

协方差与相关系数

Dezeming Family

2021 年 7 月 13 日

DezemingFamily 系列书和小册子因为是电子书，所以可以很方便地进行修改和重新发布。如果您获得了 DezemingFamily 的系列书，可以从我们的网站 [<https://dezeming.top/>] 找到最新版。对书的内容建议和出现的错误欢迎在网站留言。

目录

一 协方差	1
二 协方差性质	1
三 协方差矩阵	2
四 总结	3
参考文献	3

一 协方差

协方差描述了两个变量之间的相互关系，例如人的身高和体重，一定是有关联的，很胖的一米五小学生的体重也比不过看起来比较瘦的姚明的体重。

对于二维随机变量 (X, Y) ，定义其协方差为：

$$Cov(X, Y) = E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\} \quad (一.1)$$

如果方差 $D(X) \neq 0$ 且 $D(Y) \neq 0$ ，则称相关系数为：

$$\rho_{X,Y} = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}} \quad (一.2)$$

协方差的计算式可以进行化简，我们经常会使用下式来计算协方差：

$$Cov(X, Y) = E\{XY + E(X)E(Y) - E(X)Y - E(Y)X\} = E(XY) - E(X)E(Y) \quad (一.3)$$

二 协方差性质

我们先列举出一些协方差的相关性质：

$$Cov(a_1X + b_1, a_2Y + b_2) = a_1a_2Cov(X, Y) \quad (二.1)$$

$$Cov(X_1 + X_2, Y) = Cov(X_1, Y) + Cov(X_2, Y) \quad (二.2)$$

$$D(X + Y) = D(X) + D(Y) + 2Cov(X, Y) \quad (二.3)$$

$$D(X - Y) = D(X) + D(Y) - 2Cov(X, Y) \quad (二.4)$$

$$|\rho_{XY}| \leq 1 \quad (二.5)$$

当 X 与 Y 相互独立时, $Cov(X, Y) = 0$ 。 $|\rho_{X, Y}| = 1$ 的充分必要条件是 X 与 Y 完全呈线性关系, 即 $P(Y = aX + b) = 1$, a, b 为常数。

当 X 与 Y 相互独立的时候, 相关系数为 0 (毕竟协方差为 0), 但当相关系数为 0 时, 不代表相互独立, 因为相关系数只是代表线性关系, 我们举个例子来说明一下。

例: X 在 $[-1, 1]$ 上均匀分布, $Y = X^2$, $Z = 3X + 1$, 求 $Cov(X, Y)$ 和 $Cov(X, Z)$ 的值。

首先先计算 $Cov(X, Y)$:

$$E(X) = 0 \quad (二.6)$$

$$E(Y) = E(X^2) = \int_{-1}^1 \frac{1}{2} X^2 dX = \frac{1}{3} \quad (二.7)$$

$$E(XY) = E(X^3) = \int_{-1}^1 \frac{1}{2} X^3 dX = 0 \quad (二.8)$$

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \frac{4}{3} \quad (二.9)$$

$$Cov(XY) = E(XY) - E(X)E(Y) = 0 \quad (二.10)$$

但是显然 X 和 Y 之间的关系并不独立。

我们再计算 $Cov(X, Z)$:

$$E(X) = 0 \quad (二.11)$$

$$E(Z) = E(3X + 1) = \int_{-1}^1 \frac{1}{2} (3X + 1) dX = 1 \quad (二.12)$$

$$E(XZ) = E(3X^2 + X) = \int_{-1}^1 \frac{1}{2} (3X^2 + X) dX = 1 \quad (二.13)$$

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \frac{2}{3} \quad (二.14)$$

$$Cov(XZ) = E(XZ) - E(X)E(Z) = 1 \quad (二.15)$$

$$E(Z^2) = 4 \quad (二.16)$$

$$D(Z) = E(Z^2) - [E(Z)]^2 = 3 \quad (二.17)$$

$$\rho_{XZ} = \frac{1}{\frac{1}{\sqrt{3}}\sqrt{3}} = 1 \quad (二.18)$$

可以看到, 完全呈线性关系的相关系数为 1。

三 协方差矩阵

当我们将 n 维变量时, 记为 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T$, 设 $c_{ij} = Cov(X_i, X_j)$, $j \in [0, n]$, 假如所有的协方差都存在, 那么就可以构造出协方差矩阵:

$$\begin{bmatrix} c_{1,1} & c_{1,2} & \cdots & c_{1,n} \\ c_{2,1} & c_{2,2} & \cdots & c_{2,n} \\ \cdots & & & \\ c_{n,1} & c_{n,2} & \cdots & c_{n,n} \end{bmatrix} \quad (三.1)$$

因为 $Cov(X_i, X_j) = Cov(X_j, X_i)$, 所以上述协方差矩阵是对称矩阵。

协方差矩阵可以写为:

$$C = E[(X - \bar{X})(X - \bar{X})^T] \quad (三.2)$$

如果您看过 DezemingFamily 的《正定矩阵与负定矩阵》一书, 您就能发现它是一个半正定矩阵, 证

明过程如下，对于任意 n 维向量 \mathbf{x} ：

$$\mathbf{x}^T C \mathbf{x} = \mathbf{x}^T E[(X - \bar{X})(X - \bar{X})^T] \mathbf{x} \quad (三.3)$$

$$= E[\mathbf{x}^T (X - \bar{X})(X - \bar{X})^T \mathbf{x}] \quad (三.4)$$

$$= E[(\mathbf{x}^T (X - \bar{X}))(\mathbf{x}^T (X - \bar{X}))^T] \quad (三.5)$$

可以看到 $(\mathbf{x}^T (X - \bar{X}))(\mathbf{x}^T (X - \bar{X}))^T$ 其实就是平方关系，因此是大于等于 0 的，当且仅当 $X = \bar{X}$ 时才为 0，所以只要方差不为 0（随机变量 X 存在多种值），协方差矩阵就是正定矩阵。

协方差矩阵因为可以表示成矩阵形式，所以就可以实现各种运算，比如相似对角化，在各种控制论、信号分析、主成分分析等领域都有非常重要的作用。

参考文献

- [1] <https://zhuanlan.zhihu.com/p/44860862>