### TEMA 5

# ESTIMACIÓN POR INTERVALOS



# Estimación por Intervalos

- INTRODUCCIÓN
- CONCEPTOS BÁSICOS
  - Nivel de confianza
  - Amplitud
  - Precisión de un intervalo
- MÉTODOS DE CONSTRUCCIÓN DE INTERVALOS DE CONFIANZA
  - El método pivotal
- INTERVALOS DE CONFIANZA NOTABLES

# INTRODUCCIÓN

- Si se quiere llegar a asignar determinadas garantías o "confianza" a los resultados de un proceso inferencial de estimación, cabe la posibilidad de ampliar la óptica de la Estimación Puntual analizada en el tema anterior pasando a la estimación mediante Intervalos de Confianza.
- En términos estadísticos las "garantías" asignables consisten en afirmaciones de tipo probabilístico.
- La estimación de una magnitud desconocida mediante un *Intervalo de Confianza* consiste en *obtener unos límites aleatorios que contendrán al parámetro desconocido con una probabilidad fijada de antemano.*

# CONCEPTOS BÁSICOS

#### Amplitud, confianza y precisión

- Los extremos de un Intervalo de Confianza son aleatorios, por lo que podrán o no contener al verdadero parámetro y será posible evaluar la probabilidad de que así ocurra. A la probabilidad de que un Intervalo de Confianza contenga al parámetro poblacional objeto de análisis se le denomina *nivel de confianza* y la denotaremos por  $1-\alpha$ .
- Cuanto mayor sea la *amplitud* del intervalo, su *precisión* será menor. La precisión está relacionada con la *capacidad* informativa.
- Si se requiere una *mayor confianza* se originan *mayores amplitudes* de los intervalos, y por tanto la información que proporcionan acerca del parámetro será *menos precisa*.

Sea  $X_1, ..., X_n$  m.a.s. de  $X \sim f(x|\theta)$   $x \in X$ ,  $\theta \in \Theta$ 

#### Definición (*Estadístico Pivote*):

Un estadístico pivote  $T(X_1,...,X_n,\theta)$  es un estadístico muestral caracterizado por las siguientes propiedades:

- $T(X_1,...,X_n,\theta)$  es una función monótona respecto de  $\theta$ .
- La distribución de  $T(X_1,...,X_n,\theta)$  es conocida y no depende de  $\theta$ .
- El estadístico  $T(X_1,...,X_n,\theta)$  es calculable en la muestra.

**Ejemplo:** Hemos visto que en una m.a.s extraída de una población  $N(\mu, \sigma)$ , el estadístico

$$\overline{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right)$$

Si  $\sigma$  es conocida, entonces el estadístico tipificado es pivote para  $\mu$ :

$$\frac{\overline{X} - \mu}{\sigma} \sqrt{n} \sim N(0,1)$$

**OBSERVACIÓN:** Los requisitos exigidos a un estadístico pivote permiten derivar un intervalo de confianza en los siguientes términos:

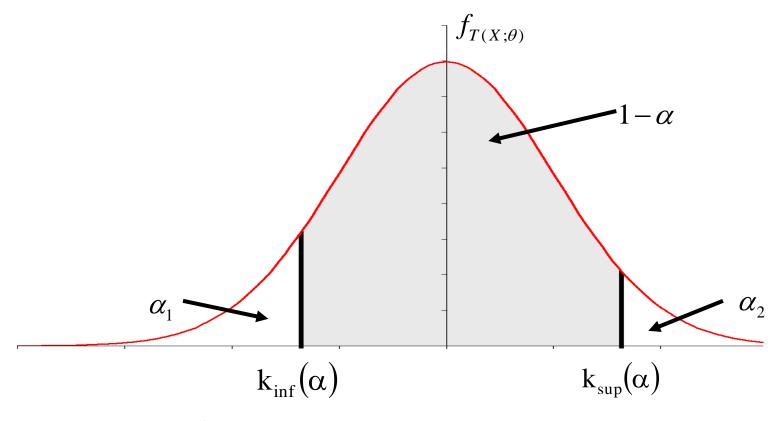
• Fijado 1- $\alpha$ , como la distribución del pivote es libre y conocida, existen dos valores  $k_{inf}(\alpha)$  y  $k_{sup}(\alpha)$  tales que:

$$P(k_{inf}(\alpha) \le T(X_1,...,X_n;\theta) \le k_{sup}(\alpha)) = 1 - \alpha$$

• Debido a que el pivote es una función monótona en  $\theta$ , mediante manipulaciones, podemos despejar el parámetro de interés:

$$P(\hat{\theta}_{inf}(X_1,...,X_n;\alpha) \le \theta \le \hat{\theta}_{sup}(X_1,...,X_n;\alpha)) = 1 - \alpha$$

$$P(k_{inf}(\alpha) \le T(X_1,...,X_n;\theta) \le k_{sup}(\alpha)) = 1 - \alpha$$



Se cumple que  $\alpha_1 + \alpha_2 = \alpha$ 

### I.C. de mínima amplitud

Los valores  $k_{inf}(\alpha)$  y  $k_{sup}(\alpha)$  no son únicos, y el argumento utilizado en su determinación está relacionado con la amplitud del intervalo al que conducen.

