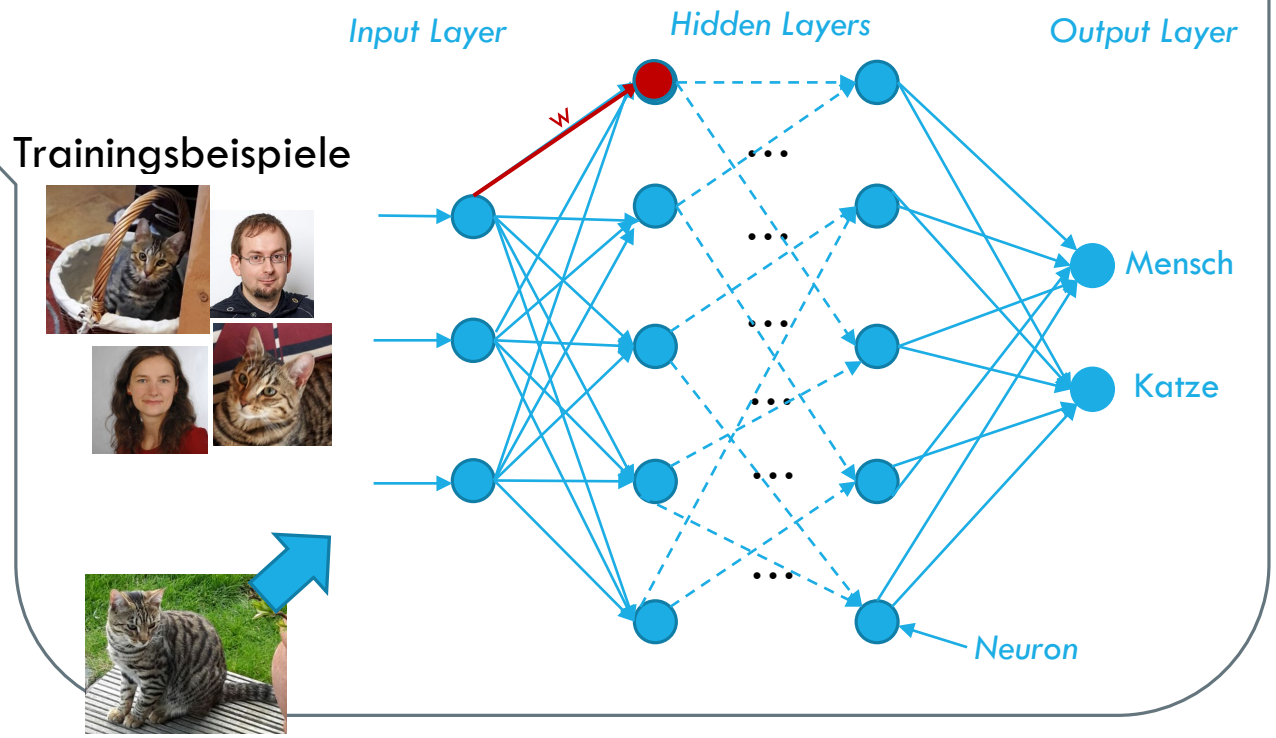
Anhand von Trainingsbeispielen lernen Algorithmen Muster und Entscheidungsregeln, so dass sie neue Datensätze klassifizieren/einordnen können

| Supervised Learning | Unsupervised Learning | Reinforcement Learning |
| --- | --- | --- |
| Klassen sind in Trainingsbeispielen vorgegeben | Keine Klassen vorgegeben, z.B. Clustering | Aus Erfahrung / durch Belohnung lernen |

# BEGRIFFE AUS DER KI-WELT

- Machine Learning
- **Neuronale Netze**
- Deep Learning
- Symbolische KI

Ein spezielles Verfahren des Maschinellen Lernens
angelehnt an biologische neuronale Netze



# BEGRIFFE AUS DER KI-WELT

- Machine Learning
- Neuronale Netze
- **Deep Learning**
- Symbolische KI

Spezielle neuronale Netze, bei denen sehr viele Hidden Layers eingesetzt werden;
Sehr rechenintensiv!

# BEGRIFFE AUS DER KI-WELT

- Machine Learning
- Neuronale Netze
- Deep Learning
- **Symbolische KI**

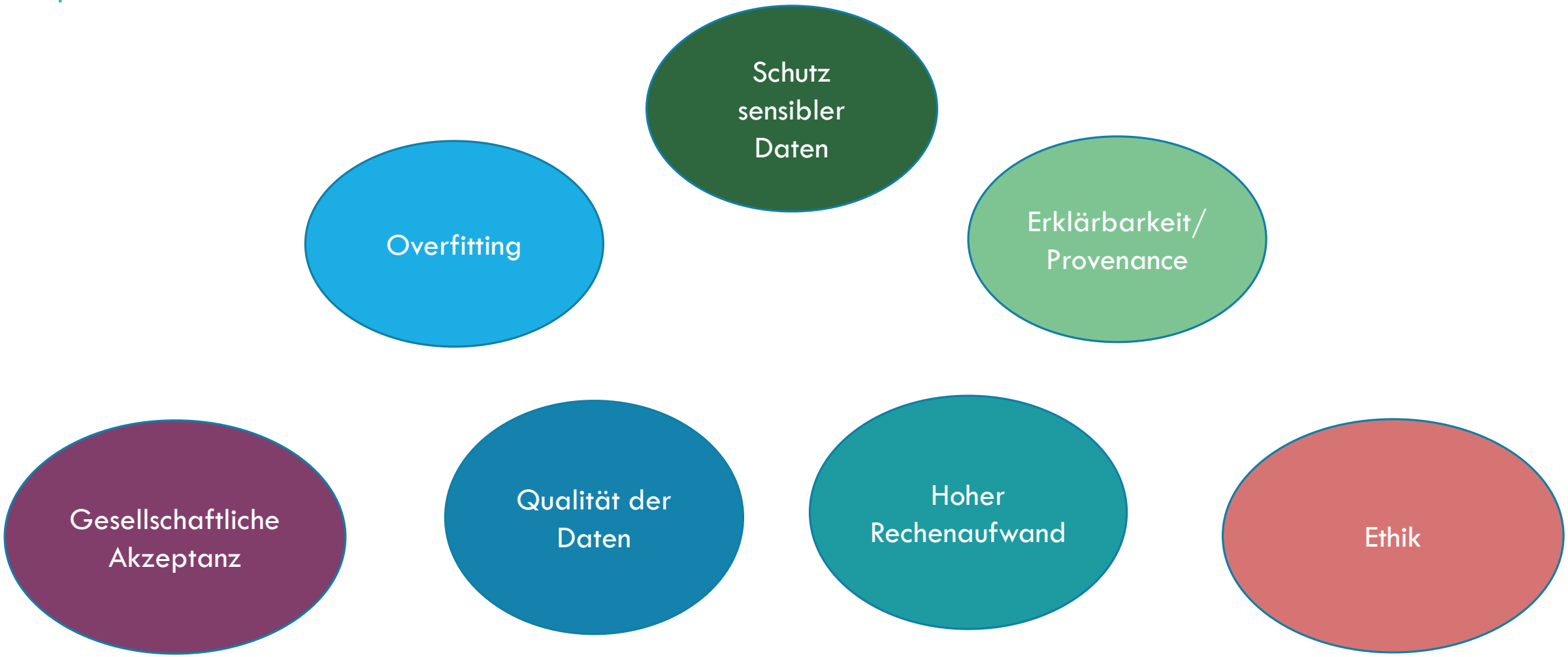
**Wissensbasierte Ansätze**

- Regeln und Beziehungen zwischen Konzepten
- Für Menschen nachvollziehbar

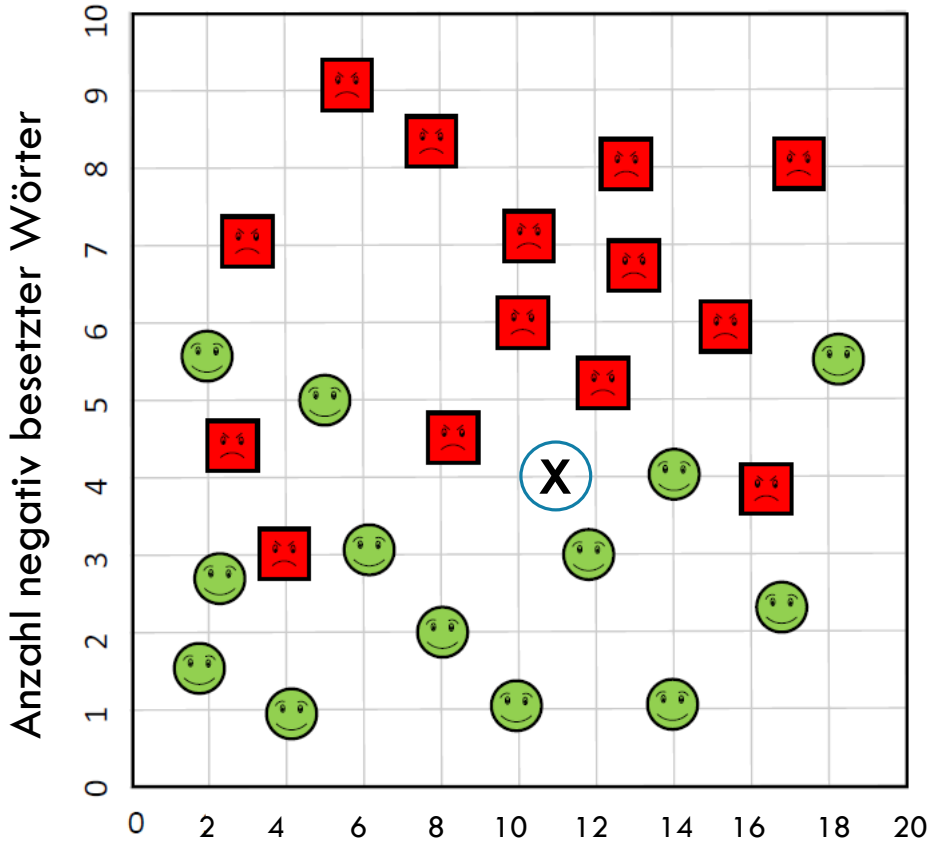
# ZWISCHENDURCH KURZ ZUSAMMENGEFASST

- KI löst komplexe Probleme
- „Starke KI“ → Science Fiction
- Vielzahl an Verfahren im Bereich der KI

# HERAUSFORDERUNGEN IN DER KI



# HERAUSFORDERUNGEN IN DER KI – ETHIK



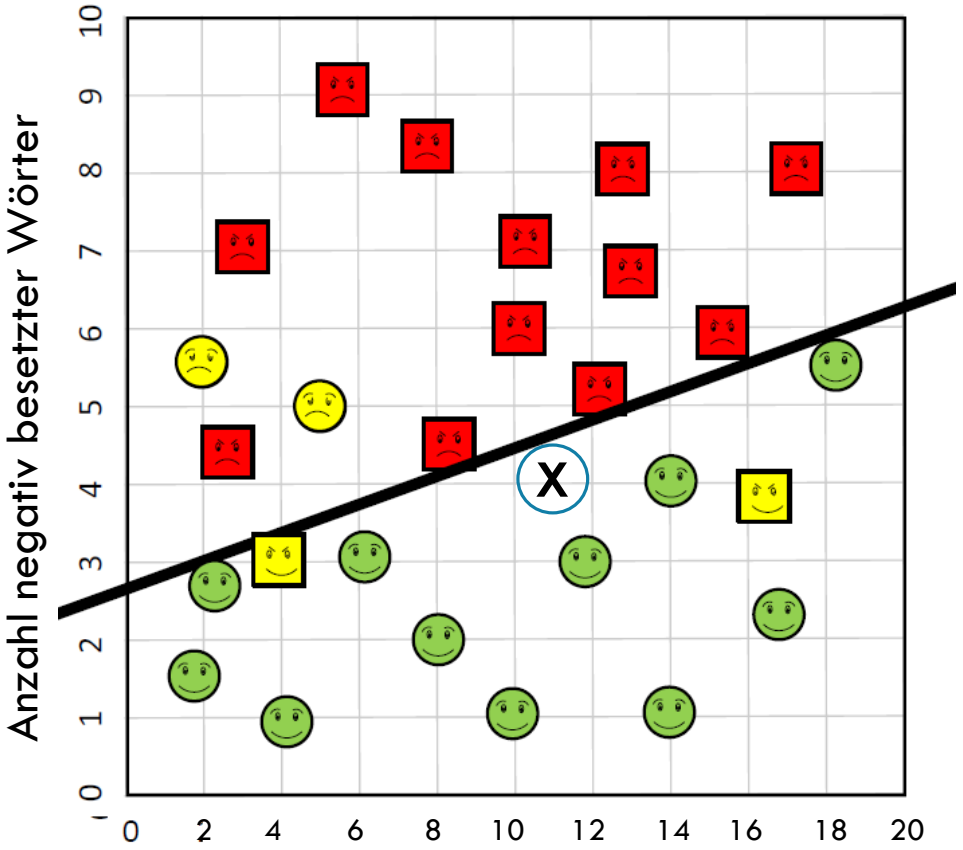

*Beispiel von Prof. K.A. Zweig*

Bewerten Sie den neuen Tweet von Frau Müller:
4 negativ besetzte Wörter
11 Ausrufezeichen

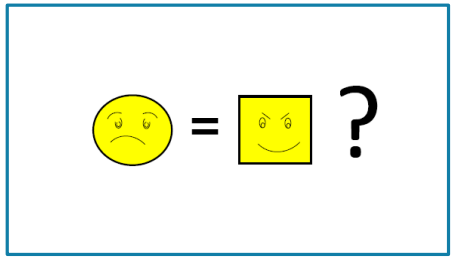
Hass-Tweet

Normaler Tweet

# HERAUSFORDERUNGEN IN DER KI – ETHIK



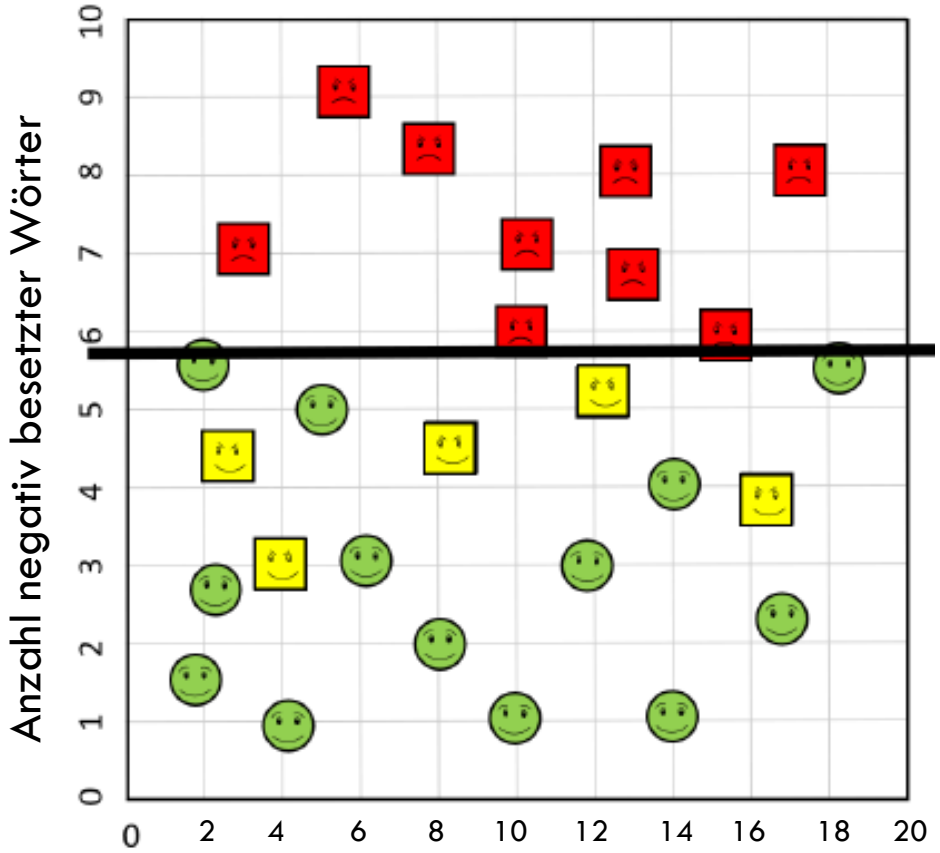

*Beispiel von Prof. K.A. Zweig*




Hass-Tweet

Normaler Tweet

# HERAUSFORDERUNGEN IN DER KI – ETHIK



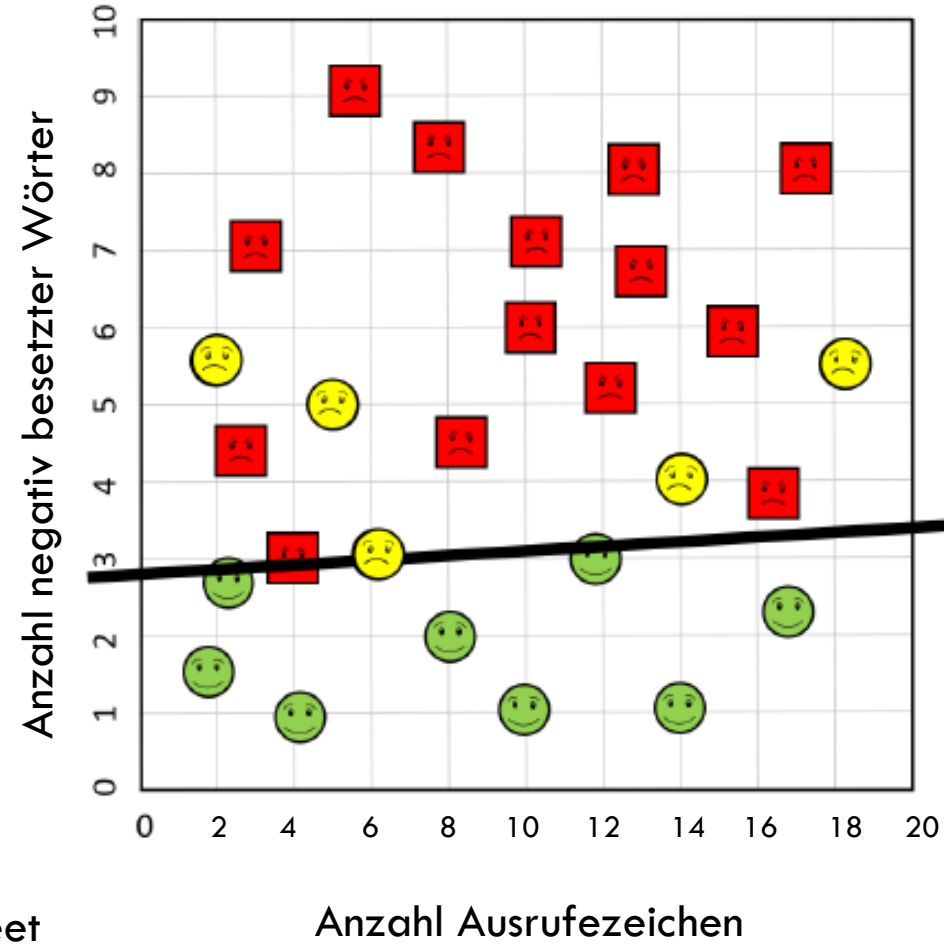

*Beispiel von Prof. K.A. Zweig*

Anbieter will sich nicht Zensur vorwerfen lassen

Hass-Tweet

Normaler Tweet

# HERAUSFORDERUNGEN IN DER KI – ETHIK




*Beispiel von Prof. K.A. Zweig*

Auf Nummer Sicher gehen: Hassbotschaften werden herausgefiltert, normale Tweets kann es fälschlicherweise auch treffen

Was durch KI optimiert werden soll, entscheiden wir!

