

# Clase 10 - Inferencia Estadística

Justo Andrés Manrique Urbina

24 de octubre de 2019

## 1. Propiedad de Invarianza

Si  $\hat{\theta}$  es el estimador de máxima verosimilitud de  $\theta$ ; entonces, el estimador de máxima verosimilitud de  $g(\theta)$  es  $g(\hat{\theta})$ .

### 1.1. Ejemplo

Si  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ; entonces los estimadores de máxima verosimilitud son  $\hat{\mu} = \bar{X}$  y  $\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^2}{n}$ . Entonces

- Hallar  $\hat{\theta}$  por máxima verosimilitud. **Solución:**  $\sigma = \sqrt{\sigma^2} = g(\sigma^2)$ . Entonces por propiedad de invarianza,  $\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^2}{n}}$ .

Se tiene el coeficiente de variación igual a  $\frac{\sigma}{\mu}$ . Entonces, por la propiedad de invarianza, el estimador de máxima verosimilitud del coeficiente de variación es:

$$CV = \frac{\hat{\sigma}}{\hat{\mu}} = \frac{\hat{\sigma}}{\bar{X}} = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^2}}{\bar{X}}.$$

### 1.2. Ejemplo

Si  $X \sim P(\lambda)$ , entonces hallar el estimador de máxima verosimilitud de  $p = P(X = 0)$

$$P(X = 0) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^0}{0!} = e^{-\lambda}.$$

Luego, por la propiedad de invarianza, el estimador de máxima verosimilitud de  $p = e^{-\lambda} = g(\lambda) = e^{-\bar{X}}$ .

### 1.3. Ejemplo

Sea  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$  y  $p = P(a \leq X \leq b)$ , donde  $a$  y  $b$  son constantes. Hallar el estimador de máxima verosimilitud de  $p$ .

**Recordatorio:** Tenemos que:

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1).$$

$$P(a \leq X \leq b) = F_x(b) - F_x(a).$$

$$F_x(X) = F_Z\left(\frac{X - \mu}{\sigma}\right).$$

Por lo tanto, se tiene que:

$$\begin{aligned} p &= P(a \leq X \leq b). \\ &= F_x(b) - F_x(a). \\ &= F_z\left(\frac{b - \mu}{\sigma}\right) - F_z\left(\frac{a - \mu}{\sigma}\right) = g(\mu, \sigma^2). \\ \hat{p} &= F_z\left(\frac{b - \hat{\mu}}{\hat{\sigma}}\right) - F_z\left(\frac{a - \hat{\mu}}{\hat{\sigma}}\right) = g(\hat{\mu}, \hat{\sigma}). \end{aligned}$$

## 2. Distribución asintótica del estimador de máxima verosimilitud

### 2.1. Caso uniparamétrico

Asumiendo condiciones de regularidad, se tiene que:

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \rightarrow_{distribución} N(0, I^{-1}(\theta)).$$

Si  $n$  es suficientemente grande, se tiene que:

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \sim_{aprox} N(0, I^{-1}(\theta)).$$

$$\hat{\theta} \sim_{aprox} N\left(\theta, \frac{1}{nI(\theta)}\right).$$

#### 2.1.1. Ejemplo

Se tiene que  $X \sim B(\theta, 1)$ . La función de densidad es:

$$f(x) = \theta x^{\theta-1}, 0 < X < 1, \theta > 0.$$

$$\ln(f(x)) = \ln(\theta) + (\theta - 1)\ln(x).$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} = \frac{-1}{\theta^2}.$$

Luego, la información de fisher es  $\frac{1}{\theta^2}$ .

Por otro lado, se tiene que:

$$\begin{aligned}
 l(\theta) &= Ln(L(\theta)). \\
 &= nLn(\theta) + (\theta - 1) \sum_{j=1}^n Ln(X_j). \\
 l'(\theta) &= \frac{n}{\theta} + \sum_{j=1}^n Ln(X_j) = 0. \\
 \hat{\theta} &= -\frac{n}{\sum_{j=1}^n Ln(X_j)}.
 \end{aligned}$$

La distribución asintótica es:

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \rightarrow_D N(0, \theta^2).$$

### 2.1.2. Ejemplo

Supóngase que  $n = 36$  y hállese, aproximadamente

$$P\left(\frac{\hat{\theta}}{1,196} \leq \theta \leq \frac{\hat{\theta}}{0,804}\right).$$

**Solución:**  $n = 36$ :

$$6(\hat{\theta}) - \theta \sim N(0, \theta^2).$$

$$(\hat{\theta}) \sim_{aprox} N\left(\theta, \frac{\theta^2}{36}\right).$$

Se obtiene la variable estándar:

$$Z = \frac{\hat{\theta} - \theta}{\sqrt{\frac{\hat{\theta}}{36}}} \sim_{aprox} N(0, 1).$$

## 3. Versión a partir de la Información de Fisher observada

Sea  $H(\theta) = \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} l(\theta)$ . Entonces  $-H(\hat{\theta})$  se le denomina la información de Fisher observada.

Entonces:

$$\sqrt{-H(\hat{\theta})}(\hat{\theta} - \theta) \rightarrow_D N(0, 1).$$

### 3.1. Ejemplo

Si  $X \sim B(\theta, 1)$ , entonces:

$$H(\theta) = \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} l(\theta).$$

$$= \sum_{j=1}^n \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} (Ln(f(X_j))) = \sum_{j=1}^n \left( \frac{-1}{\theta^2} \right) = \frac{-n}{\theta^2}.$$

Entonces, tenemos que:

$$\sqrt{\frac{n}{\hat{\theta}^2}}(\hat{\theta} - \theta) \sim_{approx} N(0, 1).$$

$$\sqrt{n} \left( \frac{\hat{\theta} - \theta}{\hat{\theta}} \right) \sim_{approx} N(0, 1).$$

En particular:

$$P\left(\frac{\hat{\theta}}{1,196} \leq \theta \leq \frac{\hat{\theta}}{0,804}\right).$$

$$P(0,804\theta \leq \hat{\theta} \leq 1,196\theta).$$

$$F_z\left(\frac{6(1,196\theta - \theta)}{1,196\theta}\right) - F_z\left(\frac{6(0,804\theta - \theta)}{0,804\theta}\right).$$

## 4. Caso Multiparamétrico

$$\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n) \in \Theta \subset \mathbb{R}^k.$$

$$I(\theta) = -E\left(\frac{\partial^2}{\partial \theta_i \partial \theta_j} Ln(f(x, \theta))\right).$$

Matriz cuadrada de orden k.

$$X \sim N(\mu, \sigma^2).$$

$$I(\mu, \sigma^2) = \begin{bmatrix} -E\left(\frac{\partial^2}{\partial \mu^2} Ln(f(x, \theta))\right) & -E\left(\frac{\partial^2}{\partial \theta^2 \partial \mu} Ln(f(x, \theta))\right) \\ -E\left(\frac{\partial^2}{\partial \sigma^2 \partial \mu} Ln(f(x, \theta))\right) & -E\left(\frac{\partial^2}{\partial \sigma^2} Ln f(x, \theta)\right) \end{bmatrix}$$

Distribución asintótica a partir de la matriz de la información de Fiser

$$I(\mu, \sigma^2) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2\sigma^4} \end{bmatrix}$$

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \rightarrow_D N(0, I^{-1}(\theta)).$$