

# 基于大数据的机器学习实践 实践报告

# 机器学习关键阶段

### 观察数据

读入训练集,获取统计特征,根据直方图等可视化工具、偏度和峰度、相关矩阵等统计指标,对数据有初步的了解,或发现数据异常。

如实验程序中1.9,通过箱线图观察 YearBuilt 和 SalePrice 的关系。



直观地可以看出,同一年代的房屋,房价近似正态分布。以50年为窗口期,平均波动并不大。

#### 异常数据统计和处理

- 离群值:可以进行清洗或删除。如:对数转换、缩尾、截尾、插值。
- 缺失值:一般有三种处理方式:缺失比例大者(如15%)删除列;删除所在行;进行填充(可用前一个非缺失值填充。对于其他的分类特征,填none;对于数值特征,用中位数、众数等)。

处理之后,可以再次观察数据,可能需要继续清洗、选择。

#### 特征工程

根据相关矩阵、最相关矩阵、相关系数等数学模型,针对数值特征进行相关性分析,进行特征选择和特征表示。比如:

- 对非数值型列,需要进行独热编码等。
- 处理高相关性的特征,避免共线性导致模型失真。
- 对数值型特征进行正态分布检查,必要时做对数变换,实现同方差。如下图,对应的"尖峰"、"右偏"进行了矫正。

```
df_train['SalePrice'] = np.log1p(df_train['SalePrice'])
sns.distplot(df_train['SalePrice'], fit=norm);
fig = plt.figure()
res = stats.probplot(df_train['SalePrice'], plot=plt)
                        SalePrice
                        Probability Plot
                       Theoretical quantiles
```

# 特征值处理和调整

根据可视化的结果,进行模型处理。如:了解样本的分布,以优化样本值;进行标准化。

#### 建立模型和训练

划分出合适的数据集和训练集后,可以对模型进行训练,预期获得较低的损失函数。如使用岭回归模型、 Lasso回归模型、XGBoost回归模型等进行预测。

#### 模型评估与比较

通过MSE等指标,评估模型的表现,考虑模型的泛化能力等,选择符合自己需求的模型。

## 特征工程的重要性

其中有一个关键的阶段是进行特征选择和特征表示。请问如果不进行特征选择会怎样?

如果我们拥有大量特征时,需要判断哪些是相关特征、哪些是不相关特征,选取合适的特征进行模型迭代,既兼顾代表性、可解释性又不造成维数灾难。

#### 神经网络探索

对于多层神经网络模型,尝试通过增加模型复杂度、过度训练让其达到过拟合的效果,给出在非过拟合和过拟合情形下的模型描述(包括层数、节点数、激活函数类型等)、训练次数、以及在训练集、验证集的均方根误差。

#### 调参剪影图:

/home/ll/miniconda3/envs/ML/lib/python3.8/site-packages/sklearn/neural\_n ng: A column-vector y was passed when a 1d array was expected. Please ch vel().

- y = column\_or\_1d(y, warn=True)
- 0.576828958743083
- 0.03862983036708511
- 0.06400660401436502

	层数	节点 数	激活函数类 型	训练次 数	训练集均方根误 差	验证集均方根误 差
非过拟合	5	5	RELU	6666	0.21	0.20
过拟合	648	648	RELU	114514	0.02	0.31