

Cálculo de probabilidades

Capítulo 4: Variables aleatorias distribuidas de forma conjunta

Mg. Sc. J. Eduardo Gamboa U.



Vector aleatorio

Un vector $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k)$ compuesto por variables aleatorias definidas en el mismo espacio de probabilidad (Ω, \mathcal{A}, P) se llama vector aleatorio k-dimensional o variable aleatoria k-dimensional, de modo que:

$$\Omega \rightarrow R^k$$

Caso discreto

Distribución discreta conjunta

La **función de probabilidad conjunta** de $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k)$ es:

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = P(\mathbf{X} = \mathbf{x}), \quad \mathbf{x} \in \mathbb{R}^k$$

En el caso bivariado:

$$f_{X,Y}(x, y) = P(X = x, Y = y)$$

Propiedades:

- ▶ $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) \geq 0$
- ▶ $\sum_{\mathbf{x}} f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = 1$

Ejemplo 1a:

X	Y	f(x,y)
0	0	0.30
0	1	0.10
1	0	0.40
1	1	0.20

$$P(X = 0, Y = 1) = 0.10$$

$$P(X \leq 1, Y = 1) = P(X = 0, Y = 1) + P(X = 1, Y = 1) = 0.10 + 0.20 = 0.30$$

Distribución discreta marginal

Sea $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k)$ y fija $i \in \{1, \dots, k\}$. La marginal de X_i se obtiene sumando sobre las demás componentes:

$$p_{X_i}(x_i) = \sum_{\mathbf{x}_{-i}} p_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_k)$$

En el caso bivariado, $k = 2$

$$f_X(x) = \sum_y f_{X,Y}(x, y) \quad f_Y(y) = \sum_x f_{X,Y}(x, y)$$

Ejemplo 1b:

$$f_X(0) = 0.30 + 0.10 = 0.40 \quad f_X(1) = 0.40 + 0.20 = 0.60$$

Por tanto, $f_X(x) = 0.40I_{(0)}(x) + 0.60I_{(1)}(x)$

Determinar $f_Y(y)$.

Esperanza conjunta (caso discreto)

Para una función $g : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}$:

$$E[g(\mathbf{X})] = \sum_{\mathbf{x}} g(\mathbf{x}) f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})$$

Para $k = 2$:

$$E[g(X, Y)] = \sum_x \sum_y g(x, y) f_{X,Y}(x, y)$$

Función de distribución acumulada conjunta discreta

Para $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k)$:

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = P(X_1 \leq x_1, \dots, X_k \leq x_k)$$

y se calcula como:

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{u} \leq \mathbf{x}} f_{\mathbf{X}}(\mathbf{u})$$

donde $\mathbf{u} \leq \mathbf{x}$ significa $u_i \leq x_i$ para todo i .

Para el caso bivariado:

$$F_{X,Y}(x, y) = P(X \leq x, Y \leq y)$$

Se calcula sumando todas las probabilidades conjuntas compatibles:

$$F_{X,Y}(x, y) = \sum_{u \leq x} \sum_{v \leq y} f_{X,Y}(u, v)$$

Ejemplo 1c:

Sea la siguiente función de probabilidad continua:

X	Y	f(x,y)
0	0	0.30
0	1	0.10
1	0	0.40
1	1	0.20

$$F(0, 0) = P(X \leq 0, Y \leq 0) = P(0, 0) = 0.30$$

$$F(0, 1) = P(X \leq 0, Y \leq 1) = P(0, 0) + P(0, 1) = 0.30 + 0.10 = 0.40$$

$$F(1, 0) = P(X \leq 1, Y \leq 0) = P(0, 0) + P(1, 0) = 0.30 + 0.40 = 0.70$$

$$F(1, 1) = P(X \leq 1, Y \leq 1) = 0.30 + 0.10 + 0.40 + 0.20 = 1.00$$

X	Y	F(x,y)
0	0	0.30
0	1	0.40
1	0	0.70
1	1	1.00

Función de distribución acumulada marginal discreta

Sea $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k)$ un vector aleatorio discreto con función de probabilidad conjunta $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})$.

