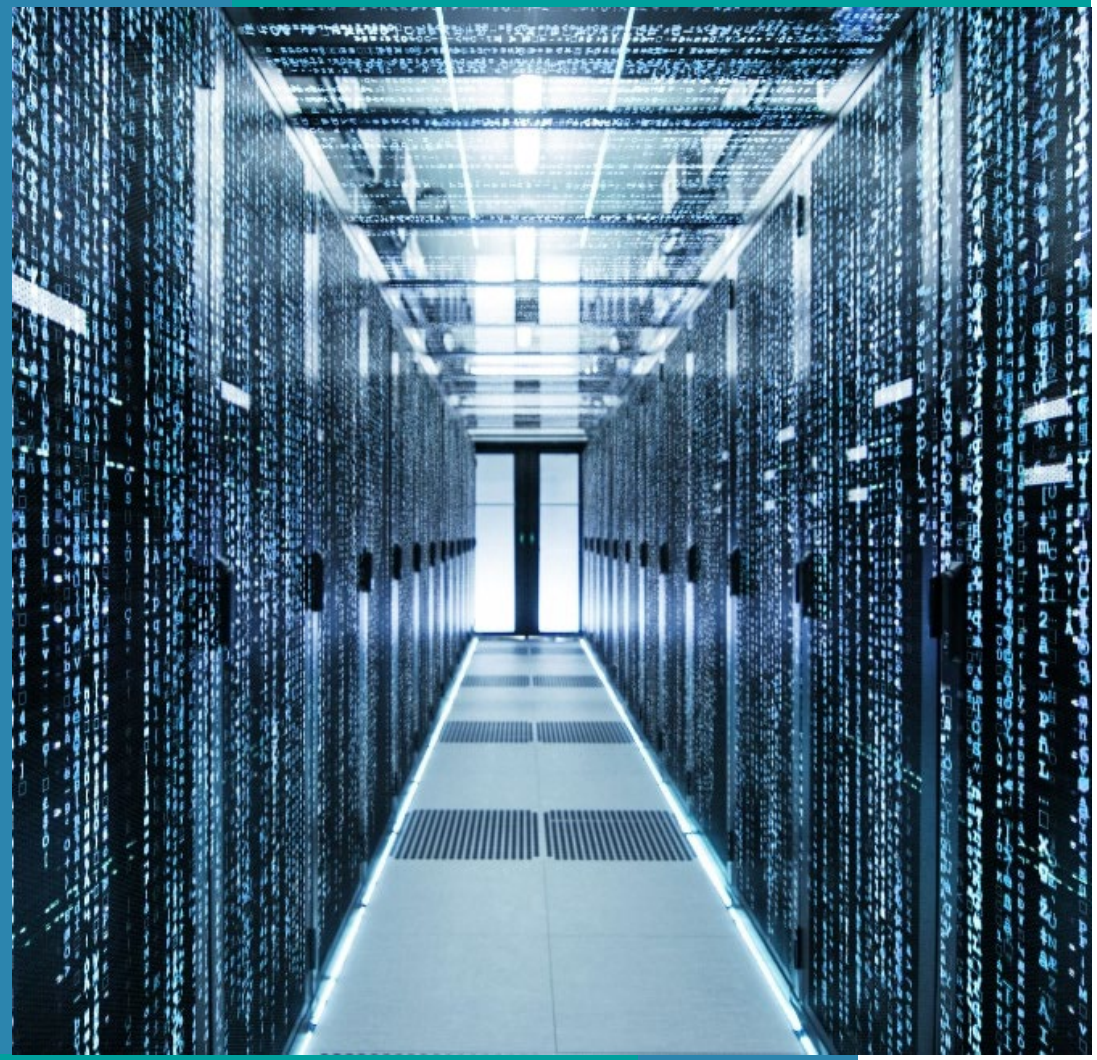
HOUSE PRICE PREDICTION

Team Insight Explorers - Präsentation

DATA EXPLORATION PROJECT



AGENDA

- Idee & Zielsetzung
- Setup
  - Datensatz
  - Technologien und Bibliotheken
  - Generelles Vorgehen
  - Wie setzen wir Machine Learning ein?
- Umsetzung & Ergebnisse
  - Exploratory Analysis
  - Datenvorverarbeitung
  - Gütemaß RMSE
  - Vorstellung der Ergebnisse
  - Kritische Reflexion

Idee & Zielsetzung

- **Vorhersage von Hauspreisen** in den USA auf Basis verschiedener Faktoren (Grundstückgröße, Baujahr, Lage…) durch den Einsatz von ML-**Regressions-Modellen**

- Wirtschaftlicher Nutzen: Die Vorhersage von Preisen führt zu einer **besseren Informationslage**, die es ermöglicht, **bessere Kaufentscheidungen** zu treffen.

