Data Science Projekt

TINF18B 2020, 4347707 und 2335257.

Inhaltsverzeichnis

Links funktionieren nur im Jupyter Notebook

Business Understanding

Die durchgestrichenen Punkte haben sich im Verlauf des Projekts als sinnlos oder nicht erfüllbar erwiesen. Durch das Durchstreichen möchten die Studierenden ihre iterative Arbeitsweise deutlich machen.

Das übergeordnete Ziel eines Investors ist seinen Profit durch den Handel mit Immobilien zu erwirtschaften. Dazu muss er ein Haus teurer verkaufen, als er es eingekauft hat (zusätzliche Investitionen in das Haus eingeschlossen).

Ziele

1. (gegeben) Wir brauchen mehr Verständnis und eine Vorhersage des Verkaufspreises (Preis)
2. Verständnis darüber, welche Hauseigenschaften besonders viel Einfluss auf den Kaufpreis haben. Dieses Verständnis hilft dabei, auszuwählen, welche Komponenten renoviert werden sollen.
   - ~~Vorhersage, welcher Monat ist der beste, um ein Haus zu kaufen/ zu verkaufen?~~
3. ~~Vorhersage des Zustands aus den anderen Hauseigenschaften bzw. Verständnis darüber ob und von was der Zustand abhängt?~~

Motivation für diese Ziele

1. Die passende Vorhersage des Preises hilft bei Preisverhandlungen sowohl im Ankauf als auch im Verkauf.
2. Der Profit des Investors steigt.
3. Der Investor macht weniger Verlustgeschäfte, Fehlkäufe oder steckt zusätzliche Mittel in unwichtige Verbesserungen.
4. ~~Wenn ein Investor den allgemeinen Zustand berechnen lassen kann, ist er eher in der Lage zu entscheiden, ob der Preis dem Haus angemessen ist. Dadurch kann er entscheiden, ob er das Haus kaufen oder nicht kaufen sollte.~~

Anforderungen an die Ergebnisse

1. Preisvorhersage muss in der richtigen Größenordnung erfolgen.
2. Die Vorhersage des Preises soll in unter einer Minute berechnet werden.

Beispielhafte Antworten

1. Kaufpreis: 192140
2. Besonders wichtige Eigenschaften eines Hauses: Klimaanlage, Schlafzimmer, Garagenkapaztt
3. Besonders unwichtige Eigenschaften eines Hauses: Heizung, Zustand Fassade

Vorverarbeitungen

Imports

In [19]:
```
import chardet
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import mpl_toolkits
from IPython.display import display
from pathlib import Path
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
import sklearn.metrics as skm
from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor, GradientBoostingClassifier, RandomForestRegress
or
from sklearn.model_selection import GridSearchCV, RandomizedSearchCV
from sklearn.linear_model import LinearRegression, LassoCV, RidgeCV
from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score, cross_val_predict
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from imblearn.over_sampling import RandomOverSampler
from pandas.api.types import CategoricalDtype
import pprint
pprint = pprint.pp
%matplotlib inline
print("Importing finished")
```

```
Importing finished
```

Daten Import

In [20]:
```
data_folder = Path("DatenAusgegeben1.0.csv")
data = pd.read_csv(data_folder, encoding='cp852', sep=";")
data.describe()
```

Out[20]:

	Grundstück in qm	Zustand	Gebaut	Renoviert	Zustand Fassade	Kellerflche in qm	Erster Stock in qm	Zweiter Stock in qm	Wohnflche in qm	Schlafzimr
count	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.00000	2000.000000	2000.000000	2000.000(
mean	950.054000	5.697500	2099.031000	2113.344500	3.102500	96.140500	106.48100	31.125000	137.990000	2.883(
std	737.437654	1.129439	29.120114	20.168198	0.386094	38.249893	34.40918	39.461551	45.565953	0.817(
min	121.000000	1.000000	2005.000000	2080.000000	1.000000	0.000000	31.00000	0.000000	31.000000	0.000(
25%	701.750000	5.000000	2083.000000	2095.000000	3.000000	74.000000	82.00000	0.000000	102.000000	2.000(
50%	887.000000	5.000000	2101.000000	2121.000000	3.000000	91.000000	99.00000	0.000000	133.000000	3.000(
75%	1078.000000	6.000000	2126.000000	2132.000000	3.000000	117.000000	126.00000	65.000000	161.000000	3.000(
max	19997.000000	9.000000	2140.000000	2140.000000	5.000000	298.000000	355.00000	174.000000	401.000000	6.000(

Daten Vorbereiten

Minimale Data Preparation, weil sonst die Plots nicht funktionieren.

In [21]:
```
data['Pool'].fillna(0, inplace=True) #ersetze Na durch Null (Haus besitzt wahrscheinlich keinen Pool)
```

In [22]:
```
data['Garage Typ'].fillna("Keine", inplace=True) #ersetze Na durch 'keine' (Haus besitzt wahrscheinlich
 keine Garage)
```

Data Exploration

Vorliegende Daten

Es liegen Hauseigenschaften und der Verkaufspreis vor. Weitere Informationen können der Datenbeschreibung entnommen werden. Die Daten liegen in vielen verschiedenen Formaten vor. Das Datenset liefert 2000 Datensätze. Insgesamt ist die Datenqualität allerdings sehr gut.

Probleme

Einige Spalten sind Nominal- oder Ordinalskalen mit Strings. Abhängig vom Modell müssen diese Informationen in Zahlenwerte transformiert werden.
Die Attribute „Pool" und „Garage Typ" sind mit „Na" gefüllt. Außerdem hat „Pool" den Datentyp der Gleitkommazahl.

Zusätzlich wären folgende Daten sinnvoll: Landkarten, Kriminalitätsstatistiken, Luftverschmutzungsdaten, Information, ob ein Haus bewohnt ist und Raumnutzungspläne der Stadt.

Zusammenfassung der Erkenntnisse zur Preisvorhersage

Folgende Faktoren **korrelieren mit einem höheren Verkaufspreis**:

- Heizungsqualität exzellent
- Klimaanlage vorhanden
- eingebaute oder angebaute Garage
- Haustyp ein Familienhaus oder Reihenendhaus
- Größe Wohnfläche
- ein Pool in sehr gutem Zustand
- geringe Bebauungsdichte
- Grünfläche oder Sportzentrum in der Nähe
- Haus liegt in einem teuren Bezirk
- Küche mit hoher Qualität

Faktoren die dagegen **kaum Auswirkung** auf die Höhe des Verkaufspreis haben sind:

- das Verkaufsjahr
- Verkaufsmonat
- Grundstücksform
- Steigung
- Anzahl der Schlafzimmer

Manche Faktoren beeinflussen die Höhe des Preises auch nur bis zu einem bestimmten Wert. Ein Beispiel hierfür ist der Zustand der Fassade: ab einen Zustand von 3 führt ein besserer Zustand nicht mehr so deutlich zu einer Preissteigerung. Ähnlich ist es bei dem allgemeinen Zustand und der Anzahl der Räume.

Zusammenfassung der Erkenntnisse zur Zustandsvorhersage

Folgende Faktoren korrelieren mit dem allgemeinen Hauszustand:

- Klimaanlage
- Baujahr
- Garage
- Bebauungsdichte
- Grundstücksform
- Haustyp
- Fassade Zustand
- Küchenqualität

Es ist anzumerken, dass die **Korrelationen überwiegend schwach** sind. Es kann **kein konkretes Verständnis** über die Zusammensetzung des Attributs "Zustand" gemacht werden.
Im nächsten Teil Modelling wird dennoch untersucht, wie gut eine Vorhersage des Zustands sein kann. Ob eine Vorhersage generell sinnvoll ist, kann ohne weitere Informationen über das Attribut "Zustand" nicht gemacht werden.

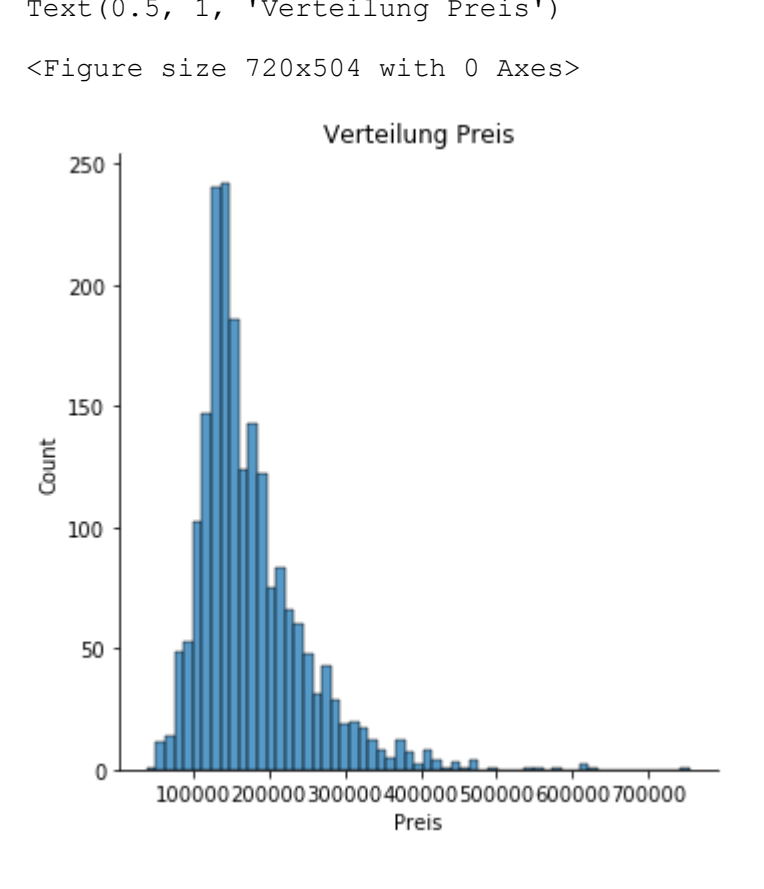
Allgemeine Erkenntnisse

Da das Attribut Räume und Wohnfläche in qm stark korrelieren sollte nur maximal eines der beiden Attribute in einem dafür anfälligen Modell genutzt werden. Ähnlich ist es zwischen Kellerfläche und Fläche im ersten Stock.
Eine Vorhersage, welcher Monat der Beste ist, um ein Haus zu kaufen/verkaufen, kann aus den Daten nicht gemacht werden.
Dementsprechend ist der Monat nicht entscheidend für den Verkaufspreis.

Plots rund um den Hauspreis

In [23]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.displot(data, x='Preis')
plt.title('Verteilung Preis')
```

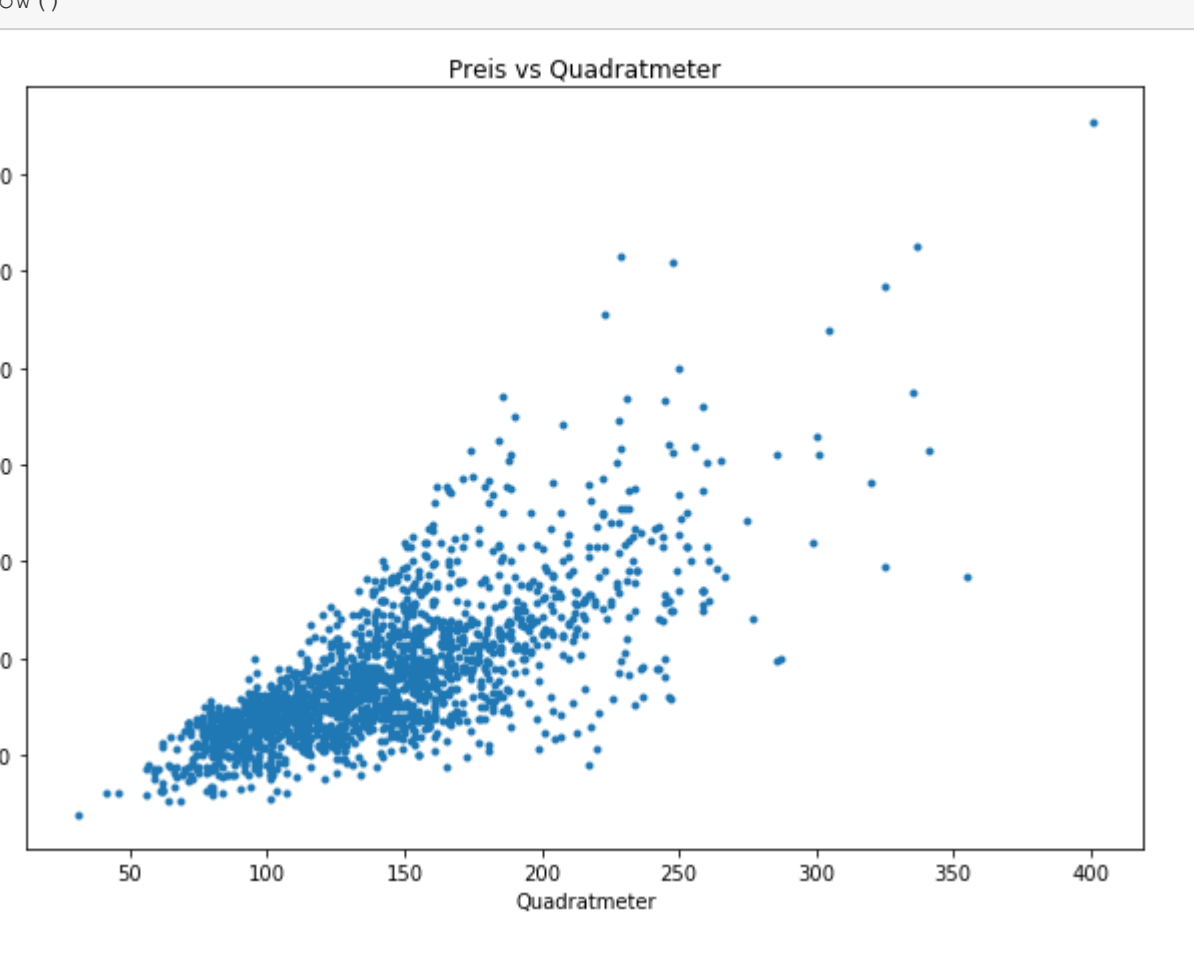
Out[23]:
```
Text(0.5, 1, 'Verteilung Preis')
<Figure size 720x504 with 0 Axes>
```



Erkenntnis - Preis vs Quadratmeter

Man sieht deutlich die Tendenz, dass je mehr Quadradmeter ein Haus hat, desto höher ist der Preis. Allerdings gibt es ein paar Ausreißer, die entweder besonders teuer sind (bei um die 250 qm und 600000 Preiseinheiten), oder sehr günstig.

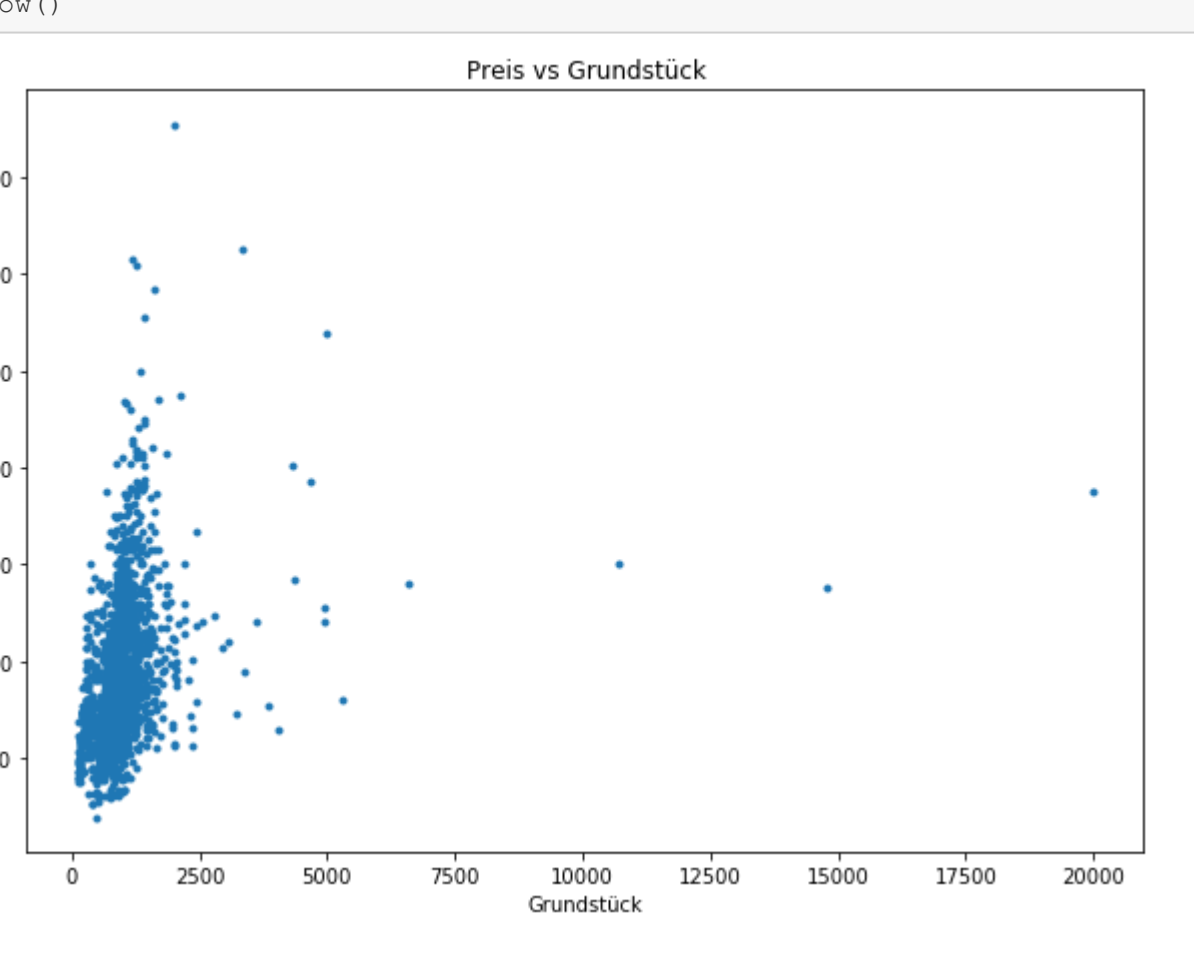
In [24]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))

plt.scatter(data['Wohnflche in qm'],data['Preis'], marker =".")
plt.title("Preis vs Quadratmeter")
plt.xlabel("Quadratmeter")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```



Erkenntnisse Grundstückgröße vs Preis

Es lässt sich nicht wirklich eine signifikante Abhängigkeit zwischen Grundstücksgröße und Preis erkennen.

In [25]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
plt.scatter(data['Grundstück in qm'],data['Preis'], marker =".")
plt.title("Preis vs Grundstück")
plt.xlabel("Grundstück")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```



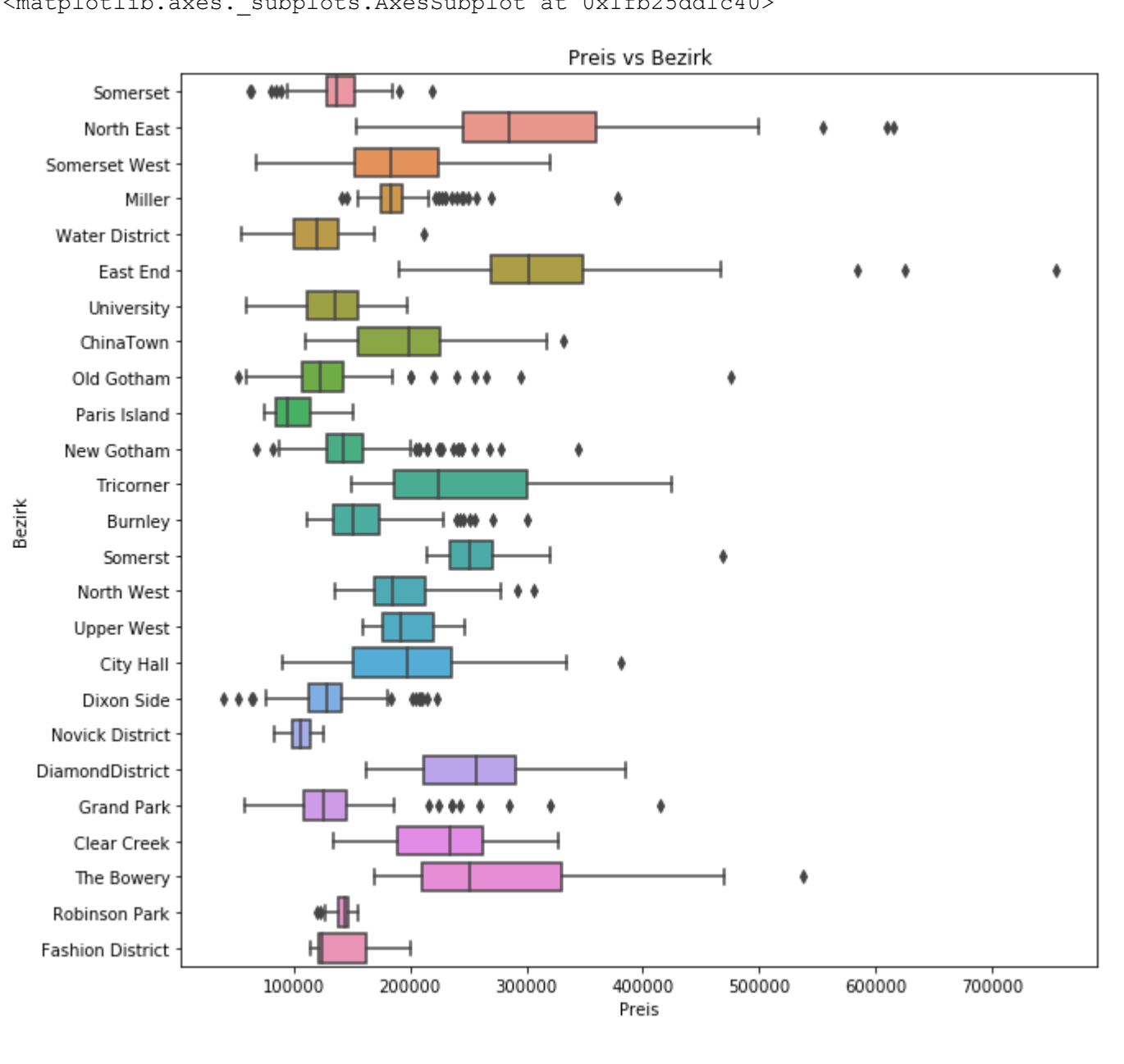
Erkenntnis - Preis vs. Bezirk

Der teuerste Stadtteil ist East End, weil dort das teuerste Haus im Datensatz steht und der Bezirk den höchsten Medianpreis hat.
Der unbliebteste Stadtteil ist Paris Island mit dem niedrigsten Median.

In [26]:
```
plt.figure(figsize=(10, 10))
plt.title("Preis vs Bezirk")
plt.xlabel("Preis")
plt.ylabel("Bezirk")
sns.boxplot(data['Preis'], data['Bezirk'])
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

Out[26]:
```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x1fb25dd1c40>
```

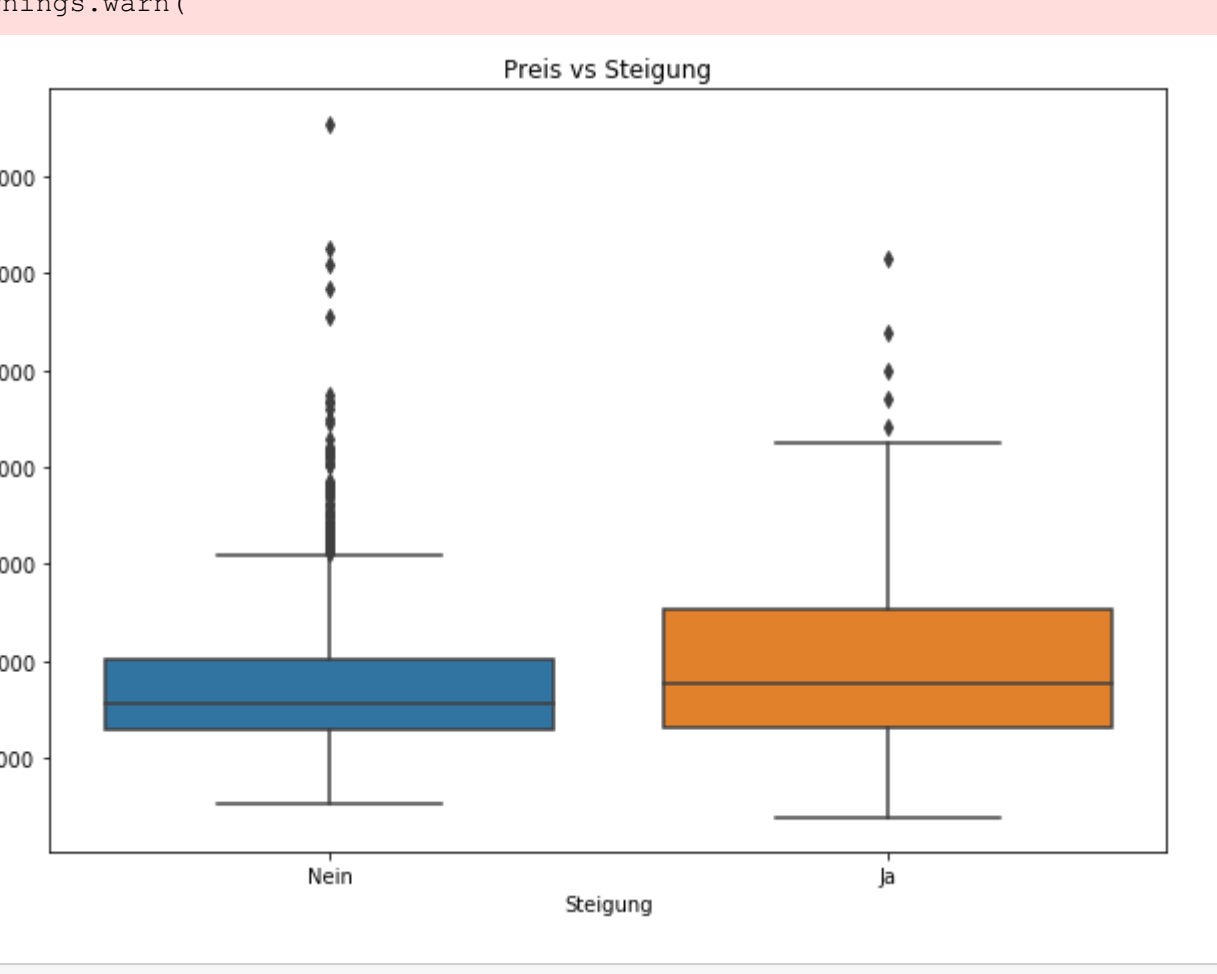


Erkenntnis - Steigung vs. Preis

Hier kann keine eindeutige Auswirkung auf den Preis abgelesen werden. Das zweite Diagramm zeigt außerdem, dass Stiegung sehr selten auftritt.