Hass-Tweet

Normaler Tweet

# Künstliche Intelligenz

... kennenlernen

... ausprobieren

... selber machen

## REFERENTEN:

DR.-ING. ANNE GUTSCHMIDT
M.SC. HANNES GRUNERT

01.11.2021

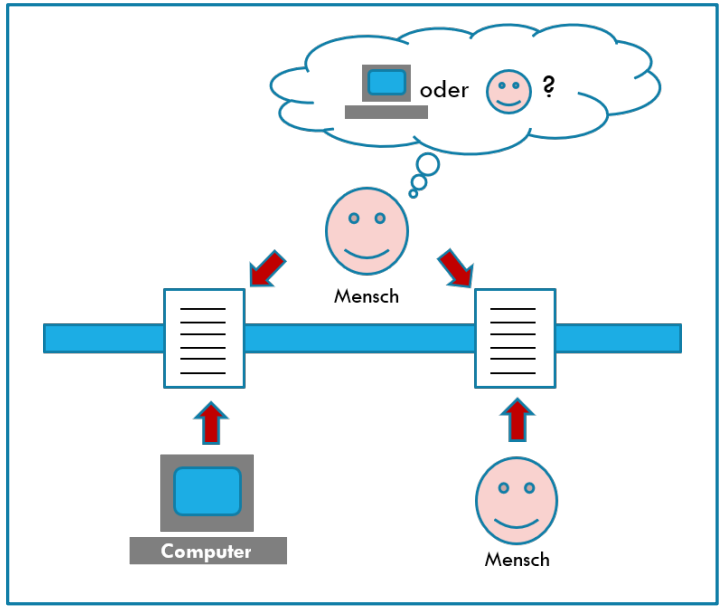
# KÜNSTLICHE INTELLIGENZ AUSPROBIEREN

1. Bot or not? Ein kleiner Turing-Test
2. Text in Sprache umwandeln – Watson Text to Speech Voices
3. Sentiment-Analyse mit Orange Data Mining

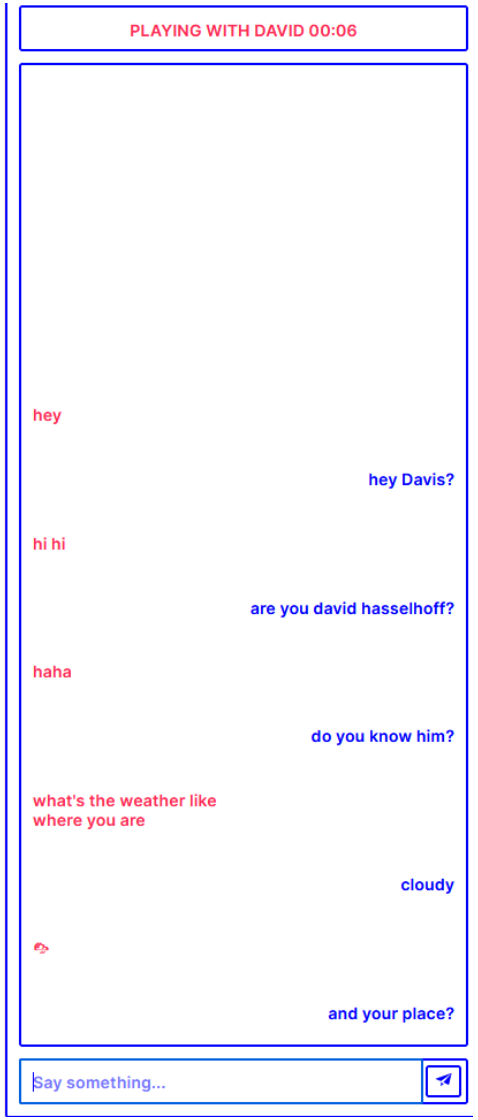
# BOT OR NOT – EIN KLEINER TURING-TEST

## Der Turing-Test

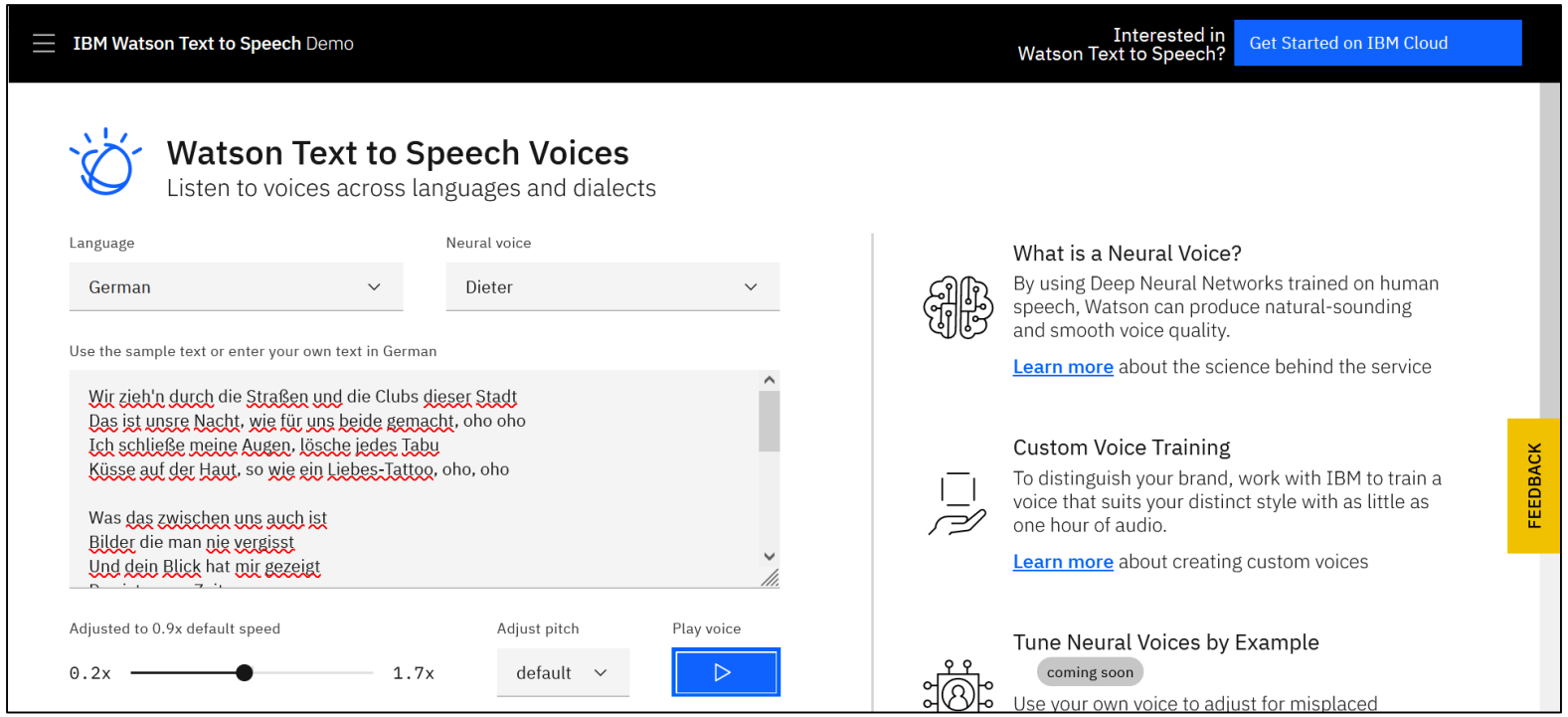
- Mensch kommuniziert über Textnachrichten mit einem Menschen und einem Computer
- Kann der Mensch nicht entscheiden, wer „hinter der Wand“ der Mensch und wer die Maschine ist, hat die Maschine den Test bestanden




Ausprobieren:
https://botor.no/



# TEXT IN SPRACHE UMWANDELN – WATSON TEXT TO SPEECH VOICES




Hintergrundinfos: https://cloud.ibm.com/docs/text-to-speech?topic=text-to-speech-science&locale=de

Ausprobieren: https://www.ibm.com/demos/live/tts-demo/self-service/home

# EINLEITUNG

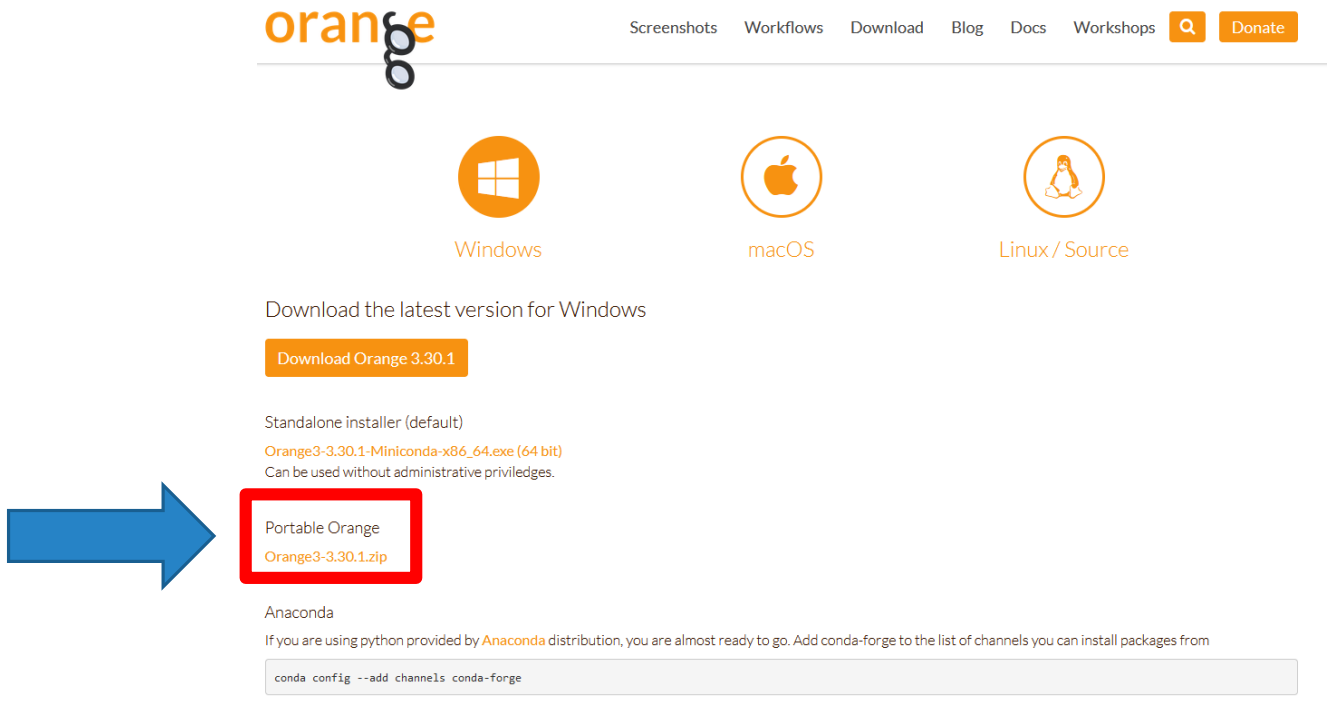
In unserem KI-Workshop am MINT-Fachtag möchten wir Ihnen gerne die Möglichkeit geben, selbst KI-Verfahren auszuprobieren. Dazu möchten wir Sie bitten, vor unserer Veranstaltung die Software Orange Data Mining zu installieren. Auf den folgenden Seiten finden Sie eine Anleitung für die Installation.

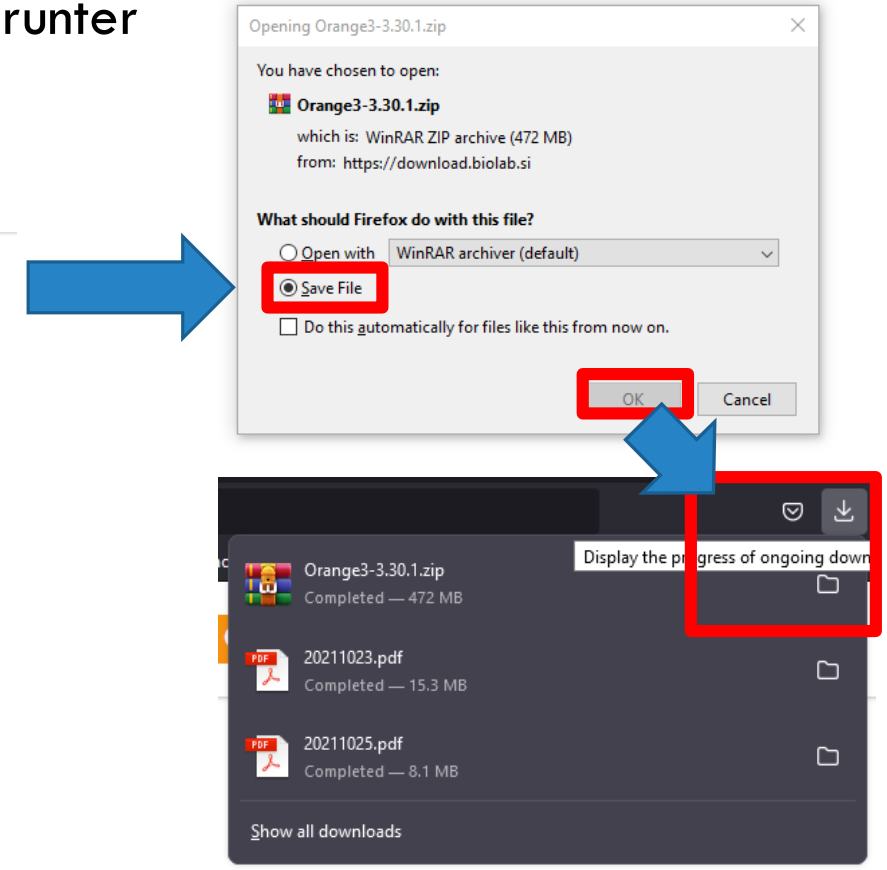
Wir empfehlen für den Workshop die Nutzung eines zweiten Monitors. Dies ist aber keine Voraussetzung.

# INSTALLATION ORANGE DATA MINING

Laden Sie sich die portable Version des Tools herunter

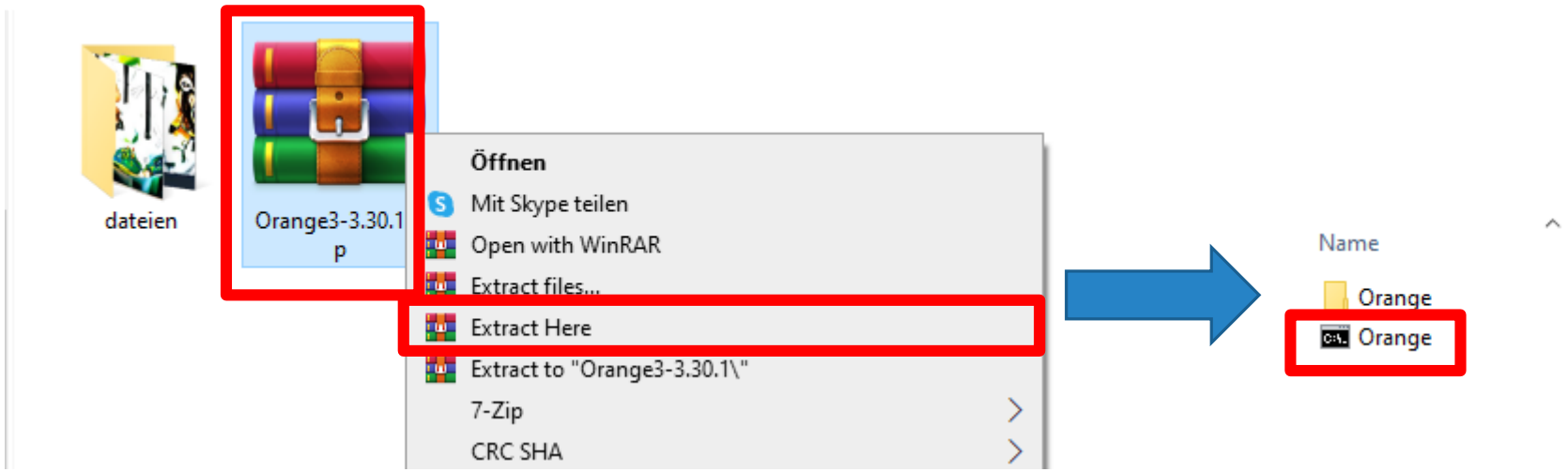
https://orangedatamining.com/download



# INSTALLATION ORANGE DATA MINING

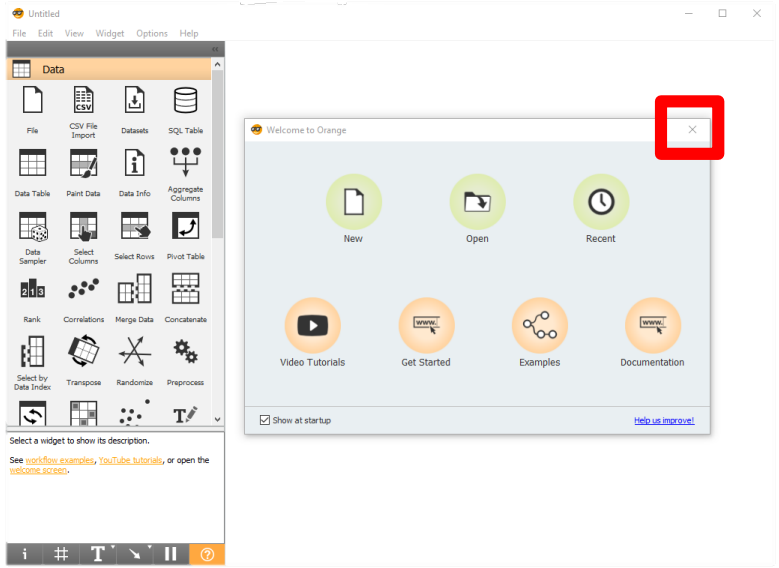
Extrahieren Sie das ZIP-Archiv und starten Sie die Anwendung

