Projekt – Język R

Sławomir Karwowski

Studia podyplomowe – Data Scientist

Analiza, transformacja oraz zaprojektowanie modelu regresji liniowej przewidującego ceny domów w USA

Spis treści

1.	Wst	tęp	3
2.	Ana	aliza i zrozumienie danych	3
	2.1.	Badanie korelacji oraz wizualizacja danych w celu lepszego zrozumienia zbioru danych	5
3.	Prze	ekształcenia danych	12
4.	Mod	del regresji liniowej	15
5	\//ni	nioski	17

1. Wstęp

Projekt Analiza, transformacja oraz zaprojektowanie modelu regresji liniowej przewidującego ceny domów w USA został wykonany przy użyciu Języka R, w środowisku R Studio.

Celem projektu było wykonanie modelu regresji liniowej w celu predykcji cen domów/mieszkań w USA. Zadanie zostało wykonane na zbiorze HousePrices dostępnego na stronie www.kaggle.com.

2. Analiza i zrozumienie danych

Zbiór, na którym wykonywany jest projekt to zbiór zawierający obserwacje – transakcji sprzedaży domów w USA. Zbiór treningowy zawiera 1460 obserwacji oraz 81 zmiennych. Zmienna SalePrice to zmienna, którą będziemy przewidywać. Reszta zmiennych to zmienne opisujące położenie, stan, cechy domu lub cechy transakcji.

Po wczytaniu danych została przeanalizowana statystyka każdej kolumny:

> summary(train_c Id Min. : 1.0 1st Qu.: 365.8 Median : 730.5 Mean : 730.5 3rd Qu.:1095.2 Max. :1460.0	MSSubClass MSZ Min. : 20.0 Lengt 1st Qu.: 20.0 Class	th:1460 Mir s:character 1st :character Med Med	E Qu.: 59.00 19 dian : 69.00 Me an : 70.05 Me d Qu.: 80.00 3r k. :313.00 Ma	LotArea in. : 1300 st Qu.: 7554 ddian : 9478 ean : 10517 d Qu.: 11602 ax. :215245	Street Length:1460 Class :character Mode :character	Alley Length:1460 Class :characte Mode :characte		
LandContour Length:1460	Utilities Length:1460	LotConfig Length:1460	LandSlope Length:1460	Neighborh Length:14				
Class :character	class :character	class :character	class :charact	er Class:ch	aracter Class:	character Class	:character Class:	character
Mode :character	Mode :character	Mode :character	Mode :charact	er Mode :ch	aracter Mode :	character Mode	:character Mode :	character
HouseStyle Length:1460 Class :character Mode :character	Min. : 1.000 Mi 1st Qu.: 5.000 1s Median : 6.000 Me Mean : 6.099 Me 3rd Qu.: 7.000 3r	in. :1.000 Mir st Qu.:5.000 1st edian :5.000 Med ean :5.575 Med	n. :1872 Min. t Qu.:1954 1st dian :1973 Medi an :1971 Mear d Qu.:2000 3rd	:1950 Len Qu.:1967 Cla ian:1994 Mod n:1985 Qu.:2004	ss:character C	ength:1460 lass :character	Exterior1st Length:1460 Class :character Mode :character	
Exterior2nd Length:1460 Class :character Mode :character	Class :character Mode :character	MasVnrArea Min. : 0.0 1st Qu.: 0.0 Median : 0.0 Mean : 103.7 3rd Qu.: 166.0 Max. :1600.0 NA's :8	ExterQual Length:1460 Class :character Mode :character			50 Length:1 aracter Class:c	460 Length:14 haracter Class:ch	60 aracter
BsmtExposure Length:1460 Class :character Mode :character	Class :character Mode :character	BsmtFinSF1 Min. : 0.0 1st Qu.: 0.0 Median : 383.5 Mean : 443.6 3rd Qu.: 712.2 Max. :5644.0	BsmtFinType2 Length:1460 Class :character Mode :character	1st Qu.: Median : Mean : 4	0.00 Min. : 0.00 1st Qu.: 2 0.00 Median : 4 6.55 Mean : 5 0.00 3rd Qu.: 8	0.0 Min. : 23.0 1st Qu.: 79 77.5 Median : 99 57.2 Mean :105	0.0 Length:1460 5.8 Class:charact 1.5 Mode:charact 7.4 8.2	
HeatingQC Length:1460 Class :character Mode :character	class :character	Electrical Length:1460 Class :character Mode :character	1stFlrSF Min. : 334 1st Qu.: 882 Median :1087 Mean :1163 3rd Qu.:1391 Max. :4692	2ndFlrSF Min. : 0 1st Qu.: 0 Median : 0 Mean : 347 3rd Qu.: 728 Max. :2065	LowQualFinSF Min. : 0.000 1st Qu.: 0.000 Median : 0.000 Mean : 5.845 3rd Qu.: 0.000 Max. :572.000	1st Qu.:1130 Median :1464 Mean :1515 3rd Qu.:1777	BsmtFullBath Min. :0.0000 1st Qu.:0.0000 Median :0.0000 Mean :0.4253 3rd Qu.:1.0000 Max. :3.0000	

