## 多元统计分析—R 与 Python 的实现

## 吴喜之

June 28, 2019

吴喜之 回归 June 28, 2019 1,

## 交叉验证

叉验证 (m-fold cross validation), 它把数据随机分成 m 份 (折), 各折的观测值数目尽量相等. 然后做 m 次验证, 每次轮流用 1 份数据作为测试集, 其余 m-1 份作为训练集, 用训练集建模, 再用根据训练集所建立的模型拟合测试集. 这样, 在 m 次验证之后得到 m 次预测误差, 最终得到交叉验证的平均误差.

## 交叉验证的误差度量

回归交叉验证的误差通常基于残差平方和 (SSE) 或均方误差 (MSE). 记训练集的自变量矩阵为  $X_{train}$ , 训练集的因变量为  $y_{train}$ , 记测试集的自变量矩阵为  $X_{test}$ , 测试集的因变量为  $y_{test}$ .

交叉验证的残差平方和为 (下面假定进入测试集的观测值总数为  $n^2$ ):

$$SSE_{cv} = \sum_{i=1}^{n} (y_{test\,i} - \hat{y}_{test\,i})^2,$$

而交叉验证的均方误差为:

$$MSE_{cv} = \frac{1}{n}SSE_{cv} = \frac{1}{n}\sum_{i}^{n} (y_{test\,i} - \hat{y}_{test\,i})^2$$
.

吴喜之 回归 June 28, 2019

 $<sup>^2</sup>$ 如果原数据样本量为 n, 进行 K 折交叉验证, 那么每个观测值都会轮流作为测试集成员出现一次, 这时测试集的总样本量也是 n. 如果把数据仅仅分成一个训练集和一个测试集, 那么原数据样本量和测试集的样本量就不一样了 n

NMSE 和  $R^2$  如果没有模型,最朴素的预测就是均值,那时,可用均值  $\bar{y}_{test}$  来代替上面  $SSE_{cv}$  或  $MSE_{cv}$  的  $\hat{y}_{test}$ (分别记为  $SST_{cv}$  和  $MST_{cv}$ ). 我们可以用  $SST_{cv}$  或  $MST_{cv}$  作为除数来将  $SSE_{cv}$  或  $MSE_{cv}$  标准化,得到标准化均方误差 (normalized mean square error, NMSE)

$$NMSE_{cv} = \frac{SSE_{cv}}{SST_{cv}} = \frac{MSE_{cv}}{\mathsf{MST}_{cv}} = \frac{\sum\limits_{i=1}^{n} \left(y_{test\,i} - \hat{y}_{test\,i}\right)^2}{\sum\limits_{i=1}^{n} \left(y_{test\,i} - \bar{y}_{test}\right)^2},$$

同样, 也可以得到另一个等价指标  $R_{cv}^2$ :

$$R_{cv}^{2} = 1 - NMSE_{cv} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{test i} - \hat{y}_{test i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{test i} - \bar{y}_{test i})^{2}},$$

该指标在经典回归中 (即没有测试集或训练集就是测试集时) 称为可决系数 (coefficient of determination)(按照机器学习术语也称为记分或得分 (score)).

吴喜之 回归

显然,如果标准化均方误差  $NMSE_{cv} > 1$  或者等价地  $R_{cv}^2 < 0$ , 说明有模型还不如没有模型 (用朴素的均 值作为预测值). 显然, 交叉验证的这两个 等价度量不仅仅适用于最小二乘回归, 而 且适用于任何模型,可以用于不同模型预 测精度的比较.

<ロ > ← □

关喜乙

对于例1的数据求标准化均方误差及记分, 我们做 Z=10 折交 叉验证 (对于例1的数据, 每份 (折) 数据约 50 个观测值). 用函 数CV 把数据行下标随机打乱. 输出 Z 个下标集. 然后用这个函 数得到的 10 个下标集组成 10 个数据集. 轮流每次用 9 个数据 集合并作为训练集, 再用一个作为测试集, 做十次拟合, 得到  $NMSE_{cv} = 0.2739$  及  $R_{cv}^2 = 0.7261$ . 如果不用交叉验证, 即全部 数据既是训练集又是测试集. 则得到 NMSE = 0.256 及  $R^2 = 0.744$