

TEAM 3 - Gruppenmitglieder

- Aykan Berke Sandal - 190503012 - e190503012@stud.tau.edu.tr
- Mithat Can Turan - 1905030021 - e190503021@stud.tau.edu.tr
- Ege Çağdaş Aladağ - 190503025 - e190503025@stud.tau.edu.tr
- Melik Erdem Özen - 190503002 - e190503002@stud.tau.edu.tr

Datensammlung

Sammeln Sie Daten für alle Gebrauchtwagenangebote für mindestens 5 verschiedene Hersteller Ihrer Wahl (insgesamt mindestens 30.000 Stichproben) von einem Gebrauchtwagenportal Ihrer Wahl.

Gebrauchtwageninternetportale sind z.B.:

- <https://www.exchangeandmart.co.uk/>
- <https://www.autoscout24.de/>

Das bedeutet: „scrapen“ Sie die ausgewählte Webseite (z.B. mit den Python Modulen „Requests“ und „BeautifulSoup“) und sammeln Sie dabei alle verfügbaren Informationen zu den Details der Anzeigen (Marke, Modell, Preis, Baujahr, Hubraum, Kilometerstand,...) und Spezifikationen der Fahrzeuge (Farbe, Türen, Sitze, Motorleistung, Höchstgeschwindigkeit, Beschleunigung,...). Speichern Sie die so gewonnenen Rohdaten als CSV-Dateien (eine Datei pro Hersteller) ab.

```
In [ ]: from bs4 import BeautifulSoup
import requests
import pandas as pd
headers = ['brand', 'model', 'price', 'year', 'transmission', 'fuelConsumption', 'tax', 'mileage', 'fuelType', '']
df = pd.DataFrame(columns = headers)
```

```
In [ ]: # Basis-URL, die mit den Abfrageteilen für Autos und Farben zusammengeführt werden soll.
# Da "www.exchangeandmart.co.uk" nur 100 Seiten mit 10 Autos pro Seite für eine Suche anzeigt.
# Wir erstellen dynamisch mehrere Queries, um praktisch genügend Ergebnisse zu erhalten.
url = "https://www.exchangeandmart.co.uk/used-cars-for-sale/"

# Queries, die verwendet werden
colors = ['beige', 'black', 'blue', 'bronze', 'brown', 'gold', 'green', 'grey', 'orange', 'purple', 'red', 'sil']
cars = ['toyota', 'volvo', 'audi', 'bmw', 'citroen', 'ford', 'honda', 'hyundai', 'kia', 'nissan']
```

```
In [ ]: for color in colors:
    for pageNumber in range(1,100):
        for car in cars:

            # Erstellung der dynamischen Query-URL
            currentUrl = url + car + "/any-distance-from-se15-1la/colour-" + color + '/page' + str(pageNumber)
            page = requests.get(currentUrl)
            soup = BeautifulSoup(page.text, 'html')

            # Suche nach allen HTML-Elementen, die Autoergebnisse enthalten
            items = soup.find_all('div', attrs={"class" : "result-item"})

            # In einigen Fällen kann eine Suchanfrage nach Farbe+Auto weniger als 100 Seiten haben.
            # Wenn eine Seite also keine Ergebnisse enthält, wird sie übersprungen.
            if items[0].find('span', attrs={"class" : "ttl_mk"}) is None:
                break

            for item in items:

                # für ein beliebiges Autoergebnis den Markennamen, das Modell und den Preis ermitteln
                brand = item.find('span', attrs={"class" : "ttl_mk"}).text
                model = item.find('span', attrs={"class" : "ttl_md"}).text
                price = item.find('span', attrs={"class" : "price--primary"}).text
                variant = item.find('div', attrs={"class" : "result-item__variant"}).text

                # um die zusätzlichen Details des Fahrzeugs zu erhalten
                keyDetails = item.find_all('p', attrs={"class" : "key-details__item"})

                # Jedes Autoergebnis enthält normalerweise 6 Detailangaben.
                # Wenn jedoch ein Wert fehlt, wird das Auto übersprungen.
                if(len(keyDetails) < 6):
                    continue
                year = keyDetails[0].text
                transmission = keyDetails[1].text
                fuelConsumption = keyDetails[2].text
                tax = keyDetails[3].text
                mileage = keyDetails[4].text
                fueltype = keyDetails[5].text
```

```
# Wir erstellen eine Liste für alle Attribute und fügen sie in unseren Datenrahmen ein.
data = [brand, model, price, year, transmission, fuelConsumption, tax, mileage, fueltype, color]
df.loc[len(df)-1] = data
```

```
In [ ]: # alle Ergebnisse in der csv-Datei speichern
df.to_csv('AllData.csv')
# die Daten nach dem Markennamen gruppieren und getrennt speichern
groupedDFs = [v for k, v in df.groupby('brand')]
for brandDF in groupedDFs:
    brandDF.to_csv(''+brandDF.brand.iloc[0]+''.csv')
```

Datenbereinigung

Importieren Sie den Datensatz in ein Jupyter Notebook mit Python Umgebung. Sichten Sie die Daten und führen Sie eine Datenbereinigung durch.

1. Was beschreiben die Daten?

Wir können die auf der Website verfügbaren Daten über Autos scrapen, um einen Datensatz zu erstellen. Zu diesen Features der Daten gehören Marke, Modell, Preis, Jahr, Getriebe, Kraftstoffverbrauch, Steuer, Kilometerstand, Kraftstoffart, Farbe und Variante.

2. Warum sind die Daten relevant oder interessant?

Die Relevanz oder das Interesse der Daten hängt vom Kontext der Nutzung ab. Hier sind vier mögliche Gründe, warum der zur Verfügung gestellte Datensatz über Autos als relevant oder interessant angesehen werden kann:

- **Marktanalyse:** Die Daten könnten zur Analyse des Automarktes verwendet werden, um Preistrends, beliebte Modelle und den Einfluss von Faktoren wie Kraftstoffart oder Getriebe auf die Preisgestaltung zu verstehen.
- **Entscheidungsfindung:** Personen, die Autos kaufen oder verkaufen möchten, können den Datensatz nutzen, um Entscheidungen auf der Grundlage historischer Preistrends, des Kilometerstandes und anderer Features zu treffen.
- **Politik und Besteuerung:** Für Regierungen können die Daten nützlich sein, um die Steuerpolitik in Bezug auf Autos zu bewerten, insbesondere im Hinblick auf Faktoren wie Kraftstoffverbrauch oder Emissionen.
- **Einblicke in die Automobilbranche:** Unternehmen der Automobilindustrie können die Daten nutzen, um Einblicke in die Präferenzen der Verbraucher, die Beliebtheit der Modelle und die Preisstrategien der Wettbewerber zu gewinnen.

3. Welche Daten sind enthalten?

- Die Features über Autos sind Marke, Modell, Preis, Jahr, Getriebe, Kraftstoffverbrauch, Steuern, Kilometerstand, Kraftstofftyp, Farbe und Variante.
- Einige von Features sind **kategorisch (oder qualitativ)**. Zum Beispiel: Farbe, Jahr, Marke
- Einige von Features sind **numerisch (oder quantitativ)**. Zum Beispiel: Preis, Steuer, Kraftstoffverbrauch

4. Wie sind die Daten formatiert?

Die gescrapten Daten enthalten Zeichenketten (String) und numerische (float64) Formate. Nur das Jahr wird als float64 gespeichert, die anderen Daten sind Strings. Daher sollten sie vor der Verwendung richtig vorbereitet und formatiert werden.

5. Welche Schritte haben Sie unternommen, um die Daten zu bereinigen?

Wir haben diese Operationen durchgeführt, um die Daten zu bereinigen:

- Datenbereinigung, wie z. B. Behandlung fehlender Werte
- Behandlung von Ausreißern
- Konvertierung von Datentypen
- Behandlung von Inkonsistenzen

6. Gibt es Ausreißer, Duplikate oder fehlende Werte?

- Ja, wir identifizierten und behandelten die Ausreißer in unserem Datensatz mithilfe des z-Scores.
- Um doppelte Zeilen zu entfernen und sicherzustellen, dass es keine doppelten Zeilen gibt, haben wir die Methode **Pandas dataframe.drop_duplicates()** verwendet.
- Um mit fehlenden Werten umzugehen, haben wir die Werte durch Imputation richtig aufgefüllt oder sie direkt gelöscht.

7. Gibt es Fehler im Datensatz?

Ja, bei der Formatierung und Konvertierung der Daten mit der Methode `replace()` für Strings haben wir auch auf Fehler und Inkonsistenzen geprüft. Dank der ordnungsgemäß konfigurierten Website sind wir nicht auf falsche Daten getroffen.

8. Sind die Daten konsistent?

Um die Konsistenz des Datensatzes zu bestimmen, haben wir verschiedene Aspekte des Datensatzes bewertet. Hier sind die Schritte, die wir zur Bewertung der Datenkonsistenz durchgeführt haben:

Einheitlichkeit der Datentypen:

Wir haben überprüft, ob die Datentypen innerhalb jeder Spalte konsistent sind. So haben wir zum Beispiel sichergestellt, dass alle Werte in der Spalte "year" numerisch sind und gültige Jahre darstellen.

Kategorische Werte:

Wir haben kategorische Variablen wie "transmission", "fuelType", and "color". untersucht. Es wurde sichergestellt, dass die Kategorien konsistent sind und keine Abweichungen aufgrund von Rechtschreibfehlern oder Synonymen vorliegen.

Numerische Werte:

Bei quantitativen Merkmalen wie "price", "mileage" und "fuelConsumption" haben wir den Wertebereich untersucht. Wir haben auf Ausreißer geprüft, die auf Fehler oder Unstimmigkeiten hindeuten können.

Cross-Column Beziehungen:

Wir haben die Beziehungen zwischen den Spalten untersucht. So haben wir beispielsweise überprüft, ob das "year" eines Autos mit dem "mileage" konsistent ist, und ob das "transmission" mit dem "fuelType" zusammenpasst.

Fehlende Werte:

Wir haben geprüft, ob es konsistente Muster bei fehlenden Werten gibt. Fehlende Werte können auf Probleme bei der Datenerfassung oder Dateneingabe hinweisen.

Logische Konsistenz:

Wir haben die logische Konsistenz der Daten bewertet. Beispielsweise wurde es überprüft, ob die Steuerwerte mit dem Jahr des Fahrzeugs übereinstimmen.

