

# Regression Analysis

Hyan

版本：2.1

更新：2021 年 9 月 7 日

# 目录

<b>1</b>	<b>随机向量</b>	<b>3</b>
1.1	均值向量与协方差阵 . . . . .	3
1.2	随机向量的二次型 . . . . .	4

# 1 随机向量

## 1.1 均值向量与协方差阵

**定义 1.1** 设  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  为  $n \times 1$  维向量。称

$$E(X) = (Ex_1, \dots, Ex_n)^T$$

为  $X$  的均值向量。

**定义 1.2** 设  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ ，称

$$\text{Cov}(X, Y) = E[(X - EX)(Y - EY)^T]$$

为随机向量  $X, Y$  的协方差矩阵。

**定理 1.1**  $E(AX + b) = AE(X) + b$ 。

**证明.** 设  $A = (a_{ij})_{m \times n}$ ,  $b = (b_1, \dots, b_m)^T$ ，令

$$Y = AX + b = (Y_1, Y_2, \dots, Y_m)^T$$

于是有

$$Y_i = \sum_{j=1}^n a_{ij} X_j + b_i, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

求期望得

$$E(Y_i) = \sum_{j=1}^n a_{ij} E(X_j) + E(b_i), \quad i = 1, 2, \dots, m$$

从而定理 1.1 得证。

**定理 1.2**

$$\text{Cov}(AX, BY) = A\text{Cov}(X, Y)B^T \quad (1)$$

$$\text{Cov}(AX) = A\text{Cov}(X)A^T \quad (2)$$

$$\text{Cov}(AX + c) = A\text{Cov}(X)A^T \quad (3)$$

**证明.** 只证明式 1.

$$\begin{aligned} \text{Cov}(AX, BY) &= E[(AX - E(AX))(BY - E(BY))^T] \\ &= E[(AX - AE(X))(BY - BE(Y))^T] \\ &= E[A(X - E(X))(Y - E(Y))^T B^T] \\ &= A\text{Cov}(X, Y)B^T \end{aligned} \quad (4)$$

**定理 1.3**  $X$  的协方差矩阵为半正定对称矩阵。

证明.  $\forall a \neq 0$ , 有

$$\begin{aligned}
 a^T \text{Cov}(X)a &= a^T E[(X - EX)(X - EX)^T]a \\
 &= E[a^T (X - EX)(X - EX)^T a] \\
 &= E[(a^T (X - EX))(a^T (X - EX))^T] \\
 &= E[(a^T (X - EX))^2] \geq 0.
 \end{aligned} \tag{5}$$

## 1.2 随机向量的二次型

定义 1.3 设  $A$  为  $n$  阶对称阵。称

$$X^T A X = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j \tag{6}$$

为  $X$  的二次型。

定理 1.4 设  $EX = \mu$ ,  $\text{Cov}(X) = \Sigma$ . 则

$$E(X^T A X) = \text{tr}(A\Sigma) + \mu^T A \mu. \tag{7}$$

证明.

$$\begin{aligned}
 E(X^T A X) &= E[(X - \mu + \mu)^T A (X - \mu + \mu)] \\
 &= E[(X - \mu)^T A (X - \mu)] + E[\mu^T A (X - \mu)] + E[(X - \mu)^T A \mu] + E[\mu^T A \mu]
 \end{aligned} \tag{8}$$

对于中间两项, 计算可得

$$\begin{aligned}
 E[\mu^T A (X - \mu)] &= \mu^T A E(X - \mu) \\
 &= \mu^T A [EX - \mu] \\
 &= \mu^T A [\mu - \mu] \\
 &= 0
 \end{aligned} \tag{9}$$

对最后一项, 有  $E[\mu^T A \mu] = \mu^T A \mu$ ;

对第一项, 注意到  $(X - \mu)^T A (X - \mu)$  为一个二次型, 其维数为 1, 因而有

$$\begin{aligned}
 E[(X - \mu)^T A (X - \mu)] &= E[\text{tr}((X - \mu)^T A (X - \mu))] \\
 &= E[\text{tr}(A(X - \mu)(X - \mu)^T)] \\
 &= \text{tr}[AE((X - \mu)(X - \mu)^T)] \\
 &= \text{tr}(A\Sigma)
 \end{aligned} \tag{10}$$

式 10 中, 迹和期望可交换的原因是迹为求和运算, 可以和期望交换顺序.

例 1.1 设  $x_1, \dots, x_n$  独立同分布. 记  $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ . 定义样本方差为

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \tag{11}$$

其均值满足  $E(s^2) = \sigma^2$ .

证明用到了上面的定理 1.4. 通过将样本方差改写为矩阵乘积的形式, 将式 11 化为二次型的形式, 利用定理 1.4 求解. 证明的详细过程从略.