EYP 1025-1027 Métodos Probabilísticos Clase 16

Profesor: Reinaldo B. Arellano-Valle

Departamento de Estadística Pontificia Universidad Católica de Chile



Contenido I

- Distribución de funciones de vectores aleatorios continuos
 - Caso biunívoco
 - Ejemplos
 - Ejemplo: Convolución continua
 - Caso no-biunívoco
 - Ejemplos importantes

- Transformación de variables aleatorias independientes
 - Ejemplos

Suponga que (X_1,\ldots,X_n) es un vector aleatorio continuo, y considere una transformación $(Y_1,\ldots,Y_n)=(g_1(X_1,\ldots,X_n),\ldots,g_n(X_1,\ldots,X_n))$ de modo que (Y_1,\ldots,Y_n) también sea un vector aleatorio continuo.

Si
$$f_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{x}) = f_{X_1,\dots,X_n}(x_1,\dots,x_n)$$
 es la fdp de (X_1,\dots,X_n) , suponga que se desea determinar la fdp $f_{\boldsymbol{Y}}(\boldsymbol{y}) = f_{Y_1,\dots,Y_n}(y_1,\dots,y_n)$ de (Y_1,\dots,Y_n) .

Sea $\mathcal{X} = \{ \boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^n : f_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{x}) > 0 \}$ el soporte de (X_1, \ldots, X_n) . Escribiendo $\boldsymbol{y} = \boldsymbol{g}(\boldsymbol{y})$, donde $\boldsymbol{g} = (g_1, \ldots, g_n)$, entonces el recorrido de (Y_1, \ldots, Y_n) queda determinado por,

$$\mathcal{Y} = \{m{y} \in \mathbb{R}^n : m{y} = m{g}(m{x}) ext{ para algún } m{x} \in \mathcal{X}\} \subseteq \mathbb{R}^n.$$

Suponga que $\mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}^n$ e $\mathcal{Y} \subseteq \mathbb{R}^n$ son regiones abiertas, y que se distinguen dos casos según si la transformación $g: \mathcal{X} \longrightarrow \mathcal{Y}$ establece o no una correspondencia biunívoca (biyección) entre \mathcal{X} y \mathcal{Y} .

Caso biunívoco

Suponga que $g:\mathcal{X}\longrightarrow\mathcal{Y}\subseteq\mathbb{R}^n$ es una biyección entre \mathcal{X} y \mathcal{Y} , donde

$$g(x_1,\ldots,x_n)=(g_1(x_1,\ldots,x_n),\ldots,g_n(x_1,\ldots,x_n))=(y_1,\ldots,y_n).$$

Entonces, existe una función inversa $m{h} = m{g}^{-1}$ en \mathcal{Y} , donde

$$x_1 = h_1(y_1, \dots, y_n), \dots, x_n = h_n(y_1, \dots, y_n).$$

Suponga también que existen las derivadas

$$\frac{\partial x_i}{\partial y_j} = \frac{\partial h_i(y_1, \dots, y_n)}{\partial y_j}, \quad i, j = 1, \dots, n,$$

y que ellas sean continuas en \mathcal{Y} .

Defina el Jacobiano (de la transformación) J como el determinante:

$$J = \det \begin{pmatrix} \frac{\partial x_1}{\partial y_1} & \cdots & \frac{\partial x_1}{\partial y_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial x_n}{\partial y_1} & \cdots & \frac{\partial x_n}{\partial y_n} \end{pmatrix},$$

el cual es una función de (y_1, \ldots, y_n) . Suponga, finalmente, que $J \neq 0$ para todo $(y_1, \ldots, y_n) \in \mathcal{Y}$.