9. Welche Besonderheiten sind Ihnen aufgefallen?

Zur Identifizierung einzigartiger Muster, Trends oder Merkmale, die in den Daten hervorstechen, haben wir statistische Tests, Verteilungs-Korrelationsmatrizen verwendet.

```
In [ ]: import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn import metrics
import statsmodels.api as sm

pd.options.mode.chained_assignment = None # default='warn'
```

```
In [ ]: df= pd.read_csv('AllData.csv')
df = df.drop('Unnamed: 0', axis=1)
df.rename(columns = {'fueltype':'fuelType'}, inplace = True)
df.info()
df.shape
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 37147 entries, 0 to 37146
Data columns (total 11 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  -
0   brand            37147 non-null  object
1   model            37147 non-null  object
2   price            37147 non-null  object
3   year             37056 non-null  float64
4   transmission     37147 non-null  object
5   fuelConsumption  37147 non-null  object
6   tax              37147 non-null  object
7   mileage          37147 non-null  object
8   fuelType         37147 non-null  object
9   color            37147 non-null  object
10  variant          36549 non-null  object
dtypes: float64(1), object(10)
memory usage: 3.1+ MB
```

```
Out[ ]: (37147, 11)
```

```
In [ ]: df.head()
```

Out[]:

	brand	model	price	year	transmission	fuelConsumption	tax	mileage	fuelType	color	variant
0	Toyota	Aygo	£20,430	2022.0	Automatic	56.5 mpg	Tax: £180	Mileage: 4,497	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Exclusive 5dr Auto
1	Toyota	Aygo	£17,998	2023.0	Automatic	56.5 mpg	Tax: £180	Mileage: 2,345	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr Auto
2	Toyota	Aygo	£14,225	2022.0	Manual	58.9 mpg	Tax: £180	Mileage: 36,729	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr
3	Toyota	Aygo	£18,431	2023.0	Automatic	56.5 mpg	Tax: £180	Mileage: 3,620	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr Auto
4	Toyota	Aygo	£17,159	2022.0	Manual	57.7 mpg	Tax: £180	Mileage: 4,000	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Exclusive 5dr

In []:

```
# Formatierung der Preisdaten
df['price'] = df['price'].str.replace(',','')
df['price'] = df['price'].str.replace('£','')
df['price'] = pd.to_numeric(df['price'])
# Formatierung der Jahresangaben
df["year"].dropna(inplace=True)
df['year'] = df['year'].astype('int', errors='ignore')
# Formatierung der fuelConsumption-Daten
df['fuelConsumption'] = df['fuelConsumption'].str.replace(' mpg','')
df['fuelConsumption'] = pd.to_numeric(df['fuelConsumption'])
# Formatierung der Steuerdaten
df['tax'] = df['tax'].str.replace('Tax: n/a','')
df['tax'] = df['tax'].str.replace('Tax: £','')
df['tax'] = pd.to_numeric(df['tax'])
# Formatierung der Kilometrierungsdaten
df['mileage'] = df['mileage'].str.replace(',','')
df['mileage'] = df['mileage'].str.replace('Mileage: ','')
df['mileage'] = df['mileage'].str.replace('Unknown','')
df['mileage'] = pd.to_numeric(df['mileage'])
```

In []:

```
# Feature Engineering - Hinzufügen des Features 'age' für die Analyse
df['age'] = 2024-df['year']
```

In []:

```
df.info()
df.shape
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 37147 entries, 0 to 37146
Data columns (total 12 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   brand                  37147 non-null  object
1   model                  37147 non-null  object
2   price                  37147 non-null  int64
3   year                   37056 non-null  float64
4   transmission           37147 non-null  object
5   fuelConsumption        37147 non-null  float64
6   tax                    36646 non-null  float64
7   mileage                37136 non-null  float64
8   fuelType               37147 non-null  object
9   color                  37147 non-null  object
10  variant                36549 non-null  object
11  age                    37056 non-null  float64
dtypes: float64(5), int64(1), object(6)
memory usage: 3.4+ MB
```

Out[]: (37147, 12)

In []:

```
df.head()
```

Out[]:

	brand	model	price	year	transmission	fuelConsumption	tax	mileage	fuelType	color	variant	age
0	Toyota	Aygo	20430	2022.0	Automatic	56.5	180.0	4497.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Exclusive 5dr Auto	2.0
1	Toyota	Aygo	17998	2023.0	Automatic	56.5	180.0	2345.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr Auto	1.0
2	Toyota	Aygo	14225	2022.0	Manual	58.9	180.0	36729.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr	2.0
3	Toyota	Aygo	18431	2023.0	Automatic	56.5	180.0	3620.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr Auto	1.0
4	Toyota	Aygo	17159	2022.0	Manual	57.7	180.0	4000.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Exclusive 5dr	2.0

In []:

```
pd.isnull(df).sum()
```

```
Out[ ]: brand      0
        model      0
        price      0
        year      91
        transmission 0
        fuelConsumption 0
        tax      501
        mileage    11
        fuelType    0
        color      0
        variant    598
        age      91
        dtype: int64
```

```
In [ ]: # Behandlung von fehlenden Werte
df["tax"].fillna(0, inplace=True)
df["mileage"].fillna(df["mileage"].mean(), inplace=True)
df["year"].fillna(df["year"].mean(), inplace=True)
df["variant"].fillna("unknown variant", inplace=True)
```

```
In [ ]: pd.isnull(df).sum()
```

```
Out[ ]: brand      0
        model      0
        price      0
        year      0
        transmission 0
        fuelConsumption 0
        tax      0
        mileage    0
        fuelType    0
        color      0
        variant    0
        age      91
        dtype: int64
```

```
In [ ]: # Behandlung der Duplikate
display(df.drop_duplicates())
df.info()
df.shape
```

	brand	model	price	year	transmission	fuelConsumption	tax	mileage	fuelType	color	variant	age
0	Toyota	Aygo	20430	2022.0	Automatic	56.5	180.0	4497.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Exclusive 5dr Auto	2.0
1	Toyota	Aygo	17998	2023.0	Automatic	56.5	180.0	2345.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr Auto	1.0
2	Toyota	Aygo	14225	2022.0	Manual	58.9	180.0	36729.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr	2.0
3	Toyota	Aygo	18431	2023.0	Automatic	56.5	180.0	3620.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr Auto	1.0
4	Toyota	Aygo	17159	2022.0	Manual	57.7	180.0	4000.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Exclusive 5dr	2.0
...
37142	Toyota	Yaris	28650	2022.0	Automatic	65.7	170.0	2013.0	Hybrid	yellow	s Cross 1.5 Hybrid Dynamic AWD 5dr CVT	2.0
37143	Toyota	Aygo	7116	2016.0	Manual	69.0	0.0	50611.0	Petrol	yellow	1.0 VVT-i x-cite 3 Yellow Bi-Tone Hatchback 5d...	8.0
37144	Toyota	Yaris	24498	2022.0	Automatic	65.7	170.0	18002.0	Petrol	yellow	s 1.5 VVT h Dynamic E CVT Euro 6 (s/s) 5dr	2.0
37145	Toyota	Aygo	7500	2016.0	Manual	69.0	0.0	45336.0	Petrol	yellow	o 1.0 VVT-i X-Cite 3 5dr	8.0
37146	Toyota	Aygo	6495	2016.0	Manual	69.0	0.0	63000.0	Petrol	yellow	o 1.0 VVT-i x-cite 3 Yellow Bi-Tone Euro 6 5dr	8.0

36040 rows × 12 columns

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 37147 entries, 0 to 37146
Data columns (total 12 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   brand                  37147 non-null  object
1   model                  37147 non-null  object

2   price                  37147 non-null  int64
3   year                   37147 non-null  float64
4   transmission           37147 non-null  object
5   fuelConsumption        37147 non-null  float64
6   tax                    37147 non-null  float64
7   mileage                 37147 non-null  float64
8   fuelType               37147 non-null  object
9   color                  37147 non-null  object
10  variant                37147 non-null  object
11  age                    37056 non-null  float64
dtypes: float64(5), int64(1), object(6)
memory usage: 3.4+ MB
```

```
Out[ ]: (37147, 12)
```

```
In [ ]: # Behandlung der Ausreißer
# Kalkulieren von 'Z-score' für jeden Feature
df["z_score_price"]=(df["price"] - df["price"].mean())/df["price"].std()
df["z_score_year"]=(df["year"] - df["year"].mean())/df["year"].std()
df["z_score_fuelConsumption"]=(df["fuelConsumption"] - df["fuelConsumption"].mean())/df["fuelConsumption"].std()
df["z_score_tax"]=(df["tax"] - df["tax"].mean())/df["tax"].std()
df["z_score_mileage"]=(df["mileage"] - df["mileage"].mean())/df["mileage"].std()
df.head()
```

```
Out[ ]:
```

	brand	model	price	year	transmission	fuelConsumption	tax	mileage	fuelType	color	variant	age	z_score_price	z
0	Toyota	Aygo	20430	2022.0	Automatic	56.5	180.0	4497.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Exclusive 5dr Auto	2.0	0.105113	
1	Toyota	Aygo	17998	2023.0	Automatic	56.5	180.0	2345.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr Auto	1.0	-0.119828	
2	Toyota	Aygo	14225	2022.0	Manual	58.9	180.0	36729.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr	2.0	-0.468799	
3	Toyota	Aygo	18431	2023.0	Automatic	56.5	180.0	3620.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr Auto	1.0	-0.079779	
4	Toyota	Aygo	17159	2022.0	Manual	57.7	180.0	4000.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Exclusive 5dr	2.0	-0.197428	

```
In [ ]: # Löschen der Ausreißer
df_filtered = df[
    (df["z_score_price"] > -3) & (df["z_score_price"] < 3) &
    (df["z_score_year"] > -3) & (df["z_score_year"] < 3) &
    (df["z_score_fuelConsumption"] > -3) & (df["z_score_fuelConsumption"] < 3) &
    (df["z_score_tax"] > -3) & (df["z_score_tax"] < 3) &
    (df["z_score_mileage"] > -3) & (df["z_score_mileage"] < 3)
]

df_filtered.drop(["z_score_price", "z_score_year", "z_score_fuelConsumption", "z_score_tax", "z_score_mileage"])

df = pd.DataFrame(df_filtered)
```

```
In [ ]: df.info()
df.shape
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 34422 entries, 0 to 37146
Data columns (total 12 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   brand                  34422 non-null  object
1   model                  34422 non-null  object
2   price                  34422 non-null  int64
3   year                   34422 non-null  float64
4   transmission           34422 non-null  object
5   fuelConsumption        34422 non-null  float64
6   tax                    34422 non-null  float64
7   mileage                 34422 non-null  float64
8   fuelType                34422 non-null  object
9   color                  34422 non-null  object
10  variant                 34422 non-null  object
11  age                     34338 non-null  float64
dtypes: float64(5), int64(1), object(6)
memory usage: 3.4+ MB
```