Introduction

Haus 1	Haus 2
Wohnfläche: 109m²	Wohnfläche: 156m²
Bäder: 1	Bäder: 2
Stockwerke: 1	Stockwerke: 1
Baujahr: 1955	Baujahr: 1987
Preis: 221.900$	**Preis: 510.000$**

Setup

Unser Datensatz:

- Id
- Date
- Price
- Bedrooms
- Bathrooms
- Sqft_living
- Sqft_lot
- Floors
- Waterfront
- View
- Condition
- Grade
- Design
- Sqft_above
- Sqft_basement
- Yr_built
- Yr_renovated
- Zipcode
- Lattitude
- Longitude
- Sqft_living15
- Sqft_lot15

Source: Kaggle: https://www.kaggle.com/harlfoxem/housesalesprediction

Technologien und Bibliotheken

Entwicklungsumgebung:

Google Collab

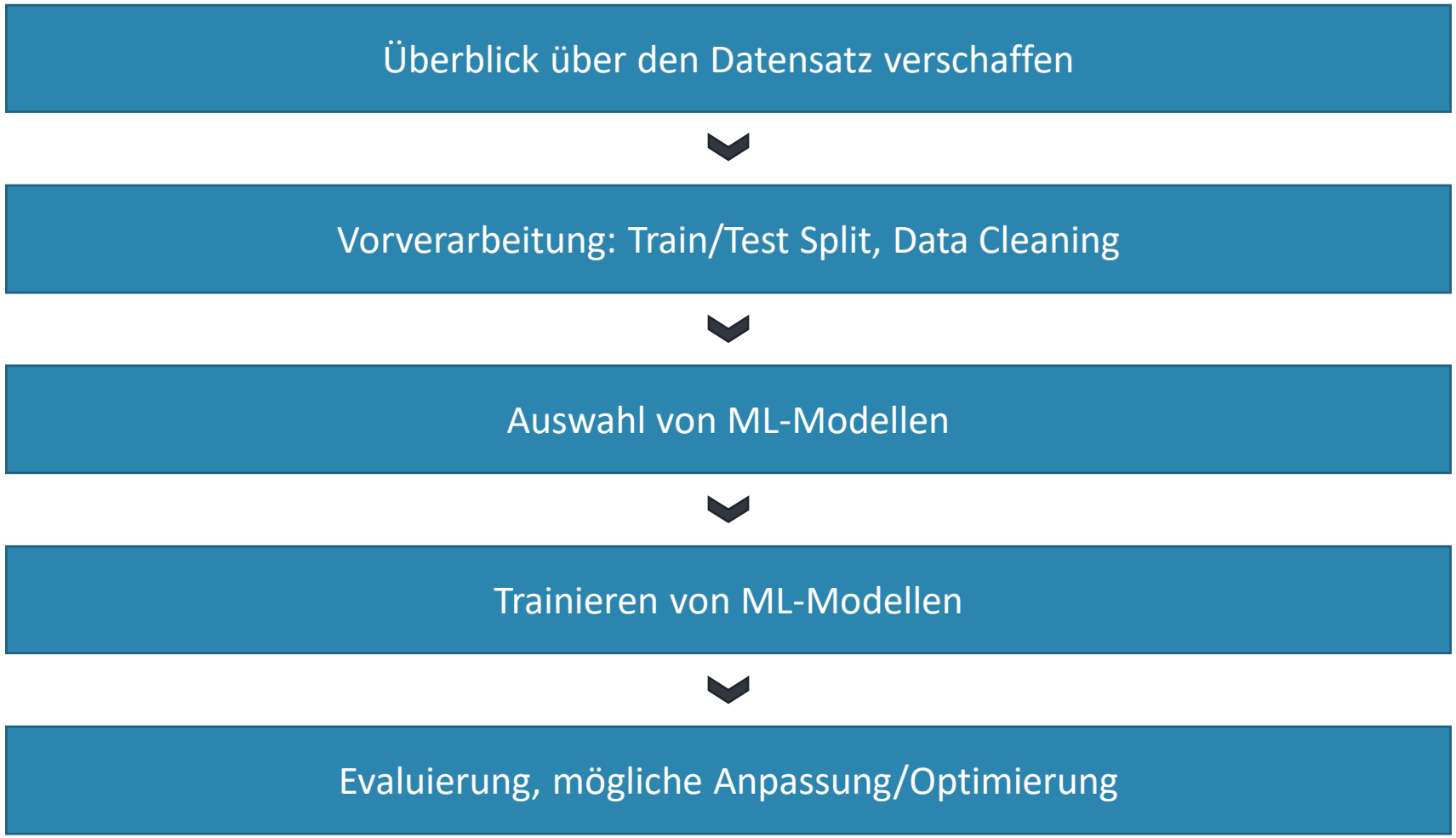
- Notebooks
- Gehostete Laufzeit
- Gemeinsames Coden
- Einfaches Sharing

Bibliotheken:

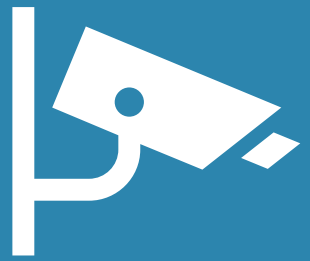
Bekannte Python-Module

- NumPy
- Pandas
- Scikit-learn
- Matplotlib

Generelles Vorgehen

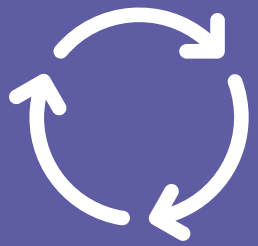


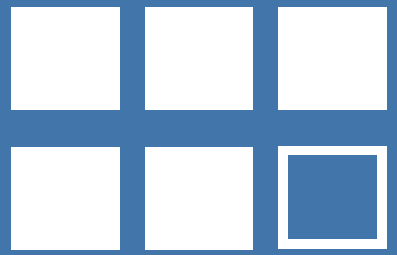
Wie setzen wir Machine Learning ein?



