# Probabilidad y Estadística para Inteligencia Artificial

Dr. Ing. Pablo Briff

Laboratorio de Sistemas Embebidos - FIUBA pbriff@fi.uba.ar

4 de Julio de 2020



#### Tabla de Contenidos I

- Repaso de Octave
  - Repaso de Octave

- Transformaciones y Funciones de Variables Aleatorias
  - Suma de V. A.
  - Funciones de una V.A.
  - Cuadrado de una V. A.
  - Método de la Transformada Inversa



#### Tabla de Contenidos II

- Modelos Multivariables
  - Distribución Gaussiana Bivariable
  - Distribución Gaussiana Multivariable



• Vectores y matrices, producto y exponenciación



- Vectores y matrices, producto y exponenciación
- Funciones



- Vectores y matrices, producto y exponenciación
- Funciones
- Operaciones matriciales, producto y exponenciación



4 / 23

- Vectores y matrices, producto y exponenciación
- **Funciones**
- Operaciones matriciales, producto y exponenciación
- Operaciones básicas de programación, for, while, if



- Vectores y matrices, producto y exponenciación
- Funciones
- Operaciones matriciales, producto y exponenciación
- Operaciones básicas de programación, for, while, if
- Funciones recursivas



- Vectores y matrices, producto y exponenciación
- Funciones
- Operaciones matriciales, producto y exponenciación
- · Operaciones básicas de programación, for, while, if
- Funciones recursivas
- Histograma



- Vectores y matrices, producto y exponenciación
- Funciones
- Operaciones matriciales, producto y exponenciación
- · Operaciones básicas de programación, for, while, if
- Funciones recursivas
- Histograma
- Pdf y cdf



- Vectores y matrices, producto y exponenciación
- Funciones
- Operaciones matriciales, producto y exponenciación
- Operaciones básicas de programación, for, while, if
- Funciones recursivas
- Histograma
- Pdf y cdf
- Gráficos



- Vectores y matrices, producto y exponenciación
- Funciones
- Operaciones matriciales, producto y exponenciación
- Operaciones básicas de programación, for, while, if
- Funciones recursivas
- Histograma
- Pdf y cdf
- Gráficos
- Guardar y recuperar datos



• Sean f(t), g(t) dos funciones reales



5/23

- Sean f(t), g(t) dos funciones reales
- Sea y(t) el producto de convolución de f, g definido por



- Sean f(t), g(t) dos funciones reales
- Sea y(t) el producto de convolución de f, g definido por

• 
$$y(t) \triangleq (f * g)(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau)g(t - \tau)d\tau$$



- Sean f(t), g(t) dos funciones reales
- Sea y(t) el producto de convolución de f,g definido por
- $y(t) \triangleq (f * g)(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau)g(t \tau)d\tau$
- Para funciones que son cero para argumentos negativos, la integral se reduce a:



- Sean f(t), g(t) dos funciones reales
- Sea y(t) el producto de convolución de f, g definido por
- $y(t) \triangleq (f * g)(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau)g(t \tau)d\tau$
- Para funciones que son cero para argumentos negativos, la integral se reduce a:
- $y(t) = (f * g)(t) = \int_0^t f(\tau)g(t \tau)d\tau$



- Sean f(t), g(t) dos funciones reales
- Sea y(t) el producto de convolución de f, g definido por
- $y(t) \triangleq (f * g)(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau)g(t \tau)d\tau$
- Para funciones que son cero para argumentos negativos, la integral se reduce a:
- $y(t) = (f * g)(t) = \int_0^t f(\tau)g(t \tau)d\tau$
- Este se denomina producto de convolución unilateral



- Sean f(t), g(t) dos funciones reales
- Sea y(t) el producto de convolución de f, g definido por
- $y(t) \triangleq (f * g)(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau)g(t \tau)d\tau$
- Para funciones que son cero para argumentos negativos, la integral se reduce a:
- $y(t) = (f * g)(t) = \int_0^t f(\tau)g(t \tau)d\tau$
- Este se denomina producto de convolución unilateral
- El producto de convolución es lineal, asociativo y conmutativo