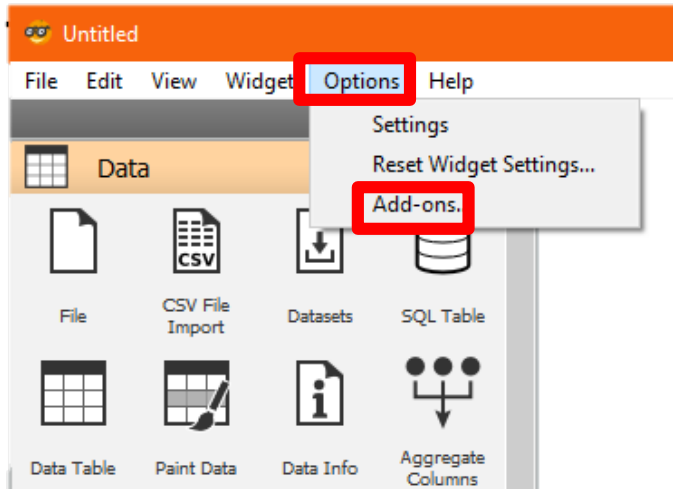


# ERWEITERUNGEN HINZUFÜGEN

Schließen Sie die Willkommensseite und starten Sie die Anwendung

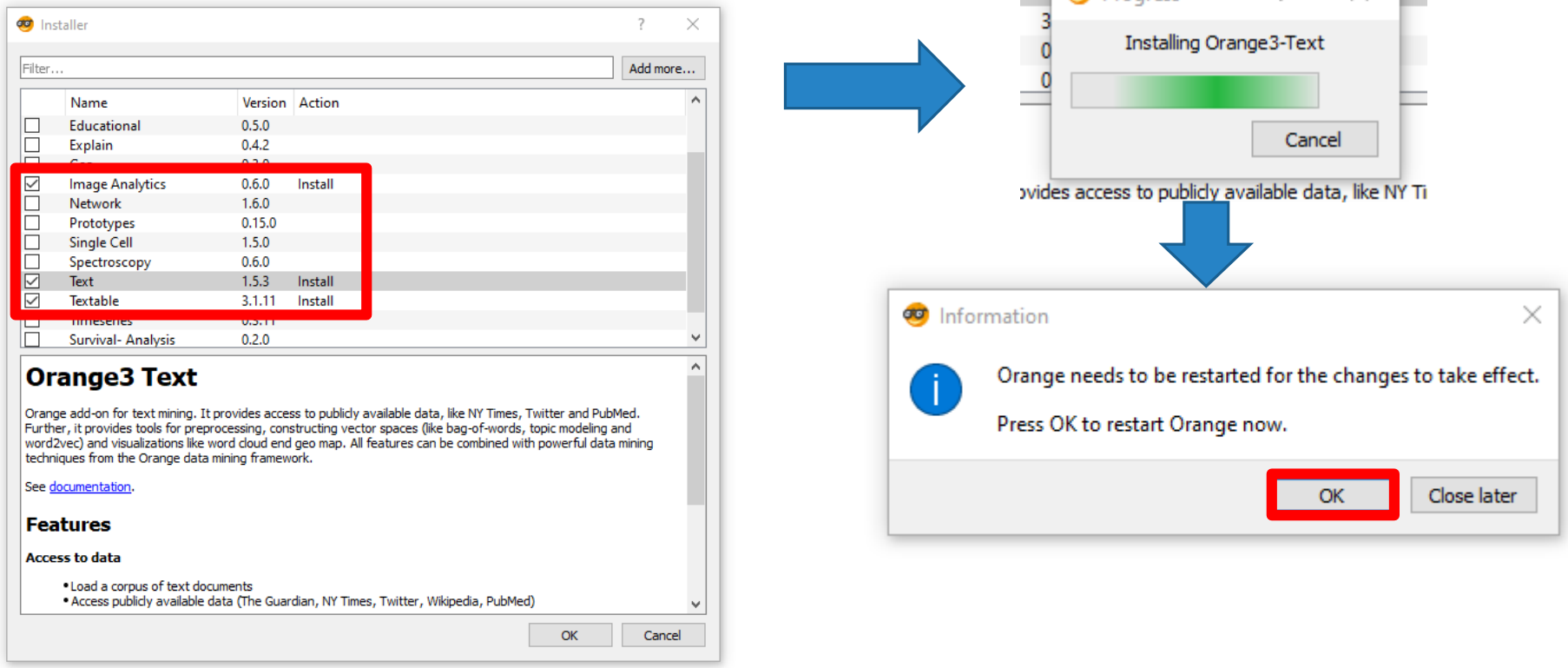
Öffnen Sie das Add-On-Menü

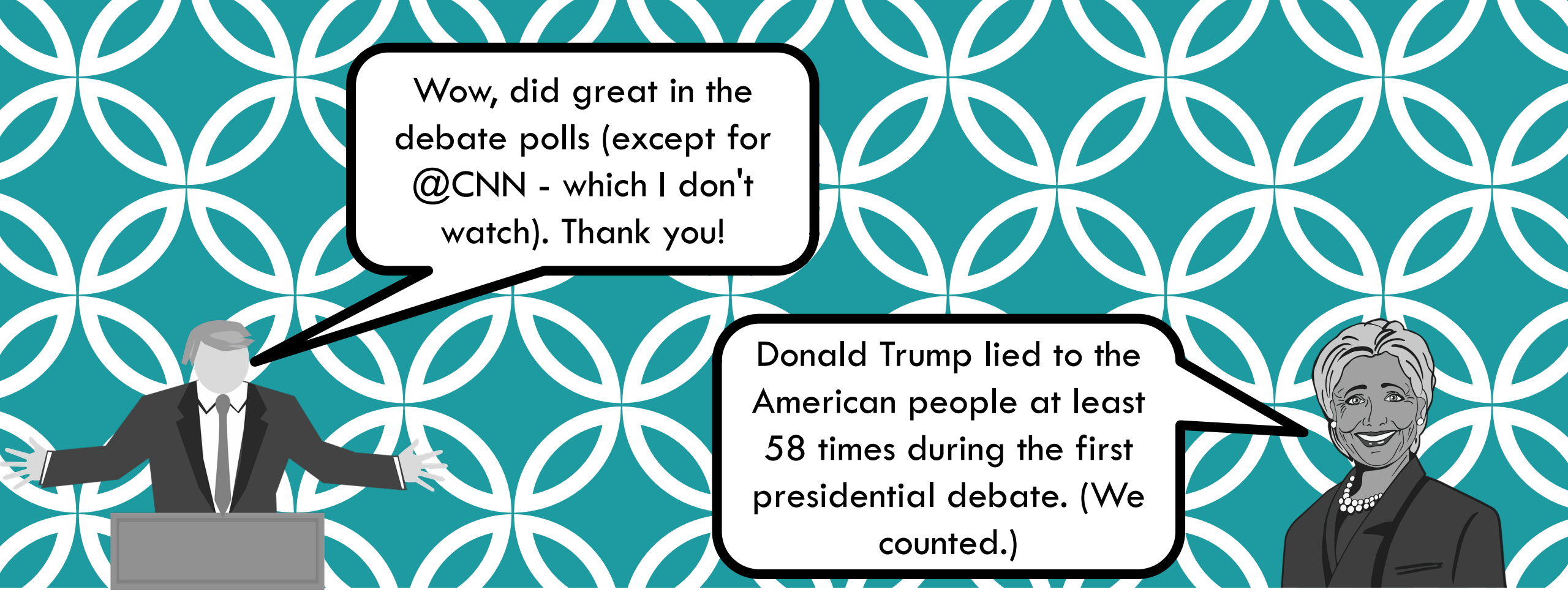


# ERWEITERUNGEN HINZUFÜGEN

Image Analytics, Text und Textable auswählen





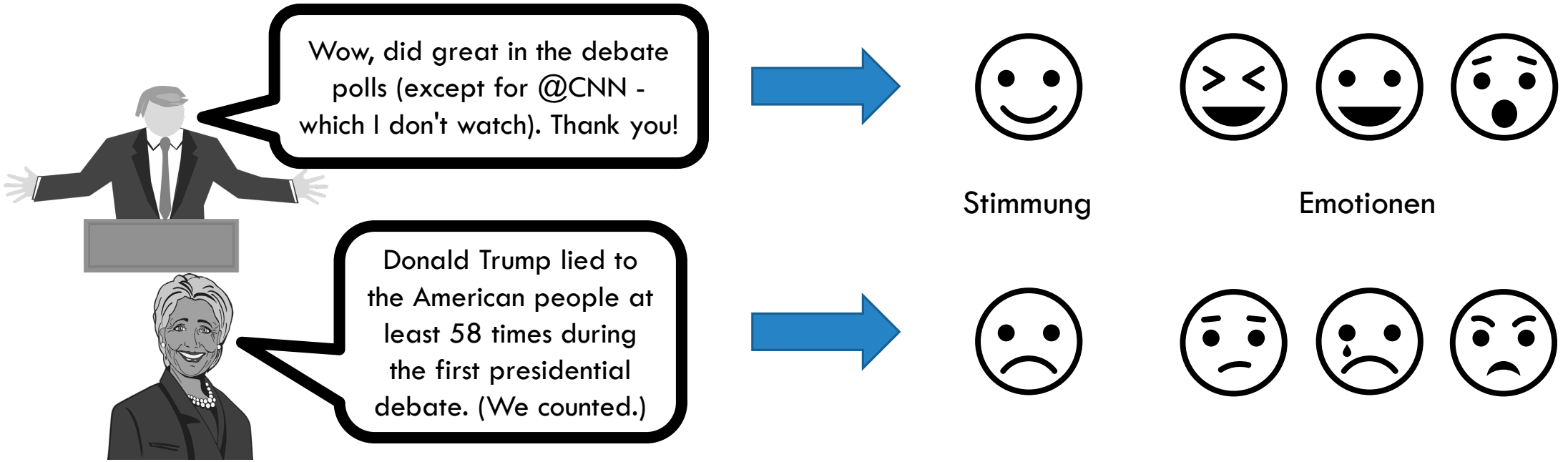

# SENTIMENT-ANALYSE

Beispiel I: Tweets von Hillary Clinton und Donald Trump im Wahlkampf 2016

# BEISPIEL I: SENTIMENT-ANALYSE

Standardaufgabe bei der Analyse von Texten

Erkennung von Stimmungen und Emotionen in Texten

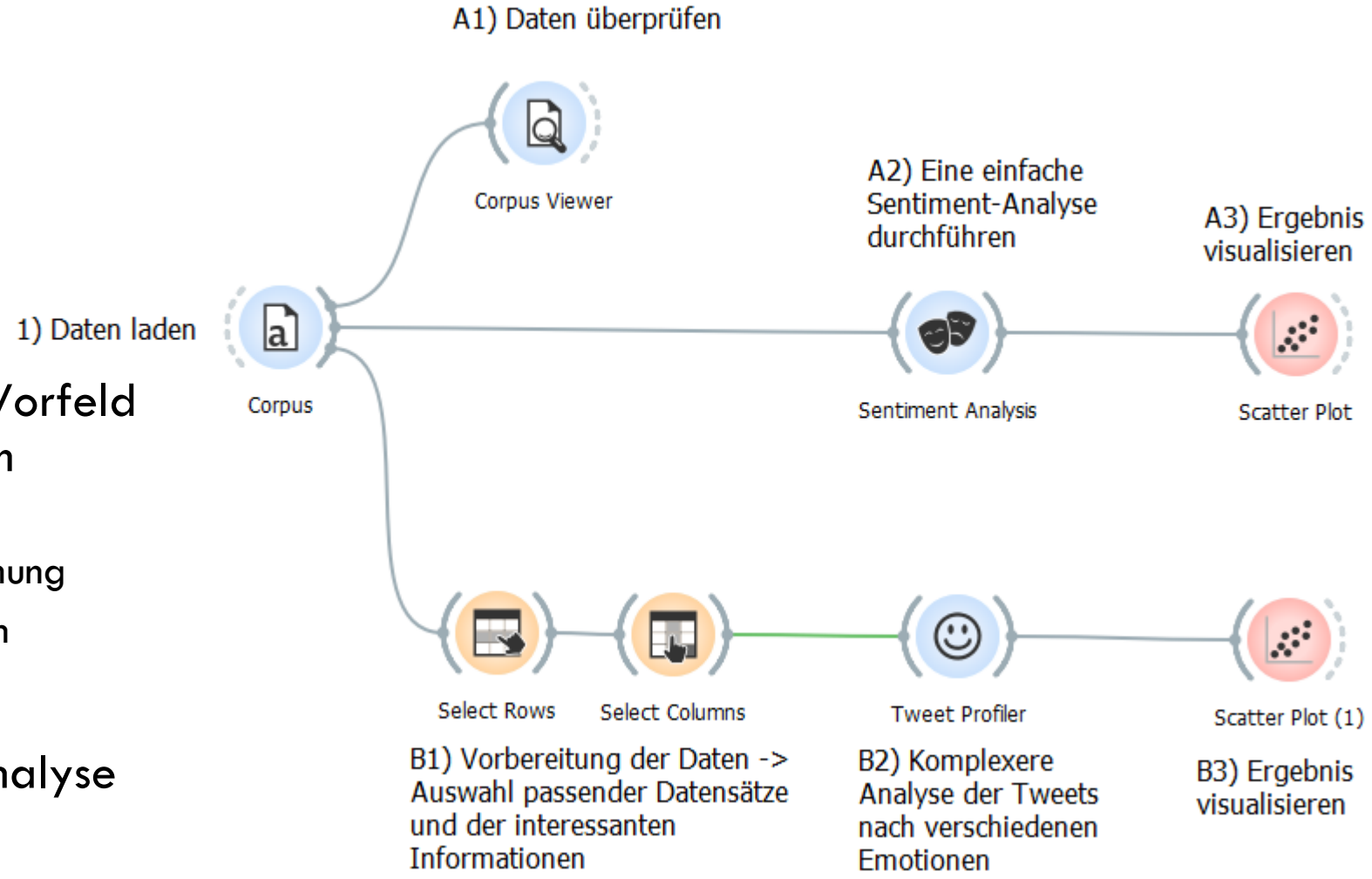


# BEISPIEL I: SENTIMENT-ANALYSE

Wir nutzen zwei im Vorfeld erstellte Modelle zum Auswerten

- Positive/negative Stimmung
- Verschiedene Emotionen

Zum Abschluss:
Visualisierung der Analyse

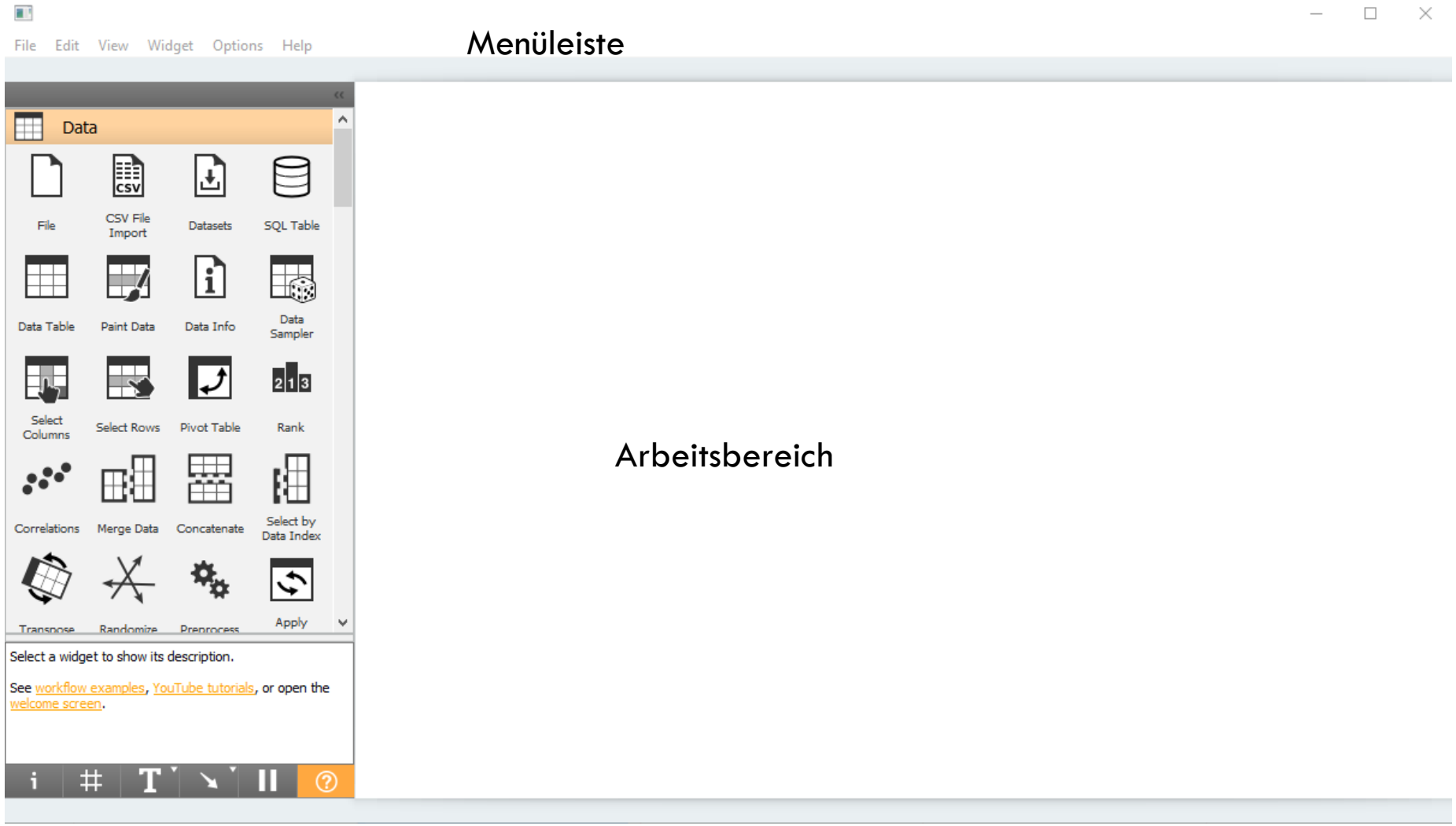


# ÜBERBLICK ZU ORANGE DATA MINING

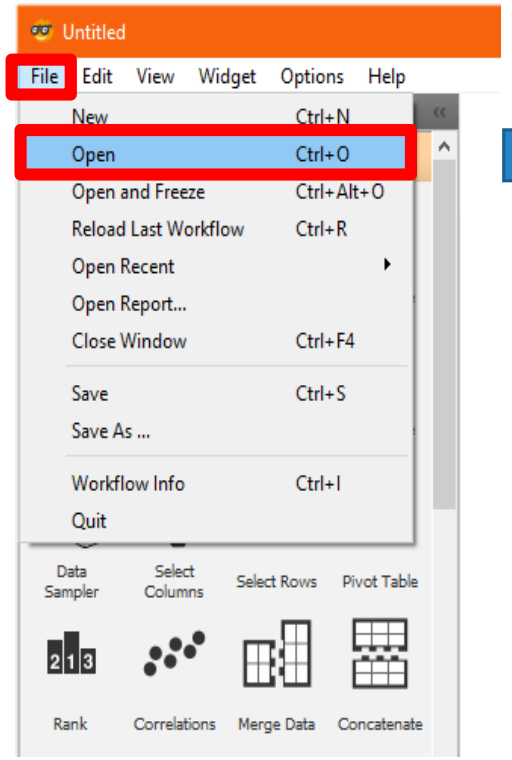
Widgets: Prozesse zum

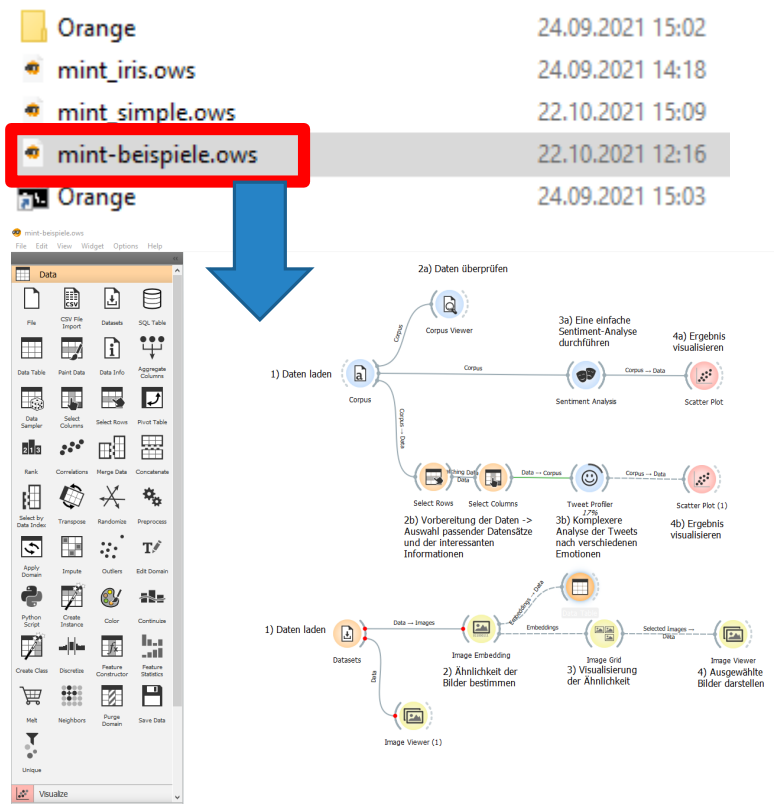
- Datenimport
- Vorverarbeitung
- Modellieren
- Visualisieren

Informationen zum Prozess



# BEISPIEL LADEN

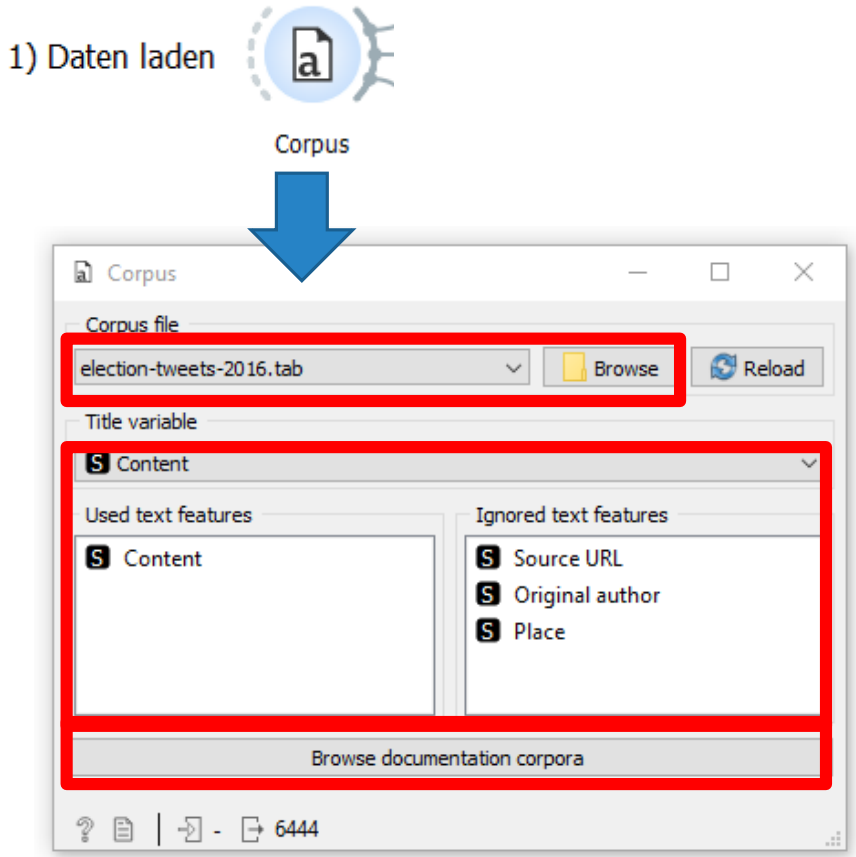


# BEISPIEL I: SENTIMENT-ANALYSE

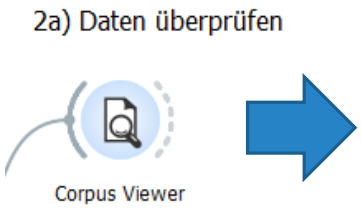
## Schritt 1: Laden der Daten

- Datei: „election-tweets-2016.tab“
  - Entweder über „Browse“ auswählen
  - Oder über „Browse documentation corpora“
- Title variable: „Content“
