RECOPILACIÓN DE FÓRMULAS DE ESTADÍSTICA

Medidas de centralización:

media muestral $\boxed{\overline{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i}$; para datos agrupados $\boxed{\overline{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{k} n_i\, x_i}$

el valor x_i aparece n_i veces, $\boxed{n = \sum_{i=1}^{k} n_i}$

Medidas de dispersión:

varianza muestral $\boxed{s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \overline{x})^2}$ para datos agrupados $\boxed{s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} n_i (x_i - \overline{x})^2}$

otra expresión $\boxed{s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \overline{x}^2}$

Para dos variables, covarianza muestral $\boxed{\text{cov}_{\text{xy}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \overline{x})(y_i - \overline{y})}$

otra expresión $\boxed{\text{cov}_{\text{xy}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i\, y_i - \overline{x}\,\overline{y}}$

Regresión lineal:

$\boxed{\hat{y} = a + b.x}$ $\boxed{b = \frac{\text{COV}_{\text{xy}}}{S_x^2}}$ $\boxed{a = \overline{y} - \frac{\text{COV}_{\text{xy}}}{S_x^2}.\overline{x}}$ O sea: $\boxed{a = \overline{y} - b.\overline{x}}$

varianza residual: $\boxed{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y})^2 = s_y^2\left(1 - \frac{\text{COV}_{\text{xy}}^2}{S_x^2\, S_y^2}\right) = s_y^2(1 - r^2)}$

coeficiente de correlación muestral $\boxed{r = \frac{\text{COV}_{\text{xy}}}{S_x\, S_y}}$

regresión logarítmica: $\boxed{\hat{y} = a + b.\log(x)}$ regresión exponencial: $\boxed{\hat{y} = a.e^{\text{bx}}}$

regresión en general: $\boxed{\hat{y} = a + b.g(x)}$

Probabilidad

$$\boxed{P(A \bigcup B) = P(A) + P(B) - P(A \bigcap B)}$$

$$\boxed{\begin{aligned} &P(A \bigcup B \bigcup C) = \\ &\quad P(A) + P(B) + P(C) - P(A \bigcap B) - P(A \bigcap C) - P(B \bigcap C) + P(A \bigcap B \bigcap C) \end{aligned}}$$

Probabilidad condicionada

$$\boxed{P(A \mid B) = \frac{P(A \bigcap B)}{P(B)}}$$

$$\boxed{P(\textstyle\bigcap_{i=1}^{n} A_i) = P(A_1).P(A_2 \mid A_1).P(A_3 \mid A_1 \cap A_2).P(A_4 \mid A_1 \cap A_2 \cap A_3) \ldots P(A_n \mid \bigcap_{i=1}^{n-1} A_i)}$$

para sucesos independientes: $\boxed{P(\bigcap_{i=1}^{n} A_i) = P(A_1).P(A_2).P(A_3) \ldots.P(A_n)}$

Regla de Bayes:

$$\boxed{P(A_j \mid B) = \frac{P(A_j \cap B)}{P(B)} = \frac{P(A_j).P(B|A_j)}{\sum_{i=1}^{n} P(A_i)\, P(B|A_i)}}$$

Esperanza y varianza poblacionales (variable discreta):

$\boxed{\mu = E(x) = \sum_{i=1}^{n} x_i.P(x_i)}$ $\boxed{\sigma^2 = E[(x-\mu)^2] = \sum_{i=1}^{n} (x_i - \mu)^2.P(x_i)}$

$\boxed{\sigma^2 = E(x^2) - \mu^2}$

Esperanza y varianza poblacionales (variable continua):

$\boxed{\mu = E(x) = \int_{\mathbb{R}} x.f(x)\, dx}$ $\boxed{\sigma^2 = E[(x-\mu)^2] = \int_{\mathbb{R}} (x-\mu)^2 f(x)\, dx = \int_{\mathbb{R}} x^2 f(x)\, dx - \mu^2}$