Para cada componente X_i se define su función de distribución acumulada marginal como:

$$F_{X_i}(x_i) = P(X_i \leq x_i) = \sum_{u_i \leq x_i} f_{X_i}(u_i), \quad i = 1, \dots, k.$$

En el caso bivariado:

$$F_X(x) = P(X \leq x) = \sum_{u \leq x} f_X(u)$$

$$F_Y(y) = P(Y \leq y) = \sum_{u \leq y} f_Y(u)$$

Ejemplo 1d:

Continuando con el ejemplo 1b:

Para X :

$$F_X(x) = P(X \leq x)$$

$$F_X(0) = 0.40, \quad F_X(1) = 1.00$$

Determinar $F_Y(y)$

Ejemplo 2

Se define la función de probabilidad conjunta:

$$f_{X,Y}(x,y) = k(x+1)(y+2)I_{\{0,1,2,3\}}(x)I_{\{0,1,2\}}(y)$$

- ▶ Determinar la constante k para que f sea una función de probabilidad conjunta
- ▶ Obtener $f(2, 2)$
- ▶ Determinar las distribuciones marginales de X e Y

Distribución Multinomial

Si en cada uno de n ensayos hay k categorías posibles, entonces:

$$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k) \sim \text{Multinomial}(n, \pi_1, \dots, \pi_k)$$

$$f(\mathbf{X}) = \frac{n!}{x_1! \dots x_k!} \pi_1^{x_1} \dots \pi_k^{x_k}$$

sujeto a $\sum_{i=1}^k x_i = n$

(cont. Distribución Multinomial)

Valor esperado: $E(X_i) = n\pi_i$

Varianza: $V(x_i) = n\pi_i(1 - \pi_i)$

Covarianza: $Cov(X_i, X_j) = -n\pi_i\pi_j$

Correlación: $Corr(X_i, X_j) = \frac{-n\pi_i\pi_j}{\sqrt{n\pi_i(1-\pi_i)}\sqrt{n\pi_j(1-\pi_j)}}$

Distribución marginal: $X_i \sim Bin(n, \pi_i)$

Ejemplo 3

Un filtro automático clasifica 50 correos en:

- ▶ Spam (S): 0.10
- ▶ Promociones (P): 0.25
- ▶ Social (O): 0.15
- ▶ Principal (R): 0.50

$$(X_S, X_P, X_O, X_R) \sim \text{Multinomial}(n = 50, \pi_S = 0.10, \pi_P = 0.25, \pi_O = 0.15, \pi_R = 0.50)$$

Probabilidad de observar 2 correos spam, 10 de promociones, 7 de social y 31 en la bandeja principal:

$$P(X_S = 2, X_P = 10, X_O = 7, X_R = 15) = \frac{50!}{2!10!7!31!} 0.10^2 0.25^{10} 0.15^7 0.50^{31} = 0.00077$$

```
dmultinom ( x = c (2,10,7,31) , prob = c (0.10,0.25,0.15,0.50))
```

```
[1] 0.000767253
```

Interpretar el siguiente resultado referido a simulación de muestras aleatorias multinomiales:

```
rmultinom (n = 3, size = 100 , prob = c (0.10,0.25,0.15,0.50))
```

	[,1]	[,2]	[,3]
[1,]	10	12	4
[2,]	21	22	23
[3,]	18	16	14
[4,]	51	50	59

Caso continuo

Distribución continua conjunta

Sea $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k)$ un vector aleatorio continuo.

Se describe mediante la **densidad conjunta**:

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}), \quad \mathbf{x} \in \mathbb{R}^k.$$

Para el caso bivariado:

$$f_{X,Y}(x, y)$$

Propiedades:

- ▶ $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) \geq 0$
- ▶ $\int_{\mathbb{R}^k} f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = 1$ donde $d\mathbf{x} = dx_1 \cdots dx_k$.