```
Out[ ]: (34422, 12)
```

```
In [ ]: df.head()
```

```
Out[ ]:
```

	brand	model	price	year	transmission	fuelConsumption	tax	mileage	fuelType	color	variant	age
0	Toyota	Aygo	20430	2022.0	Automatic	56.5	180.0	4497.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Exclusive 5dr Auto	2.0
1	Toyota	Aygo	17998	2023.0	Automatic	56.5	180.0	2345.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr Auto	1.0
2	Toyota	Aygo	14225	2022.0	Manual	58.9	180.0	36729.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr	2.0
3	Toyota	Aygo	18431	2023.0	Automatic	56.5	180.0	3620.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Edge 5dr Auto	1.0
4	Toyota	Aygo	17159	2022.0	Manual	57.7	180.0	4000.0	Petrol	beige	o X 1.0 VVT-i Exclusive 5dr	2.0

Datenexploration, Statistische Analyse und Visualisierung

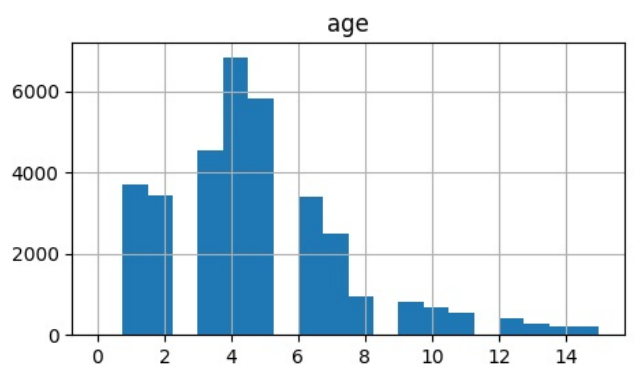
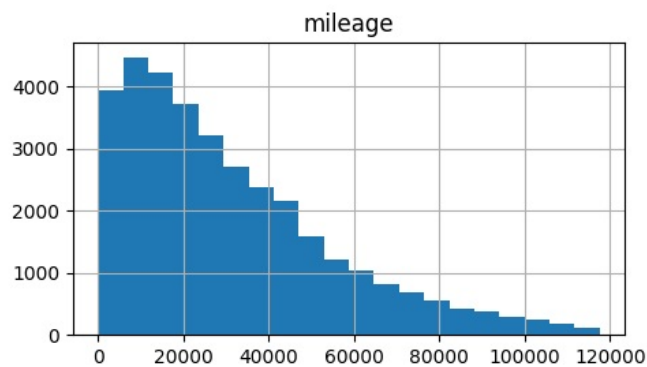
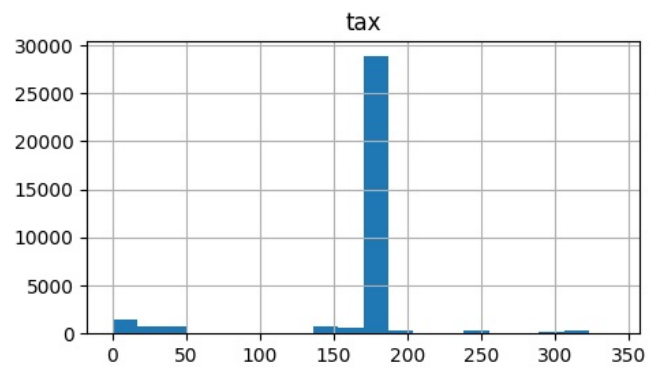
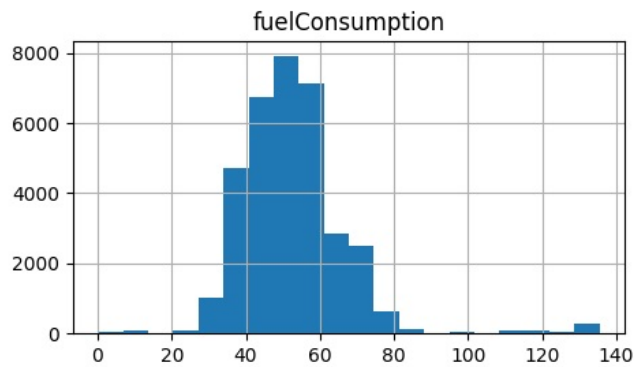
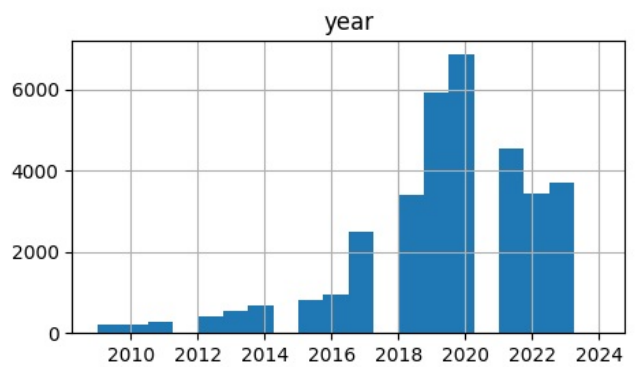
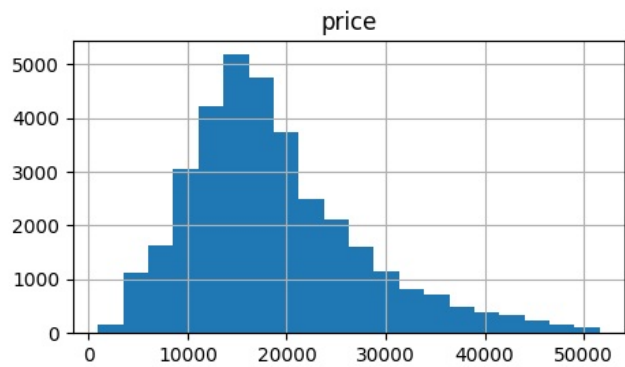
Nutzen Sie Ihr Jupyter Notebook, um eine erste Datenexploration und -visualisierung durchzuführen. Beantworten Sie Schlüsselfragen zum Datensatz, verstehen Sie die Verteilung der Daten und erkennen Sie Trends und Muster. Wenden Sie statistische Verfahren an, um Erkenntnisse aus den Daten zu gewinnen.

Für numerische Features

```
In [ ]: # Histogramme für numerische Merkmale aufzeichnen
df.hist(figsize=(12, 10), bins=20)
plt.show()

# Zusammenfassende Statistik anzeigen
print(df.describe())
print()

# Medianwert anzeigen
print(df[["price", "year", "fuelConsumption", "tax", "mileage"]].agg(['median']))
```



	price	year	fuelConsumption	tax \
count	34422.000000	34422.000000	34422.000000	34422.000000
mean	18722.241648	2019.320177	52.486834	164.966010
std	8745.752770	2.741570	14.489729	49.374714
min	950.000000	2009.000000	0.100000	0.000000
25%	12795.000000	2018.000000	44.100000	170.000000
50%	16999.000000	2020.000000	51.400000	180.000000
75%	23090.000000	2021.000000	58.900000	180.000000
max	51600.000000	2024.000000	135.500000	340.000000

	mileage	age
count	34422.000000	34338.000000
mean	30975.120192	4.679073
std	24313.262239	2.744879
min	1.000000	0.000000
25%	12000.000000	3.000000
50%	25001.500000	4.000000
75%	44000.000000	6.000000
max	117581.000000	15.000000

	price	year	fuelConsumption	tax	mileage
median	16999.0	2020.0	51.4	180.0	25001.5

```
In [ ]: df.sort_values(by="price").tail(15)
```


Out[]:

	brand	model	price	year	transmission	fuelConsumption	tax	mileage	fuelType	color	variant	age
18548	Volvo	XC90	51280	2021.0	Semi-Auto	100.9	170.0	10399.0	Hybrid	grey	2.0 T8 Recharge PHEV R DESIGN Pro 5dr AWD Auto	3.0
8672	Volvo	XC60	51370	2023.0	Semi-Auto	35.8	170.0	10497.0	Hybrid	blue	2.0 B5P Ultimate Dark 5dr AWD Geartronic	1.0
2558	Volvo	XC60	51370	2023.0	Semi-Auto	35.8	170.0	6119.0	Hybrid	black	2.0 B5P Ultimate Dark 5dr AWD Geartronic	1.0
28529	Audi	A8	51400	2022.0	Semi-Auto	38.7	165.0	10439.0	Diesel	silver	L 50 TDI Quattro S Line 4dr Tiptronic	2.0
27386	Volvo	XC90	51490	2022.0	Semi-Auto	100.9	170.0	9674.0	Hybrid	silver	2.0 T8 Recharge PHEV R DESIGN 5dr AWD Auto	2.0
5563	BMW	X6	51490	2022.0	Automatic	38.7	170.0	14309.0	Diesel	black	xDrive30d MHT M Sport 5dr Step Auto	2.0
7202	BMW	X5	51500	2022.0	Semi-Auto	28.0	170.0	12723.0	Hybrid	black	5 xDrive40i MHT M Sport 5dr Auto	2.0
31227	Volvo	XC90	51500	2023.0	Semi-Auto	39.8	170.0	6400.0	Diesel	silver	2.0 B5D [235] Plus Dark 5dr AWD Geartronic	1.0
9523	BMW	X5	51500	2021.0	Automatic	34.9	170.0	24600.0	Hybrid	blue	3.0 40d MHT M Sport Auto xDrive Euro 6 (s/s) 5...	3.0
28144	Volvo	XC90	51540	2023.0	Semi-Auto	39.8	170.0	12938.0	Diesel	silver	2.0 B5D [235] Plus Dark 5dr AWD Geartronic	1.0
29180	Audi	Q8	51600	2020.0	Semi-Auto	26.4	170.0	28643.0	Petrol	silver	55 TFSI Quattro S Line 5dr Tiptronic	4.0
28253	Audi	Q8	51600	2020.0	Semi-Auto	26.4	170.0	28643.0	Petrol	silver	55 TFSI Quattro S Line 5dr Tiptronic	4.0
29078	Audi	Q8	51600	2020.0	Semi-Auto	26.4	170.0	28643.0	Petrol	silver	55 TFSI Quattro S Line 5dr Tiptronic	4.0
29448	Audi	Q8	51600	2020.0	Semi-Auto	26.4	170.0	28643.0	Petrol	silver	55 TFSI Quattro S Line 5dr Tiptronic	4.0
27211	Audi	Q8	51600	2020.0	Semi-Auto	26.4	170.0	28643.0	Petrol	silver	55 TFSI Quattro S Line 5dr Tiptronic	4.0

In []:

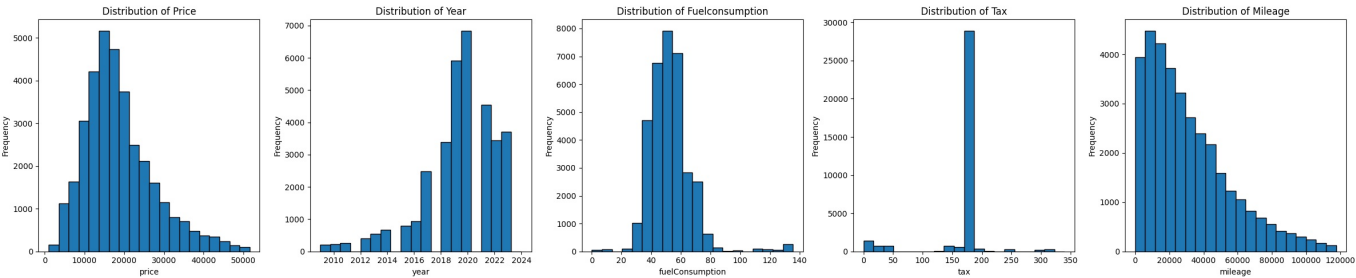
```
import matplotlib.pyplot as plt

