2.1 Einfache lineare Regression und Residuenanalyse

Challenge: cml1/3Db Immobilienrechner

Team: Alexander Shanmugam, Si Ben Tran, Gabriel Torrez Gamez, Haris Alic

Aufgabe: 2.1 Einfache lineare Regression und Residuenanalyse

Verwende ein einfaches lineares Modell zur Vorhersage von `price_cleaned` mit dem Attribut `Space extracted` oder `Floor_space_merged` (es gibt einige, wo beide fehlen (um die 800, können ignoriert werden).

Entwickle das Modell in einem Notebook. Untersuche dabei ob die Annahmen eines linearen Modells erfüllt sind mit geeigneten Darstellungen. Wie können Variablen-Transformationen verwendet werden, um die Modellvoraussetzungen besser zu erfüllen und das Modell zu verbessern?

Rapportiere und diskutiere die erreichte Genauigkeit der Vorhersage mit mehreren sinnvollen Metriken und auf unabhängigen Testdaten.

Abgabe

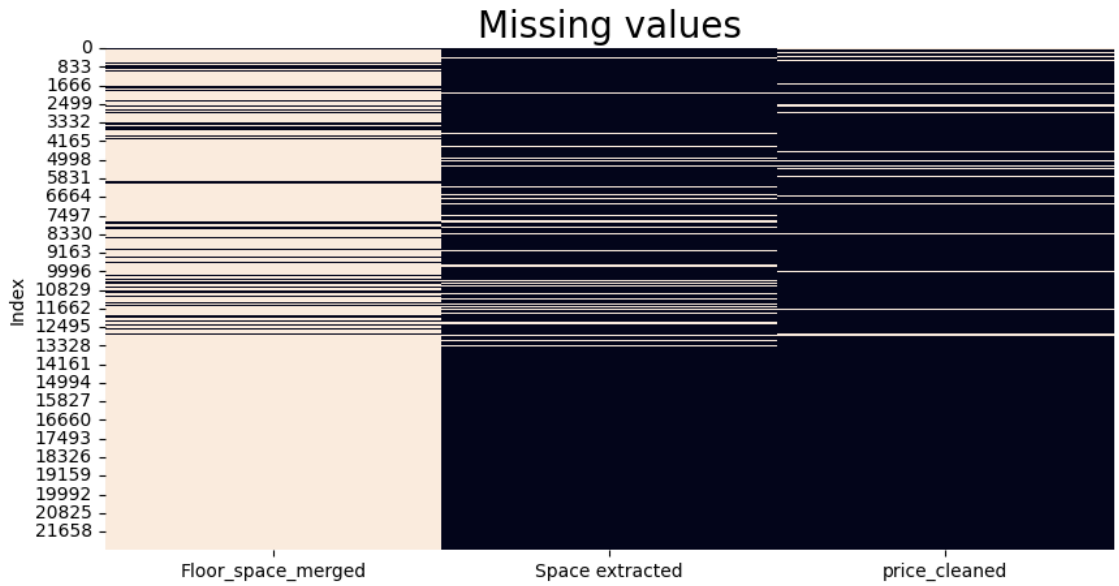
Notebook und daraus erstellter Bericht (ohne Code) als pdf.

Pipeline

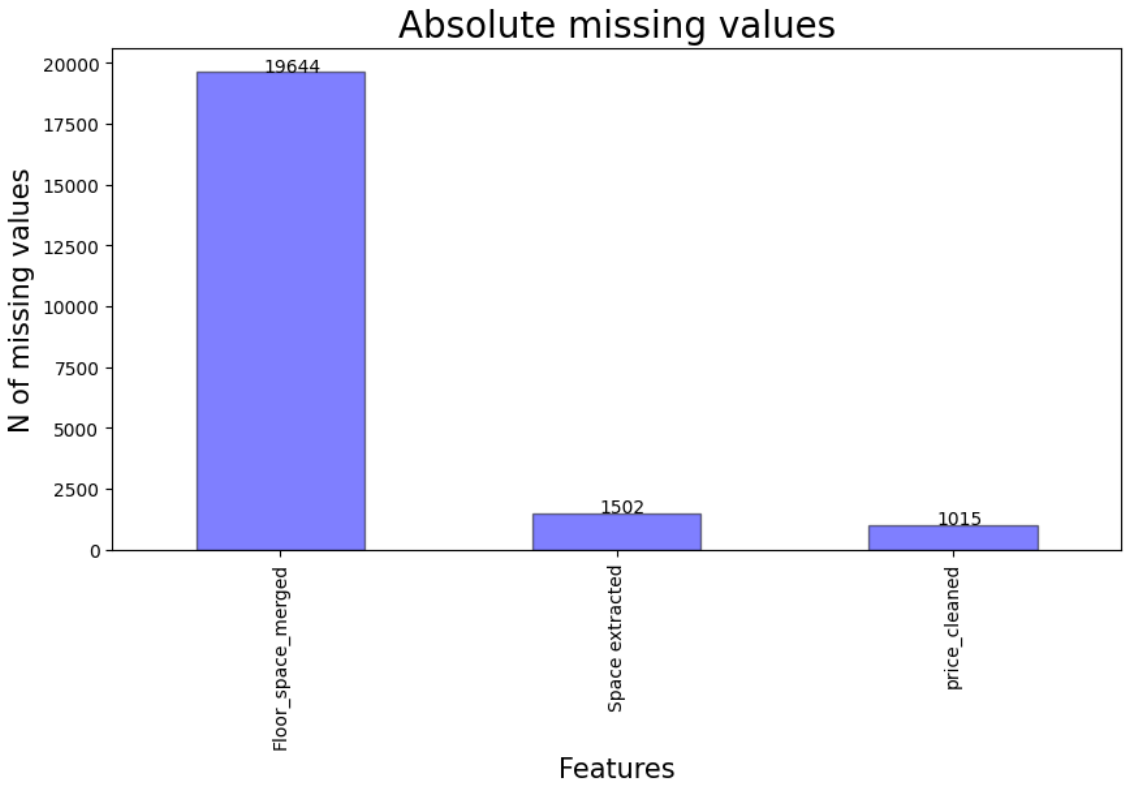
Zuerst werden die Daten eingelesen. Mehr informationen dazu sind im Jupyter Notebook vorhanden.

Daten bearbeiten

Hier in diesem Abschnitt schauen wir uns die Spalten genauer an und entscheiden daraufhin, welches Feature wir für unser simples lineares Regressions Modell verwenden wollen.



Die Fläche in Beige representiert nicht vorhandene Werte (NA's). Die schwarze Fläche representiert vorhandene Werte.