Vectores aleatorios (dos variables)

a) variables discretas

Distribución marginal de X: $\boxed{P(X = x_i) = \sum_{j=1}^{n} P(X = x_i,\, Y = y_j)}$

Distribución marginal de Y: $\boxed{P(Y = y_j) = \sum_{i=1}^{m} P(X = x_i,\, Y = y_j)}$

para $\boxed{i = 1, 2, \ldots, m}$ $\boxed{j = 1, 2, \ldots, n}$

$$\boxed{\mathrm{cov}_{xy} = E[(X - E(X))\,(Y - E(Y))] = \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} (x_i - E(X))\,(y_j - E(Y))\, P(X = x_i,\, Y = y_j)}$$

Otra fórmula equivalente:

$$\boxed{\mathrm{cov}_{xy} = \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} x_i\, y_j\, P(X = x_i,\, Y = y_j) - E(X)\, E(Y) = E(\mathrm{XY}) - E(X)\, E(Y)}$$

variables independientes: $\boxed{P(X = x_i,\, Y = y_j) = P(X = x_i)\, P(Y = y_j)}$ $\boxed{\mathrm{cov}_{xy} = 0}$

probabilidad de X condicionada por y_j fijo $\boxed{P(X = x_i \mid Y = y_j) = \frac{P(X = x_i, Y = y_j)}{P(Y = y_j)}}$

b) variables continuas Densidad marginal de X: $\boxed{f(x) = \int_{\mathbb{R}} f(x,\, y)\, dy}$

Densidad marginal de Y: $\boxed{f(y) = \int_{\mathbb{R}} f(x,\, y)\, dx}$

$$\boxed{\mathrm{cov}_{xy} = E[(X - E(X))\,(Y - E(Y))] = \int_{\mathbb{R}} (X - E(X))\,(Y - E(Y))\, f(x,\, y)\, dx\, dy}$$

$$\boxed{\mathrm{cov}_{xy} = \int_{\mathbb{R}} \mathrm{xyf}(x,\, y)\, dx\, dy - E(X)\, E(Y) = E(\mathrm{XY}) - E(X)\, E(Y)}$$

variables independientes: $\boxed{f(x,\ y) = f(x)\, f(y)}$ $\boxed{\mathrm{cov_{xy}} = 0}$

densidad de X condicionada por y $\boxed{f(X \mid Y) = f(X \mid Y = y) = \frac{f(x,y)}{f(y)}}$

Propiedades de esperanzas y varianzas

a) $\boxed{E(k.X) = \mathrm{kE}(X)}$ b) $\boxed{E(X+Y) = E(X) + E(Y)}$ c) $\boxed{V(k.X) = k^2.V(X)}$

d) $\boxed{\mathrm{cov_{xy}} = 0}$ $\Rightarrow$ $\boxed{E(\mathrm{XY}) = E(X)\, E(Y)}$

e) $\boxed{V(X_1 + X_2 + ... + X_n) = V(X_1) + V(X_2) + ... + V(X_n) + \mathbf{2} \sum_{i<j} \mathrm{cov}(x_i,\ y_j)}$

f) Si $X_1,\ X_2,\ ...,\ X_n$ son incorreladas, se tiene:
$\boxed{V(X_1 + X_2 + ... + X_n) = V(X_1) + V(X_2) + ... + V(X_n)}$

g) $\boxed{V(X - Y) = V(X) + V(Y) - \mathbf{2}\, \mathrm{cov}(x,\ y)}$

h) Si X e Y son incorreladas, se tiene:
$\boxed{V(X - Y) = V(X) + V(Y)}$

Distribuciones de probabilidad

<u>Bernoulli</u> $\left\{ \begin{array}{l} P(x=0) = 1 - p = q \\ P(x=1) = p \end{array} \right.$ $\boxed{P(X = x) = p^x (1-p)^{1-x}}$ $x = 0,\ 1$ $\boxed{B(1;\ p)}$

