

# Tarea 3

Ana Luisa Masetto Herrera  
183203

## \* Pregunta 2: Generalización

→ Considerar

①  $X \sim N(\mu, \Sigma)$

②  $Y = AX$  donde  $A$  es una transformación

cundo una matriz  $A$  multiplica  $X$  la distribución de la nueva variable  $Y$  también sigue la misma distribución que  $X$ , por lo tanto,

$$\Sigma^Y = A \Sigma A^T$$

③ Se espera que  $Cov(X, Y) = 0 \Rightarrow X \perp Y$

④ Correlación ( $\rho$ ) =  $\frac{Cov(Y, Y)}{\sqrt{Var(X)} \sqrt{Var(Y)}}$ ,  $-1 \leq \rho \leq 1$

y para nosotros  $\rho = 0$

→ Caso Ilustrativo

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix} \sim N_p(\mu, \Sigma)$$

$$\mu = \begin{pmatrix} E(X_1) \\ E(X_2) \end{pmatrix}$$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix}$$

Por ejemplo:

$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \\ X_5 \end{pmatrix} \begin{matrix} \} X_1 \\ \} X_2 \end{matrix}$$

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \\ \mu_4 \\ \mu_5 \end{pmatrix}$$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} & \Sigma_{13} & \Sigma_{14} & \Sigma_{15} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} & \Sigma_{23} & \Sigma_{24} & \Sigma_{25} \\ \Sigma_{31} & \Sigma_{32} & \Sigma_{33} & \Sigma_{34} & \Sigma_{35} \\ \Sigma_{41} & \Sigma_{42} & \Sigma_{43} & \Sigma_{44} & \Sigma_{45} \\ \Sigma_{51} & \Sigma_{52} & \Sigma_{53} & \Sigma_{54} & \Sigma_{55} \end{pmatrix}$$

→ Planteamiento

de tiene  $X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} \sim N_p(\mu, \Sigma)$   $\mu = \begin{pmatrix} E[X_1] \\ E[X_2] \end{pmatrix}$   $\Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix}$

$$A = \left( \begin{array}{c|c} I & -\Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1} \\ \hline 0 & I \end{array} \right)$$



Lo que se quiere es demostrar que

$X_1 | X_2 = x_2$  se distribuye Normal Multivariada

→ Paso 0:

Retomando el inciso (2) mencionado anteriormente,  $y = AX$ , se hace el siguiente procedimiento

$$Y = AX = A(X - \mu) = \begin{bmatrix} I & -\Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1} \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 - \mu_1 \\ X_2 - \mu_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 - \mu_1 - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(X_2 - \mu_2) \\ X_2 - \mu_2 \end{bmatrix}$$

Ahora la nueva Variable  $Y$  tiene una matriz de Varianzas y Covarianzas:

$$\Sigma^Y = A \Sigma A^{-1}$$

$$\Sigma^Y = \begin{bmatrix} I & -\Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1} \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & 0 \\ -\Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1} & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$$

Varianza
Cov( )
Varianza

$$= \begin{bmatrix} \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21} & 0 \\ 0 & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$$

Cov( )
Varianza

Por lo tanto,

$$X_1 - \mu_1 - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(X_2 - \mu_2) \sim N_p(0, \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21})$$

↑ Para Obtener 0 se debe de sacar el Valor esperado de  $X_1 - \mu_1 - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(X_2 - \mu_2)$

y se sabe que

$$X_1 - \mu_1 - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(X_2 - \mu_2) \perp X_2 - \mu_2$$

porque las covarianzas son 0.



→ Paso 1: (Media)

Se sabe que,

Desconozco

$$X_1 - (\mu_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (X_2 - \mu_2)) \sim N_q(\underline{\mu^*}, \underline{\Sigma^*})$$

donde  $q$  es el número de particiones, en el caso ilustrativo  $q=2$  y  $p$  que son las dimensiones = 3.

Por independencia de  $X_2 - \mu_2$  se cumple

$$X_1 - (\mu_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (X_2 - \mu_2)) \mid X_2 = x_2 \sim N_q(0, \Sigma^*)$$

y sabemos que,

$$E[X_1 - (\mu_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (X_2 - \mu_2)) \mid X_2 = x_2] = 0$$

$$E[X_1 \mid X_2 = x_2] = \mu_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (x_2 - \mu_2) = \mu^*$$

→ Paso 2: (Varianza)

Por los cálculos efectuados con anterioridad (Paso 0) se tiene que

$$\begin{aligned} \Sigma^* &= \Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21} = \text{Var}(X_1 - (\mu_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (X_2 - \mu_2)) \mid X_2 = x_2) \\ &= \text{Var}(X_1 \mid X_2 = x_2) \end{aligned}$$

al ser una constante su Varianza es 0

→ Paso 3:

$$X_1 \mid X_2 = x_2 \sim N_q(\mu_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (x_2 - \mu_2), \Sigma_{11} - \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21})$$



## \* Pregunta 1: Caso Bivariado

Demstrar que la Media de  $X_1 | X_2 = x_2$  es una regresión de la  $X_1$  en  $X_2$ .

Se tiene que,

$$X_1 | X_2 = x_2 \sim N(\mu, \sigma^2)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Var}(X_1) & \text{Cov}(X_1, X_2) \\ \text{Cov}(X_2, X_1) & \text{Var}(X_2) \end{bmatrix}$$

Del ejercicio anterior (Pregunta 1) se obtuvo que la Media es:

$\mu_1 + \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} (x_2 - \mu_2)$ , sustituimos con los Valores de la matriz previa y tenemos,

$$\mu = \mu_1 + \frac{\text{Cov}(X_1, X_2)}{\text{Var}(X_2)} (x_2 - \mu_2)$$

$$\sigma^2 = \text{Var}(X_1) - \frac{(\text{Cov}(X_1, X_2))^2}{\text{Var}(X_2)}$$

$$\text{y sabemos que } \rho = \frac{\text{Cov}(X_1, X_2)}{\sigma_{X_1} \sigma_{X_2}}$$

Ahora queremos  $X_1 = \beta_0 + \beta_1 X_2$  y sustituimos  $\rho$  en Valores Previos

$$\mu_1 + \frac{\text{Cov}(X_1, X_2)}{\sigma_{X_2}^2} (x_2 - \mu_2) = \overset{(a)}{\mu_X} + \frac{\rho \sigma_X}{\sigma_Y} (y - \mu_Y) \text{ y Cambiamos notación a } X, Y$$

desarrollamos (a) y tenemos  $\mu_X + \frac{\rho \sigma_X}{\sigma_Y} (y - \mu_Y) = \frac{\rho \sigma_X}{\sigma_Y} \mu_Y$  y por eso,

$$\beta_1 = \frac{\rho \sigma_X}{\sigma_Y}$$

$$\beta_0 = \mu_X - \frac{\rho \sigma_X}{\sigma_Y} \mu_Y$$

y se ve que la media es una regresión.