• Para funciones discretas f(n), g(n) el producto de convolución es una suma dada por:



6/23

- Para funciones discretas f(n), g(n) el producto de convolución es una suma dada por:
- $y(n) \triangleq (f * g)(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} f(k)g(n-k)$



- Para funciones discretas f(n), g(n) el producto de convolución es una suma dada por:
- $y(n) \triangleq (f * g)(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} f(k)g(n-k)$
- Se reduce a  $y(n) = \sum_{k=0}^{n} f(k)g(n-k)$  si f(n) = g(n) = 0 para n < 0



- Para funciones discretas f(n), g(n) el producto de convolución es una suma dada por:
- $y(n) \triangleq (f * g)(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} f(k)g(n-k)$
- Se reduce a  $y(n) = \sum_{k=0}^{n} f(k)g(n-k)$  si f(n) = g(n) = 0 para n < 0
- Ejemplo: calcular el producto de convolución de dos vectores  $X = [1234]^T$ , Y = X usando la función conv. ¿Cuál es la longitud del vector resultante?



6/23

- Para funciones discretas f(n), g(n) el producto de convolución es una suma dada por:
- $y(n) \triangleq (f * g)(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} f(k)g(n-k)$
- Se reduce a  $y(n) = \sum_{k=0}^{n} f(k)g(n-k)$  si f(n) = g(n) = 0 para n < 0
- Ejemplo: calcular el producto de convolución de dos vectores  $X = [1\,2\,3\,4]^T$ , Y = X usando la función conv. ¿Cuál es la longitud del vector resultante?
- Repetir para  $X = \begin{bmatrix} 123123123 \end{bmatrix}^T$ ,  $Y = \begin{bmatrix} (1/3)(1/3)(1/3) \end{bmatrix}^T$ . Explicar el resultado. ¿Qué función cumple Y?



• Sean X, Y dos V.A. U[0,1] independientes



- Sean X, Y dos V.A. U[0, 1] independientes
- ¿Cuál es la distribución de Z = X + Y?



- Sean X, Y dos V.A. U[0, 1] independientes
- ¿Cuál es la distribución de Z = X + Y?

• 
$$f_X(x) = f_Y(y) =$$

$$\begin{cases}
1, & \text{si } 0 \le x, y \le 1 \\
0, & \text{si no}
\end{cases}$$



- Sean X, Y dos V.A. U[0,1] independientes
- ¿Cuál es la distribución de Z = X + Y?

• 
$$f_X(x) = f_Y(y) =$$

$$\begin{cases} 1, & \text{si } 0 \le x, y \le 1 \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$

• La función de densidad de Z es:



- Sean X, Y dos V.A. U[0, 1] independientes
- ; Cuál es la distribución de Z = X + Y?

• 
$$f_X(x) = f_Y(y) =$$

$$\begin{cases} 1, & \text{si } 0 \le x, y \le 1 \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$

- La función de densidad de Z es:
- $f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(z-y) f_Y(y) dy$



- Sean X, Y dos V.A. U[0, 1] independientes
- ; Cuál es la distribución de Z = X + Y?

• 
$$f_X(x) = f_Y(y) =$$

$$\begin{cases} 1, & \text{si } 0 \le x, y \le 1 \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$

- La función de densidad de Z es:
- $f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(z-y) f_Y(y) dy$
- $f_Z(z) = (f_X * f_Y)(z) = \int_0^1 f_X(z y) f_Y(y) dy$



- Sean X, Y dos V.A. U[0, 1] independientes
- ¿Cuál es la distribución de Z = X + Y?

• 
$$f_X(x) = f_Y(y) =$$

$$\begin{cases} 1, & \text{si } 0 \le x, y \le 1 \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$

- La función de densidad de Z es:
- $f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(z-y) f_Y(y) dy$
- $f_Z(z) = (f_X * f_Y)(z) = \int_0^1 f_X(z y) f_Y(y) dy$
- ullet Tomando la integral para  $0 \leq z-y \leq 1$  queda



- Sean X, Y dos V.A. U[0, 1] independientes
- ¿Cuál es la distribución de Z = X + Y?

