Predicting House Prices

Oliver Tomondy, Friedrich Winkelbauer

28/12/2021

Contents

1 Ziele

- Das Ziel dieser Arbiet is es, einen Datensatz mit Seattle Häuser zu analysieren und mit verschiedenen Machine Learning Modellen den Preis der Häuser in der Stadt Seattle vorherzusagen.
- Anschließend wird das beste Modell auch als Webservice deployed.
- Die Dashboard in dashboard/dashboard.html fasst die wichtigsten Erkentnisse zusammen.

2 Libraries

```
#install.packages("corrplot")
#install.packages(c("cowplot", "ggraph", "rnaturalearth", "rnaturalearthdata"))
#install.packages("Metrics")
library(zoo, quietly = TRUE)
library(corrplot, quietly = TRUE)
library(tidyverse, quietly = TRUE)
library(tidygraph, quietly = TRUE)
library(igraph, quietly = TRUE)
library(ggplot2, quietly = TRUE)
library(ggraph, quietly = TRUE)
library(rnaturalearth, quietly = TRUE)
library(rnaturalearthdata, quietly = TRUE)
library(caret, quietly = TRUE)
library(randomForest, quietly = TRUE)
library(nnet, quietly = TRUE)
library(e1071, quietly = TRUE)
library(gbm, quietly = TRUE)
library(Metrics, quietly = TRUE)
```

3 Datenaufbereitung

Zuerst lesen wir die Daten ein. Wir verwenden dafür read_delim anstatt read_csv um den Spaltentyp zu schätzen.

```
data = read_delim("data/house_sales.csv", delim=",")
data = data %>% as_tibble()
```

Unser Datensatz enthält keine fehlenden oder infiniten Werte.

```
apply(data, 2, function(x) any(is.na(x) | is.infinite(x)))
```

```
##            id          date         price      bedrooms     bathrooms
##         FALSE         FALSE         FALSE         FALSE         FALSE
##   sqft_living      sqft_lot        floors    waterfront          view
##         FALSE         FALSE         FALSE         FALSE         FALSE
##     condition         grade    sqft_above sqft_basement      yr_built
##         FALSE         FALSE         FALSE         FALSE         FALSE
##  yr_renovated       zipcode           lat          long sqft_living15
##         FALSE         FALSE         FALSE         FALSE         FALSE
##    sqft_lot15
##         FALSE
```

4 Explorative Datenanalyse

Unsere Datensatz enthält Informationen über 21.613 Häuser in der US-amerikanischen Stadt Seattle. Jedes Haus ist durch eine ID gekennzeichnet und ist durch 19 Merkmale beschrieben. Unten findet man einen Überblick dieser Merkmale.

```
summary(data)
```

```
##       id                 date                          price
##  Length:21613       Min.   :2014-05-02 00:00:00   Min.   :  75000
##  Class :character   1st Qu.:2014-07-22 00:00:00   1st Qu.: 321950
##  Mode  :character   Median :2014-10-16 00:00:00   Median : 450000
##                     Mean   :2014-10-29 04:38:01   Mean   : 540088
##                     3rd Qu.:2015-02-17 00:00:00   3rd Qu.: 645000
##                     Max.   :2015-05-27 00:00:00   Max.   :7700000
##     bedrooms        bathrooms      sqft_living       sqft_lot
##  Min.   : 0.000   Min.   :0.000   Min.   :  290   Min.   :    520
##  1st Qu.: 3.000   1st Qu.:1.750   1st Qu.: 1427   1st Qu.:   5040
##  Median : 3.000   Median :2.250   Median : 1910   Median :   7618
##  Mean   : 3.371   Mean   :2.115   Mean   : 2080   Mean   :  15107
##  3rd Qu.: 4.000   3rd Qu.:2.500   3rd Qu.: 2550   3rd Qu.:  10688
##  Max.   :33.000   Max.   :8.000   Max.   :13540   Max.   :1651359
##      floors        waterfront           view          condition
##  Min.   :1.000   Min.   :0.000000   Min.   :0.0000   Min.   :1.000
##  1st Qu.:1.000   1st Qu.:0.000000   1st Qu.:0.0000   1st Qu.:3.000
##  Median :1.500   Median :0.000000   Median :0.0000   Median :3.000
##  Mean   :1.494   Mean   :0.007542   Mean   :0.2343   Mean   :3.409
##  3rd Qu.:2.000   3rd Qu.:0.000000   3rd Qu.:0.0000   3rd Qu.:4.000
##  Max.   :3.500   Max.   :1.000000   Max.   :4.0000   Max.   :5.000
##      grade          sqft_above   sqft_basement       yr_built
##  Min.   : 1.000   Min.   : 290   Min.   :   0.0   Min.   :1900
##  1st Qu.: 7.000   1st Qu.:1190   1st Qu.:   0.0   1st Qu.:1951
##  Median : 7.000   Median :1560   Median :   0.0   Median :1975
##  Mean   : 7.657   Mean   :1788   Mean   : 291.5   Mean   :1971
##  3rd Qu.: 8.000   3rd Qu.:2210   3rd Qu.: 560.0   3rd Qu.:1997
##  Max.   :13.000   Max.   :9410   Max.   :4820.0   Max.   :2015
##   yr_renovated       zipcode           lat             long
##  Min.   :   0.0   Min.   :98001   Min.   :47.16   Min.   :-122.5
##  1st Qu.:   0.0   1st Qu.:98033   1st Qu.:47.47   1st Qu.:-122.3
##  Median :   0.0   Median :98065   Median :47.57   Median :-122.2
##  Mean   :  84.4   Mean   :98078   Mean   :47.56   Mean   :-122.2
##  3rd Qu.:   0.0   3rd Qu.:98118   3rd Qu.:47.68   3rd Qu.:-122.1
##  Max.   :2015.0   Max.   :98199   Max.   :47.78   Max.   :-121.3
##  sqft_living15    sqft_lot15
##  Min.   : 399   Min.   :   651
##  1st Qu.:1490   1st Qu.:  5100
##  Median :1840   Median :  7620
##  Mean   :1987   Mean   : 12768
##  3rd Qu.:2360   3rd Qu.: 10083
##  Max.   :6210   Max.   :871200
```