  - Für Anzeige im Corpus Viewer
- Used text features: „Content“
  - Für die eigentliche Analyse



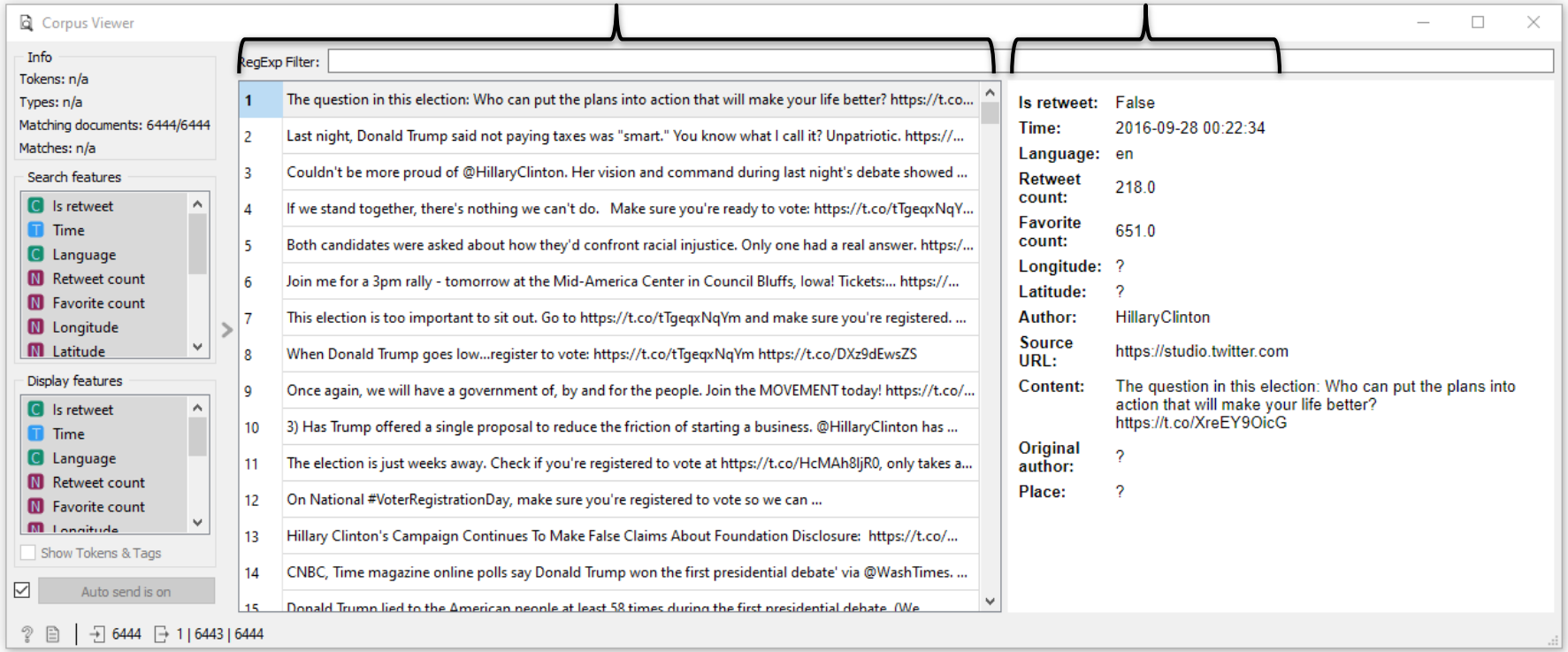
# BEISPIEL I: SENTIMENT-ANALYSE

## Schritt 2a: Daten überprüfen




Der eigentliche Tweet

Weitere Daten

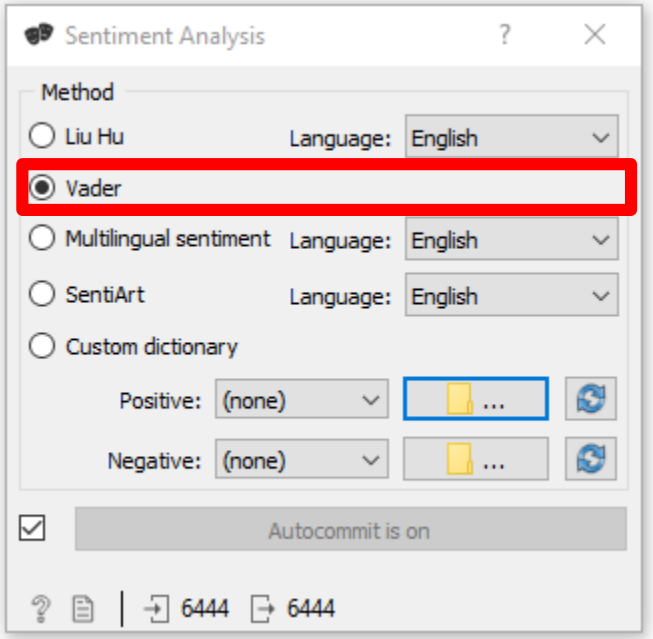


# BEISPIEL I: SENTIMENT-ANALYSE

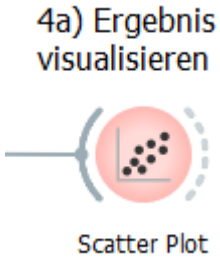
3a) Eine einfache Sentiment-Analyse durchführen


Schritt 3a: Die eigentliche Sentiment-Analyse

- Es stehen mehrere einfache, vortrainierte Modelle zu Auswahl (Hier: Vader)
- Es lassen sich auch eigene Listen mit positiven und negativen Begriffen anlegen
- Ausgaben:
  - Anteil positiver, negativer und neutraler Wörter
  - Daraus abgeleitete Werte
  - Die ursprünglichen Daten



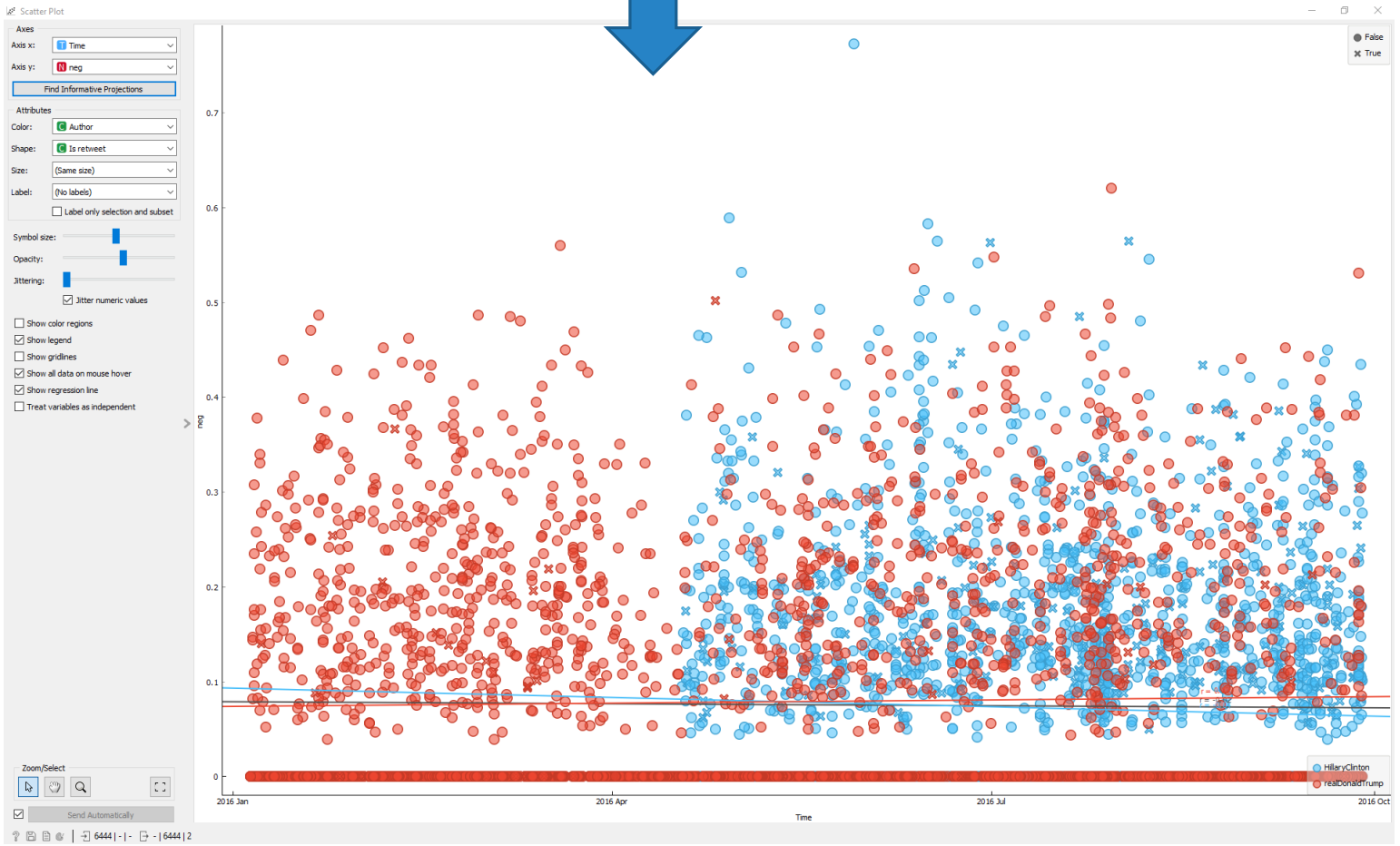
# BEISPIEL I: SENTIMENT-ANALYSE




Schritt 4a: Visualisierung

Hier: Scatter Plot

- X-Achse: Zeit
- Y-Achse: Negativer Anteil
- Farbe: Person
- Form: eigener Tweet oder weitergeleitete Nachricht?



# BEISPIEL I: SENTIMENT-ANALYSE

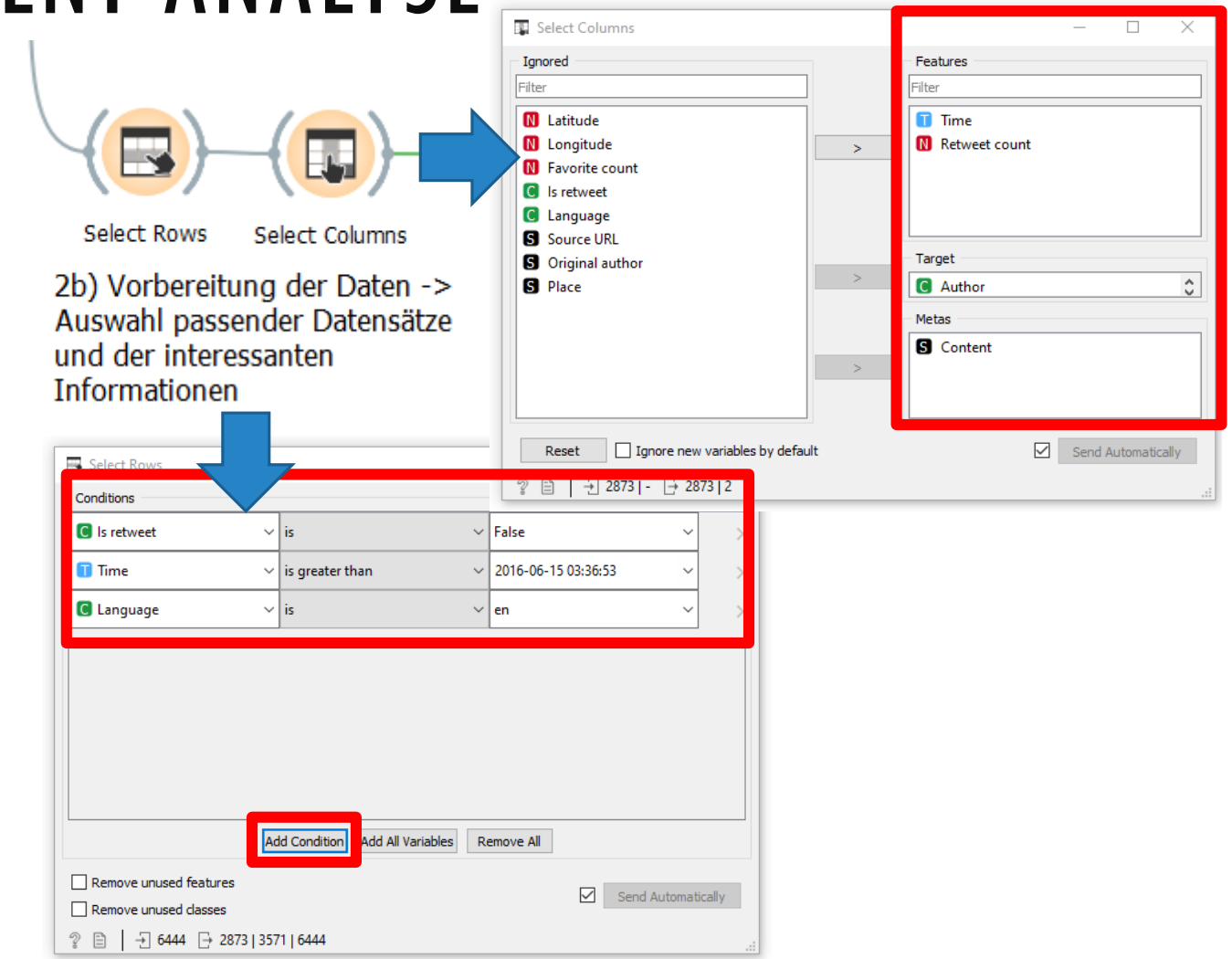
Schritt 2b: Daten vorverarbeiten

Wichtig für Analysen

- Vorverarbeitung: 80% der Zeit
- Analyse: 20% der Zeit

Hier: Auswahl passender Datenätze

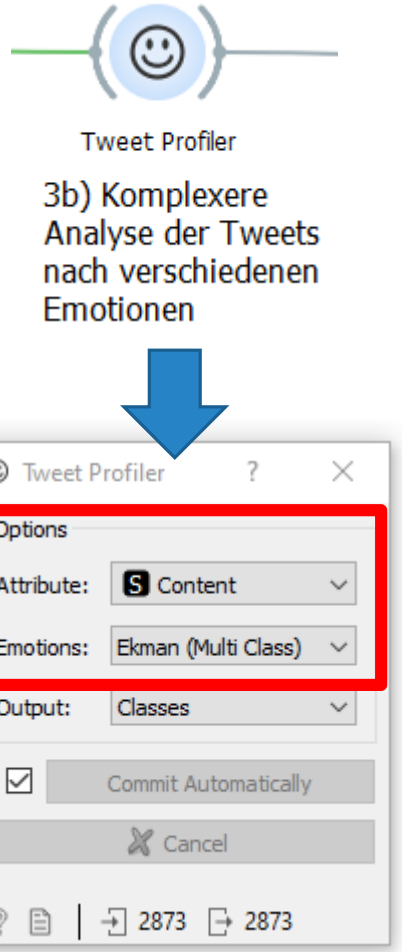
- Einfache Attribut-Wert-Vergleiche
  - Zeit, Anzahl Weiterleitungen, Autor, Text
- Auswahl interessanter Attribute
  - Zeitliche Einschränkungen
  - Sprache
  - …



