

BIOESTADÍSTICA

MODELOS DE PROBABILIDAD MÁS COMUNES

- X : Variable aleatoria.
- $E(X)$: Esperanza (media) de X
- $V(X)$: Varianza de X
- $F(x) = P(X \leq x)$: Función de Distribución.
- $f(x)$: Función de densidad

1. **Binomial:** $X \sim B(n; p)$ con $n \in \mathbb{N}$, $0 \leq p \leq 1$ y $q = 1 - p$.

- $P(X = k) = \binom{n}{k} p^k q^{n-k}$, para $k = 0, 1, 2, \dots, n$.
- $E(X) = np$, $V(X) = npq$.

2. **Poisson:** $X \sim P(\lambda)$ con $\lambda > 0$.

- $P(X = k) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}$, para $k = 0, 1, 2, \dots$
- $E(X) = \lambda$, $V(X) = \lambda$.

3. **Uniforme:** $X \sim U(a, b)$ con $a < b$, $a, b \in \mathbb{R}$.

- $f(x) = \frac{1}{b-a}$, si $x \in (a, b)$.
- $F(x) = \frac{x-a}{b-a}$, si $x \in (a, b)$.
- $E(X) = \frac{a+b}{2}$, $V(X) = \frac{(b-a)^2}{12}$.

4. **Normal:** $X \sim N(\mu, \sigma)$ con $\mu \in \mathbb{R}$ y $\sigma > 0$.

- $f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$, $x \in \mathbb{R}$.
- $E(X) = \mu$, $V(X) = \sigma^2$.

5. **Exponencial:** $X \sim \exp(\lambda)$, con $\lambda > 0$.

- $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$, $x > 0$.
- $F(x) = 1 - e^{-\lambda x}$, $x > 0$.
- $E(X) = 1/\lambda$, $V(X) = 1/\lambda^2$.

Los modelos siguientes los utilizaremos mediante tablas. Damos sus funciones de densidad a título informativo. La función Γ que en ellas aparece se calcula de forma iterativa utilizando: $\Gamma(1) = 1$, $\Gamma(\frac{1}{2}) = \sqrt{\pi}$, $\Gamma(\alpha + 1) = \alpha\Gamma(\alpha)$.

6. **Ji cuadrado de Pearson con n grados de libertad:** $X \sim \chi_n^2$, con $n \in \mathbb{N}$.

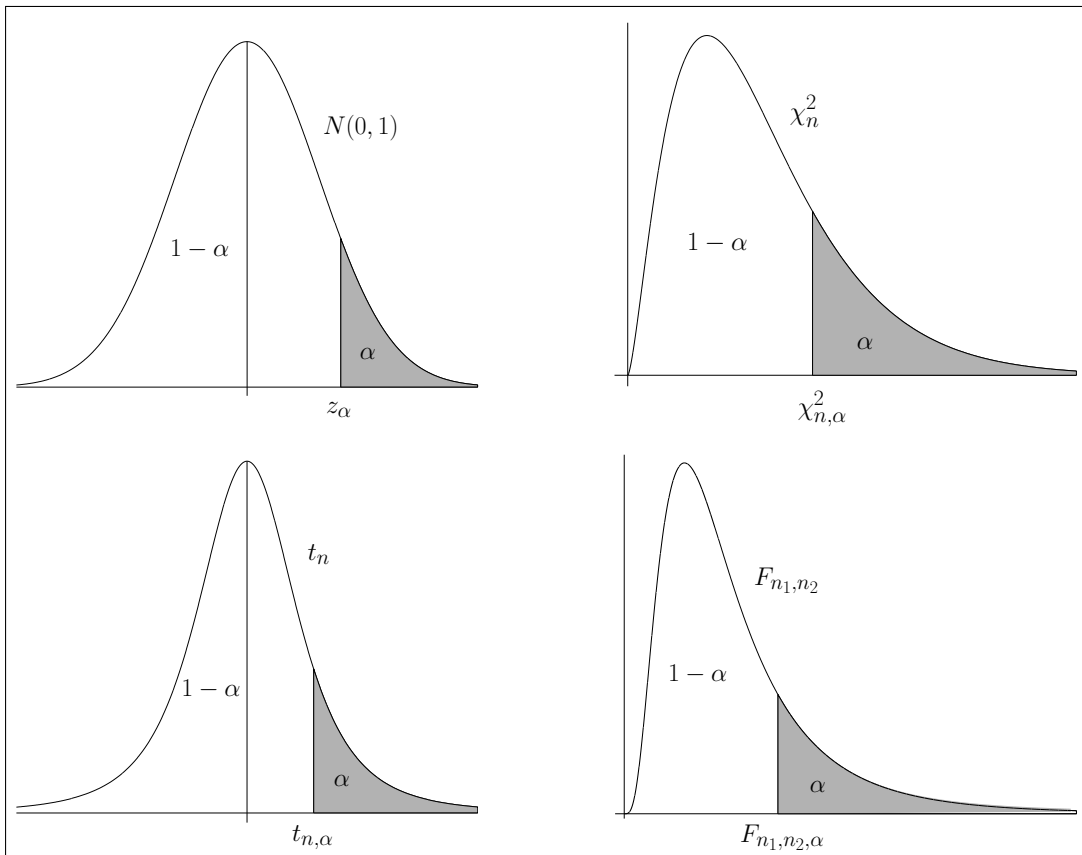
- $f(x) = \frac{x^{(n/2)-1} e^{-x/2}}{\Gamma(\frac{n}{2}) \cdot 2^{n/2}}$, $x > 0$.
- $E(X) = n$; $V(X) = 2n$.