• 
$$f_X(x) = f_Y(y) =$$

$$\begin{cases} 1, & \text{si } 0 \le x, y \le 1 \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$

- La función de densidad de Z es:
- $f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(z-y) f_Y(y) dy$
- $f_Z(z) = (f_X * f_Y)(z) = \int_0^1 f_X(z y) f_Y(y) dy$
- ullet Tomando la integral para  $0 \le z-y \le 1$  queda

$$\bullet \ f_Z(z) = \begin{cases} z, & \text{si} \quad 0 \leq z \leq 1 \\ 2-z, & \text{si} \quad 1 \leq z \leq 2 \\ 0, & \text{si no} \end{cases}$$



• Simular la distribución de Z en Octave usando la función conv



- Simular la distribución de Z en Octave usando la función conv
- Extender a  $Z = X_1 + X_2 + X_3 + X_4$ con  $X_i \sim U[0,1]$  (agrupar de a pares) y simular



### Suma de V.A. Gaussianas Independientes

• Sean X, Y dos V.A.  $\mathcal{N}(0,1)$  independientes



9/23

## Suma de V.A. Gaussianas Independientes

- Sean X, Y dos V.A.  $\mathcal{N}(0,1)$  independientes
- ¿Cuál es la distribución de Z = X + Y?



- Sean X, Y dos V.A.  $\mathcal{N}(0,1)$  independientes
- ¿Cuál es la distribución de Z = X + Y?
- $f_Z(z) = (f_X * f_Y)(z) = \frac{1}{\sqrt{4\pi}} e^{-z^2/4}$



- Sean X, Y dos V.A.  $\mathcal{N}(0,1)$  independientes
- ¿Cuál es la distribución de Z = X + Y?

• 
$$f_Z(z) = (f_X * f_Y)(z) = \frac{1}{\sqrt{4\pi}} e^{-z^2/4}$$

• 
$$\mu_Z = \mu_X + \mu_Y = 0$$



- Sean X, Y dos V.A.  $\mathcal{N}(0,1)$  independientes
- ¿Cuál es la distribución de Z = X + Y?
- $f_Z(z) = (f_X * f_Y)(z) = \frac{1}{\sqrt{4\pi}} e^{-z^2/4}$
- $\mu_Z = \mu_X + \mu_Y = 0$
- ullet Se puede demostrar la  $f_Z(z)$  a partir del producto de convolución



- Sean X, Y dos V.A.  $\mathcal{N}(0,1)$  independientes
- ; Cuál es la distribución de Z = X + Y?

• 
$$f_Z(z) = (f_X * f_Y)(z) = \frac{1}{\sqrt{4\pi}} e^{-z^2/4}$$

- $\mu_Z = \mu_X + \mu_Y = 0$
- Se puede demostrar la  $f_7(z)$  a partir del producto de convolución
- var[Z] = var[X] + var[Y] = 2



- Sean X, Y dos V.A.  $\mathcal{N}(0,1)$  independientes
- ¿Cuál es la distribución de Z = X + Y?

• 
$$f_Z(z) = (f_X * f_Y)(z) = \frac{1}{\sqrt{4\pi}} e^{-z^2/4}$$

- $\mu_Z = \mu_X + \mu_Y = 0$
- Se puede demostrar la  $f_Z(z)$  a partir del producto de convolución
- $\operatorname{var}[Z] = \operatorname{var}[X] + \operatorname{var}[Y] = 2$
- Simular en Octave usando dos alternativas: i) la función conv y ii) la función hist



• Sea Y = g(X) una función de una v.a. continua



- Sea Y = g(X) una función de una v.a. continua
- La esperanza de Y se puede encontrar sin calcular  $f_Y(y)$ , como  $E[Y] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) f_X(x) dx$



- Sea Y = g(X) una función de una v.a. continua
- La esperanza de Y se puede encontrar sin calcular  $f_Y(y)$ , como  $E[Y] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) f_X(x) dx$
- En general,  $F_Y(y) = P(g(X) \le y) = \int_{\{x \mid g(x) \le y\}} f_X(x) dx$



