

## 作业11

1. 模型  $Y_{n \times 1} = X_{n \times p} \beta_{p \times 1} + \epsilon_{n \times 1}$ ,  $\epsilon \sim (0, \sigma^2)$  中,  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1})'$ , 其中  $\beta_0$  是截距项。记  $\beta$  的LS估计为  $\hat{\beta}$ ,  $\mathbf{e} = Y - X\hat{\beta}$  为残差向量。记

$$X = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{x}}'_1 \\ \tilde{\mathbf{x}}'_1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}'_n \end{pmatrix}$$

其中  $\tilde{\mathbf{x}}'_i$  是  $1 \times p$  行向量(第一个元素为1), 是  $X$  的第  $i$  行,  $i = 1, 2, \dots, n$ 。记投影矩阵/帽子矩阵  $H = X(X'X)^{-1}X'$ , 其  $(i, j)$  元素为  $h_{ij}$ 。

- (a) 证明:  $h_{ii} = \tilde{\mathbf{x}}'_i (X'X)^{-1} \tilde{\mathbf{x}}_i$ .  
 (b) 证明:  $h_{ii} \geq \frac{1}{n}$ .  
 (c) 设  $A$  为任一可逆对称  $n \times n$  矩阵,  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in R^n$ , 证明:

$$(A + \mathbf{x}\mathbf{y}')^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}\mathbf{x}\mathbf{y}'A^{-1}}{1 + \mathbf{x}'A^{-1}\mathbf{y}}$$

- (d)  $X$  矩阵中删除第  $i$  行后的矩阵记为  $X_{(-i)}$ ,  $Y$  删除第  $i$  个元素后的向量记为  $Y_{(-i)}$ , 拟合模型  $Y_{(-i)} = X_{(-i)}\beta + \epsilon_{(-i)}$  得  $\beta$  的LS估计  $\hat{\beta}_{(-i)} = (X'_{(-i)}X_{(-i)})^{-1}X'_{(-i)}Y_{(-i)}$ . 利用 (c) 的结果证明:

$$\hat{\beta}_{(-i)} = \hat{\beta} - \frac{1}{1 - h_{ii}}(X'X)^{-1}\tilde{\mathbf{x}}_i e_i,$$

其中  $e_i = y_i - \tilde{\mathbf{x}}'_i \hat{\beta}$  为  $\mathbf{e}$  的第  $i$  个分量。

- (e) 第  $i$  个样本点的标准化残差定义为  $r_i = \frac{e_i}{\sqrt{1-h_{ii}}\hat{\sigma}}$ , 类似于  $F$ -检验统计量, Cook 距离定义为

$$D_i = \frac{(\hat{\beta}_{(-i)} - \hat{\beta})' X' X (\hat{\beta}_{(-i)} - \hat{\beta})}{p\hat{\sigma}^2},$$

$$\text{证明: } D_i = \frac{1}{p} \times \frac{h_{ii}}{1-h_{ii}} r_i^2.$$

2. 设  $\lambda > 0$  为任一实数,  $A$  为  $n$  阶正定矩阵, 向量  $\mathbf{x} \in R^n$ , 证明:

$$\lambda A \geq \mathbf{x}\mathbf{x}' \iff \mathbf{x}'A^{-1}\mathbf{x} \leq \lambda.$$

3. 假设数据  $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$  满足模型

$$y_i = a + bx_i + \epsilon_i, \epsilon \sim (0, \sigma^2),$$

最小二乘法拟合得到LS估计  $\hat{a}, \hat{b}$ . 假设  $(x_0, y_0)$  也来自于同一模型, 即

$$y_0 = a + bx_0 + \epsilon_0, \epsilon \sim (0, \sigma^2),$$

且  $y_0$  与  $y_i, i = 1, 2, \dots, n$  独立。我们需要预测  $x_0$  所对应的  $y_0$ 。取两个预测统计量为

$$\hat{y}_0 = \hat{a} + \hat{b}x_0, \quad \tilde{y}_0 = \bar{y},$$

试分别计算  $\hat{y}_0, \tilde{y}_0$  的预测误差, 并说明何时  $\tilde{y}_0$  的预测效果好于  $\hat{y}_0$ 。

4. 假设真模型为

$$Y_{n \times 1} = X_{n \times p} \beta_{p \times 1} + \epsilon_{n \times 1}, \epsilon \sim (0, \sigma^2 I_n),$$

假设  $X = (X_1, X_2)$ ,  $\beta = (\beta'_1, \beta'_2)'$ , 其中  $X_1$  为  $n \times q$  矩阵,  $\beta_1$  为  $q \times 1$  向量。假设工作模型 (部分模型, 子模型) 为

$$Y = X_1 \beta_1 + \tilde{\epsilon},$$

基于此模型得到  $\beta_1$  的LS估计为  $\tilde{\beta}_1 = (X'_1 X_1)^{-1} X'_1 Y$ , 令  $\tilde{Y} = X \tilde{\beta} = X_1 \tilde{\beta}_1$ , 残差平方和为  $\text{RSS}_q = \|\tilde{Y} - Y\|^2$ ,  $\tilde{Y}$  的均方误差  $\text{MSE}(\tilde{Y}) = E\|\tilde{Y} - E(Y)\|^2$ 。证明

$$\text{MSE}(\tilde{Y})/\sigma^2 = E(\text{RSS}_q)/\sigma^2 - (n - 2q).$$

注:证明过程中的期望计算都是在真模型下进行的.