

En este post nos vamos a determinar

$$Y = g(X) \rightsquigarrow c?$$

en donde se conoce $f_X(x)$ y g es una función monótona y $g^{-1}(y)$ tiene una derivada continua en V_Y

$$V_X = \{x: f_X(x) > 0\} \text{ y } V_Y = \{y: g(x) \text{ por algún } x \in V_X\}$$

$$\Rightarrow F_Y(y) = P(Y \leq y) = P(g(X) \leq y) = \begin{cases} F_X(g^{-1}(y)), & \text{si } g \text{ es creciente} \\ 1 - F_X(g^{-1}(y)), & \text{si } g \text{ es decreciente} \end{cases}$$

Por lo que

$$f_Y(y) = f_X(g^{-1}(y)) |J|, \text{ en donde } J = \frac{d}{dy} g^{-1}(y) \quad (*)$$

La clase posee unos algunos ejemplos sin requerir el teorema como tal, pero en este caso buscaremos generalizarlo a vectores aleatorios

Si (X_1, X_2) es un vector aleatorio con distribución continua
 $f_{X_1, X_2}(x_1, x_2)$ y

$$Y_1 = g_1(X_1, X_2)$$

$$Y_2 = g_2(X_1, X_2)$$

quieremos expresar $f_{Y_1, Y_2}(y_1, y_2)$ mediante un resultado
análogo a (*)

$$\text{En este caso } V_{X_1, X_2} = \{ (x_1, x_2) : f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) > 0 \}$$

$$\text{y } V_{Y_1, Y_2} = \{ (y_1, y_2) : y_1 = g_1(x_1, x_2) \text{ y } y_2 = g_2(x_1, x_2) \text{ por } \\ \text{algun } (x_1, x_2) \in V_{X_1, X_2} \}$$

En el caso más sencillo se supone que es posible obtener una transformación
inversa

$$x_1 = h_1(y_1, y_2)$$

$$x_2 = h_2(y_1, y_2)$$

y en donde su jacobiano existe

$$J = \text{Det} \begin{pmatrix} \frac{d h_1(y_1, y_2)}{d y_1} & \frac{d h_1(y_1, y_2)}{d y_2} \\ \frac{d h_2(y_1, y_2)}{d y_1} & \frac{d h_2(y_1, y_2)}{d y_2} \end{pmatrix} \neq 0$$

\Rightarrow en $V_{\mathcal{X}_1, \mathcal{X}_2}$ definiremos

$$f_{\mathcal{X}_1, \mathcal{X}_2}(y_1, y_2) = \int_{\mathcal{X}_1, \mathcal{X}_2} (h_1(y_1, y_2), h_2(y_1, y_2)) |J|$$

Lo más complicado es encontrar $V_{\mathcal{X}_1, \mathcal{X}_2}$ así como la inversa de la transformación.

Gamma, beta y distribución Dirichlet

Sean $\mathcal{X}_1 \perp \mathcal{X}_2$, en donde

$$\mathcal{X}_1 \sim \text{Gamma}(\alpha_1, \beta) \quad \text{y} \quad \mathcal{X}_2 \sim \text{Gamma}(\alpha_2, \beta)$$

$$f_{\mathcal{X}_j}(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha_j)} \beta^{\alpha_j} x^{\alpha_j-1} e^{-\beta x}, \quad j=1, 2$$

$$f_{\mathcal{X}_1, \mathcal{X}_2}(x_1, x_2) = \left[\frac{1}{\Gamma(\alpha_1)} \beta^{\alpha_1} x_1^{\alpha_1-1} e^{-\beta x_1} \right] \left[\frac{1}{\Gamma(\alpha_2)} \beta^{\alpha_2} x_2^{\alpha_2-1} e^{-\beta x_2} \right]$$

y nos interesa

$$Y_1 = \frac{\mathcal{X}_1}{\mathcal{X}_1 + \mathcal{X}_2}$$

$$Y_2 = \mathcal{X}_1 + \mathcal{X}_2 \sim \text{Gamma}(\alpha_1 + \alpha_2, \beta)$$

¿Cómo la hacemos?