# BEISPIEL I: SENTIMENT-ANALYSE

## Schritt 3b: Die eigentliche Sentiment-Analyse

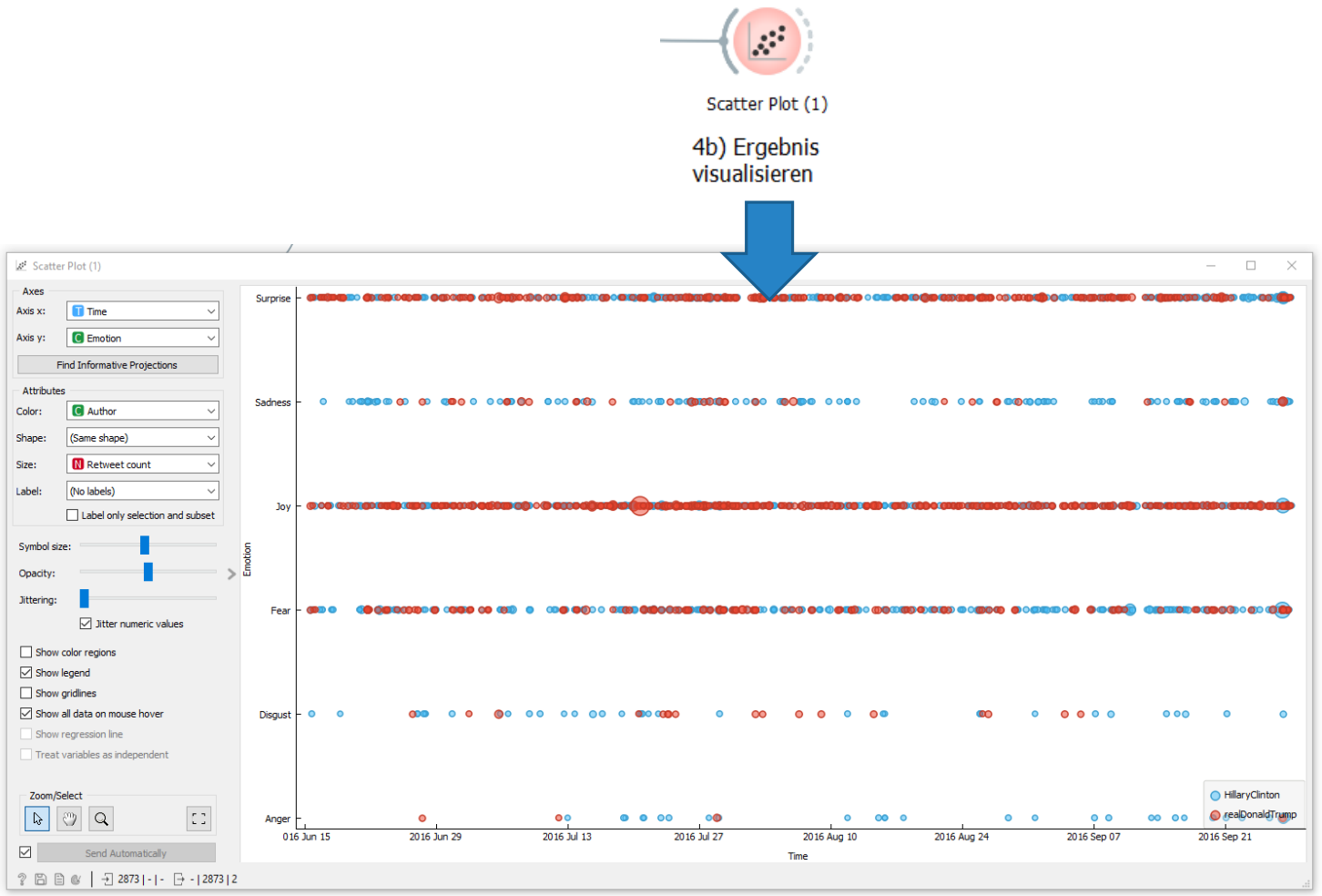
- Diesmal andere vortrainierte Modelle zur Unterscheidung in mehrere Emotionen wie
  - Angst
  - Freude
  - Traurigkeit
  - …
- Analyse wieder über den „Content“



# BEISPIEL I: SENTIMENT-ANALYSE

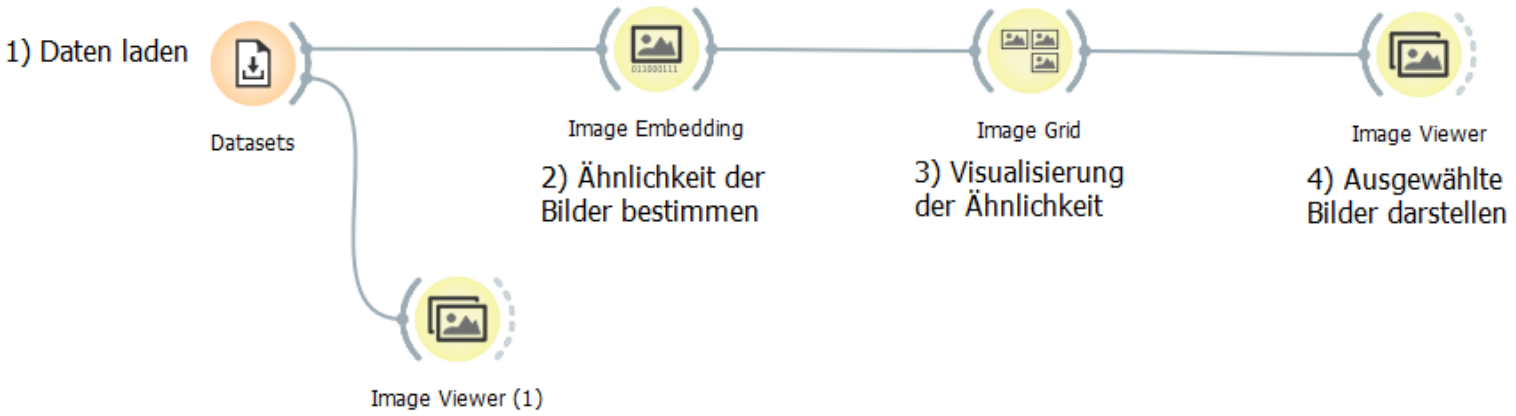
Schritt 4b) Ergebnisse visualisieren

- Scatter Plot
- X-Achse: Zeit
- Y-Achse: Emotion
- Farbe: Autor
- Größe: Anzahl Retweets



# BEISPIEL 2: ÄHNLICHKEITEN VON BILDERN

# BEISPIEL 2: ÄHNLICHKEITEN VON BILDERN



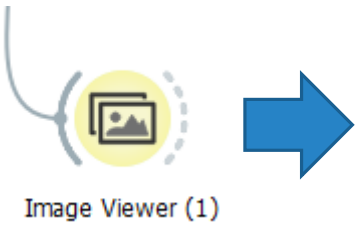

Wir

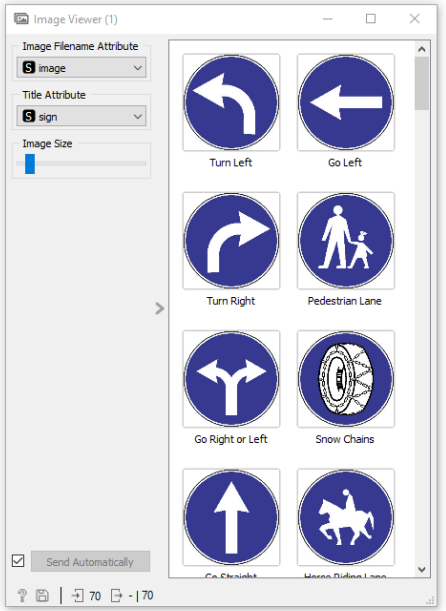
1. Laden eine Menge von Bildern,
2. Bestimmen die Ähnlichkeit zwischen den Bildern,
3. Visualisieren diese Ähnlichkeitsbeziehung und
4. Wählen eine Teilmenge der Bilder interaktiv aus

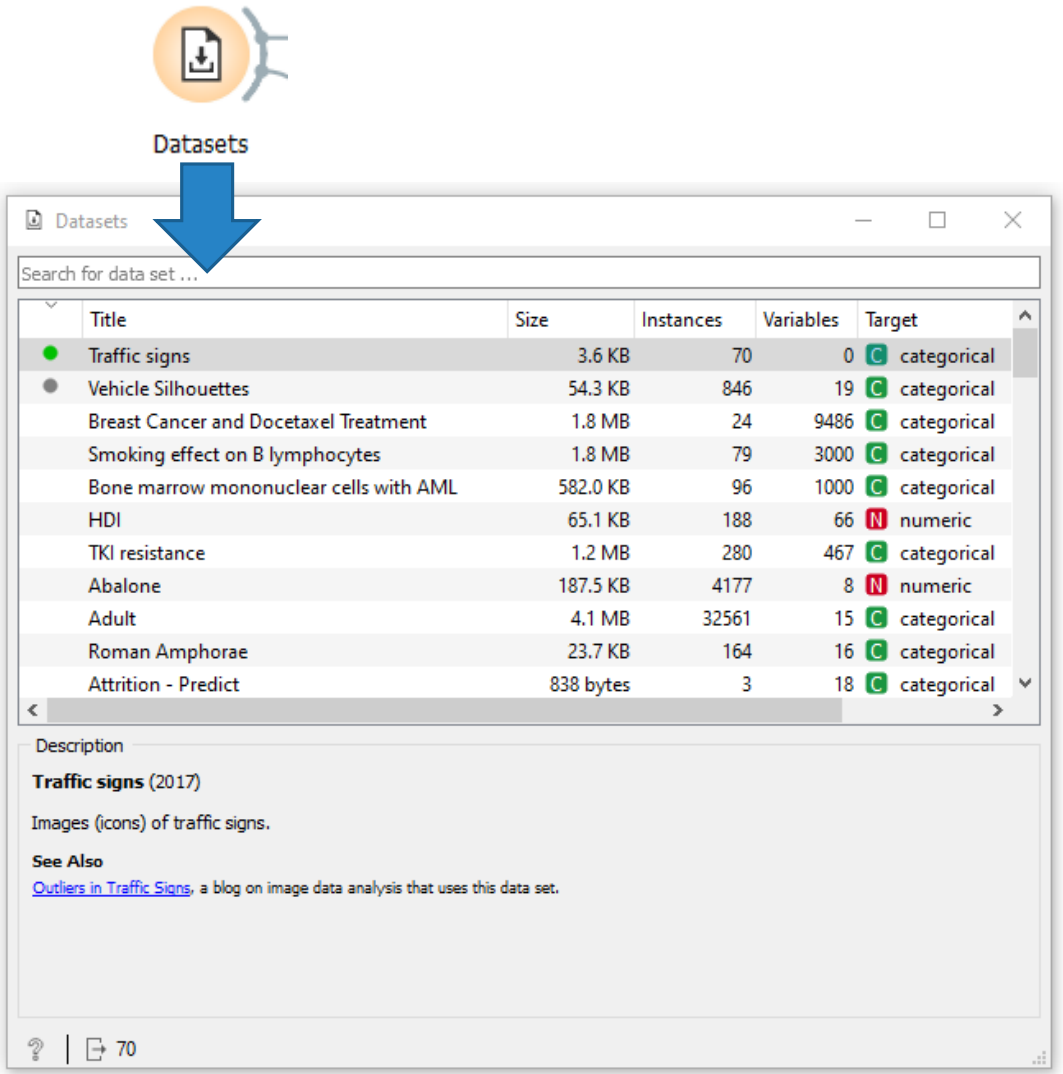
# BEISPIEL 2: ÄHNLICHKEITEN VON BILDERN

## Schritt 1: Laden der Daten

- „Traffic signs“: Symbole von Verkehrsschildern
- Funktioniert auch mit Fotos, allerdings dauert die Analyse dann länger



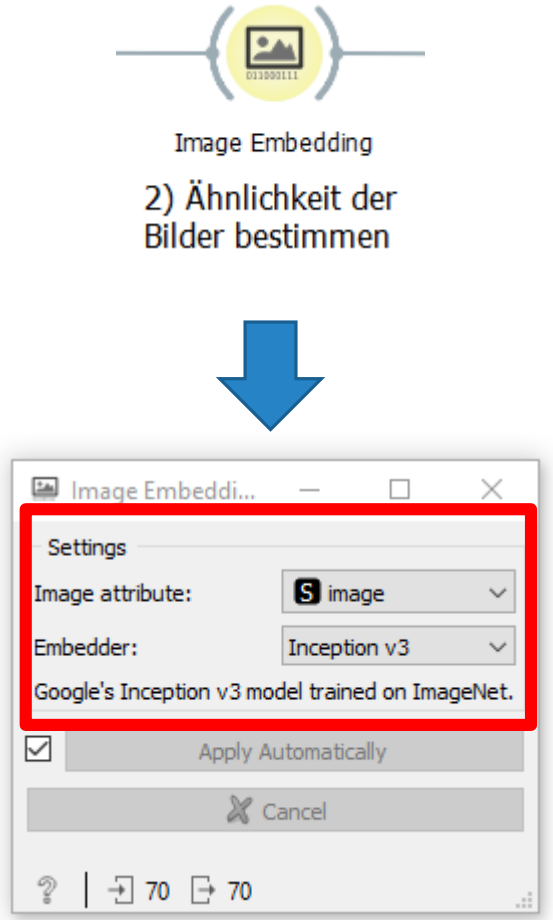



# BEISPIEL 2: ÄHNLICHKEITEN VON BILDERN

## Schritt 2: Ähnlichkeit bestimmen

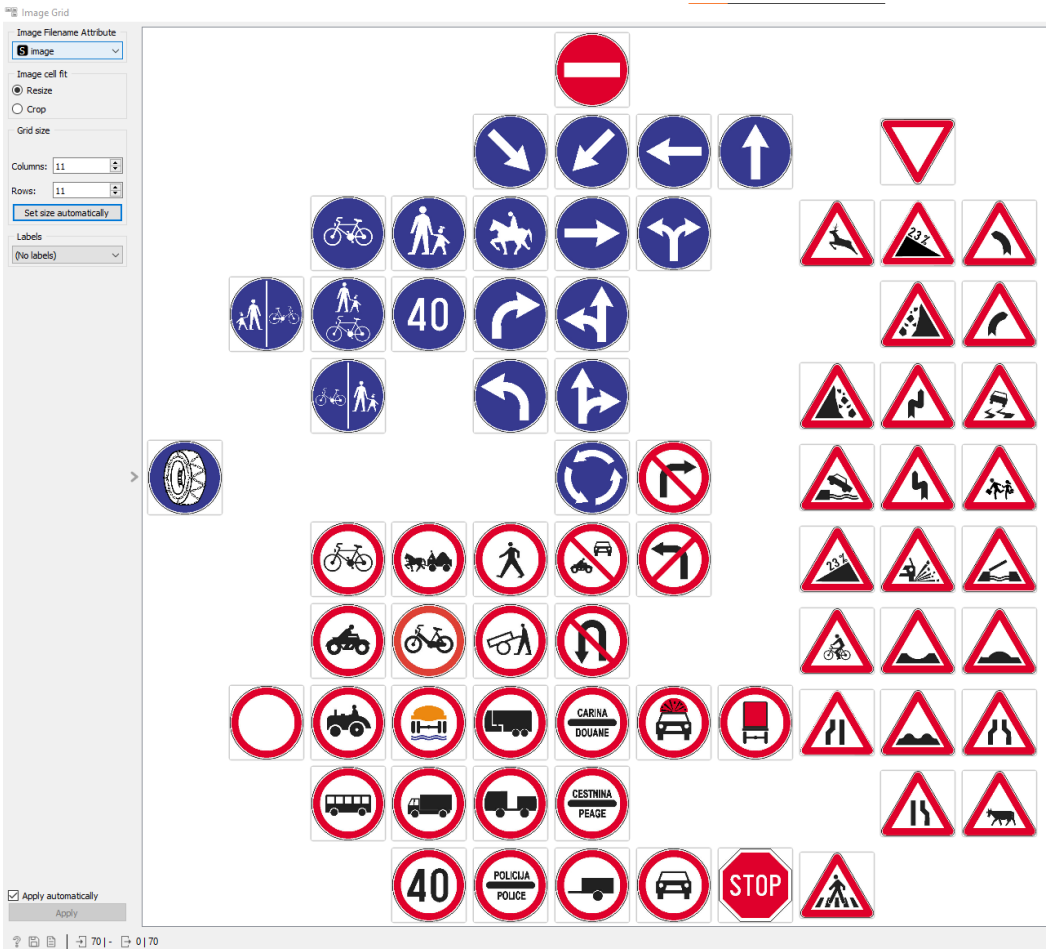
- Image attribute: „image“ → Das sind die Bilddaten
- Nutzen wieder vortrainiertes Modell
- Hier: Inception v3 von Google
  - Bildpunkte werden auf 2048 numerische Werte zwischen 0 und 1 abgebildet
  - Diese wurden über ein Neuronales Netz bestimmt
  - Grundlage für Bestimmung der Ähnlichkeit