7. **t de Student con n grados de libertad:** $X \sim t_n$.

- $f(x) = \frac{1}{\sqrt{n}} \frac{\Gamma(\frac{n+1}{2})}{\sqrt{\pi}\Gamma(\frac{n}{2})} \left(1 + \frac{x^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}}$.
- $E(X) = 0$; $V(X) = \frac{n}{n-2}$, ($n > 2$).

8. **F de Snedecor con m y n grados de libertad:** $X \sim F(m, n)$.

- $f(x) = \frac{m}{n} \frac{\Gamma(\frac{m+n}{2})}{\Gamma(\frac{m}{2})\Gamma(\frac{n}{2})} \left(\frac{m}{n}x\right)^{\frac{m}{2}-1} \left(1 + \frac{m}{n}x\right)^{-\frac{m+n}{2}}$
- $E(X) = \frac{n}{n-2}$, ($n > 2$); $V(X) = \frac{2n^2(m+n-2)}{m(n-2)^2(n-4)}$, ($n > 4$).



APROXIMACIONES DE UNA DISTRIBUCIÓN BINOMIAL

- Aproximación de una Binomial por una Normal

Para n grande ($n \geq 30$) y, por ejemplo, $0'1 < p < 0'9$:

$$B(n, p) \approx N\left(\mu = np, \sigma = \sqrt{np(1-p)}\right)$$

- Aproximación de una Binomial por una Poisson

Para n grande ($n \geq 30$) y $0 < p < 0'1$:

$$B(n, p) \approx P\left(\lambda = np\right)$$

(X_1, \dots, X_n) muestra aleatoria simple (m.a.s.) de X .

Media muestral:

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i,$$

Cuasi-varianza muestral:

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

Distribución de \bar{X} cuando $X \sim N(\mu, \sigma)$

Si $X \sim N(\mu, \sigma)$ y (X_1, X_2, \dots, X_n) es una m.a.s. de X , entonces $\bar{X} \sim N(\mu, \sigma/\sqrt{n})$

Intervalos de confianza más usuales

1. $X \sim N(\mu, \sigma)$

Intervalo de confianza $1 - \alpha$ para μ :
$$\begin{cases} I = \left[\bar{x} \pm z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right] & (\sigma \text{ conocida}) \\ I = \left[\bar{x} \pm t_{n-1; \alpha/2} \frac{s}{\sqrt{n}} \right] & (\sigma \text{ desconocida}) \end{cases}$$

Intervalo de confianza $1 - \alpha$ para σ^2 :
$$I = \left[\frac{(n-1)s^2}{\chi_{n-1; \alpha/2}^2}, \frac{(n-1)s^2}{\chi_{n-1; 1-\alpha/2}^2} \right]$$

2. $X \sim B(1, p)$ (muestras grandes).

