

Cuestionario

1) Definición de una variable aleatoria

→ Sea $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ un espacio de probabilidad, donde:

Ω : es el conjunto de valores posibles de nuestro evento aleatorio.

\mathcal{F} : sigma algebra, colección de subconjuntos de Ω , que podemos medir.

(Si: $\Omega = \{A_g, S_0\}$

$\mathcal{F} = \{ \Omega, \emptyset, \{A_g\}, \{S_0\} \}$)

(Si: $\Omega = \{1, 2, 3\}$

$\mathcal{F} = \{ \Omega, \emptyset, \{1\}, \{2\}, \{3\}, \{1, 2\}, \{3, 2\}, \{1, 3\} \}$)

\mathbb{P} : Medida de probabilidad: Medida con la que cuantificaremos los elementos de \mathcal{F} .

Ej. Si: $\Omega = \{A_g, S_0\}$

Ω
"

$\mathbb{P}[\{A_g\}] = \frac{1}{2}, \mathbb{P}[\{S_0\}] = \frac{1}{2} \quad \mathbb{P}[\{A_g, S_0\}] = 1$

Una variable aleatoria X , es una función que toma valores en \mathbb{R} :

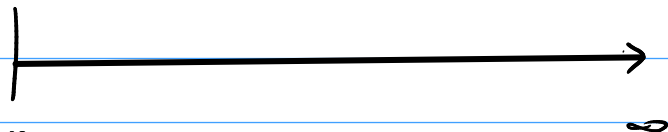
$X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ y cumple que:

Para cada elemento $x \in \mathbb{R}$, $\overbrace{(X \leq x)} \in \mathcal{F}$

Borelianos:



Henri Bord



#reales = ∞

$$\Omega = \mathbb{R}, \leadsto \mathcal{F} = \mathcal{P}(\mathbb{R})$$

M, demos sólo los subconjuntos del tipo $(-\infty, x]$

$$(\mathcal{F} \neq \mathcal{P}(\mathbb{R})) \leadsto \mathcal{F} = \sigma((-\infty, x])$$

Una variable aleatoria $X: \Omega \rightarrow \mathcal{Y}$, es tl que para cada elemento $y \in \mathcal{Y}$,

$$X^{-1}(y) \in \mathcal{F}.$$

$\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ lanzamiento de un dado

$X \Rightarrow$ Gano dinero de acuerdo al número del dado.

$$X(x) = x, \quad X(1) = 1, \quad X(2) = 2 \dots$$

¿X es una variable aleatoria? $\in \mathcal{F}$

Si el resultado de $X = 7$ \nearrow

$$X^{-1}(7) = \{ \{1, 6\}, \{2, 5\}, \{3, 4\}, \{4, 3\}, \{5, 2\}, \{6, 1\} \}$$

2) σ -álgebra: (sigma-álgebra)

→ Colección de subconjuntos de Ω que cumplen lo siguiente:

1) $\Omega \in \mathcal{F}$

2) Si $A \in \mathcal{F} \Rightarrow A^c \in \mathcal{F}$

3) Si A_1, A_2, A_3, \dots es una colección de subconjuntos de Ω , donde $A_i \in \mathcal{F}$, entonces:

$$\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n \in \mathcal{F}$$

3) Proceso estocástico

Def: Colección de variables aleatorias $\{X_t, t \in T\}$ parametrizadas por un conjunto T (espacio paramétrico), en donde las variables aleatorias tomen valores en un conjunto S llamado espacio de estados.

Ejemplo: Observar si cada día llueve o no llueve:

$$T = \{1, 2, 3, \dots, n, \dots\}$$

$$S = \{\text{llueve o no llueve}\}$$

∴ Observar # pasajeros que usan una aerolínea cada día:

$$T = \{1, 2, 3, \dots\} \Rightarrow \mathbb{N}$$

$$S = \{1, 2, 3, \dots, n\} = \mathbb{N}$$

3) Qué es un estimador insesgado.

Sea $\hat{\beta}$ el estimador del parámetro β , decimos que $\hat{\beta}$ es insesgado si: $E[\hat{\beta}] = \beta$

