


Cálculo estocástico.

Asumiremos que nuestras v.a. están definidas en un espacio de prob. $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$.

Vectores Gaussianos:

X es una v.a. $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ $\mu \in \mathbb{R}, \sigma \in \mathbb{R}_+$

si

$$\mathbb{P}[X \in A] = \int_{\mathbb{R}} \mathbb{1}_A(x) f_X(x) dx \quad A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}).$$

$$f_X(x) := \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2\right\}$$

- Alternativamente:

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}, \quad \mathbb{E}[e^{i\lambda X}] = e^{i\lambda\mu} e^{-\frac{\sigma^2}{2}\lambda^2}$$

Más generalidad:

Si X_1, \dots, X_d son v.a. decimos que

(X_1, \dots, X_d) es un vector gaussiano si

$$\forall z_1, \dots, z_d \in \mathbb{R},$$

$z_1 X_1 + \dots + z_d X_d$ tiene distribución Gaussiana.

Ejemplo:

Si X_1, \dots, X_d son v.a. Gaussianas estándar independientes

¿es (X_1, \dots, X_d) un vector Gaussiano? Si, pues.

Para analizar el problema estudiamos

$Y = z_1 X_1 + \dots + z_d X_d$ ← ¿es una v.a. normal?

$$\mathbb{E}[e^{i\lambda Y}] = \mathbb{E}[e^{i\lambda(z_1 X_1 + \dots + z_d X_d)}]$$

$$= \mathbb{E}[e^{i\lambda z_1 X_1 + \dots + i\lambda z_d X_d}]$$

$$= \mathbb{E}\left[\prod_{j=1}^d e^{i\lambda z_j X_j}\right]$$

$$= \prod_{j=1}^d \mathbb{E}[e^{i\lambda z_j X_j}]$$

$$= \prod_{j=1}^d e^{-\frac{(\lambda z_j)^2}{2}} = e^{-\frac{1}{2} \lambda^2 \left(\sum_{j=1}^d z_j^2\right)}$$

⇒ $Y \sim \text{Normal}$ ⇒ (X_1, \dots, X_d) es un vector gaussiano.

Intempool:

Intuición incorrecta:

X, Y Gaussianas.

$$E[XY] = E[X]E[Y] = 0$$

. Si (X, Y) es un vector

Gaussiano, entonces si

$$E[XY] = 0, \quad X \text{ es indep de } Y.$$

. Pero si no es vector conjuntamente

$$\text{Gaussiano, } E[XY] = 0 \neq X \perp Y$$

Contraejemplo:

$$X \sim N(0, 1) \quad \zeta \text{ es una v.a con ley}$$

$$Y = \zeta X, \quad P[\zeta = -1] = P[\zeta = 1] = \frac{1}{2}$$

con $\zeta \perp X$.

Tarea: ver que Y es v.a. Gaussiana estándar.

Ley de un vector Gaussiano:

$\vec{x} := (x_1, \dots, x_d) \leftarrow$ mapeo de $\Omega \rightarrow \mathbb{R}^d$

Teorema:

Si \vec{x} es un vector Gaussiano,
con matriz de covarianzas no degenerada, entonces

$$P(\vec{x} \in A) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \int_{\mathbb{R}^d} \mathbb{1}_A(x) \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-\mu)^* \overset{\text{transpuesta de } x}{\Sigma}^{-1}(x-\mu)\right\} dx$$

Para $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^d)$, donde

$$\Sigma = (\Sigma_{ij}; \quad 1 \leq i, j \leq d). \quad \Sigma_{ij} := E[(X_i - \mu_i)(X_j - \mu_j)]$$

$$\mu = (\mu_1, \dots, \mu_d) = (E[X_1], \dots, E[X_d]).$$

Prueba de la clase:

Lemma: $\vec{x} \stackrel{\text{ley}}{=} \mu + \Sigma^{1/2} \vec{z}$ $\vec{z} = (z_1, \dots, z_d)$,
 \uparrow

Como Σ es no degenerada y positiva definida, puedo sacar raíz

con $\{z_i\}_{i=1}^d$ i.i.d. $z_i \sim N(0, 1)$.

Entonces, \vec{x} tiene densidad, que por cambio de variable, es

$$f_{\vec{x}}(x_1, \dots, x_d) = \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-\mu)^* \Sigma^{-1}(x-\mu)\right\}$$

Prueba alternativa:

Por cambio de variable, la función característica asociada

$$\alpha \quad g(x) := \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\right\} \quad \text{cs}$$

$$\vec{\lambda} \mapsto \int_{\mathbb{R}^d} e^{i\vec{\lambda} \cdot x} g(x) dx = * \quad (\Sigma^{-1/2}(x-\mu))^T / \Sigma^{-1/2}(x-\mu)$$

$$= \int_{\mathbb{R}^d} e^{i\vec{\lambda} \cdot x} \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\right\} dx$$

cambiamos x por $y = \Sigma^{-1/2}(x-\mu)$ y obtenemos

$$* = \exp\{i\vec{\lambda} \cdot \mu\} \exp\left\{-\frac{1}{2} \lambda^T \Sigma \lambda\right\}.$$

coincide esto con la función característica de (X_1, \dots, X_d) :

$$\vec{\lambda} \mapsto \mathbb{E} \left[e^{i\lambda_1 X_1 + \dots + i\lambda_d X_d} \right] = *$$

como $Y := \lambda_1 X_1 + \dots + \lambda_d X_d$ es vector Gaussiano

$$* = \mathbb{E} \left[e^{iY} \right] = e^{i\mathbb{E}[Y] - \frac{1}{2} \text{Var}(Y)}$$

$$\mathbb{E}[Y] = \vec{\lambda} \cdot \mu$$

$$\text{Var}[Y] = \mathbb{E} \left[\left(\lambda_1 X_1 + \dots + \lambda_d X_d - (\lambda_1 \mu_1 + \dots + \lambda_d \mu_d) \right)^2 \right]$$

$$= \mathbb{E} \left[\left(\lambda_1 X_1 + \dots + \lambda_d X_d \right)^2 \right] - (\lambda_1 \mu_1 + \dots + \lambda_d \mu_d)^2$$

$$= \lambda_1^2 \mathbb{E}[X_1^2] + \dots + \lambda_d^2 \mathbb{E}[X_d^2]$$

$$+ 2 \sum_{i < j} \lambda_i \lambda_j \mathbb{E}[X_i X_j]$$

$$- (\lambda_1^2 \mu_1^2 + \dots + \lambda_d^2 \mu_d^2)$$

$$- 2 \sum_{i < j} \lambda_i \lambda_j \mu_i \mu_j$$

$$= \lambda_1^2 \text{Var}[X_1] + \dots + \lambda_d^2 \text{Var}[X_d] = \vec{\lambda}^* \Sigma \vec{\lambda}$$

$$+ 2 \sum_{i < j} \lambda_i \lambda_j \text{Cov}[X_i, X_j]$$

Pregunta itempoal:

El contraejemplo

$X \sim N(0, 1)$, simétrica
↓

$Y = \beta X$, $\beta \sim \text{Ber}(\frac{1}{2}, \{-1, 1\})$.

funciona; pues

$$X + Y = (1 + \beta) X \quad Y$$

$$P[X + Y = 0] \geq P[\beta = -1] = \frac{1}{2}$$