Intervalo de confianza $1 - \alpha$ para p :
$$I = \left[\bar{x} \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\bar{x}(1-\bar{x})}{n}} \right]$$

3. $X \sim P(\lambda)$

Intervalo de confianza $1 - \alpha$ para λ :
$$I = \left[\bar{x} \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\bar{x}}{n}} \right]$$

4. Dos poblaciones Normales independientes

$X \sim N(\mu_1, \sigma_1)$, $Y \sim N(\mu_2, \sigma_2)$ independientes

(X_1, \dots, X_{n_1}) m.a.s. de X ; se calcula \bar{x} y s_1^2 .

(Y_1, \dots, Y_{n_2}) m.a.s. de Y ; se calcula \bar{y} y s_2^2 .

$$s_p^2 = \frac{(n_1 - 1) s_1^2 + (n_2 - 1) s_2^2}{n_1 + n_2 - 2}$$

Intervalo de confianza $1 - \alpha$ para $\mu_1 - \mu_2$:

$$I = \left[\bar{x} - \bar{y} \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} \right] \quad \sigma_1, \sigma_2 \text{ conocidas}$$

$$I = \left[\bar{x} - \bar{y} \pm t_{n_1+n_2-2; \alpha/2} s_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} \right] \quad \sigma_1, \sigma_2 \text{ desconocidas, } \sigma_1 = \sigma_2$$

El caso σ_1, σ_2 desconocidas, $\sigma_1 \neq \sigma_2$ es complicado

$$\text{Intervalo de confianza } 1 - \alpha \text{ para } \sigma_1^2/\sigma_2^2: I = \left[\frac{s_1^2/s_2^2}{F_{n_1-1; n_2-1; \alpha/2}}, (s_1^2/s_2^2) F_{n_2-1; n_1-1; \alpha/2} \right]$$

5. Comparación de proporciones (muestras grandes e independientes)

$X \sim B(1, p_1), Y \sim B(1, p_2)$, independientes.

(X_1, \dots, X_{n_1}) m.a.s. de X ; se calcula \bar{x} y s_1^2 .

(Y_1, \dots, Y_{n_2}) m.a.s. de Y ; se calcula \bar{y} y s_2^2 .

$$\text{Intervalo de confianza } 1 - \alpha \text{ para } p_1 - p_2: I = \left[\bar{x} - \bar{y} \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\bar{x}(1-\bar{x})}{n_1} + \frac{\bar{y}(1-\bar{y})}{n_2}} \right]$$

6. Datos emparejados

$X \sim N(\mu_1, \sigma_1), Y \sim N(\mu_2, \sigma_2)$.

$D = X - Y \sim N(\mu = \mu_1 - \mu_2, \sigma)$,

donde el cálculo de σ supera el nivel de este curso.

Contrastes de hipótesis más usuales

- α = nivel de significación del contraste.
- n = tamaño de la muestra.
- H_0 = hipótesis nula.
- R = región crítica o de rechazo de H_0 .

1.- $X \sim N(\mu, \sigma)$

$$H_0 : \mu = \mu_0 \ (\sigma \text{ conocida}) \quad R = \left\{ |\bar{x} - \mu_0| > z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right\}$$

$$H_0 : \mu = \mu_0 \ (\sigma \text{ desconocida}) \quad R = \left\{ |\bar{x} - \mu_0| > t_{n-1; \alpha/2} \frac{s}{\sqrt{n}} \right\}$$

$$H_0 : \mu \leq \mu_0 \ (\sigma \text{ conocida}) \quad R = \left\{ \bar{x} - \mu_0 > z_{\alpha} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right\}$$

$$H_0 : \mu \leq \mu_0 \ (\sigma \text{ desconocida}) \quad R = \left\{ \bar{x} - \mu_0 > t_{n-1; \alpha} \frac{s}{\sqrt{n}} \right\}$$

$$H_0 : \mu \geq \mu_0 \ (\sigma \text{ conocida}) \quad R = \left\{ \bar{x} - \mu_0 < z_{1-\alpha} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right\}$$

$$H_0 : \mu \geq \mu_0 \ (\sigma \text{ desconocida}) \quad R = \left\{ \bar{x} - \mu_0 < t_{n-1; 1-\alpha} \frac{s}{\sqrt{n}} \right\}$$