Probabilidad en región A :

$$P(\mathbf{X} \in A) = \int_A f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}.$$

En el caso bivariado:

$$P((X, Y) \in A) = \int_A f_{X,Y}(x, y) dx dy$$

Ejemplo 4a

Sea $\mathbf{X} = (X, Y)$ con densidad conjunta:

$$f_{X,Y}(x,y) = \begin{cases} 2, & 0 < x < y < 1, \\ 0, & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

Verificando que es una densidad:

$$\int_0^1 \int_0^y 2 \, dx \, dy = 1$$

```
library(pracma)
f <- function(y, x) 0*x + 0*y + 2
ymin_val <- 0
ymax_val <- 1
xmin_fun <- 0
xmax_fun <- function(y) y

integral2(f, ymin_val, ymax_val, xmin_fun, xmax_fun)$Q
```

```
[1] 1
```

Calcular $P(X < 0.3, Y < 0.8)$

$$\int_0^{0.3} \int_0^y 2 \, dx \, dy + \int_{0.3}^{0.8} \int_0^{0.3} 2 \, dx \, dy.$$

```
library(pracma)
f <- function(y, x) 0*x + 0*y + 2
ymin_val <- 0
ymax_val <- 0.3
xmin_fun <- 0
xmax_fun <- function(y) y
(I1 <- integral2(f, ymin_val, ymax_val, xmin_fun, xmax_fun)$Q)
```

```
[1] 0.09
```

```
ymin_val <- 0.3
ymax_val <- 0.8
xmin_fun <- 0
xmax_fun <- 0.3
(I2 <- integral2(f, ymin_val, ymax_val, xmin_fun, xmax_fun)$Q)
```

```
[1] 0.3
```

```
I1 + I2
```

```
[1] 0.39
```

Distribución continua marginal

Sea $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k)$ un vector aleatorio continuo con densidad conjunta $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})$.

La densidad marginal de la componente X_i se obtiene integrando la densidad conjunta respecto de todas las demás variables:

$$f_{X_i}(x_i) = \int_{\mathbb{R}^{k-1}} f_{\mathbf{X}}(x_1, \dots, x_k) d\mathbf{x}_{-i}, \quad i = 1, \dots, k,$$

donde $d\mathbf{x}_{-i}$ indica la integración sobre todas las componentes excepto la i -ésima:

$$d\mathbf{x}_{-i} = dx_1 \cdots dx_{i-1} dx_{i+1} \cdots dx_k.$$

Caso particular bivariado:

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(x, y) dy \qquad \qquad f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(x, y) dx$$

Ejemplo 4b

Sea $\mathbf{X} = (X, Y)$ con densidad conjunta:

$$f_{X,Y}(x, y) = \begin{cases} 2, & 0 < x < y < 1, \\ 0, & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

Para $0 < x < 1$, la región exige $y > x$:

$$f_X(x) = \int_x^1 2 dy = 2(1 - x) \quad \Rightarrow \quad f_X(x) = 2(1 - x)I_{(0,1)}(x)$$

Para $0 < y < 1$, la región exige $0 < x < y$:

$$f_Y(y) = \int_0^y 2 dx = 2y \quad \Rightarrow \quad f_Y(y) = 2yI_{(0,1)}(y)$$

Esperanza conjunta

ea $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k)$ un vector aleatorio continuo con densidad conjunta $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})$. La esperanza de $g(\mathbf{X})$ es:

$$E[g(\mathbf{X})] = \int_{\mathbb{R}^k} g(\mathbf{x}) f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) d\mathbf{x},$$

donde $d\mathbf{x} = dx_1 \cdots dx_k$

Caso particular bivariado ($k = 2$):

$$E[g(X, Y)] = \int \int g(x, y) f_{X,Y}(x, y) dx dy.$$

Ejemplo 4c

Sea $\mathbf{X} = (X, Y)$ con densidad conjunta:

$$f_{X,Y}(x, y) = \begin{cases} 2, & 0 < x < y < 1, \\ 0, & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