Sea  $A(k_{inf}(\alpha), k_{sup}(\alpha))$  la amplitud del intervalo de confianza:

$$A(k_{inf}(\alpha), k_{sup}(\alpha)) = \hat{\theta}_{sup}(X_1, ..., X_n; \alpha) - \hat{\theta}_{inf}(X_1, ..., X_n; \alpha)$$

Elegiremos  $k_{inf}(\alpha)$  y  $k_{sup}(\alpha)$  como solución de:

Min 
$$A(k_{inf}(\alpha), k_{sup}(\alpha))$$
  
 $\alpha_1, \alpha_2 \in (0,1)$   
s.a.  $\alpha_1 + \alpha_2 = \alpha$ 

### I.C. para la media de una población

- A) Población Normal
  - A.1) Varianza poblacional conocida
  - A.2) Varianza poblacional desconocida
    - **A.2.i**) Tamaño muestral elevado
    - A.2.ii) Tamaño muestral pequeño
  - B) Población no Normal

#### I.C. para la varianza de una normal

C) Población Normal

#### A.1) I.C. para la media $\mu$ de una $N(\mu,\sigma)$ con $\sigma$ conocida

Sea  $X_1, ..., X_n$  una m.a.s. a partir de  $X \sim N(\mu, \sigma)$ 

Se tiene 
$$\overline{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) \Rightarrow Z = \frac{\overline{X} - \mu}{\sigma} \sqrt{n} \sim N(0, 1)$$

Fijado 1- $\alpha \exists z_{inf}(\alpha) y z_{sup}(\alpha)$  tales que

#### A.1) I.C. para la media μ de una N(μ,σ) con σ conocida

Minimizar Amplitud

$$\begin{split} \text{Amplitud} &= \left( \overline{X} - z_{\text{inf}} (\alpha) \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right) - \left( \overline{X} - z_{\text{sup}} (\alpha) \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right) = \\ &= z_{\text{sup}} \left( \alpha \right) \frac{\sigma}{\sqrt{n}} - z_{\text{inf}} \left( \alpha \right) \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = \left( z_{\text{sup}} \left( \alpha \right) - z_{\text{inf}} \left( \alpha \right) \right) \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \end{split}$$

Sujeto a

$$P\!\!\left(z_{_{inf}}\!\left(\alpha\right)\!\leq\!Z\leq z_{_{sup}}\!\left(\alpha\right)\!\right)\!=F\!\!\left(z_{_{sup}}\!\left(\alpha\right)\!\right)\!-F\!\!\left(z_{_{inf}}\!\left(\alpha\right)\!\right)\!=\!1-\alpha$$

Para ello planteamos la siguiente función:

$$H\!\left(z_{\text{sup}}\!\left(\alpha\right)\!\!,z_{\text{inf}}\left(\alpha\right)\!\!,\lambda\right) = \!\left(z_{\text{sup}}\!\left(\alpha\right) - z_{\text{inf}}\left(\alpha\right)\!\right)\!\!\frac{\sigma}{\sqrt{n}} - \lambda\!\left(1 - \alpha - F\!\left(z_{\text{sup}}\!\left(\alpha\right)\!\right) + F\!\left(z_{\text{inf}}\left(\alpha\right)\!\right)\!\right)$$

y resolvemos el sistema:

$$\begin{split} &\frac{\partial H\left(z_{sup}\left(\alpha\right),z_{inf}\left(\alpha\right),\lambda\right)}{\partial z_{sup}\left(\alpha\right)} = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} - \lambda f\left(z_{sup}\left(\alpha\right)\right) = 0\\ &\frac{\partial H\left(z_{sup}\left(\alpha\right),z_{inf}\left(\alpha\right),\lambda\right)}{\partial z_{inf}\left(\alpha\right)} = -\frac{\sigma}{\sqrt{n}} + \lambda f\left(z_{inf}\left(\alpha\right)\right) = 0\\ &\frac{\partial H\left(z_{sup}\left(\alpha\right),z_{inf}\left(\alpha\right),\lambda\right)}{\partial \lambda} = -1 + \alpha + F\left(z_{sup}\left(\alpha\right)\right) - F\left(z_{inf}\left(\alpha\right)\right) = 0 \end{split}$$

#### A.1) I.C. para la media $\mu$ de una $N(\mu, \sigma)$ con $\sigma$ conocida

Por tanto,

$$f(z_{sup}(\alpha)) = f(z_{inf}(\alpha))$$
 y  $F(z_{sup}(\alpha)) - F(z_{inf}(\alpha)) = 1 - \alpha$   
 $\Rightarrow z_{sup}(\alpha) = -z_{inf}(\alpha) = z_{\alpha/2}$ 

$$I.C_{1-\alpha}(\mu) = \left(\overline{X} - z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \overline{X} + z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right)$$

**NOTA.-** Si X no es normal pero el tamaño muestral n es elevado, el resultado es válido gracias al T.C.L que nos aproxima la distribución de la media muestral.

