



FACULTAD de
CIENCIAS ECONÓMICAS

VARIABLES ALEATORIAS CONTINUAS

ALAN REYES-FIGUEROA

ELEMENTS OF MACHINE LEARNING

(AULA 05B) 31.ENERO.2023

Esperanza

Promedio: Sea una variable aleatoria continua X con densidad f_X . La **esperanza** (*expectativa, valor esperado*) de X se define como

$$\mathbb{E}(X) = \int_{\mathbb{R}} t f_X(t) dt$$

en caso de que la integral exista.

Mediana: Una **mediana** de X es cualquier valor $t \in \mathbb{R}$ que satisface $F_X(t) = \frac{1}{2}$. Dicho de otra manera, son las preimágenes $F_X^{-1}(1/2)$.

Obs! F_X no siempre es invertible!! Denotamos $Q_X : [0, 1] \rightarrow \overline{\mathbb{R}}$ a la *función de cuantiles*, la inversa generalizada de F_X :

$$Q_X(\alpha) = \inf\{x \in \mathbb{R} : \alpha \leq F_X(x)\}, \text{ para } 0 < \alpha < 1.$$

Moda: Una **moda** de la distribución de X es cualquier máximo local de f_X .

Esperanza condicional

Recordemos que dadas X, Y v.a. continuas

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

Entonces

$$\mathbb{P}(a \leq X \leq b | Y = y) = \int_a^b f_{X|Y}(x | y) dx.$$

Como estamos condicionando a un evento con probabilidad cero, en realidad la ecuación anterior debe entenderse como un límite

$$\mathbb{P}(a \leq X \leq b | Y = y) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0^+} \mathbb{P}(a \leq X \leq b | |Y - y| < \epsilon).$$

Definición

Para las v.a. X y Y continuas, se define la **esperanza condicional** de X dado que Y como

$$\mathbb{E}(X | Y) = \int_{\mathbb{R}} t f_{X|Y}(t) dt.$$

Proposición (Ley de la probabilidad total para esperanzas)

Sean X, Y v.a. continuas, entonces

$$\mathbb{E}(X | Y) = \int_{\mathbb{R}} \mathbb{E}(X | Y = y) f_Y(y) dy.$$

Definición

Sea X una v.a. continua. Definimos su **varianza** como:

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}X)^2] = \int_{\mathbb{R}} (t - \mu_X)^2 f_X(t) dt,$$

en caso de que este valor esperado exista.

Propiedades:

- $\text{Var}(X) \geq 0$.
- $\text{Var}(aX) = a^2 \text{Var}(X)$.
- Si X_1, X_2 son independientes, entonces

$$\text{Var}(aX_1 + bX_2) = a^2 \text{Var}(X_1) + b^2 \text{Var}(X_2).$$

Definición

Dada dos v.a. X_1, X_2 continuas (definidas sobre el mismo espacio).
Definimos su **covarianza** como:

$$\text{Cov}(X_1, X_2) = \mathbb{E}[(X_1 - \mathbb{E}X_1)(X_2 - \mathbb{E}X_2)] = \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} (s - \mu_X)(t - \mu_Y) f_X(s) f_Y(t) ds dt,$$

en caso de que este valor esperado exista.

Propiedades:

- $\text{Cov}(X_1, X_2) = \text{Cov}(X_2, X_1)$.
- $\text{Cov}(aX, bY) = ab\text{Cov}(X, Y)$.
- $\text{Cov}(aX, X) = a\text{Var}(X)$.
- Si X_1, X_2 son independientes, entonces $\text{Cov}(X_1, X_2) = 0$.

Definición

Sea X una v.a. continua. Definimos su **entropía de Shannon** como:

$$H(X) = - \int_{\mathbb{R}} f_X(t) \log f_X(t) dt.$$

En ocasiones esta es llamada *entropía diferencial*.

Comentario: No estoy seguro si existe un análogo a la entropía de Gini en el caso continuo.

Definición

Sean X, Y dos variables aleatorias, la **entropía condicional** de X dado Y es

$$H_Y(X) = \mathbb{E}H(X | Y) = - \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} f_{X|Y}(s | t) \log f_{X|Y}(s | t) f_Y(t) ds dt.$$

Obs. No es simétrica: $H_Y(X) \neq H_X(Y)$.

Definición

Sean X, Y dos variables aleatorias, la **información mutua** de X y Y está dada por

$$I(X, Y) = H(X) - H_Y(X).$$

Proposición

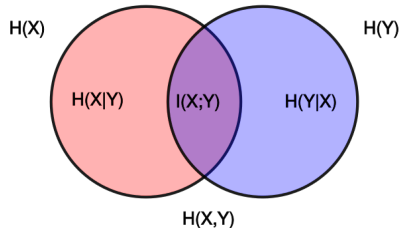
$$I(X, Y) = I(Y, X).$$

Entropía

Definición

La **entropía conjunta** de X y Y es

$$H(X, Y) = - \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} f_{X,Y}(s, t) \log f_{X,Y}(s, t) ds dt.$$



Vale el mismo diagrama que en el caso discreto.

Definición

Sean P una distribución continua de probabilidad, con densidad $f_P(x)$. La **entropía** de P es

$$H(P) = - \int_{\mathbb{R}} f_P(x) \log f_P(x) dx.$$

Definición

Sean P, Q dos distribuciones discretas de probabilidad, la **entropía cruzada** (cross-entropy) de P y Q es

$$H(P, Q) = - \int_{\mathbb{R}} f_P(x) \log f_Q(x) dx.$$

Además, la **divergencia de Kullback-Leibler** de P y Q se define como

$$\begin{aligned} D_{KL}(P \parallel Q) &= - \int_{\mathbb{R}} f_P(x) \log \frac{f_Q(x)}{f_P(x)} dx \\ &= - \int_{\mathbb{R}} f_P(x) \log f_Q(x) dx + \sum_x f_P(x) \log f_P(x) dx = H(P, Q) - H(P). \end{aligned}$$