# Numerische Spalten auswählen
numerical_columns = ["price", "year", "fuelConsumption", "tax", "mileage"]

# Subplots erstellen
fig, axes = plt.subplots(nrows=1, ncols=len(numerical_columns), figsize=(24, 5))

# Histogramme aufzeichnen
for i, column in enumerate(numerical_columns):
    df[column].plot(kind="hist", bins=20, edgecolor="black", ax=axes[i])
    axes[i].set_title(f"Distribution of {column.capitalize()}")
    axes[i].set_xlabel(column)
    axes[i].set_ylabel("Frequency")

plt.tight_layout()
plt.show()
```



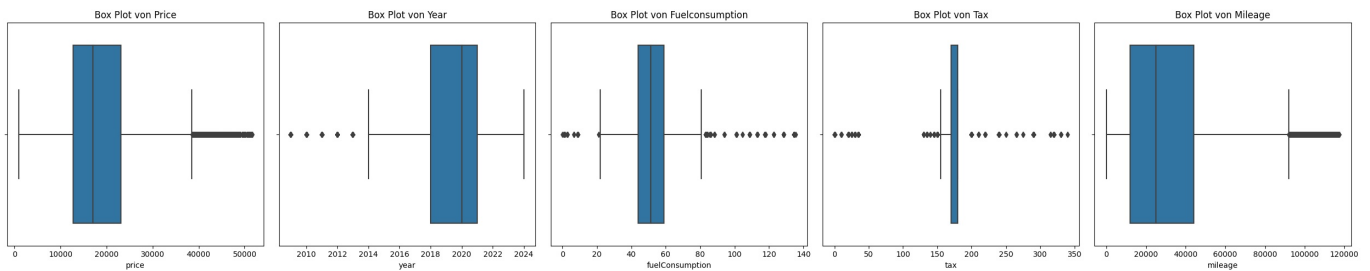
In []:

```
# Numerische Spalten auswählen
numerical_columns = ["price", "year", "fuelConsumption", "tax", "mileage"]

# Subplots erstellen
fig, axes = plt.subplots(nrows=1, ncols=len(numerical_columns), figsize=(25, 5))
```

```
# Boxplots aufzeichnen
for i, column in enumerate(numerical_columns):
    sns.boxplot(x=df[column], ax=axes[i])
    axes[i].set_title(f'Box Plot von {column.capitalize()}')
    axes[i].set_xlabel(column)

plt.tight_layout()
plt.show()
```



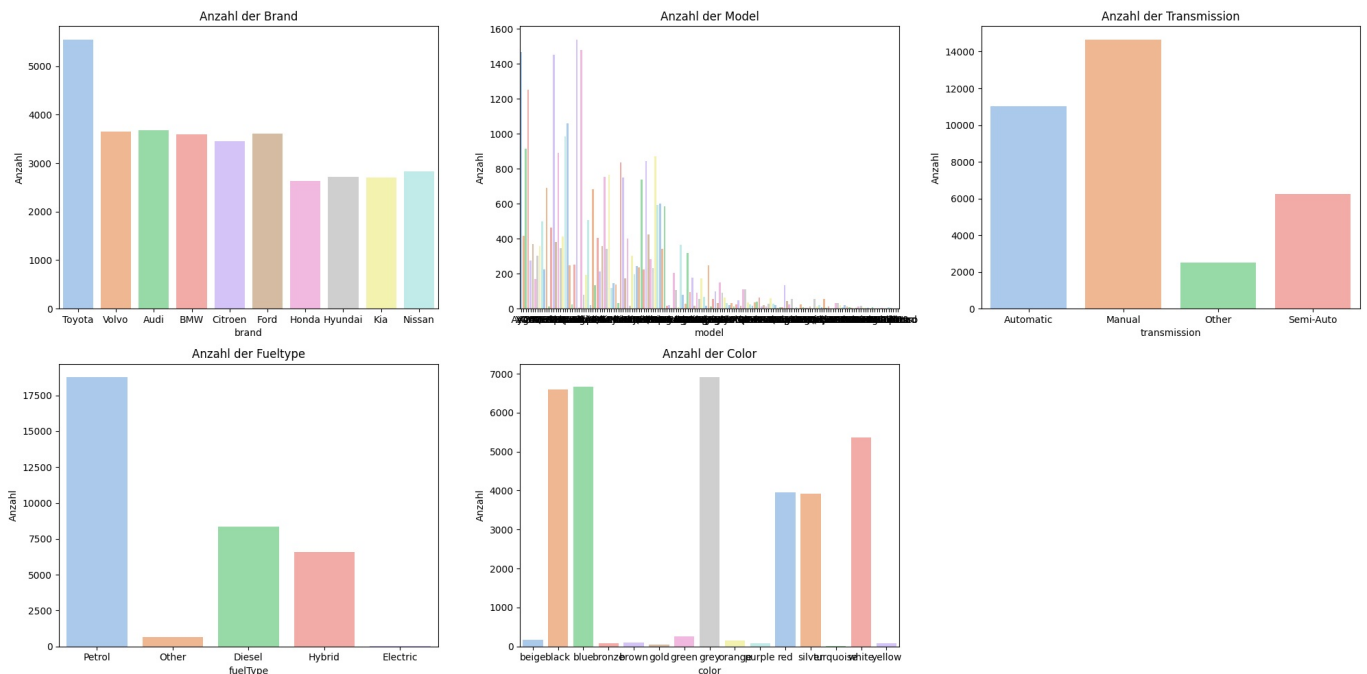
Für kategorische Features

```
In [ ]: # Kategoriale Spalten auswählen
categorical_columns = ['brand', 'model', 'transmission', 'fuelType', 'color']

# Subplots erstellen
fig, axes = plt.subplots(nrows=2, ncols=3, figsize=(20, 10))
axes = axes.flatten()

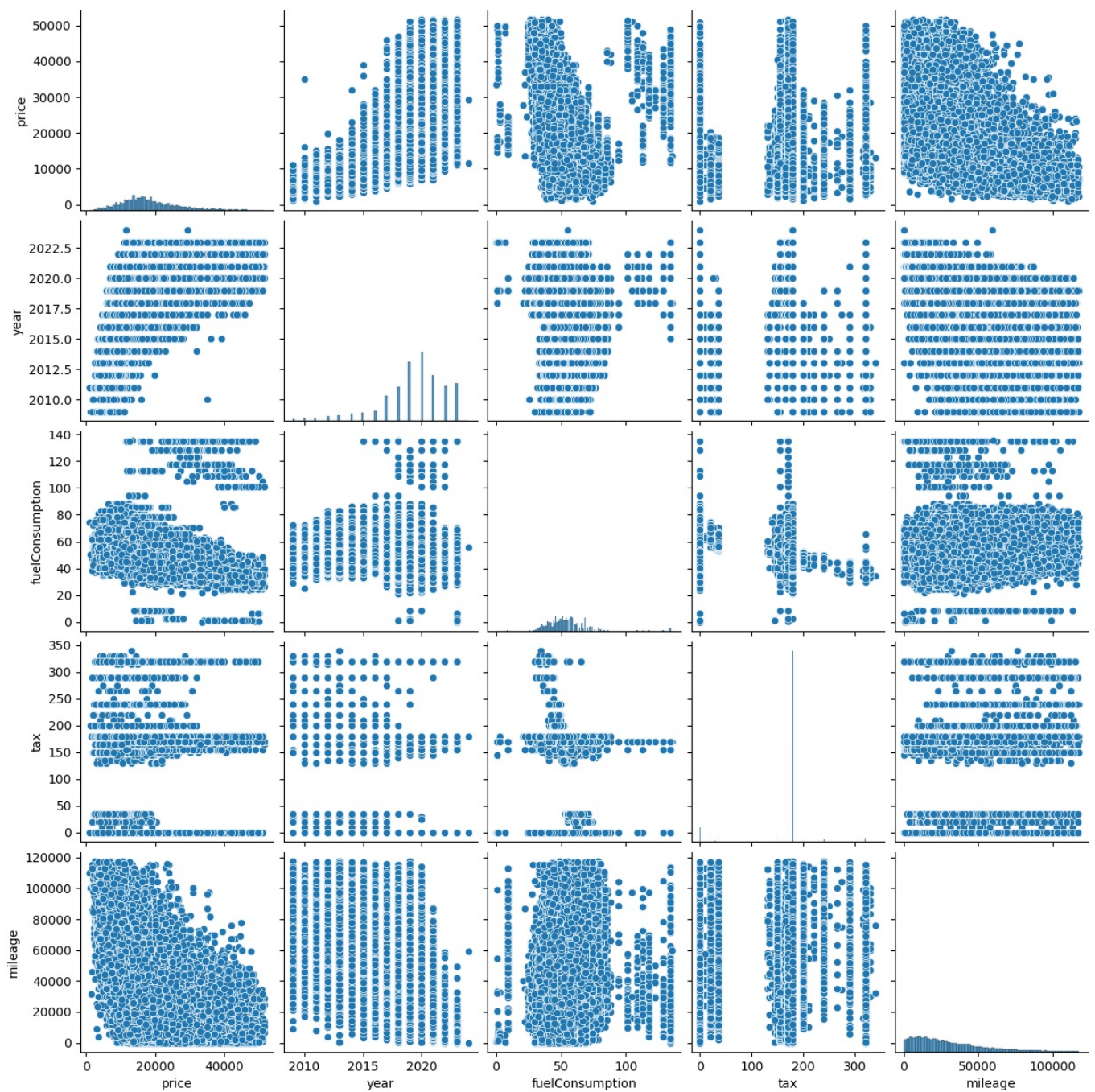
# Balkendiagramme zeichnen
for i, column in enumerate(categorical_columns):
    if i == 5:
        break
    sns.countplot(x=df[column], ax=axes[i], palette='pastel')
    axes[i].set_title(f'Anzahl der {column.capitalize()}')
    axes[i].set_xlabel(column)
    axes[i].set_ylabel('Anzahl')