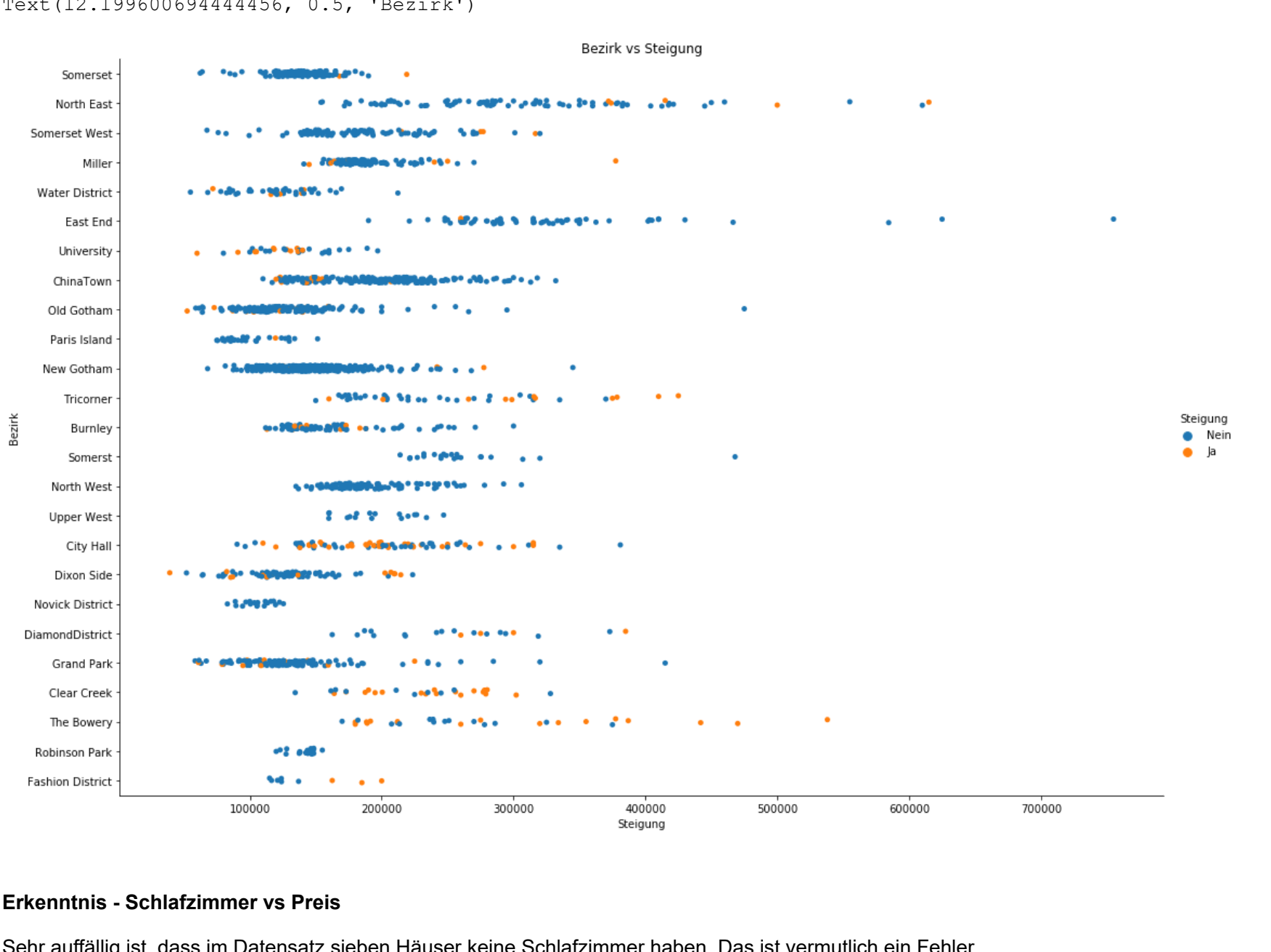
In [27]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.boxplot(data['Steigung'], data['Preis'])
plt.title("Preis vs Steigung")
plt.xlabel("Steigung")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```



In [28]:
```
sns.catplot(x = "Preis", y='Bezirk', data=data, hue='Steigung', kind="strip", height=10, aspect=1.5)
plt.title("Bezirk vs Steigung")
plt.xlabel("Steigung")
plt.ylabel("Bezirk")
```

Out[28]:
```
Text(12.199600694444456, 0.5, 'Bezirk')
```

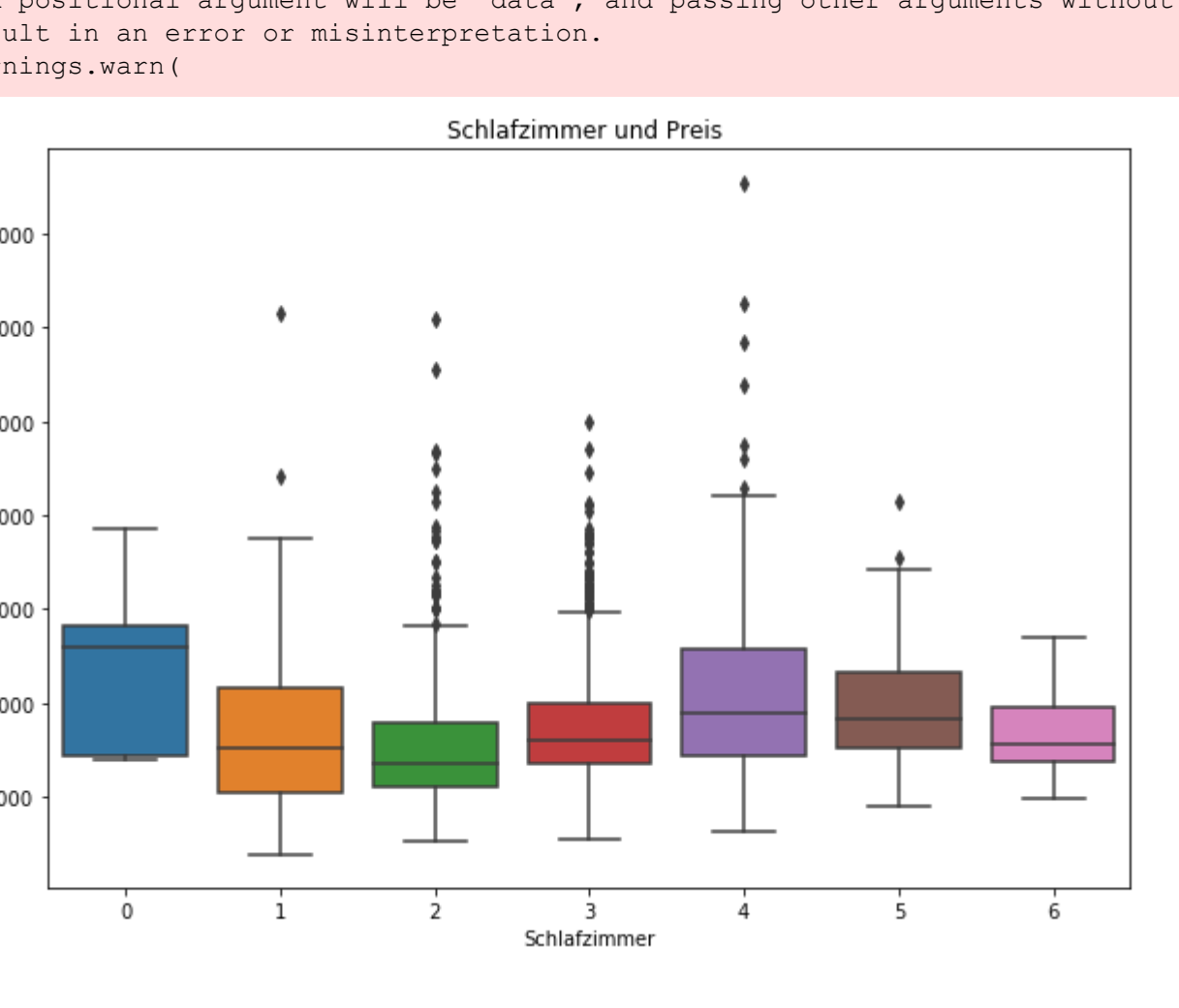


Erkenntnis - Schlafzimmer vs Preis

Sehr auffällig ist, dass im Datensatz sieben Häuser keine Schlafzimmer haben. Das ist vermutlich ein Fehler.
Darüberhinaus kann gesagt werden, dass mehr als vier Schlafzimmer den Preis nicht steigern. Am besten sind Häuser mit ein bis vier Schlafzimmer.
Die Unterschiede sind klein.

In [29]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.boxplot(data['Schlafzimmer'],data['Preis'])
plt.title("Schlafzimmer und Preis ")
plt.xlabel("Schlafzimmer")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```



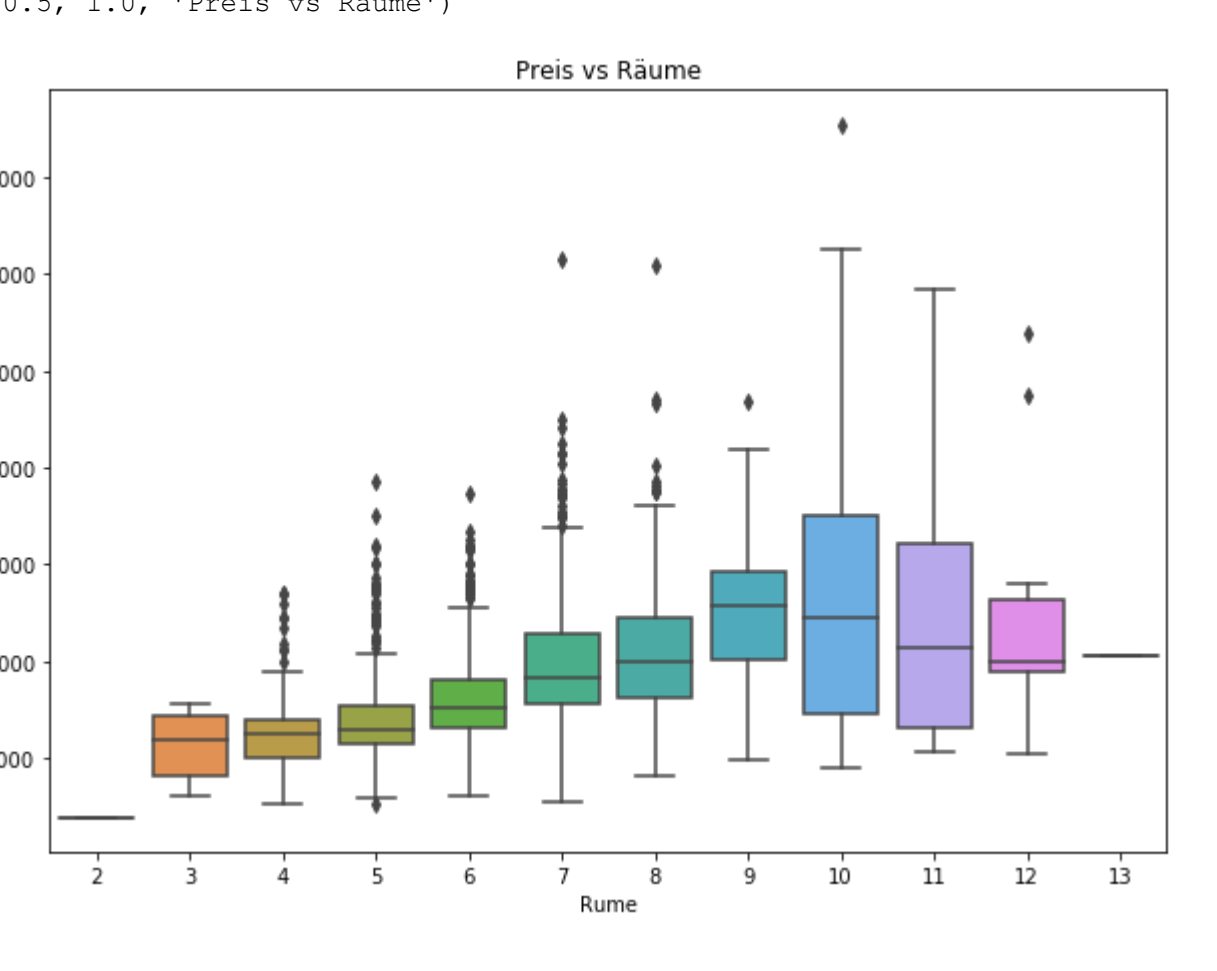
Erkenntnis - Preis vs Räume

Mehr Räume ziehen einen höheren Preis nach sich. Auch wenn angemerkt werden muss, dass ab 10 Räumen der Preis sehr stark variert und dadurch keine konkrete Korrelation mehr gegeben ist.

In [30]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.boxplot(data['Rume'],data['Preis'])
plt.title("Preis vs Räume")
#plt.xticks(np.arange(2, 14, 1))
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

Out[30]:
```
Text(0.5, 1.0, 'Preis vs Räume')
```

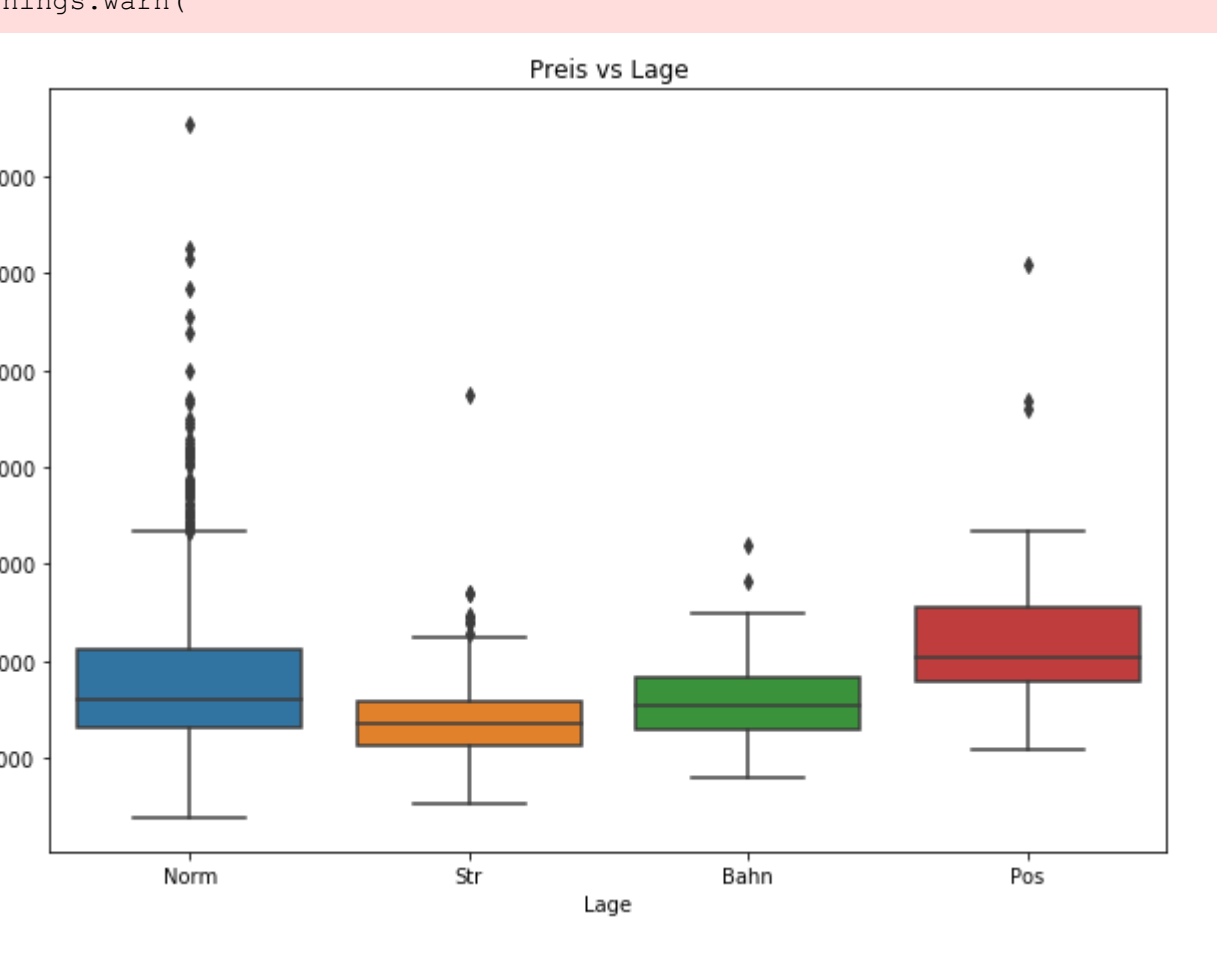


Erkenntnis - Preis vs Lage

Wenn ein Haus an der Straße oder an der Bahn liegt, ist der Preis unterdurchschnittlich. Wenn ein Sportzentrum oder eine Grünanlage in der Nähe liegt, ist der Preis eher überdurchschnittlich. Allerdings können auch teurere Häuser in einer normalen Lage liegen.

In [31]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.boxplot(data['Lage'],data['Preis'])
plt.title("Preis vs Lage")
plt.xlabel("Lage")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```



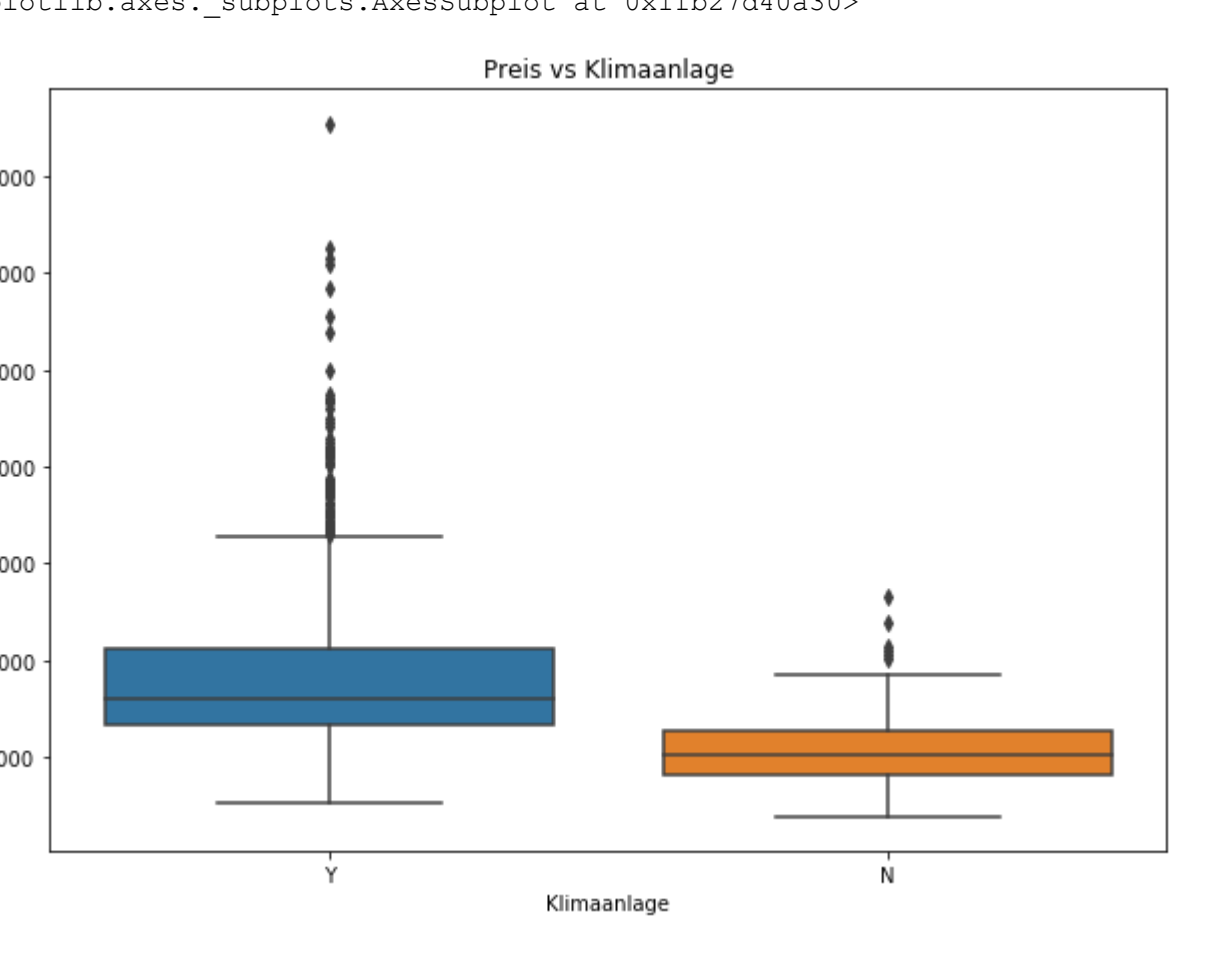
Erkenntnis - Klimaanlage vs Preis

Eine vorhandene Klimaanlage steigert den Preis deutlich.

In [32]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
plt.title("Preis vs Klimaanlage")
plt.xlabel("Klimaanlage")
plt.ylabel("Preis")
sns.boxplot(data['Klimaanlage'],data['Preis'])
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

Out[32]:
```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x1fb27d40a30>
```



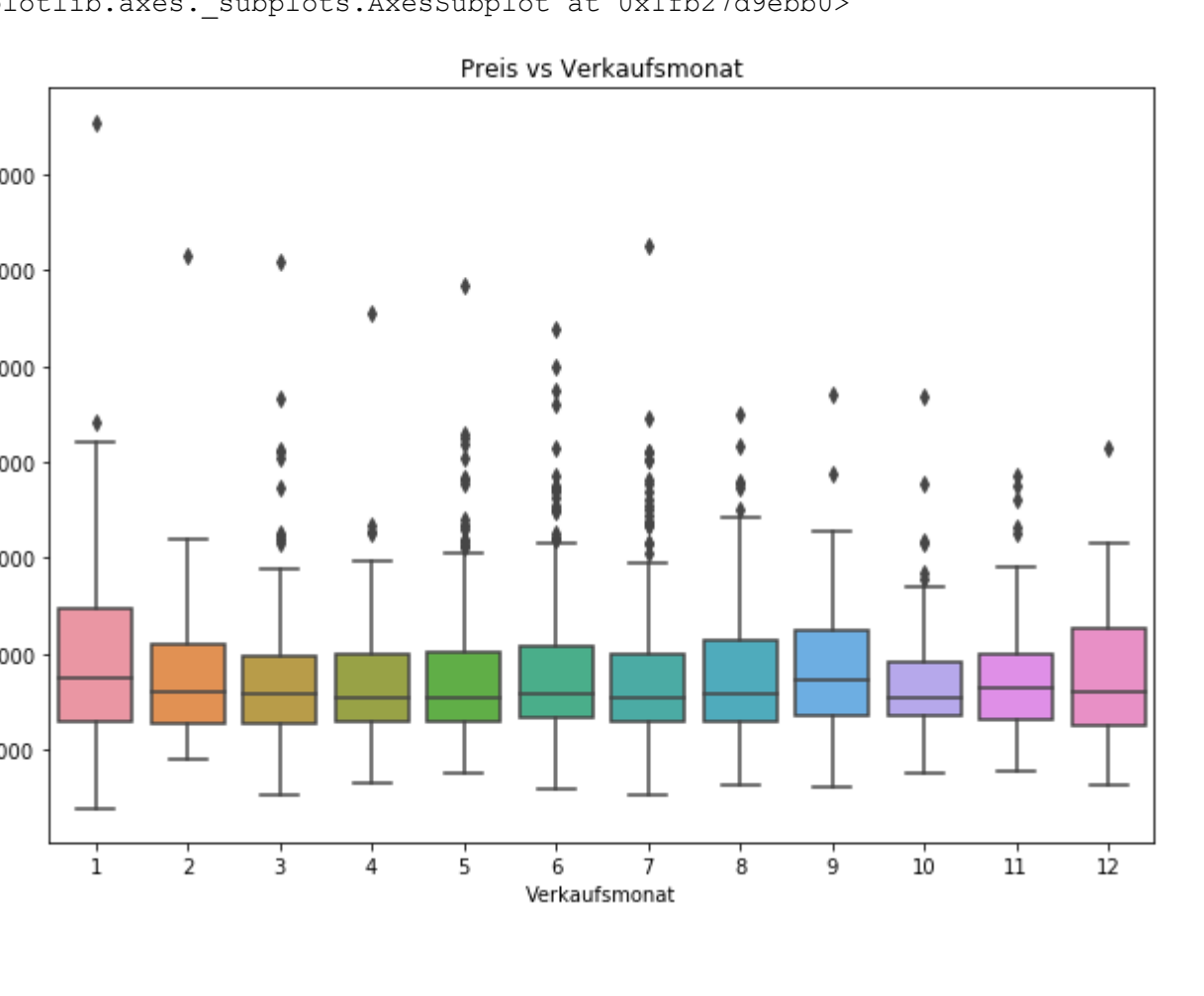
Erkenntnis - Verkaufsmonat vs Preis

Man kann keinen nachweisbaren Einfluss des Verkaufsmonat auf den Preis ablesen.

