

## 《高级计量经济学》2024-2025学年期中作业参考答案

1.  $X$  为  $n \times k$  矩阵,  $n > k$ 。证明  $\text{rank}(X) = k \Leftrightarrow \text{rank}(X^T X) = k$ 。[30分]

解:

令  $Q = X^T X$ 。令  $d$  为任意  $k \times 1$  向量, 并令  $v = Xd$ 。因此  $v$  是  $X$  的列向量的线性结合。 $v^T v = d^T X^T X d = d^T Q d$  是二次型。

(a)

假设  $\text{rank}(X) < k$ , 则  $Xd = 0$  存在非零解  $d \neq 0$ , 此时  $v = 0$ ,  $Qd = X^T v = 0$ 。因此  $d$  也是  $Qd = 0$  的非零解, 因此  $\text{rank}(Q) < k$ 。

(b)

假设  $\text{rank}(Q) < k$ , 则  $Qd = 0$  存在非零解  $d \neq 0$ , 此时  $v^T v = d^T Q d = d^T 0 = 0$ 。因此  $v = 0$ , 即  $d$  也是  $Xd = 0$  的非零解。因此  $\text{rank}(X) < k$ 。

由 (a) 和 (b) 可得  $\text{rank}(X) < k \Leftrightarrow \text{rank}(X^T X) < k$ 。因为  $\text{rank}(X) \leq k$ ,  $\text{rank}(Q) \leq k$ , 可得  $\text{rank}(X) = k \Leftrightarrow \text{rank}(X^T X) = k$ 。

2. 证明下面的命题 [40分]

- 若  $A$  是  $n \times n$  矩阵,  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  是  $A$  的  $n$  个特征值, 则  $\text{tr}(A) = \sum_{i=1}^n \lambda_i$
- 投影矩阵  $P = X(X^T X)^{-1} X^T$  的  $n$  个特征值中有  $k$  个为 1,  $n - k$  个为 0。

解:

a.  $A$  的特征多项式是

$$\det(A - \lambda I) = \begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} - \lambda \end{vmatrix}$$

沿第一列展开, 可得

$$\det(A - \lambda I) = (a_{11} - \lambda) \det(M_{11}) + \sum_{i=2}^n a_{i1} (-1)^{i+1} \det(M_{i1})$$

且余子式  $\det(M_{i1}), i = 2, \dots, n$  中不包含  $(a_{11} - \lambda)$  和  $(a_{ii} - \lambda)$ 。如果我们用同样的方法展开  $\det(M_{11})$  并重复, 可知  $\det(A - \lambda I)$  的展开式中唯一包含大于  $n - 2$  个对角成分项是

$$(a_{11} - \lambda)(a_{22} - \lambda) \cdot \dots \cdot (a_{nn} - \lambda) \quad \dots (\#)$$

将 (#) 式展开可知  $\lambda^n$  项的系数是  $(-1)^n$ 。因此,  $\det(A - \lambda I)$  的最高次项的系数是  $(-1)^n$ 。

当  $A$  的特征值为  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  时,

$$\begin{aligned} \det(A - \lambda I) &= (-1)^n (\lambda - \lambda_1)(\lambda - \lambda_2) \cdot \dots \cdot (\lambda - \lambda_n) \\ &= (\lambda_1 - \lambda)(\lambda_2 - \lambda) \cdot \dots \cdot (\lambda_n - \lambda) \end{aligned} \quad \dots (*)$$

由 (#) 式还可知  $(-\lambda)^{n-1}$  项的系数是  $\sum_{i=1}^n a_{ii}$ 。若将 (\*) 式展开, 则可得  $(-\lambda)^{n-1}$  项的系数是  $\sum_{i=1}^n \lambda_i$ 。因此  $\text{tr}(A) = \sum_{i=1}^n \lambda_i$ 。

b.  $P$  是幂等矩阵, 根据谱分解可知  $P = H\Lambda H^T$ , 由此可得

$$P = PP = H\Lambda H^T H\Lambda H^T = H\Lambda^2 H^T$$

因此,  $\Lambda^2 = \Lambda$ , 即  $\lambda_i^2 = \lambda_i, i = 1, \dots, n$ 。因此  $\lambda_i$  的值只能是 1 或 0。由 (a) 的结果可知

$\text{tr}(P) = \sum_{i=1}^n \lambda_i$ 。同时,

$$\text{tr}(P) = \text{tr}(X(X^T X)^{-1} X^T) = \text{tr}((X^T X)^{-1} X^T X) = \text{tr}(I_k) = k$$

因此  $\sum_{i=1}^n \lambda_i = k$ 。由于特征值只能是 1 或者 0, 可得  $P$  有  $k$  个特征值为 1,  $n - k$  个特征值为 0。

3. 什么是“多重共线性问题”? 多重共线性对线性模型系数的 OLS 估计量有什么影响? 为什么说样本量过小也会带来相同的问题? [30分]

参考答案提纲:

需要区分准确多重共线性 (exact multicollinearity) 和近似多重共线性 (approximate/near multicollinearity)。存在准确多重共线性时不存在 OLS 解, 即  $X$  不满秩, 因此  $(X^T X)$  不可逆。近似多重共线性会导致系数估计量的方差过大, 估计精确度降低。

考虑回归模型  $y = X\beta + u = x_1\beta_1 + X_2\beta_2 + u, E(uu^T) = \sigma^2 I$ 。根据 FWL 定理,  $\hat{\beta}_1$  可以从下面的残差回归模型中获得,

$$M_2 y = M_2 x_1 \beta_1 + v$$

因此,

$$\hat{\beta}_1 = \frac{x_1^T M_2 y}{x_1^T M_2 x_1}$$

参照  $\hat{\beta}$  的方差公式  $\text{var}(\hat{\beta}) = \sigma^2 (X^T X)^{-1}$ ,  $\hat{\beta}_1$  的方差可以表达为

$$\text{var}(\hat{\beta}_1) = \frac{\sigma^2}{\mathbf{x}_1^\top \mathbf{M}_2 \mathbf{x}_1} = \frac{\sigma^2}{(\mathbf{M}_2 \mathbf{x}_1)^\top (\mathbf{M}_2 \mathbf{x}_1)}$$

分母为向量  $\mathbf{M}_2 \mathbf{x}_1$  的长度的平方，也是回归模型  $\mathbf{x}_1 = \mathbf{X}_2 \mathbf{b}_2 + \mathbf{w}$  的 OLS 残差平方和。该残差平方和越小，意味着所有的残差项都很小，即  $\mathbf{X}_2$  中的变量对  $\mathbf{x}_1$  的解释能力很强，也就意味着存在近似多重共线性。

存在近似多重共线性（程度高），或者样本量很小时， $\text{var}(\hat{\beta}_1)$  的取值会变大，代表  $\hat{\beta}_1$  的估计精确度变小；不存在近似多重共线性（程度低），或者样本量很大时， $\text{var}(\hat{\beta}_1)$  的取值会变小，代表  $\hat{\beta}_1$  的估计精确度变大。

注：由以上讨论可知，多重共线性问题并不是回归分析中的主要问题，其影响和小样本的影响相似，属于样本自身的特征。