BsmtHalfBath Min. :0.00000 1st Qu.:0.00000 Median :0.00000 Mean :0.05753 3rd Qu.:0.00000 Max. :2.00000	Min. :0.000 Min. 1st Qu.:1.000 1st Median :2.000 Med Mean :1.565 Mea	Qu.:0.0000 I lian:0.0000 M n:0.3829 M Qu.:1.0000	Min. :0.000 Mi 1st Qu.:2.000 1s Median :3.000 Me Mean :2.866 Me 3rd Qu.:3.000 3r	in. :0.000 Len st Qu.:1.000 Cla	ss :character e :character	Min. : 2.000 Leng 1st Qu.: 5.000 Clas	ctional Fireplaces th:1460 Min. :0.00 s :character
FireplaceQu Length:1460 Class :character Mode :character	GarageType Length:1460 Class :character Mode :character	GarageYrBlt Min. :1900 1st Qu.:1961 Median :1980 Mean :1979 3rd Qu.:2002 Max. :2010 NA's :81	GarageFinish Length:1460 Class :character Mode :character		GarageArea Min. : 0.0 1st Qu.: 334.5 Median : 480.0 Mean : 473.0 3rd Qu.: 576.0 Max. :1418.0	Class:character Mode:character	GarageCond Length:1460 Class :character Mode :character
PavedDrive Length:1460 Class :character Mode :character	Min. : 0.00 M 1st Qu.: 0.00 1: Median : 0.00 M Mean : 94.24 M 3rd Qu.:168.00 3	OpenPorchSF in. : 0.00 st Qu.: 0.00 ledian : 25.00 lean : 46.66 rd Qu.: 68.00 lax. :547.00	EnclosedPorch Min. : 0.00 1st Qu.: 0.00 Median : 0.00 Mean : 21.95 3rd Qu.: 0.00 Max. :552.00	35snPorch Min. : 0.00 1st Qu.: 0.00 Median : 0.00 Mean : 3.41 3rd Qu.: 0.00 Max. :508.00	ScreenPorch Min. : 0.00 1st Qu.: 0.00 Median : 0.00 Mean : 15.06 3rd Qu.: 0.00 Max. :480.00	1st Qu.: 0.000 C	PoolQC ength:1460 lass :character ode :character
Fence Length:1460 Class :character Mode :character	MiscFeature Length:1460 Class :character Mode :character	1st Qu.: 0. Median: 0. Mean: 43.	Mosold .00 Min. : 1.0 .00 Ist Qu.: 5.0 .00 Median : 6.0 .49 Mean : 6.3 .00 3rd Qu.: 8.0 .00 Max. :12.0	000 1st Qu.:2007 000 Median :2008 322 Mean :2008 000 3rd Qu.:2009	Class :charac Mode :charac		

Wstępne obserwacje niektórych zmiennych:

- **ID** Zmienna porządkowa zbędna przy dalszej analizie
- MSZoning typ okolicy (zmienna kategoryczna) przypuszczenie o wpływie okolicy na cenę – ewentualna zamiana na zmienną numeryczną w celu użycia przy regresji liniowej
- **LotFrontage** powierzchnia ulicy sąsiadująca z posiadłością dużo NA (brak granicy); zmienna nieprzydatna przy dalszej analizie
- LotArea powierzchnia działki (sprawdzenie wpływu na cenę)
- **Street** rodzaj ulicy zmienna kategoryczna
- Alley typ chodnika (raczej brak wpływu na cenę)
- **Neighborhood** okolica (dzielnica) przypuszczalny wpływ na cenę zamiana kategorycznych wartości na numeryczne
- OverallQual typ wykończenia i materiały sprawdzenie wpływu na cenę
- OverallCond stan budynku sprawdzenie wpływu na cenę i korelacji ze zmienną
 OverallOual
- **YearBuilt** rok budowy (zamiana na wiek mieszkania w latach)
- **YearRemod** rok przebudowy (sprawdzenie korelacji z YearBuilt)
- **TotalBsmtSF** całkowita powierzchnia piwnicy (zbadanie wpływu na cenę oraz korelacji z innymi zmiennymi opisującymi wielkość domu)
- **GrLivArea** powierzchnia mieszkania/domu ponad powierzchnię terenu (zbadanie wpływu na cenę potencjalnie silna korelacja)
- TotRmsAbvGrd liczba pokoi (sprawdzenie zależności z wielkością mieszkania)
- **Fireplaces** kominki (liczba) sprawdzenie wpływu na cenę
- **GarageCars** liczba miejsc samochodowych w garażu sprawdzenie wpływu na cenę oraz zależności z innymi zmiennymi opisującymi garaż
- **SalePrices** zmienna wyjściowa cena domu/mieszkania zmienna, którą będziemy przewidywać używając model regresji liniowej

• Zmienne kategoryczne, które po wstępnej analizie odrzuciłem z modelu takie jak: HouseStyle, RoofMaterial, BsmtCond, BsmtFinType1, BsmtFinType2, Heating, Electrical, KitchenQual itp.

Badając zmienne pod kątem użycia ich w modelu regresji liniowej zostały przyjęte założenia:

- Musi być liniowa zależność pomiędzy zmiennymi wejściowymi i wyjściową
- Rozkład błędów powinien być zbliżony do normalnego
- Brak autokorelacji błędów
- Zmienne wejściowe nie powinny być ze sobą silnie skorelowane

2.1. Badanie korelacji oraz wizualizacja danych w celu lepszego zrozumienia zbioru danych

• Na wstępie zostają sprawdzone liczności grup zmiennych kategorycznych. Na przykład zmienna charakteryzująca okolicę rozkłada się w grupach w następujący sposób:

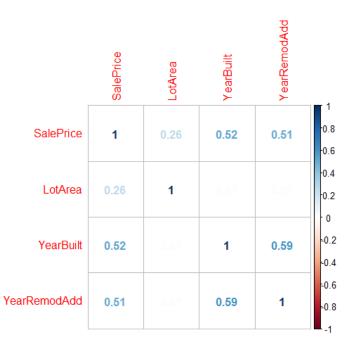
```
C (all) FV RH RL RM
10 65 16 1151 218
```

• Sprawdzenie korelacji między wielkością parceli, a ceną sprzedaży:

```
> #check correlation between LotArea and SalePrice
> cor(log(t$LotArea), t$SalePrice)
[1] 0.3885203
> #check correlation between LotArea and SalePrice
> cor(t$LotArea, t$SalePrice)
[1] 0.2638434
```

Z wartością zlogarytmowaną zauważamy większą korelację.

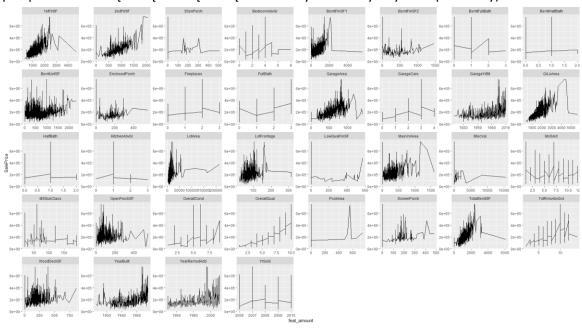
• Sprawdzenie korelacji pomiędzy zmiennymi opisującym wiek domu oraz czas remontu:



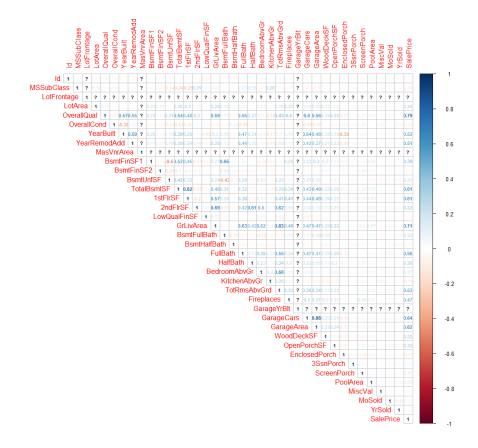
Zauważalna znacząca korelacja między rokiem budowy, a rokiem przebudowy (remontu).

Po podzieleniu zbioru danych na dwa zbiory – jeden zawierający zmienne numeryczne, a drugi kategoryczne zostały sprawdzone kolejne korelacje.

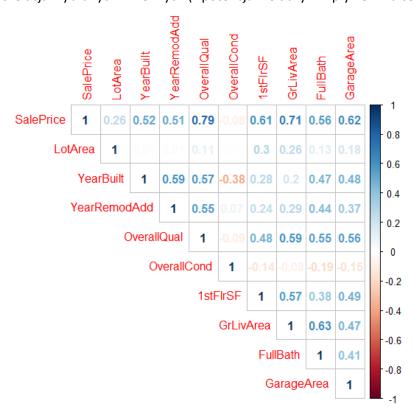
• Sprawdzenie zależności na wykresach oraz korelacji wszystkich zmiennych numerycznych (wykresy okazały się mało wyraźne ze względu na dużą liczbę zmiennych – w związku z czym przeprowadziłem tą samą analizę dzieląc zbiór danych numerycznych na podzbiory).



Zauważalne jest, które zmienne (pomimo wartości numerycznych) są kategoryczne.

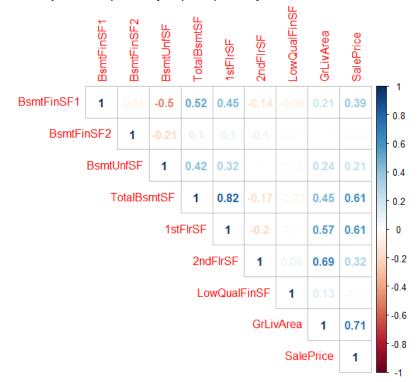


• Korelacja wybranych zmiennych (z potencjalnie dużym wpływem na cenę domu).



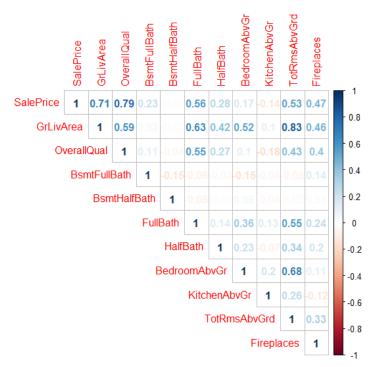
Zauważalna silna korelacja ze zmienna wyjściową takich zmiennych jak: GrLivArea czy OverallQual.

Korelacja zmiennych związanych z piwnicą domu.



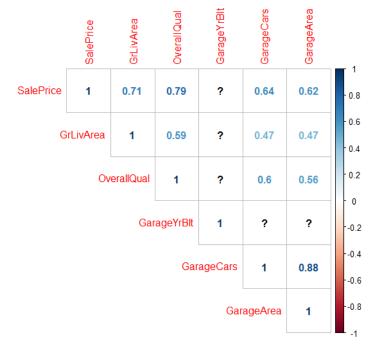
Zauważalna korelacja między zmienną TotalBsmtSF a ceną domu (przy okazji nie ma silnej korelacji z inną istotną zmienną GrLivArea).

• Korelacja zmiennych związanych z łazienkami i kominkami.