Überwachtes Lernen

Multiple Regression





Batch Learning

Evaluierung: RMSE und R2-Wert

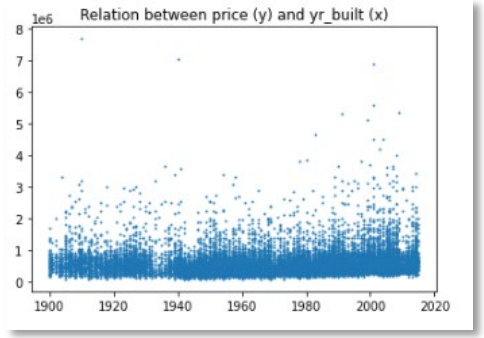
Umsetzung & Ergebnisse

Exploratory Analysis

- Genereller Datenüberblick
- Statistischer Datenüberblick
- Histogramme
- Korrelationen
- Geografische Lage

Überblick über den Datensatz verschaffen

	id	price	bedrooms	bathrooms	sqft_living	sqft_lot	floors
count	2.161300e+04	2.161300e+04	21613.000000	21613.000000	21613.000000	2.161300e+04	21613.000000
mean	4.580302e+09	5.400881e+05	3.370842	2.114757	2079.899736	1.510697e+04	1.494309
std	2.876566e+09	3.671272e+05	0.930062	0.770163	918.440897	4.142051e+04	0.539989
min	1.000102e+06	7.500000e+04	0.000000	0.000000	290.000000	5.200000e+02	1.000000
25%	2.123049e+09	3.219500e+05	3.000000	1.750000	1427.000000	5.040000e+03	1.000000
50%	3.904930e+09	4.500000e+05	3.000000	2.250000	1910.000000	7.618000e+03	1.500000
75%	7.308900e+09	6.450000e+05	4.000000	2.500000	2550.000000	1.068800e+04	2.000000
max	9.900000e+09	7.700000e+06	33.000000	8.000000	13540.000000	1.651359e+06	3.500000

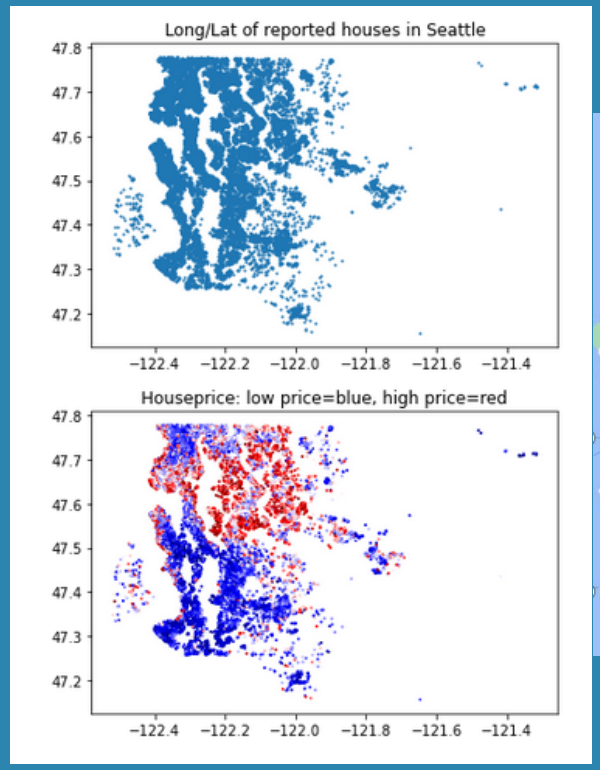


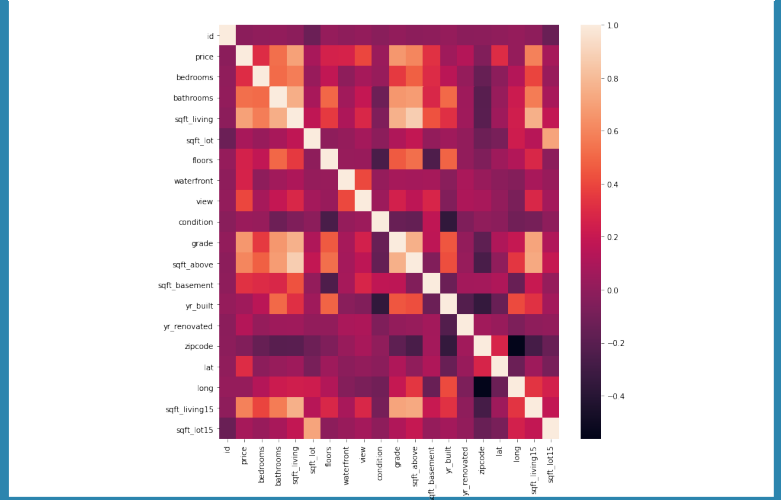
Methoden *info()* und *describe()* für schnelle Beschreibung des Datensatzes