In [33]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
plt.title("Preis vs Verkaufsmonat")
plt.xlabel("Verkaufsmonat")
plt.ylabel("Preis")
sns.boxplot(data['Verkaufsmonat'],data['Preis'])
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

Out[33]:
```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x1fb27d9ebb0>
```

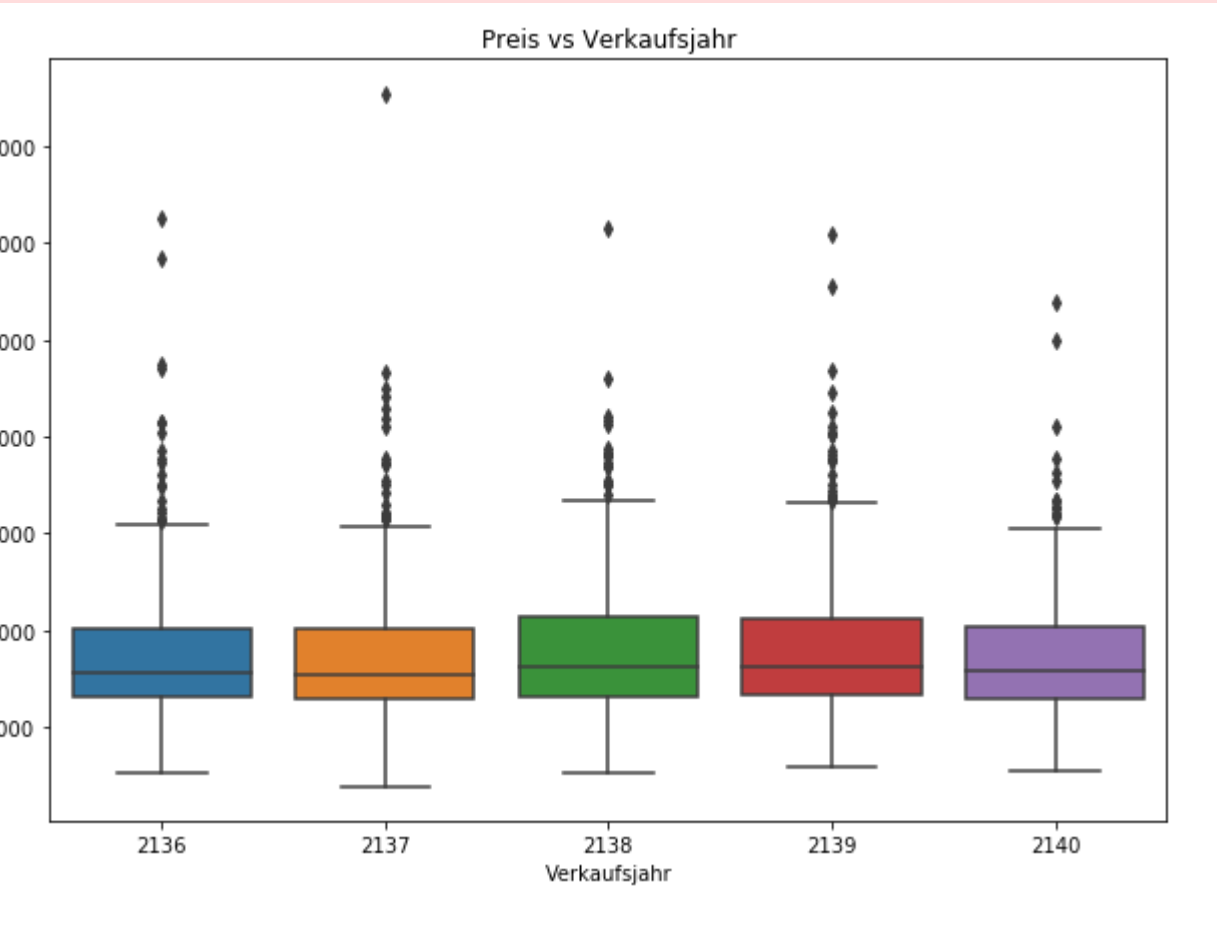


Erkenntnis - Verkaufsjahr vs Preis

Man kann keinen nachweisbaren Einfluss des Verkaufsjahrs auf den Preis ablesen.

In [34]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
# plt.xticks(np.arange(2136, 2141, 1))
sns.boxplot(data['Verkaufsjahr'],data['Preis'])
plt.title("Preis vs Verkaufsjahr")
plt.xlabel("Verkaufsjahr")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

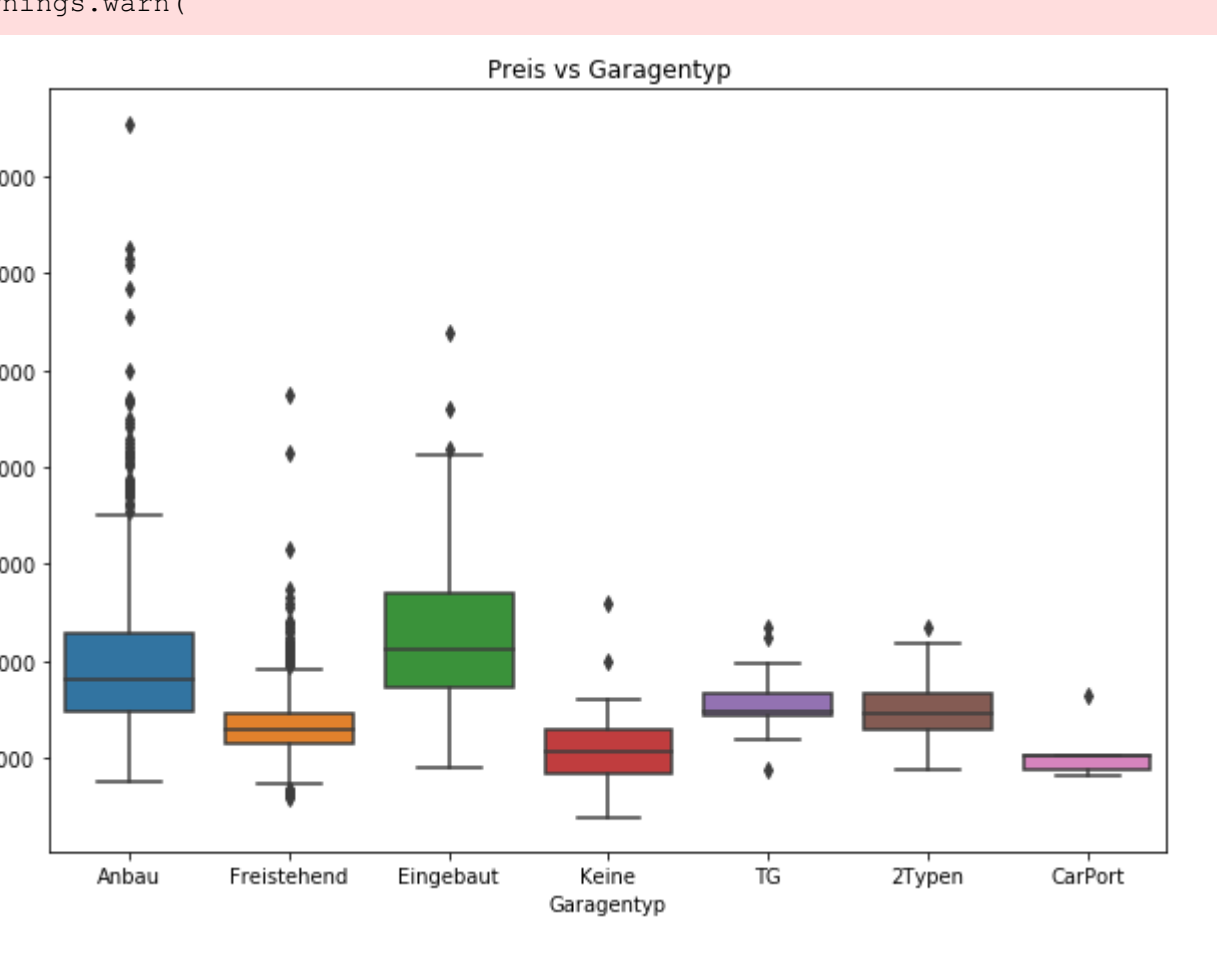


Erkenntnis - Garagentyp vs Preis

Der Unterschied zwischen keiner Garage und CarPort ist sehr gering.
Eine eingebaute Garage hebt den Hauspreis deutlich. Außerdem lohnt es sich eine Garage noch anzubauen, da damit der Preis steigt.

In [35]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.boxplot(data['Garage Typ'],data['Preis'])
plt.title("Preis vs Garagentyp")
plt.xlabel("Garagentyp")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

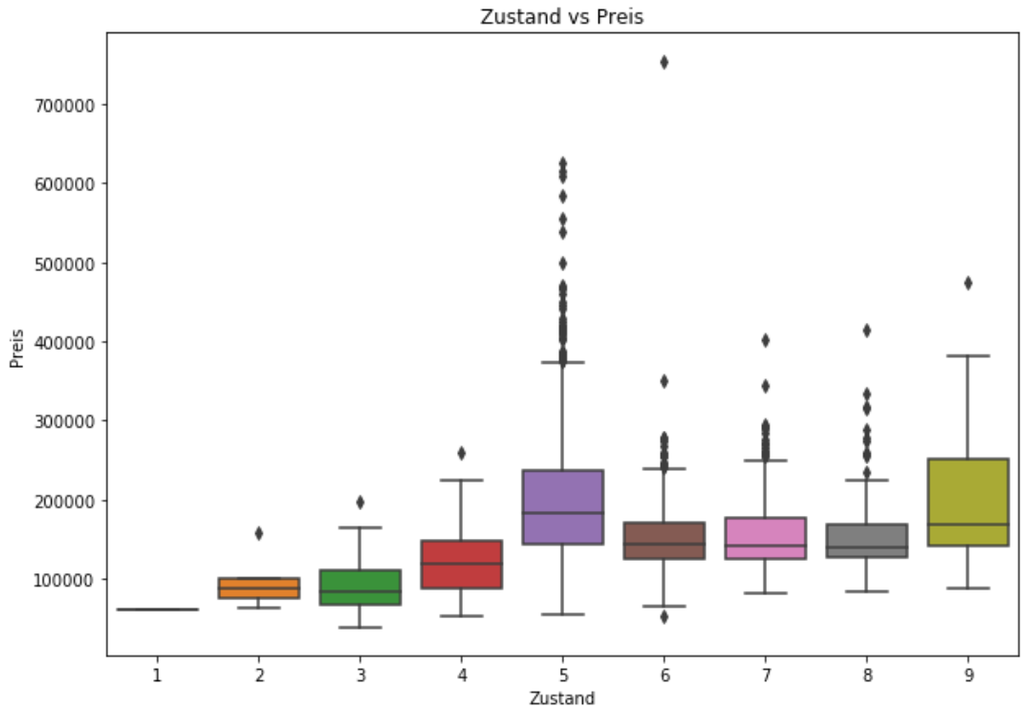


Erkenntnis Zustand vs Preis

Ein durchschnittlicher Zustand zieht den höchsten Preis nach sich. Logisch betrachtet, hat der Zustand in diesem Datensatz keinen Einfluss auf den Preis.
Man kann jedoch festhalten, dass ein Haus mit durchschnittlichem bzw. überdurchschnittlichem Zustand einen höheren Preis hat, als unterdurchschnittliche Häuser.

In [36]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.boxplot(data['Zustand'],data['Preis'])
plt.title("Zustand vs Preis")
plt.xlabel("Zustand")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

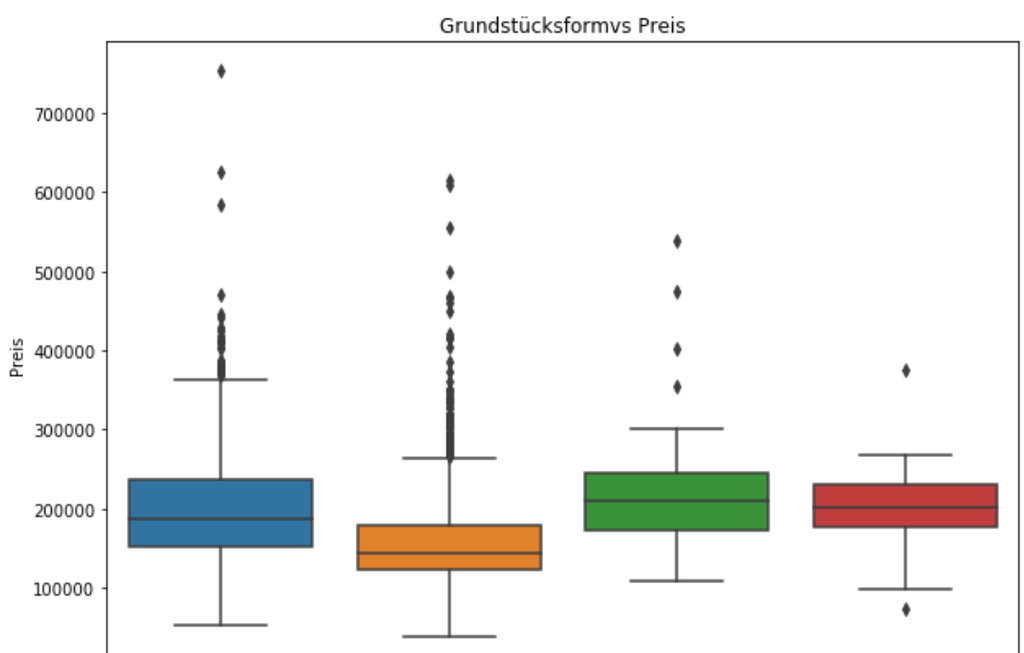


Erkenntnisse - Grundstücksform vs Preis

Die Grundstücksform hat keinen signifikanten Einfluss auf den Preis.

In [37]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.boxplot(data['Grundstücksform'],data['Preis'])
plt.title("Grundstücksformvs Preis")
plt.xlabel("Grundstücksform")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

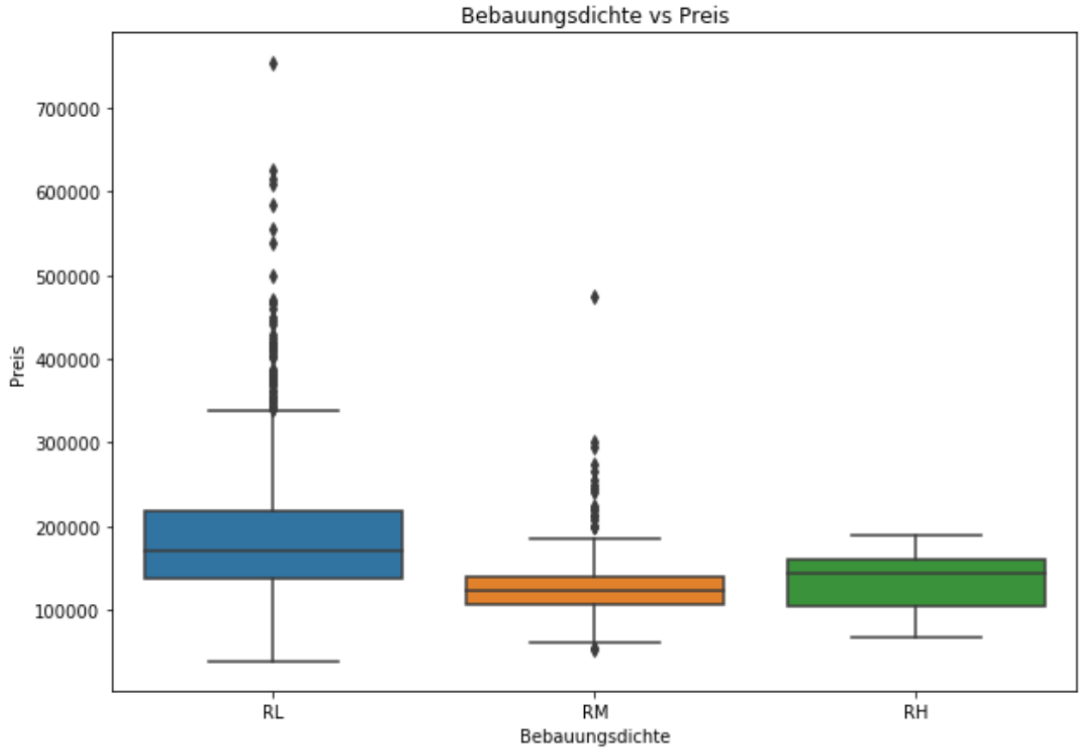


Erkenntnisse - Bebauungsdichte vs Preis

Eine niedrige Bebauungsdichte zieht einen deutlich höheren Preis nach sich als höhere Bebauungsdichten.

In [38]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.boxplot(data['Zone'],data['Preis'])
plt.title("Bebauungsdichte vs Preis")
plt.xlabel("Bebauungsdichte")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

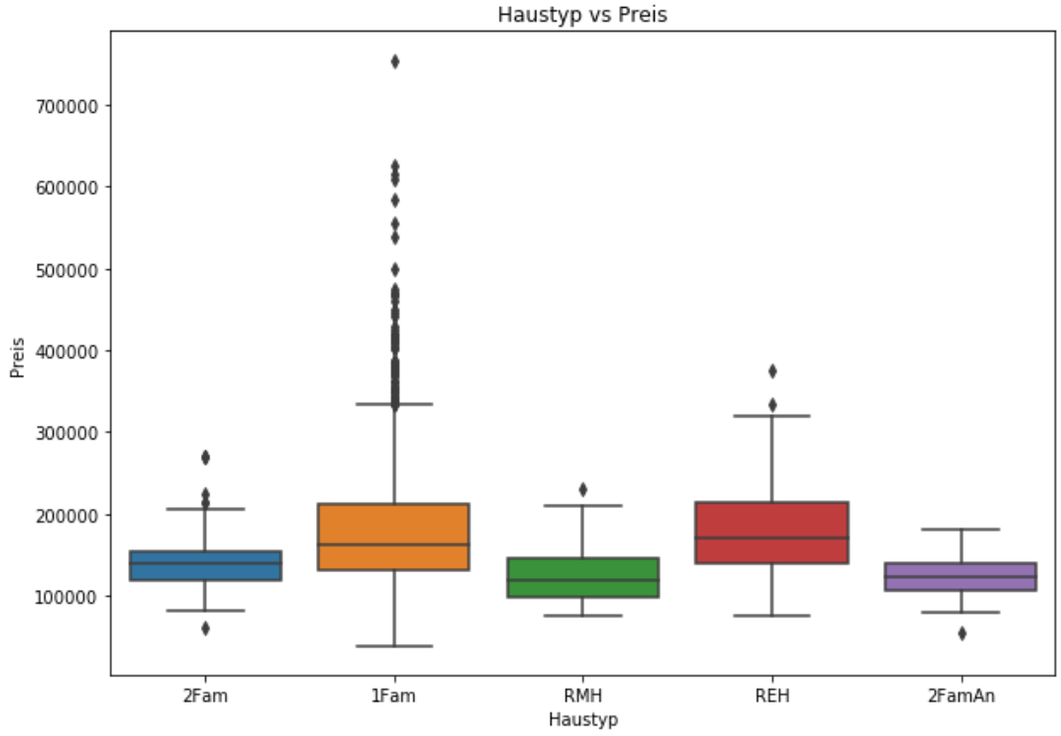


Erkenntnisse Haustyp vs Preis

Wenig überraschend sind die Einfamilienhäuser und die Reihenendhäuser die Häuser mit höheren Preisen. Die Ausreißer bei den Einfamilienhäusern lassen sich durch größere Wohnfäche oder die Lage erklären.

In [39]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.boxplot(data['Typ'],data['Preis'])
plt.title("Haustyp vs Preis")
plt.xlabel("Haustyp")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

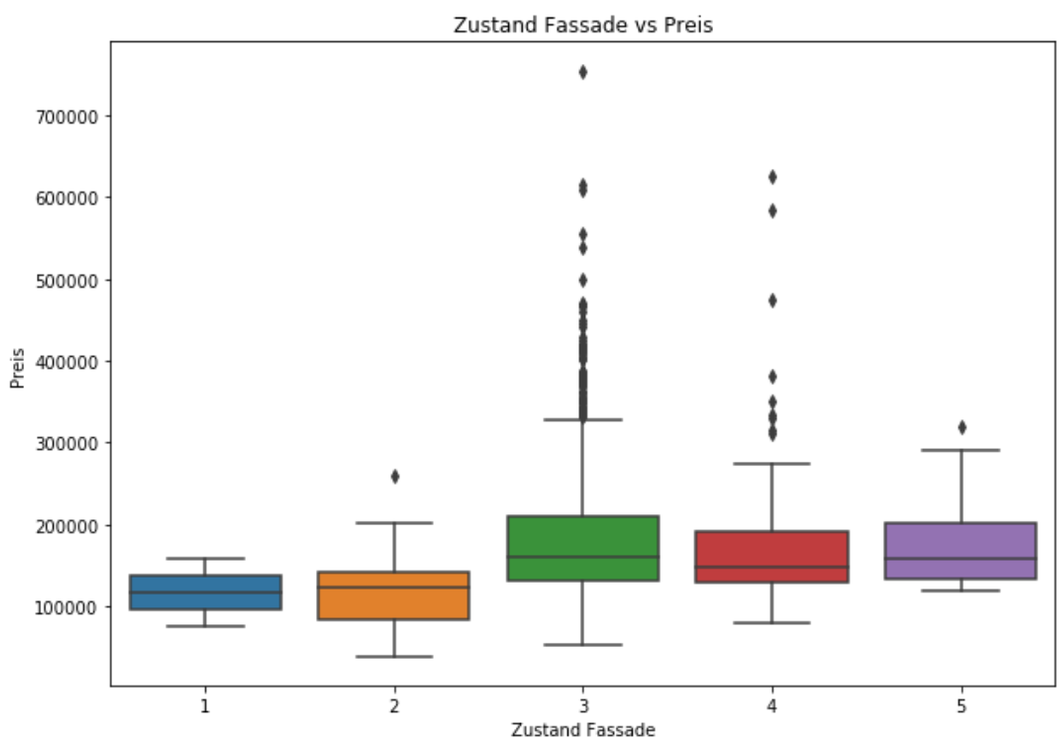


Erkenntnisse - Fassadenzustand vs Preis

Durchschnittliche bzw. überdurchschnittliche Fassaden treiben den Preis nach oben.

In [40]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.boxplot(data['Zustand Fassade'],data['Preis'])
plt.title("Zustand Fassade vs Preis")
plt.xlabel("Zustand Fassade")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

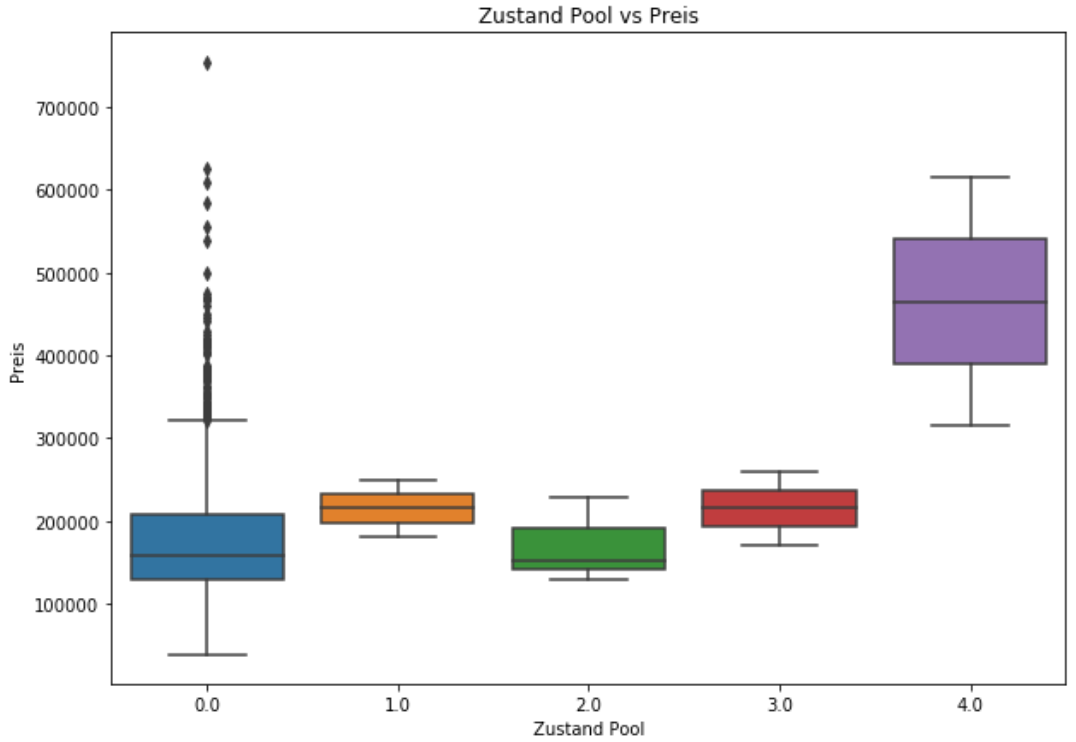


Erkenntnisse - Pool Zustand vs Preis

Eine positive Auswirkung auf den Preis hat ein Pool nur, wenn dessen Zustand sehr gut ist.