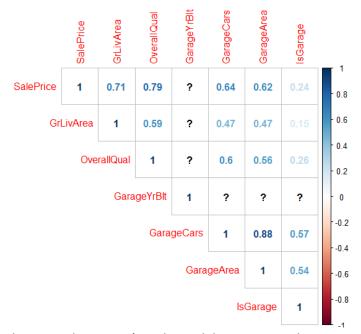
Zauważalna silna korelacja między ilością pokojów, a wielkością mieszkania. Zmienna określająca liczbę kominków jest skorelowana z ceną – może być wartościową zmienną przy predykcji ceny, gdyż nie koniecznie musi zależeć od wielkości mieszkania, a może świadczyć o jego standardzie.

Korelacje zmiennych charakteryzujących garaże w domu.



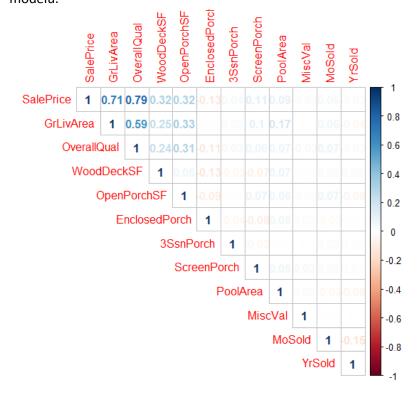
Silna korelacja między wielkością garażu i liczbą miejsc samochodowych – zależność intuicyjna (w związku z tym jedna z tych zmiennych zostanie wzięta pod uwagę do modelu).

 Sprawdzenie czy zmienna mówiąca, czy w domu jest garaż może być lepszą zmienną do modelu. W tym celu została stworzona zmienna IsGarage przyjmująca wartość 1 , gdy w domu jest garaż oraz wartość 0, gdy tego garażu nie ma.

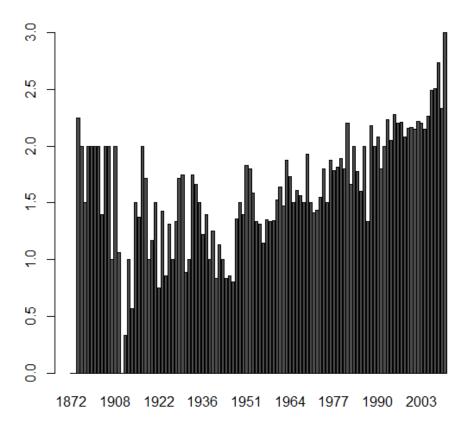


Jako wniosek z tej części – do modelu zostanie wykorzystana zmienna GarageCars mówiąca na ile samochodów jest garaż.

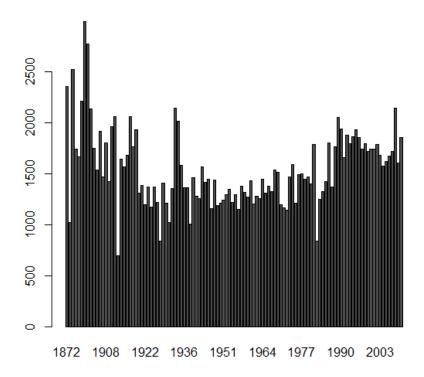
• Sprawdzenie korelacji innych (mniej znaczących zmiennych) oraz wpływu na te wybrane do modelu.



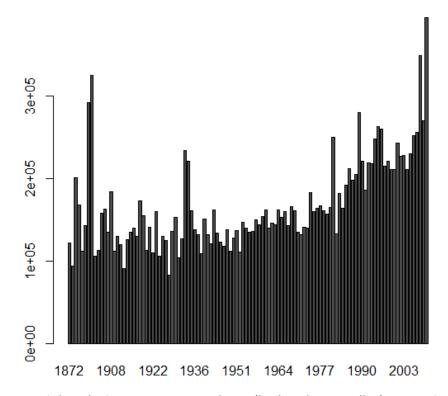
 Sprawdzenie zależności pomiędzy wybranymi zmiennymi, a ceną mieszkania/domu na wykresie słupkowym.