$\boxed{\mu = E(x) = p}$ $\boxed{\sigma^2 = E(x^2) - (E(x))^2 = p(1-p) = p.q}$

<u>Binomial</u> $\boxed{P(X = x) = \binom{n}{x} p^x (1-p)^{1-x}}$ $x = 0,\ 1,\ ...,\ n$ $\boxed{\mu = E(x) = n.p}$

$\boxed{\sigma^2 = n.p.q}$

Si $X \sim B(n;\ p)$ y $Y \sim B(n;\ q)$ $\Rightarrow$ $\boxed{P(X = x) = P(Y = n - x)}$

<u>Geométrica</u> X = Nº de pruebas hasta la aparición del primer éxito inclusive.

$\boxed{P(X = x) = (1-p)^{x-1}.p}$ $x = 0,\ 1,\ ...$ $\boxed{\mu = E(X) = \frac{1}{p}}$ $\boxed{\sigma^2 = \frac{q}{p^2}}$

<u>Binomial negativa</u> X = Nº de pruebas incluyendo el $r -$ ésimo éxito

$\boxed{P(X=x)=\binom{x-1}{r-1}\,p^r\,q^{x-r}}$ $\boxed{\mu=\frac{r}{p}}$ $\boxed{\sigma^2=\frac{r.q}{p^2}}$

Poisson $\boxed{P(X=x)=\frac{\lambda^x.e^{-\lambda}}{x!}}$ $x=0,\ 1,\ \ldots$ $\boxed{\mu=\sigma^2=\lambda}$

Hipergeométrica N = población, D = éxitos, N-D = fracasos X = Nº de éxitos obtenidos en **n** observaciones $\boxed{P(X=x)=\frac{\binom{D}{x}.\binom{N-D}{n-x}}{\binom{N}{n}}}$ $\boxed{\mu=\frac{n.D}{N}}$

$\boxed{\sigma^2=\frac{n.D.(N-D).(N-n)}{N^2(N-1)}}$

Variable continua

Normal $\boxed{X\sim N(\mu\,;\sigma)}$ $\boxed{f(x)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right]}$ $\boxed{E(X)=\mu}$ Varianza: σ^2

Si $\boxed{Z=\frac{x-\mu}{\sigma}}$ $\Longrightarrow$ $\boxed{Z\sim N(0\,;\,1)}$

Chi cuadrado Si $(X_1,\ X_2,\ \ldots,\ X_n)$ son variables independientes, siendo $\boxed{X_i\sim N(0\,;\,1)}$ para todo i , entonces : $\boxed{\chi_n^2=\sum_{i=1}^n \boldsymbol{x_i}^2}$ donde **n** = grados de libertad

$\boxed{\mu=n}$ $\boxed{\sigma^2=2\,n}$

Student Si $(Y,\ X_1,\ X_2,\ \ldots,\ X_n)$ son variables independientes, todas N(0 ; 1) , entonces:

$$\boxed{t_n=\frac{Y}{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \boldsymbol{x_i}^2}}=\frac{Y}{\sqrt{\chi_n^2}/\sqrt{n}}=\frac{Y\sqrt{n}}{\sqrt{\chi_n^2}}}\quad \boxed{\mu=0}\quad \boxed{\sigma^2=\frac{n}{n-2}}$$

Fisher - Snedecor Sean $X_1,\ X_2,\ \ldots,\ X_m$, $Y_1,\ Y_2,\ \ldots,\ Y_n$ todas N(0 ; 1) entonces:

$$\boxed{F=\frac{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^m \boldsymbol{x_i}^2}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \boldsymbol{y_i}^2}=\frac{\chi_m^2/m}{\chi_n^2/n}=\frac{n.\chi_m^2}{m.\chi_n^2}}$$

$\begin{cases} m = \text{grados de libertad numerador} \\ n = \text{grados de libertad denominador} \end{cases}$