4.0.1 Überblick

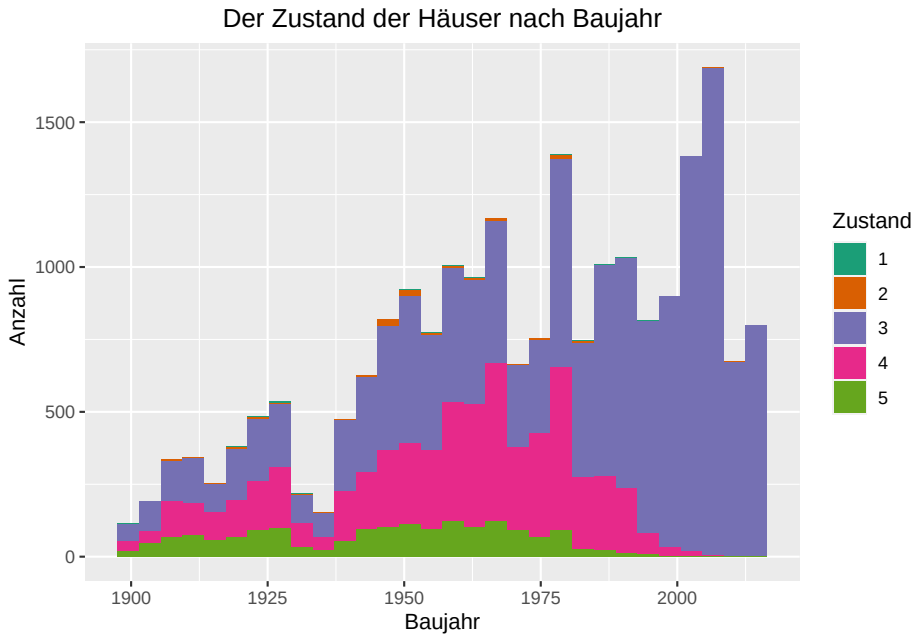
- Der durschnittliche Preis eines Häuses im Datensatz beträgt 540.084 US-Dollar. Das teuerste Haus kostet 7.7 Millionen US-Dollar.
- Die Wohnfläche beträgt durchschnittlich 2.080 Quadraftfuß, was ca. 193 Quadratmeter ist.
- Die Median Größe eines Grundstücks beträgt 7.618 Quadratfuß, wobei das größte Gründstück 1.651.359 Quadratfuß hat.
- Die Häuser in unserem Datensatz haben außerdem durchschnittlich 3.4 Zimmer und 2.25 Badezimmer.
- Von Mehr als 20 Tausend Häuser liegen nur 163 am Wasser.
- Das älteste Haus wurde im Jahr 1900 gebaut. Der durschnittliche Alter der Häuser im Datensatz beträgt 50 Jahre.

Schauen wir uns nun weitere Statistiken graphisch an. Da das Ziel dieser Arbeit die Erstellung mehrerer Modelle für die Vorhersage der Hauspreise ist, wird der Fokus dieser visuellen Datenanalyse auf der Variable **Preis** liegen.