Encontrar $E(XY)$

$$E(XY) = \int_0^1 \int_0^y 2xy \, dx \, dy$$

```
library(pracma)
f <- function(y, x) 2*x*y
ymin_val <- 0
ymax_val <- 1
xmin_fun <- 0
xmax_fun <- function(y) y

integral2(f, ymin_val, ymax_val, xmin_fun, xmax_fun)$Q
```

```
[1] 0.25
```

Función de distribución acumulada conjunta continua

Sea $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k)$ un vector aleatorio continuo con densidad conjunta $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})$. La función de distribución acumulada conjunta es:

$$F_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = P(X_1 \leq x_1, \dots, X_k \leq x_k) = \int_{-\infty}^{x_1} \cdots \int_{-\infty}^{x_k} f_{\mathbf{X}}(u_1, \dots, u_k) du_k \cdots du_1.$$

Caso particular bivariado ($k = 2$):

$$F_{X,Y}(x, y) = P(X \leq x, Y \leq y) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f_{X,Y}(u, v) dv du$$

Ejemplo 4d

Sea $\mathbf{X} = (X, Y)$ con densidad conjunta:

$$f_{X,Y}(x, y) = \begin{cases} 2, & 0 < x < y < 1, \\ 0, & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

Para encontrar $F_{X,Y}(x, y)$, se debe evaluar por tramos:

Tramo 1: $x \leq 0$ o $y \leq 0$:

$$F(x, y) = 0, \text{ así por ejemplo } F(-0.1, -0.2) = \int_{-\infty}^{-0.2} \int_{-\infty}^{-0.1} f(x, y) dx dy = 0$$

Tramo 2: $0 < y \leq x < 1$:

$$F(x, y) = \int_0^y \int_0^v 2dudv = y^2$$

Así por ejemplo, $F(0, 6, 0.3) = 0.3^2 = 0.09$

$$\int_{-\infty}^{0.3} \int_{-\infty}^{0.6} f(x, y) dx dy = \int_0^{0.3} \int_0^y 2 dx dy = 0.09$$

```
library(pracma)
f <- function(y, x) 2 + x*0 + y*0
ymin_val <- 0
ymax_val <- 0.3
xmin_fun <- 0
xmax_fun <- function(y) y

integral2(f, ymin_val, ymax_val, xmin_fun, xmax_fun)$Q
```

```
[1] 0.09
```

Tramo 3: $0 < x < y < 1$:

$$F(x, y) = \int_0^x \int_u^y 2dvdu = 2yx - x^2$$

Así por ejemplo, $F(0.4, 0.8) = 2 \times 0.8 \times 0.4 - 0.4^2 = 0.48$

$$\int_{-\infty}^{0.8} \int_{-\infty}^{0.4} f(x, y) dx dy = \int_0^{0.4} \int_x^{0.8} 2dy dx = 0.48$$

```
library(pracma)
f <- function(y, x) 2 + x*0 + y*0
ymin_val <- 0      # no es y, sino el límite inferior externo
ymax_val <- 0.4    # no es y, sino el límite superior externo
xmin_fun <- function(y) y
xmax_fun <- 0.8

integral2(f, ymin_val, ymax_val, xmin_fun, xmax_fun)$Q
```

```
[1] 0.48
```

Tramo 4: $0 < x < 1, y \geq 1$:

$$F(x, y) = \int_0^x \int_u^1 2dvdu = 2x - x^2$$

Así por ejemplo, $F(0.5, 1.2) = 2 \times 0.5 - 0.5^2 = 0.75$

$$\int_{-\infty}^{0.5} \int_{-\infty}^{1.2} f(x, y) dx dy = \int_0^{0.5} \int_x^1 2dy dx = 0.75$$

```
library(pracma)
f <- function(y, x) 2 + x*0 + y*0
ymin_val <- 0      # no es y, sino el límite inferior externo
ymax_val <- 0.5    # no es y, sino el límite superior externo
xmin_fun <- function(y) y
xmax_fun <- 1

integral2(f, ymin_val, ymax_val, xmin_fun, xmax_fun)$Q
```

```
[1] 0.75
```