Teorema 1.1

Sobre las condiciones dadas arriba, la fdp conjunta de Y_1, \ldots, Y_n es,

$$f_{Y_1,...,Y_n}(y_1,...,y_n) = \begin{cases} |J| f_{X_1,...,X_n}(h_1(y_1,...,y_n),...,h_n(y_1,...,y_n)), & \text{si } (y_1,...,y_n) \in \mathcal{Y}, \\ & \text{si } (y_1,...,y_n) \notin \mathcal{Y}. \end{cases}$$

Idea de la demostración: Sea $h(B)=g^{-1}(B)=\{x:g(x)\in B\}$, $B\subset \mathbb{R}^n$. Entonces,

$$\begin{split} P_{\boldsymbol{Y}}(B) &= P(\boldsymbol{Y} \in B) \\ &= P(\boldsymbol{g}(\boldsymbol{X}) \in B) \\ &= P(\boldsymbol{X} \in \boldsymbol{g}^{-1}(B)) \\ &= P(\boldsymbol{X} \in \boldsymbol{h}(B)) \\ &= \int_{\boldsymbol{h}(B)} f_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{x}) d\boldsymbol{x} \quad (\boldsymbol{y} = \boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}) \Longrightarrow \boldsymbol{x} = \boldsymbol{g}^{-1}(\boldsymbol{y}) = \boldsymbol{h}(\boldsymbol{y})) \\ &= \int_{B} f_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{h}(\boldsymbol{y})) |J| d\boldsymbol{y} \quad (\boldsymbol{x} \in \boldsymbol{h}(B) \Longrightarrow \boldsymbol{y} = \boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}) \in B), \end{split}$$

de acuerdo con la formula para cambio de variables en integrales múltiples.

Por otro lado, como el v.a. $oldsymbol{Y} = oldsymbol{g}(oldsymbol{X})$ también es (absolutamente) continuo, entonces

$$P_{\mathbf{Y}}(B) = P(\mathbf{Y} \in B) = \int_{B} f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y}) d\mathbf{y}, \quad (**)$$

donde $f_{\boldsymbol{V}}(\boldsymbol{y})$ es la fdp de \boldsymbol{Y} .

Considerando (*) y (**), se concluye que

$$\int_B f_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{h}(\boldsymbol{y}))|J|d\boldsymbol{y} = \int_B f_{\boldsymbol{Y}}(\boldsymbol{y})d\boldsymbol{y}, \quad \forall \, B \subset \mathbb{R}^n,$$

y por lo tanto que $f_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{h}(\boldsymbol{y}))|J| = f_{\boldsymbol{Y}}(\boldsymbol{y}), \quad \boldsymbol{y} \in \mathbb{R}^n.$

Formalización para n=2:

Teorema 1.2

Sea (X_1, X_1) un vector aleatorio continuo con fdp conjunta $f_{(X_1, X_2)}$. Sean,

$$\mathcal{X} = \{(x_1, x_2) : f_{(X_1, X_2)}(x_1, x_2) > 0\} \subseteq \mathbb{R}^2$$
. Suponga que,

- i) $y_1 = g_1(x_1, x_2)$ e $y_2 = g_2(x_1, x_2)$ definen una transformación uno a uno de \mathcal{X} en $\mathcal{Y} = \{(y_1, y_2) : y_1 = g_1(x_1, x_2), \ y_2 = g_2(x_1, x_2) \text{ para algún } (x_1, x_2) \in \mathcal{Y} \} \subseteq \mathbb{R}^2.$
- ii) Las derivadas parciales de la trasnformación inversa $x_1 = h_1(y_1, y_2)$ y $x_2 = h_2(y_1, y_2)$ son continuas sobre \mathcal{Y} .
- iii) El jacobiano de la transformación

$$J = \det \begin{pmatrix} \frac{\partial x_1}{\partial y_1} & \frac{\partial x_1}{\partial y_2} \\ \frac{\partial x_2}{\partial y_1} & \frac{\partial x_2}{\partial y_2} \end{pmatrix} \text{ es } \neq 0 \text{ para } (y_1, y_2) \in \mathcal{Y}.$$

Entonces la fdp conjunta de $Y_1 = g_1(X_1, X_2)$ y $Y_2 = g_2(X_1, X_2)$, está dada por,

$$f_{Y_1,Y_2}(y_1,y_2) = \begin{cases} |J| f_{X_1,X_2}(h_1(y_1,y_2),h_2(y_1,y_2), & \text{si } (y_1,y_2) \in \mathcal{Y}, \\ 0, & \text{si } (y_1,y_2) \notin \mathcal{Y}. \end{cases}$$