4.0.2 Zustand der Häuser nach Baujahr

```
data %>%
  ggplot(aes(x=yr_built, fill=as.factor(condition))) +
  geom_histogram() +
  ggtitle("Der Zustand der Häuser nach Baujahr") +
  xlab("Baujahr") +
  ylab("Anzahl") +
  scale_fill_brewer(palette = "Dark2") +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5)) +
  labs(fill="Zustand")
```

```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```

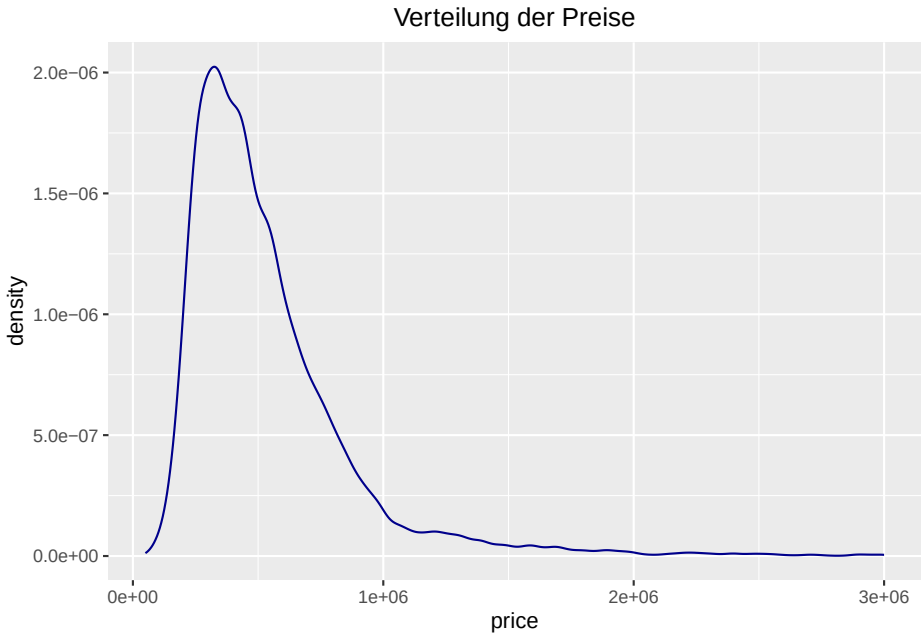


- Das Diagramm zeigt den Zustand der Häuser nach Baujahr.
- Es ist zu beobachten, dass die meisten Häuser im durschnittlichen Zustand sind.
- Zudem ist die Mehrheit der Häuser zum Kauf ein Neubau, gebaut in den letzen 50 Jahren.

4.0.3 Verteilung der Preise

```
data %>%
  ggplot(aes(x=price)) +
  geom_line(stat="density", color="darkblue") +
  xlim(50000, 3000000) +
  ggtitle("Verteilung der Preise") +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```

```
## Warning: Removed 45 rows containing non-finite values (stat_density).
```



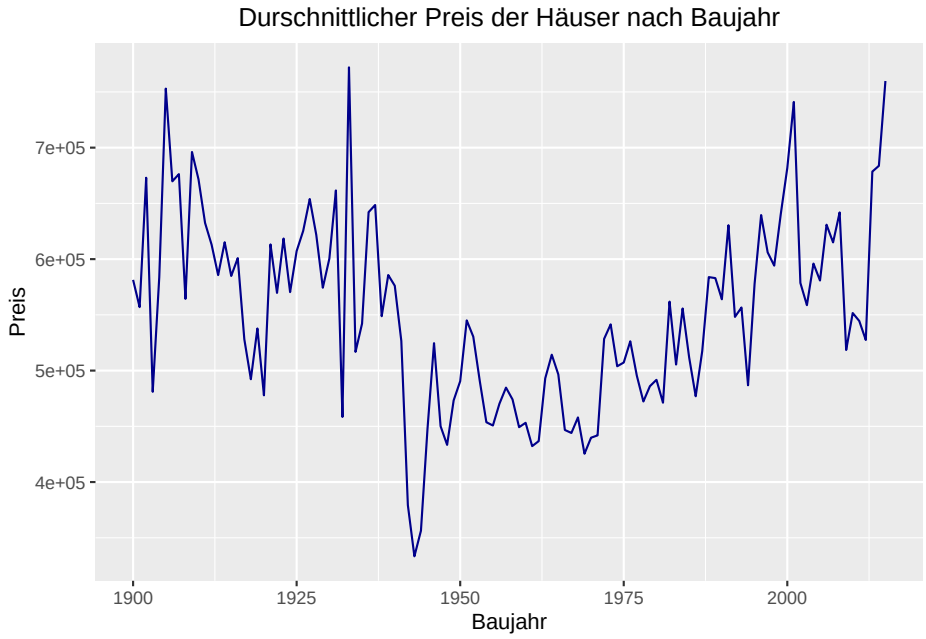
- Auf dem Diagramm sehen wir die Verteilung der Preise für Häuser in unserem Datensatz.
- Die Verteilung folgt einer ungefähren F-Verteilung.
- Die Mehrheit der Häuser kostet zwischen 320.000 und 645.000 US-Dollar.

```
summary(data$price)
```

```
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   75000  321950  450000  540088  645000 7700000
```