$$H_0 : \sigma = \sigma_0 \quad R = \left\{ \frac{n-1}{\sigma_0^2} s^2 \notin \left[\chi_{n-1; 1-\alpha/2}^2, \chi_{n-1; \alpha/2}^2 \right] \right\}$$

$$H_0 : \sigma \leq \sigma_0 \quad R = \left\{ \frac{n-1}{\sigma_0^2} s^2 > \chi_{n-1; \alpha}^2 \right\}$$

$$H_0 : \sigma \geq \sigma_0 \quad R = \left\{ \frac{n-1}{\sigma_0^2} s^2 < \chi_{n-1; 1-\alpha}^2 \right\}$$

2.- $X \sim B(1, p)$ (muestras grandes)

$$H_0 : p = p_0 \quad R = \left\{ |\bar{x} - p_0| > z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}} \right\}$$

$$H_0 : p \leq p_0 \quad R = \left\{ \bar{x} - p_0 > z_{\alpha} \sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}} \right\}$$

$$H_0 : p \geq p_0 \quad R = \left\{ \bar{x} - p_0 < z_{1-\alpha} \sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}} \right\}$$

3.- $X \sim P(\lambda)$ (muestras grandes)

$$H_0 : \lambda = \lambda_0 \quad R = \left\{ |\bar{x} - \lambda_0| > z_{\alpha/2} \sqrt{\lambda_0/n} \right\}$$

$$H_0 : \lambda \leq \lambda_0 \quad R = \left\{ \bar{x} - \lambda_0 > z_{\alpha} \sqrt{\lambda_0/n} \right\}$$

$$H_0 : \lambda \geq \lambda_0 \quad R = \left\{ \bar{x} - \lambda_0 < z_{1-\alpha} \sqrt{\lambda_0/n} \right\}$$

4.- $\text{Dos poblaciones Normales independientes}$ (s_p^2 calculado como en los intervalos de confianza)

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 \quad (\sigma_1, \sigma_2 \text{ conocidas}) \quad R = \left\{ |\bar{x} - \bar{y}| > z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} \right\}$$

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 \quad (\sigma_1 = \sigma_2) \quad R = \left\{ |\bar{x} - \bar{y}| > t_{n_1+n_2-2; \alpha/2} s_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} \right\}$$

$$H_0 : \mu_1 \leq \mu_2 \quad (\sigma_1, \sigma_2 \text{ conocidas}) \quad R = \left\{ \bar{x} - \bar{y} > z_{\alpha} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} \right\}$$

$$H_0 : \mu_1 \leq \mu_2 \quad (\sigma_1 = \sigma_2) \quad R = \left\{ \bar{x} - \bar{y} > t_{n_1+n_2-2; \alpha} s_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} \right\}$$

$$H_0 : \mu_1 \geq \mu_2 \quad (\sigma_1, \sigma_2 \text{ conocidas}) \quad R = \left\{ \bar{x} - \bar{y} < z_{1-\alpha} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} \right\}$$

$$H_0 : \mu_1 \geq \mu_2 \quad (\sigma_1 = \sigma_2) \quad R = \left\{ \bar{x} - \bar{y} < t_{n_1+n_2-2; 1-\alpha} s_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} \right\}$$

$$H_0 : \sigma_1 = \sigma_2 \quad R = \left\{ s_1^2/s_2^2 \notin [F_{n_1-1; n_2-1; 1-\alpha/2}, F_{n_1-1; n_2-1; \alpha/2}] \right\}$$

$$H_0 : \sigma_1 \leq \sigma_2 \quad R = \left\{ s_1^2/s_2^2 > F_{n_1-1; n_2-1; \alpha} \right\}$$

$$H_0 : \sigma_1 \geq \sigma_2 \quad R = \left\{ s_1^2/s_2^2 < F_{n_1-1; n_2-1; 1-\alpha} \right\}$$