Plotten von Histogrammen

Suche nach Korrelationen mit *corr()*

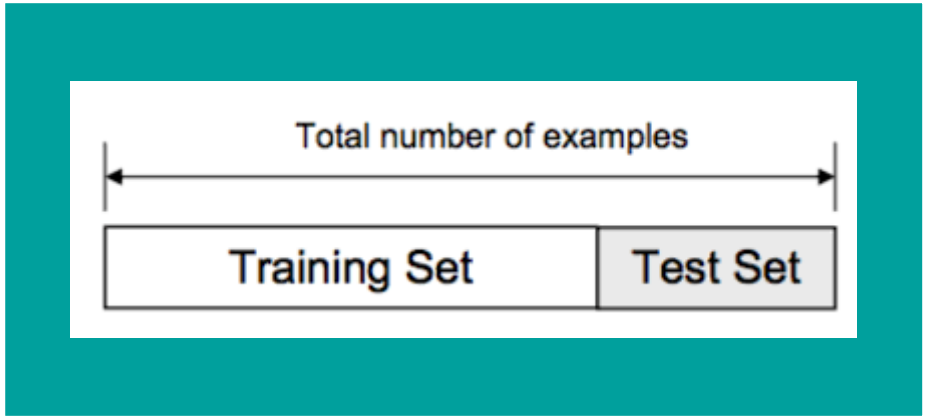
Exploratory Analysis



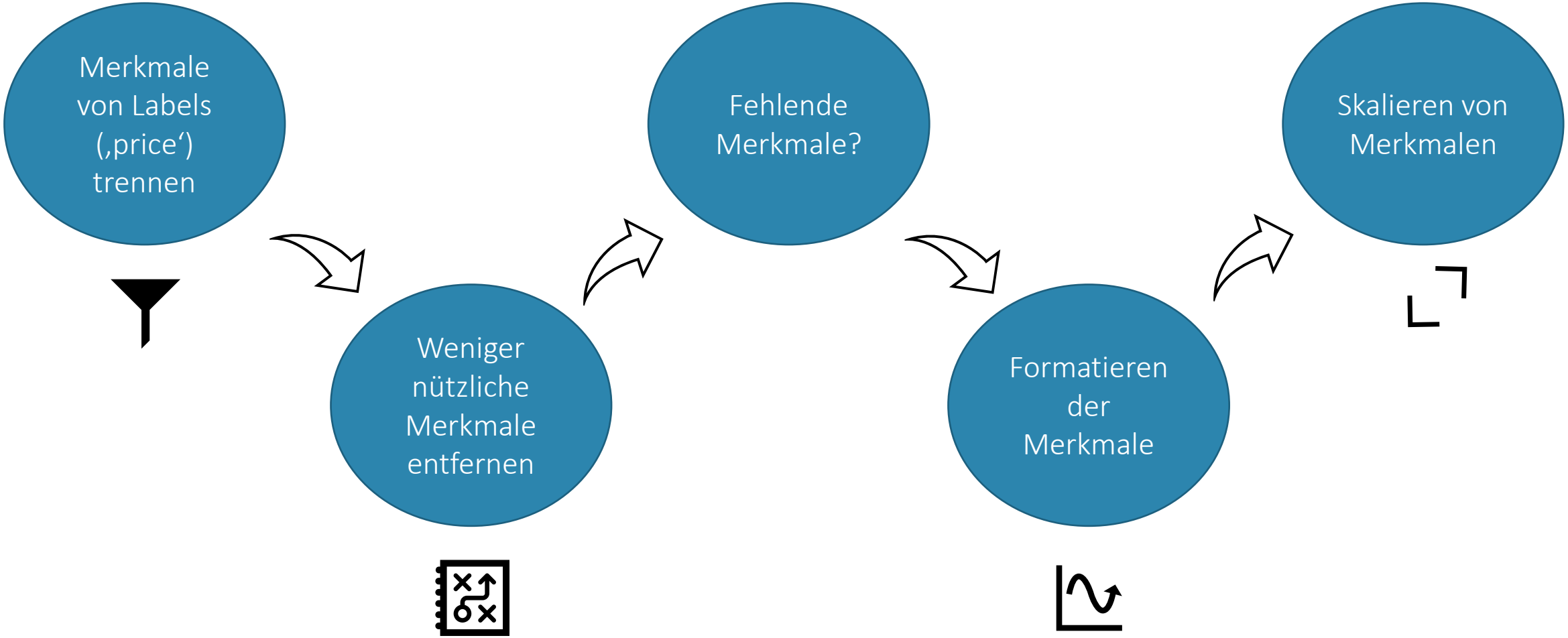


Vorverarbeitung

- Train-Test-Split:
  80% Trainingsdaten, 20% Testdaten
- Split mit scikit-learn Funktion
- Cross-Validierung erfolgt später



