

作业 10

1. 对于一般线性模型  $\mathbf{y} = X\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}$ ,  $\boldsymbol{\epsilon} \sim (\mathbf{0}, \sigma^2 I_n)$ , 我们知道  $(I_n - P_X)X = \mathbf{0}$ , 其中  $P_X = X(X^\top X)^{-1}X^\top$  是投影阵, 所以

$$RSS = \mathbf{y}^\top (I_n - P_X)\mathbf{y} = \boldsymbol{\epsilon}^\top (I_n - P_X)\boldsymbol{\epsilon},$$

即  $RSS$  不依赖于  $\boldsymbol{\beta}$ 。基于上述观点重新证明第 6 讲引理 1(2): 对于简单线性模型, 残差平方和  $RSS = s_{\epsilon\epsilon} - s_{\epsilon x}^2/s_{xx}$ 。

2. 假设数据  $(y_i, x_i, z_i), i = 1, \dots, n$  满足线性模型

$$y_i = a + bx_i + cz_i + \epsilon_i, \epsilon_i \sim (0, \sigma^2), \epsilon_i \text{ 与 } x_i, z_i \text{ 独立}$$

或等价地  $(\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^\top, \mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n)^\top)$

$$\mathbf{y} = \mathbf{1}a + \mathbf{x}b + \mathbf{z}c + \boldsymbol{\epsilon}, \boldsymbol{\epsilon} \sim (0, \sigma^2 I_n), \boldsymbol{\epsilon} \perp\!\!\!\perp (\mathbf{x}, \mathbf{z}).$$

- (a) 记  $\hat{c}_0 = S_{xz}/S_{zz}$ ,  $S_{xz} = \frac{1}{n-1} \sum (x_i - \bar{x})(z_i - \bar{z})$ ,  $S_{zz} = \frac{1}{n-1} \sum (z_i - \bar{z})^2$ , 试用第 11 讲命题 4 证明 1 的投影方法 (即先将三个向量  $\mathbf{1}, \mathbf{x}, \mathbf{z}$  正交化, 再投影) 而不是直接应用命题 4 的结论, 证明  $b$  的 LS 估计

$$\hat{b} = \frac{\sum [(x_i - \bar{x} - (z_i - \bar{z})\hat{c}_0)y_i]}{\sum [(x_i - \bar{x} - (z_i - \bar{z})\hat{c}_0)^2]}.$$

(注: 该表达式表明, 为了求解  $b$  的 LS 估计, 我们可以分两步回归: (1)  $lm(x \sim z)$ :  $x_i = a_0 + c_0 z_i + \delta_i$ , 求得回归系数  $\hat{c}_0 = s_{xz}/s_{zz}$  以及  $\hat{a}_0 = \bar{x} - \bar{z}\hat{c}_0$ , 得到残差  $x_i^\perp = x_i - \bar{x} - (z_i - \bar{z})\hat{c}_0$ . (2)  $y \sim x^\perp$ :  $y_i = \alpha + \beta x_i^\perp + \text{error}$ , 由此得到的斜率 LS 估计  $\hat{\beta}$  就是  $\hat{b}$ )

- (b) 证明

$$R^2 = \frac{r_{yx}^2 + r_{yz}^2 - 2r_{yx}r_{yz}r_{xz}}{1 - r_{xz}^2},$$

其中  $r_{xz}$  为两个自变量之间的样本相关系数。

3. 假设线性模型  $\mathbf{y} = X_1\boldsymbol{\beta}_1 + X_2\boldsymbol{\beta}_2 + \boldsymbol{\epsilon}$ , 其中  $X_1$  为  $n \times (p-q)$  矩阵,  $X_2$  为  $n \times q$  矩阵,  $\boldsymbol{\beta}_2$  为  $q \times 1$  参数向量。记  $X_2^\perp = X_2 - P_{X_1}X_2$ 。假设  $W$  是任何  $n \times q$  矩阵使得  $W^\top X_1 = \mathbf{0}, W^\top X_2$  可逆, 证明  $\tilde{\boldsymbol{\beta}}_2 = (W^\top X_2)^{-1}W^\top \mathbf{y}$  是  $\boldsymbol{\beta}_2$  的无偏估计, 并证明  $\text{var}(\tilde{\boldsymbol{\beta}}_2|X) \geq \sigma^2(X_2^{\perp\top}X_2^\perp)^{-1}$ , 当  $W = X_2^\perp$  时等号成立。

4. 假设  $A$  为任一  $n \times p$  列满秩矩阵, 其各列为  $A = (\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_p)$ , 我们知道  $A^\top A$  的  $(i, j)$  元为  $\mathbf{a}_i^\top \mathbf{a}_j$ 。记  $\mathbf{a}_i^\perp = \mathbf{a}_i - P_{A_{(-i)}}\mathbf{a}_i$ , 其中  $A_{(-i)}$  为  $A$  删除第  $i$  列后剩余的列组成的矩阵。证明  $(A^\top A)^{-1}$  的  $(i, j)$  元等于  $\frac{\mathbf{a}_i^{\perp\top} \mathbf{a}_j^\perp}{\|\mathbf{a}_i^\perp\|^2 \|\mathbf{a}_j^\perp\|^2}$ 。

提示: 假设线性模型  $\mathbf{y} = A\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}, \boldsymbol{\epsilon} \sim (\mathbf{0}, \sigma^2 I_n)$ ,  $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \dots, \beta_p)^\top$ , 注意这里  $A$  的第一列未必是  $\mathbf{1}$ , 但 LS 估计仍具有形式  $\hat{\boldsymbol{\beta}} = (A^\top A)^{-1}A^\top \mathbf{y}$ , 方差矩阵为  $\text{var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}|A) = \sigma^2(A^\top A)^{-1}$ , 其  $(i, j)$  元为  $\hat{\beta}_i, \hat{\beta}_j$  的协方差, 因此只需计算  $\text{cov}(\hat{\beta}_i, \hat{\beta}_j|A)$  (利用 11 讲命题 4 给出  $\hat{\beta}_i, \hat{\beta}_j$  的表达式)。