$$\begin{cases} y_1 = g_1(x_1, x_2) = \frac{x_1}{x_1 + x_2} \\ y_2 = g_2(x_1, x_2) = x_1 + x_2 \end{cases} \rightarrow \begin{cases} x_1 = h_1(y_1, y_2) = y_1 y_2 \\ x_2 = h_2(y_1, y_2) = y_2 - y_1 y_2 \end{cases}$$

$$V_{Y_1, Y_2} = (0, 1) \times (0, \infty)$$

$$\begin{aligned} J &= \left| \begin{pmatrix} g_2 & g_1 \\ -g_2 & 1-g_1 \end{pmatrix} \right| = y_2(1-y_1) + y_1 y_2 \\ &= y_2 - y_1 y_2 + y_1 y_2 \end{aligned}$$

$$J = y_2$$

Asi

$$\begin{aligned} f_{Y_1, Y_2}(y_1, y_2) &= f_{X_1, X_2}(h_1(y_1, y_2), h_2(y_1, y_2)) |J| \\ &= \frac{1}{\Gamma(\alpha_1)} \beta^{\alpha_1} (y_1 y_2)^{\alpha_1 - 1} e^{-\beta y_1 y_2} \\ &\quad \times \frac{1}{\Gamma(\alpha_2)} \beta^{\alpha_2} [y_2(1-y_1)]^{\alpha_2 - 1} e^{-\beta y_2(1-y_1)} \\ &= \frac{1}{\Gamma(\alpha_1) \Gamma(\alpha_2)} y_1^{\alpha_1 - 1} (1-y_1)^{\alpha_2 - 1} \\ &\quad \times y_2^{\alpha_1 + \alpha_2 - 2} \beta^{\alpha_1 + \alpha_2} e^{-\beta y_2} y_2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{\Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)}{\Gamma(\alpha_1)\Gamma(\alpha_2)} y_1^{\alpha_1-1} (1-y_1)^{\alpha_2-1} \\
 &= \frac{1}{\Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)} y_2^{\alpha_1 + \alpha_2 - 1} \beta^{\alpha_1 + \alpha_2} e^{-\beta y_2} \\
 &= f_{\mathbb{Y}_1}(y_1) f_{\mathbb{Y}_2}(y_2)
 \end{aligned}$$

$\mathbb{Y}_1 \sim \text{Beta}(\alpha_1, \alpha_2)$ en $\mathbb{Y} \in (0, 1)$

Distribución Dirichlet

Sean $\mathbb{X}_1, \mathbb{X}_2, \dots, \mathbb{X}_k$ independientes, en

$\mathbb{X}_j \sim \text{Gamma}(\alpha_j, 1)$

definiendo

$$\mathbb{Y}_j = \frac{\mathbb{X}_j}{\sum_{i=1}^k \mathbb{X}_i}, \quad j=1, 2, \dots, k$$

Claramente

$$\sum_{j=1}^k \mathbb{Y}_j = 1$$

$$\Rightarrow (Y_1, Y_2, \dots, Y_k) \rightsquigarrow \text{Dirichlet}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k)$$

y además

$$Y_j \rightsquigarrow \text{Beta}(\alpha_j, \sum_{i \neq j} \alpha_i)$$

Distribución normal bivariada

Sea $Z_1 \rightsquigarrow N(0,1)$ y $Z_2 \rightsquigarrow N(0,1)$ con $Z_1 \perp Z_2$,

$$\text{si } Y_1 = \rho Z_1 + \sqrt{1-\rho^2} Z_2, \text{ con } -1 \leq \rho \leq 1$$

$$Y_2 = Z_1$$

$$f_{Z_1, Z_2}(z_1, z_2) = \frac{1}{2\pi} e^{-z_1^2/2} e^{-z_2^2/2}$$

$$Z_1 = h_1(y_1, y_2) = y_2$$

$$Z_2 = h_2(y_1, y_2) = \frac{y_1 - \rho y_2}{\sqrt{1-\rho^2}}$$

$$J = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ \frac{1}{\sqrt{1-\rho^2}} & -\frac{\rho}{\sqrt{1-\rho^2}} \end{pmatrix}$$

$$|J| = \frac{1}{\sqrt{1-\rho^2}}$$

$$\begin{aligned} f_{Y_1, Y_2}(y_1, y_2) &= \frac{1}{2\sigma^2} e^{-y_1^2/2} \bar{e}^{(y_1 - \rho y_2)^2 / 2(1-\rho^2)} \frac{1}{\sqrt{1-\rho^2}} \\ &= \frac{1}{2\sigma^2 \sqrt{1-\rho^2}} e^{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}(y_1^2 - 2\rho y_1 y_2 + y_2^2)} \end{aligned}$$

Un poco de simulación estocástica y transformaciones

Invertiendo la función de distribución acumulada.

Sea X un v.o. y $F_X(x)$ su distribución acumulada.

Si $F_X(x)$ es continua y estrictamente creciente

$$\Rightarrow F_X^{-1} \text{ existe}$$

Sea $U \sim U(0,1)$

$$Y = F_X^{-1}(U) \sim d?$$

$$\begin{aligned}
 F_{\mathbb{I}}(y) &= P(\mathbb{I} \leq y) = P(F_{\mathbb{X}}^{-1}(U) \leq y) \\
 &= P(U \leq F_{\mathbb{X}}(y)) \\
 &= F_{\mathbb{X}}(y)
 \end{aligned}$$

$$\Rightarrow \underline{\underline{F_{\mathbb{I}}(y) = F_{\mathbb{X}}(y)}}$$

¿Qué me dice lo anterior?