Vorverarbeitung



Gütemaß RMSE

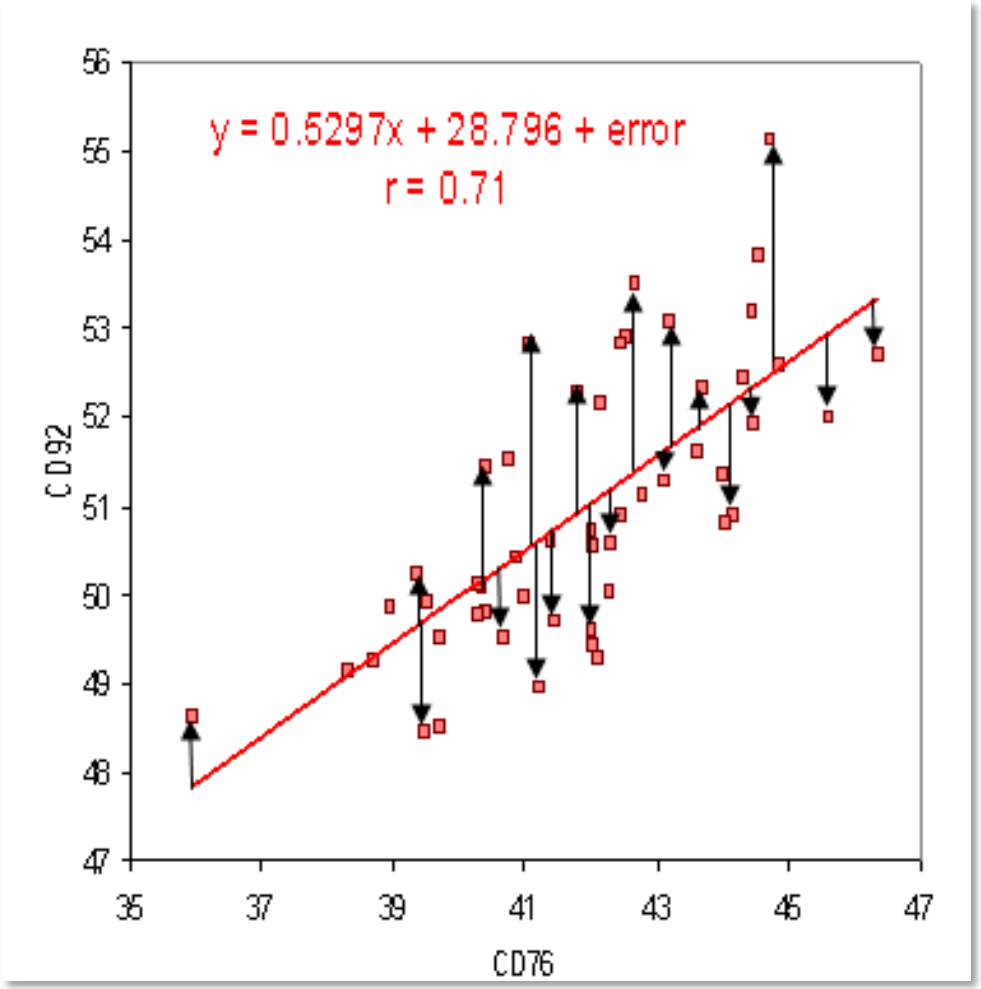
RMSE als zentrales Maß

-> RMSE: Root Mean Square Error

$$= \sqrt{(f - o)^2}$$

(f = Vorhersagen, o = reale Daten)

„Um wieviel Dollar liegt die Vorhersage im Schnitt daneben?“



Vorstellung unserer Ergebnisse

Lineare Regression

RMSE:

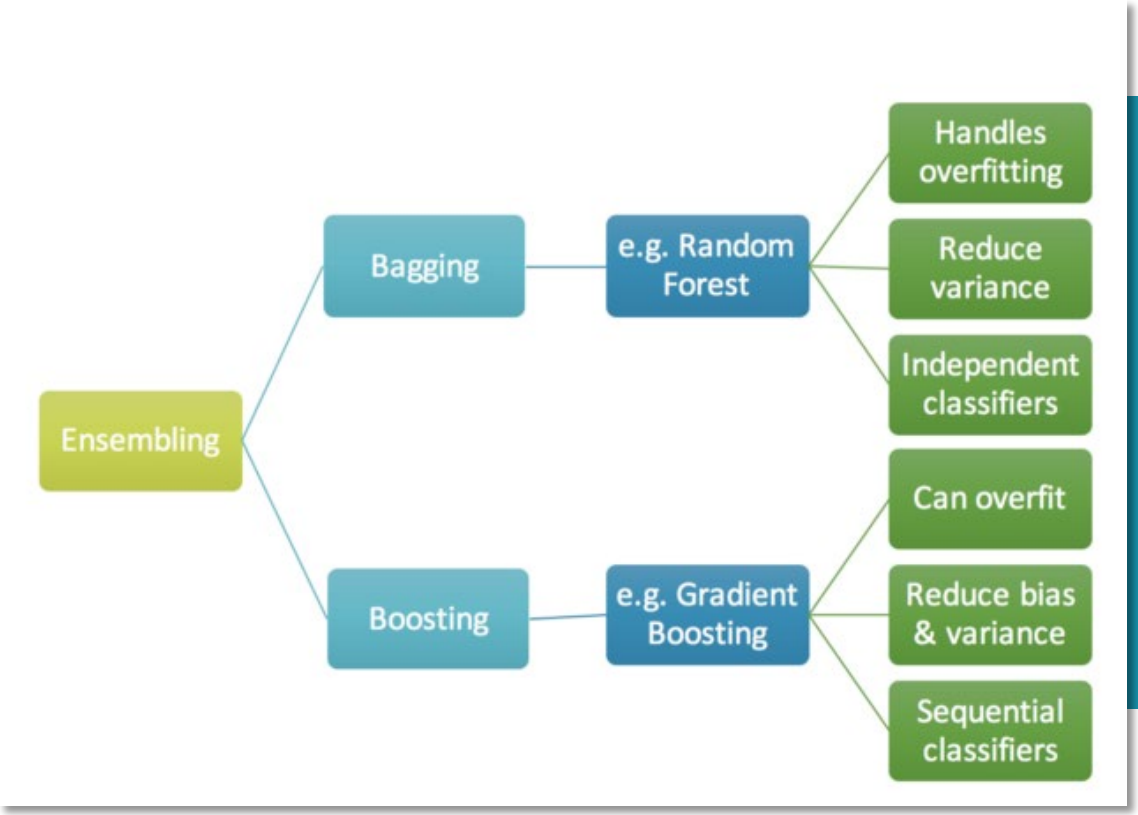
Train data	X-Validation	Test data
155 135	155 407	153 931