- Sea Y = g(X) una función de una v.a. continua
- La esperanza de Y se puede encontrar sin calcular  $f_Y(y)$ , como  $E[Y] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) f_X(x) dx$
- En general,  $F_Y(y) = P(g(X) \le y) = \int_{\{x \mid g(x) \le y\}} f_X(x) dx$
- La derivada de la cdf es la pdf, entonces:



- Sea Y = g(X) una función de una v.a. continua
- La esperanza de Y se puede encontrar sin calcular  $f_Y(y)$ , como  $E[Y] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) f_X(x) dx$
- En general,  $F_Y(y) = P(g(X) \le y) = \int_{\{x \mid g(x) \le y\}} f_X(x) dx$
- La derivada de la cdf es la pdf, entonces:
- $f_Y(y) = \frac{dF_Y}{dy}(y)$



• Consideremos ahora el caso de funciones monótonas



- Consideremos ahora el caso de funciones monótonas
- g(t) es monótona y h(t) es su inversa, asumamos que existe dh/dt



- Consideremos ahora el caso de funciones monótonas
- g(t) es monótona y h(t) es su inversa, asumamos que existe dh/dt
- Sea X una variable aleatoria contenida en un intervalo I (es decir,  $f_X(x) = 0$  fuera de I)



- Consideremos ahora el caso de funciones monótonas
- ullet g(t) es monótona y h(t) es su inversa, asumamos que existe dh/dt
- Sea X una variable aleatoria contenida en un intervalo I (es decir,  $f_X(x) = 0$  fuera de I)
- Consideremos Y = g(X), X = h(Y)



- Consideremos ahora el caso de funciones monótonas
- ullet g(t) es monótona y h(t) es su inversa, asumamos que existe dh/dt
- Sea X una variable aleatoria contenida en un intervalo I (es decir,  $f_X(x) = 0$  fuera de I)
- Consideremos Y = g(X), X = h(Y)
- $f_Y(y) = f_X(h(y)) \left| \frac{dh}{dy}(y) \right|$



- Consideremos ahora el caso de funciones monótonas
- g(t) es monótona y h(t) es su inversa, asumamos que existe dh/dt
- Sea X una variable aleatoria contenida en un intervalo I (es decir,  $f_X(x) = 0$  fuera de I)
- Consideremos Y = g(X), X = h(Y)
- $f_Y(y) = f_X(h(y)) \left| \frac{dh}{dy}(y) \right|$
- La expresión anterior se verifica a partir de la definición de cdf de Y, y diferenciando usando la regla de la cadena



- Consideremos ahora el caso de funciones monótonas
- g(t) es monótona y h(t) es su inversa, asumamos que existe dh/dt
- Sea X una variable aleatoria contenida en un intervalo I (es decir,  $f_X(x) = 0$  fuera de I)
- Consideremos Y = g(X), X = h(Y)
- $f_Y(y) = f_X(h(y)) \left| \frac{dh}{dy}(y) \right|$
- La expresión anterior se verifica a partir de la definición de cdf de Y, y diferenciando usando la regla de la cadena
- Para funciones monótonamente crecientes g(x), planteamos



- Consideremos ahora el caso de funciones monótonas
- ullet g(t) es monótona y h(t) es su inversa, asumamos que existe dh/dt
- Sea X una variable aleatoria contenida en un intervalo I (es decir,  $f_X(x) = 0$  fuera de I)
- Consideremos Y = g(X), X = h(Y)
- $f_Y(y) = f_X(h(y)) \left| \frac{dh}{dy}(y) \right|$
- La expresión anterior se verifica a partir de la definición de cdf de Y,
   y diferenciando usando la regla de la cadena
- Para funciones monótonamente crecientes g(x), planteamos
- $F_Y(y) = P(g(X) \le y) = P(X \le h(y)) = F_X(h(y))$



- Consideremos ahora el caso de funciones monótonas
- ullet g(t) es monótona y h(t) es su inversa, asumamos que existe dh/dt
- Sea X una variable aleatoria contenida en un intervalo I (es decir,  $f_X(x) = 0$  fuera de I)
- Consideremos Y = g(X), X = h(Y)
- $f_Y(y) = f_X(h(y)) \left| \frac{dh}{dy}(y) \right|$
- La expresión anterior se verifica a partir de la definición de cdf de Y,
   y diferenciando usando la regla de la cadena
- Para funciones monótonamente crecientes g(x), planteamos
- $F_Y(y) = P(g(X) \le y) = P(X \le h(y)) = F_X(h(y))$
- Para funciones monótonamente crecientes planteamos:

- Consideremos ahora el caso de funciones monótonas
- ullet g(t) es monótona y h(t) es su inversa, asumamos que existe dh/dt
- Sea X una variable aleatoria contenida en un intervalo I (es decir,  $f_X(x) = 0$  fuera de I)
- Consideremos Y = g(X), X = h(Y)
- $f_Y(y) = f_X(h(y)) \left| \frac{dh}{dy}(y) \right|$
- La expresión anterior se verifica a partir de la definición de cdf de Y,
   y diferenciando usando la regla de la cadena
- Para funciones monótonamente crecientes g(x), planteamos
- $F_Y(y) = P(g(X) \le y) = P(X \le h(y)) = F_X(h(y))$
- Para funciones monótonamente crecientes planteamos:  $F_Y(y) = P(X > h(y)) = 1 F_X(h(y))$
- $f_Y(y) = \frac{dF_Y}{dy}(y)$



#### Cuadrado de una V. A.

ullet Sea  $X\sim \emph{U}[0,1]$ , encontrar la pdf de  $Y=X^2$ 



• El objetivo es generar una cdf a partir de una variable uniforme cero-uno



- El objetivo es generar una cdf a partir de una variable uniforme cero-uno
- Sea  $X \sim U[0,1]$ . Sea F(y) una función monótona biyectiva, la cual usaremos como cdf objetivo



- El objetivo es generar una cdf a partir de una variable uniforme cero-uno
- Sea  $X \sim U[0,1]$ . Sea F(y) una función monótona biyectiva, la cual usaremos como cdf objetivo
- $F^{-1}(x) = \inf\{y | F(y) \ge x\}$  (0 < x < 1)



- El objetivo es generar una cdf a partir de una variable uniforme cero-uno
- Sea  $X \sim U[0,1]$ . Sea F(y) una función monótona biyectiva, la cual usaremos como cdf objetivo
- $F^{-1}(x) = \inf\{y | F(y) \ge x\}$  (0 < x < 1)
- Si  $Y = F^{-1}(X)$ , entonces la cdf de Y es F(y)



- El objetivo es generar una cdf a partir de una variable uniforme cero-uno
- Sea  $X \sim U[0,1]$ . Sea F(y) una función monótona biyectiva, la cual usaremos como cdf objetivo
- $F^{-1}(x) = \inf\{y | F(y) \ge x\}$  (0 < x < 1)
- Si  $Y = F^{-1}(X)$ , entonces la cdf de Y es F(y)
- Demostración:

$$F_Y(y) = P(Y \le y) = P(F^{-1}(X) \le y) = P(X \le F(y)) = F(y)$$



- El objetivo es generar una cdf a partir de una variable uniforme cero-uno
- Sea  $X \sim U[0,1]$ . Sea F(y) una función monótona biyectiva, la cual usaremos como cdf objetivo
- $F^{-1}(x) = \inf\{y | F(y) \ge x\}$  (0 < x < 1)
- Si  $Y = F^{-1}(X)$ , entonces la cdf de Y es F(y)
- Demostración:

$$F_Y(y) = P(Y \le y) = P(F^{-1}(X) \le y) = P(X \le F(y)) = F(y)$$

• También se puede demostrar lo anterior usando la regla de la cadena:  $f_Y(y) = f_X(h(y)) \left| \frac{dh}{dy}(y) \right|$ 



• Sean U, V dos v.a. normales independientes



- Sean *U*, *V* dos v.a. normales independientes
- Sean X = aU + bV, Y = cU + dV



- Sean *U*, *V* dos v.a. normales independientes
- Sean X = aU + bV, Y = cU + dV
- Entonces, la distribución conjunta de *X*, *Y* es una distribución normal bivariable