Por ejemplo, para n=2, la transformación,

$$y_1 = x_1 + x_2 \longrightarrow g_1(x_1, x_2) = x_1 + x_2$$

 $y_2 = x_1 - x_2 \longrightarrow g_2(x_1, x_2) = x_1 - x_2$

es uno-a-uno sobre todo \mathbb{R}^2 . La transformación inversa es,

$$x_1 = (y_1 + y_2)/2 \longrightarrow h_1(x_1, x_2) = (y_1 + y_2)/2$$

 $x_2 = (y_1 - y_2)/2 \longrightarrow h_2(x_1, x_2) = (y_1 - y_2)/2,$

y el Jacobiano de la transformación es,

$$J = \det \left(\begin{array}{cc} \partial x_1 / \partial y_1 & \partial x_1 / \partial y_2 \\ \partial x_2 / \partial y_1 & \partial x_2 / \partial y_2 \end{array} \right) = \det \left(\begin{array}{cc} 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & -1/2 \end{array} \right) = -1/2$$

$$\Longrightarrow |J| = +1/2$$
. Asi,

$$f_{Y_1,Y_2}(y_1,y_2) = \begin{cases} \frac{1}{2} f_{X_1,X_2}((y_1+y_2)/2,(y_1-y_2)/2), & \text{si } (y_1,y_2) \in \mathcal{Y}, \\ 0, & \text{eoc.} \end{cases}$$

Aplicaciones:

1) Sean $X_1, X_2 \stackrel{\text{iid}}{\sim} \exp(1)$, es decir,

$$f_{X_1,X_2}(x_1,x_2) = f_{X_1}(x_1) f_{X_2}(x_2) = \begin{cases} e^{-x_1} e^{-x_2}, & \text{si } x_1 > 0, \, x_2 > 0, \\ 0, & \text{eoc.} \end{cases}$$

Queremos la fdp de $(Y_1,Y_2)=(X_1+X_2,X_1-X_2)$. Note que $x_1,x_2>0 \Longrightarrow y_1=x_1+x_2>0$. Luego,

$$\begin{split} f_{Y_1,Y_2}(y_1,y_2) &= \begin{cases} \frac{1}{2}e^{-\frac{y_1+y_2}{2}}e^{-\frac{y_1-y_2}{2}}, & \text{si } \frac{y_1+y_2}{2}>0, \, \frac{y_1-y_2}{2}>0, \\ 0, & \text{eoc,} \end{cases} \\ &= \begin{cases} \frac{1}{2}e^{-y_1}, & \text{si } y_2>y_1, \, y_2<-y_1, \, y_1>0, \\ 0, & \text{eoc,} \end{cases} \\ &= \begin{cases} \frac{1}{2}e^{-y_1}, & \text{si } |y_2|< y_1, \, y_1>0, \\ 0, & \text{eoc.} \end{cases} \end{split}$$

2) Sean $X_1, X_2 \stackrel{\mathsf{iid}}{\sim} U(0, 1)$, es decir,

$$f_{X_1,X_2}(x_1,x_2) = f_{X_1}(x_1) f_{X_2}(x_2) = \begin{cases} 1, & \text{si } 0 < x_1 < 1, \, 0 < x_2 < 1, \\ 0, & \text{eoc.} \end{cases}$$

Entonces, la fdp de $(Y_1, Y_2) = (X_1 + X_2, X_1 - X_2)$ es,

$$\begin{split} f_{Y_1,Y_2}(y_1,y_2) &= \begin{cases} \frac{1}{2}, & \text{si } 0 < \frac{y_1+y_2}{2} < 1, \, 0 < \frac{y_1-y_2}{2} < 1, \\ 0, & \text{eoc}, \end{cases} \\ &= \begin{cases} \frac{1}{2}, & \text{si } -y_1 < y_2 < 2-y_1, \, 0 < y_1 < 1, \\ & -(2-y_1) < y_2 < y_1, \, 1 < y_1 < 2, \\ 0, & \text{eoc}. \end{cases} \end{split}$$

Tarea: En 1) y 2), bosqueje los recorridos \mathcal{X} e \mathcal{Y} , determine las distribuciones marginales de Y_1 e Y_2 , calcule $Cov(Y_1,Y_2)$, y estudie si las nuevas variables son independientes.