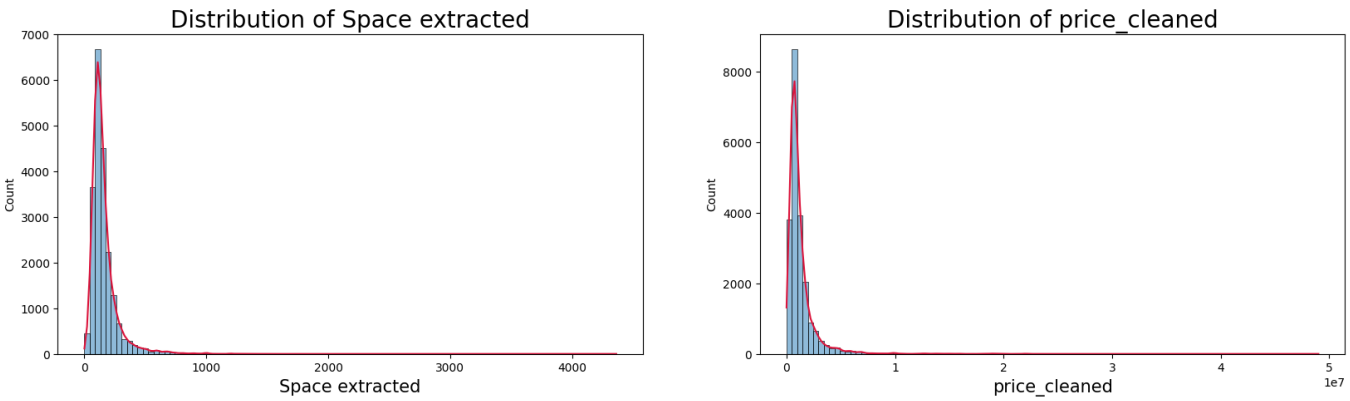


Wir entscheiden uns für das Feature space_extracted und als Target price_cleaned.
Floor_space_merged wird für das lineare Regressionsmodell nicht verwendet, da über 10000 fehlende Werte im Feature vorhanden sind. Dies erkennen wir einerseits am Barplot und andererseits an der Heatmap.

Verteilungen

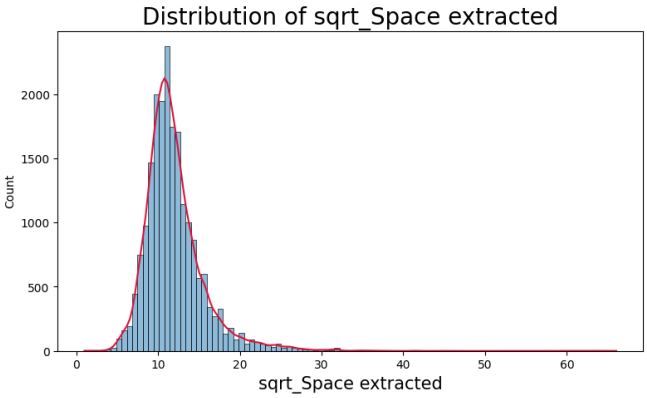
Wir plotten die Verteilung von space_extracted und price_cleaned um zu sehen, wie die Verteilung der Daten vorliegt.

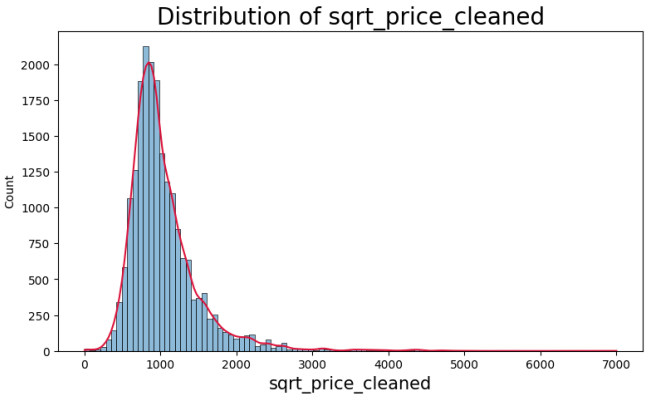
Verteilung von space_extracted & price_cleaned



Wir erkennen in beiden Verteilungsplots, dass space_extraced und price_cleaned nicht normalverteilt sind. Es sieht aus, wie eine Rechtsschiefe Verteilung. Es gibt einige Werte bei space_extraced und price_cleaned die sehr hoch sind und somit die Verteilung beeinflussen.
Mittels geeigneter Transformationen durch sqrt oder log, können wir die Verteilung der Daten verändern. Der Grund, warum wir die Transformationen durchführen, basiert auf den Bedingungen der Residuenanalyse, die im nächsten Abschnitt behandelt wird.

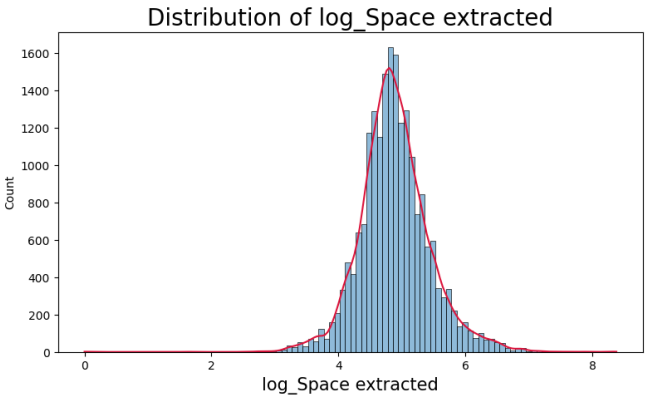
Verteilung von sqrt_space_extracted & sqrt_price_cleaned

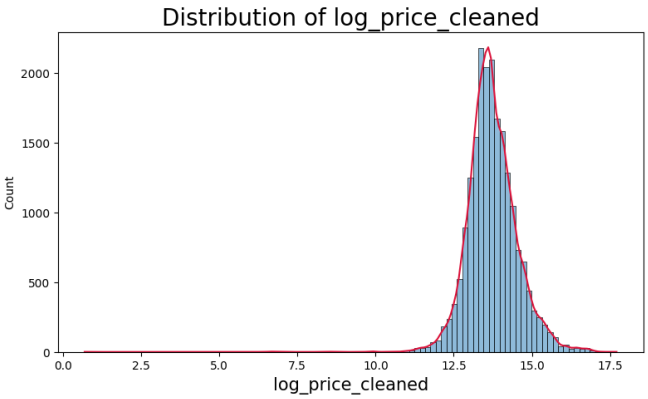




Durch die Wurzel Transformation erhalten wir für space_extracted und price_cleaned eine annähernde Normalverteilung.