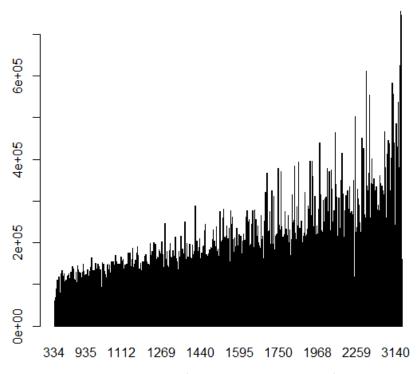
Nieznacznie więcej miejsc parkingowych jest w nowszych domach.



Brak widocznego wpływu wielkości mieszkania powyżej powierzchnią terenu, a rokiem wybudowania.

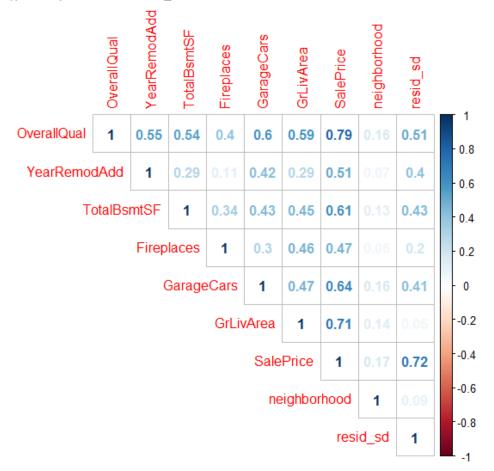


Zauważalnie droższe są nowe mieszkania (brak wpływu wielkości co może być mylące).



Widoczna mocna korelacja mówiąca o wpływie wielkości mieszkania na cenę sprzedaży.

- Ze zmiennych kategorycznych wybrano zmienną Neighborhood, która mów o okolicy (dzielnicy) w jakiej został sprzedany dom. W tym celu zamieniono wartości kategoryczne na wartości numeryczne porządkowe w celu użycia zmiennej w modelu regresji liniowej.
- Sprawdzono wpływ wybranych zmiennych na zmienną wyjściową przy jednoczesnym wykluczeniu wpływu potencjalnie najsilniej skorelowanej zmiennej GrLivArea – korelacja zmiennych z resztami z modelu regresji liniowej zmiennej GrLivArea oraz zmiennej wyjściowej SalePrice – resid sd.



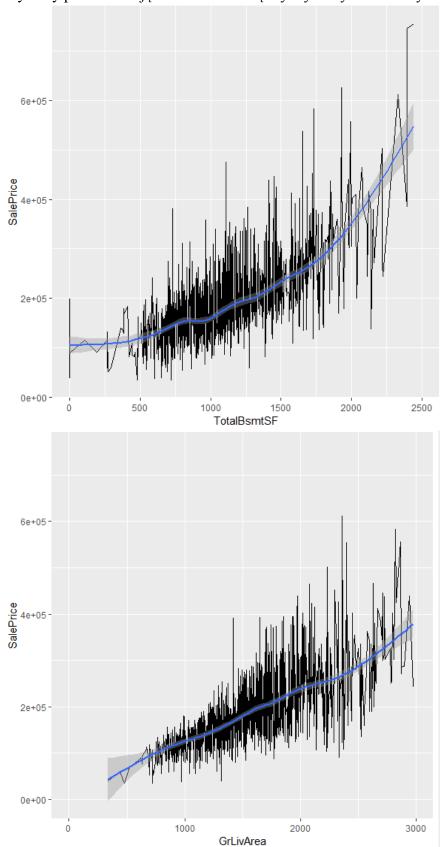
Zarówno zmienna Fireplaces jak i zmienna Neighborhood nie wykazuje dużej zależności, natomiast możliwe że jest to związane z mocnym wpływem, którejś ze zmiennych.

3. Przekształcenia danych

Ostatecznie do modelu oraz dalszych przekształceń zostały użyte zmienne:

- **OverallQual** jakość domu (użyte materiały itd.).
- YearRemodAdd przebudowa remont domu.
- **TotalBsmtSF** powierzchnia piwnicy.
- **Fireplaces** liczba kominków.
- GarageCars liczba miejsc parkingowych.
- **GrLivArea** powierzchnia domu powyżej powierzchni terenu.
- SalePrice zmienna wyjściowa.