- $\bullet$  Sean U, V dos v.a. normales independientes
- Sean X = aU + bV, Y = cU + dV
- Entonces, la distribución conjunta de X, Y es una distribución normal bivariable
- Agrupamos las v.a. en el vector  $\mathbf{x} = [X \ Y]^T$



- Sean U, V dos v.a. normales independientes
- Sean X = aU + bV, Y = cU + dV
- Entonces, la distribución conjunta de X, Y es una distribución normal bivariable
- Agrupamos las v.a. en el vector  $\mathbf{x} = [X \ Y]^T$
- El vector de medias es  $\mu = [\mu_X \, \mu_Y]^T$



- Sean U, V dos v.a. normales independientes
- Sean X = aU + bV, Y = cU + dV
- Entonces, la distribución conjunta de *X*, *Y* es una distribución normal bivariable
- Agrupamos las v.a. en el vector  $\mathbf{x} = [X \ Y]^T$
- El vector de medias es  $\mu = [\mu_X \, \mu_Y]^T$
- La matriz de covarianza es  $\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_X^2 & \rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y \\ \rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y & \sigma_Y^2 \end{bmatrix}$



- Sean U, V dos v.a. normales independientes
- Sean X = aU + bV, Y = cU + dV
- Entonces, la distribución conjunta de X, Y es una distribución normal bivariable
- Agrupamos las v.a. en el vector  $\mathbf{x} = [X \ Y]^T$
- El vector de medias es  $\mu = [\mu_X \, \mu_Y]^T$
- La matriz de covarianza es  $\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_X^2 & \rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y \\ \rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y & \sigma_Y^2 \end{bmatrix}$
- $f_{XY}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2\pi |\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} \mu)^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{x} \mu)\right]$



- Sean *U*, *V* dos v.a. normales independientes
- Sean X = aU + bV, Y = cU + dV
- Entonces, la distribución conjunta de X, Y es una distribución normal bivariable
- Agrupamos las v.a. en el vector  $\mathbf{x} = [X \ Y]^T$
- El vector de medias es  $\mu = [\mu_X \, \mu_Y]^T$
- La matriz de covarianza es  $\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_X^2 & \rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y \\ \rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y & \sigma_Y^2 \end{bmatrix}$
- $f_{XY}(x) = \frac{1}{2\pi |\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot (x-\mu)\right]$
- Si  $\sigma_X^2, \sigma_Y^2$  son no nulas y  $|\rho_{XY}| < 1$  entonces  $\Sigma$  es no-singular, simétrica y definida positiva



- Sean U, V dos v.a. normales independientes
- Sean X = aU + bV, Y = cU + dV
- Entonces, la distribución conjunta de *X*, *Y* es una distribución normal bivariable
- Agrupamos las v.a. en el vector  $\mathbf{x} = [X \ Y]^T$
- El vector de medias es  $\mu = [\mu_X \, \mu_Y]^T$
- La matriz de covarianza es  $\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_X^2 & \rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y \\ \rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y & \sigma_Y^2 \end{bmatrix}$
- $f_{XY}(x) = \frac{1}{2\pi |\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot (x-\mu)\right]$
- Si  $\sigma_X^2, \sigma_Y^2$  son no nulas y  $|\rho_{XY}| < 1$  entonces  $\Sigma$  es no-singular, simétrica y definida positiva
- Es decir,  $x^T \Sigma x > 0$ ,  $eig(\Sigma) > 0$



 La pdf conjunta de la distribución normal bivariable se puede expresar como:



 La pdf conjunta de la distribución normal bivariable se puede expresar como:

• 
$$f_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_X\sigma_Y\sqrt{1-\rho_{XY}^2}} \exp\left[-\frac{1}{2(1-\rho_{XY}^2)}(z_X^2 - 2\rho_{XY}x_Xz_Y + z_Y^2)\right]$$



 La pdf conjunta de la distribución normal bivariable se puede expresar como:

• 
$$f_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_X\sigma_Y\sqrt{1-\rho_{XY}^2}} \exp\left[-\frac{1}{2(1-\rho_{XY}^2)}(z_X^2 - 2\rho_{XY}x_Xz_Y + z_Y^2)\right]$$