# BEISPIEL 2: ÄHNLICHKEITEN VON BILDERN

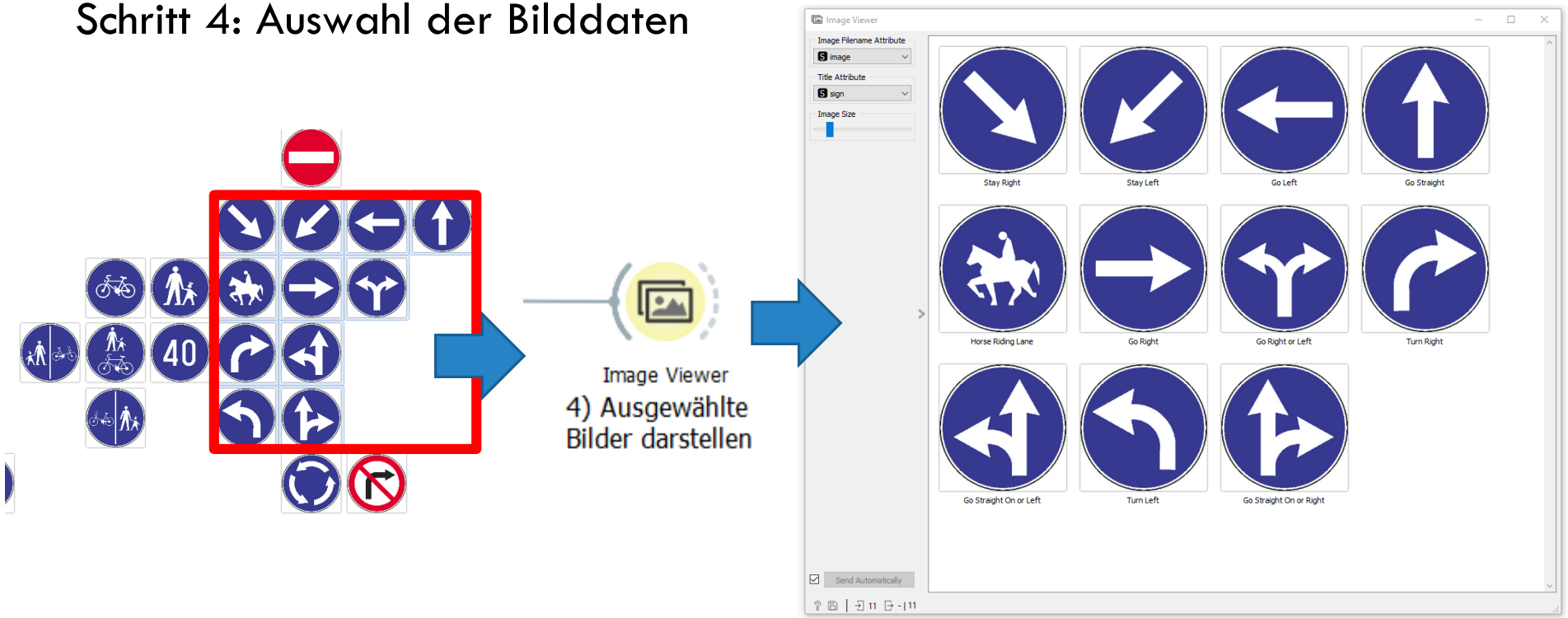
Anordnung der Bilder im Raster

- Ähnliche Bilder nahe beieinander
  - Farbe
  - Form

# BEISPIEL 2: ÄHNLICHKEITEN VON BILDERN

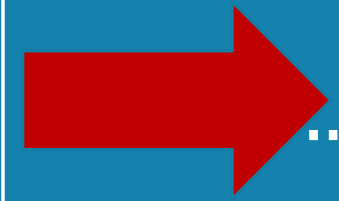
Schritt 4: Auswahl der Bilddaten



# Künstliche Intelligenz

... kennenlernen

... ausprobieren



... selber machen

## REFERENTEN:

DR.-ING. ANNE GUTSCHMIDT
M.SC. HANNES GRUNERT

01.11.2021

# EIGENE ANALYSE: AUFGABENSTELLUNG

Bisher: Fertige Modelle verwendet

Jetzt: Eigenes Modell erstellen

Schritte:

1. Daten laden
2. Einen ersten Blick auf die Daten werfen
3. Einen genaueren Blick auf die Daten werfen
4. Verschiedene Modelle trainieren…
5. … und miteinander vergleichen
6. + 7. Überprüfen, wo es noch zu Problemen kommt.

# 1) DER DATENSATZ

Iris / Schwertlilie

Blütenblätter

Kelchblätter

„Dies ist vielleicht die bekannteste Datenbank, die in der Literatur zur Mustererkennung zu finden ist. [...] Der Datensatz enthält 3 Klassen [...], wobei sich jede Klasse auf eine Art von Iris-Pflanze bezieht. Eine Klasse ist linear von den anderen 2 trennbar; die letzteren sind NICHT linear voneinander trennbar."

Übersetzung via Deepl; Quelle: http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Iris

# 1) DER DATENSATZ

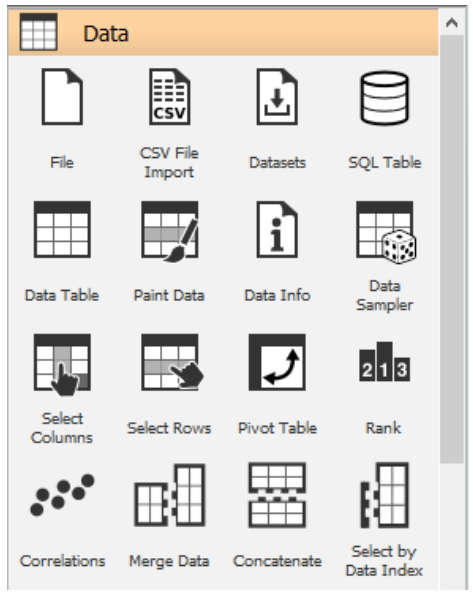
Kelchblatt | Blütenblatt | Unterart

| Länge Kelchblatt | Breite Kelchblatt | Länge Blütenblatt | Breite Blütenblatt | Unterart |
|---|---|---|---|---|
| 5.1 | 3.5 | 1.4 | 0.2 | Iris-setosa |
| 4.9 | 3.0 | 1.4 | 0.2 | Iris-setosa |
| 4.7 | 3.2 | 1.3 | 0.2 | Iris-setosa |
| 7.0 | 3.2 | 4.7 | 1.4 | Iris-versicolor |
| 6.4 | 3.2 | 4.5 | 1.5 | Iris-versicolor |
| 6.9 | 3.1 | 4.9 | 1.5 | Iris-versicolor |
| 6.3 | 3.3 | 6.0 | 2.5 | Iris-virginica |
| 5.8 | 2.7 | 5.1 | 1.9 | Iris-virginica |
| 7.1 | 3.0 | 5.9 | 2.1 | Iris-virginica |
| … | … | … | … | … |