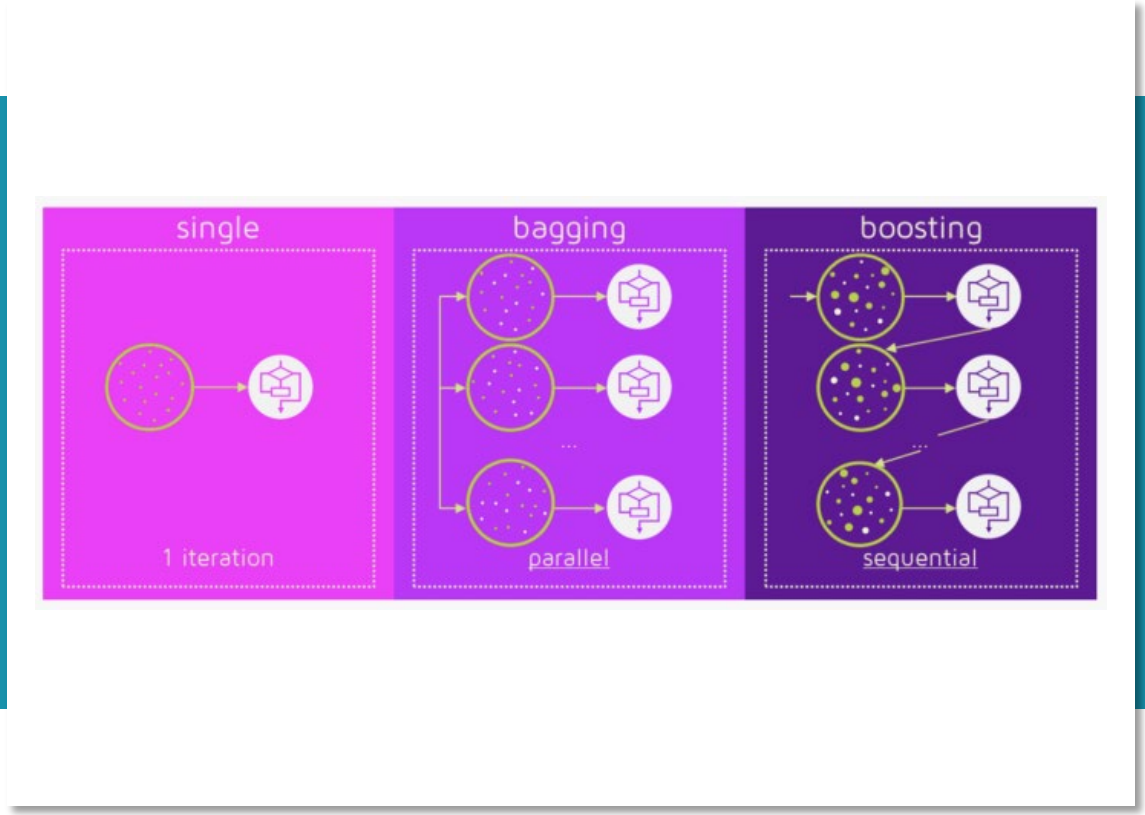
R2-Wert auf Testdaten: 0,703

- Underfitting, Modell zu einfach
- Zu viele Features sind nicht linear

```
Correlations to price
price             1.000000
sqft_living       0.702035
grade             0.667434
sqft_above        0.605567
sqft_living15     0.585379
bathrooms         0.525138
view              0.397293
sqft_basement     0.323816
bedrooms          0.308350
lat               0.307003
waterfront        0.266369
floors            0.256794
yr_renovated      0.126434
sqft_lot          0.089661
sqft_lot15        0.082447
yr_built          0.054012
condition         0.036362
long              0.021626
id               -0.016762
zipcode          -0.053203
Name: price, dtype: float64
```

Ensemble Methoden





Quelle: ML Review. Gradient Boosting from scratch. Abrufbar unter https://blog.mlreview.com/gradient-boosting-from-scratch-1e317ae4587d