$\boxed{\mu = \frac{n}{n-2}}$ $\boxed{\sigma^2 = \frac{2\,n^2(m+n-2)}{m(n-4)\,(n-2)^2}}$

Distribución normal bivariada

vector aleatorio $(X,\ Y) \sim N(\mu\,;\ \Sigma)$ $\boxed{\mu = (\mu_1, \mu_2)}$ $\boxed{\sum = \begin{pmatrix} {\sigma_1}^2 & \operatorname{cov}(x,\ y) \\ \operatorname{cov}(x,\ y) & {\sigma_2}^2 \end{pmatrix}}$

$$\boxed{f(x,\ y) = \frac{1}{2\,\pi\,\sqrt{|\Sigma\,|}}\ \exp\left[-\frac{1}{2}\,(x-\mu_1,\ y-\mu_2)\,\Sigma^{-1}\begin{pmatrix} x-\mu_1, \\ y-\mu_2 \end{pmatrix}\right]}$$

Distribución marginal de X: $\boxed{N(\mu = \mu_1,\ \sigma = \sigma_1)}$
Distribución marginal de Y: $\boxed{N(\mu = \mu_2,\ \sigma = \sigma_2)}$

Distribución de Y condicionada por X = x :

$$\boxed{N\left(\mu = \mu_2 + \frac{\operatorname{cov}(x,y)}{{\sigma_1}^2}\,(x-\mu_1)\,;\ \sigma = \sigma_2\,\sqrt{1-\rho^2}\right)}$$

$\boxed{\rho = \frac{\operatorname{cov}(x,y)}{\sigma_1\,\sigma_2}}$ ρ = coeficiente de correlación

Si X e Y son independientes ($\operatorname{cov}(x,\ y) = 0$) la función de densidad conjunta queda:

$$\boxed{f(x,\ y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\,\sigma_2}\ \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{x-\mu_1}{\sigma_1}\right)^2 + \left(\frac{x-\mu_2}{\sigma_2}\right)^2\right]\right\} = f(x)\,f(y)}$$

Intervalos de confianza

poblaciones normales, para μ, σ conocido, sea $X \sim N(\mu\,;\ \sigma)$, $(X_1,\ X_2,\ ...,\ X_n)$ una muestra

$\boxed{\overline{X} - Z_{\frac{\alpha}{2}}\ \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \mu < \overline{X} + Z_{\frac{\alpha}{2}}\ \frac{\sigma}{\sqrt{n}}}$ al nivel $1-\alpha$, $P(Z > Z_\alpha) = \alpha$, $Z \sim N(0\,;\ 1)$

poblaciones normales, para μ, σ desconocido, sea $X \sim N(\mu\,;\ \sigma)$, $n < 30$

$\boxed{\overline{X} - t_{n-1,\frac{\alpha}{2}}\ \frac{s}{\sqrt{n}} < \mu < \overline{X} + t_{n-1,\frac{\alpha}{2}}\ \frac{s}{\sqrt{n}}}$ $\boxed{\frac{\overline{X}-\mu}{s/\sqrt{n}} \sim t_{n-1}}$ al nivel $1-\alpha$,

$\boxed{P(t_n > t_{n,\alpha}) = \alpha}$

si $n \geq 30$ puede utilizarse **Z** en lugar de t.

poblaciones normales, para σ^2

$\boxed{\frac{(n-1)\,S^2}{\chi^2_{n-1;\,\alpha/2}} < \sigma^2 < \frac{(n-1)\,S^2}{\chi^2_{n-1;\,1-\alpha/2}}}$ $\boxed{\frac{(n-1)\,S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2_{n-1}}$ al nivel $1-\alpha$, $\boxed{P(\chi^2_n > \chi^2_{n,\alpha}) = \alpha}$

