### TEMA 5: Estimación de máxima verosimilitud y otros métodos

- 5.1. Estimación de máxima verosimilitud.
- 5.2. Otros métodos de estimación puntual: método de los momentos y de mínimos cuadrados.

# 5.1. ESTIMACIÓN DE MÁXIMA VEROSIMILITUD

 $(X_1,\ldots,X_n)$  muestra aleatoria simple de  $X\to\{P_\theta;\ \theta\in\Theta\}$ 

 $f_{\theta} \rightarrow \text{ función de densidad o función masa de probabilidad de } X$  bajo  $P_{\theta}$ 

 $f_{\theta}^n \to \text{ función de densidad o función masa de probabilidad de } (X_1, \dots, X_n)$ bajo  $P_{\theta}$ 

Función de verosimilitud: Para cada realización muestral,  $(x_1, ..., x_n) \in \chi^n$ , se define la función de verosimilitud asociada a dicha realización como:

$$L_{x_1,\dots,x_n}:\Theta\longrightarrow \mathbb{R}^+\cup\{0\}$$
  
 $\theta\longmapsto L_{x_1,\dots,x_n}(\theta)=f_\theta^n(x_1,\dots,x_n).$ 

Estimador de máxima verosimilitud:  $\widehat{\theta}(X_1, \dots, X_n)$  es estimador de máxima verosimilitud de  $\theta$  si la estimación correspondiente a cada realización muestral,  $\widehat{\theta}(x_1, \dots, x_n)$ , maximiza la función de verosimilitud asociada a dicha realización:

$$\forall (x_1, \dots, x_n) \in \chi^n, \quad L_{x_1, \dots, x_n} \left( \widehat{\theta}(x_1, \dots, x_n) \right) = \max_{\theta \in \Theta} L_{x_1, \dots, x_n}(\theta).$$

- Relación con los estadísticos suficientes:  $Si \{P_{\theta}; \theta \in \Theta\}$  admite un estadístico suficiente,  $T(X_1, ..., X_n)$ ,  $y \widehat{\theta}(X_1, ..., X_n)$  es un estimador máximo verosímil de  $\theta$ ,  $\widehat{\theta}(X_1, ..., X_n)$  es función de  $T(X_1, ..., X_n)$ .
- Relación con los estimadores eficientes:  $Si\ T(X_1, ..., X_n)$  es estimador eficiente de  $\theta$ ,  $T(X_1, ..., X_n)$  es el único estimador máximo verosímil de  $\theta$ .

### Estimador de máxima verosimilitud de una función paramétrica $g:\Theta \to \Lambda$ :

■ Para cada realización muestral,  $(x_1, ..., x_n) \in \chi^n$ , se define la función de verosimilitud de  $\lambda = g(\theta)$  asociada a dicha realización como:

$$M_{x_1,\dots,x_n}: \Lambda \longrightarrow \mathbb{R}^+ \cup \{0\}$$
  
 $\lambda \longmapsto M_{x_1,\dots,x_n}(\lambda) = \sup_{\theta \in q^{-1}(\lambda)} L_{x_1,\dots,x_n}(\theta).$ 

•  $\widehat{\lambda}(X_1,\ldots,X_n)$  es estimador máximo verosímil de  $\lambda$  si,  $\forall (x_1,\ldots,x_n) \in \chi^n$ , la estimación  $\widehat{\lambda}(x_1,\ldots,x_n)$  maximiza la función de verosimilitud asociada a dicha realización:

$$\forall (x_1, \dots, x_n) \in \chi^n, \quad M_{x_1, \dots, x_n} \left( \widehat{\lambda}(x_1, \dots, x_n) \right) = \max_{\lambda \in \Lambda} M_{x_1, \dots, x_n}(\lambda).$$

Teorema de invarianza de Zehna:  $Si \ \widehat{\theta}(X_1, \dots, X_n)$  es estimador máximo verosímil de  $\theta$ ,  $y \ g$  es una función medible,  $g(\widehat{\theta}(X_1, \dots, X_n))$  es estimador máximo verosímil de  $g(\theta)$ .

## 5.2. OTROS MÉTODOS DE ESTIMACIÓN

### MÉTODO DE LOS MOMENTOS (K. Pearson, 1894)

- $(X_1, \ldots, X_n)$  muestra aleatoria simple de  $X \to \{P_\theta; \ \theta \in \Theta\}$ .
- Momentos poblacionales:  $m_{\theta,j} = E_{\theta}[X^j], \quad j \in \mathbb{N}.$
- $\blacksquare \ \, \text{Momentos muestrales:} \ \, A_j = \frac{\sum\limits_{i=1}^n X_i^j}{n}, \quad j \in \mathbb{N}.$

El método consiste en estimar la función  $h(m_{\theta,1},\ldots,m_{\theta,k})$  (h medible) por  $h(A_1,\ldots,A_k)$ .

#### MÉTODO DE MÍNIMOS CUADRADOS (Gauss, 1809)

Sean  $X_1, \ldots, X_n$  observaciones aleatorias de cierta magnitud,  $\varphi(t, \theta)$ , bajo distintas condiciones experimentales,  $t_1, \ldots, t_n$ :

$$X_{1} = \varphi(t_{1}, \theta) + \varepsilon_{1}$$

$$\vdots$$

$$X_{n} = \varphi(t_{n}, \theta) + \varepsilon_{n},$$

donde  $\varepsilon_1, \ldots, \varepsilon_n$  son variables aleatorias *no observables*, que especifican los errores cometidos en cada observación.

El estimador de mínimos cuadrados de  $\theta$  basado en  $X_1, \ldots, X_n$  es aquel que minimiza la suma de los cuadrados de los errores:

$$\sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (X_i - \varphi(t_i, \theta))^2.$$