In [41]:
```
plt.figure(figsize=(10, 7))
sns.boxplot(data['Pool'],data['Preis'])
plt.title("Zustand Pool vs Preis")
plt.xlabel("Zustand Pool")
plt.ylabel("Preis")
plt.show()
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```



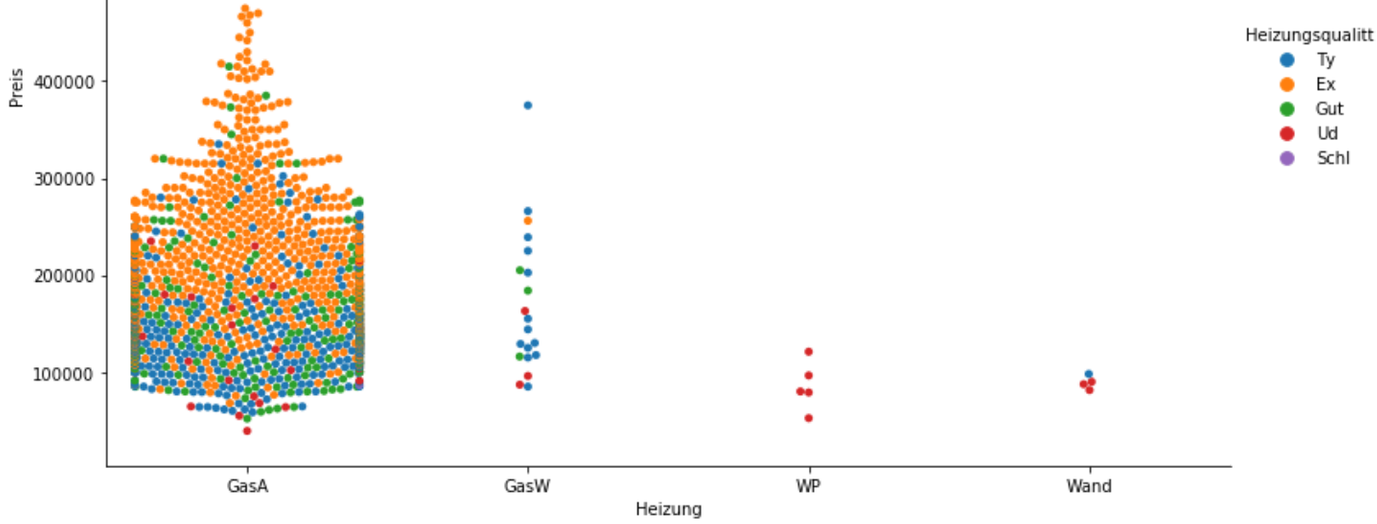
Erkenntnisse - Heizung vs Preis

Klar zu erkennen ist, dass die Art der Heizung kaum als Kriterium für den Preis genutzt werden kann, weil eine deutliche Mehrheit der Häuser Gasheizungen mit Heißluftgebläse haben.
Die Heizungsart ist damit schlicht nicht aussagekräftig.
Eher entscheident ist die Heizungsqualität: Häuser mit besserer Heizung erzielen höhere Preise.

In [42]:
```
sns.catplot(x = "Heizung", y='Preis', data=data, hue='Heizungsqualitt', kind="swarm", height=7, aspect=
1.5)
plt.title("Preis vs Heizung")
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\categorical.p
y:1296: UserWarning: 57.6% of the points cannot be placed; you may want to decrease the size of the m
arkers or use stripplot.
  warnings.warn(msg, UserWarning)
```

Out[42]:
```
Text(0.5, 1, 'Preis vs Heizung')
```



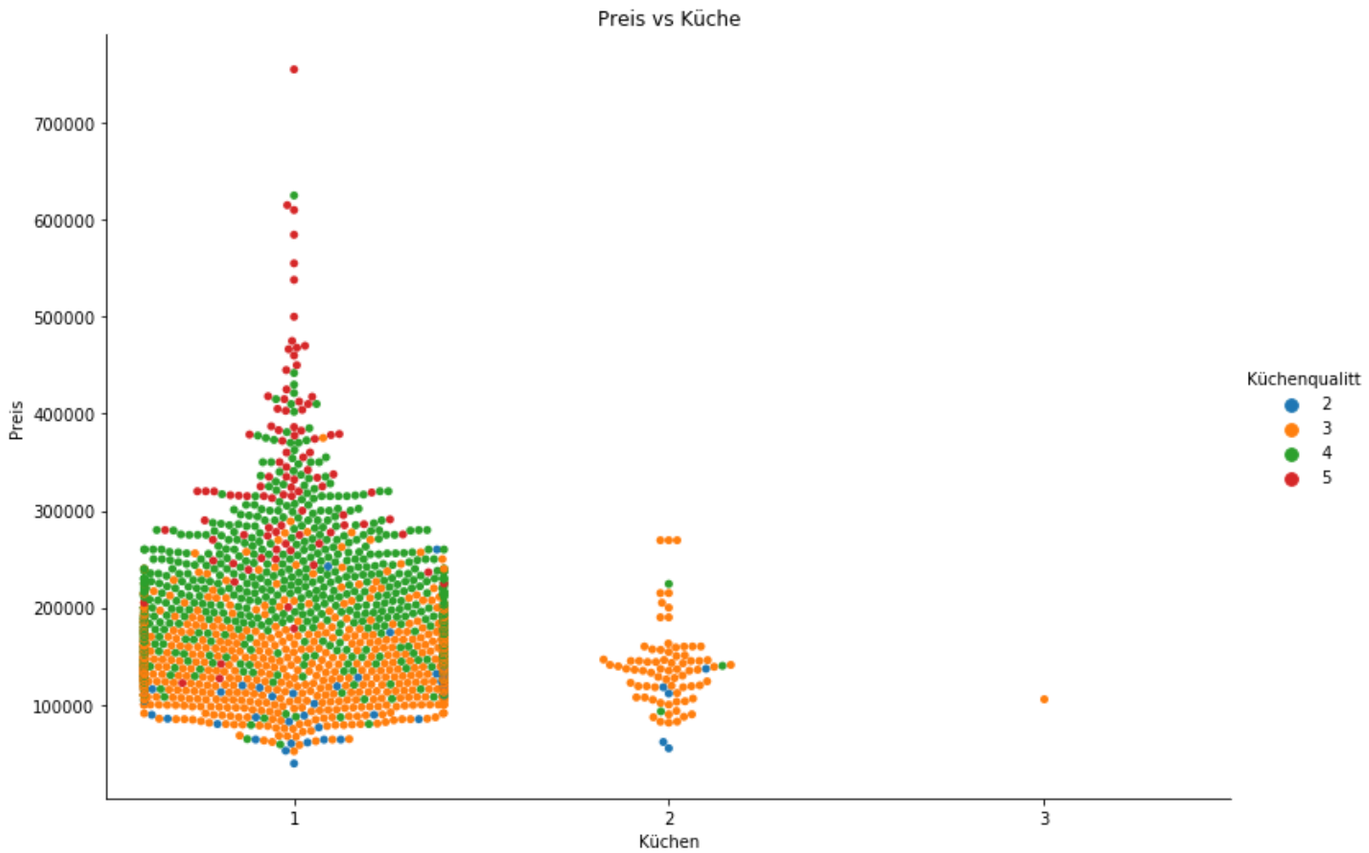
Erkenntnisse - Küche vs Preis

Klar zu erkennen ist, dass die Anzahl der Küchen kaum als Kriterium für den Preis genutzt werden kann, weil eine deutliche Mehrheit der Häuser nur eine Küche hat.
Die Küchenanzahl ist damit schlicht nicht aussagekräftig.
Eher entscheident ist die Küchenqualität: Sie hat einen positiven Einfluss auf den Preis.

In [43]:
```
sns.catplot(x = "Küchen", y='Preis', data=data, hue='Küchenqualitt', kind="swarm", height=7, aspect=1.5
)
plt.title("Preis vs Küche")
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\categorical.p
y:1296: UserWarning: 46.3% of the points cannot be placed; you may want to decrease the size of the m
arkers or use stripplot.
  warnings.warn(msg, UserWarning)
```

Out[43]:
```
Text(0.5, 1, 'Preis vs Küche')
```



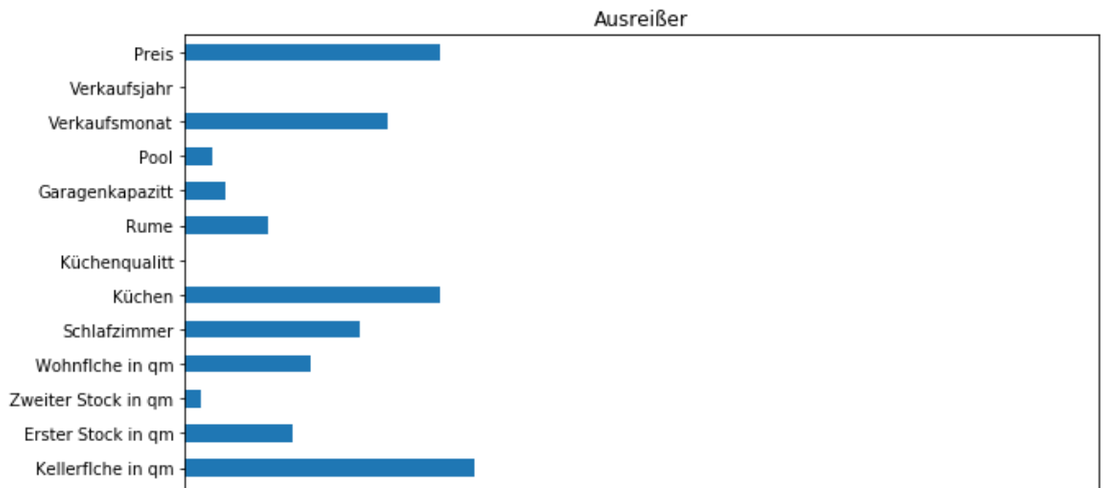
Ausreißer

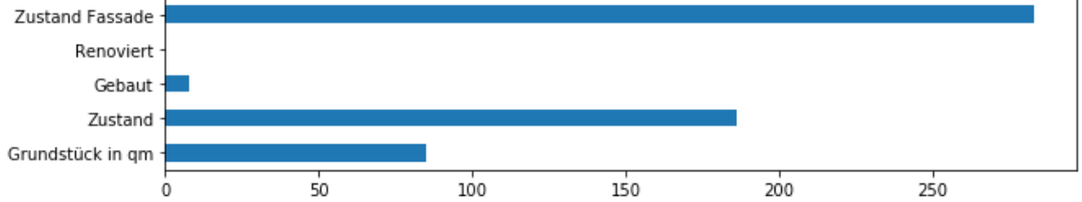
Die meisten der numerischen Attribute besitzen Ausreißer (siehe Definition Ausreißer nach Boxplot-Diagramm).
In der Einzelansicht, ist jedoch nicht erkenntlich, welche dieser Punkte tatsächliche Fehler sind und welche nur logisch nachvollziehbar außerhalb 1,5*IQR liegen. Bei den meisten Punkten handelt es sich um Werte, die keine Fehler sind, und nur auf Basis der Verteilung als statistische Ausreißer gesehen werden.
Die Studenten haben deswegen entschieden, Ausreißer vorerst nicht zu entfernen, oder sie anders zu behandeln.

In [44]:
```
# select only columns with number as datatype
data_n = data.select_dtypes(exclude='object')

Q1 = data_n.quantile(0.25)
Q3 = data_n.quantile(0.75)
IQR = Q3 - Q1
print("IQR")
print(IQR)
print()

print("""Ausreißer" pro Spalte""")
ausreiser = ((data_n < (Q1 - 1.5 * IQR)) |(data_n > (Q3 + 1.5 * IQR))).sum()
display(ausreiser.sort_values(ascending=False))

# Plot
plt.figure(figsize=(10, 7))
ausreiser.plot(kind="barh")
plt.title("Ausreißer")
```

```
IQR
Grundstück in qm         376.25
Zustand                    1.00
Gebaut                    43.00
Renoviert                 37.00
Zustand Fassade            0.00
Kellerflche in qm         43.00
Erster Stock in qm        44.00
Zweiter Stock in qm       65.00
Wohnflche in qm           59.00
Schlafzimmer               1.00
Küchen                     0.00
Küchenqualitt              1.00
Rume                       2.00
Garagenkapazitt            1.00
Pool                       0.00
Verkaufsmonat              3.00
Verkaufsjahr               2.00
Preis                  77000.00
dtype: float64

"Ausreißer" pro Spalte

Zustand Fassade        283
Zustand                186
Kellerflche in qm       94
Grundstück in qm        85
Küchen                  83
Preis                   83
Verkaufsmonat           66
Schlafzimmer            57
Wohnflche in qm         41
Erster Stock in qm      35
Rume                    27
Garagenkapazitt         13
Pool                     9
Gebaut                   8
Zweiter Stock in qm      5
Küchenqualitt            0
Verkaufsjahr             0
Renoviert                0
dtype: int64
```

Out[44]:
```
Text(0.5, 1.0, 'Ausreißer')
```





Erkenntnis - Korrelationen

Am stärksten positiv korrelieren die Attribute Räume und Wohnfläche miteinander. Darüber hinaus ist zu sehen, dass auch Wohnfläche und Preis korrelieren.
Verwunderlich ist, dass das Baujahr negativ mit dem Zustand korreliert, was bedeutet, dass neuere Häuser einen tendenziell schlechteren Zustand haben.

In [45]:
```
plt.figure(figsize=(15, 15))
plt.title("Korrelationen zwischen quantitativen Eigenschaften")
corr = data.select_dtypes(exclude='object').corr()
mask = np.zeros_like(corr)
mask[np.triu_indices_from(mask)] = True
sns.heatmap(corr, vmin = -1, vmax = 1, center = 0, mask=mask, annot=True)
```

Out[45]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x1fb29074760>

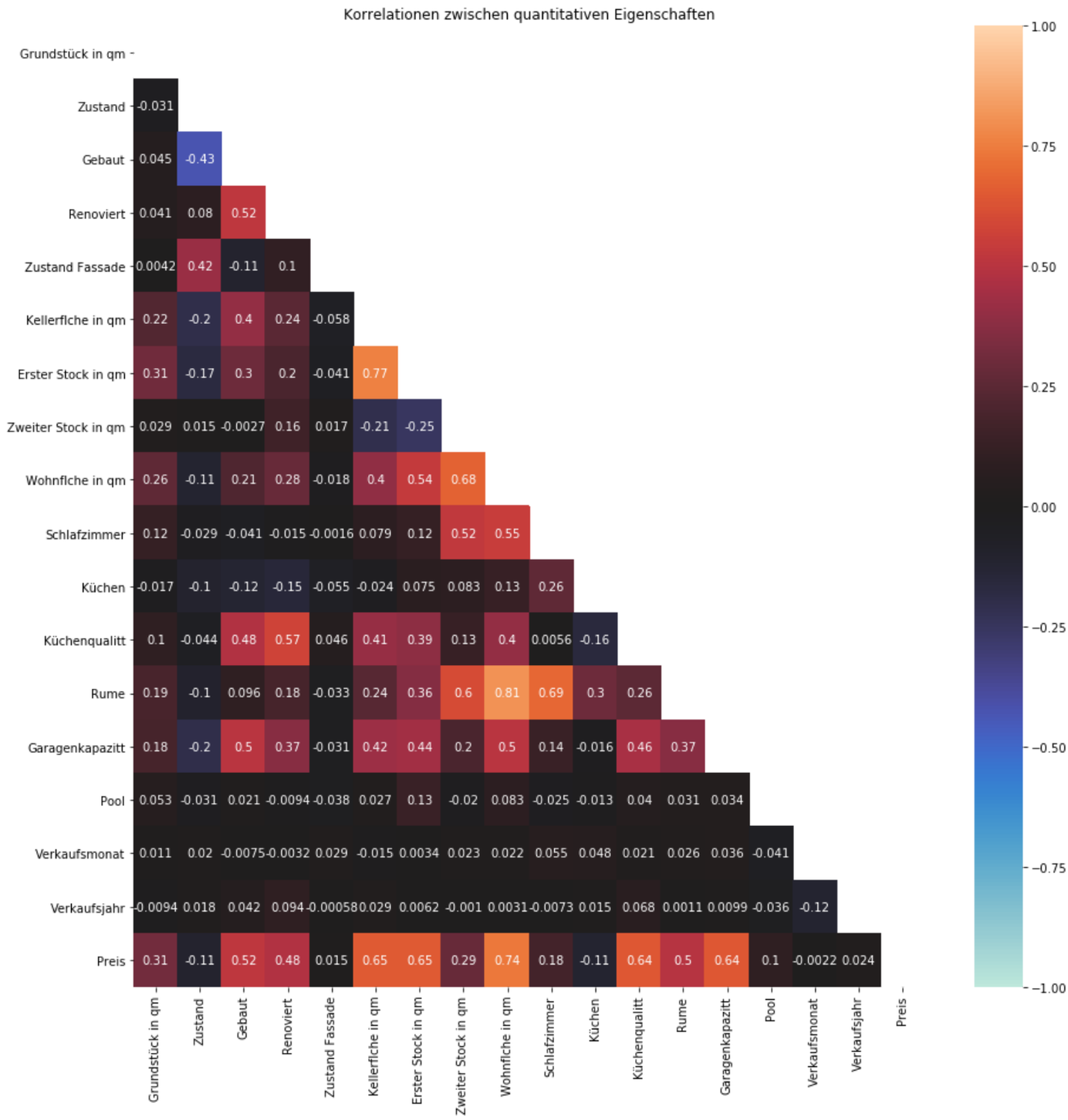


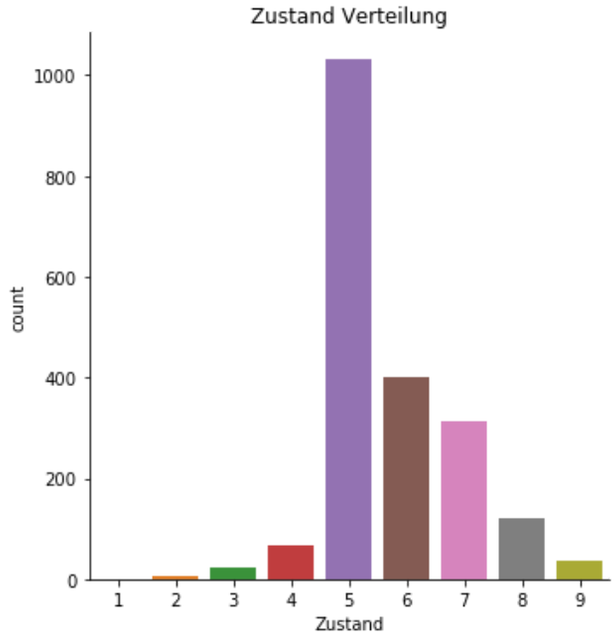
Diagramme für die Zustandsvorhersage

Datentransformation

Die Daten sind stark unbalanciert, deswegen werden die unterrepräsentierten Datensätze over-sampled.

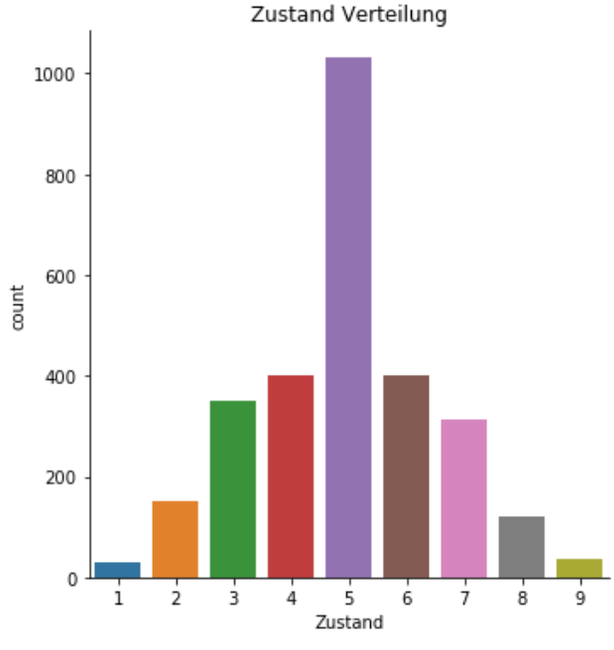
In [46]:
```
sns.catplot(x="Zustand", kind='count', data=data)
plt.title("Zustand Verteilung")
```

Out[46]:
```
Text(0.5, 1, 'Zustand Verteilung')
```



In [47]:
```
data_s = data
ros = RandomOverSampler(random_state=123, sampling_strategy={1:30,2:150, 3:350, 4:400}) # [1, 2, 3, 4,
 5, 6, 11, 12, 13, 21])
X, y = ros.fit_resample(data_s.loc[:, data_s.columns != 'Zustand'], data_s['Zustand'])
```

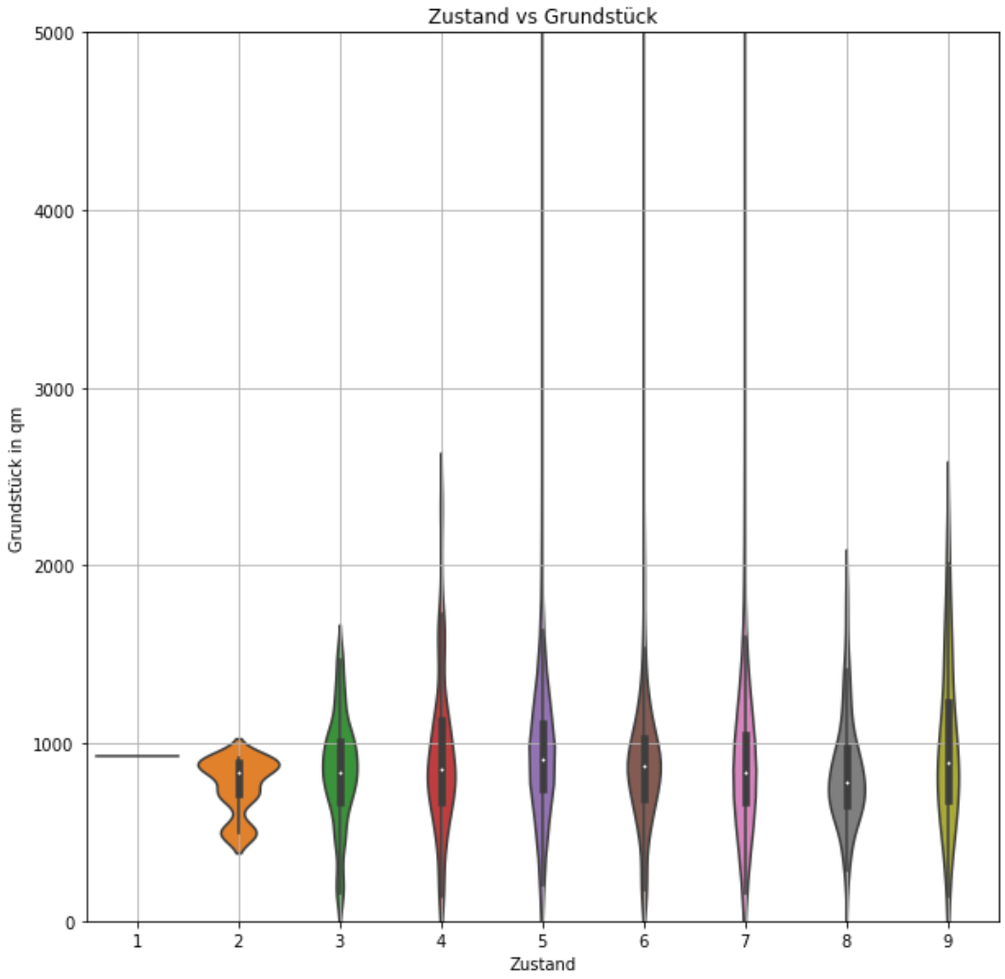
In [48]:
```
data_s = pd.concat([X,y], axis=1)
sns.catplot(x="Zustand", kind='count', data=data_s)
plt.title("Zustand Verteilung")
data_Z = data_s
```



Erkenntnisse Grundstückgröße vs Zustand

Es lässt sich nicht eine signifikante Abhängigkeit zwischen Grundstücksgröße und Preis erkennen.

In [49]:
```
plt.figure(figsize=(10, 10))
plt.ylim(0,5000)
sns.violinplot(x="Zustand", y='Grundstück in qm', data=data_Z)
plt.grid()
plt.title("Zustand vs Grundstück")
plt.show()
```

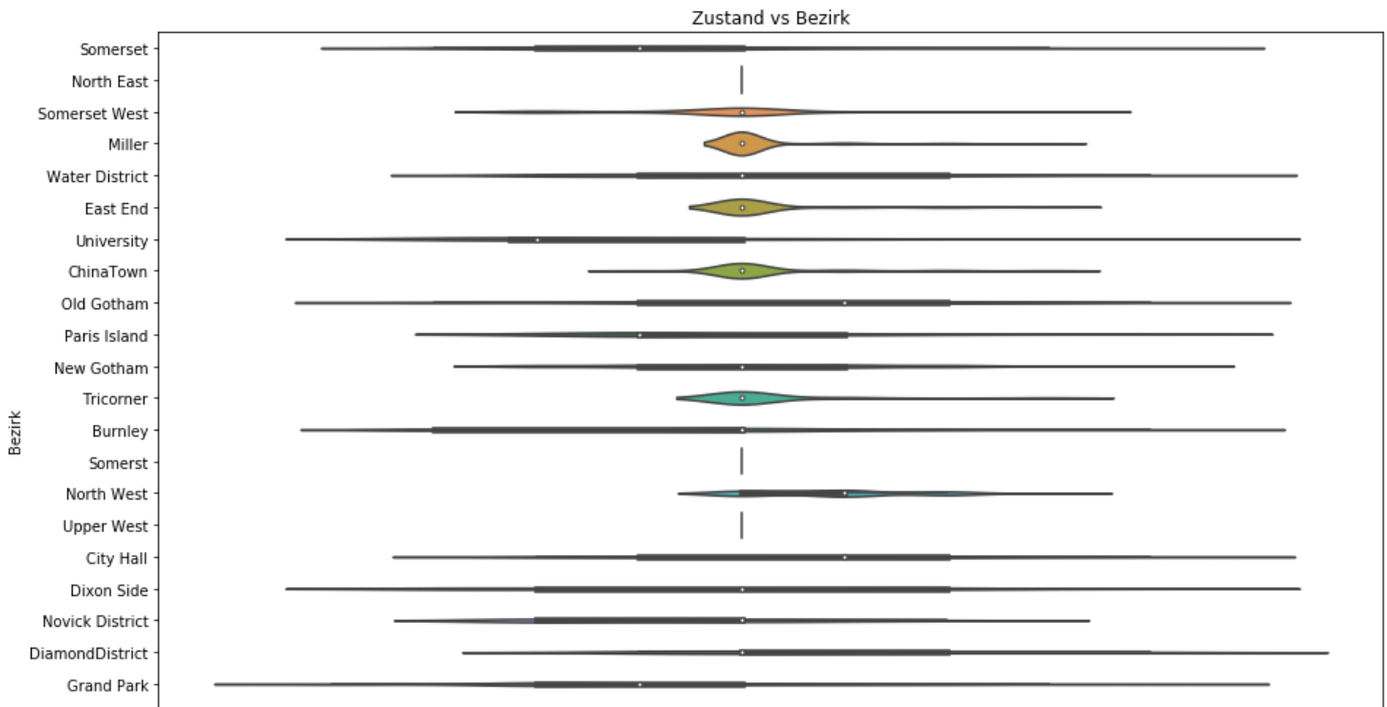


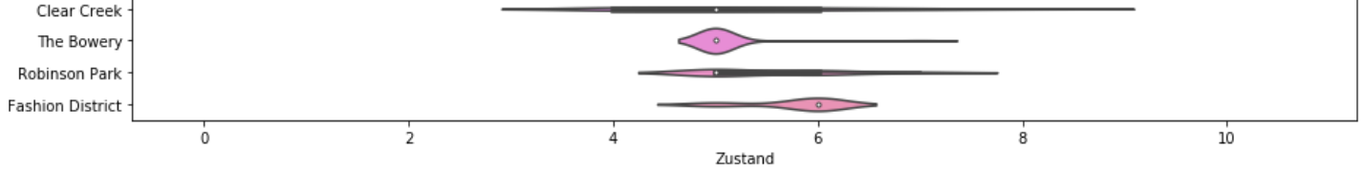
Erkenntnis - Zustand vs. Bezirk

Der Bezirk 'University' hat nach dem Median die Häußer mit den schlechtesten Zustand.

In [50]:
```
plt.figure(figsize=(15, 10))
plt.title("Zustand vs Bezirk")