fig.delaxes(axes[5])
plt.tight_layout()
plt.show()
```



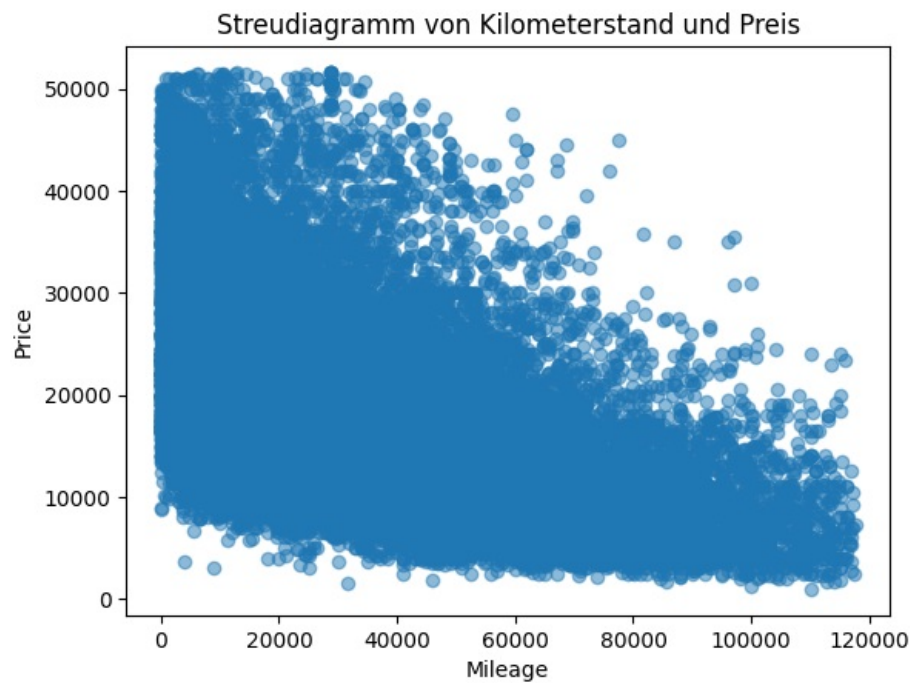
Für Beziehungen zwischen numerische Features

```
In [ ]: sns.pairplot(df[["price", "year", "fuelConsumption", "tax", "mileage"]])
plt.show()
```

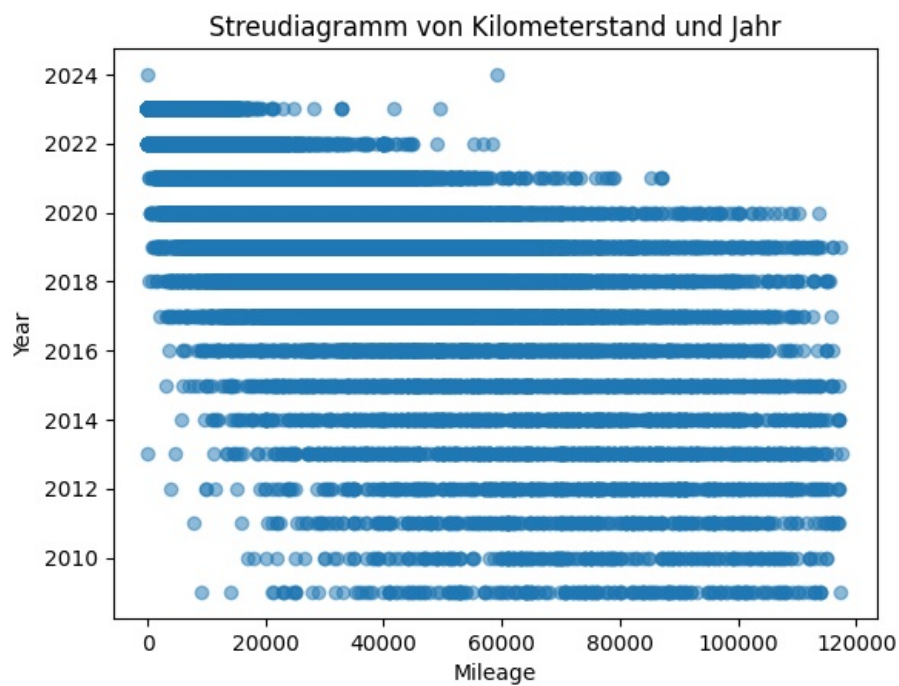


Beispiele

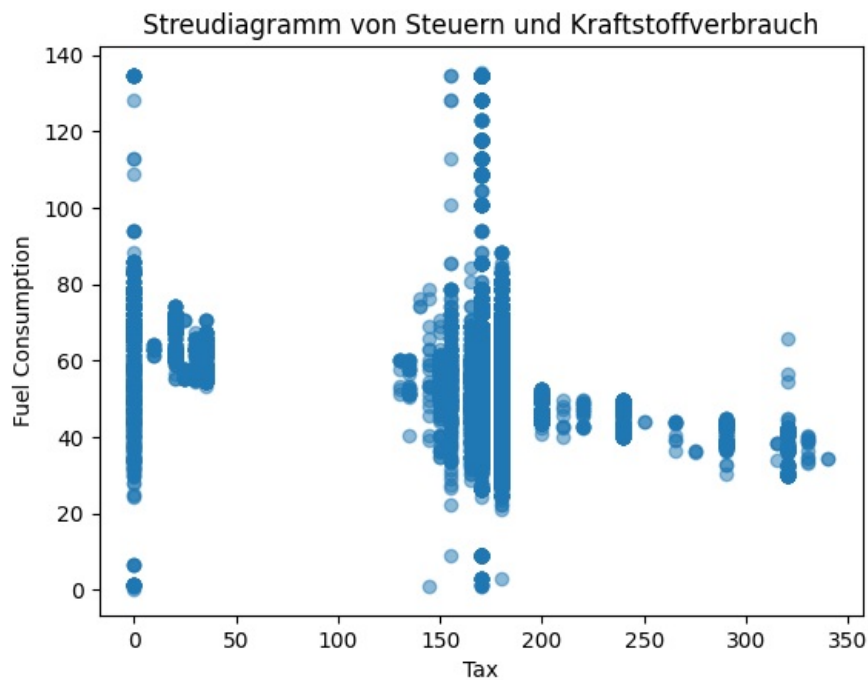
```
In [ ]: plt.scatter(x=df['mileage'], y=df['price'], alpha=0.5)
plt.title('Streudiagramm von Kilometerstand und Preis')
plt.xlabel('Mileage')
plt.ylabel('Price')
plt.show()
```



```
In [ ]: plt.scatter(x=df['mileage'], y=df['year'], alpha=0.5)
plt.title('Streudiagramm von Kilometerstand und Jahr')
plt.xlabel('Mileage')
plt.ylabel('Year')
plt.show()
```



```
In [ ]: plt.scatter(x=df['tax'], y=df['fuelConsumption'], alpha=0.5)
plt.title('Streudiagramm von Steuern und Kraftstoffverbrauch')
plt.xlabel('Tax')
plt.ylabel('Fuel Consumption')
plt.show()
```

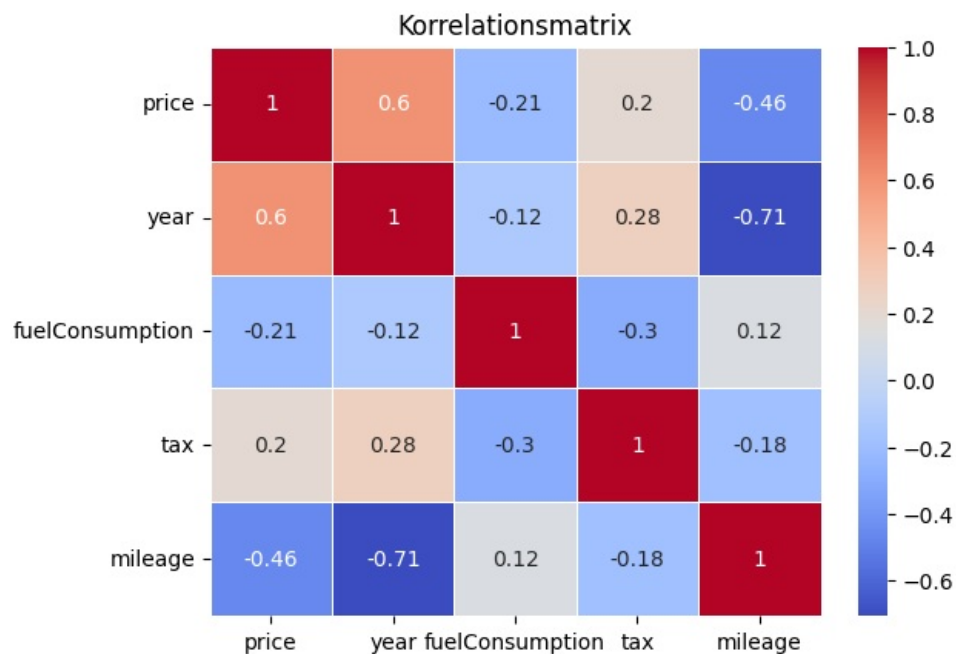
Korrelationsanalyse mithilfe der Korrelationsmatrix für numerische Features

```
In [ ]: numerical_columns = ["price", "year", "fuelConsumption", "tax", "mileage"]