•  $z_X = (x - \mu_X)/\sigma_X$ ,  $z_Y = (y - \mu_Y)/\sigma_Y$  son variables normalizadas



- La pdf conjunta de la distribución normal bivariable se puede expresar
- $f_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_X\sigma_{YY}\sqrt{1-\rho_{XY}^2}} \exp\left[-\frac{1}{2(1-\rho_{XY}^2)}(z_X^2 2\rho_{XY}x_Xz_Y + z_Y^2)\right]$
- $z_X = (x \mu_X)/\sigma_X$ ,  $z_Y = (y \mu_Y)/\sigma_Y$  son variables normalizadas
- Sea el conjunto de nivel  $z_X^2 2\rho_{XY}x_Xz_Y + z_Y^2 = \text{const.}$  ¿Qué forma toma en el plano  $z_X z_Y$  esta ecuación?



- La pdf conjunta de la distribución normal bivariable se puede expresar como:
- $f_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_X\sigma_Y\sqrt{1-\rho_{XY}^2}} \exp\left[-\frac{1}{2(1-\rho_{XY}^2)}(z_X^2 2\rho_{XY}x_Xz_Y + z_Y^2)\right]$
- $z_X = (x \mu_X)/\sigma_X$ ,  $z_Y = (y \mu_Y)/\sigma_Y$  son variables normalizadas
- Sea el conjunto de nivel  $z_X^2 2\rho_{XY}x_Xz_Y + z_Y^2 = \text{const.}$  ¿Qué forma toma en el plano  $z_Xz_Y$  esta ecuación?
- ¿Cómo varía la elipse anterior en función de  $|\rho_{XY}|$ ?



- La pdf conjunta de la distribución normal bivariable se puede expresar como:
- $f_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_X\sigma_Y\sqrt{1-\rho_{XY}^2}} \exp\left[-\frac{1}{2(1-\rho_{XY}^2)}(z_X^2 2\rho_{XY}x_Xz_Y + z_Y^2)\right]$
- $z_X = (x \mu_X)/\sigma_X$ ,  $z_Y = (y \mu_Y)/\sigma_Y$  son variables normalizadas
- Sea el conjunto de nivel  $z_X^2 2\rho_{XY}x_Xz_Y + z_Y^2 = \text{const.}$  ¿Qué forma toma en el plano  $z_Xz_Y$  esta ecuación?
- ¿Cómo varía la elipse anterior en función de  $|\rho_{XY}|$ ?
- ¿Qué significa que  $|
  ho_{XY}|=1$ ?



• En general, para un vector  $x = [X_1 X_2 ... X_n]$  de v.a. multivariable normal de dimensión n tiene una pdf conjunta dada por



• En general, para un vector  $x = [X_1 X_2 ... X_n]$  de v.a. multivariable normal de dimensión n tiene una pdf conjunta dada por

• 
$$f_{XY}(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu)^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{x} - \mu)\right]$$



- En general, para un vector  $x = [X_1 X_2 ... X_n]$  de v.a. multivariable normal de dimensión n tiene una pdf conjunta dada por
- $f_{XY}(x) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}|\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot (x-\mu)\right]$
- El vector de medias es ahora  $\mu = [\mu_{X1} \, \mu_{X2} \dots \mu_{Xn}]^T$



- En general, para un vector  $\mathbf{x} = [X_1 \ X_2 \dots X_n]$  de v.a. multivariable normal de dimensión n tiene una pdf conjunta dada por
- $f_{XY}(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} \mu)^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{x} \mu)\right]$
- El vector de medias es ahora  $\mu = [\mu_{X1} \, \mu_{X2} \dots \mu_{Xn}]^T$
- La matriz de covarianza es  $\Sigma = \begin{bmatrix} \text{cov}[X_1, X_1] & \dots & \text{cov}[X_1, X_n] \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}[X_n, X_1] & \dots & \text{cov}[X_n, X_n] \end{bmatrix}$



- En general, para un vector  $\mathbf{x} = [X_1 \ X_2 \dots X_n]$  de v.a. multivariable normal de dimensión n tiene una pdf conjunta dada por
- $f_{XY}(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}|\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} \mu)^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mathbf{x} \mu)\right]$
- El vector de medias es ahora  $\mu = [\mu_{X1} \, \mu_{X2} \dots \mu_{Xn}]^T$
- La matriz de covarianza es  $\Sigma = \begin{bmatrix} \operatorname{cov}[X_1, X_1] & \dots & \operatorname{cov}[X_1, X_n] \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \operatorname{cov}[X_n, X_1] & \dots & \operatorname{cov}[X_n, X_n] \end{bmatrix}$
- ¿Cómo queda la expresión de  $f_{XY}(x)$  cuando todas las variables son independientes?