Verteilung von log_space_extracted & log_price_cleaned

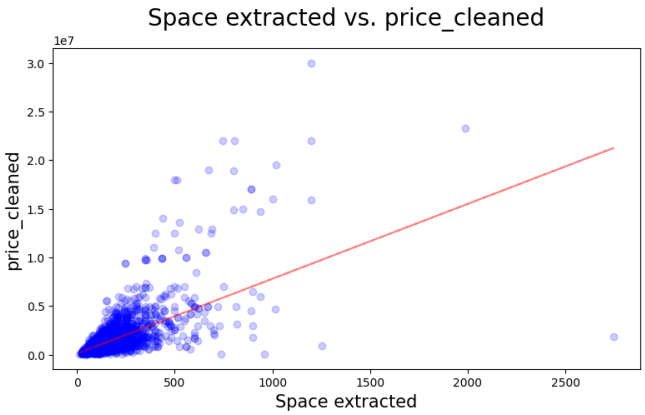


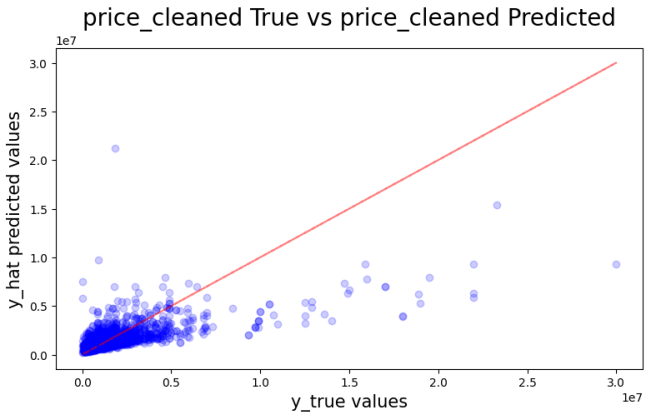


Analog zur Wurzel Transformation erhalten wir durch log Transformation eine annähernde Normalverteilung für space_extracted und price_cleaned.

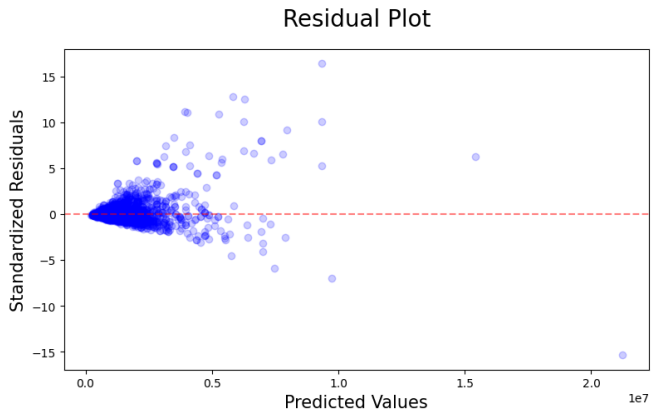
Funktion Lineare Regression mit Residuenanalyse

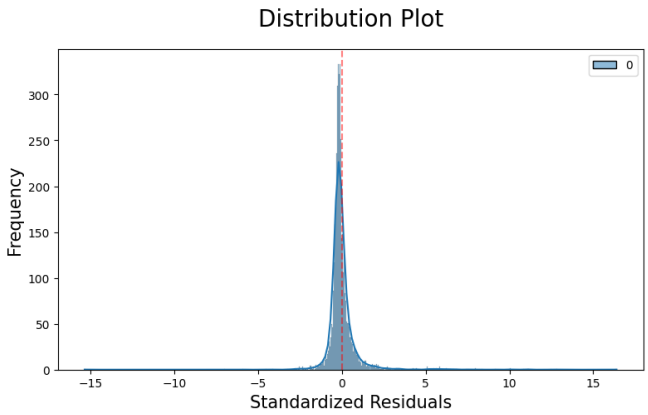
Modell 1 - Linear Regression mit space extracted & price_cleaned





MAE: 575701.379 | MAPE: 1.482 | R2: 0.449





Modell 1 - Resultate und Interpretation

Ein lineares Regressionsmodell ohne Transformation der Daten liefert uns folgende Ergebenisse:

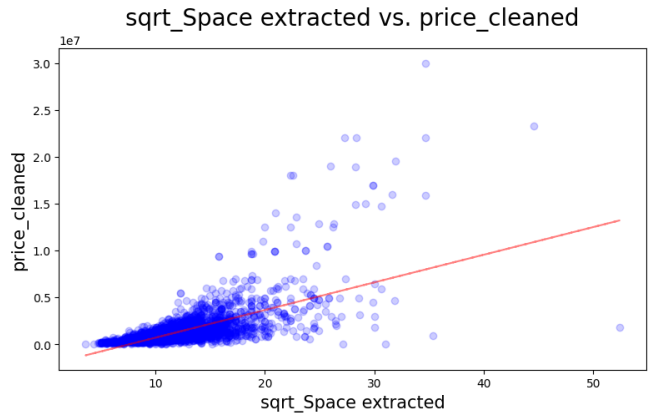
- MAE : 575701
- MAPE : 1.482
- R^2 : 0.449

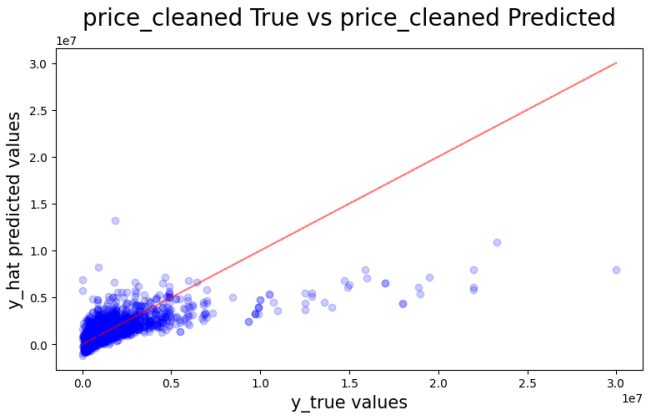
Wir erkennen im Streudiagramm, das space_extracted und price_cleaned nicht linear korrelieren. Ein Indiz dafür gibt uns auch der R^2.

Aufgrund der Residuenanalyse erkennen wir, dass die Voraussetzungen für ein lineares Regressionsmodell nicht erfüllt sind. Die Residuen sind nicht unabhängig voneinander.

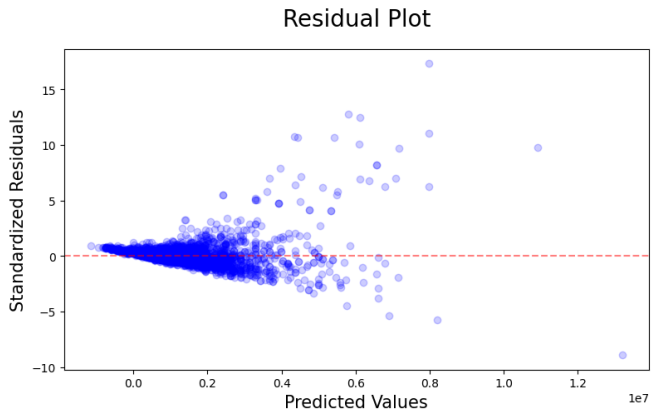
Durch Transformationen der x-Achse oder y-Achse können wir überprüfen, ob die Voraussetzungen für ein lineares Regressionsmodell erfüllt werden. Dies geschieht im nächsten Abschnitt.