# Kategoriale Spalten löschen
df_numerical = df[numerical_columns]

# Korrelationsmatrix berechnen und visualisieren
correlation_matrix = df_numerical.corr()

# Heatmap erstellen
sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', linewidths=.5)
plt.title('Korrelationsmatrix')
plt.show()
```



Für Beziehungen zwischen kategoriale Features

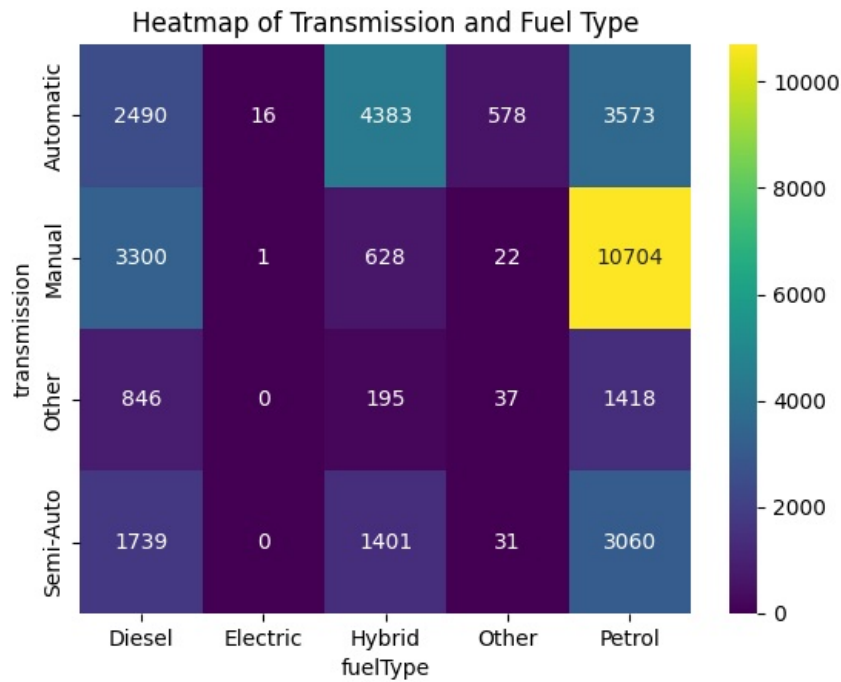
Korrelationsanalyse mithilfe der Korrelationsmatrix für numerische Features

```
In [ ]: categorical_columns = ['brand', 'transmission', 'fuelType', 'color']

# Kreuztabellierung erstellen
cross_tab = pd.crosstab(df['transmission'], df['fuelType'])

# Heatmap erstellen
sns.heatmap(cross_tab, annot=True, cmap='viridis', fmt='d')
```

```
plt.title('Heatmap of Transmission and Fuel Type')
plt.show()
```



Einzigartige Features für Einzigartige Muster und allgemeine Analyse

```
In [ ]: for column in df.columns:
        num_distinct_vales = len(df[column].unique())
        print(f'{column}: {num_distinct_vales} distinct values')
```

```
brand: 10 distinct values
model: 164 distinct values
price: 7826 distinct values
year: 17 distinct values
transmission: 4 distinct values
fuelConsumption: 161 distinct values
tax: 27 distinct values
mileage: 22483 distinct values
fuelType: 5 distinct values
color: 15 distinct values
variant: 12409 distinct values
age: 17 distinct values
```

Wahrscheinlichkeitsrechnung, Hypothesen und Schlussfolgerungen

Formulieren Sie mindestens zwei Ereignisse.

- Was ist die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten der Ereignisse?
- Was ist die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten des ersten Ereignisses unter der Bedingung des Auftretens des zweiten Ereignisses?
- Was ist die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten des zweiten Ereignisses unter der Bedingung des Auftretens des ersten Ereignisses?

Ereignis A: Das Auto ist rot.

Ereignis B: Die Marke des Autos ist 'Toyota'.

Wahrscheinlichkeit für Ereignis A

$P(A) = \text{Anzahl der roten Autos} / \text{Gesamtzahl der Autos}$

```
In [ ]: # Wahrscheinlichkeit für Ereignis A
anzahl_rote_autos = df[df['color'] == 'red'].shape[0]
print(anzahl_rote_autos)

anzahl_autos = df.shape[0]
print(anzahl_autos)

wahrscheinlichkeit_ereignis_a = anzahl_rote_autos / anzahl_autos
```

```
print("P(A) ist %, Prozentsatz ist %%" % (wahrscheinlichkeit_ereignis_a, wahrscheinlichkeit_ereignis_a * 100
```

3959

34422

P(A) ist 0.115014, Prozentsatz ist 11.501365%

Wahrscheinlichkeit für Ereignis B

$P(B) = \text{Anzahl der Autos mit der Marke 'Toyota'} / \text{Gesamtzahl der Autos}$

```
In [ ]: # Wahrscheinlichkeit für Ereignis B
anzahl_von_toyota = df[df['brand'] == 'Toyota'].shape[0]
print(anzahl_von_toyota)

anzahl_autos = df.shape[0]
print(anzahl_autos)

wahrscheinlichkeit_ereignis_b = anzahl_von_toyota / anzahl_autos

print("P(B) ist %, Prozentsatz ist %%" % (wahrscheinlichkeit_ereignis_b, wahrscheinlichkeit_ereignis_b * 100
```

5546

34422

P(B) ist 0.161118, Prozentsatz ist 16.111789%

Wahrscheinlichkeit für das Auftreten des Ereignisses A unter der Bedingung des Auftretens des Ereignisses B

$P(A|B) = P(A \cap B) / P(B)$

$P(A|B) = \text{Anzahl der roten Autos mit der Marke 'Toyota'} / \text{Anzahl der Autos mit der Marke 'Toyota'}$

```
In [ ]: anzahl_von_rotten_toyota = df[(df['color'] == 'red') & (df['brand'] == 'Toyota')].shape[0]
print(anzahl_von_rotten_toyota)

anzahl_von_toyota = df[df['brand'] == 'Toyota'].shape[0]
print(anzahl_von_toyota)

wahrscheinlichkeit_ereignis_a_b = anzahl_von_rotten_toyota / anzahl_von_toyota
print("P(A|B) ist %, Prozentsatz ist %%" % (wahrscheinlichkeit_ereignis_a_b, wahrscheinlichkeit_ereignis_a_b
```

910

5546

P(A|B) ist 0.164082, Prozentsatz ist 16.408222%

Wahrscheinlichkeit für das Auftreten des Ereignisses B unter der Bedingung des Auftretens des Ereignisses A

$P(B|A) = P(A \cap B) / P(A)$

$P(B|A) = \text{Anzahl der roten Autos mit der Marke 'Toyota'} / \text{Anzahl der roten Autos}$

```
In [ ]: anzahl_von_rotten_toyota = df[(df['color'] == 'red') & (df['brand'] == 'Toyota')].shape[0]
print(anzahl_von_rotten_toyota)

anzahl_rote_autos = df[df['color'] == 'red'].shape[0]
print(anzahl_rote_autos)

wahrscheinlichkeit_ereignis_b_a = anzahl_von_rotten_toyota / anzahl_rote_autos
print("P(B|A) ist %, Prozentsatz ist %%" % (wahrscheinlichkeit_ereignis_b_a, wahrscheinlichkeit_ereignis_b_a
```

910

3959

P(B|A) ist 0.229856, Prozentsatz ist 22.985602%

Prüfung von Bayes-Theorem

Bayes-Theorem für $P(A|B)$:

$P(A|B) = P(B|A) * P(A) / P(B)$

Bayes-Theorem für $P(B|A)$:

$P(B|A) = P(A|B) * P(B) / P(A)$

```
In [ ]: # das Bayes-Theorem überprüfen für P(A|B)
if wahrscheinlichkeit_ereignis_a_b == wahrscheinlichkeit_ereignis_b_a * wahrscheinlichkeit_ereignis_a / wahrsch
    print('Das Bayes-Theorem ist für P(A|B) bewiesen')
else:
    print('Das Bayes-Theorem ist NICHT bewiesen')
```

Das Bayes-Theorem ist für $P(A|B)$ bewiesen

```
In [ ]: # das Bayes-Theorem überprüfen für P(B|A)
```

```

if wahrscheinlichkeit_ereignis_b_a == wahrscheinlichkeit_ereignis_a_b * wahrscheinlichkeit_ereignis_b / wahrscheinlichkeit_ereignis_a:
    print('Das Bayes-Theorem ist für P(B|A) bewiesen')
else:
    print('Das Bayes-Theorem ist NICHT bewiesen')

```

Das Bayes-Theorem ist für $P(B|A)$ bewiesen

Hypothesen und Schlussfolgerungen

Formulieren Sie mindestens drei testbare Hypothesen auf der Grundlage Ihrer Datenuntersuchung.

- Was sind die Nullhypothesen und was sind die alternativen Hypothesen?
- Welche Hypothesen lassen sich durch einen Hypothesentest verwerfen oder bestätigen?
- Was sagen Signifikanzniveau und p-Wert über die Hypothesentests aus?
- Welche Schlussfolgerungen lassen sich ableiten?
- Wie aussagekräftig sind die Ergebnisse in welchen Grenzen?

Mithilfe t-test und p-value könnten Null-Hypothese verwerfen oder bestätigen werden.

Signifikanzniveau (α): Das Signifikanzniveau ist die Wahrscheinlichkeit, mit der die Nullhypothese zurückgewiesen wird, wenn sie tatsächlich wahr ist. Übliche Werte für α sind 0,05, 0,01 oder 0,10. Es stellt den Schwellenwert für das akzeptable Risiko eines Fehlers vom Typ I (falsch positiv) dar. Ein niedrigeres α bedeutet ein strengeres Kriterium für die Zurückweisung der Nullhypothese.

P-Wert: Der p-Wert ist die Wahrscheinlichkeit, eine Teststatistik zu beobachten, die genauso extrem oder extremer ist, als die, in der Stichprobe beobachtete Wahrscheinlichkeit, unter der Annahme, dass die Nullhypothese wahr ist. Wenn der p-Wert kleiner oder gleich α ist, liefert er den Beweis für die Ablehnung der Nullhypothese. Ein kleiner p-Wert deutet darauf hin, dass es unwahrscheinlich ist, dass die beobachteten Daten auftreten, wenn die Nullhypothese wahr ist. Ein größerer p-Wert deutet auf einen schwachen Beweis gegen die Nullhypothese hin. Interpretation auf der Grundlage des p-Werts und des Signifikanzniveaus:

$p \leq \alpha$: Verwerfen Sie die Nullhypothese.

$p > \alpha$: Die Nullhypothese kann nicht verworfen werden.

1. Hypothese

- **Nullhypothese:** Es gibt keinen Unterschied zwischen den Preisen von Fahrzeugen in Rot und anderen Farben.
- **Alternative Hypothese:** Rote Fahrzeuge sind billiger als andersfarbige Fahrzeuge.

2. Hypothese

- **Nullhypothese:** Es gibt keinen Preisunterschied zwischen Benzin- und Dieselfahrzeugen.
- **Alternative Hypothese:** Benzinfahrzeuge sind billiger als Dieselfahrzeuge.

3. Hypothese

- **Nullhypothese:** Die Steuer für Autos mit Automatikgetriebe ist gleich hoch wie die Steuer für Autos mit manuellem Getriebe.
- **Alternative Hypothese:** Die Steuer für Fahrzeuge mit Automatikgetriebe unterscheidet sich von der Steuer für Fahrzeuge mit manuellem Getriebe.

