Kaggle Competition

Boston Housing Prediction

김대관 김정현 김희아 남유선

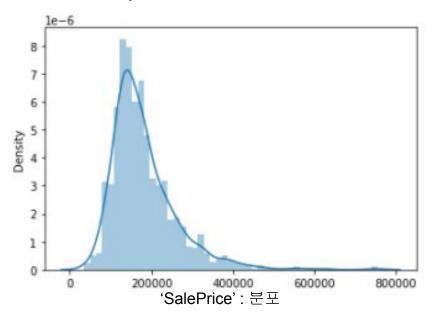
Index

- Data 분석 및 전처리
- Model 및 결과 분석

Data 분석 - 숫자형

총 38개의 int, float 자료형 feature

index인 'Id'와 우리가 예측하고자 하는 y label인 'SalePrice'을 제외하면 총 36개의 숫자형 feature



Data 분석 - 숫자형

```
1 #일단 변수간 관련성 보자
2 cor = train.corr()
3 (cor['SalePrice']).sort_values(ascending=False)
```

```
OverallQual
                 0.790982
GrLivArea
                 0.708624
GarageCars
                 0.640409
GarageArea
                 0.623431
TotalBsmtSF
                 0.613581
1stFlrSF
                 0.605852
FullBath
                 0.560664
TotRmsAbvGrd
                 0.533723
YearBuilt
                 0.522897
YearRemodAdd
                 0.507101
GarageYrBlt
                 0.486362
MasVnrArea
                 0.477493
Fireplaces
                 0.466929
BsmtFinSF1
                 0.386420
LotFrontage
                 0.351799
WoodDeckSF
                 0.324413
2ndFlrSF
                 0.319334
OpenPorchSF
                 0.315856
```

'OverallQual', 'GrLivArea', 'GarageCars', 'GarageArea', 'TatalBsmtSF' 등의 순으로 판매 가격과 상관관계가 높았습니다.

Data 분석 - 숫자형

결측치는 중간값으로 넣고, standardscaler로 scaling하여 모델에 포함하였습니다.

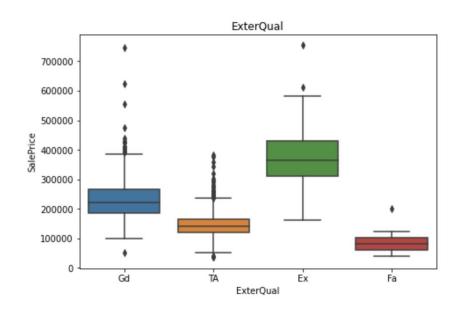
Data 분석 - 카테고리형

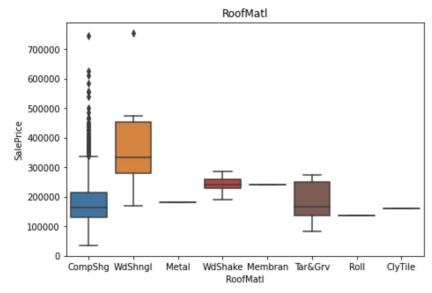
- 총 **43**개의 Column 존재

'MSZoning', 'Street', 'Alley', 'LotShape', 'LandContour', 'Utilities', 'LotConfig', 'LandSlope', 'Neighborhood', 'Condition1', 'Condition2', 'BldgType', 'HouseStyle', 'RoofStyle', 'RoofMatl', 'Exterior1st', 'Exterior2nd', 'MasVnrType', 'ExterQual', 'ExterCond', 'Foundation', 'BsmtQual', 'BsmtCond', 'BsmtExposure', 'BsmtFinType1', 'BsmtFinType2', 'Heating', 'HeatingQC', 'CentralAir', 'Electrical', 'KitchenQual', 'Functional', 'FireplaceQu', 'GarageType', 'GarageFinish', 'GarageQual', 'GarageCond', 'PavedDrive', 'PoolQC', 'Fence', 'MiscFeature', 'SaleType', 'SaleCondition'