4.0.4 Durschnittlicher Preis der Häuser nach Baujahr

```
data %>%
  ggplot(aes(x=yr_built,y=price)) +
  geom_line(stat = "summary", fun = "mean", color="darkblue") +
  ggtitle("Durschnittlicher Preis der Häuser nach Baujahr") +
  xlab("Baujahr") + ylab("Preis") +
  scale_fill_brewer(palette = "Dark2") +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```

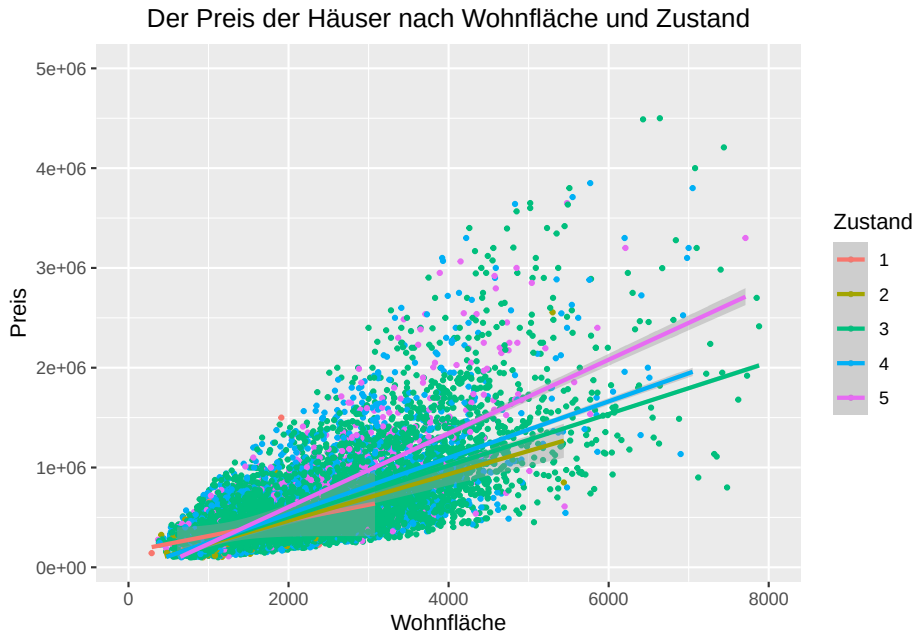


- Auf dem Diagramm sehen wir den durschnittlichen Verkaufspreis der Häuser nach dem Baujahr.
- Aufällig ist, dass Häuser,die zwischen 1900 und 1930 gebaut wurden, durschnittlich einen höheren Preis haben als Häuser die zwischen den Jahren 1945 und 1980 gebaut wurden. Erst ganz junge Häuser, die am Ende des 20. Jahrhunderts und am Anfang des 21. Jahrhunderts gebaut wurden, sind wieder teuerer.

4.0.5 Preis der Häuser nach Wohnfläche und Zustand