sns.violinplot(x="Zustand", y="Bezirk", data=data_Z)
```

Out[50]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x1fb27d25160>

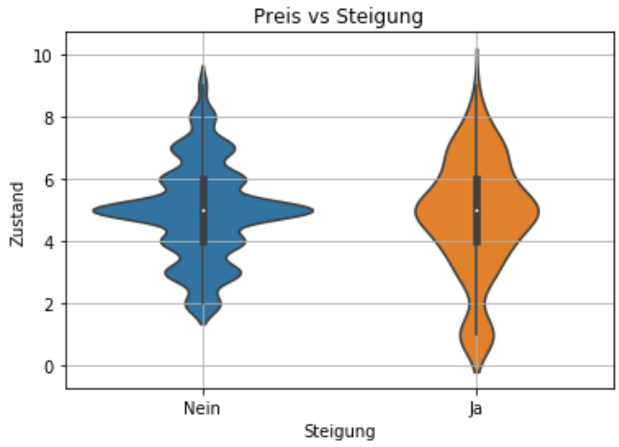




Erkenntnis - Steigung vs. Zustand

Hier kann keine eindeutige Auswirkung auf den Zustand abgelesen werden. Aus der Daten Exploration zum Preis wissen wir, dass Steigung generell sehr selten auftritt.

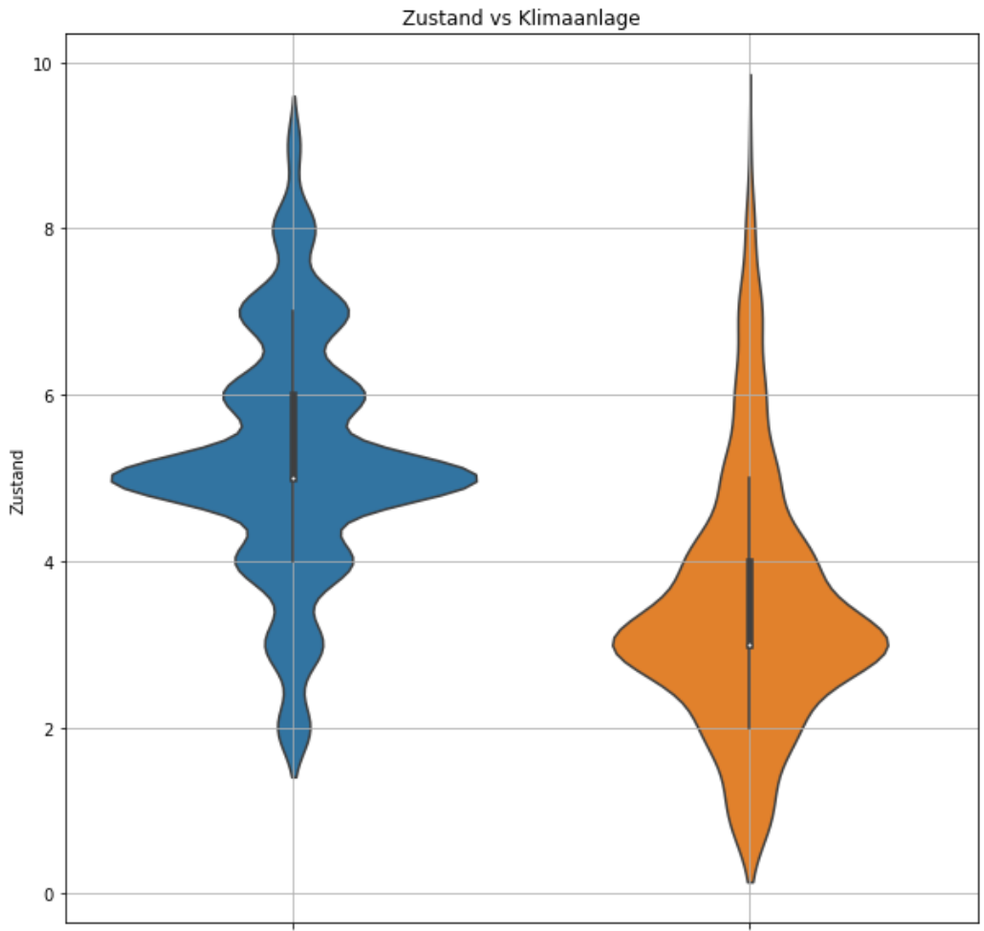
In [51]:
```
sns.violinplot(x="Steigung", y="Zustand", data=data_Z)
plt.title("Preis vs Steigung")
plt.grid()
plt.show()
```



Erkenntnis - Klimaanlage vs Zustand

Eine vorhandene Klimaanlage korreliert mit einem höheren Zustand.

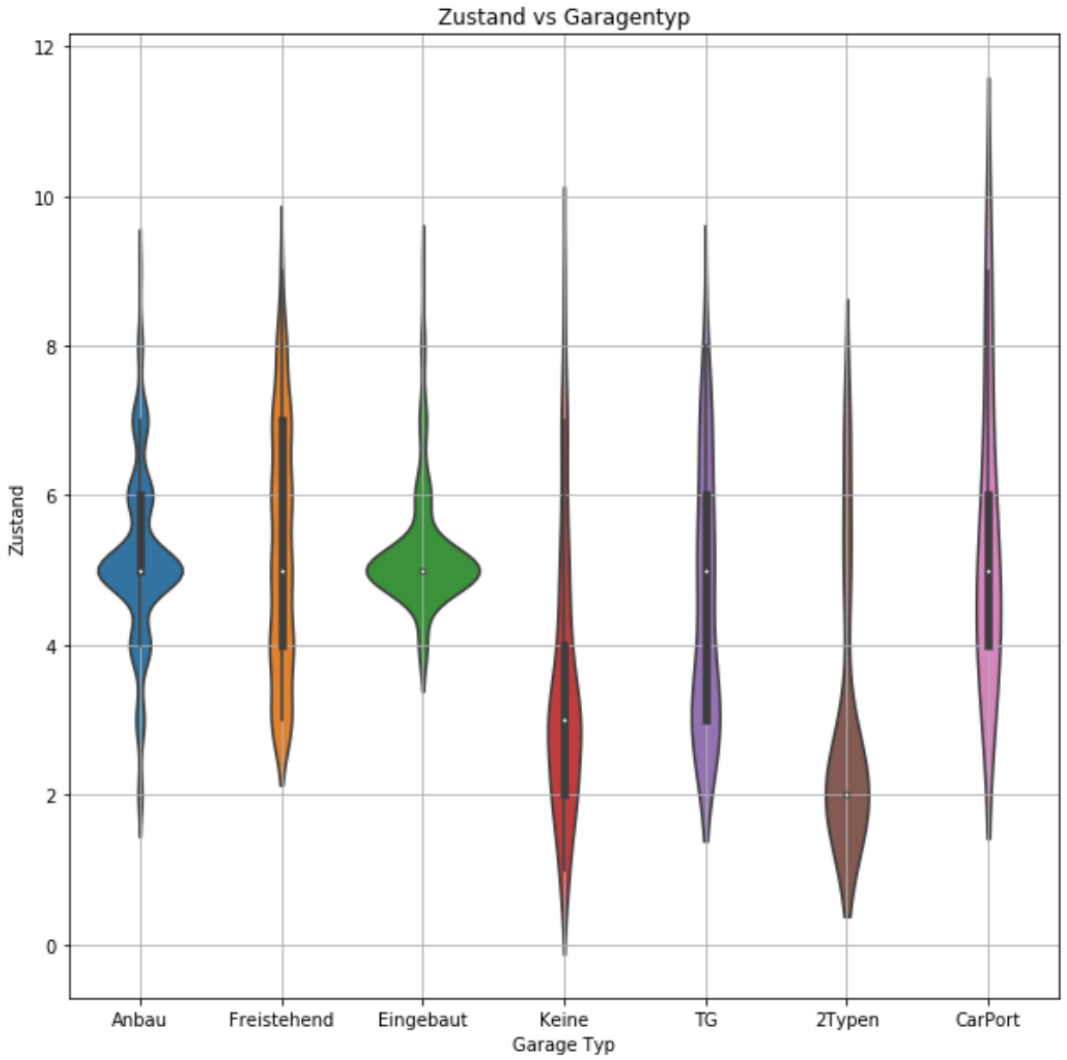
In [52]:
```
plt.figure(figsize=(10, 10))
plt.title("Zustand vs Klimaanlage")
plt.xlabel("Klimaanlage")
sns.violinplot(x="Klimaanlage", y="Zustand", data=data_Z)
plt.grid()
```



Erkenntnis - Garagentyp vs Preis

Der Besitz einer Garage korreliert mit einem höheren Zustand. Einen Ausreißer bilden Häuser mit unterschiedlichen Garagen.

In [53]:
```
plt.figure(figsize=(10, 10))
sns.violinplot(x="Garage Typ", y="Zustand", data=data_Z)
plt.grid()
plt.title("Zustand vs Garagentyp")
plt.show()
```

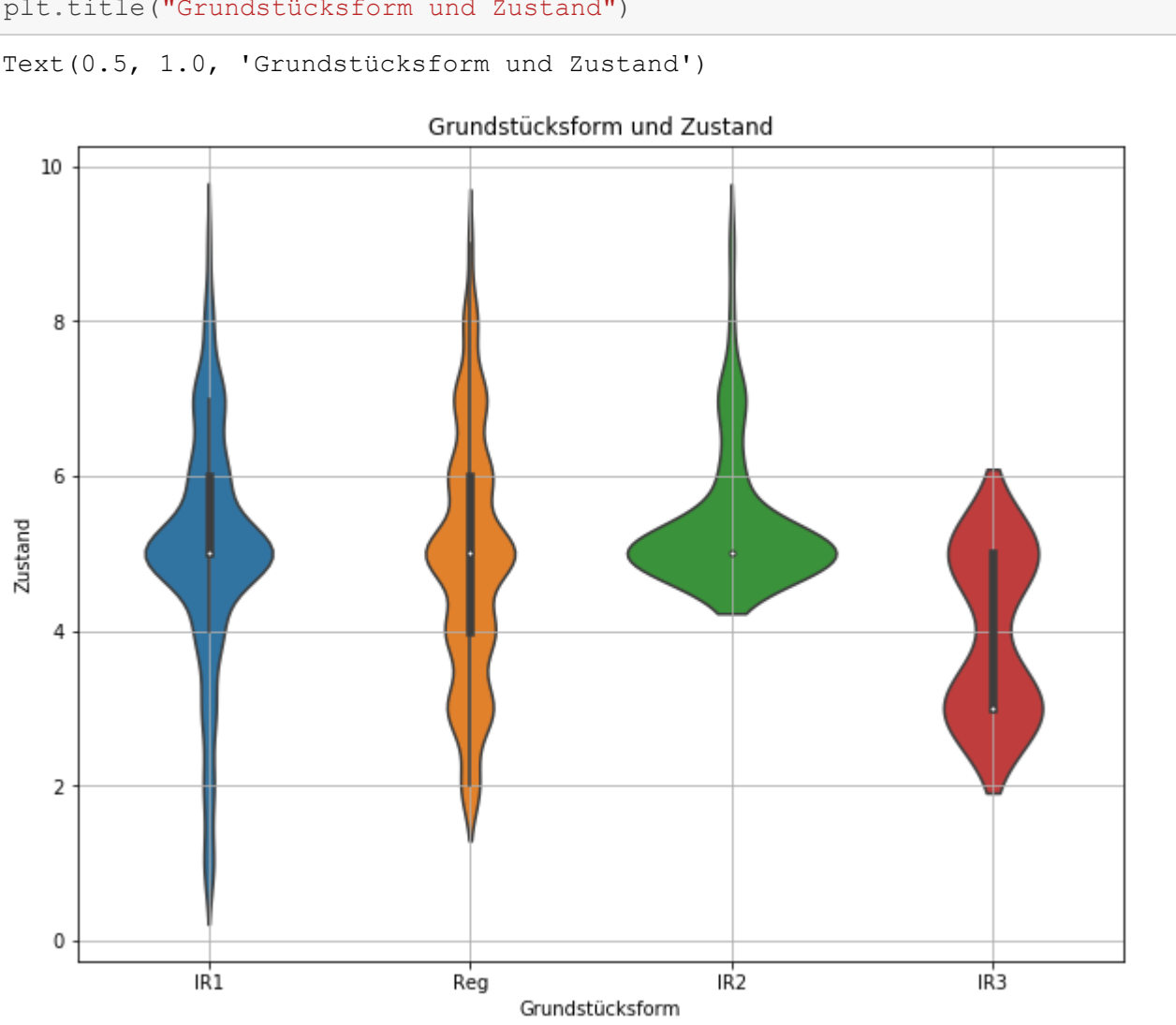


Erkenntnisse - Grundstücksform vs Zustand

Eine stark irreguläre Grundstücksform korreliert mit einem unterdurchschnittlichen Zustand.

```
In [54]: plt.figure(figsize=(10, 8))
         sns.violinplot(x="Grundstücksform", y="Zustand", data=data_Z)
         plt.grid()
         plt.title("Grundstücksform und Zustand")
```

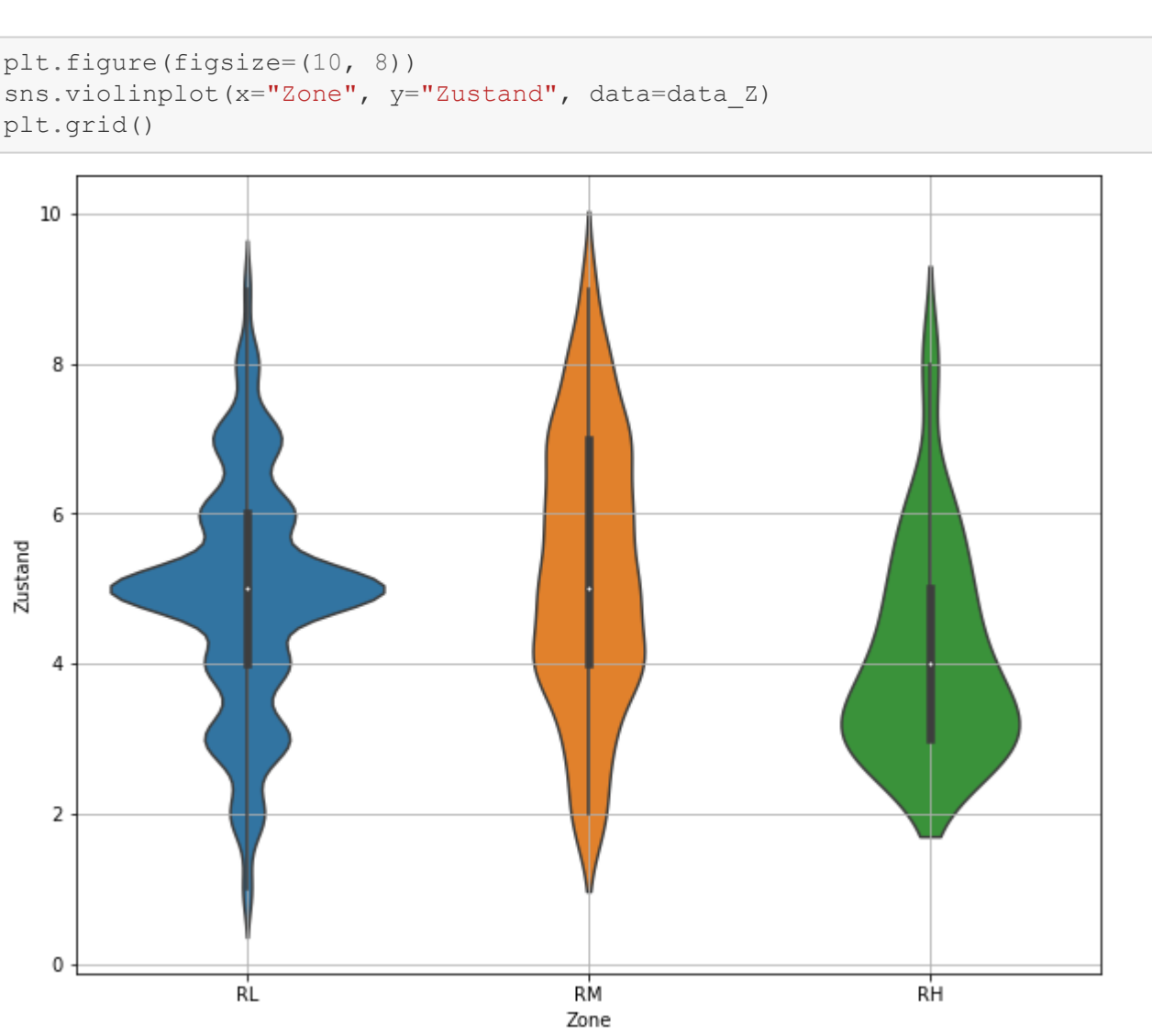
```
Out[54]: Text(0.5, 1.0, 'Grundstücksform und Zustand')
```



Erkenntnisse - Bebauungsdichte vs Zustand

Eine hohe Bebauungsdichte korreliert mit einem niedrigeren Zustand.

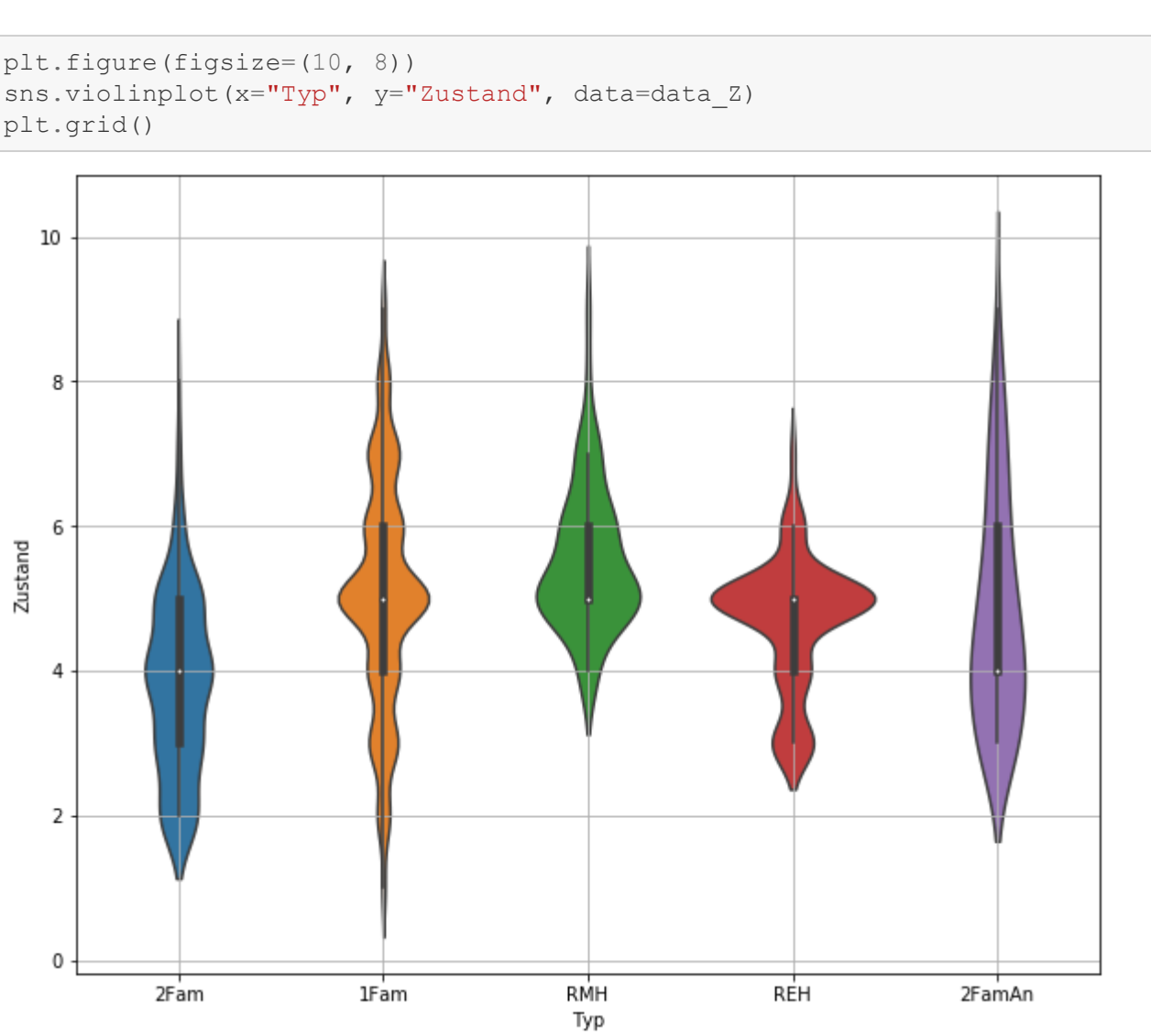
```
In [55]: plt.figure(figsize=(10, 8))
         sns.violinplot(x="Zone", y="Zustand", data=data_Z)
         plt.grid()
```



Erkenntnisse Haustyp vs Zustand

Ein Reihenmittelhaus hat durchschnittlich den höchsten Zustand.

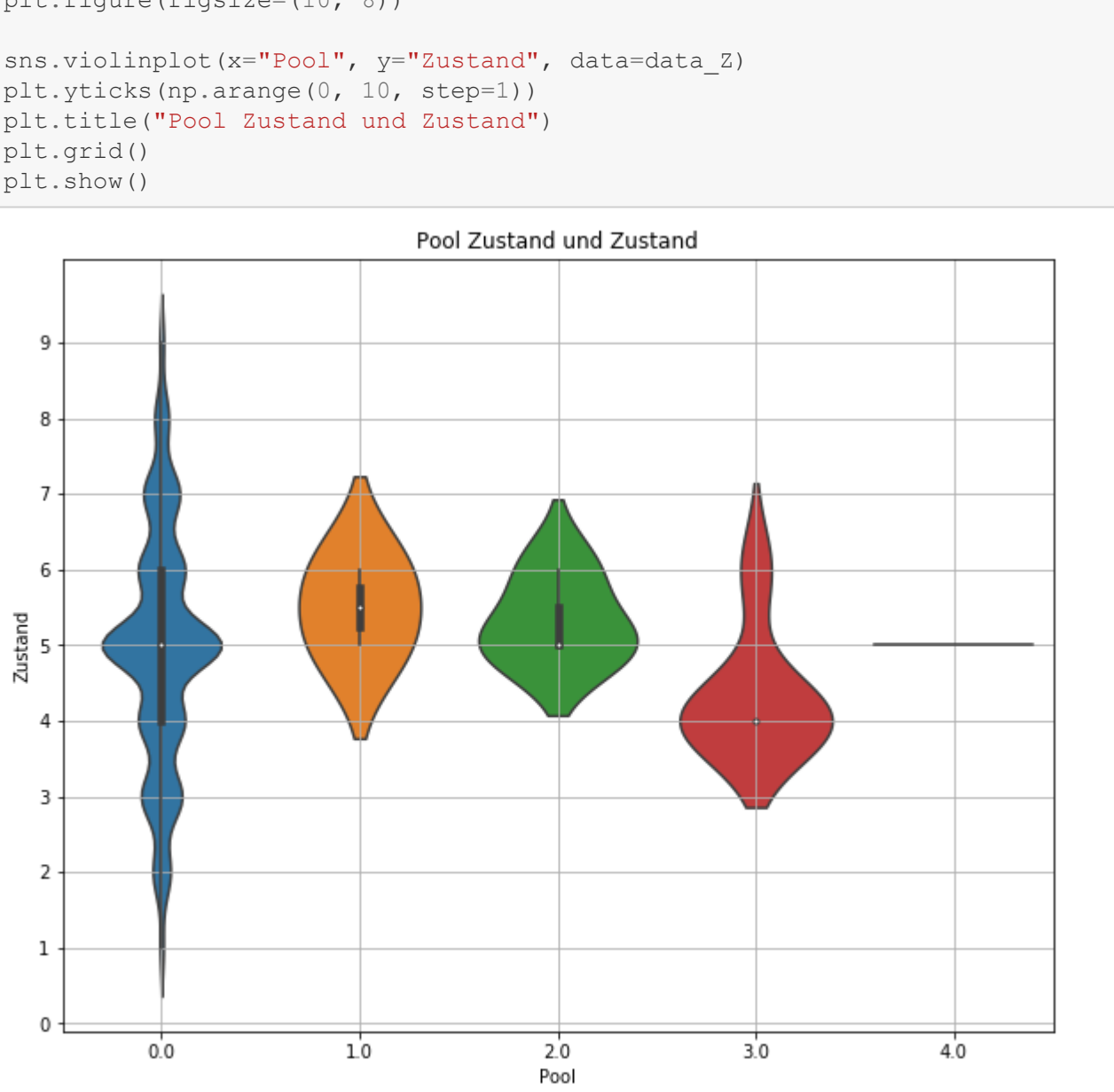
```
In [56]: plt.figure(figsize=(10, 8))
         sns.violinplot(x="Typ", y="Zustand", data=data_Z)
         plt.grid()
```



Erkenntnisse - Pool Zustand vs Zustand

Der Student ist sich durchaus darüber bewusst, dass es kritisch sein könnte, zwei Zustandswerte miteinander zu vergleichen.
Der Pool Zustand korreliert nicht positiv mit dem Zustand.

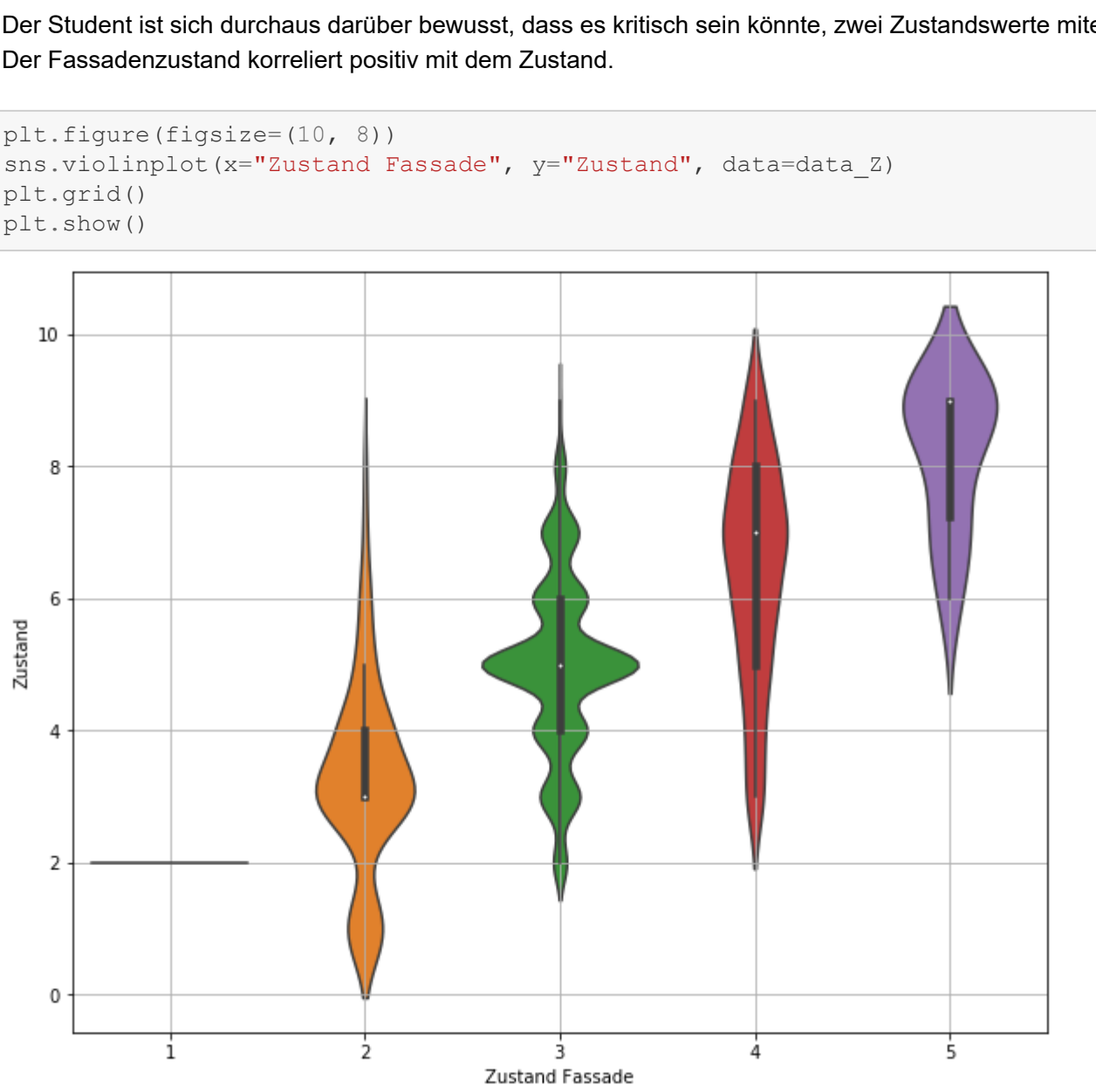
```
In [57]: plt.figure(figsize=(10, 8))

