

# Probabilidad y Estadística

## Clase 2

# 1. Repaso de Python

(Notebook)

# Distribución normal multivariada

# Función de densidad conjunta

Sea  $\underline{X} = [X_1, \dots, X_n]^T$  un vector aleatorio continuo, diremos que  $X$  tiene distribución normal multivariada, si su función de densidad conjunta es de la forma

$$f_{\underline{X}}(\underline{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2} (\underline{x} - \underline{\mu})^T \Sigma^{-1} (\underline{x} - \underline{\mu})}$$

Donde  $\underline{\mu}$  se corresponde con la media de la v.a. y  $\Sigma$  Es la matriz de covarianza .

Notación:  $\underline{X} \sim \mathcal{N}(\underline{\mu}, \Sigma)$

# Distribuciones marginales

$$\mathbf{X} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \Sigma) \Rightarrow X_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2)$$

$$\boldsymbol{\mu} = [\mu_1, \dots, \mu_n]^T$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & cov(X_1, X_2) & \dots & cov(X_1, X_n) \\ cov(X_2, X_1) & \sigma_2^2 & \dots & cov(X_2, X_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ cov(X_n, X_1) & cov(X_n, X_2) & \dots & \sigma_n^2 \end{bmatrix}$$

# Distribuciones condicionales

$$\text{Sea } \mathbf{X} = [X_1, X_2]^T \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$$

$$X_1|X_2 = x_2 \sim \mathcal{N}\left(\mu_1 + \frac{\text{cov}(X_1, X_2)}{\sigma_2^2}(x_2 - \mu_2), \left(1 - \frac{\text{cov}(X_1, X_2)^2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2}\right)\sigma_1^2\right)$$

$$X_2|X_1 = x_1 \sim \mathcal{N}\left(\mu_2 + \frac{\text{cov}(X_1, X_2)}{\sigma_1^2}(x_1 - \mu_1), \left(1 - \frac{\text{cov}(X_1, X_2)^2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2}\right)\sigma_2^2\right)$$

# Proyección

Sea  $\underline{X} \sim \mathcal{N}(\underline{\mu}, \Sigma)$  de dimensión  $n$ . Y sea  $w \in \mathbb{R}^n$ .  
Definamos  $Z = w^T \underline{X}$  la proyección de  $\underline{X}$  en  $w$

$$Z \sim \mathcal{N}(w^T \underline{\mu}, w^T \Sigma w)$$

# Transformaciones de variables




# Método de la transformada inversa

El objetivo es poder generar una variable aleatoria con una cierta distribución deseada a partir de una que “tengo a mano”.

Es decir, si tengo una función de distribución  $F$ , y quiero construir una variable aleatoria cuya función de distribución coincida con  $F$ .

# Primero un ejercicio:

**2.13**  Sea  $X$  una variable aleatoria continua con función de distribución  $F_X(x) = \mathbf{P}(X \leq x)$  estrictamente creciente en el soporte de  $X$ . Hallar expresiones para las funciones de distribución de las siguientes variables aleatorias:

- (a)  $T = G(X)$ , donde  $G : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  es una función continua estrictamente creciente;
- (b)  $U = F_X(X)$ ;
- (c)  $V = G^{-1}(F_X(X))$ , donde  $G : \mathbb{R} \rightarrow (0, 1)$  es una función continua estrictamente creciente.

# Método de la transformada inversa

Sea  $F : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$  una función de distribución, existe una variable aleatoria

$$X/F(x) = \mathbb{P}(X \leq x)$$

Definimos la inversa generalizada como:

$$F_X^{-1}(u) = \min\{x \in \mathbb{R} : F_X(x) \leq u\}, u \in (0, 1)$$

**Teorema:** Si  $F$  es una función que cumple que

- Es no decreciente
- $\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0$  y  $\lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1$
- Es continua a derecha

Entonces si defino  $X = F^{-1}(U)$ , con  $U \sim \mathcal{U}(0, 1)$   $X$  es una v.a. con función de distribución  $F$

# Función de variable aleatoria

# Motivación

En este caso, lo que conocemos es la relación entre variables aleatorias (transformación), pero sólo conocemos la distribución de una ellas.

# Definición

Sea  $X$  una v.a. Con función de distribución  $F_x(x)$ , y sea  $Y=g(X)$  una función de la variable aleatoria  $X$ . El objetivo es hallar la función de  $Y$ .

Esto puede hacer considerando que  $F_y(y) = P(Y < y) = P(g(X) < y)$ , y desarrollando la probabilidad en términos de la v.a.  $X$ . A este camino se lo llama **método de sucesos equivalentes**.