3) Sean $X_1, X_2 \stackrel{\text{iid}}{\sim} N(0,1)$, es decir, con fdp's marginales

$$f_{X_1}(x) = f_{X_2}(x) = \phi(x) = (2\pi)^{-1/2} e^{-x^2/2}, \quad x \in \mathbb{R},$$

y fdp conjunta,

$$f_{X_1,X_2}(x_1,x_2) = \phi(x_1)\phi(x_2) = (2\pi)^{-1}e^{-(x_1^2+x_2^2)/2}, \quad (x_1,x_2) \in \mathbb{R}^2.$$

Entonces.

$$Y_1 = X_1 + X_2 \sim N(0, 2), \quad f_{Y_1}(y_1) = \frac{1}{\sqrt{2}} \phi\left(\frac{y_1}{\sqrt{2}}\right), \ y_1 \in \mathbb{R},$$

 $Y_2 = X_1 - X_2 \sim N(0, 2), \quad f_{Y_2}(y_2) = \frac{1}{\sqrt{2}} \phi\left(\frac{y_2}{\sqrt{2}}\right), \ y_2 \in \mathbb{R}.$

Bosqueje los recorridos en este caso. Obtenga la fdp conjunta de Y_1 e Y_2 . ¿Son Y_1 e Y_2 variables aleatorias independientes? Justifique.

Ejemplo: Convolución continua

Ejemplo 1.1

Sean X_1 e X_2 variables aleatorias continuas independientes. Se desea la fdp de $X_1 + X_2$.

Paso 1: Sean $Y_1=X_1+X_2$ (variable de interés) e $Y_2=X_2$ (variable auxiliar arbitraria). Entonces, $y_1=g_1(x_1,x_2)=x_1+x_2$ e $y_2=g_1(x_1,x_2)=x_2$, con inversos $x_1=h_1(y_1,y_2)=y_1-y_2$ y $x_2=h_2(y_1,y_2)=y_2$. Luego,

$$J = \begin{pmatrix} \partial x_1/\partial y_1 & \partial x_1/\partial y_2 \\ \partial x_2/\partial y_1 & \partial x_2/\partial y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = 1,$$

у

$$f_{Y_1,Y_2}(y_1,y_2) = f_{X_1,X_2}(y_1 - y_2, y_2) = f_{X_1}(y_1 - y_2)f_{X_2}(y_2).$$

Paso 2:
$$f_{Y_1}(y_1) = \int_{\{y_2:(y_1-y_2,y_2)\in\mathcal{X}\}} f_{X_1}(y_1-y_2)f_{X_2}(y_2)dy_2$$
.

Por ejemplo, si $Y = X_1 + X_2$, donde $X_1, X_2 \stackrel{\text{iid}}{\sim} \exp(\lambda)$, entonces

$$\begin{split} f_Y(y) &= \begin{cases} \int_0^y \lambda^2 e^{-\lambda(y-z+z)} dz & \text{si } y > 0, \\ 0, & \text{eoc}, \end{cases} \\ &= \begin{cases} \lambda^2 y e^{-\lambda y} & \text{si } y > 0, \\ 0, & \text{eoc}, \end{cases} \end{split}$$

es decir, $Y = X_1 + X_2 \sim Gama(2, \lambda)$

Extensión: Si $X_i \sim Gama(\alpha_i, \lambda)$, i = 1, ..., n son va's independientes, entonces $Y = \sum_{i=1}^n X_i \sim Gama(\sum_{i=1}^n \alpha_i, \lambda)$.

Caso no-biunívoco

En muchos casos donde $g: \mathcal{X} \longrightarrow \mathcal{Y}$ no es uno-a-uno, también podemos determinar la distribución de Y = g(X) mediante el método del jacobiano descrito anteriormente.