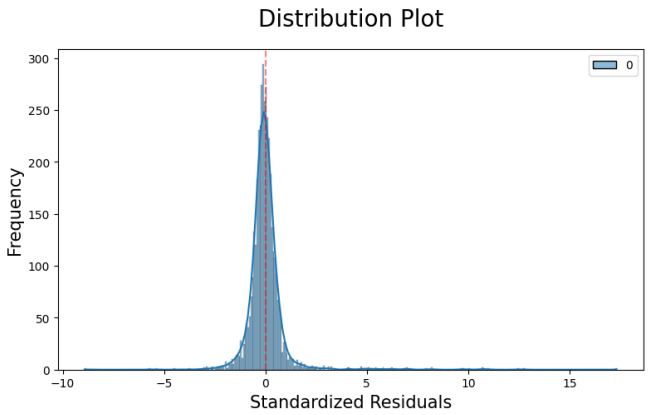
Modell 2 - Linear Regression mit sqrt_space_extracted & price_cleaned





MAE: 628071.575 | MAPE: 1.62 | R2: 0.44





Modell 2 - Resultate und Interpretation

Ein Lineares Regressionsmodell mittels sqrt Transformation von space_extracted liefert uns folgende Ergebenisse:

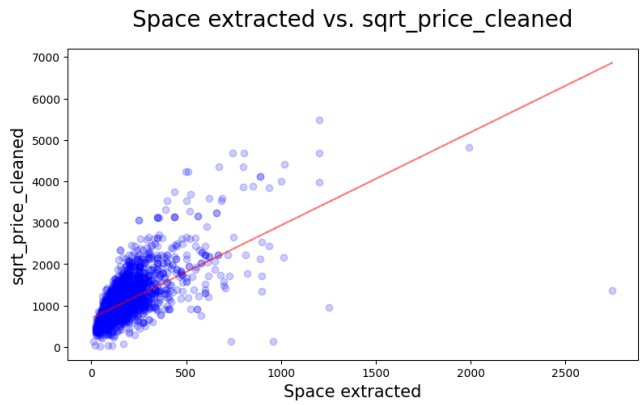
- MAE : 628072
- MAPE : 1.62
- R^2 : 0.44

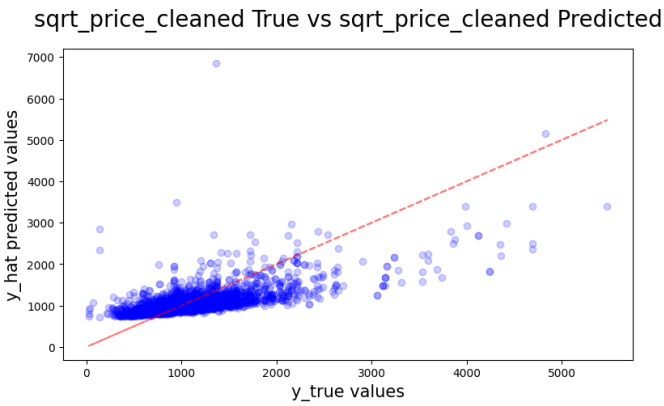
Die Transformation mittels sqrt von space_extraced ergibt kein besseres Modell verglichen zum ersten Modell.

Aufgrund der Residuenanalyse erkennen wir, dass die Voraussetzungen für ein lineares Regressionsmodell nicht erfüllt sind. Die Residuen sind nicht unabhängig voneinander, sondern folgen einem Kegelmuster.

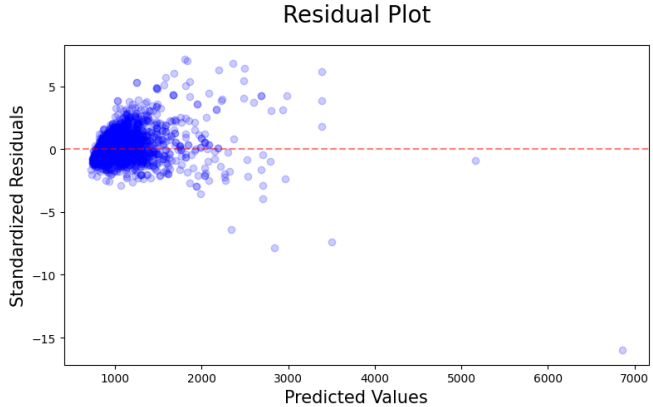
Im nächsten Abschnitt nehmen wir die Transformation von price_cleaned vor und schauen uns an, ob sich das Modell verbessert.

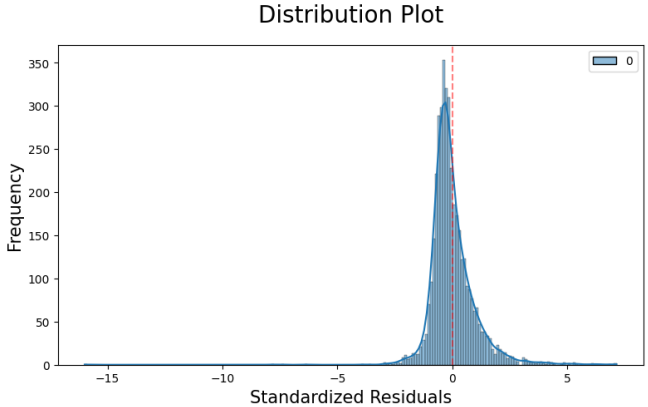
Modell 3 - Linear Regression mit pace_extracted & sqrt_price_cleaned





MAE: 574672.915 | MAPE: 1.573 | R2: 0.284





Modell 3 - Resultate und Interpretation

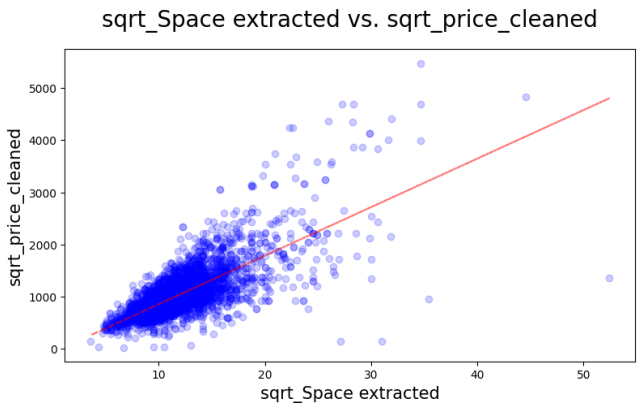
Ein Lineares Regressionsmodell mittels Transformation von price_cleaned liefert uns folgende Ergebenisse:

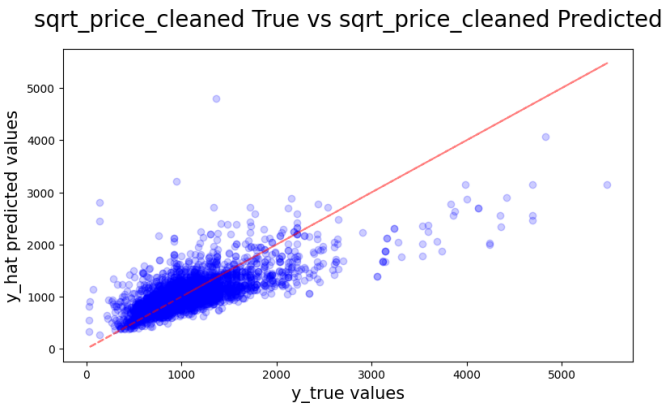
- MAE : 574673
- MAPE : 1.573
- R^2 : 0.284

Wir erkennen durch die Transformation der Targetvariabel price_cleaned, dass das Modell nicht besser sondern schlechter wird, verglichen zu den ersten beiden Modellen.

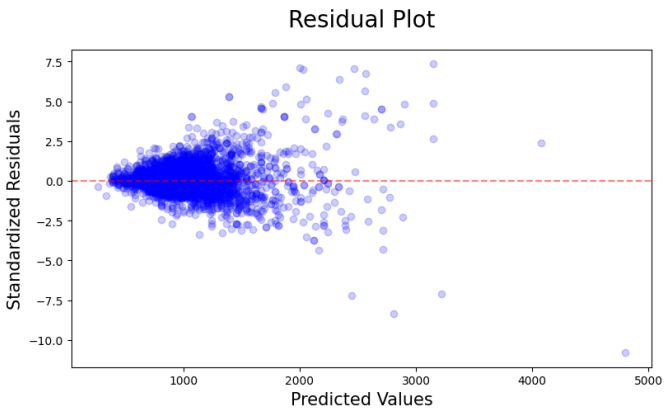
Beim Modell 4 habenw wir beide Achsen mittels sqrt transformiert, um zu sehen, ob sich das Modell verbessert und die Bedingungen der Residuenanalyse erfüllt sind.

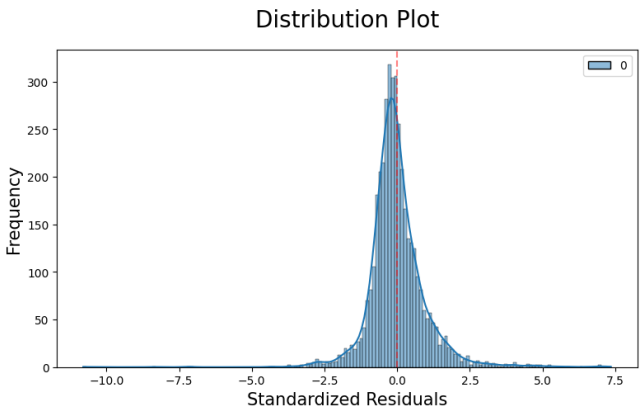
Modell 4 - Lineare Regression mit sqrt_space_extracted & sqrt_price_cleaned





MAE: 538525.518 | MAPE: 1.217 | R2: 0.455





Modell 4 - Resultate und Interpretation

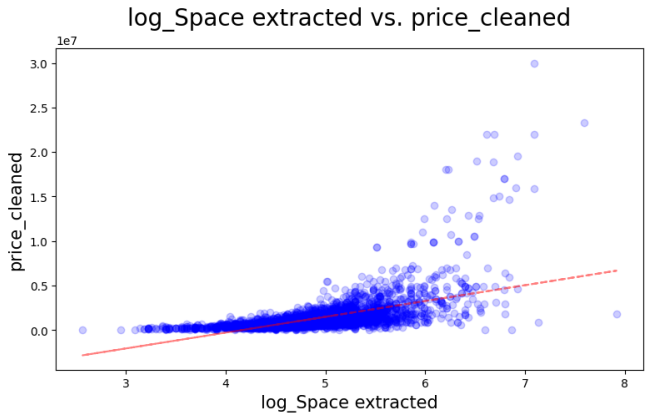
Ein Lineares Regressionsmodell mittels Wurzeltransformation von space_extraced und price_cleaned liefert uns folgende Ergebnisse:

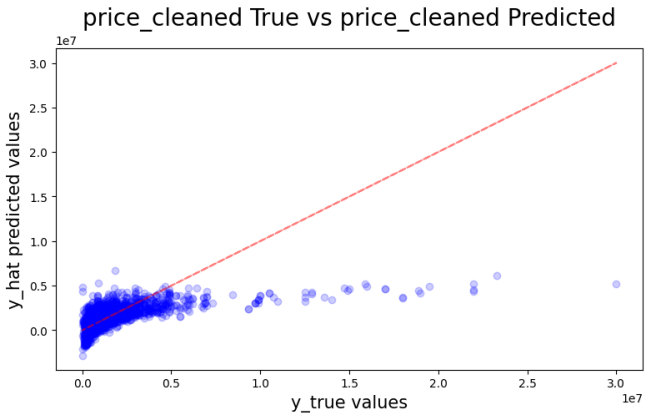
- MAE : 538526
- MAPE : 1.217
- R^2 : 0.455

Durch die Wurzeltransformation beider Achsen verbessert sich das Modell. Dies erkennen wir am MAPE und am R^2.
Der MAPE ist tiefer und der R^2 höher.

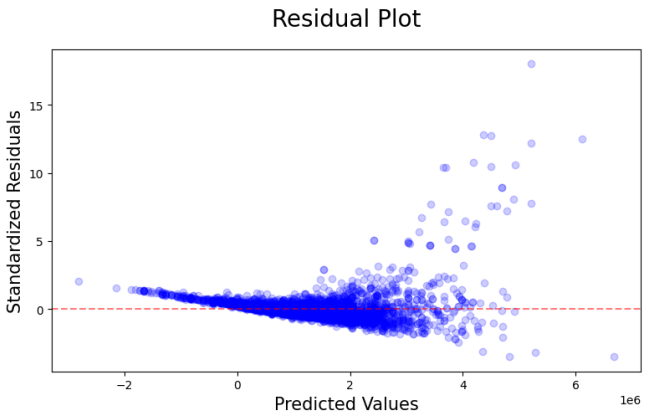
Aufgrund der Residuenanalyse erkennen wir, dass die Voraussetzungen für ein lineares Regressionsmodell nicht ganz erfüllt sind. Die Residuen sind annähernd unabhängig, folgen jedoch leicht einem Kegelmuster. Dafür haben die Residuen einen Erwartungswert von 0 und sind Normalverteilt.