Función de distribución acumulada marginal continua

Sea $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k)$ un vector aleatorio continuo con densidad conjunta $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x})$ y marginales $f_{X_i}(x_i)$.

Para cada componente X_i :

$$F_{X_i}(x_i) = P(X_i \leq x_i) = \int_{-\infty}^{x_i} f_{X_i}(u_i) du_i, \quad i = 1, \dots, k.$$

Para el caso bivariado:

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(u) du \quad F_Y(y) = \int_{-\infty}^y f_Y(v) dv$$

Ejemplo 4e

Se sabe que $f_X(x) = 2(1-x)I_{(0,1)}(x)$, entonces, en el tramo $(0, 1)$:

$$F_X(x) = \int_0^x 2(1-u)du = (2u - u^2)|_0^x = 2x - x^2 \text{ Finalmente:}$$

$$F_X(x) = (2x - x^2)I_{(0,1)}(x) + I_{[1,\infty)}(x)$$

Se sabe que $f_Y(y) = 2yI_{(0,1)}(y)$, entonces, en el tramo $(0, 1)$:

$$F_Y(y) = \int_0^y 2vdv = v^2|_0^y = y^2 \text{ Finalmente:}$$

$$F_Y(y) = y^2I_{(0,1)}(y) + I_{[1,\infty)}(y)$$

Distribución condicional

Caso discreto

Sea $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_A, \mathbf{X}_B)$ un vector aleatorio discreto.

Entonces:

$$p_{\mathbf{X}_A|\mathbf{X}_B}(\mathbf{x}_A \mid \mathbf{x}_B) = \frac{p_{\mathbf{X}_A, \mathbf{X}_B}(\mathbf{x}_A, \mathbf{x}_B)}{p_{\mathbf{X}_B}(\mathbf{x}_B)}, \quad p_{\mathbf{X}_B}(\mathbf{x}_B) > 0.$$

Para el caso bivariado:

$$p_{X|Y}(x|y) = \frac{p_{X,Y}(x,y)}{p_Y(y)}, \quad p_Y(y) > 0$$

Caso continuo

$$f_{\mathbf{X}_A|\mathbf{X}_B}(\mathbf{x}_A \mid \mathbf{x}_B) = \frac{f_{\mathbf{X}_A, \mathbf{X}_B}(\mathbf{x}_A, \mathbf{x}_B)}{f_{\mathbf{X}_B}(\mathbf{x}_B)}, \quad f_{\mathbf{X}_B}(\mathbf{x}_B) > 0.$$

Para el caso bivariado:

$$f_{X|Y}(x|y) = \frac{f_{X,Y}(x,y)}{f_Y(y)}, \quad f_Y(y) > 0$$

Ejemplo 5

Supongamos tres variables binarias:

- ▶ X : falla del sensor 1 (1 = Sí, 0 = No)
- ▶ Y : falla del sensor 2 (1 = Sí, 0 = No)
- ▶ Z : activación de alarma de falla (1 = Sí, 0 = No)

Sea $\mathbf{X} = (X, Y, Z)$ con función de probabilidad conjunta:

X	Y	Z	$f(x, y, z)$
0	0	0	0.10
0	0	1	0.05
0	1	0	0.15
0	1	1	0.10
1	0	0	0.20
1	0	1	0.10
1	1	0	0.20
1	1	1	0.10

Obtención de la distribución condicional de Z dado X, Y :