Para hacer esto, es suficiente que $g=(g_1,\ldots,g_n)$ sea uno-a-uno cuando se restringe a cada una de k regiones (abiertas) disjuntas cuya unión contenga el valor de X con probabilidad 1.

A continuación, se ilustra el procedimiento en el caso bivariado.

Considere el caso bivariado con n=2; la extensión para n>2 es similar.

Si la transformación no es uno-a-uno, sea $\{B_0,B_1,\ldots,B_k\}$ una partición de $\mathcal{X}=\{(x_1,x_2):f_{X_1,X_2}(x_1,x_2)>0\}.$

Suponga que:

- a) El conjunto B_0 (posiblemente vacío) satisface $P\left((X_1,X_2)\in B_0\right)=0.$
- b) Para cada $i = 1, \dots, k$, la transformación

$$(y_1, y_2) = (g_1(x_1, x_2), g_2(x_1, x_2)),$$

es uno-a-uno desde B_i sobre \mathcal{Y} .

Entonces, para cada $i=1,\ldots,k$, existe la transformación inversa desde $\mathcal Y$ a B_i ; denote la i-ésima transformación inversa por,

$$(x_{1i}, x_{2i}) = (h_{1i}(y_1, y_2), h_{2i}(y_1, y_2)) \quad i = 1, \dots, k.$$

Sea J_i el jacobiano calculado desde la i-ésima transformación inversa, es decir,

$$J_i = \det \begin{pmatrix} \frac{\partial x_{1i}}{\partial y_1} & \frac{\partial x_{1i}}{\partial y_2} \\ \frac{\partial x_{2i}}{\partial y_1} & \frac{\partial x_{2i}}{\partial y_2} \end{pmatrix}, \quad i = 1, \dots, k.$$

Suponga, fialmente, que estos jacobianos no son cero en \mathcal{Y} .

Entonces, bajo las condiciones anteriores, la fdp de (Y_1,Y_2) esta dada por,

$$\begin{split} f_{Y_1,Y_2}(y_1,y_2) \\ &= \begin{cases} \sum_{i=1}^k |J_i| \, f_{X_1,X_2}\left(h_{1i}(y_1,y_2),h_{2i}(y_1,y_2)\right), & \text{si } (y_1,y_2) \in \mathcal{Y}, \\ 0, & \text{si } (y_1,y_2) \notin \mathcal{Y}. \end{cases} \end{split}$$

Nota: La extensión del resultado al caso n-dimensional es inmediata.

Ejemplo 1.2

Sean $X_1, X_2 \stackrel{\text{iid}}{\sim} N(0, 1)$. Considere la transformación

$$Y_1 = \frac{X_1}{X_2}$$
 y $Y_2 = |X_2|$.

Esta es una transformación desde $\mathcal{X} = \mathbb{R}^2$ a $\mathcal{Y} = \{(y_1, y_2) : y_2 > 0\} \subset \mathbb{R}^2$ que no es uno-a-uno, ya que los puntos (x_1, x_2) y $(-x_1, -x_2)$ de \mathcal{X} son ambos mapeado en el mismo punto (y_1, y_2) de \mathcal{Y} .

Pero si nos restringimos a los valores positivos o negativos de x_2 , entonces la transformación restringida es uno-a-uno en cada caso.

Sean
$$B_0 = \{(x_1, x_2) : x_2 = 0\}, B_1 = \{(x_1, x_2) : x_2 > 0\}$$
 y $B_2 = \{(x_1, x_2) : x_2 < 0\}.$

Entonces, $B_0,\,B_1$ y B_2 forman una partición de $\mathcal{X}=\mathbb{R}^2$ tal que

a)
$$P((X_1, X_2) \in B_0) = P(X_2 = 0) = 0$$

b) $\mathcal{Y} = \{(y_1, y_2) : y_2 > 0\}$ es la imagen tanto de B_1 como de B_2 bajo la transformación $(g_1(x_1, x_2), g_2(x_1, x_2)) = (x_1/x_2, |x_2|)$.