         sns.violinplot(x="Pool", y="Zustand", data=data_Z)
         plt.yticks(np.arange(0, 10, step=1))
         plt.title("Pool Zustand und Zustand")
         plt.grid()
         plt.show()
```



Erkenntnisse - Fassade Zustand vs Zustand

Der Student ist sich durchaus darüber bewusst, dass es kritisch sein könnte, zwei Zustandswerte miteinander zu vergleichen.
Der Fassadenzustand korreliert positiv mit dem Zustand.

```
In [58]: plt.figure(figsize=(10, 8))
         sns.violinplot(x="Zustand Fassade", y="Zustand", data=data_Z)
         plt.grid()
         plt.show()
```



Erkenntnisse - Küche Zustand vs Zustand

Der Student ist sich durchaus darüber bewusst, dass es kritisch sein könnte, zwei Zustandswerte miteinander zu vergleichen.
Man kann eine leichte positive Korrelation zwischen der Küchenqualität und dem Zustand feststellen.

```
In [59]: sns.catplot(x = "Küchen", y='Zustand', data=data_Z, hue='Küchenqualitt', kind="swarm", height=7, aspect
         =1.5)
         plt.title("Preis vs Küche")
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\categorical.p
y:1296: UserWarning: 88.0% of the points cannot be placed; you may want to decrease the size of the m
arkers or use stripplot.
  warnings.warn(msg, UserWarning)
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\categorical.p
y:1296: UserWarning: 37.7% of the points cannot be placed; you may want to decrease the size of the m
arkers or use stripplot.
  warnings.warn(msg, UserWarning)
```

```
Out[59]: Text(0.5, 1, 'Preis vs Küche')
```

Modelling

Erkenntnisse

Zusammenfassung Preis Modelling

Obwohl das lineare Regressionsmodell nicht perfekt ist, ist es in der Lage, etwa 87 % der Variation des Verkaufspreises einer Immobilie zu erklären, und ist auch in der Lage, den Verkaufspreis innerhalb von 24.935 vorherzusagen.
Die weitere Untersuchung der Residuen dieses Modells ergab eine spezifische Schwäche dieses Modells bei der Vorhersage von Extremwerten. Konkret schien der ideale Bereich für Vorhersagen zwischen 90.000 und 225.000 zu liegen.

Mit der Lasso und Ridge Regressionsmodell erzielten wir ein ähnliches Ergebnis. Dies deutet, darauf hin, dass für die lineare und Ridge Regression die wichtigsten Werte als Feature verwendet wurden.

Der Random Forest liegt mit seiner Performance genau zwischen den obigen Regressionsmodellen und dem Gradient Boosting Regressor. Er erklärt 88,9 % der Varianz in den Daten und sagt den Preis auf 23.662 genau vorher.

Der Gradient Boosting Regressor ist in der Lage etwa 90 % der Variation des Verkaufspreises einer Immobilie zu erklären. Das Modell kann den Verkaufspreis auf 21.325 genau vorhersagen und ist damit das genauste Modell.

Zusammenfassung Zustand Modelling

Die Leistung des Models ist sehr schwach. Die Accuracy ist mit 0,59 nur knapp über dem Zufall.
Das Faktum, dass hier der Gradient Boosting Classifier, das im Moment beste Modell abseits von Neuronalen Netzen, genutzt wurde, lässt darauf schließen, dass das Ziel von den Hauseigenschaften auf den Zustand schließen zu können, nicht erfüllt werden kann.
Anders ausgedrückt, aus den Daten kann kein Verständnis darüber erlangt werden, von welchen Eigenschaften der Zustand abhängt.
Die Ergebnisse des Modelling bestätigen die Beobachtungen aus der Data Exploration.

Modelling für Hauspreis

Die Modeling Schritte für die Zustands-Klassifikation erfolgen im Anschluss.

Fehlerhafte Daten entfernen

Es werden die sieben Häuser ohne Schlafzimmer gelöscht.

```
In [60]: indices = data[data['Schlafzimmer'] == 0].index
         print(indices)
         modeling_data = data.drop(index=indices)
         print(modeling_data.shape)
```

```
Int64Index([850, 939, 1069, 1095, 1381, 1526, 1975], dtype='int64')
(1993, 28)
```

Encoding

Wie weiter oben erwähnt, sind einige Spalten Nominal- oder Ordinalskalen mit Strings. Diese müssen zu numerischen Werten transformiert werden.

```
In [61]: # Zunächst wird im DataFrame abgespeichert, welche Werte generelle angenommen werden können.
         # Diese Zuteilung ist notwendig, damit bei der One-hot Encoding auch wirklich alle Spalten generiert we
         rden.

         cat_columns = [c for c in modeling_data.columns if modeling_data[c].dtype == 'object']
         cat_columns.remove('Heizungsqualitt')
         cat_columns.remove('Steigung')
         cat_columns.remove("Klimaanlage")

         columns_val = {}
         columns_val["Bezirk"] = modeling_data['Bezirk'].unique()
         columns_val['Grundstücksform'] = ["Reg", "IR1", "IR2", "IR3"]
         columns_val['Zone'] = ["RH", "RL", "RP", "RM"]
         columns_val['Lage'] = ["Str", "Bahn", "Pos", "Norm"]
         columns_val['Typ'] = ["1Fam", "2Fam", "2FamAn", "REH", "RMH"]
         columns_val['Heizung'] = ["GasA", "GasW", "WP", "Wand"]
         columns_val['Garage Typ'] = ["2Typen", "Anbau", "TG", "Eingebaut", "CarPort", "Freistehend", "Keine"]

         for c in cat_columns:
             modeling_data[c] = modeling_data[c].astype(CategoricalDtype(columns_val[c]))
```

```
In [62]: # Die Spalten Heizung, Klimaanlage und Steigung werden Label-encoded.
         # Auf allen anderen notwendigen Spalten wird das One-Hot Encoding eingesetzt.

         modeling_data_num = modeling_data
         heizung_dict = {'Schl':1, 'Ud':2, 'Ty':3, 'Gut':4, 'Ex':5}
         modeling_data_num['Heizungsqualitt'] = modeling_data_num.Heizungsqualitt.map(heizung_dict)

         klima_dict = {'Y':1, 'N':0}
         modeling_data_num['Klimaanlage'] = modeling_data_num.Klimaanlage.map(klima_dict)

         steigung_dict = {'Ja':1, 'Nein':0}
         modeling_data_num['Steigung'] = modeling_data_num.Steigung.map(steigung_dict)


         modeling_data_num = pd.get_dummies(modeling_data_num)
         print(modeling_data_num.shape)
```

```
(1993, 74)
```

Daten in Features und Output trennen (für Preis-Regression)

```
In [63]: # Aufteilung für Lineare Regression, Ridge Regression, Random Forest und Gradient Boosting Regressor
         y = modeling_data_num['Preis']
         ## Selektion der Feature, auf Grundlage der Lasso Regression siehe unten
         columns = ['Grundstück in qm', 'Steigung', 'Zustand', 'Gebaut', 'Renoviert',
                'Zustand Fassade', 'Kellerflche in qm', 'Heizungsqualitt',
                'Klimaanlage', 'Erster Stock in qm', 'Zweiter Stock in qm',
                'Wohnflche in qm', 'Schlafzimmer', 'Küchen', 'Küchenqualitt', 'Rume',
                'Garagenkapazitt', 'Pool', 'Verkaufsmonat', 'Verkaufsjahr',
                'Grundstücksform_Reg', 'Grundstücksform_IR1', 'Grundstücksform_IR2',
                'Grundstücksform_IR3', 'Bezirk_Somerset', 'Bezirk_North East',
                'Bezirk_Somerset West', 'Bezirk_Miller', 'Bezirk_Water District',
                'Bezirk_East End', 'Bezirk_University', 'Bezirk_ChinaTown',
                'Bezirk_Old Gotham', 'Bezirk_Paris Island', 'Bezirk_New Gotham',
                'Bezirk_Tricorner', 'Bezirk_Burnley', 'Bezirk_Somerst',
                'Bezirk_North West', 'Bezirk_Upper West', 'Bezirk_City Hall',
                'Bezirk_Dixon Side', 'Bezirk_Novick District', 'Bezirk_DiamondDistrict',
                'Bezirk_Grand Park', 'Bezirk_Clear Creek', 'Bezirk_The Bowery',
                'Bezirk_Robinson Park', 'Bezirk_Fashion District', 'Zone_RH', 'Zone_RL',
                'Zone_RP', 'Zone_RM', 'Lage_Str', 'Lage_Bahn', 'Lage_Pos', 'Lage_Norm',
                'Typ_1Fam', 'Typ_2Fam', 'Typ_2FamAn', 'Typ_REH', 'Typ_RMH',
                'Heizung_GasA', 'Heizung_GasW', 'Heizung_WP', 'Heizung_Wand',
                'Garage Typ_2Typen', 'Garage Typ_Anbau', 'Garage Typ_TG',
                'Garage Typ_Eingebaut', 'Garage Typ_CarPort', 'Garage Typ_Freistehend',
                'Garage Typ_Keine']
         X = modeling_data_num[columns]
```

```
In [64]: # Aufteilung für Lasso Regression
         y_L = modeling_data_num['Preis']
         X_L = modeling_data_num.drop(columns =['Preis'])

         columns_L = X_L.columns
```

Standardisieren

```
In [65]: std = StandardScaler()
         X = pd.DataFrame(std.fit_transform(X), columns=columns)

         std_L = StandardScaler()
         X_L = pd.DataFrame(std_L.fit_transform(X_L), columns=columns_L)
```

Daten in Traings- und Testdaten trennen

Die Daten werden in Trainings- und Testdaten getrennt.
10 Prozent der Daten werden zu Testdaten und werden erst bei der Evaluation genutzt.
Die Validerung findet nicht durch ein festes Validierungsset statt, sondern wird mittels Cross-Validation durchgeführt.

```
In [66]: X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X,y,test_size=0.1,random_state=123)

         X_L_train,X_L_test,y_L_train,y_L_test = train_test_split(X_L,y_L,test_size=0.1,random_state=123)
```

Metriken

```
In [67]: def validation(model, X_train, y_train):

             def neg_mean_absolute_percentage_error(model, X, y):
                 y_pred = model.predict(X)
                 return -np.mean(np.abs((y - y_pred) / y))

             return {'mean CV score': cross_val_score(model, X_train, y_train).mean(),
                     "mean CV MAPE ": -cross_val_score(model, X_train, y_train, scoring=neg_mean_absolute_percen
         tage_error).mean(),
                     "mean CV MSE  ": -cross_val_score(model, X_train, y_train, scoring='neg_mean_squared_error'
         ).mean(),
                     "mean CV RMSE ": -cross_val_score(model, X_train, y_train, scoring='neg_root_mean_squared_e
         rror').mean(),
                     "mean CV MAE  ": -cross_val_score(model, X_train, y_train, scoring='neg_mean_absolute_erro
         r').mean(),
                     "mean CV R2   ": cross_val_score(model, X_train, y_train, scoring='r2').mean(),
                     'mean CV Explained Variance': cross_val_score(model, X_train, y_train, scoring='explained_v
         ariance').mean(),
                     "mean CV MAX  ": -cross_val_score(model, X_train, y_train, scoring='max_error').mean()
                    }
```

Lineare Regression

```
In [68]: linReg = LinearRegression()

         linReg.fit(X_train, y_train)

         print(linReg.coef_)
         print(linReg.intercept_)
```

```
[ 5.21086462e+03  1.97292490e+03  8.94592969e+03  1.38807632e+04
 -5.47864949e+02  9.36532213e+02  1.55099347e+04  1.07192106e+03
  9.17956539e+01  1.70842736e+04  1.92667629e+04  1.41423855e+04
 -9.06224331e+03 -2.78584420e+03  7.95092563e+03 -1.20320345e+03
  8.89253142e+03  1.98969265e+03 -7.89065045e+02 -7.17058904e+02
 -4.28495297e+16 -4.18843822e+16 -1.50275794e+16 -6.85910817e+15
 -1.44814508e+16 -1.25066613e+16 -1.30995868e+16 -1.42532431e+16
 -9.04384886e+15 -1.07326919e+16 -7.76850712e+15 -1.83324114e+16
 -1.70047542e+16 -7.28991229e+15 -2.31635632e+16 -8.94509218e+15
 -1.20917687e+16 -6.36073372e+15 -1.30995868e+16 -5.59848467e+15
 -1.18778292e+16 -1.25066613e+16 -5.91565635e+15 -5.91565635e+15
 -1.49244029e+16 -6.90782643e+15 -7.41264735e+15 -6.06779784e+15
 -4.08173355e+15  2.78978851e+15  1.15296725e+16 -6.63220587e+15
  1.13033509e+16 -7.40234246e+14 -4.45619994e+14 -3.94795614e+14
 -9.10887805e+14 -4.60687888e+15 -2.35833916e+15 -1.75356443e+15
 -3.25333312e+15 -2.12811293e+15  4.52444127e+16  3.76594311e+16
  1.89011578e+16  1.69099608e+16 -1.97561140e+15 -1.25127873e+16
 -2.54534821e+15 -6.00313363e+15 -1.27750278e+15 -1.14023106e+16
 -5.46811884e+15]
176610.0057635161
```

```
In [69]: performance_linReg = validation(linReg, X_train, y_train)
         pprint(performance_linReg)
```

```
{'mean CV score': 0.8764563682087865,
 'mean CV MAPE ': 0.10027013576995021,
 'mean CV MSE  ': 660990834.8597263,
 'mean CV RMSE ': 25643.923825097827,
 'mean CV MAE  ': 17362.089965128464,
 'mean CV R2   ': 0.8764563682087865,
 'mean CV Explained Variance': 0.8769838942899547,
 'mean CV MAX  ': 173285.9106604582}
```

Lasso Regression

Die Lasso und Ridge-Regression sind einige der einfachen Techniken zur Verringerung der Modellkomplexität und zur Vermeidung von Überanpassungen, die sich aus einer einfachen linearen Regression ergeben können. Die Lasso Regression führt selbständig eine Variablenselektion durch. Daher ist einen Vorauswahl nicht notwendig.

```
In [70]: lasso = LassoCV()
         lasso.fit(X_L_train, y_L_train)
```

```
Out[70]: LassoCV()
```

```
In [71]: y_pred_lasso = lasso.predict(X_L_test)
         print(f'The number of features in this model is : {np.sum(lasso.coef_ != 0)}.')
         performance_lasso = validation(lasso, X_L_train, y_L_train)
         pprint(performance_lasso)
         print("alpha",lasso.alpha_)
```

```
The number of features in this model is : 52.
{'mean CV score': 0.8776850318240722,
 'mean CV MAPE ': 0.09874528739461368,
 'mean CV MSE  ': 656033764.4270772,
 'mean CV RMSE ': 25526.58297149118,
 'mean CV MAE  ': 17166.44406530988,
 'mean CV R2   ': 0.8776850318240722,
 'mean CV Explained Variance': 0.8782447538412912,
 'mean CV MAX  ': 174522.42143101938}
alpha 271.4889515897414
```

```
In [72]: lasso_coef = pd.DataFrame(lasso.coef_, X_L_train.columns, columns = ['Coefficient'])
         pd.set_option('display.max_rows', None)
         lasso_coef[lasso_coef['Coefficient'] != 0].sort_values('Coefficient', ascending = False)
         print(lasso_coef.index)
```

```
Index(['Grundstück in qm', 'Steigung', 'Zustand', 'Gebaut', 'Renoviert',
       'Zustand Fassade', 'Kellerflche in qm', 'Heizungsqualitt',
       'Klimaanlage', 'Erster Stock in qm', 'Zweiter Stock in qm',
       'Wohnflche in qm', 'Schlafzimmer', 'Küchen', 'Küchenqualitt', 'Rume',
       'Garagenkapazitt', 'Pool', 'Verkaufsmonat', 'Verkaufsjahr',
       'Grundstücksform_Reg', 'Grundstücksform_IR1', 'Grundstücksform_IR2',
       'Grundstücksform_IR3', 'Bezirk_Somerset', 'Bezirk_North East',
       'Bezirk_Somerset West', 'Bezirk_Miller', 'Bezirk_Water District',
       'Bezirk_East End', 'Bezirk_University', 'Bezirk_ChinaTown',
       'Bezirk_Old Gotham', 'Bezirk_Paris Island', 'Bezirk_New Gotham',
       'Bezirk_Tricorner', 'Bezirk_Burnley', 'Bezirk_Somerst',
       'Bezirk_North West', 'Bezirk_Upper West', 'Bezirk_City Hall',
       'Bezirk_Dixon Side', 'Bezirk_Novick District', 'Bezirk_DiamondDistrict',
       'Bezirk_Grand Park', 'Bezirk_Clear Creek', 'Bezirk_The Bowery',
       'Bezirk_Robinson Park', 'Bezirk_Fashion District', 'Zone_RH', 'Zone_RL',
       'Zone_RP', 'Zone_RM', 'Lage_Str', 'Lage_Bahn', 'Lage_Pos', 'Lage_Norm',
       'Typ_1Fam', 'Typ_2Fam', 'Typ_2FamAn', 'Typ_REH', 'Typ_RMH',
       'Heizung_GasA', 'Heizung_GasW', 'Heizung_WP', 'Heizung_Wand',
       'Garage Typ_2Typen', 'Garage Typ_Anbau', 'Garage Typ_TG',
       'Garage Typ_Eingebaut', 'Garage Typ_CarPort', 'Garage Typ_Freistehend',
       'Garage Typ_Keine'],
      dtype='object')
```

Wir ermitteln die Features, die bei der Lasso Regression tatsächlich verwendet wurden und verwenden diese für die lineare, ridge, Random Forest und gradient boost Regression.

Ridge Regression

```
In [73]: ridge = RidgeCV()
```

```
In [74]: performance_ridge = validation(ridge, X_train, y_train)
         pprint(performance_ridge)
```

```
{'mean CV score': 0.8776140811056526,
 'mean CV MAPE ': 0.09959641350283183,
 'mean CV MSE  ': 654882418.0867586,
 'mean CV RMSE ': 25526.56933192788,
 'mean CV MAE  ': 17289.524612244633,
 'mean CV R2   ': 0.8776140811056526,
 'mean CV Explained Variance': 0.8781526398946269,
 'mean CV MAX  ': 172809.29059552387}
```

Random Forests

```
In [75]: ## Hyperparameter tuning

         n_estimators = [int(x) for x in np.linspace(start = 200, stop = 2000, num = 10)]
         max_features = ['auto', 'sqrt']
         max_depth = [int(x) for x in np.linspace(10, 110, num = 11)]
         max_depth.append(None)
         min_samples_split = [2, 5, 10]
         min_samples_leaf = [1, 2, 4]
         bootstrap = [True, False]
         random_grid = {'n_estimators': n_estimators,
                        'max_features': max_features,
                        'max_depth': max_depth,
                        'min_samples_split': min_samples_split,
                        'min_samples_leaf': min_samples_leaf,
                        'bootstrap': bootstrap}

         clf = RandomizedSearchCV(RandomForestRegressor(random_state=123), random_grid, n_jobs=-1, scoring='neg_
         root_mean_squared_error', verbose=1, random_state=123)
         clf.fit(X_train, y_train)
         print(clf.best_params_)
```

```
Fitting 5 folds for each of 10 candidates, totalling 50 fits
```

```
[Parallel(n_jobs=-1)]: Using backend LokyBackend with 8 concurrent workers.
[Parallel(n_jobs=-1)]: Done  34 tasks      | elapsed:  1.5min
[Parallel(n_jobs=-1)]: Done  50 out of  50 | elapsed:  2.3min finished
```

```
{'n_estimators': 200, 'min_samples_split': 5, 'min_samples_leaf': 1, 'max_features': 'sqrt', 'max_dep
th': 110, 'bootstrap': False}
```

```
In [76]: rafo = RandomForestRegressor(
          n_estimators= 200,
          min_samples_split= 5,
          min_samples_leaf= 1,
          max_features= 'sqrt',
          max_depth= 110,
          bootstrap=False,
          random_state=123)

         #rafo.fit(X_train, y_train)

         performance_rafo = validation(rafo, X_train, y_train)
         pprint(performance_rafo)
```

```
{'mean CV score': 0.8886508978021833,
 'mean CV MAPE ': 0.08874675261830349,
 'mean CV MSE  ': 596562643.2564083,
 'mean CV RMSE ': 24350.805783103337,
 'mean CV MAE  ': 15362.01498166397,
 'mean CV R2   ': 0.8886508978021833,
 'mean CV Explained Variance': 0.8889806741038381,
 'mean CV MAX  ': 174695.00525000002}
```

Gradient Boosting Tree Regressor

```
In [77]: ## Hyperparameter tuning

         param_grid = {'learning_rate':[0.15,0.1,0.05,0.01,0.005,0.001],
                       'n_estimators':[100,250,500,750,1000,1250,1500,1750],
                       'max_depth':[2,3,4,5,6,7],
                       'min_samples_split':[2,4,6,8,10,20,40,60,100],
                       'min_samples_leaf':[1,3,5,7,9],
                       'max_features':[2,3,4,5,6,7],
                       'subsample':[0.7,0.75,0.8,0.85,0.9,0.95,1]
         }
         clf = RandomizedSearchCV(GradientBoostingRegressor(random_state=123), param_grid, n_jobs=-1, scoring='n
         eg_root_mean_squared_error', verbose=1, random_state=123)
         clf.fit(X_train, y_train)
         print(clf.best_params_)
```