5.- $\text{Comparación de proporciones}$ (muestras grandes e independientes)

$$\left. \begin{array}{l} X \sim B(1, p_1), \quad (X_1, \dots, X_{n_1}) \text{ m.a.s. de } X \\ Y \sim B(1, p_2), \quad (Y_1, \dots, Y_{n_2}) \text{ m.a.s. de } Y \end{array} \right\} \rightsquigarrow \bar{p} = \frac{\sum_i x_i + \sum_i y_i}{n_1 + n_2} = \frac{n_1 \bar{x} + n_2 \bar{y}}{n_1 + n_2}$$

$$H_0 : p_1 = p_2 \quad R = \left\{ |\bar{x} - \bar{y}| > z_{\alpha/2} \sqrt{\bar{p}(1-\bar{p}) \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)} \right\}$$

$$H_0 : p_1 \leq p_2 \quad R = \left\{ \bar{x} - \bar{y} > z_{\alpha} \sqrt{\bar{p}(1-\bar{p}) \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)} \right\}$$

$$H_0 : p_1 \geq p_2 \quad R = \left\{ \bar{x} - \bar{y} < z_{1-\alpha} \sqrt{\bar{p}(1-\bar{p}) \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)} \right\}$$

CONTRASTES χ^2

- α = nivel de significación del contraste.
- n = tamaño de la muestra.
- H_0 = hipótesis nula.
- R = región crítica o de rechazo de H_0 .

1. Contraste de la bondad del ajuste: Primer caso

- H_0 : La población X sigue el modelo P indicado.
- A_1, A_2, \dots, A_k : k clases de los posibles valores de X .
- O_i = frecuencia observada en la clase A_i .
- $e_i = n P(A_i)$ = frecuencia esperada en la clase A_i , suponiendo que H_0 es cierta.

$$R = \left\{ \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - e_i)^2}{e_i} = \sum_{i=1}^k \frac{O_i^2}{e_i} - n > \chi_{k-1; \alpha}^2 \right\}$$

2. Contraste de la bondad del ajuste: Segundo caso.

- H_0 : La población X sigue algún modelo P_{θ} de una cierta familia de distribuciones
- r = número de los parámetros desconocidos: $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r)$.
- A_1, A_2, \dots, A_k : k clases de los posibles valores de X .
- O_i = frecuencia observada en la clase A_i .
- $e_i = n P_{\hat{\theta}}(A_i)$ = frecuencia esperada en la clase A_i , suponiendo que H_0 es cierta (y usando el estimador de máxima verosimilitud $\hat{\theta}$ del parámetro θ).

$$R = \left\{ \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - e_i)^2}{e_i} = \sum_{i=1}^k \frac{O_i^2}{e_i} - n > \chi_{k-1-r; \alpha}^2 \right\}$$

3. Contraste de homogeneidad de poblaciones

- H_0 : Las p poblaciones X_1, X_2, \dots, X_p son homogéneas
- A_1, A_2, \dots, A_k : k clases de los posibles valores de X .
- O_{ij} = frecuencia observada en la clase A_i con la muestra j -ésima.
- $e_{ij} = n_j \hat{P}(A_i) = \frac{1}{n} (\sum \text{columna } i\text{-ésima}) \cdot (\sum \text{fila } j\text{-ésima})$ = frecuencia esperada en la clase A_i con la muestra j -ésima, si H_0 es cierta.

$$R = \left\{ \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^p \frac{(O_{ij} - e_{ij})^2}{e_{ij}} = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^p \frac{O_{ij}^2}{e_{ij}} - n > \chi_{(k-1)(p-1); \alpha}^2 \right\}$$

4. Contraste de independencia

- H_0 : Las características X e Y de la población son independientes.
- $A_1 \times B_1, \dots, A_i \times B_j, \dots, A_k \times B_p$: $k p$ clases de los posibles valores de $X \times Y$.
- O_{ij} = frecuencia observada en la clase $A_i \times B_j$.
- $e_{ij} = n \hat{P}(A_i) \hat{P}(B_j) = \frac{1}{n} (\sum \text{columna } i\text{-ésima}) \cdot (\sum \text{fila } j\text{-ésima}) =$ frecuencia esperada en la clase $A_i \times B_j$ suponiendo que H_0 es cierta.

$$R = \left\{ \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^p \frac{(O_{ij} - e_{ij})^2}{e_{ij}} = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^p \frac{O_{ij}^2}{e_{ij}} - n > \chi_{(k-1)(p-1); \alpha}^2 \right\}$$