150 Messwerte

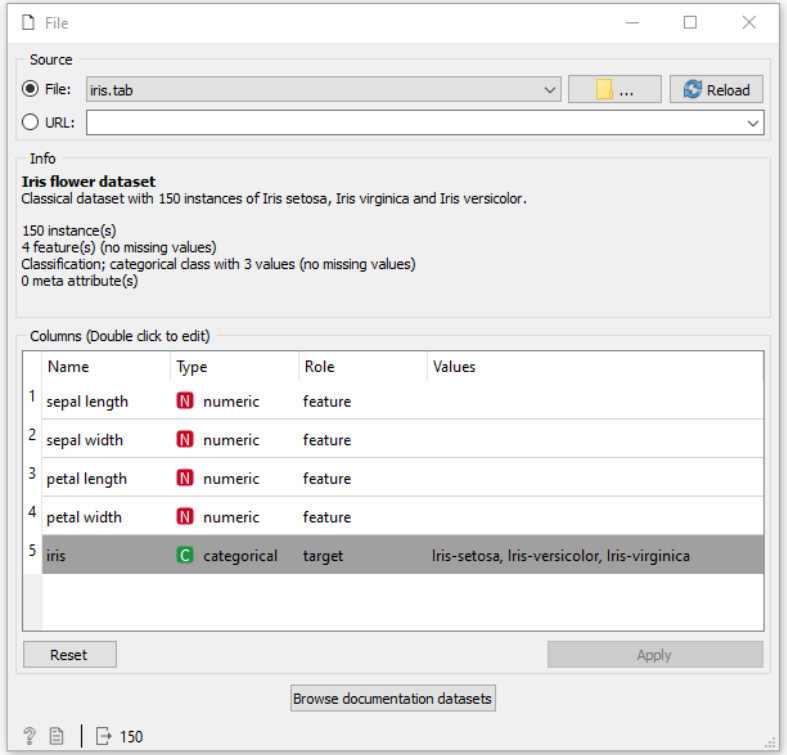
# 1) DER DATENSATZ

Drag & Drop





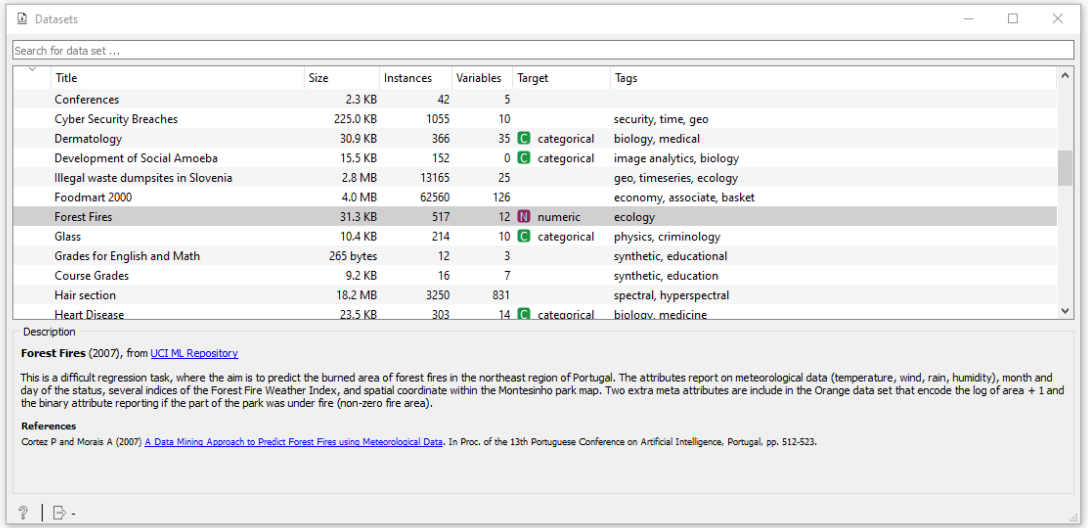
Doppelklick



# 1) DER DATENSATZ (EINSCHUB)

## Download weiterer Beispiele

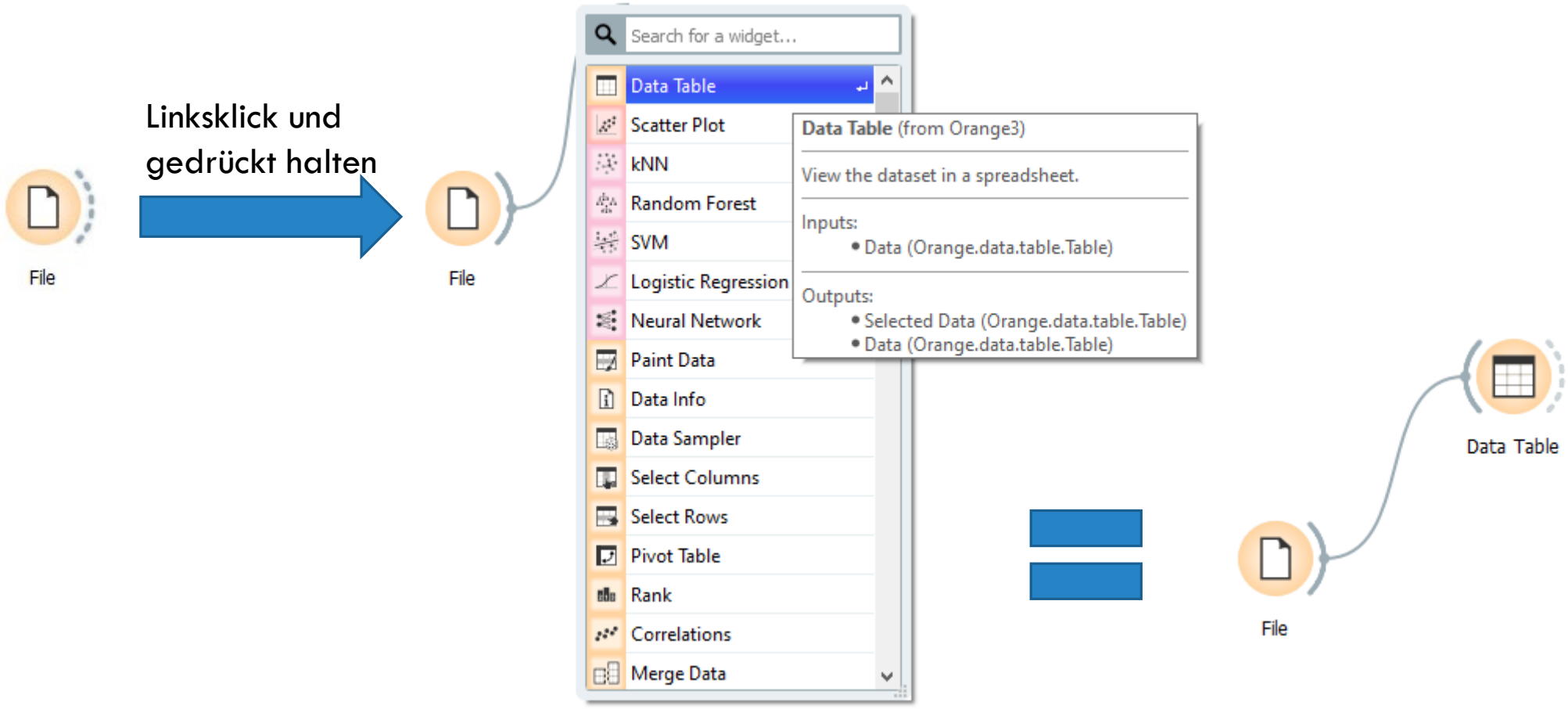

- Anpassung an eigenen Lehrplan / das Unterrichtsfach



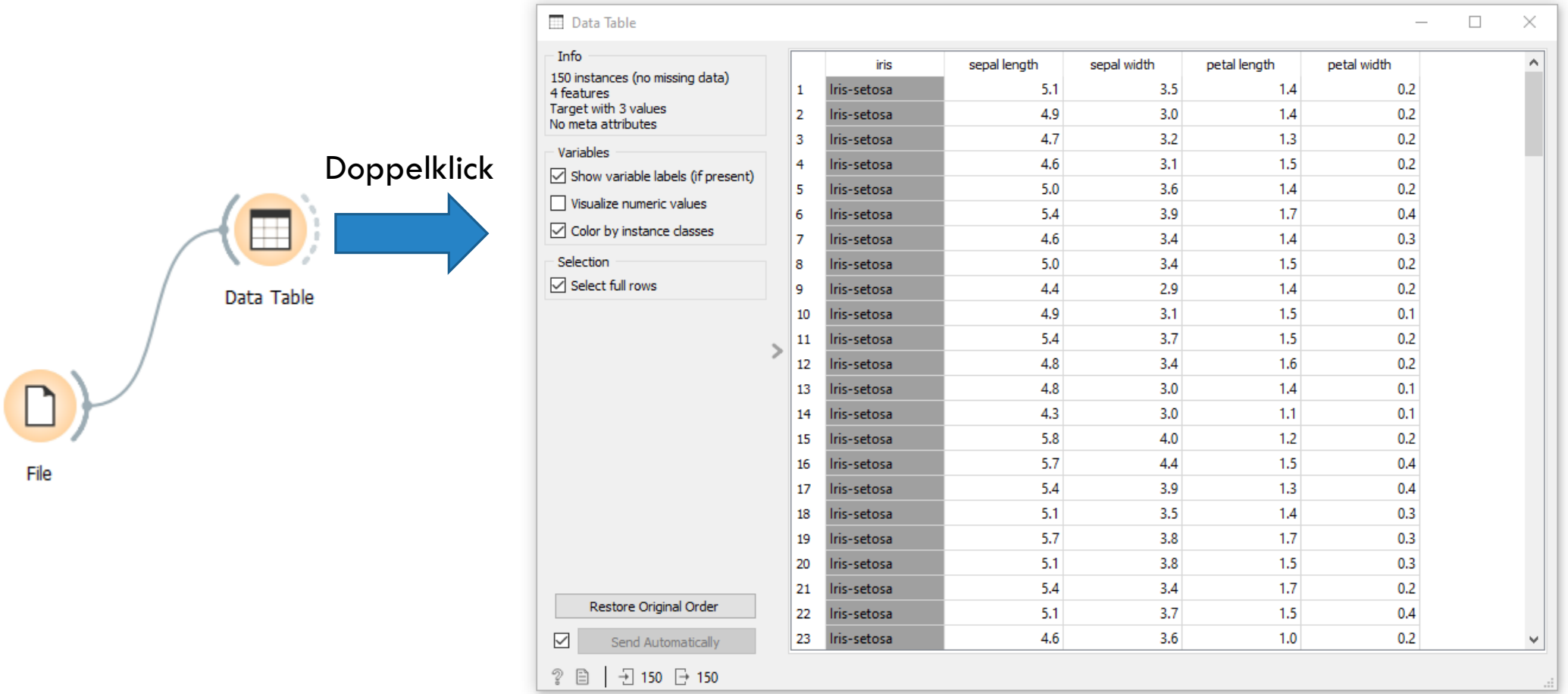

## Verbindung mit eigener Datenbank


- Für Schüler mit Datenbankkenntnissen
- Erfordert vorherige Konfiguration

# 2) DATEN ALS TABELLE

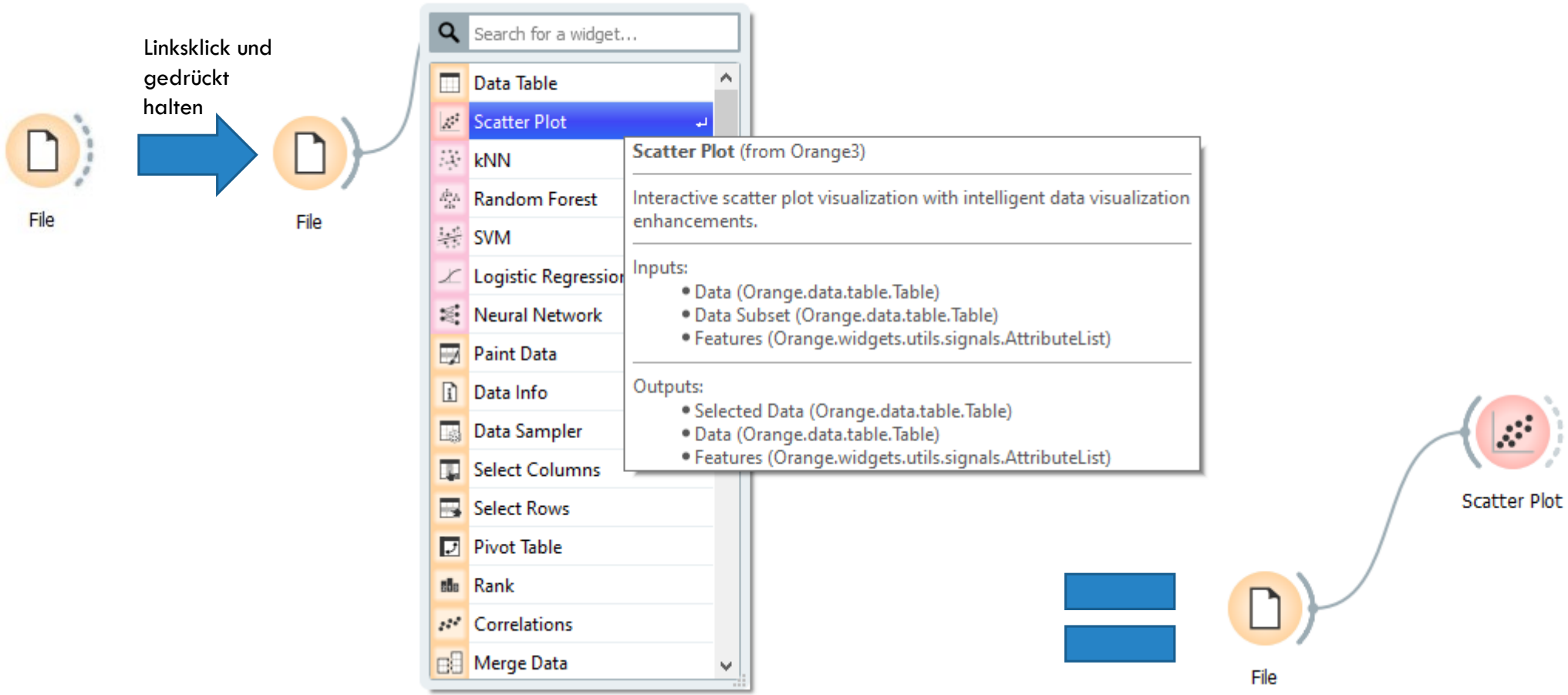


# 2) DATEN ALS TABELLE

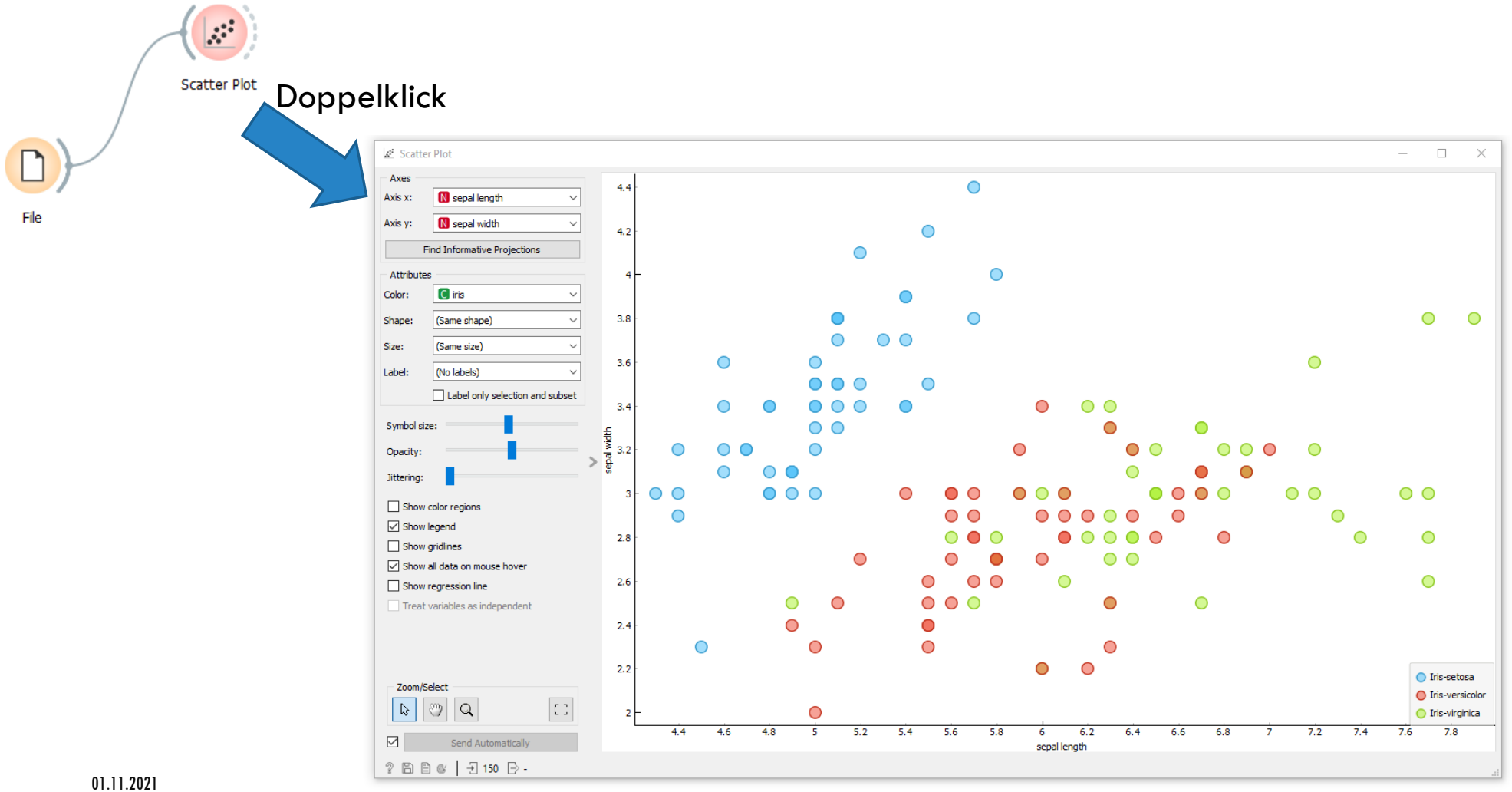



| | iris | sepal length | sepal width | petal length | petal width |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | Iris-setosa | 5.1 | 3.5 | 1.4 | 0.2 |
| 2 | Iris-setosa | 4.9 | 3.0 | 1.4 | 0.2 |
| 3 | Iris-setosa | 4.7 | 3.2 | 1.3 | 0.2 |
| 4 | Iris-setosa | 4.6 | 3.1 | 1.5 | 0.2 |
| 5 | Iris-setosa | 5.0 | 3.6 | 1.4 | 0.2 |
| 6 | Iris-setosa | 5.4 | 3.9 | 1.7 | 0.4 |
| 7 | Iris-setosa | 4.6 | 3.4 | 1.4 | 0.3 |
| 8 | Iris-setosa | 5.0 | 3.4 | 1.5 | 0.2 |
| 9 | Iris-setosa | 4.4 | 2.9 | 1.4 | 0.2 |
| 10 | Iris-setosa | 4.9 | 3.1 | 1.5 | 0.1 |
| 11 | Iris-setosa | 5.4 | 3.7 | 1.5 | 0.2 |
| 12 | Iris-setosa | 4.8 | 3.4 | 1.6 | 0.2 |
| 13 | Iris-setosa | 4.8 | 3.0 | 1.4 | 0.1 |
| 14 | Iris-setosa | 4.3 | 3.0 | 1.1 | 0.1 |
| 15 | Iris-setosa | 5.8 | 4.0 | 1.2 | 0.2 |
| 16 | Iris-setosa | 5.7 | 4.4 | 1.5 | 0.4 |
| 17 | Iris-setosa | 5.4 | 3.9 | 1.3 | 0.4 |
| 18 | Iris-setosa | 5.1 | 3.5 | 1.4 | 0.3 |
| 19 | Iris-setosa | 5.7 | 3.8 | 1.7 | 0.3 |
| 20 | Iris-setosa | 5.1 | 3.8 | 1.5 | 0.3 |
| 21 | Iris-setosa | 5.4 | 3.4 | 1.7 | 0.2 |
| 22 | Iris-setosa | 5.1 | 3.7 | 1.5 | 0.4 |
| 23 | Iris-setosa | 4.6 | 3.6 | 1.0 | 0.2 |

# 3) DATEN VISUALISIERT

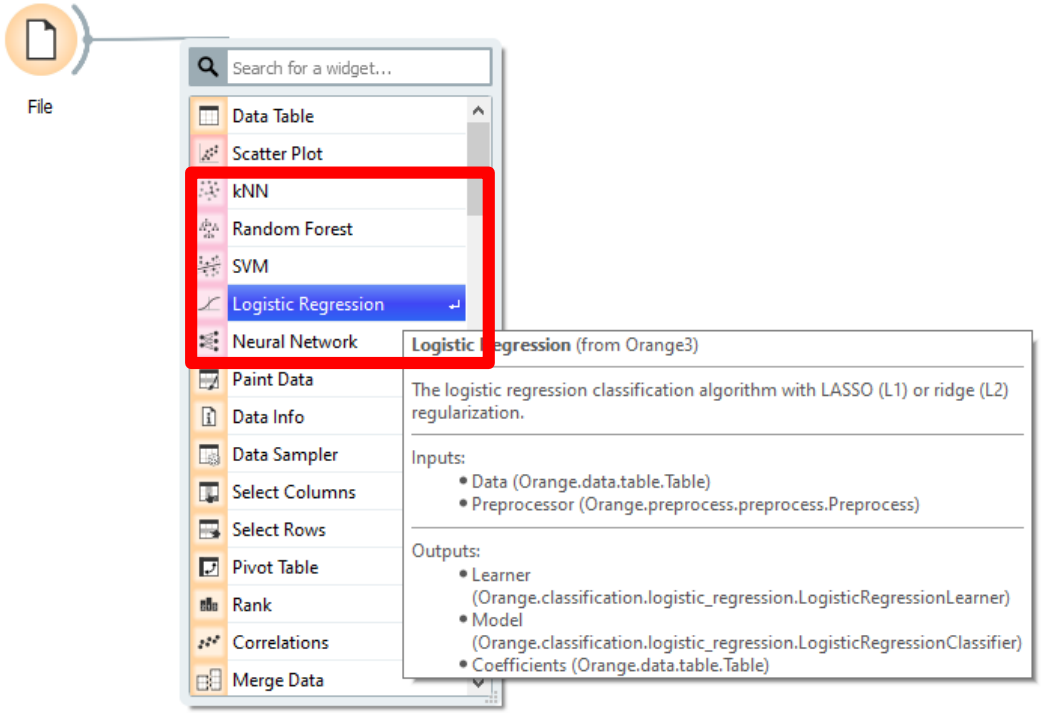


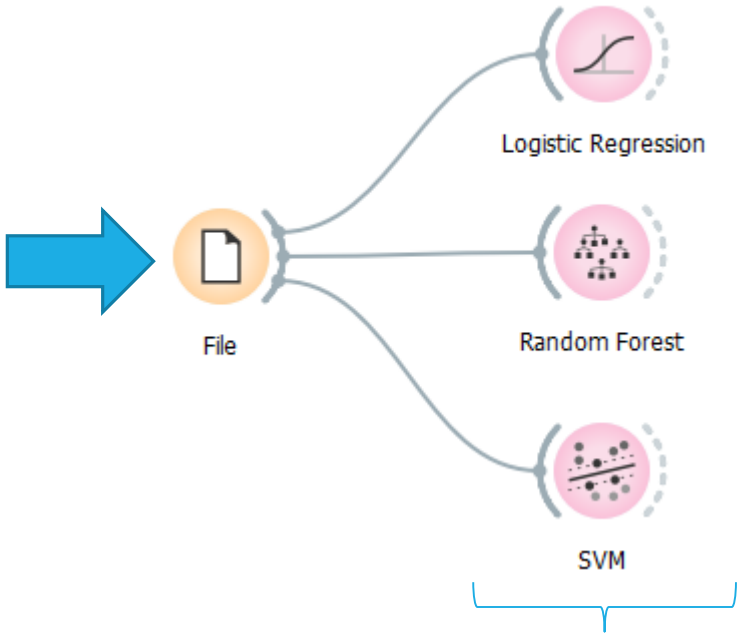
# 3) DATEN VISUALISIERT



# 3) DATEN VISUALISIERT

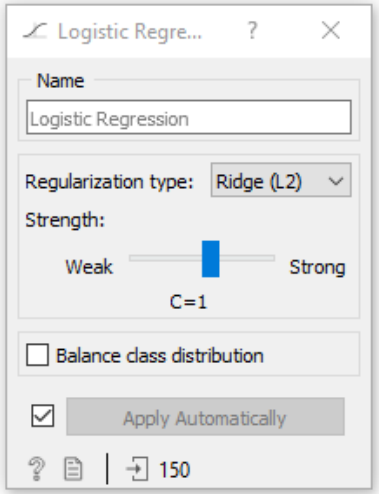
# 4) MODELLE AUSWÄHLEN

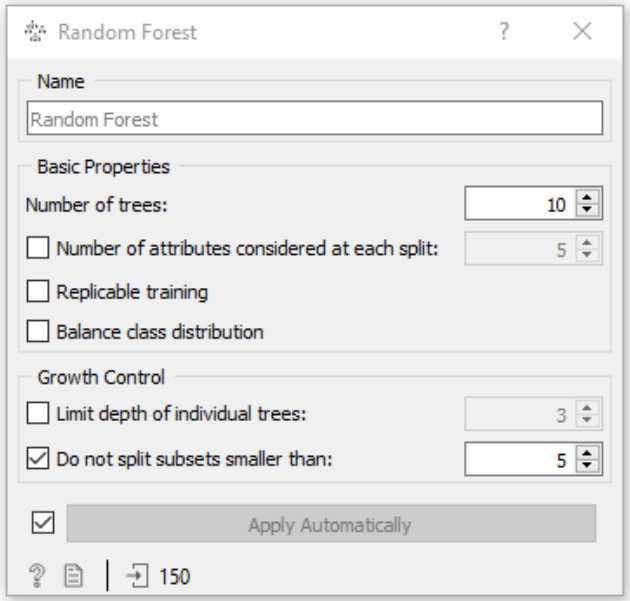


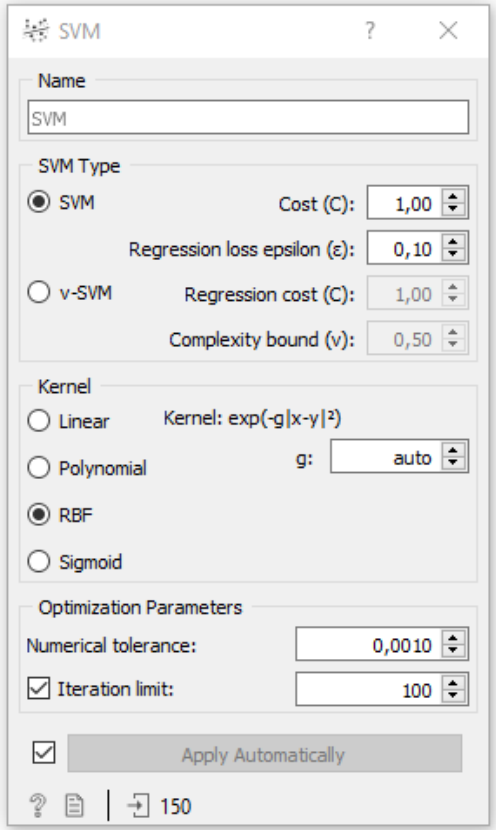




Mehrere Verfahren auswählen; einfache Verfahren sind z.B. „k Nearest Neighbours“ kNN und Entscheidungsbäume (Tree)