# Método del Jacobiano

**Método de transformaciones bivariadas** Suponga que  $Y_1$  e  $Y_2$  son variables aleatorias continuas con función de densidad conjunta  $f_{Y_1, Y_2}(y_1, y_2)$  y que para todo  $(y_1, y_2)$  tal que  $f_{Y_1, Y_2}(y_1, y_2) > 0$ ,  $u_1 = h_1(y_1, y_2)$  y  $u_2 = h_2(y_1, y_2)$  es una transformación uno a uno de  $(y_1, y_2)$  y  $(u_1, u_2)$

con inversa  $y_1 = h_1^{-1}(u_1, u_2)$  y  $y_2 = h_2^{-1}(u_1, u_2)$ .

Si las inversas tienen derivadas parciales continuas respecto a  $u_1$  y  $u_2$  y jacobiano  $J$ , entonces la densidad conjunta de  $U_1, U_2$  será

$$f_{U_1, U_2}(u_1, u_2) = \frac{f_{Y_1, Y_2}(y_1, y_2)}{|J|} |h_1^{-1}, h_2^{-1}|$$

# Método del Jacobiano

## Observación:

Si únicamente me interesa una única función de las variables, por ejemplo  $U_1 = h_1(Y_1, Y_2)$ , puedo “inventarme” una  $U_2 = h_2(Y_1, Y_2)$ , y aplico el método del Jacobiano para encontrar la función de densidad conjunta de ambas variables.

Finalmente, calculo la densidad marginal de la v.a. deseada  $U_1$ .



# Método del jacobiano generalizado (BONUS)

Si  $\underline{X}$  un vector aleatorio e  $\underline{Y} = g(\underline{X})$  con  $g$  tal que  $g|_{A_i} = g_i : A_i \rightarrow B$  biyectiva, continua, con derivada continua, donde  $A_1, \dots, A_k$  es una partición del  $\text{supp}(X)$ , entonces

$$f_{\underline{Y}}(\underline{y}) = \sum_{i=1}^k \frac{f_{\underline{X}}(\underline{x}) \mathbf{1}_{\{\underline{x} \in A_i\}}}{|J_{g_i}(\underline{x})|} |_{\underline{x} = g_i^{-1}(\underline{y})}$$

# Observación: Suma de v.a.

Sean  $X, Y$  dos v.a. Con función de densidad  $f_X(x)$  y  $f_Y(y)$ , la variable  $W = X + Y$  tiene densidad

$$f_W(w) = f_X(x) * f_Y(y)$$

Donde  $*$  representa la función convolución definida por:

$$(f * g)(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)g(t - \tau)d\tau \quad f, g \text{ continuas}$$

$$(f * g)(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} f(k)g(n - k) \quad f, g \text{ discretas}$$

# Función generadora de momentos

Habíamos definido a la función **generadora de momentos** de  $X$  como

$$M_X = \mathbb{E}[e^{tX}]$$

**Teorema:** Sean  $M_X$  y  $M_Y$  dos funciones generadoras de momentos de las v.a.  $X$  e  $Y$ , respectivamente. Si

$$M_X(t) = M_Y(t)$$

Para todo  $t$ , entonces  $X$  e  $Y$  tienen la misma distribución.

# Bibliografía y ejercicios

# Ejercicio 1

Demostrar las propiedades de distribución condicionar y distribuciones marginales para un vector aleatorio de dimensión 2 con distribución normal bivariada.

Sugerencia: Recordar que

$$f_{X,Y}(x, y) = f_X(x)f_{Y|X=x}(y) = f_Y(y)f_{X|Y=y}(x)$$

# Ejercicio 2

Sea  $F$  una función de distribución de la forma:

$$F(x) = 1 - e^{-\sqrt{x/60}}$$

Hallar una función  $h$  tal que:

$$X = h(U) \sim F, \quad \text{con} \quad U \sim \mathcal{U}(0, 1)$$

# Ejercicio 3

Se arroja un dado equilibrado dos veces, sean  $X$  e  $Y$  los resultados de cada tiro, respectivamente. Hallar la función de probabilidad de  $W=X+Y$

Sugerencia: hacer una tabla con los valores posibles de  $X$  e  $Y$  analizar que ocurre con  $W$  en cada caso.

# Bibliografía

“Mathematical Statistics with Applications”, Dennis D. Wackerly, William Mendenhall III, Richard L. Scheaffer.