# A.2.i) I.C. para la media $\mu$ de una $N(\mu,\sigma)$ con $\sigma$ desconocida y n grande

El hecho de que el tamaño muestral sea elevado, hace que la estimación de la varianza poblacional mediante la cuasi-varianza muestral sea fiable (consistente).

$$S_1^2 \to \sigma^2 \Rightarrow \overline{X} \xrightarrow{\text{consistencia}} N\left(\mu, \frac{S_1}{\sqrt{n}}\right) \Rightarrow \frac{X - \mu}{S_1} \sqrt{n} \xrightarrow{\text{consistencia}} N\left(0, 1\right)$$

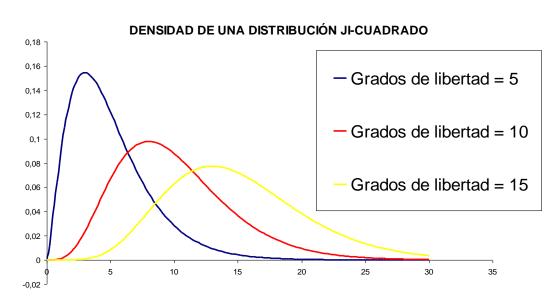
$$I.C_{1-\alpha}(\mu) = \left(\overline{X} - z_{\alpha/2} \frac{S_1}{\sqrt{n}}, \overline{X} + z_{\alpha/2} \frac{S_1}{\sqrt{n}}\right)$$

**NOTA.-** Si X no es normal pero el tamaño muestral n es elevado, el resultado es válido gracias al T.C.L que nos aproxima la distribución de la media muestral.

#### Distribución ji-cuadrado:

Una v.a. se distribuye según una ji-cuadrado con n grados de libertad y se denota  $\chi_n^2$  si su función de densidad es:

$$f(x) = \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} x^{\frac{n}{2} - 1} e^{-\frac{x}{2}} \qquad x > 0$$



#### **PROPIEDADES:**

#### 1) Características

$$E(X) = n$$

$$Var(X) = 2n$$

#### 2) Reproductividad

$$X_1 \sim \chi_{n_1}^2$$
 y  $X_2 \sim \chi_{n_2}^2$  independientes  $\Rightarrow Y = X_1 + X_2 \sim \chi_{n_1 + n_2}^2$ 

#### 3) Relación con la Normal

Si 
$$X_1, X_2, ..., X_n \sim i.i.d.$$
  $N(0,1)$  entonces  $X_1^2 + X_2^2 + ... + X_n^2 \sim \chi_n^2$ 

#### Distribución t-Student

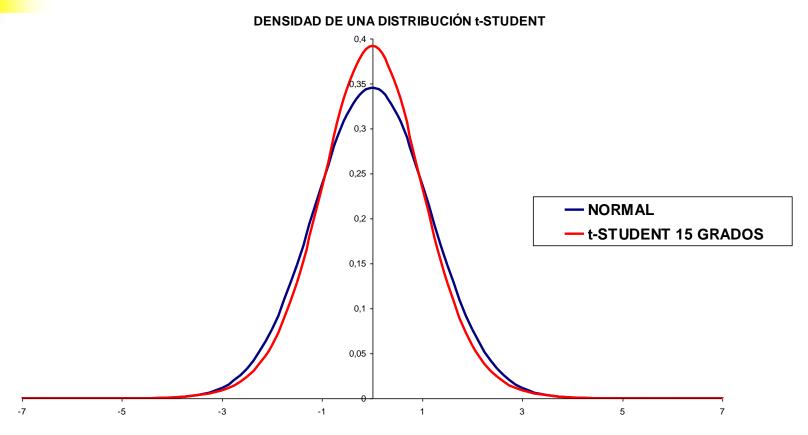
Sean X e Y v.a. independientes

$$\frac{X \sim N(0,1)}{Y \sim \chi_n^2} \Rightarrow T = \frac{X}{\sqrt{\frac{Y}{n}}} \sim t_n$$

Diremos que la variable T se distribuye según una *t-Student con* n grados de libertad y su función de densidad es:

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi n}} \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \left(1 + \frac{t^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}}$$

Características: 
$$E(T)=0$$
  $Var(T)=\frac{n}{n-2}$ 



#### **PROPIEDADES:**

a) Asintóticamente tiene una distribución NORMAL

Cuando  $n \to \infty$  entonces  $t_n \to N(0,1)$ 

#### Teorema de Fisher

Sea  $X_1, ..., X_n$  una m.a.s. a partir de  $X \sim N(\mu, \sigma)$ .