Wykresy przedstawiające zależności między wybranymi zmiennymi a zmienną wyjściową.



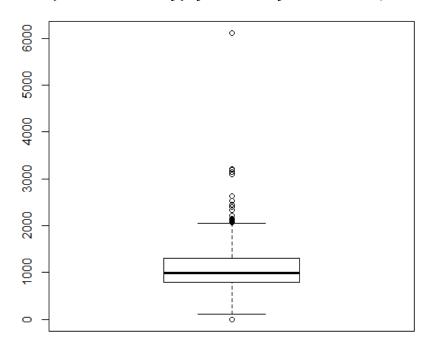
Na etapie przekształcania i transformacji zmiennych zostały wykonane następujące kroki.

 Zmiana wartości daty ostatniego remontu na liczbę lat od ostatniego remontu. Po przekształceniu statystyka zmiennej YearRemodAdd prezentuje się następująco: Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.

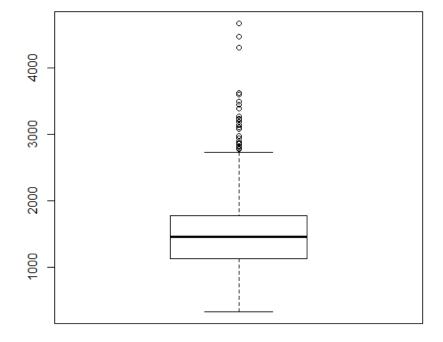
```
9.00 15.00 25.00 34.13 52.00 69.00
```

Zauważam, że najwięcej wartości jest z roku 1950 co może świadczyć, że zawarte są tam wszystkie transakcje również z lat wcześniejszych.

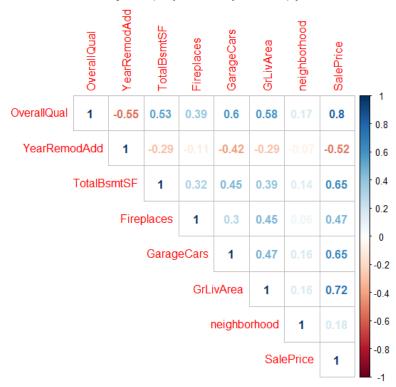
• Usunięcie wartości odstającej ze zmiennej TotalBsmtSF (wartość powyżej 5000).



• Usunięcie wartości odstających ze zmiennej GrLivArea (wartości powyżej 4000).



- Dodanie kolumny mówiącej o cenie za 1 stopę kwadratową domu usunięcie pozycji, dla których cena jednostkowa jest niższa niż 60 i jakość wykonania (OverallQual) jest wyższa niż 8. Te wartości zostały uznane jako anomalie i mogą niekorzystnie wpływać na wyniki predykcji.
- Ostateczna korelacja między zmiennymi wziętymi do modelu



4. Model regresji liniowej

Na wstępie zbiór treningowy został podzielony w stosunku 0,85 i 0,15. Mniejszy podzbiór zostanie użyty do przetestowania modelu oraz ewentualnej optymalizacji przed sprawdzeniem modelu na danych testowych.

Model regresji liniowej prezentuje się następująco:

```
lm(formula = SalePrice ~ OverallQual + YearRemodAdd + TotalBsmtSF +
    Fireplaces + GarageCars + GrLivArea + neighborhood, data = train)
Coefficients:
              OverallQual YearRemodAdd
                                           TotalBsmtSF
                                                          Fireplaces
                                                                                       GrLivArea neighborhood
                                                                         GaradeCars
 (Intercept)
   -61117.34
                 17748.09
                                 -462.55
                                                 42.93
                                                             9031.85
                                                                          13495.56
                                                                                            48.76
                                                                                                          80.38
```

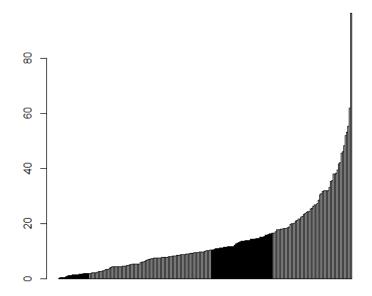
Przy sprawdzaniu modelu podzbiorem zbioru treningowego otrzymano następujące wyniki.