- ① - Necesito generar realizaciones de la v.o. \mathbb{X}
- ② - Tengo $F_{\mathbb{X}}(x)$ continua y estrictamente creciente

$$\Rightarrow F_{\mathbb{X}}^{-1} \text{ existe}$$

$$\begin{aligned}
 \textcircled{3} \quad U &\sim U(0,1) \\
 \Rightarrow \mathbb{X} &= F_{\mathbb{X}}^{-1}(U) \sim F_{\mathbb{X}}
 \end{aligned}$$

Ya viene un ejemplo

$$\begin{aligned}
 U &\sim U(0,1) \\
 \gamma \quad F_{\mathbb{X}}(x) &= 1 - e^{-\beta x}, \quad \mathbb{X} \sim \text{Exp}(\beta) \\
 U &= 1 - e^{-\beta x}
 \end{aligned}$$

$$\Rightarrow X = -\frac{1}{\beta} \log(\cdot) \quad \downarrow$$

Box-Muller para generar v.o. $N(\mu, \sigma^2)$

$$\text{Si } Z \sim N(0,1) \Rightarrow X = \mu + \sigma Z \sim N(\mu, \sigma^2)$$

\Rightarrow para generar v.o. de un $N(\mu, \sigma^2)$ solo es necesario generar de un $N(0,1)$

$$\text{Si } Z \sim N(0,1)$$

$$f_Z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} \quad \downarrow_{(-\infty, \infty)}$$

$$\Rightarrow F_Z(z) = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x^2} dx$$

¡un poco complicado!

“El truco” \rightarrow en lugar de generar una variable, generamos dos!

$$Z_1 \sim N(0,1) \quad \text{y} \quad Z_2 \sim N(0,1)$$

con $Z_1 \perp Z_2$

$$\Rightarrow f_{Z_1, Z_2}(z_1, z_2) = \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{1}{2}(z_1^2 + z_2^2)} \quad \downarrow_{(-\infty, \infty)}^{(z_1)} \quad \downarrow_{(-\infty, \infty)}^{(z_2)}$$

$$\left. \begin{aligned} r &= g_1(z_1, z_2) = \sqrt{z_1^2 + z_2^2} \\ \theta &= g_2(z_1, z_2) = \arctan^2(z_1, z_2) \end{aligned} \right\} \begin{aligned} z_1 &= r \cos(\theta) \\ z_2 &= r \sin(\theta) \end{aligned}$$

$$(r, \theta) \in (0, \infty) \times (0, 2\pi)$$

$$|J| = \left| \begin{pmatrix} \cos(\theta) & -r \sin(\theta) \\ \sin(\theta) & r \cos(\theta) \end{pmatrix} \right| = r \cos^2(\theta) + r \sin^2(\theta) = r$$

$$\Rightarrow f_{r, \theta}(r, \theta) = f_{z_1, z_2}(h_1(r, \theta), h_2(r, \theta)) |J|$$

$$= r \frac{1}{2\sigma_0^2} e^{-\frac{1}{2}r^2} \begin{matrix} \downarrow (r) \\ \downarrow (0, \infty) \end{matrix} \begin{matrix} \downarrow (\theta) \\ \downarrow (0, 2\pi) \end{matrix}$$

$$= \left[\frac{1}{2\sigma_0^2} \begin{matrix} \downarrow (\theta) \\ \downarrow (0, 2\pi) \end{matrix} \right] \left[r e^{-\frac{1}{2}r^2} \begin{matrix} \downarrow (r) \\ \downarrow (0, \infty) \end{matrix} \right]$$

$$\underbrace{\hspace{10em}}_{\theta \sim U(0, 2\pi)} \quad \underbrace{\hspace{10em}}_{r \sim ?}$$

$$F_r(r) = 1 - e^{-r^2/2} = U_1 \sim U(0, 1)$$

$$U_1 \perp U_2$$

$$F_\theta(\theta) = \frac{1}{2\pi} \theta = U_2 \sim U(0, 1)$$

$$\Rightarrow \begin{aligned} r &= \sqrt{-2 \log(1 - U_1)} \\ \theta &= 2\pi U_2 \end{aligned}$$

¿ Y esto por que me sirve ?

$$Z_1 = r \cos(\theta) \quad \text{es } N(0,1)$$

$$Z_2 = r \sin(\theta) \quad \text{es } N(0,1)$$

Box - Muller

$$U_1 \text{ es } U(0,1)$$

$$U_2 \text{ es } U(0,1)$$

$$\theta = 2\pi U_1$$

$$r = \sqrt{-2 \log(U_2)}$$

$$Z_1 = r \cos(\theta)$$

$$Z_2 = r \sin(\theta)$$