Se verifica que: i)  $\overline{X}$  y  $S_1^2$  son v.a. independientes

ii) 
$$\frac{(n-1)S_1^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$$

#### Observaciones:

- 1) El estadístico  $(n-1)S_1^2/\sigma^2$  será utilizado como pivote para ontener el I.C para la varianza.
- 2) Las distribuciones de los estadísticos  $\overline{X}$ , media muestral, y  $S_1^2$ , cuasivarianza muestral, se combinan para calcular el estadístico pivote cuando la varianza es desconocida.

# A.2.i) I.C. para la media μ de una N(μ,σ) con σ desconocida y n pequeño

Cuando el tamaño de la muestra es moderado o bajo, la estimación de la varianza poblacional mediante la varianza muestral no es buena.

Para resolver el inconveniente se utiliza el Teorema de Fisher.

#### Construcción del Estadístico Pivote

Sea  $X_1,...,X_n$  una m.a.s. a partir de  $X \sim N(\mu,\sigma)$ 

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

$$/ \sqrt{n} \Rightarrow T = \frac{Z}{\sqrt{\frac{Y}{n-1}}} = \frac{\overline{X} - \mu}{S_1 / \sigma} = \frac{\overline{X} - \mu}{S_1} \sqrt{n} \sim t_{n-1}$$

$$Y = \frac{(n-1)S_1^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2 \qquad \sqrt{\frac{Y}{n-1}} = \frac{\overline{X} - \mu}{\sqrt{n}} = \frac{\overline{X} - \mu}{S_1 / \sigma} = \frac{\overline{X}$$

# A.2.i) I.C. para la media μ de una N(μ,σ) con σ desconocida y n pequeño

Fijado  $\alpha$  sean  $t_{n-1;\alpha_1}$  y  $t_{n-1;\alpha_2}$  tales que:

$$p\left\{t_{n-1;\alpha_{1}} \leq T_{n-1} \leq t_{n-1;\alpha_{2}}\right\} = 1 - \alpha \iff$$

$$p\left\{t_{n-1;\alpha_{1}} \leq \frac{\overline{X} - \mu}{S_{1} / \sqrt{n}} \leq t_{n-1;\alpha_{2}}\right\} = 1 - \alpha$$

Siguiendo el argumento de minimización de la amplitud del intervalo se llega a un intervalo simétrico.

$$I.C_{1-\alpha}(\mu) = \left(\bar{X} - t_{n-1;\alpha/2} \frac{S_1}{\sqrt{n}}, \bar{X} + t_{n-1;\alpha/2} \frac{S_1}{\sqrt{n}}\right)$$

#### B) I.C. para el parámetro p en una Be(p)

Un ejemplo típico donde el interés se centra en la media de una población no normal, es el parámetro p=probabilidad de éxito.

Siempre que el tamaño muestral sea elevado, podemos recurrir al T.C.L para asegurar la normalidad asintótica de la media muestral a la que nos referiremos como Proporción Muestral. Además, su valor muestral se utilizará para estimar el poblacional en el cálculo de la varianza

Sea  $(X_1,...,X_n)$  una m.a.s. a partir de una Be(p)

$$\hat{p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i \approx N \left( p, \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \right)$$

$$\hat{p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i \approx N \left( p, \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \right) \quad I.C_{1-\alpha}(p) = \left( \hat{p} \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} \right)$$

#### C) I.C. para la varianza de una normal

La obtención del I.C se sustenta en el teorema de Fisher que nos da la distribución del pivote basado en la cuasivarianza muestral.

Sea  $X_1, ..., X_n$  una m.a.s. a partir de  $X \sim N(\mu, \sigma)$ 

Se verifica que 
$$\frac{(n-1)S_1^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$$

Fijado  $1-\alpha$  tenemos que

$$P\left\{\chi_{n-1;1-\alpha/2}^{2} \leq \frac{(n-1)S_{1}^{2}}{\sigma^{2}} \leq \chi_{n-1;\alpha/2}^{2}\right\} = 1 - \alpha$$

$$I.C_{1-\alpha}\left(\sigma^{2}\right) = \left(\frac{(n-1)S_{1}^{2}}{\chi_{n-1;\alpha/2}^{2}}, \frac{(n-1)S_{1}^{2}}{\chi_{n-1;1-\alpha/2}^{2}}\right)$$