- ▶ Distribución conjunta de X e Y :

$$f_{X,Y}(x,y) = \sum_z p(x,y,z)$$

$$f_{X,Y}(0,0) = 0.10 + 0.05 = 0.15$$

$$f_{X,Y}(0,1) = 0.15 + 0.10 = 0.25$$

$$f_{X,Y}(1,0) = 0.20 + 0.10 = 0.30$$

$$f_{X,Y}(1,1) = 0.20 + 0.10 = 0.30$$

- ▶ Distribución condicional:

$$f_{Z|X,Y}(z | x, y) = \frac{f_{X,Y,Z}(x, y, z)}{f_{X,Y}(x, y)}$$

Por ejemplo, la probabilidad de que la alarma no se active si solamente falla el sensor 2:

$$f(z = 0 | x = 0, y = 1) = \frac{f_{X,Y,Z}(0, 1, 0)}{f_{X,Y}(0, 1)} = \frac{0.15}{0.25} = 0.6$$

Ejemplo 6

Sea $\mathbf{X} = (X, Y, Z)$ con densidad conjunta:

$$f_{X,Y,Z}(x, y, z) = \begin{cases} 6, & 0 < x < y < z < 1, \\ 0, & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

Distribución condicional:

$$f_{X,Y|Z}(x, y | z) = \frac{f_{X,Y,Z}(x, y, z)}{f_Z(z)}$$

Entonces, hallando la marginal de Z :

$$f_Z(z) = \int_0^z \int_0^y 6 \, dx \, dy = \int_0^z 6y \, dy = 3z^2$$

Finalmente:

$$f_{X,Y|Z}(x, y | z) = \frac{6}{3z^2} = \frac{2}{z^2}, \quad 0 < x < y < z < 1$$

- ▶ Verificar que $f_{X,Y|Z}(x, y | z)$ es una densidad
- ▶ Calcular $P(X < 0.15, Y > 0.25 | Z = 0.5)$

```
f <- function(x, y) 8 + x*0 + y*0  
  
integral2(f,  
          xmin = 0, xmax = 0.15,  
          ymin = 0.25, ymax = 0.5)$Q
```

[1] 0.3

Covarianza

$$\text{Cov}(X, Y) = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$

Forma equivalente:

$$\text{Cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

Interpretación:

- ▶ Positiva: relación directa
- ▶ Negativa: relación inversa
- ▶ Cero: no asociación lineal

Correlación

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

Propiedades:

- ▶ $-1 \leq \rho \leq 1$
- ▶ Es adimensional
- ▶ Mide asociación lineal estandarizada

Ejemplo 7

Sea la distribución conjunta de (X, Y) , donde $X \in \{0, 1, 2\}$ y $Y \in \{0, 1\}$:

X	Y	$f(x, y)$
0	0	0.10
0	1	0.15
1	0	0.20
1	1	0.15
2	0	0.05
2	1	0.35
Total		1.00

Distribuciones marginales

$$p_X(0) = 0.10 + 0.15 = 0.25, \quad p_X(1) = 0.20 + 0.15 = 0.35, \quad p_X(2) = 0.05 + 0.35 = 0.40$$

$$p_Y(0) = 0.10 + 0.20 + 0.05 = 0.35, \quad p_Y(1) = 0.15 + 0.15 + 0.35 = 0.65$$

Valores esperados

$$E(X) = 0(0.25) + 1(0.35) + 2(0.40) = 0.35 + 0.80 = 1.15$$

$$E(Y) = 0(0.35) + 1(0.65) = 0.65$$

$$E(XY) = \sum_{x \in \{0,1,2\}} x \cdot 1 \cdot p(x, 1) = 0 \cdot 0.15 + 1 \cdot 0.15 + 2 \cdot 0.35 = 0.15 + 0.70 = 0.85$$

(no se suma en Y porque $XY = 0$ cuando $Y = 0$ y solo queda $Y = 1$ como único valor)