```
data %>%
  ggplot(aes(x=sqft_living,y=price, colour =as.factor(condition))) +
  geom_point(size=0.8) +
  ggtitle("Der Preis der Häuser nach Wohnfläche und Zustand") +
  xlab("Wohnfläche") +
  ylab("Preis") +
  scale_fill_brewer(palette = "Dark2") +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5)) +
  geom_smooth(method=lm) +
  ylim(100000, 5000000) +
  xlim(0, 8000) +
  labs(color="Zustand")
```

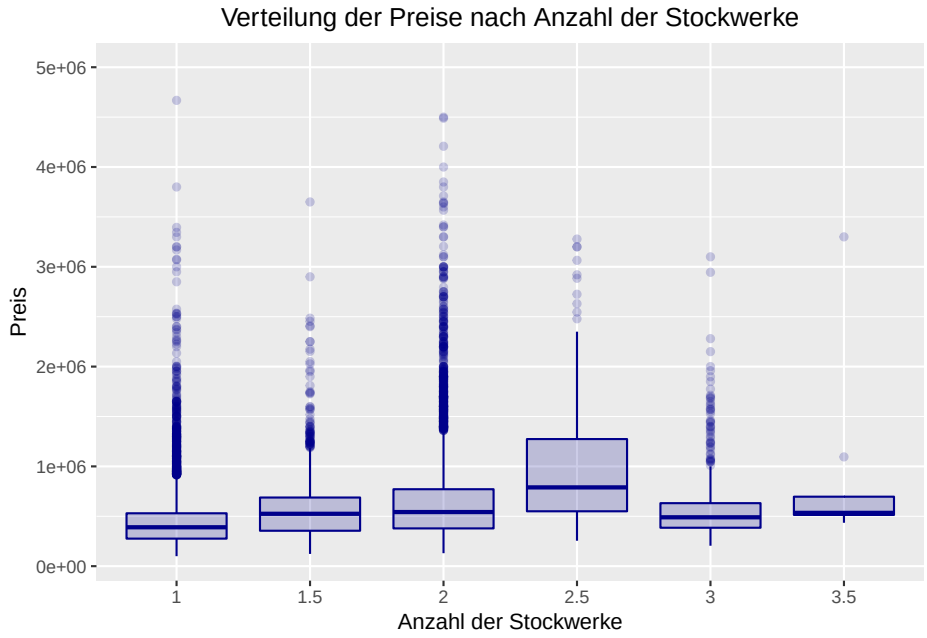
```
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```



- Das Diagramm zeigt den Preis der Häuser nach Wohnfläche und Zustand.
- Es lässt sich deutlich erkennen, dass mit steigender Wohnfläche auch der Preis für ein Haus steigt.
- Zudem lässt es sich anhand von Trendgeraden erkennen, dass der Preis für Häuser in einem besseren Zustand steiler ansteigt, als Preis für Häuser in einem schlechteren Zustand.

4.0.6 Verteilung der Preise nach Anzahl der Stockwerke

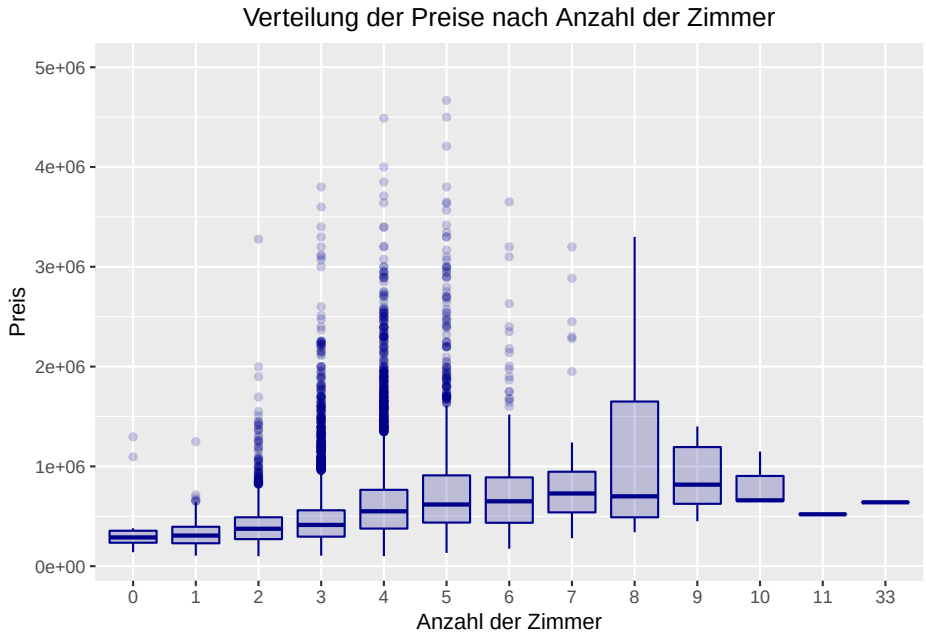
```
data %>%
  ggplot(aes(x=as.factor(floors), y=price)) +
  geom_boxplot(color="darkblue", fill="darkblue", alpha=0.2) +
  ylim(100000, 5000000) +
  ggtitle("Verteilung der Preise nach Anzahl der Stockwerke") +
  xlab("Anzahl der Stockwerke") + ylab("Preis") +
  scale_colour_brewer(palette = "Dark2") +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```



- Das Diagramm zeigt die Verteilung der Hauspreise nach der Anzahl der Stockwerke.
- Es lässt sich erkennen, dass je mehr Stockwerke das Haus hat, desto höher der Preis ist. Interessenterweise gilt dieser Trend nur bis zu 2.5 Stockwerken. Wenn ein Haus 3 oder 3.5 Stockwerke hat, ist der Preis durschnittlich niedriger als bei Häusern mit nur 2.5 Stockwerken.
- Wir können zudem viele Ausreißer nach oben beobachten. Das könnte sich in Vorhersagemodellen negativ auf die Performance auswirken. (RMSE wird deutlich größer sein als MAE)
- Vielleicht lässt sich eine deutlichere Tendenz bei der Anzahl der Zimmer festellen.

4.0.7 Verteilung der Preise nach Anzahl der Zimmer

