

TRANSFORMACIONES LINEALES

Combinación Lineal de Variables Aleatorias

Una combinación apropiada en las variables aleatorias puede proveer más información que una multiplicidad de variables originales

Sea la combinación lineal:

$$Y_r = a_1 X_{r1} + a_2 X_{r2} + \dots + a_p X_{rp}$$

Media muestral:

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} a^t \sum_{r=1}^n x_r = a^t \bar{x}$$

Varianza muestral:

$$S_y = \frac{1}{n} \sum_r a^t (x_r - \bar{x})(x_r - \bar{x})^t a = a^t S a$$

Sea la transformación lineal q-dimensional:

$$y_r = A x_r + b$$
$$Y = X A^t + \underline{1} b^t$$

donde A es una matriz (qxp) y “b” es un q-vector, por lo general $q \leq p$

La matriz de covarianzas y el vector de medias de la variable transformada “y” es:

$$\bar{y} = A \bar{x} + b$$
$$S_y = \frac{1}{n} \sum_r A (x_r - \bar{X}) (x_r - \bar{X})^t A^t = A S_X A^t$$

La Transformación de Escala

La operación:

$$Y_r = D^{-1}(x_r - \bar{x}) \quad r = 1, \dots, n$$

donde

$$D = \text{diag}(S_i)$$

Esta operación transforma la escala de cada variable para que tenga varianza unitaria y eliminar el efecto de escala.

La transformación de escala puede escribirse como:

$$Y = HXD^{-1}$$

$$\bar{X} = \begin{pmatrix} \bar{X}_1 \\ \bar{X}_2 \\ \vdots \\ \bar{X}_p \end{pmatrix}_{p \times 1} \qquad X_r = \begin{pmatrix} X_{1r} \\ X_{2r} \\ \vdots \\ X_{pr} \end{pmatrix}_{p \times 1}$$

Como:

$$\underset{1 \times p}{y'_r} = \left(\underset{1 \times p}{x_r} - \underset{p \times p}{\bar{x}} \right)' D^{-1}$$

$$y_r = D^{-1} (x_r - \bar{x}) = \begin{pmatrix} 1/s_1 & & & & \\ & 1/s_2 & & & \\ & & \ddots & & \\ & & & \ddots & \\ 0 & & & & 1/s_p \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{r1} - \bar{x}_1 \\ x_{r2} - \bar{x}_2 \\ \vdots \\ x_{rp} - \bar{x}_p \end{pmatrix}$$

$p \times p$ $p \times 1$

$$Y'_r = \begin{pmatrix} \frac{x_{r1} - \bar{x}_1}{s_1} & \frac{x_{r2} - \bar{x}_2}{s_2} & \dots & \frac{x_{rp} - \bar{x}_p}{s_p} \end{pmatrix}$$

Luego,

$$Y = \begin{pmatrix} Y'_1 \\ Y'_2 \\ \vdots \\ Y'_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{X_{11} - \bar{X}_1}{S_1} & \frac{X_{12} - \bar{X}_2}{S_2} & \dots & \frac{X_{1p} - \bar{X}_p}{S_p} \\ \frac{X_{21} - \bar{X}_1}{S_1} & \frac{X_{22} - \bar{X}_2}{S_2} & \dots & \frac{X_{2p} - \bar{X}_p}{S_p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{X_{n1} - \bar{X}_1}{S_1} & \frac{X_{n2} - \bar{X}_2}{S_2} & \dots & \frac{X_{np} - \bar{X}_p}{S_p} \end{pmatrix}$$

$$Y = \begin{pmatrix} X_{11} - \bar{X}_1 & X_{12} - \bar{X}_2 & \dots & X_{1p} - \bar{X}_p \\ X_{21} - \bar{X}_1 & X_{22} - \bar{X}_2 & \dots & X_{2p} - \bar{X}_p \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} - \bar{X}_1 & X_{n2} - \bar{X}_2 & \dots & X_{np} - \bar{X}_p \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1/s_1 & & & 0 \\ & 1/s_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & 1/s_p \end{pmatrix}$$

$n \times p$ $p \times p$

$$Y = (X - \mathbf{1} \bar{x}) D^{-1} = (I - \mathbf{1} \mathbf{1}'/n) X D^{-1}$$

$$Y = H X D^{-1}$$

La Transformación de Mahalanobis

La operación:

$$z_r = S^{-1/2} (x_r - \bar{x}) \quad r = 1, \dots, n$$

Donde $S > 0$, entonces, $S^{-1/2}$ es también definida positiva

Así, $S_z = I$ es tal que la transformación ha eliminado la correlación entre las variables y estandarizado la varianza de cada variable

La Transformación Componentes Principales

Por el teorema de descomposición espectral la matriz de covarianza “**S**” puede ser escrita como:

$$S = P L P^t$$

donde “**P**” es una matriz ortogonal y “**L**” es una matriz diagonal de los valores característicos de S: $l_1 > l_2 > \dots > l_p$

La transformación de componentes principales se define por la rotación:

$$\mathbf{W}_r = \mathbf{P}^t (\mathbf{x}_r - \bar{\mathbf{x}}) \quad r = 1, \dots, n$$

Dado que: $\mathbf{S}_w = \mathbf{P}^t \mathbf{S} \mathbf{P} = \mathbf{L}$ es diagonal, las columnas de \mathbf{W} , llamadas componentes principales, representan combinaciones lineales no correlacionadas de las variables.

Otras rotaciones: CUARTIMAX, ORTOMAX, ROTACIÓN OBLICUA, etc.