Sea $X_i \sim N(\mu, \sigma)$, sabemos que

$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ es un estimador de μ ,

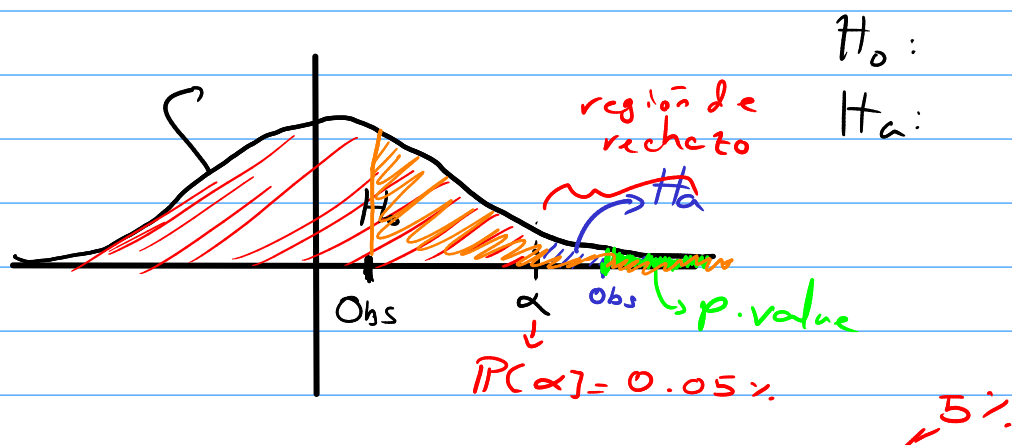
vemos que $E[\bar{X}] = \frac{1}{n} E\left[\sum_{i=1}^n x_i\right]$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[x_i] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu = n \cdot \frac{1}{n} \mu = \underline{\mu}$$

$$\hat{\sigma} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad E[\hat{\sigma}] = \frac{n-1}{n} \sigma \neq \sigma \quad \begin{matrix} \text{no es} \\ \text{insesgado} \end{matrix}$$

$$\hat{\sigma}' = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \Rightarrow E[\hat{\sigma}'] = \sigma \quad \begin{matrix} \text{Si es} \\ \text{insesgado} \end{matrix}$$

5) Definición de un p-value.



Si: $p\text{-value} < IPC(\alpha)$
 \Rightarrow rechazamos H_0 .

6) Describir el método de máxima verosimilitud

Sea $\{X_i\}_{i=1}^n$ una muestra aleatoria.
(variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas)

Tenemos una distribución conjunta de estas v.a's.

$$\begin{aligned} P[X_1 \leq x_1, X_2 \leq x_2, \dots, X_n \leq x_n] &= F_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) \\ &= F_{\underline{X}}(x_1, \dots, x_n, \Theta) \end{aligned}$$

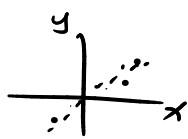
El objetivo del método de máxima verosimilitud es encontrar Θ^* tal que maximice $F_{\underline{X}}(x_1, \dots, x_n, \Theta^*)$

↳ Más a detalle, lo anterior es análogo a maximizar:

$$\begin{aligned} \text{fn. de verosimilitud} \rightarrow f_{\underline{X}}(x_1, \dots, x_n, \Theta) &= \underbrace{\prod_{i=1}^n f_{X_i}(x_i, \Theta)}_{\text{función de verosimilitud}} \end{aligned}$$

$$\max_{\Theta} \prod_{i=1}^n f_{X_i}(x_i, \Theta) = \max_{\Theta} \ln \left(\prod_{i=1}^n f_{X_i}(x_i, \Theta) \right)$$

$$\begin{aligned} &= \max_{\Theta} \sum_{i=1}^n \ln(f_{X_i}(x_i, \Theta)) \\ &\quad \underbrace{\qquad\qquad\qquad}_{\text{función de log-verosimilitud}} \\ &\mathcal{L}(\Theta) \end{aligned}$$



$$y = \beta X + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$$

$$\beta \in \mathbb{R}$$

Estimer $\hat{\beta}$ con máxima verosimilitud.

$$y \sim N(\beta X, \sigma^2)$$

$$f_y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(y-\beta x)^2}{\sigma^2}}$$

y_1, y_2, \dots, y_n una n.a.

$$\mathcal{L}(\Theta) = \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(y_i - \beta x_i)^2}{\sigma^2}} \right)$$

$$\mathcal{L}(\Theta) = \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \right) + \ln \left(e^{-\frac{(y_i - \beta x_i)^2}{\sigma^2}} \right)$$

$$\Theta = \beta$$

$$= \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \right) + \sum_{i=1}^n - \left(\frac{(y_i - \beta x_i)^2}{\sigma^2} \right)$$

$$\max_{\Theta} \mathcal{L}(\Theta) = - \sum_{i=1}^n \left(\frac{(y_i - \beta x_i)^2}{\sigma^2} \right)$$

$$\min_{\beta} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \beta x_i)^2}{\sigma^2} = \min_{\beta} \underbrace{\sum_{i=1}^n (y_i - \beta x_i)^2}_{\text{mínimos cuadrados}}$$