```
data %>%
  ggplot(aes(x=as.factor(bedrooms), y=price)) +
  geom_boxplot(color="darkblue", fill="darkblue", alpha=0.2) +
  ylim(100000, 5000000) +
  ggtitle("Verteilung der Preise nach Anzahl der Zimmer") +
  xlab("Anzahl der Zimmer") + ylab("Preis") +
  scale_colour_brewer(palette = "Dark2") +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```

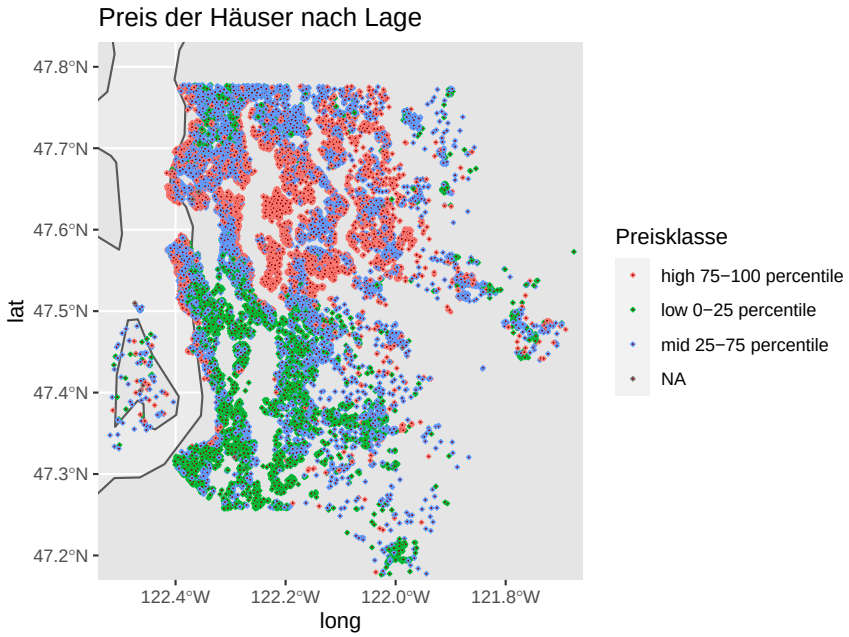


- Auf der Grafik können wir die Verteilung der Hauspreise nach der Anzahl der Zimmer beobachten.
- Es gibt einen klaren aufsteigenden Trend: Also je mehr Zimmer ein Haus hat, desto mehr wird er wahrscheinlich kosten.
- Wir können zudem viele Ausreißer nach oben beobachten. Das könnte sich in Vorhersagemodellen negativ auf die Performance auswirken. (RMSE wird deutlich größer sein als MAE)
- Offensichtlich gibt es in unserem Datensatz einen Ausreißer, der wahrscheinlich nur eine Fehleingabe war. Ein Haus mit 33 Zimmer und Wohnfläche nur 1620 Quadratfuß. Wir entfernen es aus dem Datensatz.

```
data = data %>% subset(bedrooms != 33)
```

4.0.8 Preis der Häuser nach Lage

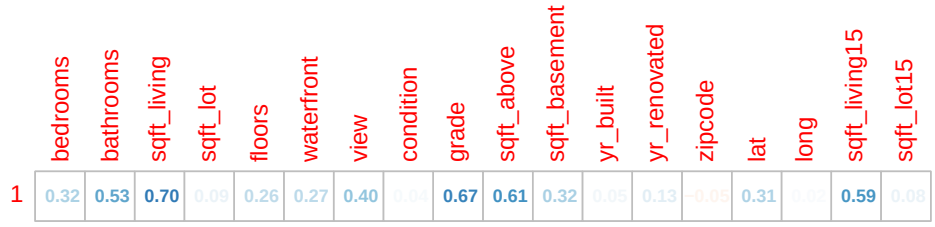
```
data = data %>% mutate(pricecat = case_when(
  price < 321950  ~ 'low 0-25 percentile',
  price < 645000  ~ 'mid 25-75 percentile',
  price > 645000  ~ 'high 75-100 percentile'
))

world <- ne_countries(scale = "medium", returnclass = "sf")
ggplot(data = world) +
    geom_sf() +
    geom_point(data = data, aes(x = long, y = lat, col=as.factor(pricecat)), size = 0.5,
     shape = 23, fill = "darkred") +
    ggtitle("Preis der Häuser nach Lage")+
    coord_sf(xlim = c(-122.5, -121.7), ylim = c(47.20, 47.8)) +
   labs(color="Preisklasse")
```