Średni błąd: 21842,36.

Średni błąd procentowy: 13.65944.

```
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max. 0.09649 5.16243 9.82609 13.65944 17.74433 96.39737
```

Procentowy rozkład błędów:



Następnie wykonano predykcje cen domów na zbiorze testowym.

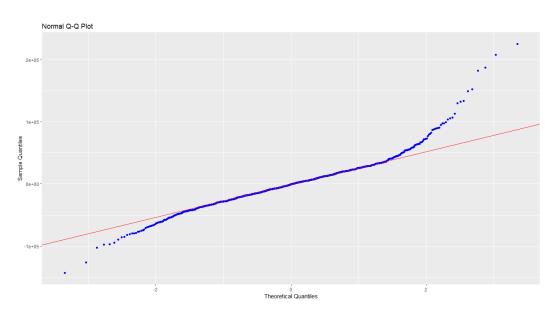
_	OverallQual [‡]	YearRemodAdd [‡]	TotalBsmtSF	Fireplaces	GarageCars [‡]	GrLivArea [‡]	neighborhood [‡]	Price_Predicted
1	5	58	882	0	1	896	13	97464.596
2	6	61	1329	0	1	1329	13	154069.187
3	5	21	928	1	2	1629	9	173674.993
4	6	21	926	1	2	1604	9	190241.052
5	8	27	1280	0	2	1280	22	215098.844
6	6	25	763	1	2	1655	9	183731.385
7	6	12	1168	0	2	1187	9	175991.090
8	6	21	789	1	2	1465	9	177639.919
9	7	29	1300	1	2	1341	9	208178.530
10	4	49	882	0	2	882	13	96610.610
11	7	20	1405	1	2	1337	13	216997.741
12	6	48	483	0	1	987	3	106087.802
13	5	48	525	0	1	1092	3	95080.540
14	6	44	855	1	2	1456	15	169987.074
15	7	44	836	0	1	836	15	134864.487
16	9	9	1590	1	3	2334	16	327101.380
17	8	9	1544	0	3	1544	16	260533.088
18	9	14	1698	1	3	1698	16	299186.347
19	8	13	1822	1	3	1822	16	293118.895
20	9	15	2846	2	3	2696	16	405411.915

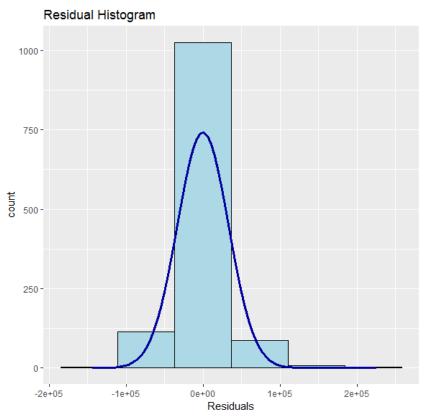
Po sprawdzeniu wyników dla modelu regresji liniowej bez zmiennej neighborhood średni błąd jest nieznacznie wyższy i wynosi: 21860,5.

5. Wnioski

- Projekt Analiza, transformacja oraz zaprojektowanie modelu regresji liniowej przewidującego ceny domów w USA wykonano przy użyciu języka R w środowisku R Studio.
- Wykonano analizę oraz wizualizacje danych, transformacje danych oraz model predykcyjny regresji liniowej.
- Średni błąd predykcji wyniósł mniej niż 14%. Mediana błędów wyniosła mniej niż 10%.
- Wykres Q-Q oraz rozkład błędów wygląda następująco

•





- Reszty z modelu nie pozostają w autokorelacji co zostało sprawdzone testem Durbina Watsona z wykorzystaniem biblioteki car.
- Usunięcie zmiennej kategorycznej Neighborhood z modelu nieznacznie obniża precyzję predykcji.
- Uproszczenie modelu przez wybranie tylko trzech zmiennych (potencjalnie najsilniej skorelowanych ze zmienną wyjściową) OverallQual, TotalBsmtSF, GrLivArea zwiększa błąd predykcji o około 2000.
- W celu poprawy modelu można zastosować metodę krzyżowej walidacji.