```

In [ ]: from scipy import stats
df_shuffled = df.sample(frac=1, random_state=42).reset_index(drop=True)
p_values = []
t_tests = []
for i in range(0, len(df_shuffled), 3000):
    df_shuffledx = df_shuffled[i:i+3000]
    red_cars = df_shuffledx[df_shuffledx['color'] == 'red']['price']

    other_cars = df_shuffledx[df_shuffledx['color'] != 'red']['price']
    t_stat, p_value = stats.ttest_ind(other_cars, red_cars)
    p_values.append(f'{p_value:.10f}')
    t_tests.append(t_stat)

p_values = [float(i) for i in p_values]
average_p = sum(p_values) / len(p_values)
average_t = sum(t_tests) / len(t_tests)
print("Durchschnittlicher P-Wert:", f'{average_p:.10f}')
print("Durchschnittlicher T-Test-Wert:", average_t)

print("Letzte Iteration P-Wert:", p_value)

```

Durchschnittlicher P-Wert: 0.0009251083

Durchschnittlicher T-Test-Wert: 4.501780540062044

Letzte Iteration P-Wert: 0.006419294808364309


```
In [ ]: df_shuffled = df.sample(frac=1, random_state=42).reset_index(drop=True)
p_values = []
t_tests = []
for i in range(0, len(df_shuffled), 3000):
    df_shuffledx = df_shuffled[i:i+3000]
    petrol_cars = df_shuffledx[df_shuffledx['fuelType'] == 'Petrol']['price']

    diesel_cars = df_shuffledx[df_shuffledx['fuelType'] == 'Diesel']['price']
    t_stat, p_value = stats.ttest_ind(diesel_cars, petrol_cars)
    p_values.append(f'{p_value:.10f}')
    t_tests.append(t_stat)

p_values = [float(i) for i in p_values]
average_p = sum(p_values) / len(p_values)
average_t = sum(t_tests) / len(t_tests)
print("Durchschnittlicher P-Wert:", f'{average_p:.10f}')
print("Durchschnittlicher T-Test-Wert:", average_t)

print("Letzte Iteration P-Wert:", p_value)
```

Durchschnittlicher P-Wert: 0.0010150022
 Durchschnittlicher T-Test-Wert: 4.2009054162953126
 Letzte Iteration P-Wert: 0.002980494529630013

```
In [ ]: df_shuffled = df.sample(frac=1, random_state=42).reset_index(drop=True)
p_values = []
t_tests = []
for i in range(0, len(df_shuffled), 3000):
    df_shuffledx = df_shuffled[i:i+3000]
    manual_cars = df_shuffledx[df_shuffledx['transmission'] == 'Manual']['tax']

    automatic_cars = df_shuffledx[df_shuffledx['transmission'] == 'Automatic']['tax']
    t_stat, p_value = stats.ttest_ind(automatic_cars, manual_cars)
    p_values.append(f'{p_value:.10f}')
    t_tests.append(t_stat)

p_values = [float(i) for i in p_values]
average_p = sum(p_values) / len(p_values)
average_t = sum(t_tests) / len(t_tests)
print("Durchschnittlicher P-Wert:", f'{average_p:.10f}')
print("Durchschnittlicher T-Test-Wert:", average_t)

print("Letzte Iteration P-Wert:", p_value)
```

Durchschnittlicher P-Wert: 0.0076325074
 Durchschnittlicher T-Test-Wert: 3.8679430980714624
 Letzte Iteration P-Wert: 0.013263170236456663

- Als wir zum ersten Mal versuchten, den p-Wert für unseren Datensatz zu berechnen, erhielten wir extrem kleine Werte. Um also Ergebnisse zu erhalten, die irgendetwas bedeuten könnten, haben wir versucht, unsere Stichprobengröße zu verringern. Wir haben unseren Datensatz in 10 Teile aufgeteilt und die p-Werte für jeden Teil berechnet und dann den Durchschnitt aller Teile ermittelt.

Ergebnisse

Signifikanzniveau: 0.01

Hypothese 1: In dieser Hypothese sind die durchschnittlichen P-Werte 0.00092 und das ist weniger als unser Signifikanzniveau und die Werte von T-tests sind 4.50, deswegen können wir sagen, dass diese Hypothese stimmt.

Hypothese 2: In dieser Hypothese sind die durchschnittlichen P-Werte 0.0010 und das ist weniger als unser Signifikanzniveau und die Werte von T-tests sind 4.20, deswegen können wir sagen, dass diese Hypothese stimmt.

Hypothese 3: In dieser Hypothese sind die durchschnittlichen P-Werte 0.0076 und das ist weniger als unser Signifikanzniveau und die Werte von T-tests sind 3.86, deswegen können wir sagen, dass diese Hypothese stimmt.

Maschinelles Lernen

Formulieren Sie mindestens einen Anwendungsfall für ML-Modelle auf dem Datensatz. Wählen Sie mindestens zwei Algorithmen

Anwendungsfall: In unserem Anwendungsfall geht es um eine Regressionsanalyse des Preiswertes. Wir haben den Preis als abhängige Variable (y-Wert - Zielvariable) und alle anderen relevanten Merkmale (außer Modell und Variante) als unabhängige Variablen (x-Werte - Merkmale) verwendet. Außerdem haben wir uns entschieden, das Merkmal "year" als kategorische Variable zu verwenden.

```
In [ ]: from sklearn.metrics import (mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score)

from sklearn.model_selection import train_test_split
```

```
In [ ]: df2 = df.copy()
df2['year'] = df2['year'].astype("category")
df2 = df2.drop(columns=['variant'])

In [ ]: df2['year'].replace(2019.0133581606217, 2019, inplace=True)
df2['year'].value_counts()

df2.dropna(subset=['age'], inplace=True)

In [ ]: df2.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 34338 entries, 0 to 37146
Data columns (total 11 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   brand                 34338 non-null  object
1   model                 34338 non-null  object
2   price                 34338 non-null  int64
3   year                  34338 non-null  category
4   transmission          34338 non-null  object
5   fuelConsumption       34338 non-null  float64
6   tax                   34338 non-null  float64
7   mileage               34338 non-null  float64
8   fuelType              34338 non-null  object
9   color                 34338 non-null  object
10  age                   34338 non-null  float64
dtypes: category(1), float64(4), int64(1), object(5)
memory usage: 2.9+ MB
```

```
In [ ]: from scipy.stats import boxcox

df_box = df2.copy()
df_sqrt = df2.copy()
df_log = df2.copy()
df_lin = df2.copy()
df_box["price"], _ = boxcox(df_box["price"])
df_sqrt["price"] = np.sqrt(df_sqrt["price"])
df_log["price"] = np.log(df_log["price"])
df_lin["price"] = df_lin["price"] / 10000
```

Lineare Regression

Aufgabe: Vorhersage einer numerischen Zielvariablen (in unserem Fall, Preis).

Vorteile: Einfach, interpretierbar und effizient.

Nachteile: Nimmt eine lineare Beziehung zwischen Merkmalen und Zielgröße an.

Die Entscheidung durch Testen, welche Normalisierungsmethode die beste ist

- BOXCOX Transformation
- Quadratwurzel-Transformation
- Logarithmische Transformation
- Normalisierung durch Teilung durch einen konstanten Faktor - einfacher linearer Ansatz

Die Ergebnisse der logarithmischen Transformation sind am Besten.

```
In [ ]: df_box = df_box.sample(frac=1, random_state=42).reset_index(drop=True)
X_box = df_box.drop(["price"], axis=1)
Y_box = df_box["price"]

df_sqrt = df_sqrt.sample(frac=1, random_state=42).reset_index(drop=True)
X_sqrt = df_sqrt.drop(["price"], axis=1)
Y_sqrt = df_sqrt["price"]

df_log = df_log.sample(frac=1, random_state=42).reset_index(drop=True)
X_log = df_log.drop(["price"], axis=1)
Y_log = df_log["price"]

df_lin = df_lin.sample(frac=1, random_state=42).reset_index(drop=True)
X_lin = df_lin.drop(["price"], axis=1)
Y_lin = df_lin["price"]
```

```
In [ ]: X_box = pd.get_dummies(X_box, columns=X_box.select_dtypes(include=["object", "category"]).columns.to_list(), drop=True)
print(X_box.shape)

X_sqrt = pd.get_dummies(X_sqrt, columns=X_sqrt.select_dtypes(include=["object", "category"]).columns.to_list(), drop=True)
print(X_sqrt.shape)
```

```
X_log = pd.get_dummies(X_log, columns=X_log.select_dtypes(include=["object", "category"]).columns.to_list(), drop=True)
print(X_log.shape)
```

```
X_lin = pd.get_dummies(X_lin, columns=X_lin.select_dtypes(include=["object", "category"]).columns.to_list(), drop=True)
print(X_lin.shape)
```

(34338, 212)

(34338, 212)

(34338, 212)

(34338, 212)

```
In [ ]: X_train_box, X_test_box, y_train_box, y_test_box = train_test_split(X_box, Y_box, test_size=0.25, random_state=42)
print("Anzahl der Zeilen in Trainingsdaten:", X_train_box.shape[0])
print("Anzahl der Zeilen in Testdaten:", X_test_box.shape[0])
```

```
X_train_sqrt, X_test_sqrt, y_train_sqrt, y_test_sqrt = train_test_split(X_sqrt, Y_sqrt, test_size=0.25, random_state=42)
print("Anzahl der Zeilen in Trainingsdaten:", X_train_sqrt.shape[0])
print("Anzahl der Zeilen in Testdaten:", X_test_sqrt.shape[0])
```

```
X_train_log, X_test_log, y_train_log, y_test_log = train_test_split(X_log, Y_log, test_size=0.25, random_state=42)
print("Anzahl der Zeilen in Trainingsdaten:", X_train_log.shape[0])
print("Anzahl der Zeilen in Testdaten:", X_test_log.shape[0])
```

```
X_train_lin, X_test_lin, y_train_lin, y_test_lin = train_test_split(X_lin, Y_lin, test_size=0.25, random_state=42)
print("Anzahl der Zeilen in Trainingsdaten:", X_train_lin.shape[0])
print("Anzahl der Zeilen in Testdaten:", X_test_lin.shape[0])
```

Anzahl der Zeilen in Trainingsdaten: 25753

Anzahl der Zeilen in Testdaten: 8585

Anzahl der Zeilen in Trainingsdaten: 25753

Anzahl der Zeilen in Testdaten: 8585

Anzahl der Zeilen in Trainingsdaten: 25753

Anzahl der Zeilen in Testdaten: 8585

Anzahl der Zeilen in Trainingsdaten: 25753

Anzahl der Zeilen in Testdaten: 8585