- Auf der geograpfischen Karte können wir die Lage der Häuser im Datensatz sehen, gefärbt nach Preisklasse.
- Wir können beobachten, dass die teuersten Häuser (rot) näher zum Stadtzentrum liegen, als billigere Häuser (grün). Häuser, die preismäßig in der Mitte liegen (blaue), sind in der Stadt ungefähr regelmäßig verteilt.

4.0.9 Korrelation der einzelnen Merkmale mit Preis

```
datacor = data %>% select(-c("id", "date", "pricecat"))
corrplot(cor(datacor$price, datacor), method="number",diag = FALSE, tl.cex = 1,
   number.cex=0.75, cl.pos = "n")
```



- Als letztes schauen wir die Korrelation einzelner Merkmale mit dem Preis.
- Wir können beobachten, dass die stärkste Korrelation mit dem Preis die Merkmale: Wohnfläche, Grade, Anzhahl der Badezimmer und Aussicht gegeben ist.
- Die durschnittliche Wohnfläche der nächsten 15 Häuser weist auch eine mittlere Korrelation mit dem Preis auf. (sqft_living15)
- Fast keine oder nur eine sehr schwache Korrelation mit dem Preis haben die Merkmale: Zustand, Baujahr, Renovierungsjahr, ZIP-Kode, Longitude und Latitutde.

5 Modellierung

- Zuerst wird ein fester Seed gesetzt, sodass die Ergebnisse gleich bleiben.

```
set.seed(1500)
```

- Da unsere Modele den Preis der Häuser vorhersagen sollen, handelt es sich um **Regression** und daher werden Metriken
  - **MAE** (Mean Absolute Error),
  - **RMSE** (Root Mean Squared Error),
  - **MAPE** (Mean Absolute Percentage Error),
  - **R2** Score gemessen.

5.1 Datenvorbereitung

- Wegen der Erkenntnisse aus der Korrelationsanalyse werden einige Spalten aus den Daten entfernt.
- Zusätzlich werden unnötige Spalten ('id, date') entfernt.

```
data = data %>%
  select(-c(id,date,condition,zipcode,lat,long,
            pricecat,sqft_lot, condition,yr_built,yr_renovated))
```

Die Daten werden im nächsten Schritt skaliert. (außer der Ziel-Variable -> Bewusste Entscheidung, die Modelle werden dadurch nicht schlechter, und wir müssen MAE, RSME, sowie API Antworten nicht zurückskalieren.)

```
orig = data
data = orig
price = data$price;
data = scale(data %>% select(-price));
# Skalierungen speichern, damit im Web Service
# unskalierte Daten als Input verwendet werden können
scaled_center = attr(data, 'scaled:center')
scaled_scale = attr(data, 'scaled:scale')
save(scaled_center, file ="webservice/scaled_center.rda")
save(scaled_scale, file ="webservice/scaled_scale.rda")

data = cbind(data, price)
data = as_tibble(data)
```

Die Daten werden zuerst in Test- und Trainingsdaten aufgeteilt.

```
part = createDataPartition(data$price, times = 2, p = 4/5)
train = data[part$Resample1,]
test  = data[-part$Resample1,]
```

5.2 Linear Regression

Das erste Modell, das verwendet wird, ist eine lineare Regression.

```
model_r_linearModel = lm(price ~ . , data = train)
pred_r_linearModel = predict(model_r_linearModel, test)
stats_r_linearModel = data.frame(
  rmse = rmse(test$price, pred_r_linearModel),
  mae = mae(test$price, pred_r_linearModel),
  mape = round(mape(test$price, pred_r_linearModel),2)*100,
  r2_squared = round(summary(model_r_linearModel)$r.squared,2))
stats_r_linearModel
```

```
##       rmse      mae mape r2_squared
## 1 222890.5 150943.1   31        0.6
```