```
Fitting 5 folds for each of 10 candidates, totalling 50 fits
```

```
[Parallel(n_jobs=-1)]: Using backend LokyBackend with 8 concurrent workers.
[Parallel(n_jobs=-1)]: Done  34 tasks      | elapsed:    5.3s
[Parallel(n_jobs=-1)]: Done  50 out of  50 | elapsed:    7.0s finished
```

```
{'subsample': 0.7, 'n_estimators': 500, 'min_samples_split': 6, 'min_samples_leaf': 5, 'max_feature
s': 5, 'max_depth': 4, 'learning_rate': 0.05}
```

```
In [78]: # weiteres händisches ausprobieren
         gbr = GradientBoostingRegressor(subsample= 0.8,
          n_estimators= 1750,
          min_samples_split= 4,
          min_samples_leaf= 5,
          max_features= 3,
          max_depth= 3,
          learning_rate=0.05,
          random_state=123)

         #gbr.fit(X_train, y_train)

         performance_gbr = validation(gbr, X_train, y_train)
         pprint(performance_gbr)
```

```
{'mean CV score': 0.9124686580498693,
 'mean CV MAPE ': 0.08009029479832752,
 'mean CV MSE  ': 462165955.61796445,
 'mean CV RMSE ': 21485.025374638702,
 'mean CV MAE  ': 14159.948409738008,
 'mean CV R2   ': 0.9124686580498693,
 'mean CV Explained Variance': 0.9126582837335875,
 'mean CV MAX  ': 141995.27092614575}
```

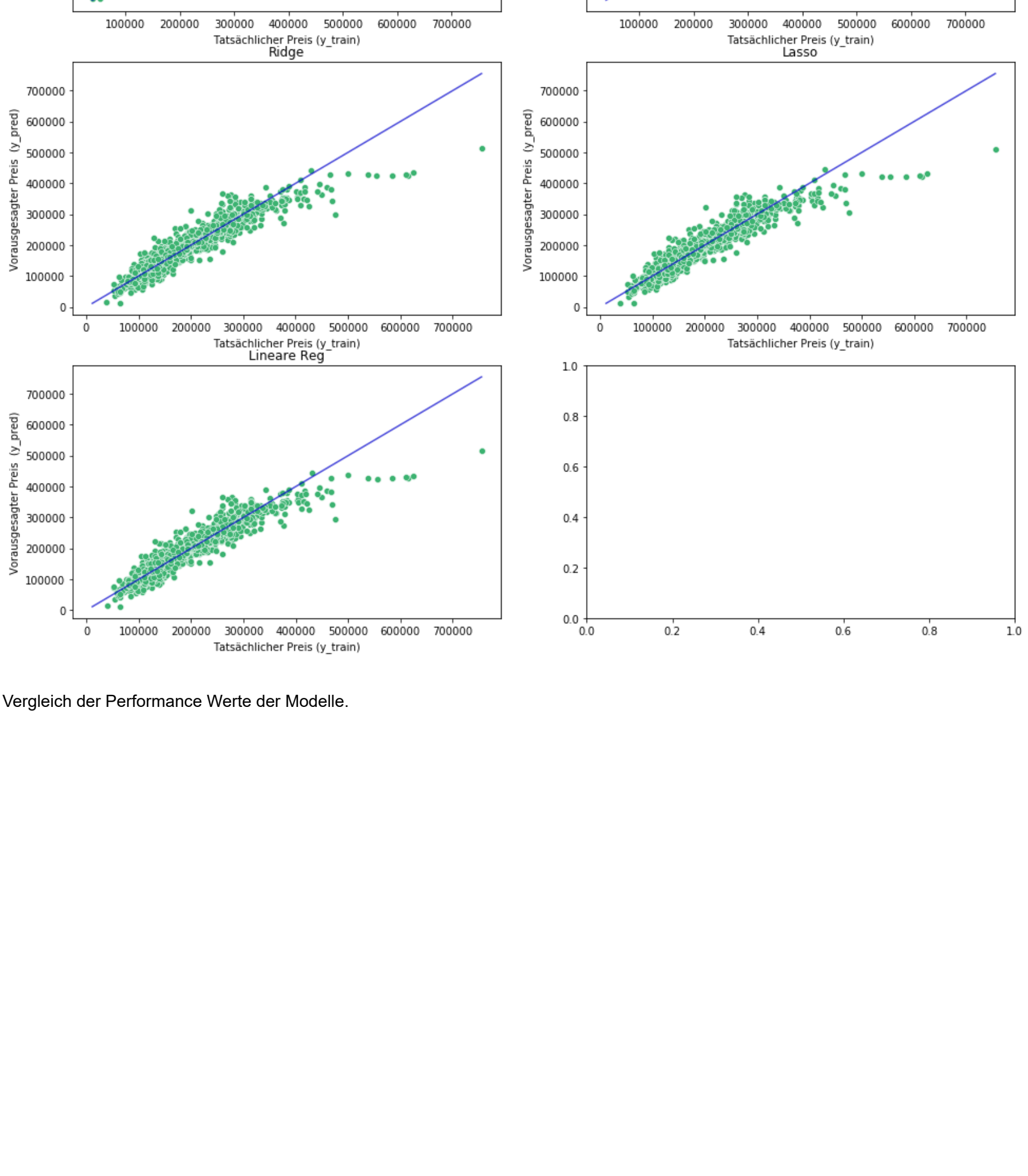
Grafischer Vergleich der Modelle

Graphische Darstellung, wie gut die Modelle den Preis vorhersagen, verglichen mit dem tatsächlichen Preis.
Ist eine große Streuung um die blaue Linie zusehen, weichen die Vorhersagen stärker vom tatsächlichen Preis ab.

```
In [80]: fig, ((ax1, ax2), (ax3, ax4), (ax5, _))  = plt.subplots(3, 2, figsize = (16, 15))
         fig.suptitle("Vergleich des tatsächlichen mit dem prognostizierten Preis")

         y_pred_gbr = cross_val_predict(gbr, X_train, y_train)
         sns.scatterplot(x = y_train, y = y_pred_gbr, color = 'mediumseagreen', ax=ax1)
         ax1.set_title('GBR')
         maxDist = max(max(y_pred_gbr), max(y_train))
         minDist = min(min(y_pred_gbr), min(y_train))
         sns.lineplot((minDist, maxDist), (minDist, maxDist), color = 'mediumblue', alpha = 0.7, ax=ax1)
         ax1.set_xlabel('Tatsächlicher Preis (y_train)')
         ax1.set_ylabel('Vorausgesagter Preis  (y_pred)')

         y_pred_rafo = cross_val_predict(rafo, X_train, y_train)
         sns.scatterplot(x = y_train, y = y_pred_rafo, color = 'mediumseagreen', ax=ax2)
         ax2.set_title('Random Forest')
         maxDist = max(max(y_pred_rafo), max(y_train))
         minDist = min(min(y_pred_rafo), min(y_train))
         sns.lineplot((minDist, maxDist), (minDist, maxDist), color = 'mediumblue', alpha = 0.7, ax=ax2)
         ax2.set_xlabel('Tatsächlicher Preis (y_train)')
         ax2.set_ylabel('Vorausgesagter Preis  (y_pred)')

         y_pred_ridge = cross_val_predict(ridge, X_train, y_train)
         sns.scatterplot(x = y_train, y = y_pred_ridge, color = 'mediumseagreen', ax=ax3)
         ax3.set_title('Ridge')
         maxDist = max(max(y_pred_ridge), max(y_train))
         minDist = min(min(y_pred_ridge), min(y_train))
         sns.lineplot((minDist, maxDist), (minDist, maxDist), color = 'mediumblue', alpha = 0.7, ax=ax3)
         ax3.set_xlabel('Tatsächlicher Preis (y_train)')
         ax3.set_ylabel('Vorausgesagter Preis  (y_pred)')

         y_pred_lasso = cross_val_predict(lasso, X_train, y_train)
         sns.scatterplot(x = y_train, y = y_pred_lasso, color = 'mediumseagreen', ax=ax4)
         ax4.set_title('Lasso')
         maxDist = max(max(y_pred_lasso), max(y_train))
         minDist = min(min(y_pred_lasso), min(y_train))
         sns.lineplot((minDist, maxDist), (minDist, maxDist), color = 'mediumblue', alpha = 0.7, ax=ax4)
         ax4.set_xlabel('Tatsächlicher Preis (y_train)')
         ax4.set_ylabel('Vorausgesagter Preis  (y_pred)')

         y_pred_linReg = cross_val_predict(linReg, X_train, y_train)
         sns.scatterplot(x = y_train, y = y_pred_linReg, color = 'mediumseagreen', ax=ax5)
         ax5.set_title('Lineare Reg')
         maxDist = max(max(y_pred_linReg), max(y_train))
         minDist = min(min(y_pred_linReg), min(y_train))
         sns.lineplot((minDist, maxDist), (minDist, maxDist), color = 'mediumblue', alpha = 0.7, ax=ax5)
         ax5.set_xlabel('Tatsächlicher Preis (y_train)')
         ax5.set_ylabel('Vorausgesagter Preis  (y_pred)')
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```

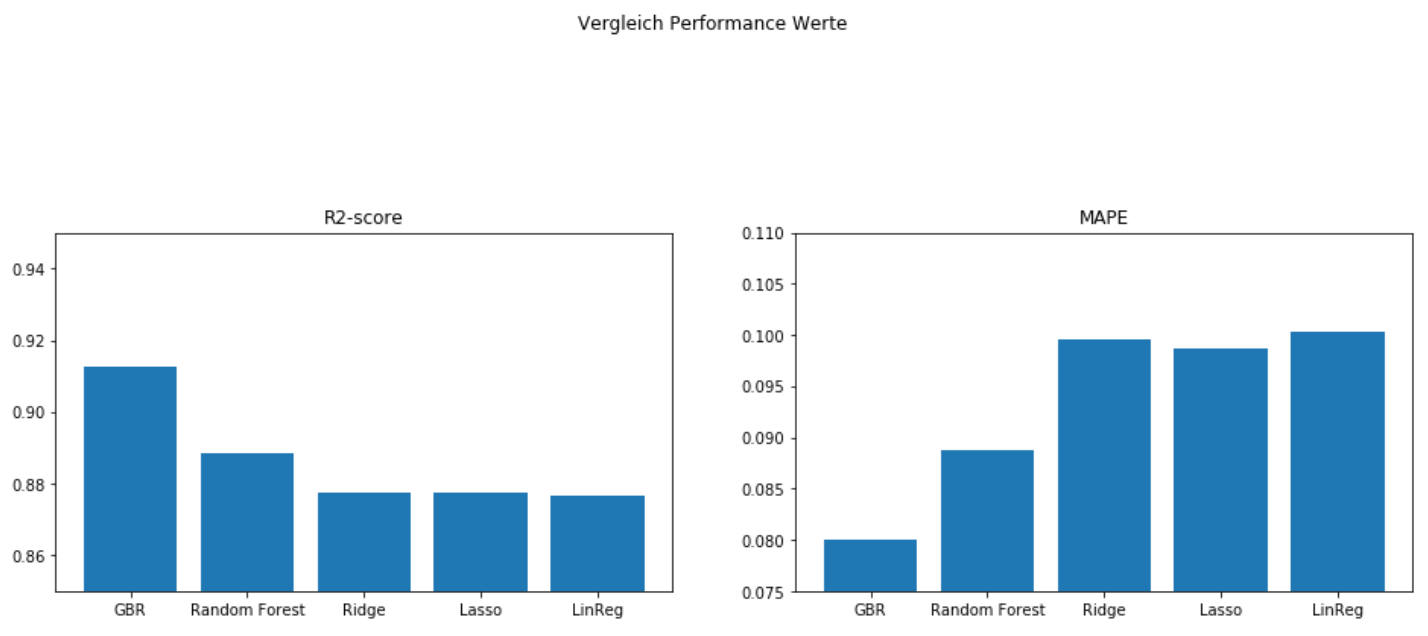
```
Out[80]: Text(0, 0.5, 'Vorausgesagter Preis  (y_pred)')
```

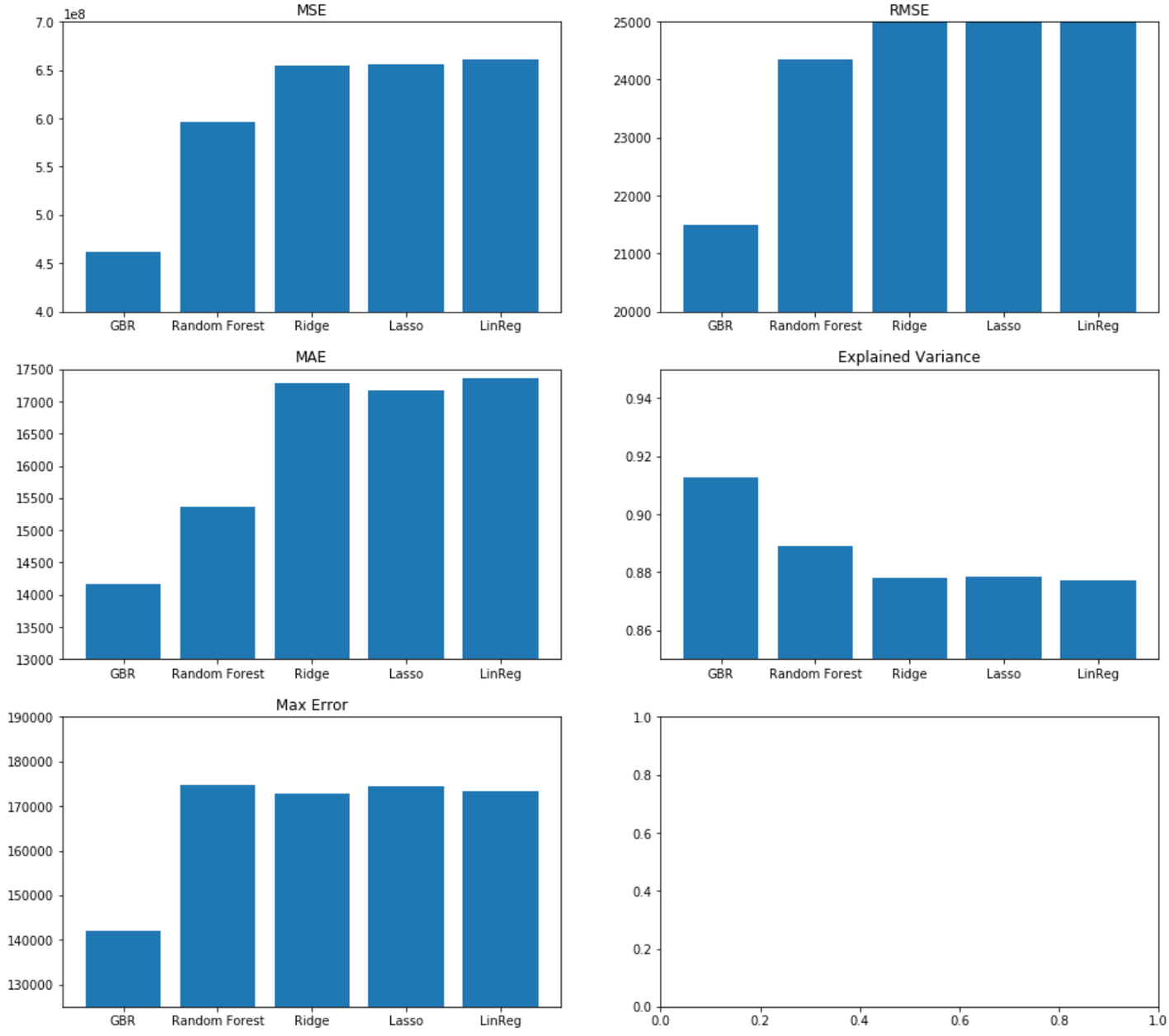


Vergleich der Performance Werte der Modelle.

In [81]:
```
r2_list = []
mape_list = []
mse_list= []
rmse_list =[]
mae_list = []
expva_list = []
max_list = []

for i in [performance_gbr,performance_rafo, performance_ridge, performance_lasso, performance_linReg]:
    r2_list.append(i['mean CV score'])
    mape_list.append(i['mean CV MAPE '])
    mse_list.append(i['mean CV MSE  '])
    rmse_list.append(i['mean CV RMSE '])
    mae_list.append(i['mean CV MAE  '])
    expva_list.append(i['mean CV Explained Variance'])
    max_list.append(i['mean CV MAX  '])

xs = ["GBR", "Random Forest", "Ridge", "Lasso", "LinReg"]


fig, ((ax1, ax2), (ax3, ax4), (ax5, ax6), (ax7, _))  = plt.subplots(4, 2, figsize=(16, 20))
fig.suptitle("Vergleich Performance Werte")

ax1.bar(xs, height=r2_list)
ax1.set_title("R2-score")
ax1.set_ylim(0.85, 0.95)

ax2.bar(xs, height=mape_list)
ax2.set_title("MAPE")
ax2.set_ylim(0.075, 0.11)

ax3.bar(xs, height=mse_list)
ax3.set_title("MSE")
ax3.set_ylim(4*10**8, 7*10**8)

ax4.bar(xs, height=rmse_list)
ax4.set_title("RMSE")
ax4.set_ylim(20000, 25000)

ax5.bar(xs, height=mae_list)
ax5.set_title("MAE")
ax5.set_ylim(13000, 17500)

ax6.bar(xs, height=expva_list)
ax6.set_title("Explained Variance")
ax6.set_ylim(0.85, 0.95)

ax7.bar(xs, height=max_list)
ax7.set_title("Max Error")
ax7.set_ylim(125000, 190000)
```

Out[81]: (125000, 190000)





Modelling für Zustands-Klassifikation

Fehlerhafte Daten entfernen

Es werden die sieben Häuser ohne Schlafzimmer gelöscht.

In [82]:
```
indices_Z = data_Z[data_Z['Schlafzimmer'] == 0].index
print(indices_Z)
modeling_data_Z = data_Z.drop(index=indices_Z)
print(modeling_data_Z.shape)
```

```
Int64Index([850, 939, 1069, 1095, 1381, 1526, 1975], dtype='int64')
(2826, 28)
```

Encoding

Wie weiter oben erwähnt, sind einige Spalten Nominal- oder Ordinalskalen mit Strings. Diese müssen zu numerischen Werten transformiert werden.

In [83]:
```
# Zunächst wird im DataFrame abgespeichert, welche Werte generelle angenommen werden können.
# Diese Zuteilung ist notwendig, damit bei der One-hot Encoding auch wirklich alle Spalten generiert we
rden.

for c in cat_columns:
    modeling_data_Z[c] = modeling_data_Z[c].astype(CategoricalDtype(columns_val[c]))
```

In [84]:
```
# Die Spalten Heizung, Klimaanlage und Steigung werden Label-encoded.
# Auf allen anderen notwendigen Spalten wird das One-Hot Encoding eingesetzt.

modeling_data_num_Z = modeling_data_Z
heizung_dict = {'Schl':1, 'Ud':2, 'Ty':3, 'Gut':4, 'Ex':5}
modeling_data_num_Z['Heizungsqualitt'] = modeling_data_num_Z.Heizungsqualitt.map(heizung_dict)

klima_dict = {'Y':1, 'N':0}
modeling_data_num_Z['Klimaanlage'] = modeling_data_num_Z.Klimaanlage.map(klima_dict)

steigung_dict = {'Ja':1, 'Nein':0}
modeling_data_num_Z['Steigung'] = modeling_data_num_Z.Steigung.map(steigung_dict)

modeling_data_num_Z = pd.get_dummies(modeling_data_num_Z)
print(modeling_data_num_Z.shape)
modeling_data_num_Z.describe()
```

```
(2826, 74)
```

Out[84]:

	Grundstück in qm	Steigung	Gebaut	Renoviert	Zustand Fassade	Kellerflche in qm	Heizungsqualitt	Klimaanlage	Erster Stock in qm	Z Stock
count	2826.000000	2826.000000	2826.000000	2826.000000	2826.000000	2826.000000	2826.000000	2826.000000	2826.000000	2826.0
mean	924.891366	0.100495	2092.187898	2106.906228	2.992923	90.660651	3.910120	0.841472	104.546355	29.9
std	645.703715	0.300713	29.315538	21.200285	0.511759	41.314677	1.020354	0.365300	34.505008	38.2
min	121.000000	0.000000	2005.000000	2080.000000	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000	31.000000	0.0
25%	701.250000	0.000000	2071.000000	2085.000000	3.000000	68.000000	3.000000	1.000000	80.000000	0.0
50%	878.500000	0.000000	2093.000000	2104.000000	3.000000	87.000000	4.000000	1.000000	98.000000	0.0
75%	1060.750000	0.000000	2115.000000	2129.000000	3.000000	113.000000	5.000000	1.000000	123.000000	62.0
max	19997.000000	1.000000	2140.000000	2140.000000	5.000000	298.000000	5.000000	1.000000	355.000000	174.0

8 rows × 74 columns

Daten in Features und Output trennen (für Zustand-Klassifikation)

In [85]:
```
y_Z = modeling_data_num['Zustand']
X_Z = modeling_data_num.drop(columns=['Zustand', 'Preis'])
# Preis wird hier nicht berücksichtigt,
# weil sonst die Berechnung mit ihren Zielen im Hintergrund keinen Sinn ergeben würde.

columns_Z = X_Z.columns
```

Standardisieren

In [86]:
```
std_Z = StandardScaler()

X_Z = pd.DataFrame(std_Z.fit_transform(X_Z), columns=columns_Z)
```

Daten in Trainings- und Testdaten trennen

Die Daten werden in Trainings- und Testdaten getrennt.
10 Prozent der Daten werden zu Testdaten und werden erst bei der Evaluation genutzt.
Die Validerung findet nicht durch ein festes Validierungsset statt, sondern wird mittels Cross-Validation durchgeführt.

In [87]:
```
X_train_Z,X_test_Z,y_train_Z,y_test_Z = train_test_split(X_Z,y_Z,test_size=0.1,random_state=123)
```

Metriken

In [88]:
```
def validation_class(model, X_train, y_train):

    return {'mean CV accuracy': cross_val_score(model, X_train, y_train, scoring='accuracy').mean(),
            "mean CV MAX": cross_val_score(model, X_train, y_train, scoring='max_error').mean()
            # Ein ROC-AUC Score kann nicht berechnet werden, weil die Daten nicht ausreichend Datensätz
e haben.
            #"mean CV roc auc": cross_val_score(model, X_train, y_train, scoring='roc_auc_ovr_weighte
d').mean()
           }
```

Gradient Boosting Tree Classifier

In [89]:
```
param_grid = {'learning_rate':[0.15,0.1,0.05,0.01,0.005,0.001],
              'n_estimators':[100,250,500,750,1000,1250,1500,1750],
              'max_depth':[2,3,4,5,6,7],
              'min_samples_split':[2,4,6,8,10,20,40,60,100],
              'min_samples_leaf':[1,3,5,7,9],
              'max_features':[2,3,4,5,6,7],
              'subsample':[0.7,0.75,0.8,0.85,0.9,0.95,1]
}
clf = RandomizedSearchCV(GradientBoostingClassifier(random_state=123), param_grid, n_jobs=-1, scoring=
'accuracy', verbose=1, random_state=123)
clf.fit(X_train_Z, y_train_Z)
print(clf.best_params_)
```

```
Fitting 5 folds for each of 10 candidates, totalling 50 fits
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\sklearn\model_selecti
on\_split.py:670: UserWarning: The least populated class in y has only 1 members, which is less than
n_splits=5.
  warnings.warn(("The least populated class in y has only %d"
[Parallel(n_jobs=-1)]: Using backend LokyBackend with 8 concurrent workers.
[Parallel(n_jobs=-1)]: Done  34 tasks      | elapsed:  1.4min
[Parallel(n_jobs=-1)]: Done  50 out of  50 | elapsed:  2.0min finished
```

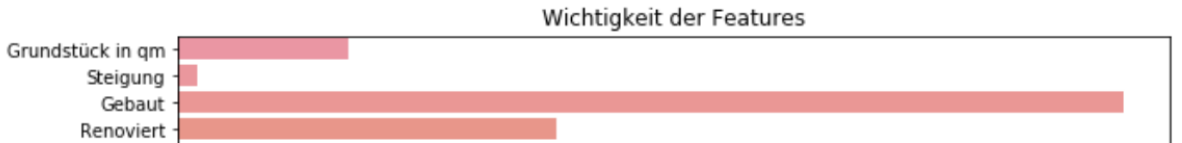
```
{'subsample': 0.9, 'n_estimators': 1750, 'min_samples_split': 6, 'min_samples_leaf': 3, 'max_feature
s': 4, 'max_depth': 2, 'learning_rate': 0.01}
```

