**机器学习工程师毕业项目**

康飞

2016年12月26日

[1 定义 2](#_Toc10895)

[1.1项目概述 2](#_Toc17557)

[1.2 问题陈述 7](#_Toc22483)

[1.3 评价指标 7](#_Toc22290)

[2 分析 8](#_Toc22428)

[2.1 数据可视化 8](#_Toc8091)

[2.2 算法和技术 8](#_Toc23928)

[2.2.1 线性回归 8](#_Toc19014)

[2.2.2 岭回归 9](#_Toc6367)

[2.2.3 LASSO回归 9](#_Toc5497)

[2.3 基准标准 10](#_Toc12328)

[3 具体方法 10](#_Toc4503)

[3.1 数据预处理 10](#_Toc28679)

[3.2 实现 11](#_Toc18162)

[3.2.1线性回归 11](#_Toc15405)

[3.2.2 岭回归 11](#_Toc15482)

[3.2.3 LASSO正则化 11](#_Toc29123)

[3.3 改进 12](#_Toc27847)

[4 结果 12](#_Toc13010)

[4.1 模型评价与验证 12](#_Toc25696)

[4.2 结果分析 12](#_Toc2519)

[5 结论 13](#_Toc23421)

[5.1 结论 13](#_Toc3864)

[5.2 后续改进 13](#_Toc28307)

# 1 定义

## 1.1项目概述

预测是一个常见的问题，例如预测学习毕业情况，预测股票的涨跌等等。本项目是预测房屋价格。问一个购房者来描述他们梦想的房子,他们可能不会关心从房屋地下室到天花板的高度或靠近一个铁路。但这些数据证明影响价格谈判，比如比卧室的数量或着白色尖篱笆的数量。

这个项目将关注算法方法,准确的机器学习算法广泛应用于信息科学和计算机科学。有许多分类算法如资讯、朴素贝叶斯、决策树等,所有这些都有其优点和缺点。

回归分析是研究自变量和因变量之间关系的一种预测模型技术。这些技术应用于预测，时间序列模型和找到变量之间关系。例如可以通过回归去研究超速与交通事故发生次数的关系。

本项目是采用的kaggle上面的竞赛数据，来自波士顿郊区的房屋信息，根据不同的特征类型预测房屋价格，根据提供房屋的地理位置，房屋面积等特征预测房屋价格。

项目来源：<https://www.kaggle.com/c/house-prices-advanced-regression-techniques>

数据集分成4个部分：

1、data\_description 描述数据的一个文本

2、train.csv 训练数据集

3、test.csv 测试数据集

4、sample\_submission.csv 一个最终提交的预测房屋对应价格的文档

**文件描述**

train.csv——训练集

test.csv——测试集

data\_description.txt -每一列的完整描述,最初由院长De Cock但轻轻编辑这里使用的列名称相匹配

数据字段

下面是一个简短的版本,你在数据描述文件(data\_description)中找对对应的含义。

* **SalePrice** - **房地产销售的价格（单位：美元）。这是需要预测的目标变量。**
* **MSSubClass**: 建筑等级
* **MSZoning**: **一般的城区分类**
* **LotFrontage**: **街道的英尺**
* **LotArea**: 面积大小
* **Street**: 道路类型
* **Alley**: **小巷**类型
* **LotShape**: 一般的形状
* **LandContour**:**平坦的**属性
* **Utilities**: 可用的公共场地类型
* **LotConfig**: **更多配置**
* **LandSlope**: 道路**坡**度属性
* **Neighborhood**: **艾姆斯市位置范围**
* **Condition1**: **靠近主要道路或铁路**
* **Condition2**: **靠近主要道路或铁路(如果存在)第二**
* **BldgType**: 住宅的类型
* **HouseStyle**: **住宅的风格**
* **OverallQual**: **整体材料和质量**
* **OverallCond**: **总体状况评级**
* **YearBuilt**: **建造日期**
* **YearRemodAdd**: 改造日期
* **RoofStyle**: 屋顶类型
* **RoofMatl**: 屋顶材料
* **Exterior1st**: 房屋外貌
* **Exterior2nd**: 房屋外貌**(如果多于一个材料)**
* **MasVnrType**: **表层砌体类型**
* **MasVnrArea**: **表层砌体面积(平方英尺)**
* **ExterQual**: **外部材质**
* **ExterCond**: **材料外观**
* **Foundation**: 地基类型
* **BsmtQual**: **地下室的高度**
* **BsmtCond**: **地下室的一般条件**
* **BsmtExposure**: **罢工或花园水平地下室墙**
* **BsmtFinType1**: **地下室的质量**
* **BsmtFinSF1**: **完成平方英尺**
* **BsmtFinType2**: **第二质量完成区域(如果存在)**
* **BsmtFinSF2**: Type 2 **完成平方英尺**
* **BsmtUnfSF**: **未完成的地下室面积(平方英尺)**
* **TotalBsmtSF**: **地下室的总面积（平方英尺）**
* **Heating**: 供暖方式
* **HeatingQC**: 供暖**质量和条件**
* **CentralAir**: **中央空调**
* **Electrical**: **电气系统**
* **1stFlrSF**: **一楼平方英尺**
* **2ndFlrSF**: **二楼平方英尺**
* **LowQualFinSF**: **低质量完成平方英尺(所有楼层)**
* **GrLivArea**: 高于地面**以上居住面积（平方英尺）**
* **BsmtFullBath**: **地下室全浴室**
* **BsmtHalfBath**: **半地下室卫生间**
* **FullBath**: **完整的浴室**
* **HalfBath**: 一半的浴室高于地面
* **Bedroom**: **卧室的数量高于地下室水平**
* **Kitchen**: **厨房的数量**
* **KitchenQual**: **厨房的质量**
* **TotRmsAbvGrd**: **总房间数量(不包括浴室)**
* **Functional**: **家庭功能评级**
* **Fireplaces**: **壁炉的数量**
* **FireplaceQu**: **壁炉的质量**
* **GarageType**: **车库的位置**
* **GarageYrBlt**: 车库建的年度
* **GarageFinish**: **车库的室内装修**
* **GarageCars**: **车库汽车能力的大小**
* **GarageArea**: **车库的平方英尺大小**
* **GarageQual**: **车库质量**
* **GarageCond**: **车库条件**
* **PavedDrive**: **车道道路**
* **WoodDeckSF**: **木甲板面积(平方英尺)**
* **OpenPorchSF**: **走廊面积（平方英尺）**
* **EnclosedPorch**: **封闭走廊地区（平方英尺）**
* **3SsnPorch**:**三个赛季玄关面积平方英尺**
* **ScreenPorch**: **屏幕玄关面积平方英尺**
* **PoolArea**: 水**池面积(平方英尺)**
* **PoolQC**: 水池质量
* **Fence**: **栅栏质量**
* **MiscFeature**: 其他特征
* **MiscVal**:其他特征的价格
* **MoSold**: **月销售**
* **YrSold**: 年销售
* **SaleType**: 销售类型
* **SaleCondition**: **销售条件**

**提交文件**格式

Id,SalePrice

1461,169000.1

1462,187724.1233

1463,175221

etc.

## 1.2 问题陈述

波士顿郊区的房屋数据集的预测是一个有监督的回归问题,一个训练集和一个测试集，训练集有多个特征对应的房屋价格，我们的目的是提取适当的特征，构建一个有效的模型，预测每个房屋的正确销售价格。

利用马萨诸塞州波士顿郊区的房屋信息数据训练和测试一个模型，并对模型的性能和预测能力进行测试。通过该数据训练后的好的模型可以被用来对房屋做特定预测。

我们利用机器学习的回归方法来分析房价的价格趋势，通过竞赛kaggle提供的dataset，根据训练数据中房屋的多个特征对房屋建模，使得最终收敛到一个真实的价格，由于在建模过程中，难免出现拟合不准的情况，我们在最终的建模过程中使用不同的策略来对比，使用误差最小的模型作为最终模型。

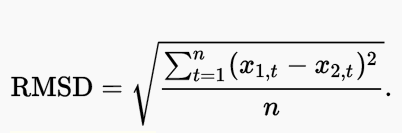
在开始探索数据集训练部分,然后提取有用的特征，分析自变量特征和因变量预测值的相关性，给予这些特征我们构造回归模型，,比较这些回归算法在测试数据的效率和选择一个作为最终的模型。最后我将验证在不同的数据集分类器的性能和参数

 这里有一些使用回归分析的好处：它指示出自变量与因变量之间的显著关系；它指示出多个自变量对因变量的影响。回归分析允许我们比较不同尺度的变量，例如：价格改变的影响和宣传活动的次数。这些好处可以帮助市场研究者／数据分析师去除和评价用于建立预测模型里面的变量。

## 1.3 评价指标

在这个项目中，我使用均方误差(RMSE)作为衡量指标，这也是kaggle平台上要求的衡量指标。

**准确性:**提交评估使用均方误差(RMSE)预报值的对数与对数之间的销售价格。(意味着错误预测昂贵的房子,便宜的房子同样会影响结果。



**均方根误差**，**它是观测值与真值偏差的平方和观测次数n比值的平方根，**在实际测量中，观测次数n总是有限的，真值只能用最可信赖（最佳）值来代替.方根误差对一组测量中的特大或特小误差反映非常敏感，所以，**均方根误差能够很好地反映出测量的精密度。**均方根误差，当对某一量进行甚多次的测量时，取这一测量列真误差的均方根差(真误差平方的算术平均值再开方)，称为标准偏差，以σ表示。σ反映了测量数据偏离真实值的程度，σ越小，表示测量精度越高，因此可用σ作为评定这一测量过程精度的标准。

# 2 分析

## 2.1 数据可视化

通过数据探索，发现数据集中有分类变量，缺失值和异常值，对分类变量移除了，缺失值补充为平均值，

异常值移除了。

数据集使用了numpy、pandas、matplotlib、scikit-llearn工具进行分析，一共有80个特征。

我们对房屋的价格和房屋的面积进行分析，判断价格和面积的相关度

========图片插入==============

似乎有2极端异常值在右下角,很大的房子,卖的很便宜。所以删除任何超过4000平方英尺的房屋数据集。

我们同时发现房屋的价格和面积有很高的相关度

观察数据我发现有数字型的，有文本型的，还有缺失值，空置等等数据。我们需要进一步对数据进行探索分析。

## 2.2 算法和技术

### 2.2.1 线性回归

线性回归用最适直线(回归线)去建立因变量Y和一个或多个自变量X之间的关系。可以用公式来表示：

Y=a+b\*X+e

a为截距，b为回归线的斜率，e是误差项。

缺点：

1.自变量与因变量之间必须要有**线性关系**。

**2.多重共线性、自相关和异方差**对多元线性回归的影响很大。

3.线性回归对异常值非常敏感，其能严重影响回归线，最终影响预测值。

4.在多元的自变量中，我们可以通过**前进法，后退法和逐步法**去选择最显著的自变量。

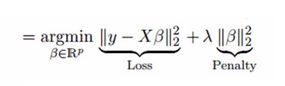
RMSE由于某种原因在训练集出现奇怪的错误。错误似乎随机分布和随机分散在中心线。这意味着我们的模型能够捕捉到的大部分解释信息。但是还是有很大误差。

### 2.2.2 岭回归

  当碰到数据有多重共线性时，我们就会用到岭回归。所谓多重共线性，简单的说就是自变量之间有高度相关关系。在多重共线性中，即使是最小二乘法是无偏的，它们的方差也会很大。通过在回归中加入一些偏差，岭回归酒会减少标准误差。

     ‘岭回归是一种专用于共线性数据分析的有偏估计回归方法，实质上是一种改良的最小二乘估计法，通过放弃最小二乘法的无偏性，以损失部分信息、降低精度为代价获得回归系数更为符合实际、更可靠的回归方法，对病态数据的拟合要强于最小二乘法。’

   岭回归是通过岭参数λ去解决多重共线性的问题。看下面的公式：



     其中loss为损失函数，penalty为惩罚项。

缺点：

1.岭回归的假设与最小二乘法回归的假设相同除了假设正态性。

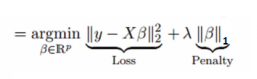
2.它把系数的值收缩了，但是不会为0.

3.正则化方法是使用了l2正则

现在我们已经添加正则化发现我们得到一个更好的RMSE结果。训练和测试结果表明,我们排除了大部分的过度拟合。视觉上,图似乎证实了这一想法。岭回归几乎使用了大部分存在的特征。

### 2.2.3 LASSO回归

   和岭回归类似，Lasso(least Absolute Shrinkage and Selection Operator)也是通过惩罚其回归系数的绝对值。看下面的公式：



       Lasso回归和岭回归不同的是，Lasso回归在惩罚方程中用的是绝对值，而不是平方。这就使得惩罚后的值可能会变成0.

缺点

1.其假设与最小二乘回归相同除了正态性。

2.其能把系数收缩到0，使得其能帮助特征选择。

3.这个正则化方法为l1正则化。

4.如果一组变量是高度相关的，lasso会选择其中的一个，然后把其他的都变为0.

LASSO代表至少绝对收缩和选择算子。这是另一种正则化方法,我们简单地取代的平方权重加权的绝对值的总和。L1与L2正规化,正则化收益率向量稀疏的特点:大部分能权重为零。稀疏可能是有用的在实践中如果我们有一个高维数据集与许多无关的功能。 这里应该比岭更有效率。

RMSE结果对于训练集和测试集都有了更好的提升。

## 2.3 基准标准

我们使用RMSE作为测试基准。以上分别对不同的模型做了测试，我们最终以输出的RMSE分值作为衡量标准。分值越小，预测的准确率越高。

# 3 具体方法

## 3.1 数据预处理

富士达

我们这里有几个非数值的列需要做一定的转换！它们中很多是简单的yes/no，比如internet。这些可以合理地转化为1/0（二元值，binary）值。

其他的列，如Mjob和Fjob，有两个以上的值，被称为*分类变量（categorical variables）*。处理这样的列的推荐方法是创建和可能值一样多的列（如：Fjob\_teacher，Fjob\_other，Fjob\_services等），然后将其中一个的值设为1另外的设为0。

这些创建的列有时候叫做 *虚拟变量（dummy variables）*，我们将用[pandas.get\_dummies()](http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/generated/pandas.get_dummies.html?highlight=get_dummies" \l "pandas.get_dummies)函数来完成这个转换。运行下面代码单元的代码来完成这里讨论的预处理步骤。

## 3.2 实现

我用线性回归、岭回归和**LASSO回归**络训练数据的方法,指标准确性和时间。

### 3.2.1线性回归

首先导入LinearRegression（）算法，然后fit()训练数据进行训练，然后**看预测训练和验证集**，然后根据预测的结果画出散点图,对比预测值和真实值之间的残差。(残差是指实际观察值与估计值（[拟合值](http://baike.baidu.com/view/4780388.htm)）之间的差。)通过残差所提供的信息，分析出数据的可靠性、周期性或其它干扰。

rems分值为0.40405824585252131

### 3.2.2 岭回归

首先导入RidgeCV（）算法，设置初始的alphas = [0.01, 0.03, 0.06, 0.1, 0.3, 0.6, 1, 3, 6, 10, 30, 60]，然后训练模型，找出最优的alphas 。然后使用最优的alphas调整参数，找出最优的alphas，然后预测数据。对结果分析时候分别画出了预测值的散点图和重要系数的散点图。训练和测试结果表明,我们排除了大部分的过度拟合。视觉上,图似乎证实了这一想法。岭回归几乎使用了大部分存在的特征。

rems分值降低到 0.11642721377799541

### 3.2.3 LASSO正则化

更进一步的分析，我们使用了LASSO正则化来分析数据，导入了LassoCV（）包，同样找出最优的alphas值，然后去训练模型，对于训练集和测试集都有了更好的提升。

rems分值降低到 0.11583213221750714

## 3.3 改进

在这个项目中,我没有考虑分类变量对销售价格的影响的相关系数，LotConfig、LandSlope、Condition等等。,如果我将它们合并到一起或者使用PCA降维的方式，,我可以减少冗余的功能和提高效率的模型。

 后续可以使用ElasticNet回归，ElasticNet回归是Lasso回归和岭回归的组合。它会事先训练L1和L2作为惩罚项。当许多变量是相关的时候，Elastic-net是有用的。Lasso一般会随机选择其中一个，而Elastic-net则会选在两个。与Lasso和岭回归的利弊比较，一个实用的优点就是Elastic-Net会继承一些岭回归的稳定性。

ElasticNet主要特点：

1.在选择变量的数量上没有限制

2.双重收缩对其有影响

3.除了这7个常用的回归技术，你也可以看看贝叶斯回归、生态学回归和鲁棒回归。

# 4 结果

## 4.1 模型评价与验证

根据我之前的研究中,我写的函数来计算性能的几个模型与不同大小的训练数据。每个模型的学习和测试精度被绘制。

绘制不同模型的图，线性回归和岭回归

## 4.2 结果分析

# 5 结论

## 5.1 结论

这个项目是解决根据房屋的不同的特征预测房屋价格的问题，我分别使用了线性回归和岭回归算法来预测结果，正则化是一个非常有用的方法来处理共线性,过滤掉噪音数据,最终防止过度拟合。

正则化背后的概念是引入附加信息(偏见)惩罚极端参数权重。我们得到一个更好的RMSE结果现在我们已经添加正则化。很小的区别训练和测试结果表明,我们排除了大部分的过度拟合。视觉上,图似乎证实了这一想法。

岭使用几乎所有的现有功能。

## 5.2 后续改进

在这个项目中,我没有考虑分类变量对销售价格的影响的相关系数，LotConfig、LandSlope、Condition等等。,如果我将它们合并到一起或者使用PCA降维的方式，,我可以减少冗余的功能和提高效率的模型。

 后续可以使用ElasticNet回归，ElasticNet回归是Lasso回归和岭回归的组合。它会事先训练L1和L2作为惩罚项。当许多变量是相关的时候，Elastic-net是有用的。Lasso一般会随机选择其中一个，而Elastic-net则会选在两个。与Lasso和岭回归的利弊比较，一个实用的优点就是Elastic-Net会继承一些岭回归的稳定性。

ElasticNet主要特点：

1.在选择变量的数量上没有限制

2.双重收缩对其有影响

3.除了这7个常用的回归技术，你也可以看看贝叶斯回归、生态学回归和鲁棒回归。

**参考资料**

[https://docs.google.com/document/d/1B-vEOscvfqctGEMHTFDS9Nw7aqcE2iuwPRfp0jK8nf4/pub?embedded%3Dtrue](https://docs.google.com/document/d/1B-vEOscvfqctGEMHTFDS9Nw7aqcE2iuwPRfp0jK8nf4/pub?embedded=true)

<https://www.kaggle.com/c/house-prices-advanced-regression-techniques>

<https://www.kaggle.com/apapiu/house-prices-advanced-regression-techniques/regularized-linear-models/comments>

<https://github.com/woshikangfei/student_intervention/blob/master/student_intervention.ipynb>

seaborn使用文档

<http://seaborn.pydata.org/tutorial/categorical.html>

数据探索部分

<https://www.kaggle.com/xchmiao/house-prices-advanced-regression-techniques/detailed-data-exploration-in-python/comments>

参考网址：

<https://en.wikipedia.org/wiki/Root-mean-square_deviation>

<http://baike.baidu.com/link?url=4_wLmmZ2aQmKgxXkApfcn1dmRhqIsQkn8Mv_sZQBPBbi5qMAyYVJ_IFjOBfwgPGYpuErOdyw28rh-DfKpAqUlK>

<https://github.com/nd009/machine-learning/blob/zh-cn/projects/capstone/report-example-1.pdf>