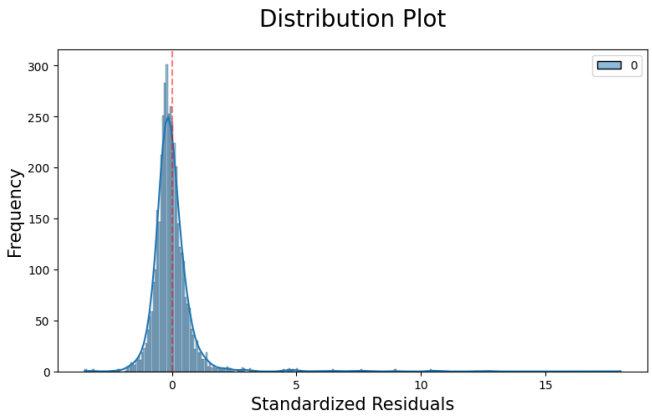
Modell 5 - Lineare Regression mit log_space_extracted & price_cleaned





MAE: 690371.17 | MAPE: 2.237 | R2: 0.345





Modell 5 - Resultate und Interpretation

Ein Lineares Regressionsmodell mittels Log Transformation von space_extraced liefert uns folgende Ergebenisse:

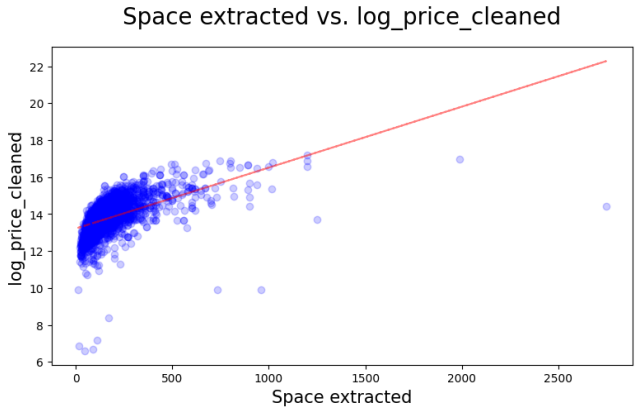
- MAE : 690371
- MAPE : 2.237
- R^2 : 0.345

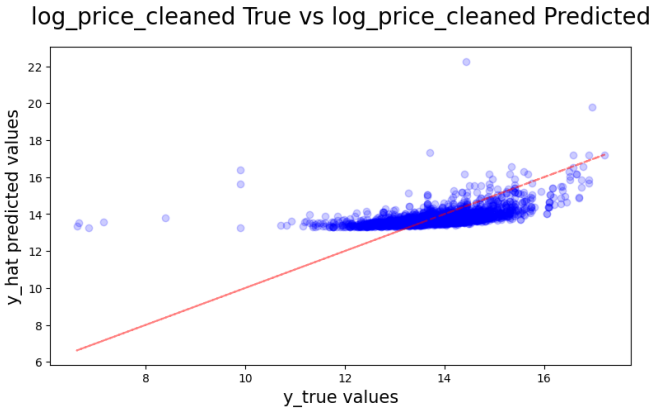
Durch die Logarithmische Transformation von space_extraced wird das Modell verglichen zur sqrt Transformation beider Achsen schlechter. Dies ist deutlich am MAPE erkennbar, da dieser nun deutlich höher ist und der R^2 tiefer wurde.

Aufgrund der Residuenanalyse erkennen wir, dass die Annahmen des linearen Regressionsmodells nicht erfüllt werden. Die Residuen sind nicht unabhängig voneinander. Der Erwartungswert und die Verteilung der Residuen sind dafür in Ordnung.

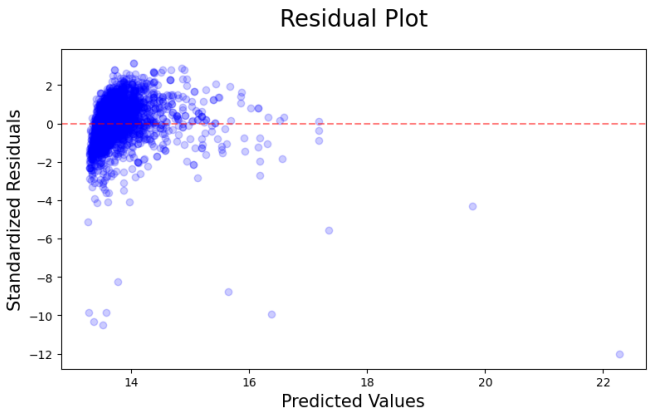
Vollständigkeitshalber transformieren wir im nächsten Abschnitt nur die Targetvariabel price_cleaned mittels log Transformation.

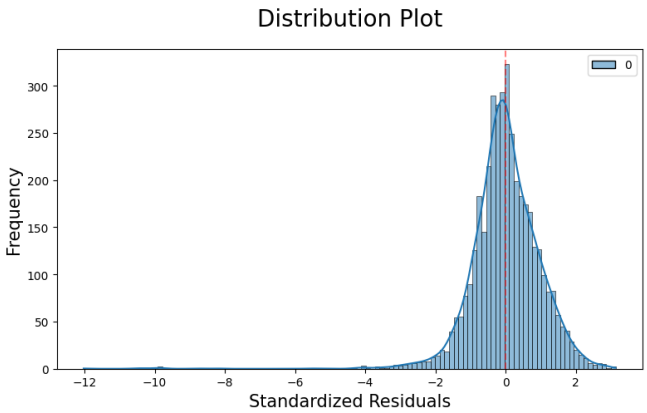
Modell 6 - Lineare Regression mit space_extracted & log_price_cleaned





MAE: 1840814.963 | MAPE: 2.208 | R2: -1932.527





Modell 6 - Resultate und Interpretation

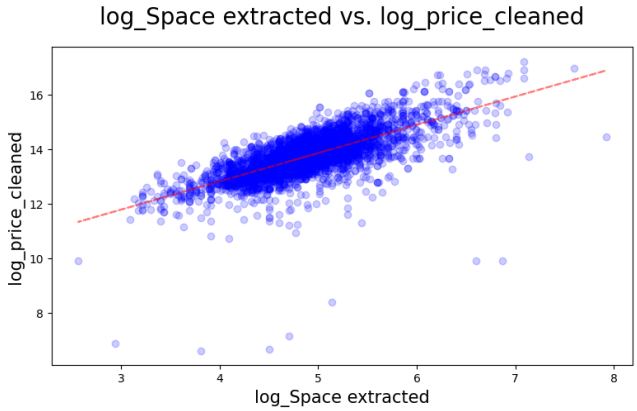
Ein Lineares Regressionsmodell mittels Log Transformation von price_cleaned liefert uns folgende Ergebenisse:

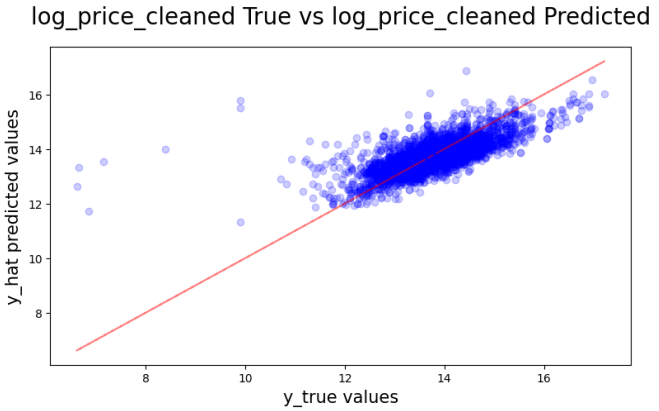
- MAE : 1840815
- MAPE : 2.208
- R^2 : -1933

Durch die logarithmische Transformation von price_cleaned wurde das Modell noch schlechter. Analog wie bei der Wurzeltransformation von price_cleaned. Dieses Modell ist somit nicht geeignet, da der R^2 Score einen negativen Wert hat und somit das Lineare Modell nicht sinnvoll ist.

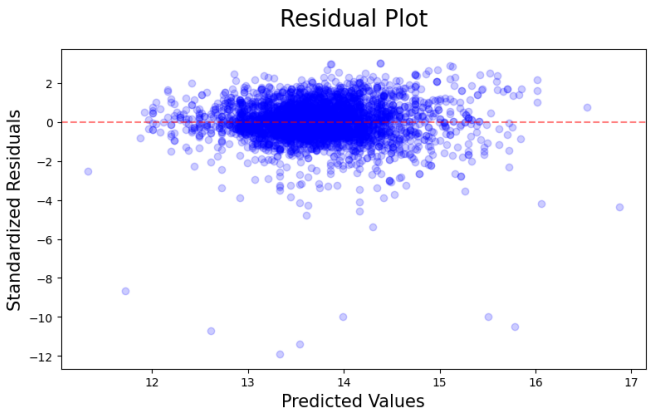
Im nächsten Abschnitt befassen wir uns mit der logarithmischen Transformation beider Achsen, sprich von space_extraced und price_cleaned und schauen uns an, ob sich das Modell verbessert. Aufgrund der sqrt Transformation gehen wir davon aus, dass sich das Modell verbessern muss.

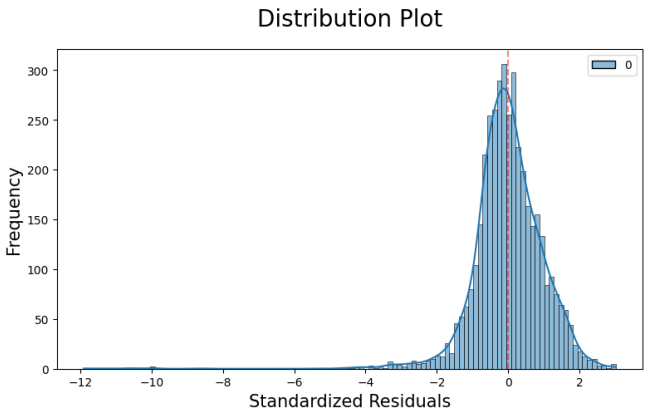
Modell 7 - Lineare Regression mit log_space_extracted & log_price_cleaned





MAE: 530291.208 | MAPE: 1.135 | R2: 0.431





Modell 7 - Resultate und Interpretation

Ein Lineares Regressionsmodell mittels Log Transformation von space_extraced und price_cleaned liefert uns folgende Ergebenisse:

- MAE : 530291
- MAPE : 1.135
- R^2 : 0.431

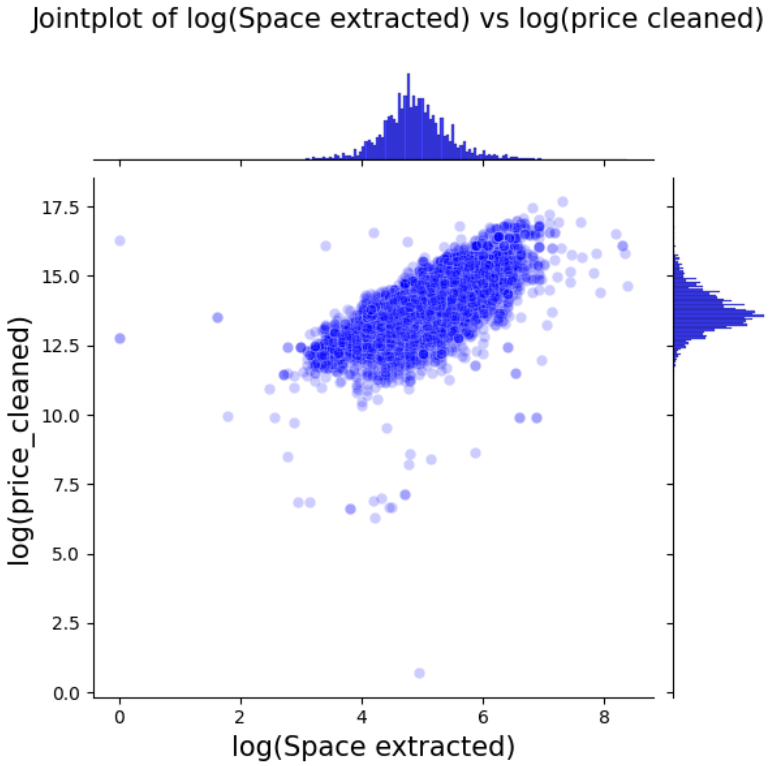
Wie erwartet hat sich das Modell durch die Transformationen von beiden Achsen deutlich verbessert. Wir erkennen, das der MAPE tiefer ist als ohne Transformation. Auch erkennen wir im Streudiagramm einige Ausreisser, die wahrscheinlich den MAPE grösstenteils beeinflussen. Die Residuen sind unabhängig und folgen einer Normalverteilung und haben einen Erwartungswert von 0.

Verglichen zur Wurzeltransformation ist es hier deutlich erkennbar, dass die Residuen unabhängiger voneinander sind und somit die Voraussetzungen des linearen Regressionsmodells besser erfüllen.