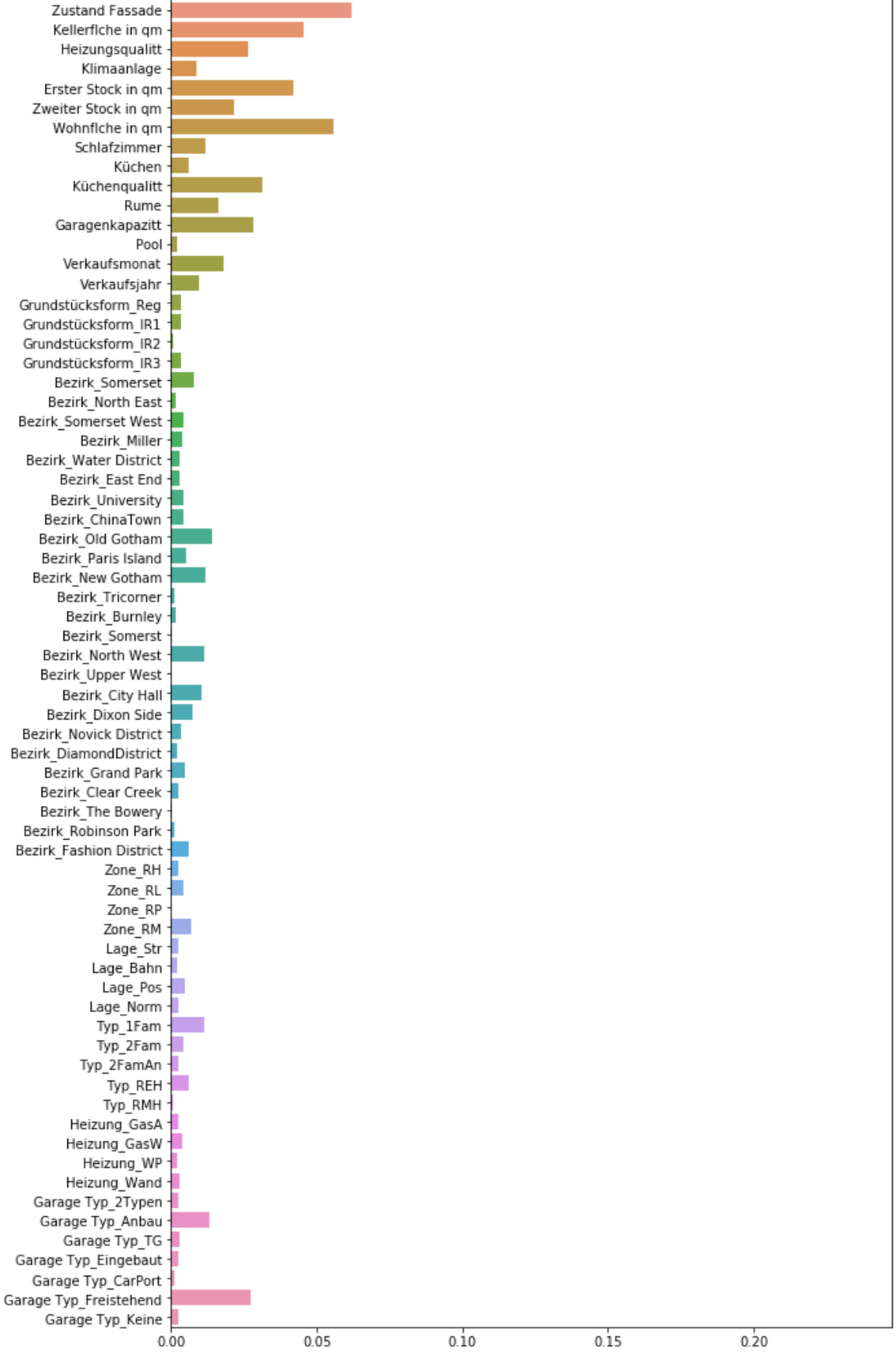
In [90]:
```
gbc = GradientBoostingClassifier(subsample= 0.7,
 n_estimators=500,
 min_samples_split= 10,
 min_samples_leaf= 1,
 max_features= 7,
 max_depth= 2,
 learning_rate=0.05,
 random_state=123)

gbc.fit(X_train_Z, y_train_Z)

pprint(validation_class(gbc, X_train_Z, y_train_Z))
```

```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\sklearn\model_selecti
on\_split.py:670: UserWarning: The least populated class in y has only 1 members, which is less than
n_splits=5.
  warnings.warn(("The least populated class in y has only %d"
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\sklearn\model_selecti
on\_split.py:670: UserWarning: The least populated class in y has only 1 members, which is less than
n_splits=5.
  warnings.warn(("The least populated class in y has only %d"
```

```
{'mean CV accuracy': 0.5895146356265853, 'mean CV MAX': -4.0}
```

In [91]:
```
# get importance
importance_Z = gbc.feature_importances_

# plot feature importance
plt.figure(figsize=(10,20))
plt.title("Wichtigkeit der Features")
sns.barplot(y=X_train_Z.columns, x = importance_Z, orient='h')
plt.show()
```





Evaluation (nur Preis-Regression)

Eine Evaluation der Zustands-Classification leuchtet den Studierenden nicht ein, da sowohl die Data Exploration als auch das Modelling gezeigt haben, dass hier keine sinnvolle Vorhersage getätigt werden kann. Man hat herausgefunden, dass man nichts hinsichtlich des Zustands herausfinden kann.

Das Preis-Modell mit den besten Performance Werten ist mit Abstand der Gradient Boosting Tree Regressor.
Im folgenden wird das Modell auf dem Test-Set abschließend evaluiert.

Erkenntnisse

- Die Performance-Unterschiede zwischen den Traingsdaten und den Testdaten sind sehr klein, das bedeutet, dass das Modell kaum overfittet

- Aus dem Residuen Plot kann man erkennen, dass das Modell besonders gut Preise bis 225.000 vorhersagen kann. Bei höheren Preisen wird die Vorhersage etwas ungenauer.
- Auf ungesehenen Daten liegt das Modell ungefähr 21.700 Einheiten daneben.
- Maximal lag das Modell um 74.825 Einheiten neben dem eigentlichen Preis. Jedoch sollte angemerkt werden, dass bei der Cross-Validation im Training auch ein maximaler Fehler von 141.244 auftrat.

In [94]:
```
gbr.fit(X_train, y_train)
y_pred = gbr.predict(X_test)

def mean_absolute_percentage_error(y, y_pred):
    return np.mean(np.abs((y - y_pred) / y))

print("R2:", skm.r2_score(y_test, y_pred))
print("MSE:", skm.mean_squared_error(y_test, y_pred))
print("RMSE:", skm.mean_squared_error(y_test, y_pred, squared=False))
print("MAPE:", mean_absolute_percentage_error(y_test, y_pred))
print("MAX:", skm.max_error(y_test, y_pred))
```

```
R2: 0.8866870248861021
MSE: 408451660.3810506
RMSE: 20210.187044682458
MAPE: 0.08400785797173457
MAX: 77533.65269712897
```

Konfidenz des Modells quantifizieren

Dazu wird noch einmal die Kreuzvalidierung genutzt. Es wird mehrmals der R^2-Score berechnet und dessen Standardabweichung berechnet.

In [95]:
```
score = cross_val_score(gbr, X, y, scoring='r2', cv=10, n_jobs=-1)
print("Der Durchschnitt des R^2-Scores ist", score.mean(), "und die Standardabweichung", score.std())
```

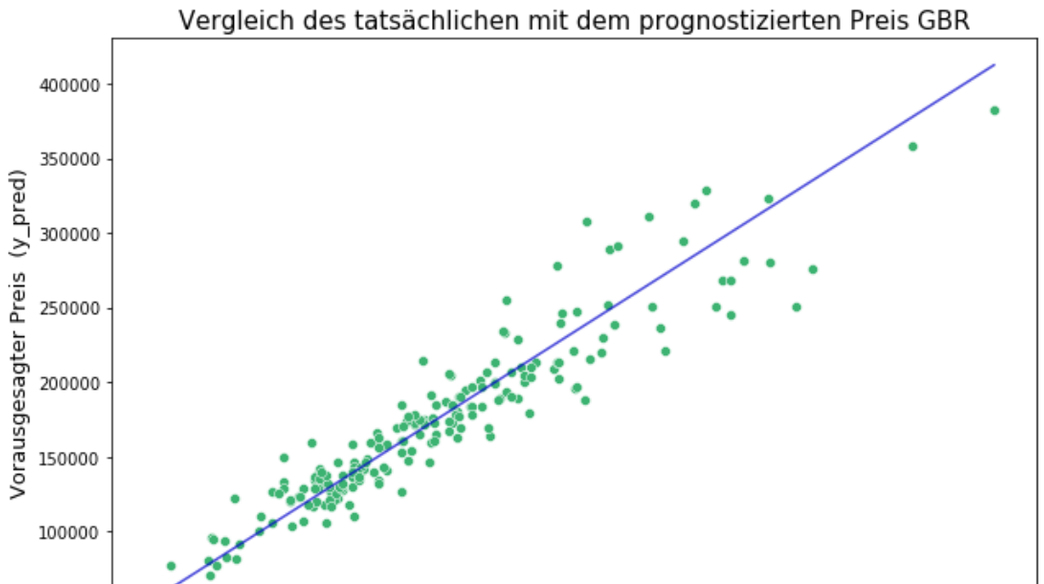
```
Der Durchschnitt des R^2-Scores ist 0.9163147031185275 und die Standardabweichung 0.01617563116020614
6
```

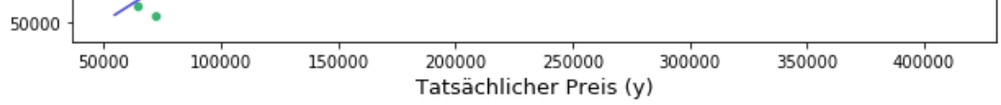
Residuen Plot

In [96]:
```
resids = y_test - y_pred
```

In [97]:
```
plt.figure(figsize = (9, 6))
sns.scatterplot(x = y_test, y = y_pred, color = 'mediumseagreen')
plt.title('Vergleich des tatsächlichen mit dem prognostizierten Preis GBR', fontdict = {'fontsize':15})
maxDist = max(max(y_pred), max(y_test))
minDist = min(min(y_pred), min(y_test))
sns.lineplot((minDist, maxDist), (minDist, maxDist), color = 'mediumblue', alpha = 0.7)
plt.xlabel('Tatsächlicher Preis (y)', fontdict= {'fontsize':13})
plt.ylabel('Vorausgesagter Preis  (y_pred)', fontdict= {'fontsize':13})
plt.tight_layout();
```

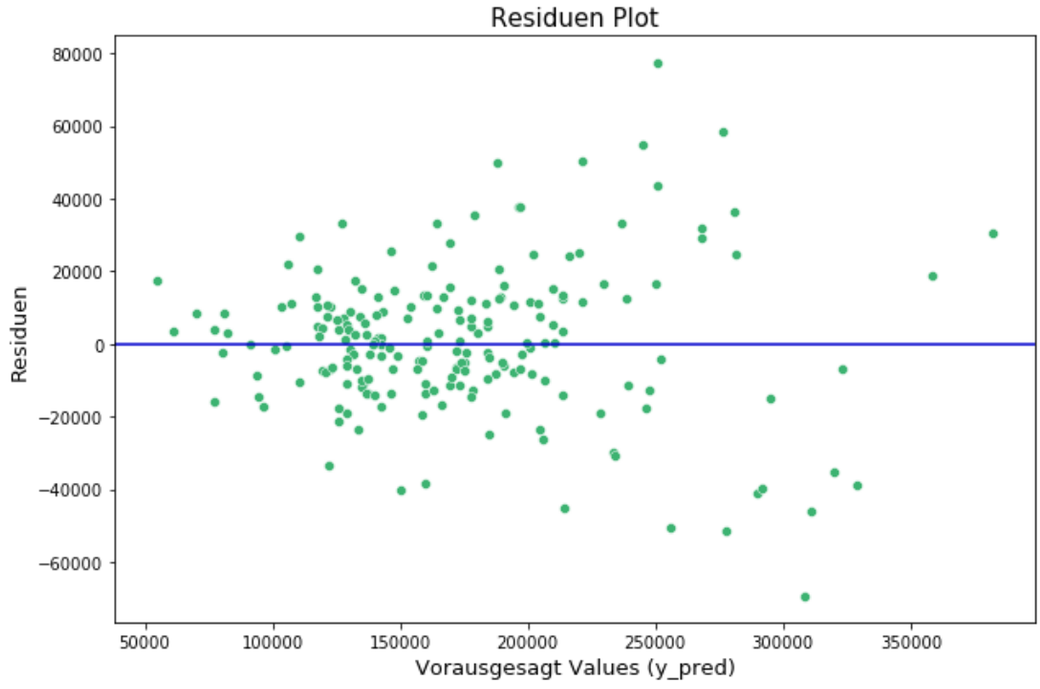
```
c:\users\philip singer\appdata\local\programs\python\python38\lib\site-packages\seaborn\_decorators.p
y:36: FutureWarning: Pass the following variables as keyword args: x, y. From version 0.12, the only
valid positional argument will be `data`, and passing other arguments without an explicit keyword wil
l result in an error or misinterpretation.
  warnings.warn(
```





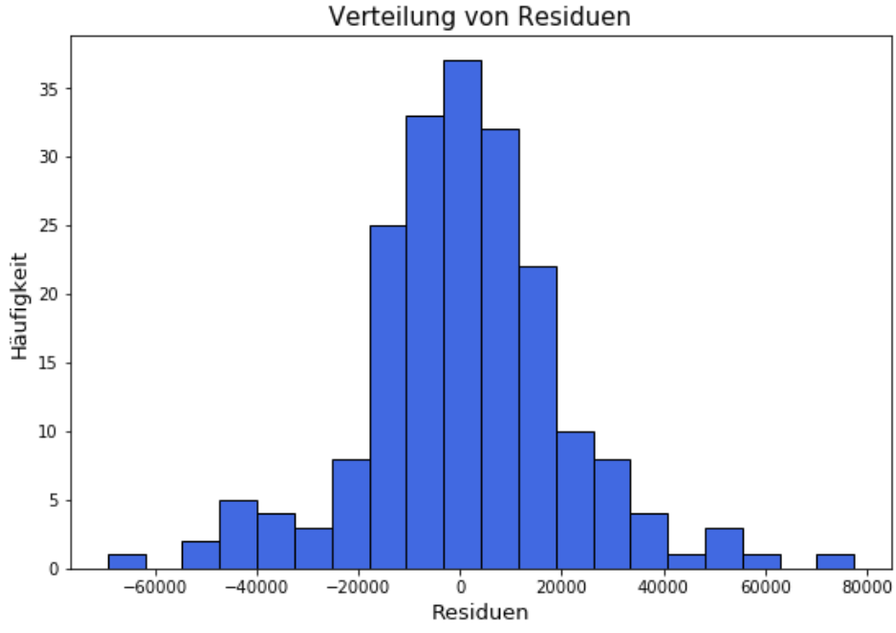
Aus dieser Darstellung können wir ersehen, dass dieses Modell nicht alle Preise gleich gut vorhersagen kann. Insbesondere scheint das Modell gut bei der Vorhersage der Preise für Immobilien innerhalb der Spanne von 100.000 bis 225.000. Das Modell schneidet bei Extremwerten möglicherweise nicht gut ab, da die Trainingsdaten für diese Fälle unzureichend sind.

In [98]:
```
plt.figure(figsize=(9,6))
sns.scatterplot(x = y_pred, y = resids, color = 'mediumseagreen')
plt.axhline(0, color = 'mediumblue')
plt.title('Residuen Plot', fontdict = {'fontsize':15})
plt.xlabel('Vorausgesagt Values (y_pred)', fontdict = {'fontsize':13})
plt.ylabel('Residuen', fontdict = {'fontsize':13})
plt.tight_layout();
```



Die schlechte Leistung des Modells bei der Vorhersage von Werten unter 100.000 und über 250.000 wird durch diese Handlung noch verstärkt. Die Residuen nehmen bei den extremen Vorhersagewerten zu.

In [99]:
```
resids.hist(bins = 20, figsize = (9,6), edgecolor = 'black', grid = False, color = 'royalblue')
plt.title('Verteilung von Residuen', fontdict = {'fontsize':15})
plt.xlabel('Residuen', fontdict = {'fontsize':13})
plt.ylabel('Häufigkeit', fontdict = {'fontsize':13})
plt.show()
```



Die Verteilung der Residuen ist in etwa normal verteilt. An beiden Enden der Verteilung gibt es einige Residuen, die darauf hinweisen, dass die Vorhersage des Modells bei einigen Ausreißern ungenau bzw. fehlerhaft ist.

Inferenz

Vorgehen

Die Aussagen haben wir ermittelt in dem wir die unser Gradient Boosting Regression Modell auf die Medianwerte des Datensatzes angewendet haben und die einzelnen Parameter entsprechend der Beschreibung angepasst haben.

Als ersten Schritt (Datenbereinigung) wurden fehlende Werte mit ergänzt. Nach der Bereinigung der Daten wurde eine explorative Datenanalyse (EDA) durchgeführt, um die Beziehung zwischen dem Verkaufspreis und jedem Merkmal im Modell zu untersuchen.

Im Anschluss an die EDA wurden Merkmale entwickelt, um die Dimensionalität der Daten zu reduzieren und die Muster und Cluster, die während der EDA auftraten, zu berücksichtigen. Wenn eine kategoriale Variable wurden mittels onehot Encoding und Ordinal Encoding kodiert. Zur Vorbereitung der Modellierung wurden die Daten in Trainingssätze (80 % der Daten) und Testsätze (20 % der Daten) unterteilt. Während der Modellierung wurden fünf Modelle erstellt: Nullmodell, eine Lineare Regression mit 50 Merkmalen, Lasso-Regression mit 72 Merkmalen und mit Gradient Boosting Regression 50 Merkmalen. Es ist wichtig zu beachten, dass alle Merkmale, die im endgültigen Modell der linearen Regression enthalten sind, auf der Grundlage von EDA oder der Lasso-Regression als wichtig eingestuft wurden.
Die Modelle wurden auf der Grundlage des R2-Scores verglichen, und das Modell mit der höchsten Punktzahl wurde für die weitere Auswertung anhand von RMSE- und Residuen-Plots ausgewählt. Auf der Grundlage des Modells mit der besten Leistung wurden Interpretationen und Empfehlungen abgegeben.

Ergebnis

Wenn wir alle anderen Features konstant halten, erwarten wir das:

- Eine Verdoppelung der Wohnfläche führt zu etwa 16,5 % Preisanstieg.
- Eine Verdoppelung der Kellerfäche führt etwa 3 % Preisanstieg.
- Eine Verdoppelung der Wohnfläche des ersten Stockes für etwas zu 15 % Preisanstieg.
- Eine Verdoppelung der Grundstücksgröße für zu etwa 2 % Preisanstieg.
- Würde ein Haus in den Bezirk East End verlegt werden würde der Preis um etwa 15 %.
- Eine Steigerung der Garagenkapazität um eins für zu etwa 7 % Preisanstieg.
- Eine Steigerung der Küchenqualität um eins für zu etwa 5,5 % Preisanstieg
- Die Verbesserung des allgemeinen Zustands führt zu etwa 1 % Preisanstieg.

Weitere Daten nutzen

Dieser Teil deint dazu, weitere Daten in Form einer gleich formatierten Datei einzulesen und den Preis eines Hauses vorherzusagen. Dazu muss der Datei-Pfad als String in die Variable `path` gespeichert werden. Die folgenden Code-Zellen müssen in der gegebenen Reihenfolge ausgeführt werden.

Daten Import

In [100]:
```
# 1
path = "DatenAusgegeben1.0.csv"

data_folder = Path(path)
data_N = pd.read_csv(data_folder, encoding='cp852', sep=";")

data_N.describe()
```

Out[100]:

	Grundstück in qm	Zustand	Gebaut	Renoviert	Zustand Fassade	Kellerflche in qm	Erster Stock in qm	Zweiter Stock in qm	Wohnflche in qm	Schlafzimr
count	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.00000	2000.000000	2000.000000	2000.000
mean	950.054000	5.697500	2099.031000	2113.344500	3.102500	96.140500	106.48100	31.125000	137.990000	2.883
std	737.437654	1.129439	29.120114	20.168198	0.386094	38.249893	34.40918	39.461551	45.565953	0.817
min	121.000000	1.000000	2005.000000	2080.000000	1.000000	0.000000	31.00000	0.000000	31.000000	0.000
25%	701.750000	5.000000	2083.000000	2095.000000	3.000000	74.000000	82.00000	0.000000	102.000000	2.000
50%	887.000000	5.000000	2101.000000	2121.000000	3.000000	91.000000	99.00000	0.000000	133.000000	3.000
75%	1078.000000	6.000000	2126.000000	2132.000000	3.000000	117.000000	126.00000	65.000000	161.000000	3.000
max	19997.000000	9.000000	2140.000000	2140.000000	5.000000	298.000000	355.00000	174.000000	401.000000	6.000

Daten Vorbereiten

In [101]:
```
# 2
data_N['Pool'].fillna(0, inplace=True) #ersetze Na durch Null (Haus besitzt wahrscheinlich keinen Poo
l)
```

In [102]:
```
# 3
data_N['Garage Typ'].fillna("Keine", inplace=True) #ersetze Na durch 'keine' (Haus besitzt wahrscheinl
ich keine Garage)
```

Encoding

In [103]:
```
# 4
modeling_data_N = data_N

# Zunächst wird im DataFrame abgespeichert, welche Werte generelle angenommen werden können.
# Diese Zuteilung ist notwendig, damit bei der One-hot Encoding auch wirklich alle Spalten generiert w
erden.

for c in cat_columns:
    modeling_data_N[c] = modeling_data_N[c].astype(CategoricalDtype(columns_val[c]))

# Die Spalten Heizung, Klimaanlage und Steigung werden Label-encoded.
# Auf allen anderen notwendigen Spalten wird das One-Hot Encoding eingesetzt.

modeling_data_num_N = modeling_data_N
heizung_dict = {'Schl':1, 'Ud':2, 'Ty':3, 'Gut':4, 'Ex':5}
modeling_data_num_N['Heizungsqualitt'] = modeling_data_num_N.Heizungsqualitt.map(heizung_dict)

klima_dict = {'Y':1, 'N':0}
modeling_data_num_N['Klimaanlage'] = modeling_data_num_N.Klimaanlage.map(klima_dict)

steigung_dict = {'Ja':1, 'Nein':0}
modeling_data_num_N['Steigung'] = modeling_data_num_N.Steigung.map(steigung_dict)

modeling_data_num_N = pd.get_dummies(modeling_data_num_N)
print(modeling_data_num_N.shape)
modeling_data_num_N.describe()
```

```
(2000, 74)
```

Out[103]:

	Grundstück in qm	Steigung	Zustand	Gebaut	Renoviert	Zustand Fassade	Kellerfiche in qm	Heizungsqualitt	Klimaanlage	E Sto
count	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.000000	2000.0
mean	950.054000	0.097500	5.697500	2099.031000	2113.344500	3.102500	96.140500	4.118000	0.944500	106.4
std	737.437654	0.296712	1.129439	29.120114	20.168198	0.386094	38.249893	0.947378	0.229011	34.4
min	121.000000	0.000000	1.000000	2005.000000	2080.000000	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000	31.0
25%	701.750000	0.000000	5.000000	2083.000000	2095.000000	3.000000	74.000000	3.000000	1.000000	82.0
50%	887.000000	0.000000	5.000000	2101.000000	2121.000000	3.000000	91.000000	4.000000	1.000000	99.0
75%	1078.000000	0.000000	6.000000	2126.000000	2132.000000	3.000000	117.000000	5.000000	1.000000	126.0
max	19997.000000	1.000000	9.000000	2140.000000	2140.000000	5.000000	298.000000	5.000000	1.000000	355.0

8 rows × 74 columns

Daten in Features und Output trennen

In [104]:
```
# 5
# Aufteilung für Lineare Regression, Ridge Regression und Gradient Boosting Regressor
y_N = modeling_data_num_N['Preis']
## Selektion der Feature, aufgrundlage der Lasso Regression siehe Unten
columns = ['Grundstück in qm', 'Steigung', 'Zustand', 'Gebaut', 'Renoviert',
       'Zustand Fassade', 'Kellerflche in qm', 'Heizungsqualitt',
       'Klimaanlage', 'Erster Stock in qm', 'Zweiter Stock in qm',
       'Wohnflche in qm', 'Schlafzimmer', 'Küchen', 'Küchenqualitt', 'Rume',
       'Garagenkapazitt', 'Pool', 'Verkaufsmonat', 'Verkaufsjahr',
       'Grundstücksform_Reg', 'Grundstücksform_IR1', 'Grundstücksform_IR2',
       'Grundstücksform_IR3', 'Bezirk_Somerset', 'Bezirk_North East',
       'Bezirk_Somerset West', 'Bezirk_Miller', 'Bezirk_Water District',
       'Bezirk_East End', 'Bezirk_University', 'Bezirk_ChinaTown',
       'Bezirk_Old Gotham', 'Bezirk_Paris Island', 'Bezirk_New Gotham',
       'Bezirk_Tricorner', 'Bezirk_Burnley', 'Bezirk_Somerst',
       'Bezirk_North West', 'Bezirk_Upper West', 'Bezirk_City Hall',
       'Bezirk_Dixon Side', 'Bezirk_Novick District', 'Bezirk_DiamondDistrict',
       'Bezirk_Grand Park', 'Bezirk_Clear Creek', 'Bezirk_The Bowery',
       'Bezirk_Robinson Park', 'Bezirk_Fashion District', 'Zone_RH', 'Zone_RL',
       'Zone_RP', 'Zone_RM', 'Lage_Str', 'Lage_Bahn', 'Lage_Pos', 'Lage_Norm',
       'Typ_1Fam', 'Typ_2Fam', 'Typ_2FamAn', 'Typ_REH', 'Typ_RMH',
       'Heizung_GasA', 'Heizung_GasW', 'Heizung_WP', 'Heizung_Wand',
       'Garage Typ_2Typen', 'Garage Typ_Anbau', 'Garage Typ_TG',
       'Garage Typ_Eingebaut', 'Garage Typ_CarPort', 'Garage Typ_Freistehend',
       'Garage Typ_Keine']

X_N = modeling_data_num_N[columns]
```

Daten Standardisieren

In [105]:
```
# 6
X_N = pd.DataFrame(std.transform(X_N), columns=columns)
```

Preis vorhersagen

In [106]:
```
# 7
y_pred = gbr.predict(X_N)

def mean_absolute_percentage_error(y, y_pred):
    return np.mean(np.abs((y - y_pred) / y))

print("R2:", skm.r2_score(y_N, y_pred))
print("MSE:", skm.mean_squared_error(y_N, y_pred))
print("RMSE:", skm.mean_squared_error(y_N, y_pred, squared=False))
print("MAPE:", mean_absolute_percentage_error(y_N, y_pred))
print("MAX:", skm.max_error(y_N, y_pred))
```

```
R2: 0.9654421086910191
MSE: 179359120.3818551
RMSE: 13392.502394319557
MAPE: 0.056975737294469454
MAX: 77533.65269712897
```

In [107]:
```
#8
print(y_pred)
```

```
[165459.56870576 332829.5224073  133224.24680968 ... 113110.60781989
 286997.15258043 147173.51780706]
```

In [ ]:

In [ ]: