

2025 春季本科计量经济学
第 1 次作业参考答案

1. 对 2 元随机变量 X, Y , 利用 $\text{cov}(X, Y)$ 的对称双线性特征, 证明相关系数 $\rho_{XY} \in [-1, 1]$ 。
提示: 对任意 $a \in \mathbb{R}$, 考察 $\text{var}(aX + Y) = \text{cov}(aX + Y, aX + Y)$ 的展开式, 并利用关于 a 的二次函数判别式, 证明相应结论。

证明: 利用协方差的对称双线性特征, 展开 $\text{var}(aX + Y)$

$$\begin{aligned}\text{var}(aX + Y) &= \text{cov}(aX + Y, aX + Y) \\ &= \text{cov}(aX, aX) + \text{cov}(aX, Y) + \text{cov}(Y, aX) + \text{cov}(Y, Y) \\ &= a^2\text{var}(X) + 2a\text{cov}(X, Y) + \text{var}(Y)\end{aligned}$$

将其视作关于 a 的函数, 令

$$f(a) = a^2\text{var}(X) + 2a\text{cov}(X, Y) + \text{var}(Y)$$

由于对于任意实数 a , 方差总是非负的, 即 $\text{var}(aX + Y) \geq 0$, 所以函数 $f(a) \geq 0$ 对所有 $a \in \mathbb{R}$ 成立, 即二次函数 $f(a)$ 的判别式为

$$\Delta = [2\text{cov}(X, Y)]^2 - 4\text{var}(X)\text{var}(Y) = 4[\text{cov}(X, Y)^2 - \text{var}(X)\text{var}(Y)] \leq 0$$

即

$$\text{cov}(X, Y)^2 \leq \text{var}(X)\text{var}(Y)$$

相关系数的定义为

$$\rho_{XY} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{var}(X)}\sqrt{\text{var}(Y)}}$$

所以

$$\rho_{XY}^2 = \left(\frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{var}(X)}\sqrt{\text{var}(Y)}} \right)^2 = \frac{\text{cov}(X, Y)^2}{\text{var}(X)\text{var}(Y)} \leq 1$$

即

$$-1 \leq \rho_{XY} \leq 1$$

2. 对样本 $\{(X_i, Y_i)\}_{i=1}^N$, 请证明样本相关系数

$$\hat{\rho}_{XY} = \frac{\hat{\sigma}_{XY}}{\hat{\sigma}_X \hat{\sigma}_Y} \in [-1, 1],$$

其中样本协方差 $\hat{\sigma}_{XY} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \hat{\mu}_X)(Y_i - \hat{\mu}_Y)$, 样本方差 $\hat{\sigma}_X^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \hat{\mu}_X)^2$, $\hat{\sigma}_Y^2$ 类似, $\hat{\mu}_X, \hat{\mu}_Y$ 为样本均值。提示, 与上题类似, 将样本协方差看做向量 $\mathbf{X} =$

$[X_1, \dots, X_N]^T, Y = [Y_1, \dots, Y_N]^T$ 的对称双线性函数, 然后对任意 $a \in \mathbb{R}$, 考察 $aX + Y$ 的样本方差, 并进行展开, 得到 X, Y 的样本协方差、方差等表达式, 再行推导。

证明: 定义中心化的样本向量 \mathbf{x}, \mathbf{y} 如下

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} X_1 - \hat{\mu}_X \\ X_2 - \hat{\mu}_X \\ \vdots \\ X_N - \hat{\mu}_X \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} Y_1 - \hat{\mu}_Y \\ Y_2 - \hat{\mu}_Y \\ \vdots \\ Y_N - \hat{\mu}_Y \end{bmatrix}$$

因此, 样本方差和协方差可以表示为向量内积的形式

$$\hat{\sigma}_X^2 = \frac{1}{N-1} \mathbf{x}^T \mathbf{x}$$

$$\hat{\sigma}_Y^2 = \frac{1}{N-1} \mathbf{y}^T \mathbf{y}$$

$$\hat{\sigma}_{XY} = \frac{1}{N-1} \mathbf{x}^T \mathbf{y}$$

$$= \frac{1}{N-1} \mathbf{y}^T \mathbf{x}$$

与上题类似, 考虑任意实数 a , 考察线性组合 $aX + Y$ 的样本方差

$$\hat{\sigma}_{aX+Y}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (aX_i + Y_i - a\hat{\mu}_X - \hat{\mu}_Y)^2$$

$$= \frac{1}{N-1} (a\mathbf{x} + \mathbf{y})^T (a\mathbf{x} + \mathbf{y})$$

$$= \frac{1}{N-1} (a^2 \mathbf{x}^T \mathbf{x} + 2a \mathbf{x}^T \mathbf{y} + \mathbf{y}^T \mathbf{y})$$

$$= a^2 \hat{\sigma}_X^2 + 2a \hat{\sigma}_{XY} + \hat{\sigma}_Y^2$$

由于样本方差总是非负的, 即

$$\hat{\sigma}_{aX+Y}^2 \geq 0, \quad \forall a \in \mathbb{R}$$

因此, 关于 a 的二次函数

$$f(a) = a^2 \hat{\sigma}_X^2 + 2a \hat{\sigma}_{XY} + \hat{\sigma}_Y^2 \geq 0, \quad \forall a \in \mathbb{R}$$

计算判别式 Δ

$$\Delta = [2\hat{\sigma}_{XY}]^2 - 4\hat{\sigma}_X^2 \hat{\sigma}_Y^2$$

$$= 4\hat{\sigma}_{XY}^2 - 4\hat{\sigma}_X^2 \hat{\sigma}_Y^2$$

$$= 4(\hat{\sigma}_{XY}^2 - \hat{\sigma}_X^2 \hat{\sigma}_Y^2) \leq 0$$

即

$$\left(\frac{\hat{\sigma}_{XY}}{\hat{\sigma}_X \hat{\sigma}_Y} \right)^2 \leq 1 \Rightarrow -1 \leq \frac{\hat{\sigma}_{XY}}{\hat{\sigma}_X \hat{\sigma}_Y} \leq 1 \Leftrightarrow \hat{\rho}_{XY} \in [-1, 1]$$

3. 假设总体分布为 $U([0, a])$, $a > 0$, 请计算该分布下的期望与方差表达式。进一步假设有 iid 样本 $\{X_i\}_{i=1}^N \stackrel{\text{iid}}{\sim} U([0, a])$, 请利用样本均值与样本方差表达式, 分别构造 a 的一个矩估计, 记为 $\hat{a}_{1,N}, \hat{a}_{2,N}$, 请说明这两个矩估计是否具有无偏性和一致性。

解: 由 $\mathbb{E}[X_i] = \frac{a}{2}, \mathbb{E}[X_i^2] = \frac{a^2}{3}$, 可构造

$$\hat{a}_{1,N} = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N X_i, \quad \hat{a}_{2,N} = \sqrt{\frac{3}{N-1} \sum_{i=1}^N X_i^2}$$

直接计算可知 $\mathbb{E}[\hat{a}_{1,N}] = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N \mathbb{E}[X_i] = a$, 故 $\hat{a}_{1,N}$ 是无偏估计量。又由大数定律, 知 $\hat{a}_{1,N} \xrightarrow{\text{a.s.}} 2\mathbb{E}[X_i] = 2 \times \frac{a}{2} = a, N \rightarrow \infty$, 故是一致估计。对 $\hat{a}_{2,N}$, 同样由大数定律可知 $\hat{a}_{1,N} \xrightarrow{\text{a.s.}} \sqrt{3\mathbb{E}[X_i^2]} = \sqrt{3 \times \frac{a^2}{3}} = a, N \rightarrow \infty$, 故是一致估计。但由于 $f(x) = \sqrt{x}$ 是严格凹函数, 故由 Jensen 不等式可知, $\mathbb{E}[\hat{a}_{2,N}] < \sqrt{3 \times \mathbb{E}\left[\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N X_i^2\right]} = a$, 为有偏估计量。

4. 假设 $\{X_i\}_{i=1}^N$ 为 iid 样本, X_i 期望为 μ , 方差为 σ^2 。

(a) 定义基于总体均值的样本方差估计为

$$\hat{s}_N^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \mu)^2,$$

请证明 $\mathbb{E}\hat{s}_N^2 = \sigma^2$, 且 $\hat{s}_N^2 \xrightarrow{\text{a.s.}} \sigma^2$ 。

证明: 直接计算可知

$$\mathbb{E}(\hat{s}_N^2) = \frac{1}{N} \mathbb{E} \left[\sum_{i=1}^N (X_i - \mu)^2 \right] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbb{E}(X_i - \mu)^2 = \frac{1}{N} \times N \times \sigma^2 = \sigma^2$$

故 $\mathbb{E}[\hat{s}_N^2] = \sigma^2$ 。进一步计算可知

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \hat{s}_N^2 = \lim_{N \rightarrow \infty} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \mu)^2 \right] = \lim_{N \rightarrow \infty} \left[\frac{\sum_{i=1}^N X_i^2}{N} - 2\mu \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N} + \mu^2 \right]$$

由大数定律可以得出

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \xrightarrow{\text{a.s.}} \mathbb{E}(X) = \mu, \quad \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2 \xrightarrow{\text{a.s.}} \mathbb{E}(X^2) \implies \hat{s}_N^2 \xrightarrow{\text{a.s.}} \mathbb{E}(X^2) - \mu^2 = \sigma^2$$

(b) 定义基于样本均值的样本方差估计为

$$\hat{\sigma}_N^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \hat{\mu}_N)^2,$$

其中 $\hat{\mu}_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$, 请证明 $\mathbb{E}\hat{\sigma}_N^2 = \sigma^2$, 且 $\hat{\sigma}_N^2 \xrightarrow{\text{a.s.}} \sigma^2$ 。

证明: 计算可知

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(\hat{\sigma}_N^2) &= \frac{1}{N-1} \mathbb{E} \left[\sum_{i=1}^N \left(X_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \right)^2 \right] \\ &= \frac{1}{N-1} \mathbb{E} \left[\sum_{i=1}^N X_i^2 - 2\hat{\mu}_N \sum_{i=1}^N X_i + N\hat{\mu}_N^2 \right] \end{aligned}$$

并且 $\mathbb{E}(\hat{\mu}_N) = \mathbb{E}\left(\frac{\sum X_i}{N}\right) = \frac{N\mu}{N} = \mu$, $\mathbb{E}(\hat{\mu}_N^2) = \text{var}(\hat{\mu}_N) + [\mathbb{E}(\hat{\mu}_N)]^2 = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \text{var}(X_i) + \mu^2 = \frac{1}{N}\sigma^2 + \mu^2$ 因此有

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\hat{\sigma}_N^2) &= \frac{1}{N-1} \left[\mathbb{E}\left(\sum_{i=1}^N X_i^2\right) - 2N\mathbb{E}(\hat{\mu}_N^2) + N\mathbb{E}(\hat{\mu}_N^2) \right] \\ &= \frac{1}{N-1} \left[\sum_{i=1}^N \mathbb{E}(X_i^2) - N\mathbb{E}(\hat{\mu}_N^2) \right] \\ &= \frac{1}{N-1} [N(\sigma^2 + \mu^2) - \sigma^2 - N\mu^2] \\ &= \frac{1}{N-1} \times (N-1) \times \sigma^2 \\ &= \sigma^2\end{aligned}$$

对一致性, 利用上述计算和大数定律有

$$\begin{aligned}\lim_{N \rightarrow \infty} \hat{\sigma}_N^2 &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N-1} \left(\sum_{i=1}^N X_i^2 - 2\hat{\mu}_N \sum_{i=1}^N X_i + N\hat{\mu}_N^2 \right) \\ &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i^2 - N\hat{\mu}_N^2) \\ &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{N}{N-1} \frac{\sum_{i=1}^N X_i^2}{N} - \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{N}{N-1} \hat{\mu}_N^2\end{aligned}$$