poblaciones normales, para $\mu_1 - \mu_2$

$(X_1, X_2, \ldots, X_n)$ una muestra, $X \sim N(\mu_1\,;\sigma)$

$(Y_1, Y_2, \ldots, Y_n)$ una muestra $Y \sim N(\mu_2\,;\sigma)$

σ_1, σ_2 desconocidas, $\sigma_1 = \sigma_2$

$$\boxed{\overline{X} - \overline{Y} - t_{m+n-2\,;\,\frac{\alpha}{2}} . S_p \sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}} < \mu_1 - \mu_2 < \overline{X} - \overline{Y} + t_{m+n-2\,;\,\frac{\alpha}{2}} . S_p \sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}}}$$

al nivel $1-\alpha$, $\boxed{S_p = \sqrt{\frac{(m-1)\,S_1^2 + (n-1)\,S_2^2}{m+n-2}}}$

σ_1, σ_2 conocidas

$$\boxed{\overline{X} - \overline{Y} - Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\sigma_1{}^2}{m} + \frac{\sigma_2{}^2}{n}} < \mu_1 - \mu_2 < \overline{X} - \overline{Y} + Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\sigma_1{}^2}{m} + \frac{\sigma_2{}^2}{n}}}$$

σ_1, σ_2 desconocidas, $\sigma_1 \neq \sigma_2$

$$\boxed{\overline{X} - \overline{Y} - t_{f;\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{S_1{}^2}{m} + \frac{S_2{}^2}{n}} < \mu_1 - \mu_2 < \overline{X} - \overline{Y} + t_{f;\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{S_1{}^2}{m} + \frac{S_2{}^2}{n}}}$$

f =entero más próximo a $\boxed{\dfrac{\left(\frac{S_1{}^2}{m} + \frac{S_2{}^2}{n}\right)^2}{\frac{\left(\frac{S_1{}^2}{m}\right)^2}{m-1} + \frac{\left(\frac{S_2{}^2}{n}\right)^2}{n-1}}}$

para $\frac{\sigma_1{}^2}{\sigma_2{}^2}$

$(X_1, X_2, \ldots, X_m)$ una muestra, $X \sim N(\mu_1\,;\sigma)$ $(Y_1, Y_2, \ldots, Y_n)$ una muestra $Y \sim N(\mu_2\,;\sigma)$

$\boxed{\frac{S_1{}^2/S_2{}^2}{F_{m-1;\,n-1;\,\alpha/2}} < \frac{\sigma_1{}^2}{\sigma_2{}^2} < \frac{S_1{}^2/S_2{}^2}{F_{m-1;\,n-1;\,1-\alpha/2}}}$ al nivel $1-\alpha$, $\boxed{P(F_{m,n} > F_{m,n,\alpha}) = \alpha}$

Observación para el manejo de la tabla $\boxed{F_{m,n,1-\alpha} = \frac{1}{F_{n,m,\alpha}}}$

para una distribución de **Bernoulli,** para ***p***

sea $(X_1, X_2, \ldots, X_n)$ una muestra, $X \sim B(1\,;\ p)$,

$\boxed{\overline{X} - Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\overline{X}(1-\overline{X})}{n}} < p < \overline{X} + Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\overline{X}(1-\overline{X})}{n}}}$ al nivel $1-\alpha$, $\boxed{\frac{\overline{X}-p}{\sqrt{\frac{\overline{X}(1-\overline{X})}{n}}} \sim N(0\,;\,1)}$

para una distribución de **Poisson,** para λ

sea $(X_1, X_2, ..., X_n)$ una muestra, $X \sim P(\lambda)$,

$\boxed{\overline{X} - Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\overline{X}}{n}} < \lambda < \overline{X} + Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\overline{X}}{n}}}$ al nivel $1-\alpha$, **n** grande, $\boxed{\frac{\overline{X}-\lambda}{\sqrt{\overline{X}/n}} \sim N(0\,;\,1)}$

error de la estimación = semiamplitud del intervalo

dado ϵ = error hallar n $\boxed{Z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \epsilon} \Longrightarrow \boxed{n \geq \left(\frac{Z_{\frac{\alpha}{2}}.\sigma}{\epsilon}\right)^2}$