```
In [ ]: from sklearn.linear_model import LinearRegression

linearregression_box = LinearRegression()
linearregression_box.fit(X_train_box, y_train_box)

from sklearn.linear_model import LinearRegression

linearregression_sqrt = LinearRegression()
linearregression_sqrt.fit(X_train_sqrt, y_train_sqrt)

from sklearn.linear_model import LinearRegression

linearregression_log = LinearRegression()
linearregression_log.fit(X_train_log, y_train_log)

from sklearn.linear_model import LinearRegression

linearregression_lin = LinearRegression()
linearregression_lin.fit(X_train_lin, y_train_lin)
```

```
Out[ ]: ▼ LinearRegression
LinearRegression()
```

```
In [ ]: def LinearRegressionStats(_linearregression, _X_train, _y_train, _X_test, _y_test):
    # Predictions on training data
    y_train_pred = _linearregression.predict(_X_train)

    # Predictions on testing data
    y_test_pred = _linearregression.predict(_X_test)

    # Calculating errors for training data
    mae_train = mean_absolute_error(_y_train, y_train_pred)
    mse_train = mean_squared_error(_y_train, y_train_pred)
    r2_train = r2_score(_y_train, y_train_pred)

    # Calculating errors for testing data
    mae_test = mean_absolute_error(_y_test, y_test_pred)
    mse_test = mean_squared_error(_y_test, y_test_pred)
    r2_test = r2_score(_y_test, y_test_pred)

    # Printing the statistics
    print("Training Data Metrics:")
    print("Mean Absolute Error: ", mae_train)
    print("Mean Squared Error: ", mse_train)
    print("R-squared: ", r2_train)
```

```
print("\nTesting Data Metrics:")
print("Mean Absolute Error: ", mae_test)
print("Mean Squared Error: ", mse_test)
print("R-squared: ", r2_test)
```

```
In [ ]: LinearRegressionStats(linearregression_box ,X_train_box, y_train_box, X_test_box, y_test_box)
```

Training Data Metrics:

Mean Absolute Error: 2.140294086290445
Mean Squared Error: 7.917864256274794
R-squared: 0.9328917336329434

Testing Data Metrics:

Mean Absolute Error: 2.1861910268065077
Mean Squared Error: 8.379930025626601
R-squared: 0.9287600531693007

```
In [ ]: LinearRegressionStats(linearregression_sqrt ,X_train_sqrt, y_train_sqrt, X_test_sqrt, y_test_sqrt)
```

Training Data Metrics:

Mean Absolute Error: 6.412079638262012
Mean Squared Error: 72.33518935321051
R-squared: 0.9264363329121512

Testing Data Metrics:

Mean Absolute Error: 6.549703602062243
Mean Squared Error: 76.86850900176626
R-squared: 0.9216441320849346

```
In [ ]: LinearRegressionStats(linearregression_log, X_train_log, y_train_log, X_test_log, y_test_log)
```

Training Data Metrics:

Mean Absolute Error: 0.0931317650831664
Mean Squared Error: 0.014946799307870899
R-squared: 0.9382743126816387

Testing Data Metrics:

Mean Absolute Error: 0.09463899232285236
Mean Squared Error: 0.015614398275678188
R-squared: 0.9351480479832814

```
In [ ]: LinearRegressionStats(linearregression_lin, X_train_lin, y_train_lin, X_test_lin, y_test_lin)
```

Training Data Metrics:

Mean Absolute Error: 0.20242016953718853
Mean Squared Error: 0.07749811832596781
R-squared: 0.8988147084827619

Testing Data Metrics:

Mean Absolute Error: 0.20770242427321373
Mean Squared Error: 0.08245937300124358
R-squared: 0.8921315363749307

Neuronale Netze (MLP - Multi-Layer Perceptron)

Aufgabe: Wird für die Regression verwendet

Vorteile: Kann komplexe Beziehungen lernen, leistungsstark bei großen Datensätzen.

Nachteile: Erfordert mehr Daten, ist rechenintensiv und kann schwierig zu interpretieren sein.

```
In [ ]: import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler, OneHotEncoder
from sklearn.compose import ColumnTransformer
from sklearn.neural_network import MLPRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.pipeline import Pipeline

df2 = df2.dropna()
data = df2.copy()

# Kategorische und numerische Features auswählen
categorical_features = ['brand', 'model', 'transmission', 'color', 'fuelType']
numerical_features = ['year', 'tax', 'fuelConsumption', 'age']

# Aufteilen der Daten in X und y
X = data.drop(columns=['price'], axis=1)
y = data['price']
y = np.sqrt(y)
```

```

# Aufteilen der Daten in Trainings- und Testdaten
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Preprocessing der Daten
preprocessor = ColumnTransformer(
    transformers=[
        ('num', StandardScaler(), numerical_features),
        ('cat', OneHotEncoder(handle_unknown='ignore'), categorical_features)
    ])

# Erstellung des MLP Regressors
mlp = MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(100,20), activation='relu', solver='adam', max_iter=1000)

# Erstellen einer Pipeline
pipeline = Pipeline(steps=[('preprocessor', preprocessor), ('regressor', mlp)])

# Das Modell trainieren
pipeline.fit(X_train, y_train)

# Bewertung des Modells
y_pred = pipeline.predict(X_test)
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
print(f"Mean Squared Error: {mse}")

# Preise vorhersagen (Verwendungsbeispiel)
predicted_price = pipeline.predict(X_test.head(1))
print(f"Predicted Price: {predicted_price[0]}")

```

Mean Squared Error: 67.4588869859509
 Predicted Price: 143.08989754056213

```
In [ ]: from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score
```

```

# Evaluation des Modells
y_pred = pipeline.predict(X_test)

# Kalkulierung von 'Mean Squared Error'
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
print(f"Mean Squared Error: {mse}")

# Kalkulierung von 'R^2 score'
r2 = r2_score(y_test, y_pred)
print(f"R^2 Score: {r2}")

```

Mean Squared Error: 67.56701919361232
 R^2 Score: 0.9308085027097109

Entscheidungsbäume

Aufgabe: Wird für die Regression verwendet

Vorteile: Nichtlineare Beziehungen, gute Handhabung numerischer und kategorischer Merkmale, interpretierbar.

Nachteile: Kann bei schlechter Anpassung zu stark angepasst (overfit) werden.

```
In [ ]: # Entscheidungsbäume ohne Hyperparameteroptimierung
```

```

from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn import metrics
import pandas as pd

X = df2.drop(columns=['price'])

# Datensatz in Features und Zielvariable aufteilen
X = pd.get_dummies(X, columns=X.select_dtypes(include=["object", "category"]).columns.to_list(), drop_first=True)
y = df2['price']

# Aufteilung des Datensatzes in Trainingsmenge und Testmenge
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=42)

# Entscheidungsbaum-Regressor-Objekt erstellen
regressor = DecisionTreeRegressor(random_state=42)

# das Regressor an die Trainingsdaten anpassen
regressor.fit(X_train, y_train)

# Vorhersage der Antwort für den Testdatensatz
y_pred = regressor.predict(X_test)

# Modellbewertung für Regression
mae = metrics.mean_absolute_error(y_test, y_pred)
mse = metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred)

```

```

rmse = np.sqrt(mse)
r_squared = metrics.r2_score(y_test, y_pred)

# Kalkulierung von adjusted R-squared
n = len(X_test)
p = X_test.shape[1]
adjusted_r_squared = 1 - (1 - r_squared) * (n - 1) / (n - p - 1)

# Drucken der Metriken
print("Mean Absolute Error:", mae)
print("Mean Squared Error:", mse)
print("Root Mean Squared Error:", rmse)
print("R-squared:", r_squared)
print("Adjusted R-squared:", adjusted_r_squared)

```

Mean Absolute Error: 1762.9842687349967
 Mean Squared Error: 7228305.512041024
 Root Mean Squared Error: 2688.550820059205
 R-squared: 0.9048237622645774
 Adjusted R-squared: 0.9028238254621282

```

In [ ]: # Entscheidungsbäume mit Hyperparameteroptimierung
# Durch Optimierung der Parameter und Fine-tuning konnten wir die Accuracy score von 90,48 % auf 91,42 % steigern
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.model_selection import GridSearchCV, train_test_split
from sklearn import metrics
import pandas as pd

X = df2.drop(columns=['price'])

# Datensatz in Features und Zielvariable aufteilen
X = pd.get_dummies(X, columns=X.select_dtypes(include=["object", "category"]).columns.tolist(), drop_first=True)
y = df2['price']

# Aufteilung des Datensatzes in Trainingsmenge und Testmenge
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=42)

# Entscheidungsbaum-Regressor-Objekt erstellen
regressor = DecisionTreeRegressor(random_state=42)

# Definition der Hyperparameter und ihrer möglichen Werte
param_grid = {
    'max_depth': [None, 3, 6, 9],
    'min_samples_split': [2, 5, 10],
    'min_samples_leaf': [1, 2, 4],
}

# GridSearchCV-Objekt erstellen - Wir verwenden GridSearchCV, um das Modell mit optimalen Parametern zu finden
grid_search = GridSearchCV(regressor, param_grid, cv=5, scoring='neg_mean_squared_error', n_jobs=-1)

# das Modell an die Trainingsdaten anpassen
grid_search.fit(X_train, y_train)

# Drucken der besten gefundenen Hyperparameter
print("Best Hyperparameters:", grid_search.best_params_)

# Vorhersage der Antwort für den Testdatensatz unter Verwendung des besten Modells
y_pred = grid_search.best_estimator_.predict(X_test)

# Modellbewertung für Regression
mae = metrics.mean_absolute_error(y_test, y_pred)
mse = metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred)
rmse = np.sqrt(mse)
r_squared = metrics.r2_score(y_test, y_pred)

# Modellbewertung für Regression
n = len(X_test)
p = X_test.shape[1]
adjusted_r_squared = 1 - (1 - r_squared) * (n - 1) / (n - p - 1)

# Drucken der Metriken
print("Mean Absolute Error:", mae)
print("Mean Squared Error:", mse)
print("Root Mean Squared Error:", rmse)
print("R-squared:", r_squared)
print("Adjusted R-squared:", adjusted_r_squared)

```

Best Hyperparameters: {'max_depth': None, 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 10}
 Mean Absolute Error: 1683.5871246592858
 Mean Squared Error: 6511538.971025455
 Root Mean Squared Error: 2551.77173176314
 R-squared: 0.9142615402603821
 Adjusted R-squared: 0.9124599193400927