# 4) MODELLE AUSWÄHLEN – EINSTELLUNGEN

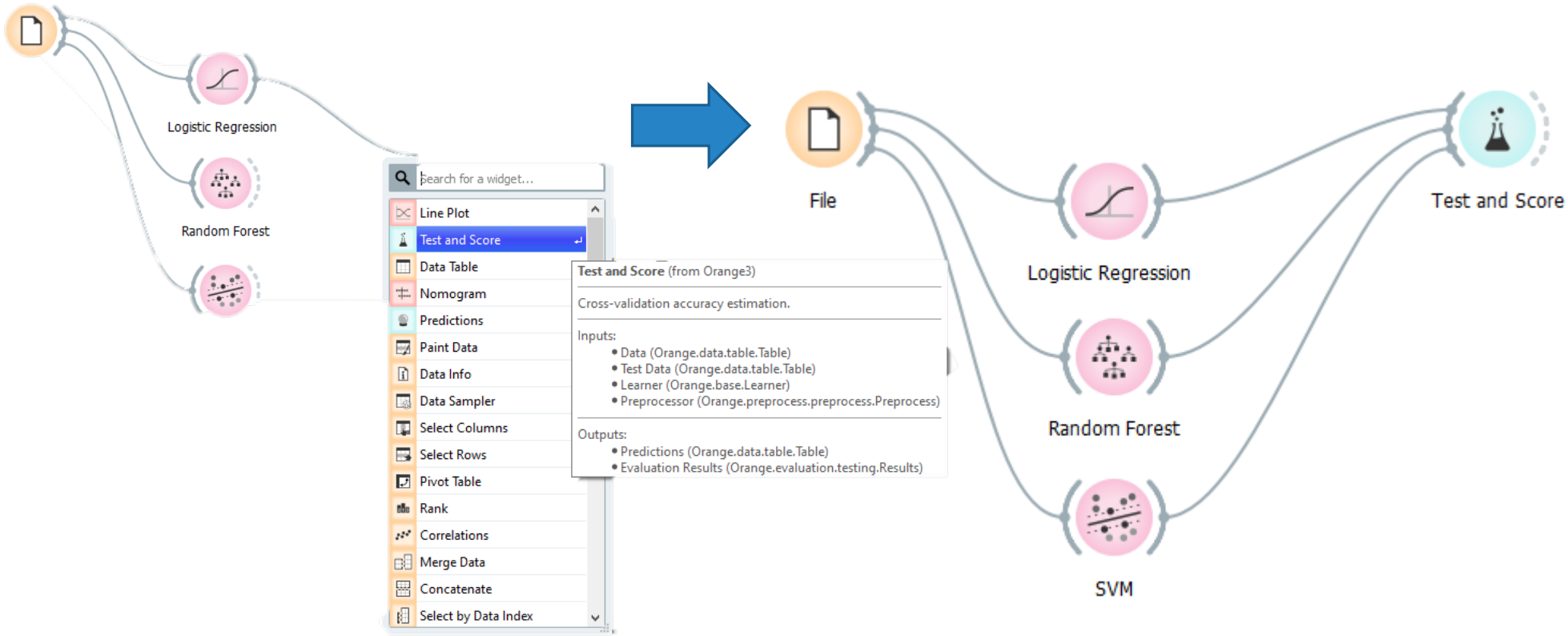


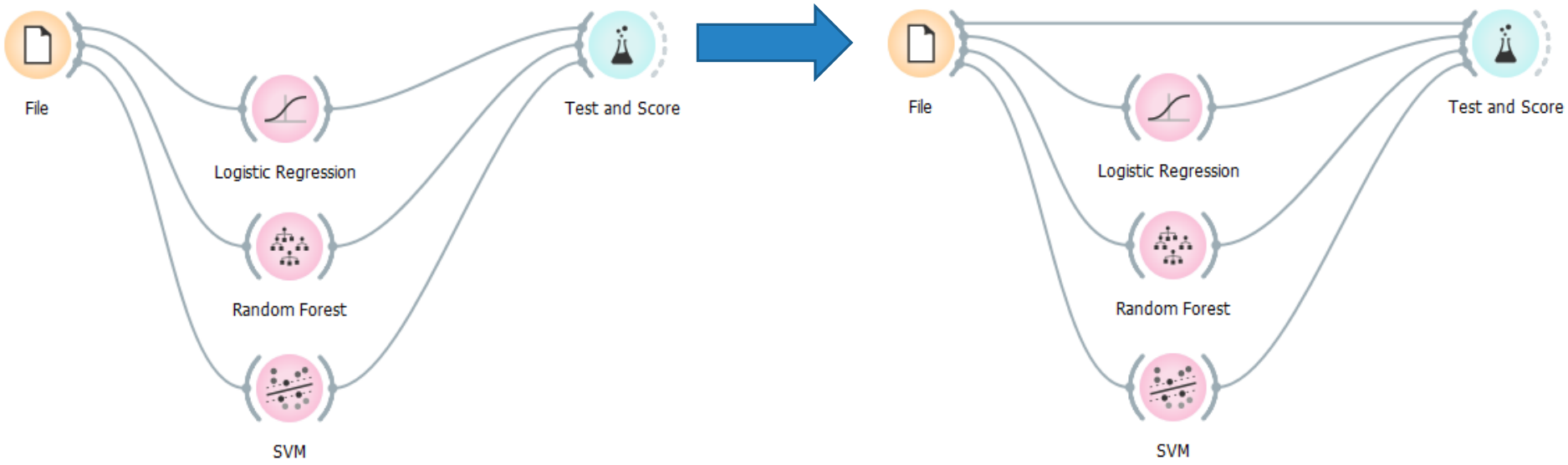




<u>Realität:</u> Parameter automatisch anpassen, bis Ergebnis „gut genug“

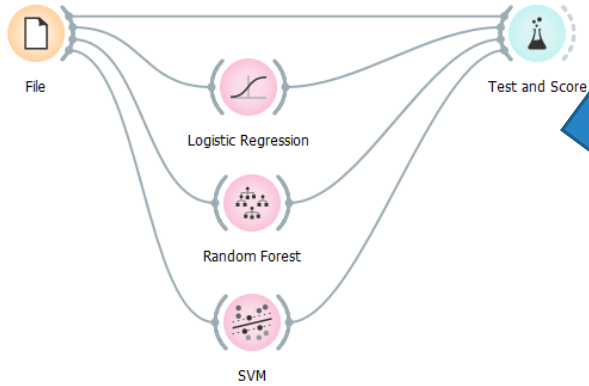
# 5) MODELLE TRAINIEREN…



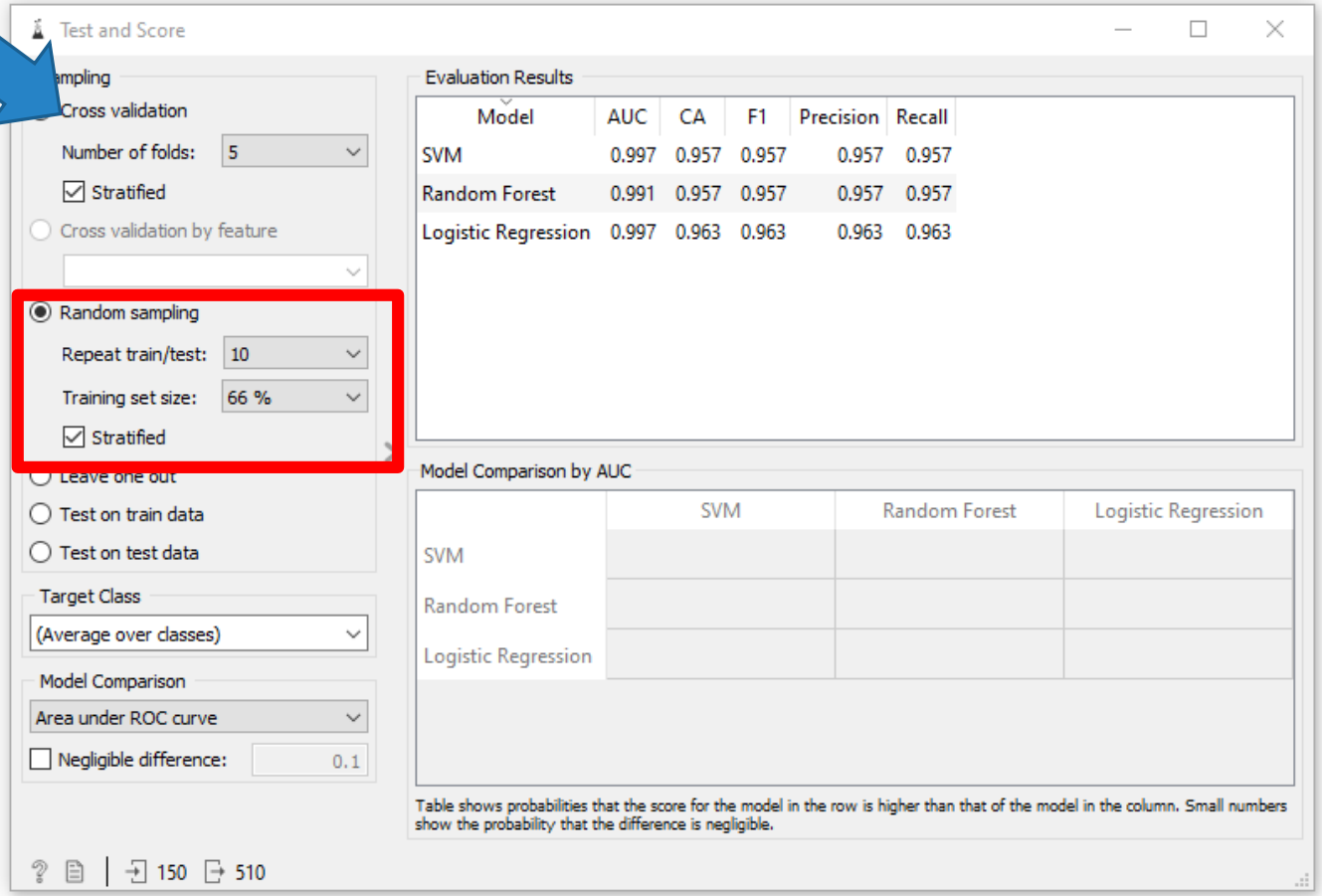
# 5) … UND TESTEN


File
Logistic Regression
Random Forest
SVM
Test and Score
File
Logistic Regression
Random Forest
SVM
Test and Score

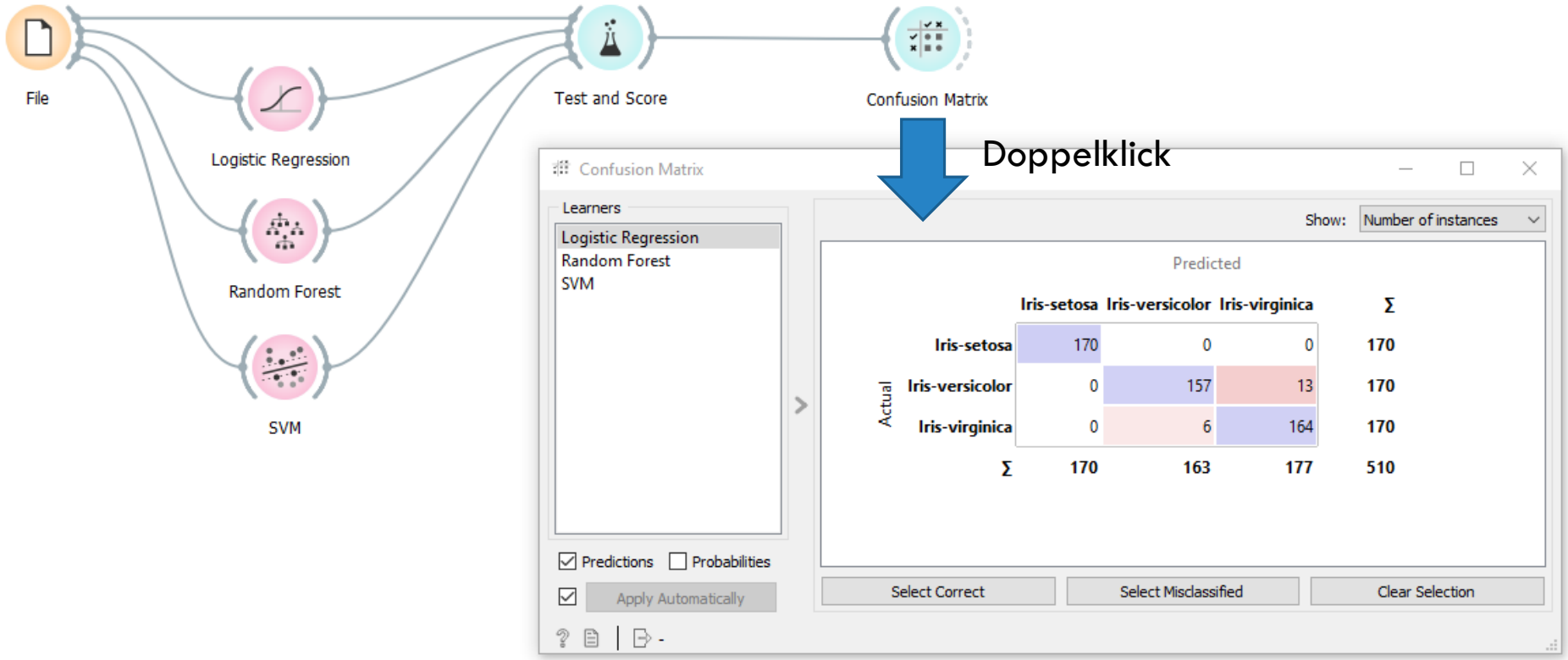
# 5) MODELLE TRAINIEREN UND TESTEN



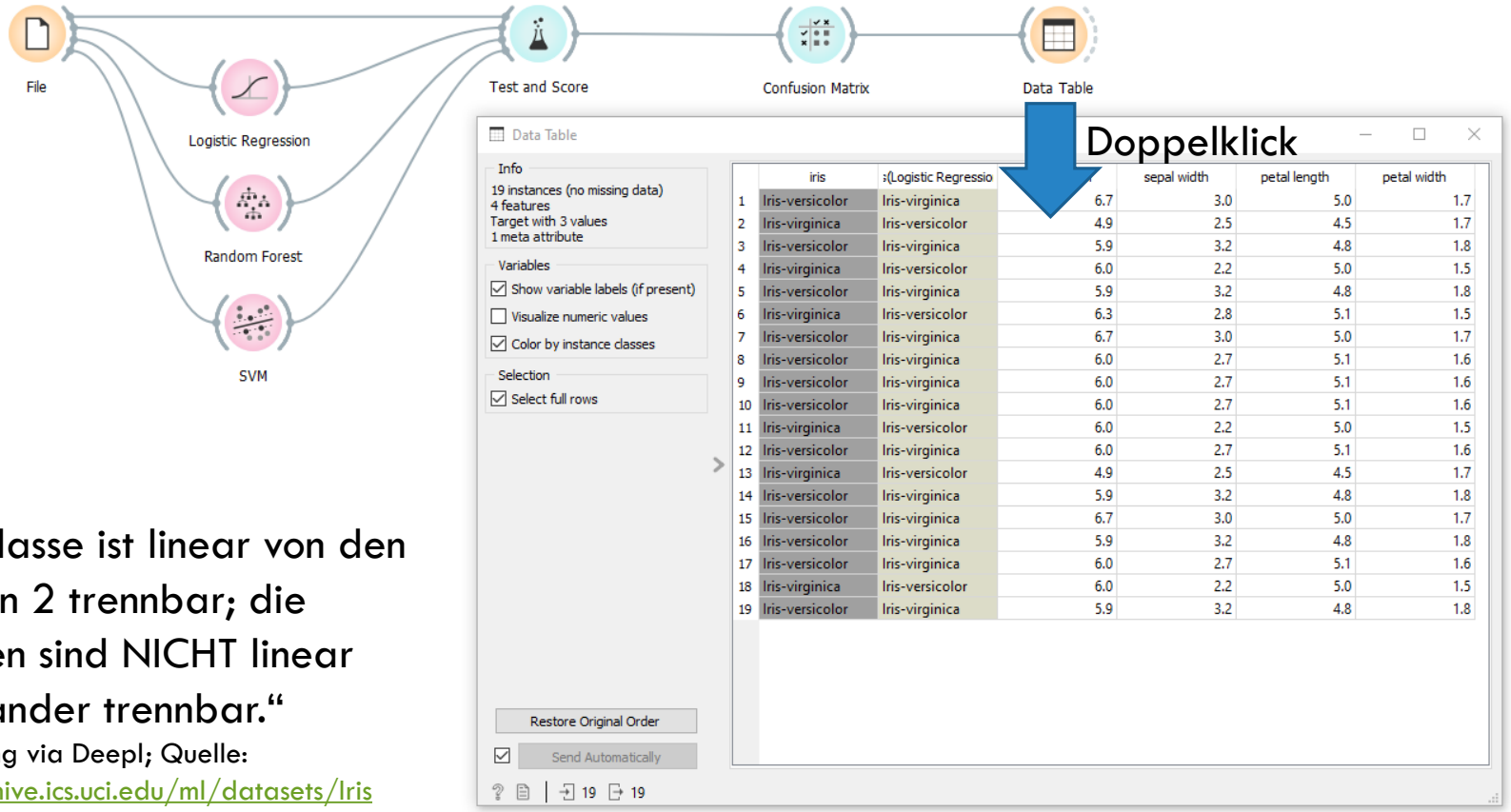

Doppelklick



# 6) KONFUSIONSMATRIX



# 7) FALSCH KLASSIFIZIERTE DATEN




| | iris | ;(Logistic Regressio | | sepal width | petal length | petal width |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 6.7 | 3.0 | 5.0 | 1.7 |
| 2 | Iris-virginica | Iris-versicolor | 4.9 | 2.5 | 4.5 | 1.7 |
| 3 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 5.9 | 3.2 | 4.8 | 1.8 |
| 4 | Iris-virginica | Iris-versicolor | 6.0 | 2.2 | 5.0 | 1.5 |
| 5 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 5.9 | 3.2 | 4.8 | 1.8 |
| 6 | Iris-virginica | Iris-versicolor | 6.3 | 2.8 | 5.1 | 1.5 |
| 7 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 6.7 | 3.0 | 5.0 | 1.7 |
| 8 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 6.0 | 2.7 | 5.1 | 1.6 |
| 9 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 6.0 | 2.7 | 5.1 | 1.6 |
| 10 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 6.0 | 2.7 | 5.1 | 1.6 |
| 11 | Iris-virginica | Iris-versicolor | 6.0 | 2.2 | 5.0 | 1.5 |
| 12 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 6.0 | 2.7 | 5.1 | 1.6 |
| 13 | Iris-virginica | Iris-versicolor | 4.9 | 2.5 | 4.5 | 1.7 |
| 14 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 5.9 | 3.2 | 4.8 | 1.8 |
| 15 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 6.7 | 3.0 | 5.0 | 1.7 |
| 16 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 5.9 | 3.2 | 4.8 | 1.8 |
| 17 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 6.0 | 2.7 | 5.1 | 1.6 |
| 18 | Iris-virginica | Iris-versicolor | 6.0 | 2.2 | 5.0 | 1.5 |
| 19 | Iris-versicolor | Iris-virginica | 5.9 | 3.2 | 4.8 | 1.8 |

“Eine Klasse ist linear von den anderen 2 trennbar; die letzteren sind NICHT linear voneinander trennbar.“

Übersetzung via Deepl; Quelle: http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Iris

# LITERATUR


- Mark Lutz: *Python – kurz & gut*, O'Reilly, 5. Auflage, 2014
- Annalyn Ng, Kenneth Soo: *Data Science – Was ist das eigentlich?*, Springer, 2018
- Jürgen Cleve, Uwe Lämmel: *Data Mining*, De Gruyter Verlag, 3. Auflage, 2020
- Uwe Lämmel, Jürgen Cleve: *Künstliche Intelligenz: Wissensverarbeitung – Neuronale Netze*, Hanser Verlag, 5. Auflage, 2020
- Stuart Russell, Peter Norvig: *Künstliche Intelligenz: Ein moderner Ansatz*, Pearson Studium, 3. Auflage, 2012
- Stuart Russell: Human Compatible: *Künstliche Intelligenz und wie der Mensch die Kontrolle über superintelligente Maschinen behält*, mitp Verlag, 1. Auflage, 2020