Varianzas y desviaciones estándar

$$E(X^2) = 0^2(0.25) + 1^2(0.35) + 2^2(0.40) = 0.35 + 1.60 = 1.95$$

$$\text{Var}(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = 1.95 - (1.15)^2 = 1.95 - 1.3225 = 0.6275$$

$$\sigma_X = \sqrt{0.6275}$$

$$E(Y^2) = 0^2(0.35) + 1^2(0.65) = 0.65$$

$$\text{Var}(Y) = E(Y^2) - [E(Y)]^2 = 0.65 - 0.65^2 = 0.2275$$

$$\sigma_Y = \sqrt{0.2275}$$

Covarianza

$$\text{Cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y) = 0.85 - (1.15)(0.65) = 0.85 - 0.7475 = 0.1025$$

Correlación

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{0.1025}{\sqrt{0.6275} \sqrt{0.2275}} \approx \frac{0.1025}{0.792 \cdot 0.477} \approx 0.27$$

Ejemplo 8

Sea (X, Y) con densidad conjunta

$$f_{X,Y}(x, y) = \begin{cases} x + y, & 0 < x < 1, 0 < y < 1, \\ 0, & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

Densidades marginales

$$f_X(x) = \int_0^1 (x + y) dy = x(1) + \frac{1}{2} = x + \frac{1}{2}, \quad 0 < x < 1$$

$$f_Y(y) = \int_0^1 (x + y) dx = \frac{1}{2} + y(1) = y + \frac{1}{2}, \quad 0 < y < 1$$

Valores esperados

$$E(X) = \int_0^1 x \left(x + \frac{1}{2} \right) dx = \frac{7}{12}$$

Por simetría, $E(Y) = \frac{7}{12}$

```
f = function(x){x*(x+0.5)}
integrate(f,0,1)$value
```

[1] 0.5833333

$$E(XY) = \int_0^1 \int_0^1 xy(x+y)dx = \frac{1}{3}$$

```
library(pracma)
f <- function(y, x) x*y*(x+y)
ymin_val <- 0
ymax_val <- 1
xmin_fun <- 0
xmax_fun <- 1

integral2(f, ymin_val, ymax_val, xmin_fun, xmax_fun)$Q
```

[1] 0.3333333

Varianzas y desviaciones estándar

$$E(X^2) = \int_0^1 x^2 \left(x + \frac{1}{2} \right) dx = 0.41667$$

```
f = function(x){x^2*(x+0.5)}  
integrate(f,0,1)$value
```

[1] 0.4166667

$$Var(X) = 0.41667 - \left(\frac{7}{12} \right)^2 = 0.07639$$

$$\sigma_X = \sqrt{0.07639} \Rightarrow \sigma_Y = \sqrt{0.07639}$$

Covarianza

$$Cov(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y) = \frac{1}{3} - \frac{7}{12} \times \frac{7}{12} = -0.00694$$

Correlación

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{-0.00694}{0.07639} = -0.09091$$

Independencia de variables

Dos variables aleatorias X y Y son independientes si su distribución conjunta factoriza como producto de las marginales.

$$f_{X,Y}(x,y) = f_X(x)f_Y(y) \quad \forall(x,y)$$

En términos de probabilidades:

$$P(X \in A, Y \in B) = P(X \in A) P(Y \in B) \quad \text{para todo } A, B$$

Si X y Y son independientes:

- ▶ $E(g(X)h(Y)) = E(g(X))E(h(Y))$, en particular $E(XY) = E(X)E(Y)$
- ▶ $\text{Cov}(X, Y) = 0$

¿Covarianza cero implica independencia?

