محمد پویا خرسندی ۹۳۳۱۹۱۰ پروژه پایانی داده کاوی

هدف از این پروژه این است که بتوانیم قیمتهای خانه را بر اساس ویژگی ها و داده هایی که در set است، تخمین بزنیم. این یک مساله رگرسیون است که ما با استفاده از مدل ها و الگوریتم های مختلف سعی در تخمین زدن دقیق این قیمت ها داریم. در اینجا ما از سه مدل استفاده میکنیم که عبارت است از Randomforest و بعد از اینکه مدل خود را آموزش دادیم داده های تست را به مدل خود میدهیم و دقت را بررسی میکنیم که در اینجا دقت بر اساس معیار

(Root Mean Square Error) بررسی میشود.

برای اینکه بتوانیم مدل خود را بسازیم ابتدا باید عملیات cleaning و preprocessing را انجام دهیم تا مدل ما با دقت بالا بتواند پیشبینی کند و داده اشتباه ندهد.

Preprocessing & cleaning

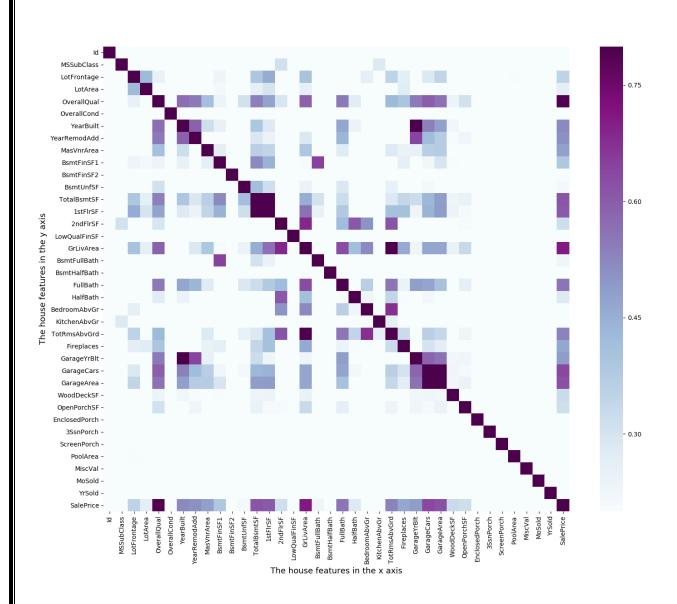
برای این منظور ما ابتدا باید داده های خود را بشناسیم و ویژگی ها را به درستی شناسایی کنیم و بعضی از آنها باید حذف شوند و بعضی از آنها باید ترکیب شوند تا ویژگی تازه ای بوجود بیاد و به مدل ما در پیشبینی کمک کند. در ابتدا ما همبستگی و ارتباط بین ویژگی ها را در میآوریم تا ببینیم کدام ویژگی بیشترین تاثیر را روی کند. در ابتدا ما همبستگی و بیشتر روی آنها بررسی انجام دهیم برای اینکار از

correlation_matrice = data_aux.corr()

مرحله اول

استفاده میکنیم تا ماتریس میزان وابستگی ویژگی ها بهم را بیابیم که شکل زیر این ماتریس را نشان میدهد. برای آنکه ما راحت تر بتوانیم با ویژگی ها کار کنیم و تغییرات را هم بتوانیم در train و test اعمال کنیم این دو را با هم ترکیب کرده و کار را ادامه میدهیم.

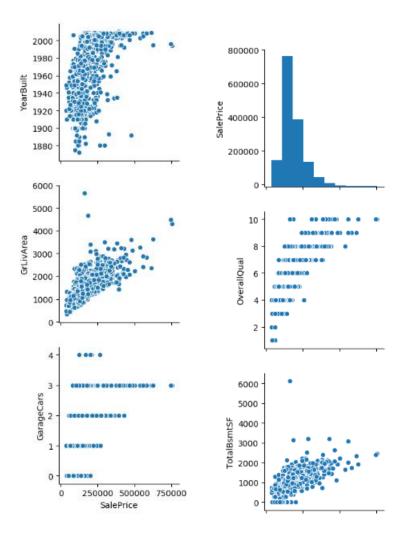
all_data = pd.concat(objs=[train_data, test_data], axis=0)



همان طور که مشخص است تعدادی از ویژگی ها ارتباط و همبستگی بیشتری با saleprice دارند که این شش ویژگی زیر از همه ارتباطشان بیشتر است.

OverallQual, GrlivArea, TotalBsmtSF, 1stFLrSF, GarageCars, GrageArea

حال برای این ویژگی ها ما نمودارشان را با saleprice رسم میکنیم تا ببینیم به چه گونه پخش شده اند و ایا داده های پرتی وجود دارد یا نه. شکل های زیر این شش نمودار را نشان میدهد که با بررسی هر کدام عملیات مناسب را اتخاذ میکنیم.



مرحله دوم

بعد از اینکه این شش نمودار را کشیدیم و شکل ها را بررسی کردیم میفهمیم که دو ویژگی GarageArea و GivArea و GlivArea

train_data = train_data[train_data['GrLivArea'] < 4500] train_data = train_data[train_data['GarageArea'] < 1200]

مرحله سوم

ویژگی هایی که مقادیر مشخص ندارند را باید پیدا کنیم و به صورت مناسب پر کنیم. با استفاده از دستور زیر ویژگی هایی که missing value دارند را پیدا میکنیم و بر اساس آنکه object یا Int64 هستند با مقدار مناسب پر میکنیم.