Además, las transformaciones inversas de ${\mathcal Y}$ a B_1 e ${\mathcal Y}$ a B_2 están dadas por

$$h_1: \mathcal{Y} \to B_1 \Longrightarrow x_{11} = h_{11}(y_1, y_2) = y_1 y_2, \quad x_{21} = h_{21}(y_1, y_2) = y_2,$$

 $h_2: \mathcal{Y} \to B_1 \Longrightarrow x_{12} = h_{12}(y_1, y_2) = -y_1 y_2, \quad x_{22} = h_{22}(y_1, y_2) = -y_2.$

Note que el primer inverso produce valores positivos de x_2 mientras que el segundo inverso da valores negativos de x_2 .

Note también que los jacobianos de las dos transformaciones inversas son $|J_1|=|J_2|=y_2$ para todo $(y_1,y_2)\in\mathcal{Y}.$

Luego, usando que $f_{X_1,X_2}(x_1,x_2)=\phi(x_1)\phi(x_2)=(2\pi)^{-1}e^{-x_1^2/2}e^{-x_2^2/2},$ para $-\infty < x_1 < \infty$ y $-\infty < x_2 < \infty$, se obtiene que,

$$\begin{split} f_{Y_1,Y_2}(y_1,y_2) \\ &= \begin{cases} \frac{|y_2|}{2\pi} e^{-(y_1y_2)^2/2} e^{-y_2^2/2} + \frac{|y_2|}{2\pi} e^{-(-y_1y_2)^2/2} e^{-(-y2)^2/2}, \\ & \text{si } -\infty < y_1 < \infty, \ 0 < y_2 < \infty, \\ 0, & \text{eoc,} \end{cases} \\ &= \begin{cases} \frac{y_2}{\pi} e^{-\left(1+y_1^2\right)y_2^2/2}, & \text{si } -\infty < y_1 < \infty, \ 0 < y_2 < \infty \\ 0, & \text{eoc.} \end{cases} \end{split}$$

La fdp marginal de Y_1 puede calcularse como,

$$f_{Y_1}(y_1) = \int_0^\infty \frac{y_2}{\pi} e^{-(1+y_1^2)y_2^2/2} dy_2$$

$$= \frac{1}{2\pi} \int_0^\infty e^{-(1+y_1^2)z/2} dz$$

$$= \frac{1}{\pi (1+y_1^2)}, \quad -\infty < y_1 < \infty.$$

De aquí, se concluye que la razón de dos variables aleatorias normales estándar independientes, es una variable aleatoria con distribución de Cauchy.

Ademas, es fácil ver que $f_{Y_2}(y_2)=2\phi(y_2)$ para $y_2>0$; es decir, si $X_2\sim N(0,1)$ entonces $Y_2=|X_2|\sim HN(0,1)$ (half-normal).

Ejemplos importantes

Ejemplo 1.3

Asumiendo nuevamente que $X_1, X_2 \stackrel{\text{iid}}{\sim} N(0, 1)$, pruebe que

$$\begin{split} Y_1 &= \frac{X_1 + X_2}{2} \sim N(0, 1/2) \\ Y_2 &= \frac{(X_1 - X_2)^2}{2} \sim \chi_1^2 := Gama(1/2, 1/2), \end{split}$$

y que Y_1 e Y_2 son variables aleatorias independientes.

Extensión: Sean $X_1, \ldots, X_n \stackrel{\mathsf{iid}}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$. Entonces, la media muestral,

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i$$

y la varianza muestral,

$$S^{2} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (X_{i} - \bar{X})^{2},$$

son variables aleatorias independientes, con

$$\bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{y} \quad \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2,$$

para cada $n \geq 2$.

Ejemplo 1.4

Suponga que $X_1 \sim N(0,1)$ y $X_2 \sim \chi^2_{\nu}$ ($\nu > 0$) son independientes. Entonces, la distribución de la variable aleatoria

$$Y = \frac{X_1}{\sqrt{X_2/\nu}},$$

se llama t (de Student) con ν grados de libertad, y se denota como $Y \sim t_{\nu} := t(0, 1, \nu)$.