由

$$\frac{\sum_{i=1}^N X_i^2}{N} \xrightarrow{\text{a.s.}} \mathbb{E}(X^2), \quad \hat{\mu}_N^2 \xrightarrow{\text{a.s.}} \mu^2$$

可得

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \hat{\sigma}_N^2 = \mathbb{E}(X^2) - \mu^2 = \sigma^2$$

5. 假设 $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_N] \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ 为 N 维标准正态分布, 即 $X_i \stackrel{\text{iid}}{\sim} \mathcal{N}(0, 1)$, 请证明, 对任意的 N 阶正交矩阵 \mathbf{C} , 即 $\mathbf{C}\mathbf{C}^\top = \mathbf{I}_N$, $\mathbf{Y} = \mathbf{C}\mathbf{X}$ 依然服从 N 维标准正态分布。

证明: 注意到 \mathbf{Y} 是 \mathbf{X} 的仿射 (线性) 变换, 故 \mathbf{Y} 的协方差矩阵可写为

$$\text{var}(\mathbf{Y}) = \mathbf{C}\text{var}(\mathbf{X})\mathbf{C}^\top = \mathbf{C}\mathbf{I}\mathbf{C}^\top = \mathbf{C}\mathbf{C}^\top = \mathbf{I}$$

且 $\mathbb{E}[\mathbf{Y}] = \mathbb{E}[\mathbf{C}\mathbf{X}] = \mathbf{C}\mathbb{E}[\mathbf{X}] = \mathbf{0}$, 再由多元正态分布随机向量仿射变换后依然为多元正态分布, 可知 $\mathbf{Y} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$

6. 课件 7 中定义的矩阵 \mathbf{M} 称为幂等矩阵 (idempotent matrix)。该类矩阵的一般定义如下: 若 N 阶方阵 \mathbf{A} 满足 $\mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$, 则称为幂等矩阵。

- (a) 假设 λ 为 \mathbf{A} 的特征值, 请说明 $\lambda = 0$ 或 1 。提示: 请用特征值的等价定义, 即存在非零向量 \mathbf{c} , 使得 $\mathbf{A}\mathbf{c} = \lambda\mathbf{c}$, 进行计算证明。

证明: 假设特征值 λ 对应的特征向量为 \mathbf{c} , 则 $\mathbf{A}\mathbf{c} = \lambda\mathbf{c}$, 两边同时乘以 \mathbf{A} , 可得 $\mathbf{A}^2\mathbf{c} = \lambda\mathbf{A}\mathbf{c} = \lambda^2\mathbf{c}$ 。而利用幂等矩阵性质, 左端等于 $\mathbf{A}\mathbf{c} = \lambda\mathbf{c}$, 故有 $\lambda\mathbf{c} = \lambda^2\mathbf{c}$, 重新整理可得 $\lambda(\lambda - 1)\mathbf{c} = \mathbf{0}$ 。由 $\mathbf{c} \neq \mathbf{0}$, 可知 $\lambda = 0$ 或 1 。

(b) 假设 A 还是一个实数对称矩阵，请利用实对称矩阵特征值分解（第 4 讲课件），即存在正交矩阵 C 使得 $A = C\Lambda C^T$ ，其中 $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_N)$ 为对角阵，来证明 $\text{tr}(A) = \text{rank}(A)$ 。

证明：若 A 是一个实数对称矩阵，则存在正交阵 C ，使得 $A = C\Lambda C^T$ ，其中 $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_N)$ 。而 A 又是幂等矩阵，故由 (a) 可知 $\lambda_1, \dots, \lambda_N = 0$ 或 1 。因此， $\text{tr}(\Lambda) = \text{rank}(\Lambda)$ 。最后，一方面由矩阵在可逆变换（左乘或右乘可逆矩阵）下保持秩不变，可知 $\text{rank}(A) = \text{rank}(\Lambda)$ ；另一方面由乘积矩阵迹的基本性质，知 $\text{tr}(A) = \text{tr}(C\Lambda C^T) = \text{tr}(\Lambda C^T C) = \text{tr}(\Lambda)$ 。如此可得 $\text{tr}(A) = \text{rank}(A)$ 。