para la diferencia de proporciones (muestras grandes e independientes)

para $p_1 - p_2$

$X \sim B(1\,;\,p_1), X_1, X_2, ..., X_m,\ Y \sim B(1\,;\,p_2), Y_1, Y_2, ..., Y_n$

$$\boxed{\overline{X} - \overline{Y} - Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\overline{X}(1-\overline{X})}{m} + \frac{\overline{Y}(1-\overline{Y})}{n}} < p_1 - p_2 < \overline{X} - \overline{Y} + Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\overline{X}(1-\overline{X})}{m} + \frac{\overline{Y}(1-\overline{Y})}{n}}}$$

Contraste de hipótesis

Chi cuadrado, bondad de ajuste. Se rechaza H_0 si: $\boxed{\sum_{i=1}^{k} \frac{(O_i-e_i)^2}{e_i} > \chi^2_{k-1;\,\alpha}}$

o también: $\boxed{\sum_{i=1}^{k} \frac{(O_i)^2}{e_i} - n > \chi^2_{k-1;\,\alpha}}$ siendo $\boxed{n = \sum_{i=1}^{k} O_i}$

Contraste de hipótesis (regiones críticas - zonas de rechazo de H_0)

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

$H_0 : \mu = \mu_o$ (σ conocida) $\boxed{R = \left\{ \left| \overline{x} - \mu_o \right| > z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right\}}$

$H_0 : \mu = \mu_o$ (σ desconocida) $\boxed{R = \left\{ \left| \overline{x} - \mu_o \right| > t_{n-1,\alpha/2} \frac{S}{\sqrt{n}} \right\}}$

$H_0 : \mu \leq \mu_o$ (σ conocida) $\boxed{R = \left\{ \overline{x} - \mu_o > z_{\alpha} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right\}}$

$H_0 : \mu \leq \mu_o$ (σ desconocida) $\boxed{R = \left\{ \overline{x} - \mu_o > t_{n-1,\alpha} \frac{S}{\sqrt{n}} \right\}}$

$H_0 : \mu \geq \mu_o$ (σ conocida) $\boxed{R = \left\{ \overline{x} - \mu_o < z_{1-\alpha} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right\}}$

$H_0 : \mu \geq \mu_o$ (σ desconocida) $\boxed{R = \left\{ \overline{x} - \mu_o < t_{n-1,1-\alpha} \frac{S}{\sqrt{n}} \right\}}$

$H_0 : \sigma = \sigma_o$ $\boxed{R = \left\{ \frac{n-1}{\sigma_o^2} s^2 \in (0,\ \chi^2_{n-1,1-\alpha/2}) \bigcup (\chi^2_{n-1,\alpha/2},\ +\infty) \right\}}$

$H_0 : \sigma \leq \sigma_o$ $\boxed{R = \left\{ \frac{n-1}{\sigma_o^2} s^2 > \chi^2_{n-1,\alpha} \right\}}$

$H_0 : \sigma \geq \sigma_o$ $\boxed{R = \left\{ \frac{n-1}{\sigma_o^2} s^2 < \chi^2_{n-1,1-\alpha} \right\}}$

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

$H_0 :\ p = p_o$ $\boxed{R = \left\{ \left| \overline{x} - p_o \right| > z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{p_o\,(1-p_o)}{n}} \right\}}$

$H_0 :\ p \leqslant p_o$ $\boxed{R = \left\{ \overline{x} - p_o > z_\alpha \sqrt{\frac{p_o\,(1-p_o)}{n}} \right\}}$

$H_0 :\ p \geq p_o$ $\boxed{R = \left\{ \overline{x} - p_o < z_{1-\alpha} \sqrt{\frac{p_o\,(1-p_o)}{n}} \right\}}$

3) $X \sim \text{Poisson}\,(\lambda)$ (muestras grandes)

$H_0 :\ \lambda = \lambda_o$ $\boxed{R = \left\{ \left| \overline{x} - \lambda_o \right| > z_{\alpha/2} \sqrt{\lambda_o / n} \right\}}$