Vorstellung unserer Ergebnisse

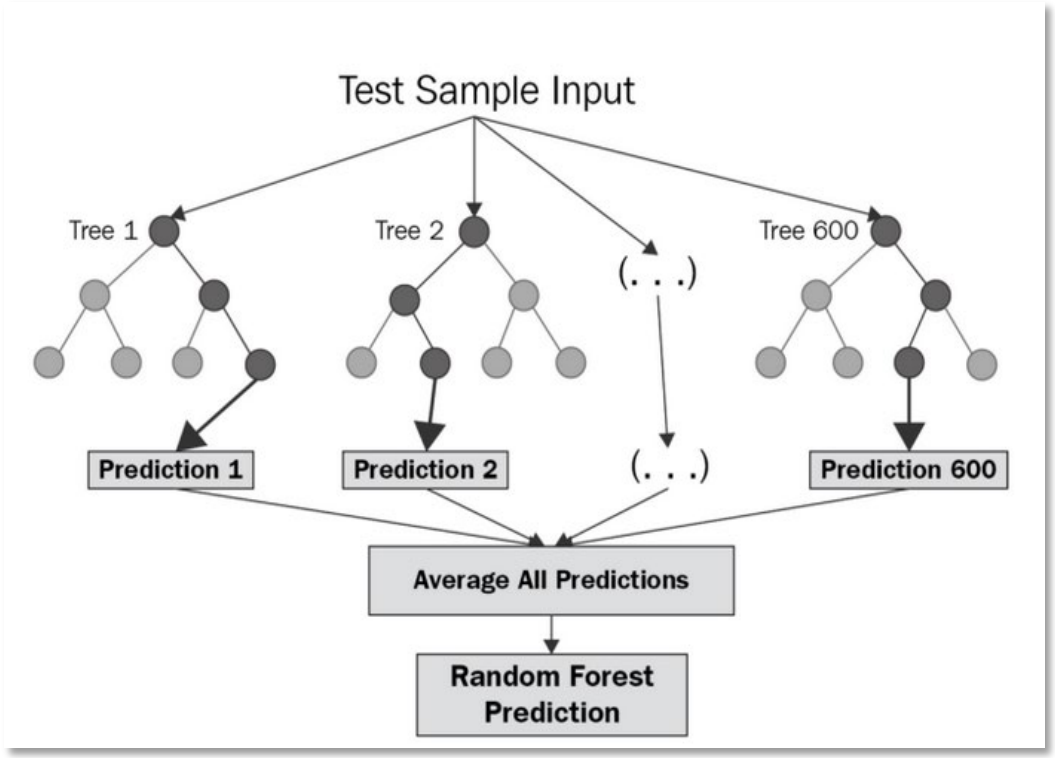
Random Forest Regression

RMSE:

Train data	X-Validation	Test data
38 946	103 545	104 542

R2-Wert auf Testdaten: 0,863

- Overfitting
- Deutlich besser als linear Regression



Quelle: Start it up. Random Forest Regression. Abrufbar unter: https://medium.com/swlh/random-forest-and-its-implementation-71824ced454f

Vorstellung unserer Ergebnisse

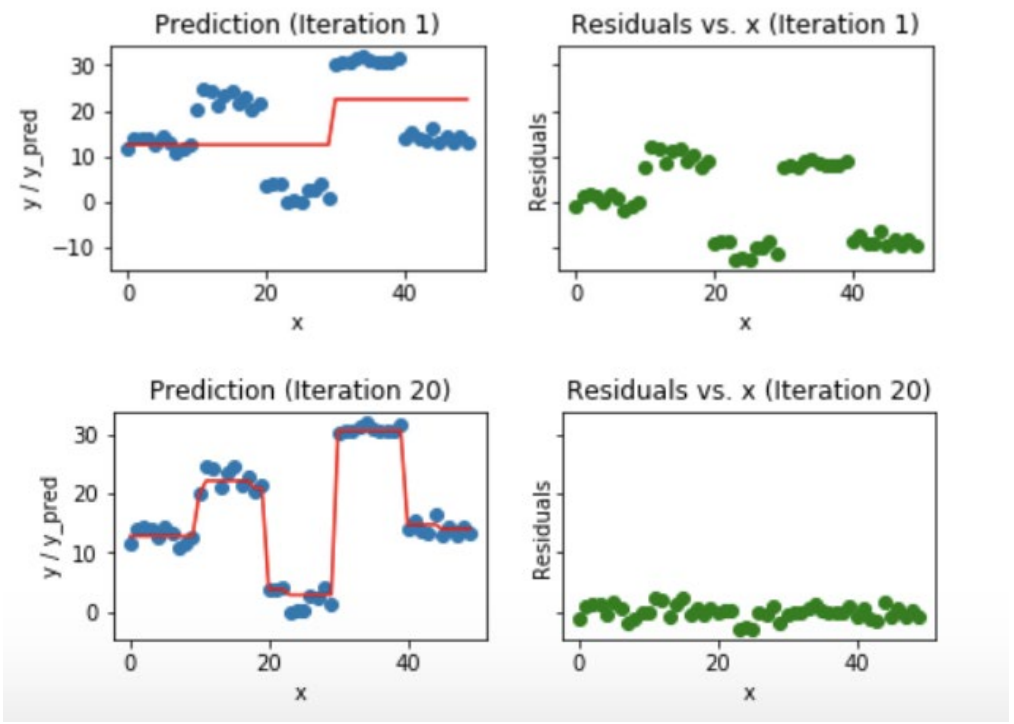
Gradient Boosting Regression

RMSE:

Train data	X-Validation	Test data
101 559	109 279	109 162

R2-Wert auf Testdaten: 0,85

- Leichtes Overfitting
- Gute Alternative zum Random Forest

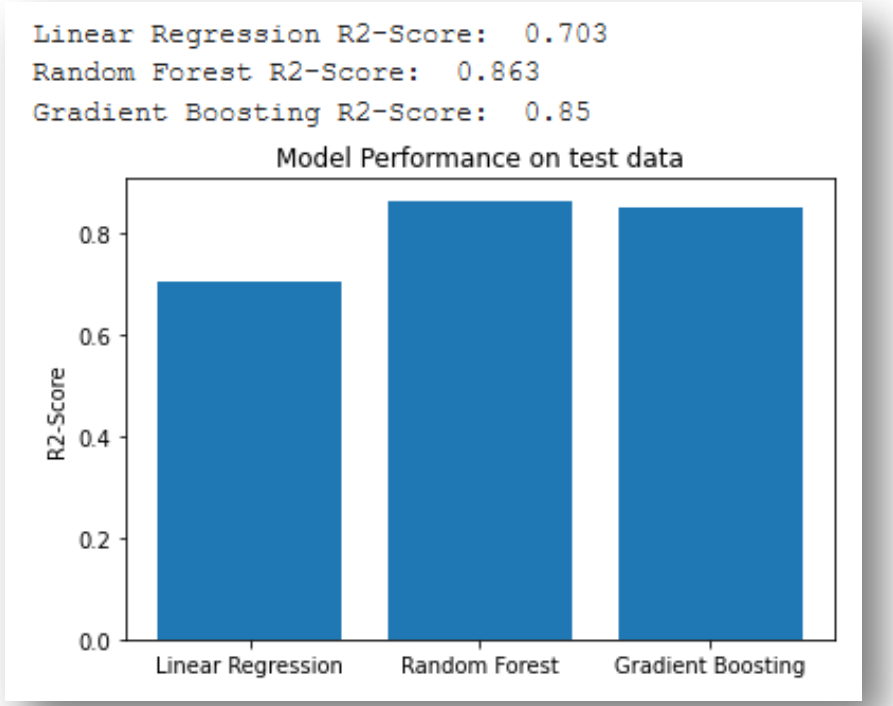


Quelle: ML Review. Gradient Boosting from scratch. Abrufbar unter https://blog.mlreview.com/gradient-boosting-from-scratch-1e317ae4587d

Vorstellung unserer Ergebnisse: Vergleich der Modelle

- Random Forest Regressor mit der höchsten Performance
- Gradient Boosting ähnlich passend und zudem mit weniger Overfitting als der Random Forest
- Mit Hyperparameter-Optimierung (Grid Search) konnten wir nur einen kleinen Einfluss auf die Performance nehmen

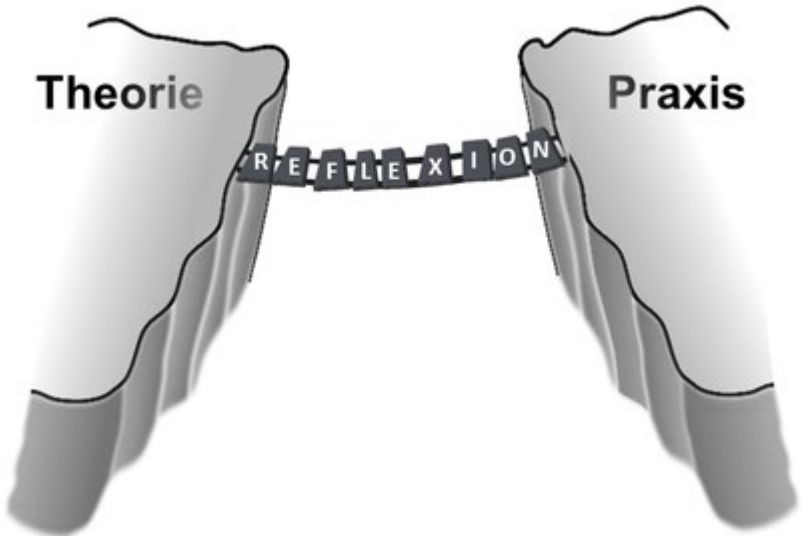
```
Linear Regression R2-Score:  0.703
Random Forest R2-Score:  0.863
Gradient Boosting R2-Score:  0.85
```



Example Predictions:

```
Predictions: [243634.18 398048.95 521779.5 ]
Real Prices: [234950.0, 400000.0, 430000.0]
```

Kritische Reflexion



Lessons Learned:

- Erlernte Theorie konnte erfolgreich in Praxis umgesetzt werden
- Modell-Performance noch nicht optimal
- Zeitlicher Aspekt wird nicht berücksichtigt

→Dataset könnte noch größer sein
→Dataset sollte Kaufpreise mehrerer Jahre beinhalten

Vielen Dank!

Insight Explorers