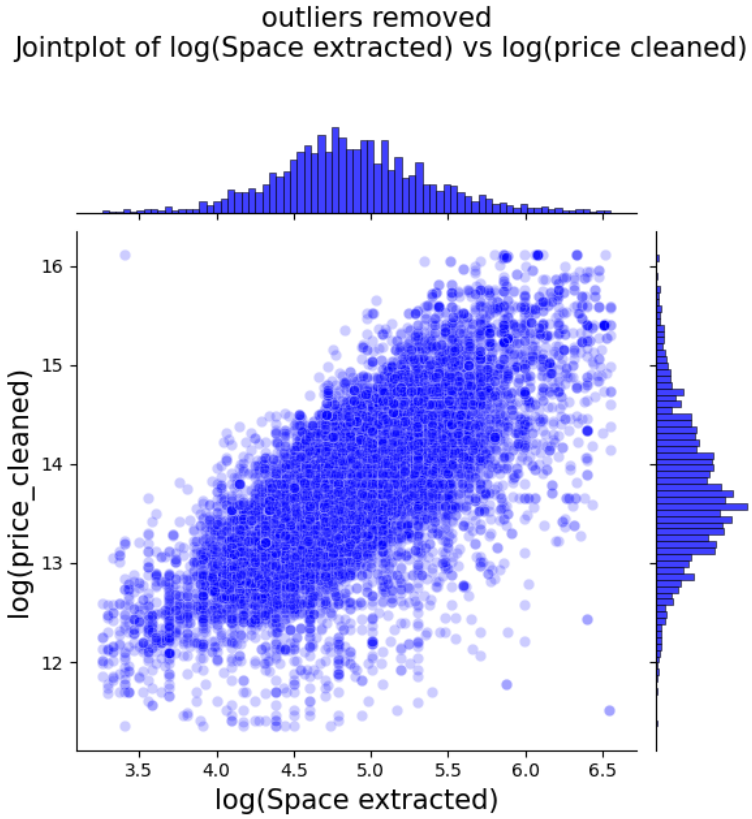
Aus diesem Grund werden wir uns weiter mit dem Modell 7 befassen und versuchen, dieses Modell weiter zu optimieren bzw. die Metriken zu verbessern.

Ausreisser entfernen

Damit wir den MAPE weiter senken können, entfernen wir nun die Ausreisser, die wir im Streudiagramm erkennen konnten. Bei der Logarithmischen Transformation entfernen wir die Datenpunkte mit grösser oder kleiner 3 Sigma.

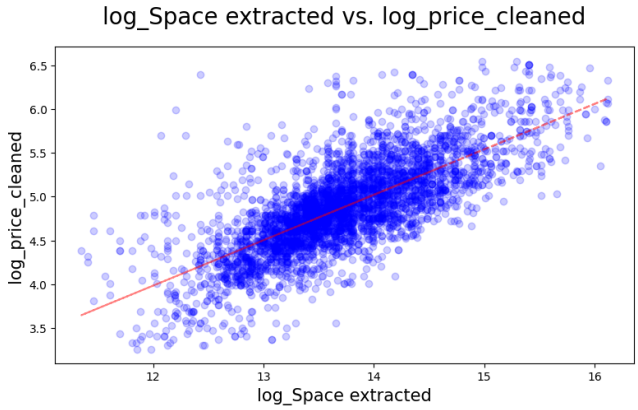


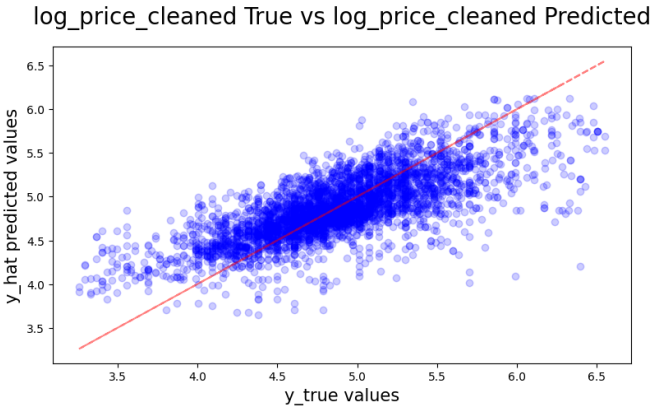
In the jointplot we can see that our data indeed has some outliers



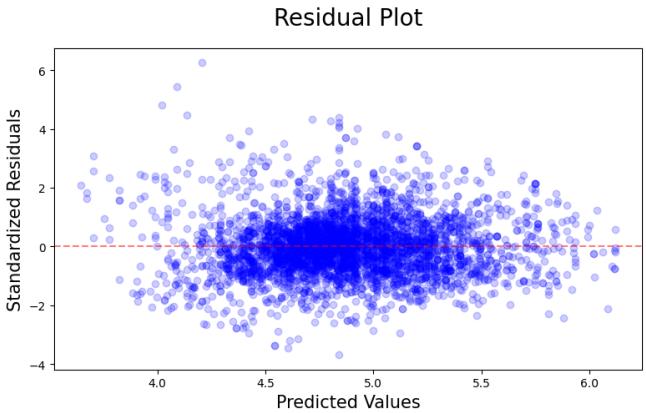
Jointplot after removing outliers

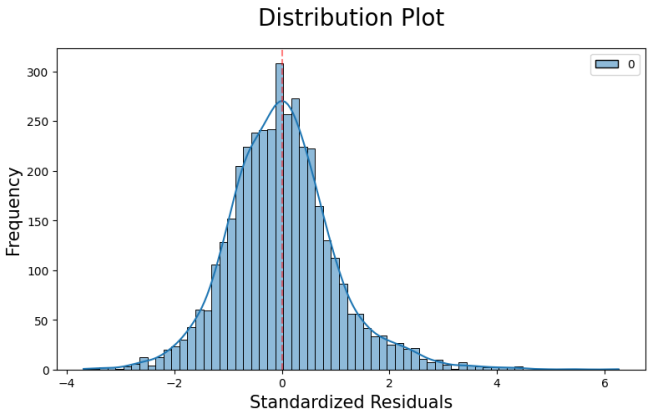
Modell 7.1 - Lineare Regression mit log_space_extracted & log_price_cleaned ohne Ausreisser





MAE: 39.981 | MAPE: 0.266 | R2: 0.464





Modell 7.1 - Resultate und Interpretation

Ein Lineares Regressionsmodell mittels Log Transformation von space_extraced und price_cleaned sowie das entfernen der Ausreisser liefert uns folgende Ergebenisse:

- MAE : 39.981
- MAPE : 0.266
- R^2 : 0.464

Durch das entfernen der Ausreisser konnten wir unsere Metriken deutlich verbessern. Der MAPE sowie MAE wurden deutlich kleiner. Der R^2 ist liecht angestiegen, blieb jedoch unter 0.5.

Auch erkennen wir, dass die Residuen unabhängig sind und einer Normalverteilung folgen. Der Erwartungswert ist 0.