[all_data.columns[all_data.isna().any()].tolist()

که این ویژگی ها مقادیر نامشخص داشتند.

برای object ها از دستور زیر استفاده میکنیم.

all data['Fence'] = all data['Fence'].fillna('None')

و برای ویژگی های عددی به صورت زیر:

all_data['GarageArea'] = all_data['GarageArea'].fillna(0)

برای ویژگی های که در توضیحات missing value توضیح داده نشده بود و برای اینکه ما این مقادیر نامشخص را پر کنیم تصمیم گرفتیم که از Mode برای پر کردن استفاده کنیم.

 $all_data['SaleType'] = all_data['SaleType'].fillna(all_data['SaleType'].mode()[0])$

مرحله چهارم

حال به این موضوع میپردازیم که آیا باید ویژگی ای حذف شود یا اضافه شود. برای این کار باید ویژگی ها را به خوبی بررسی کرد تا ببینیم کدام ویژگی ها به درد نمیخورند و در پیش بینی اثری ندارند و همچنین در کمتر شدن ابعاد کمک میکند. ویژگی street و utilities به دلیل آنکه فقط یک مقدار دارند میتوانند حذف شوند

و Garagecars ، ID و garageYrBlt هم چون اطلاعاتی به ما نمیدهند باید حذف شوند و کمکی به ما نخواهند کرد پس با استفاده از دستور drop ستون های آنها را حذف میکنیم. همچنین alley به دلیل آنکه مقادیر نا مشخص زیادی دارد و بالای ۹۰ درصد مقادیر آن نا مشخص است میتواند حذف شود.

all_data.drop(['Street'], axis=1, inplace=True)

برای آنکه ویژگی ای اضافه شود باید بررسی کنیم چه ترکیبی از ویژگی ها میتواند ما را کمک کند. این ویژگی که اندازه کل خانه را به ما بدهد وجود ندارد و میتواند به ما بسیار کمک کند چون هر چه اندازه خانه بزرگتر باشد ارزش خانه بیشتر میشود پس با استفاده از دستور زیر این ویژگی را اضافه کردیم.

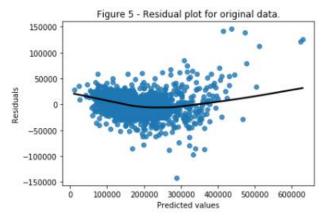
all_data['TotalSF'] = all_data['TotalBsmtSF'] + all_data['1stFlrSF'] + all_data['2ndFlrSF'] + all_data['GarageArea']

مرحله پنجم

در این مرحله باید عملیات encoding را انجام دهیم به دلیل آنکه ما تایپ های مختلفی داریم و همه را باید یکپارچه کنیم تا مدل های ما بدرستی کار کنند برای این کار از one-hot encoding استفاده میکنیم و ابتدا ویژگی هایی که به صورت tobject هستند را انکد میکنیم تا به صورت عددی در بیایند و سپس کل مقادیر را به one-hot encoder میدهیم که با استفاده از تابع ()get_dummies این کار صورت میپذیرد.

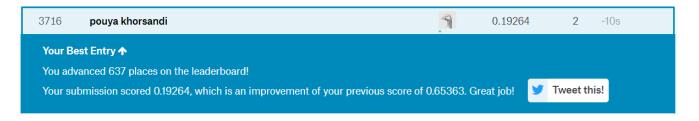
Regression models

مدل اول ما رگرسیون خطی است که با استفاده از کتابخانه sklearn.linear_model از رگرسیون خطی استفاده کردیم ولی دقت ما خوب نشد و بعد از اینکه داده های train را به مدل خود دادیم و مدل ما آموزش دید، داده های تست را دادیم و RMSE ما ۰٫۶۵۳۶۳ شد که دقت مناسبی نیست و این به دلیل این است که ویژگی های ما با مقادیر پیشبینی شده رابطه خطی ندارند و شکل به صورت زیر است .



همان طور که مشاهده میشود داده های ما غیر خطی هستند و این روش خوب جواب نداد.

حال مدل بعدی ما SVM است که این مدل دقت ما خیلی بهتر کرد و ما با استفاده از کتابخانه sklearn.svm



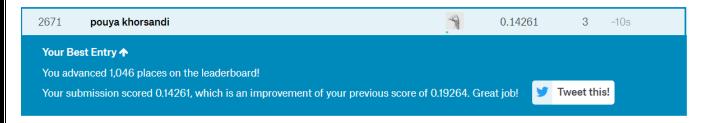
همان طور که در شکل بالا مشخص است ما از خطای 0.65 به خطای 0.19 رسیدیم که اختلاف فاحشی وجود دارد.

مدل بعدی ما Randomforest است جزو الگوریتم های ensemble است و از چندین درخت استفاده میکند تا داده را تخمین بزند. برای اینکه با این مدل کار کنیم ابتدا پارامتر های آن را ست میکنیم.

n_estimators=750, criterion='mse'

max_depth=15, min_samples_split=5, min_samples_leaf=1

با ست کردن این پارامتر ها حال میتوانیم از این مدل استفاده کنیم که از کتابخانه sklearn.ensemble استفاده از کرده و Randomforest را اجرا میکنیم. با دادن داد های تست دقت زیر بدست آمد.



دقت ما به 0.14 رسید که به نسبت دقت بدی نیست و از مدل قبل پیشرفت بیشتری داشتیم.