$H_0 :\ \lambda \leq \lambda_o$ $\boxed{R = \left\{ \overline{x} - \lambda_o > z_\alpha \sqrt{\lambda_o / n} \right\}}$

$H_0 :\ \lambda \geq \lambda_o$ $\boxed{R = \left\{ \overline{x} - \lambda_o < z_{1-\alpha} \sqrt{\lambda_o / n} \right\}}$

4) Dos poblaciones normales independientes

$X \sim N(\mu_1, \sigma_1)$; $(X_1, X_2, \ \dots,\ X_{n_1})$ es una muestra aleatoria de X, se calcula $\overline{x}$ y s_1^2

$Y \sim N(\mu_2, \sigma_2)$; $(Y_1, Y_2, \ \dots,\ Y_{n_2})$ es una muestra aleatoria de Y, se calcula $\overline{y}$ y s_2^2

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

$H_0 :\ \mu_1 = \mu_2$ (σ_1, σ_2 conocidas) $\boxed{R = \left\{ \left| \overline{x} - \overline{y} \right| > z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} \right\}}$

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

$H_0 :\ \mu_1 = \mu_2$ ($\sigma_1 \neq \sigma_2$) $\boxed{R = \left\{ \left| \overline{x} - \overline{y} \right| > t_{f,\,\alpha/2} \sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}} \right\}}$

donde f = entero más próximo a $\dfrac{\left(\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}\right)^2}{\frac{\left(\frac{s_1^2}{n_1}\right)^2}{n_1+1} + \frac{\left(\frac{s_2^2}{n_2}\right)^2}{n_2+1}}$

$H_0 : \mu_1 \leq \mu_2$ (σ_1, σ_2 conocidas) $\boxed{R = \left\{\overline{x} - \overline{y} > z_\alpha \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}\right\}}$

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

$H_0 : \mu_1 \leq \mu_2$ ($\sigma_1 \neq \sigma_2$) $\boxed{R = \left\{\overline{x} - \overline{y} > t_{f;\,\alpha} \sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}\right\}}$

$H_0 : \mu_1 \geq \mu_2$ (σ_1, σ_2 conocidas) $\boxed{R = \left\{\overline{x} - \overline{y} < z_{1-\alpha} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}\right\}}$

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

$H_0 : \mu_1 \geq \mu_2$ ($\sigma_1 \neq \sigma_2$) $\boxed{R = \left\{\overline{x} - \overline{y} < t_{f;\,1-\alpha} \sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}\right\}}$

$H_0 : \sigma_1 = \sigma_2$ $\boxed{R = \left\{\frac{S_1^2}{S_2^2} \in (0,\, F_{n_1-1,\,n_2-1;\,1-\alpha/2}) \cup (F_{n_1-1,\,n_2-1;\,\alpha/2}\,,\, +\infty)\right\}}$

$H_0 : \sigma_1 \leq \sigma_2$ $\boxed{R = \left\{\frac{S_1^2}{S_2^2} > F_{n_1-1,\,n_2-1;\,\alpha}\right\}}$

$H_0 : \sigma_1 \geq \sigma_2$ $\boxed{R = \left\{\frac{S_1^2}{S_2^2} < F_{n_1-1,\,n_2-1;\,1-\alpha}\right\}}$

5) Comparación de proporciones (muestras grandes e independientes)

$X \sim B(1,\, p_1)$ $(X_1,\, X_2,\, \ldots,\, X_{n_1})$ es una muestra aleatoria de X
$Y \sim B(1,\, p_2)$ $(Y_1,\, Y_2,\, \ldots,\, Y_{n_2})$ es una muestra aleatoria de Y

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

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

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

donde: $\overline{p} = \dfrac{\sum x_i + \sum y_i}{n_1 + n_2} = \dfrac{n_1\,\overline{x} + n_2\,\overline{y}}{n_1 + n_2}$