Data 분석 - 카테고리형

- 대체적으로 카테고리의 값들이 SalePrice의 평균값에 따라 다름을 알 수 있다.
- 따라서 SalePrice의 평균이 큰 값에 대해 큰 숫자를 부여하는 방식으로 결정





Data 분석 - 카테고리형

1. 카테고리 값에 대해서 평균을 기준으로 정렬

```
grades = [[df[df[column] == v]['SalePrice'].mean(), v] for v in uniques]
grades.sort()
```

- 2. 평균 값이 작은 값 기준으로 mapping ex) 0, 1, 2, ...
 - 평균이 가장 작은 값에 대해서 0, 그 다음 값은 1로 바꿔줌

```
mapping = {v: i for i, (_, v) in enumerate(grades)}
df[column] = df[column].map(mapping)
test_df[column] = test_df[column].map(mapping)
```

Data 분석 - 결측치

| PoolQC | 1453 |
|--------------|------|
| MiscFeature | 1406 |
| Alley | 1369 |
| Fence | 1179 |
| FireplaceQu | 690 |
| LotFrontage | 259 |
| GarageType | 81 |
| GarageCond | 81 |
| GarageFinish | 81 |
| GarageQual | 81 |
| GarageYrBlt | 81 |
| BsmtFinType2 | 38 |
| BsmtExposure | 38 |
| BsmtQual | 37 |
| BsmtCond | 37 |
| BsmtFinType1 | 37 |
| MasVnrArea | 8 |
| MasVnrType | 8 |
| Electrical | 1 |

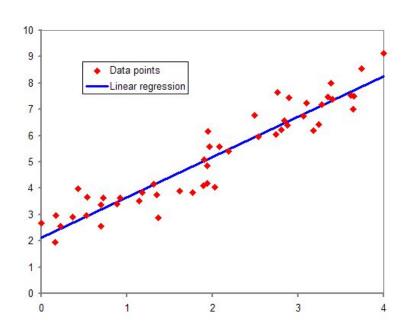
총 19개의 Column에서 결측치 관찰

Data 분석 - 결측치

| PoolQC | 1453 |
|--------------|------|
| MiscFeature | 1406 |
| Alley | 1369 |
| Fence | 1179 |
| FireplaceQu | 690 |
| LotFrontage | 259 |
| GarageType | 81 |
| GarageCond | 81 |
| GarageFinish | 81 |
| GarageQual | 81 |
| GarageYrBlt | 81 |
| BsmtFinType2 | 38 |
| BsmtExposure | 38 |
| BsmtQual | 37 |
| BsmtCond | 37 |
| BsmtFinType1 | 37 |
| MasVnrArea | 8 |
| MasVnrType | 8 |
| Electrical | 1 |

- 맨 마지막 Electrical Column의 결측치는 단 하나로, 해당 행만 Drop함
- Text형 데이터의 결측치에는 'None'이란 값으로 대체
- Numerical형 데이터의 결측치에는 o의 값으로 대체

Model



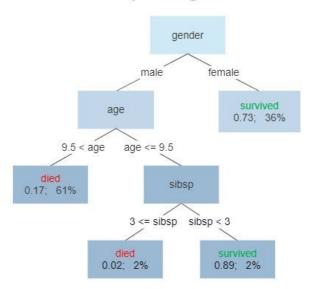
Linear Regression

RMSE: 0.1327

R² Score: 0.89776

Model

Survival of passengers on the Titanic



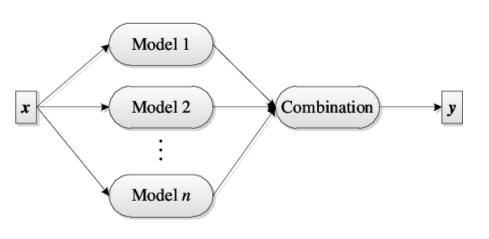
Decision Tree Regression

RMSE: 0.19047

R² Score: 0.78936

Model

XGBoost Regression



RMSE: 0.22195

R² Score: 0.90879

Thank You!