5.3 Random Forest

Die zweite Methode ist ein Random Forest und wird einmal mit 101 Bäumen und einmal mit 501 Bäumen ausgeführt, um die Auswirkung der Erhöhung zu sehen.

```
model_r_randomForest = randomForest(price ~ ., data = train, ntrees=101)
pred_r_randomForest = predict(model_r_randomForest, test)
stats_r_randomForest = data.frame(
  rmse = rmse(test$price, pred_r_randomForest),
  mae = mae(test$price, pred_r_randomForest),
  mape = round(mape(test$price, pred_r_randomForest),2)*100,
  r2_squared =round(mean(model_r_randomForest$rsq),2))
stats_r_randomForest
```

```
##       rmse    mae mape r2_squared
## 1 198735.2 125189   26       0.71
```

```
#model_r_randomForest1 = randomForest(price ~ ., data = train, ntrees=501)
#pred_r_randomForest1 = predict(model_r_randomForest, test)
#stats_r_randomForest1 = RMSE(test$price, pred_r_randomForest)
#Ergebis: RSME=198735.2
```

Da die höhere Anzahl der Bäume keine Verbesserung bewirkt, wird das mit 101 Bäumen erzeugte Modell weiterverwendet.

5.4 Neural Network

Das dritte Modell ist ein Neural Network. Wie beim Random Forest werden mehrere Settings durchprobiert:

```
model_r_nnet = nnet(price ~ ., data = train,
                    size = 100, MaxNWts = 10000, trace = FALSE, maxit = 100)
pred_r_nnet = predict(model_r_nnet, test)
stats_r_nnet = data.frame(
  rmse = rmse(test$price, pred_r_nnet),
```

```
  mae = mae(test$price, pred_r_nnet),
  mape = round(mape(test$price, pred_r_nnet),2)*100,
  r2_squared = round(1 - (sum(model_r_nnet$residuals^2)) / sum((train$price-mean(train$price))^2),2))
stats_r_nnet
```

```
##       rmse      mae mape r2_squared
## 1 648249.8 539502.2  100      -2.14
```

```
#model_r_nnet1 = nnet(price ~ ., data = train,
#                     size = 200, MaxNWts = 10000, trace = FALSE, maxit = 200)
#pred_r_nnet1 = predict(model_r_nnet, test)
#stats_r_nnet1 = RMSE(test$price, pred_r_nnet)
#Ergebnis: RSME=648249.8

#model_r_nnet2 = nnet(price ~ ., data = train,
#                     size = 500, MaxNWts = 15000, trace = FALSE, maxit = 500)
#pred_r_nnet2 = predict(model_r_nnet, test)
#stats_r_nnet2 = RMSE(test$price, pred_r_nnet)
#Ergebnis: RSME=648249.8
```

Da der RMSE für alle drei Varianten gleich ist, wird das ursprüngliche Modell beibehalten.

5.5 Ergebnisse

Vergleich der Modelle mittels MAE, RMSE und R2 Squared Werten:

	MAE	MAPE	RMSE	R2-Squared
Random Forest	1.2518903×10^5	26	1.9873515×10^5	0.71
Lineare Regression	1.5094314×10^5	31	2.2289051×10^5	0.6
Neural Net	5.3950219×10^5	100	6.4824975×10^5	-2.14

- Der mittlere absolute Fehler, also die mittlere Höhe der Abweichung der Vorhersage von der Beobachtung, ist bei allen Modellen ziemlich groß, bei randomForest beträgt er aber nur ca. 125.000 Tausend US-Dollar - was eine mittlere Abweichung von tatsächlichen Werten von 26% darstellt.
- Bei einem durschnittlichen Preis der Häuser von 540.084 Tausend US-Dollar sind diese Abweichungen leider ziemlich groß.
- Wie erwartet, verursachen viele (Preis-)Ausreißer einen viel höheren RMSE als MAE. Die Modelle könnten eventuell verbessern werden, wenn mehrere Faktoren in Betracht gezogen wären. (Entfernen der Ausreißer von Datensatz wäre auch eine Möglichkeit)
- Das beste Modell RandomForest erklärt aber mehr als 70% der Streuung (R2 Squared), was ziemlich gut ist.
- Unter der Annahme, dass nur die hier gezeigten Daten und Modelle zur Verfügung stehen, ist das beste Modell: Random Forest mit 101 Bäumen.

Das beste Modell wird abgespeichert:, damit es später in Webservice verwendet werden kann.

```
save(model_r_randomForest,
     file = "webservice/model.rda")
```

Als letztes schauen wir uns noch die Vorhersagen von Random Forest graphisch an:

```
ggplot(test, aes(x=pred_r_randomForest, y= price)) +
  geom_point(size=0.5, color='darkblue') +
  geom_abline(intercept=0, slope=1) +
  labs(x='Vorhergesagte Preise', y='Reale Preise',
       title='Vorhergesagte vs. Reale Preise RandomForest')
```