Tarea: Pruebe que

$$f_Y(y) = \frac{\Gamma[(\nu+1)/2]}{\Gamma(\nu/2)\sqrt{\pi\nu}} \left(1 + \frac{y^2}{\nu}\right)^{-(\nu+1)/2}, \quad -\infty < y < \infty.$$

Nota: $P(Y \le y) = \int_{-\infty}^{y} f_Y(z) dz$ se encuentra tabulada para varios valores de $y y \nu$.

Aplicación: Sean $X_1, \ldots, X_n \stackrel{\text{iid}}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$. Vimos que $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ y $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ son variables aleatorias independientes, con

$$\bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \quad \text{y} \quad \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2.$$

Es decir,

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma} \sim N(0, 1) \quad \text{y} \quad \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2,$$

y son independientes. Luego,

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)/\sigma}{\sqrt{(n-1)S^2/(n-1)\sigma^2}} = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{S} \sim t_{n-1}.$$

Ejemplo 1.5

Sean $X_1 \sim \chi_r^2$ y $X_2 \sim \chi_s^2$ (r, s > 0)variables aleatorias independientes. La distribución de la variable aleatoria

$$Y = \frac{X_1/r}{X_2/s},$$

se llama F (de Fisher) con r y s grados de libertad, y se denota como $Y \sim F_{r,s}$. Note que $Y^{-1} \sim F_{s,r}$.

Tarea: Pruebe que

$$f_Y(y) = \begin{cases} \frac{\Gamma[(r+s)/2]}{\Gamma(r/2)\Gamma(s/2)} \left(\frac{r}{s}\right)^{r/2} y^{(r/2)-1} \left(1 + \frac{r}{s} y\right)^{-(r+s)/2}, & \text{si } y > 0, \\ 0, & \text{eoc.} \end{cases}$$

Nota: $P(Y \le y) = \int_{-\infty}^{y} f_Y(z) dz$ se encuentra tabulada para varios valores de y, r y s.

Aplicación: Suponga que

$$X_1,\ldots,X_n \stackrel{\mathsf{iid}}{\sim} N(\mu_X,\sigma^2)$$

е

$$Y_1, \ldots, Y_m \stackrel{\mathsf{iid}}{\sim} N(\mu_Y, \sigma^2),$$

donde los X_i 's son independientes de los Y_i 's. Entonces,

$$(n-1)S_X^2/\sigma^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2/\sigma^2 \sim \chi_{n-1}^2$$

У

$$(m-1)S_Y^2/\sigma^2 = \sum_{i=1}^m (Y_i - \bar{Y})^2/\sigma^2 \sim \chi_{m-1}^2,$$

y son variables aleatorias independientes. Luego,

$$\frac{S_X^2}{S_Y^2} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / (n-1)}{\sum_{i=1}^m (Y_i - \bar{Y})^2 / (m-1)} \sim F_{n-1,m-1}.$$

Ejemplo 1.6

Sean $X_1 \sim Gama(\alpha_1, \lambda)$ y $X_2 \sim Gama(\alpha_2, \lambda)$ $(\alpha_1, \ \alpha_2, \ \lambda > 0)$ variables aleatorias independientes. La distribución de la variable aleatoria

$$Y = \frac{X_1}{X_1 + X_2},$$

se llama beta con parámetros α_1 y α_2 , denotada por $Y \sim Beta(\alpha_1, \alpha_2)$.

Tarea: Pruebe que

$$f_Y(y) = \begin{cases} \frac{\Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)}{\Gamma(\alpha_1)\Gamma(\alpha_2)} y^{\alpha_1 - 1} (1 - y)^{\alpha_2 - 1}, & \text{si } 0 < y < 1, \\ 0, & \text{eoc.} \end{cases}$$

Tarea: Pruebe que $Y_1 = \frac{X_1}{X_1 + X_2}$ e $Y_2 = X_1 + X_2$ son independientes; usando este resultado pruebe que $E(Y_1) = \frac{E(X_1)}{E(Y_2)} = \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2}$.