• Sea  $x = [X_1 X_2 ... X_n]$  un vector de v.a. multivariable normal de dimensión n



- Sea  $x = [X_1 X_2 ... X_n]$  un vector de v.a. multivariable normal de dimensión n
- Sea  $w \in \mathcal{R}^n$



- Sea  $x = [X_1 X_2 ... X_n]$  un vector de v.a. multivariable normal de dimensión n
- Sea  $w \in \mathbb{R}^n$
- $z = w^T \cdot x$  es la proyección de x sobre w



- Sea  $x = [X_1 X_2 ... X_n]$  un vector de v.a. multivariable normal de dimensión n
- Sea  $w \in \mathbb{R}^n$
- $z = w^T \cdot x$  es la proyección de x sobre w
- La pdf de z es  $\mathcal{N}(\mathbf{w}^T \cdot \mu, \mathbf{w}^T \cdot \Sigma \cdot \mathbf{w})$



## Ejercicios de Correlación

• Dada X = aU + bV, Y = cU + dV, con  $U, V \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  generar differentes valores (en particular b = 0, c = 0 y a = d = 1) para variar  $|\rho_{XY}|$  en Octave



## Ejercicios de Correlación

- Dada X = aU + bV, Y = cU + dV, con  $U, V \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  generar diferentes valores (en particular b = 0, c = 0 y a = d = 1) para variar  $|\rho_{XY}|$  en Octave
- Graficar X vs. Y y analizar



Sean X, Y dos v.a. distribuidas normalmente, con distribucion conjunta normal bivariable  $f_{XY}$ . Demostrar que X, Y son independientes si y sólo si son v.a. descorrelacionadas (pista: usar  $\rho = 0$  en  $f_{XY}$ )



- Sean X, Y dos v.a. normales de media cero correlacionadas con  $\rho_{XY} = 0.5$ . Se tiene que var[X] = 2var[Y] = 1.
- Encontrar la expresión de la pdf conjunta de X, Y
- Proyectar  $x = [X Y]^T$  sobre  $w = [11]^T$  y encontrar la pdf de la proyección.



- ① Usando el método de la transformada inversa, calcular la pdf de la distribución exponencial  $f_Y(y) = \lambda e^{-\lambda y}$  para  $y \ge 0$ , o  $f_Y(y) = 0$  si y < 0. Usar un valor arbitrario de  $\lambda > 0$
- Simular en Octave



- **3** Sea  $x = (X_1, X_2) \in \mathbb{R}^2$  un vector de v.a.
- Definamos y = T(x), con T =  $(g_1(x_1, x_2), g_2(x_1, x_2)) \in \mathcal{R}^2$ , con  $g_1, g_2$  diferenciables
- © Encontrar la expresión de la pdf del vector transformado y en función de  $f_{X_1X_2}$
- Resolver la pdf de y para el caso del vector x del Ejercicio 2 con  $\mathcal{T}=egin{bmatrix}1&1\\-1&1\end{bmatrix}$  y simular en Octave



# Bibliografía I

- E. Alpaydin, Introduction to machine learning. MIT press, 2020.
  - "MIT Convolution, 18.031, Haynes Miller and Jeremy Orloff." http://math.mit.edu/~hrm/18.031/convolution.pdf. Accessed: 2020-05-15.
    - "MIT Lecture Notes Course 6.041-6.431, Fall 2000." https://vfu.bg/en/e-Learning/Math--Bertsekas\_Tsitsiklis\_Introduction\_to\_probability.pdf. Accessed: 2020-05-15.