Ejemplo 9

Sea la tabla conjunta:

	Y=0	Y=1
X=0	0.21	0.09
X=1	0.21	0.09
X=2	0.28	0.12

$$f_X(0) = f_X(1) = 0.3 \quad f_X(2) = 0.40, \quad f_Y(0) = 0.70 \quad f_Y(1) = 0.30$$

Verificación:

$$f_{X,Y}(1,1) = 0.09 = 0.30 \times 0.30$$

#

Ejemplo 10

Sea

$$f_{X,Y}(x,y) = 2x, \quad 0 < x < 1, \quad 0 < y < 1$$

Marginales:

$$f_X(x) = \int_0^1 2x \, dy = 2x \quad f_Y(y) = \int_0^1 2x \, dx = 1$$

Distribución Normal Multivariada

Un vector aleatorio $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_k)^\top$ tiene distribución Normal multivariada de dimensión k si existe un vector de medias $\mu \in \mathbb{R}^k$ y una matriz de covarianzas $\Sigma \in \mathbb{R}^{k \times k}$ simétrica definida positiva tal que su densidad es:

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{k/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mu)^\top \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \mu)\right), \quad \mathbf{x} \in \mathbb{R}^k$$

Se denota:

$$\mathbf{X} \sim \mathcal{N}_k(\mu, \Sigma)$$

Vector de medias:

$$\mu = E(\mathbf{X})$$

Matriz de covarianzas:

$$\Sigma = \text{Cov}(\mathbf{X}) = E[(\mathbf{X} - \mu)(\mathbf{X} - \mu)^\top]$$

Caso bivariado

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_X \\ \mu_Y \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_X^2 & \rho\sigma_X\sigma_Y \\ \rho\sigma_X\sigma_Y & \sigma_Y^2 \end{pmatrix}.$$

- ▶ Toda combinación lineal es normal:

$$a^\top \mathbf{X} \sim \mathcal{N}(a^\top \boldsymbol{\mu}, a^\top \boldsymbol{\Sigma} a)$$

- ▶ Cada subvector de \mathbf{X} es Normal multivariado.
- ▶ Si $\mathbf{Y} = A\mathbf{X} + b$, entonces

$$\mathbf{Y} \sim \mathcal{N}(A\boldsymbol{\mu} + b, A\boldsymbol{\Sigma} A^\top).$$

- ▶ $\text{Cov}(X_i, X_j) = 0 \iff X_i \text{ y } X_j \text{ son independientes. Esta equivalencia no es válida en general fuera de la normal.}$

Distribución condicional

Particione el vector:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \end{pmatrix}, \quad \mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{pmatrix}.$$

Entonces:

$$\mathbf{X}_1 \mid \mathbf{X}_2 = \mathbf{x}_2 \sim \mathcal{N}\left(\mu_1 + \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}(\mathbf{x}_2 - \mu_2), \Sigma_{11} - \Sigma_{12}\Sigma_{22}^{-1}\Sigma_{21}\right).$$

Implementación en R

- ▶ Paquete: mvtnorm
- ▶ Funciones:
 - ▶ dmvnorm: densidad en un punto
 - ▶ pmvnorm: probabilidad en una región
- ▶ Paquete: MASS
 - ▶ mvrnorm: muestra aleatoria

```
library(mvtnorm)
mu      <- c(1, 2)
Sigma   <- matrix(c(1.0, 0.6, 0.6, 2.0), nrow = 2)
dmvnorm(x = c(1,2), mean = mu, sigma = Sigma)
```

```
[1] 0.1242791
```

```
pmvnorm(lower = c(-Inf, -Inf),  
        upper = c(1.5, 2.5),  
        mean = mu,  
        sigma = Sigma)
```

```
[1] 0.5007897  
attr(,"error")  
[1] 1e-15  
attr(,"msg")  
[1] "Normal Completion"  
  
[1] 0.1368131  
attr(,"error")  
[1] 1e-15  
attr(,"msg")  
[1] "Normal Completion"
```

```
library(MASS)  
mvrnorm(n = 5, mu, Sigma)
```

```
 [,1]      [,2]  
[1,] 0.6333192 1.1597896  
[2,] 1.1690033 1.8738416  
[3,] 0.9313283 1.6723116  
[4,] 2.2210064 4.7189892  
[5,] 2.3492592 0.9412129
```