Extensión: Si $X_i \stackrel{\text{ind}}{\sim} Gama(\alpha_i, \lambda), i = 1, \ldots, n$, entonces,

$$\frac{X_1 + \dots + X_m}{X_1 + \dots + X_m + X_{m+1} + \dots + X_n} \sim Beta(\alpha_1 + \dots + \alpha_m, \alpha_{m+1} + \dots + \alpha_n),$$

donde hay que recordar que $\sum_{i=1}^k X_i \sim Gama\left(\sum_{i=1}^k \alpha_i, \lambda\right)$ para cada $k=1,\ldots,n$.

Nota: La función beta se define como,

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 x^{\alpha - 1} (1 - x)^{\beta - 1} dx = \frac{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha + \beta)}, \quad \alpha, \beta > 0.$$

Transformación de variables aleatorias independientes

Nota: Si X_1,\ldots,X_n variables aleatorias independientes (arbitrarias), entonces funciones de subvectores disjuntos de los X_i 's también son independientes. Por ejemplo, $Y_1=X_1+X_2+X_3,\,Y_2=(X_5-X_4)^2,\,Y_3=\max\{X_6,X_7\}$ e $Y_4=e^{-Y_8}$, son variables aleatorias independientes.

Para ilustrar el procedimiento, se probará el siguiente caso especial mediante la fda conjunta.

Teorema 2.1

Sean X_1, \ldots, X_n variables aleatorias independientes. Para cada $i=1,\ldots,n$, suponga que $g_i(x_i)$ es una función solo de x_i . Entonces, las transformaciones $Y_1=g_1(X_1),\ldots,Y_n=g_n(X_n)$ también son variables aleatorias independientes.

Demostración 2.1

La fda conjunta de $Y_1 = g_1(X_1), \dots, Y_n = g_n(X_n)$ es

$$F_{Y_1,...,Y_n}(y_1,...,y_n) = P(Y_1 \le y_1,...,Y_n \le y_n)$$

$$= P\{g_1(X_1) \le y_1,...,g_n(X_n) \le y_n\}$$

$$= P\{g_1(X_1) \in (-\infty,y_1],...,g_n(X_n) \in (-\infty,y_n]\}$$

$$= P\{X_1 \in g_1^{-1}((-\infty,y_1]),...,X_n \in g_n^{-1}((-\infty,y_n])\}$$

$$= P\{X_1 \in g_1^{-1}((-\infty,y_1])\} \times \cdots \times P\{X_n \in g_n^{-1}((-\infty,y_n])\}$$

$$= P\{g_1(X_1) \in (-\infty,y_1]\} \times \cdots \times P\{g_n(X_n) \in (-\infty,y_n]\}$$

$$= P\{g_1(X_1) \le y_1\} \times \cdots \times P\{g_n(X_n) \le y_n\}$$

$$= P\{Y_1 \le y_1\} \times \cdots \times P\{Y_n \le y_n\}$$

$$= F_{Y_1}(y_1) \times \cdots \times F_{Y_n}(y_n).$$

Ejemplo 2.1

Sean $X_1, \ldots, X_n \stackrel{\text{iid}}{\sim} N(0, 1)$. Entonces:

- 1) $X_1^2, \ldots, X_n^2 \stackrel{\text{iid}}{\sim} \chi_1^2$; lo que permite probar también (tarea) que $\sum_{i=1}^n X_i^2 \sim \chi_n^2$.
- 2) $I_{(0,\infty)}(X_1), \dots, I_{(0,\infty)}(X_n) \stackrel{\text{iid}}{\sim} Ber(1/2)$, donde

$$I_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \text{ ocurre,} \\ 0 & \text{si } x \in A^c \text{ ocurre.} \end{cases}$$

3) $\Phi(X_1), \ldots, \Phi(X_n) \stackrel{\text{iid}}{\sim} U(0,1)$, donde $\Phi(z), z \in \mathbb{R}$, es la fda de la distribución N(0,1).