

Hasta ahora se han estudiado las componentes principales para un vector aleatorio  $\mathbf{X}$  cuando sus primeros dos momentos existen y asumiendo  $\Sigma > 0$ . ¿Cómo se pueden construir estimadores de  $\mu_1, \dots, \mu_p$  usando los datos  $x_{g1}, \dots, x_{gn}$ ?

En la práctica se suiere reemplazar las características poblacionales  $\mu (=E(\mathbf{X}))$  y  $\Sigma (=VAR(\mathbf{X}))$  por sus estimadores muestrales

$$\hat{\mu} \equiv \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{gi} = \bar{x}_{(n)} = \begin{pmatrix} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{i1} \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{i2} \\ \vdots \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ip} \end{pmatrix}$$

$\bar{x}_{(n)}$  has  $j$ -th row given by

$$\bar{x}_{\cdot j} \equiv \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \quad \text{el promedio (sobre todos los individuos) de la } j\text{-ésima variable.}$$

$$\begin{aligned} \hat{\Sigma} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \overbrace{(x_{gi} - \bar{x}_{(n)})}^{p \times 1} \overbrace{(x_{gi} - \bar{x}_{(n)})'}^{1 \times p} \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{pmatrix} x_{i1} - \bar{x}_{\cdot 1} \\ x_{i2} - \bar{x}_{\cdot 2} \\ \vdots \\ x_{ip} - \bar{x}_{\cdot p} \end{pmatrix} (x_{i1} - \bar{x}_{\cdot 1}, x_{i2} - \bar{x}_{\cdot 2}, \dots, x_{ip} - \bar{x}_{\cdot p}) \end{aligned}$$



$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M_i = \begin{pmatrix} (x_{i1} - \bar{x}_1)^2 & (x_{i1} - \bar{x}_1)(x_{i2} - \bar{x}_2) & \cdots & (x_{i1} - \bar{x}_1)(x_{ip} - \bar{x}_p) \\ (x_{i2} - \bar{x}_2)(x_{i1} - \bar{x}_1) & (x_{i2} - \bar{x}_2)^2 & \cdots & (x_{i2} - \bar{x}_2)(x_{ip} - \bar{x}_p) \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ (x_{ip} - \bar{x}_p)(x_{i1} - \bar{x}_1) & \cdots & \cdots & (x_{ip} - \bar{x}_p)^2 \end{pmatrix}$$

$\hat{\Sigma}$  tiene  
entrada  
 $j, k$   
cada por

$$\hat{\Sigma}_{jk} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ik} - \bar{x}_k) \quad \begin{matrix} j=1, 2, \dots, p, \\ k=1, 2, \dots, p. \end{matrix}$$

Nota: En algunas referencias se considera la "corrección de Bessel", definiendo  $\hat{\Sigma}$  como la matriz de dimensiones  $p \times p$  con entrada  $j, k$  dada por:

$$\hat{\Sigma}_{jk}^{(c)} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ik} - \bar{x}_k) \dots (A)$$

Esta corrección tiene el fin de hacer de de (A) un estimador insesgado para

$$\text{COV}(X_j, X_k). \quad \left( \hat{\Sigma}^{(c)} = \frac{n}{n-1} \hat{\Sigma} \right. \text{ es estimador insesgado para } \Sigma \left. \right)$$

Sea  $X$  la matriz de datos dada por:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{pmatrix}, \quad \begin{array}{l} \text{de dimensiones} \\ n \times p \end{array}$$

$X$  contiene renglones dados por los individuos de la muestra (el  $i$ -ésimo renglón de  $X$  es  $x_i'$ ).

$$\mathbb{1}_n = \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}_{n \times 1} \quad (i)$$

$$\bar{x}_{(n)} = \frac{1}{n} X' \mathbb{1}_n.$$

$$\begin{aligned} & \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_{\cdot j})(x_{ik} - \bar{x}_{\cdot k}) \\ &= \frac{1}{n} \left( \sum_{i=1}^n x_{ij} x_{ik} \right) - \bar{x}_{\cdot j} \bar{x}_{\cdot k} \\ &= \text{entrada } j, k \text{ en } \hat{\Sigma} \end{aligned}$$

Con estas notaciones, podemos escribir

$$(B) \dots \hat{\Sigma} \stackrel{(i)}{=} \frac{1}{n} X' X - \bar{x}_{(n)} \bar{x}_{(n)}' = \frac{1}{n} \left( X' X - \frac{1}{n} X' \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' X \right)$$

Usando la "matriz de centrado"

$$H = I_n - \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n'$$

también podemos escribir

$$\left( I_n = \begin{array}{l} \text{matriz} \\ \text{identidad} \\ n \times n \end{array} \right)$$

$$(C) \dots \hat{\Sigma} = \frac{1}{n} X' H X.$$



Claramente  $\mathcal{H}$  es simétrico:

$$\begin{aligned}\mathcal{H}' &= \left( \mathbb{I}_n - \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' \right)' = \mathbb{I}_n' - \frac{1}{n} (\mathbb{1}_n \mathbb{1}_n')' \\ &= \mathbb{I}_n - \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' = \mathcal{H},\end{aligned}$$

e idempotente:

$$\begin{aligned}\mathcal{H}\mathcal{H} &= \left( \mathbb{I}_n - \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' \right) \left( \mathbb{I}_n - \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' \right) \\ &= \mathbb{I}_n - \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' - \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' + \left( \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' \right) \left( \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' \right).\end{aligned}$$

Pero  $\left( \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' \right) \left( \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' \right) = \frac{1}{n^2} \left( \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' \right) \left( \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' \right)$

$$\begin{aligned}&= \frac{1}{n^2} \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{pmatrix}}_{n \times n} \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{pmatrix}}_{n \times n} = \frac{1}{n^2} \begin{pmatrix} n & n & \dots & n \\ n & n & \dots & n \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ n & n & & n \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{n} \begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n'\end{aligned}$$

luego

$$\begin{aligned}\mathcal{H}\mathcal{H} &= \mathbb{I}_n - \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' - \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' + \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' \\ &= \mathbb{I}_n - \frac{1}{n} \mathbb{1}_n \mathbb{1}_n' = \mathcal{H}\end{aligned}$$

Usaremos la ecuación (C) y las propiedades de  $H$  para ver que  $\hat{\Sigma}$  es positivo semi-definida:

Sea  $a \in \mathbb{R}^p$ , tal que  $a \neq 0$ , entonces por (C)

$$\begin{aligned} a' \hat{\Sigma} a &= \frac{1}{n} a' X' H X a = \frac{1}{n} a' X' H^2 X a \\ &\xrightarrow{H=HH'} = \frac{1}{n} a' X' H' H X a = \frac{1}{n} b' b, \\ &= H'H \end{aligned}$$

donde  $b \equiv H X a$  es un vector de dimensiones  $n \times 1$ .

Pero como  $b' b = \sum_{i=1}^n b_i^2 \geq 0$ , entonces

$$a' \hat{\Sigma} a \geq 0.$$

Usaremos  $\hat{M}$  y  $\hat{\Sigma}$  para calcular estimadores de  $\gamma_1, \dots, \gamma_p$ . Para este fin, usaremos la descomposición de Jordan para  $\hat{\Sigma}$

$$\hat{\Sigma} = Y \Lambda Y' \dots \dots (D)$$