

• $F = \frac{S_1^2}{S_2^2} \sim F_{\alpha}$ Comparaison de 2 moyennes.

Il faut que $F \leq \alpha$

$S^2 = \frac{(n_1-1)S_1^2 + (n_2-1)S_2^2}{n_1+n_2-2}$

$T = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \sim_{H_0} St(n_1+n_2-2)$

• Comparaison de 2 proportions $Z = \frac{p_1 - p_2}{\sqrt{\frac{p_1(1-p_1)}{n_1} + \frac{p_2(1-p_2)}{n_2}}}$

• Test d'une seule moyenne $Z = \frac{\bar{X} - \mu_0}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}$ si σ inconnue $s^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n-1}$

• IC(μ) \rightarrow si σ connue

$$\left[\bar{x} - q_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} ; \bar{x} + q_{1-\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right]$$

si σ inconnue

$$\left[\bar{x} - t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{s}{\sqrt{n}} ; \bar{x} + t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{s}{\sqrt{n}} \right]$$

• IC(σ^2) \rightarrow si μ connue

$$\left[\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{\chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n)} ; \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{\chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n)} \right]$$

- si μ inconnue

$$\left[\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{\chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)} ; \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{\chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)} \right]$$

• IC(p) = $\left[\hat{p} - q_{1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} ; \hat{p} + q_{1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}} \right]$

STATISTIQUES 1

• Intervall de confiance, IC(μ), d'une moyenne

→ si σ^2 connu

$$IC(\mu) = \left[\bar{x} - z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{m}} ; \bar{x} + z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{m}} \right] \quad \text{Table normale}$$

$$P(|Z| > z_{\alpha/2}) = 1 - \frac{\alpha}{2}$$

à connaître: $\alpha = 5\%$ $z_{\alpha/2} = 1,96$

→ si σ^2 inconnu

$\alpha = 10\%$ $z_{\alpha/2} = 1,645$

$$IC(\mu) = \left[\bar{x} - t_{\alpha/2, n-1} \frac{s}{\sqrt{m}} ; \bar{x} + t_{\alpha/2, n-1} \frac{s}{\sqrt{m}} \right] \quad \text{Table Student}$$

s: écart type estimé = $\sqrt{\text{var estimé}}$

$t_{\alpha/2, n-1} \Rightarrow$ Student \downarrow $1 - \frac{\alpha}{2}$ (sur la table de Student)

$n-1 \rightarrow t_{\alpha/2, n-1}$

• Intervall de confiance d'une variance IC(σ^2)

→ si μ est connu (très rare)

$$IC(\sigma^2) = \left[\frac{\sum (x_i - \mu)^2}{\chi^2_{\alpha/2}(n)} ; \frac{\sum (x_i - \mu)^2}{\chi^2_{1-\alpha/2}(n)} \right] \quad \text{Table } \chi^2$$

$n=10$ $\alpha=5\%$

$0,025 \downarrow$
 $10 \rightarrow 20,5$

$1 - \frac{\alpha}{2} \downarrow$
 $10 \rightarrow 3,25$

→ si μ est inconnu

$$IC(\sigma^2) = \left[\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{\chi^2_{\alpha/2}(n-1)} ; \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{\chi^2_{1-\alpha/2}(n-1)} \right]$$

• Intervall de confiance de p, IC(p).

n: échantillon

\hat{p} : proportion de l'échantillon

$$IC(p) = \left[\hat{p} - z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{m}} ; \hat{p} + z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{m}} \right]$$

$$\hat{\theta}_{Mv} = \frac{\sum h_n X_i - \sum h_n X_0}{m}$$

Convergence en loi: (X_n) suite de v.c.r.
 (X_n) cv en loi vers X si: $\lim_{n \rightarrow \infty} F_{X_n}(x) = F_X(x)$

Convergence en proba: (X_n) suite de v.a.r.

(X_n) cv en proba vers X si: $\forall \epsilon > 0$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|X_n - X| > \epsilon) = 0$$

Convergence en moyenne quadratique: (X_n) suite de v.a.r.

(X_n) cv en moyenne quadratique vers X si:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E((X_n - X)^2) = 0$$

Théorème central limite: (X_n) suite de v.a.r. de \hat{m} loi que X tq $E(X) = \mu$
 $\text{Var}(X) = \sigma^2$

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

$$\text{et } V_n = \sqrt{n} \frac{(\bar{X}_n - \mu)}{\sigma} \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, 1)$$

~~Erreur quadratique moyenne: $EQM(\hat{\theta}_n) = E[(\hat{\theta}_n - \theta)^2]$
Soit $\hat{\theta}_n$ un estimateur de θ . On appelle EQM de $\hat{\theta}_n$, la quantité
 $EQM(\hat{\theta}_n) = E[(\hat{\theta}_n - \theta)^2] = [g(\theta) \text{CR}]$~~

Loi faible des grands nombres: (X_n) suite de v.a.r. comme X avec $E(X) = \mu < \infty$

Soit $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ alors $\bar{X}_n \xrightarrow{p} \mu$ car $\mu \approx \bar{\mu}_n$.

$$EQM(\hat{\theta}_n) = E[(\hat{\theta}_n - \theta)^2]$$

$$= E[(\hat{\theta}_n - \theta)^2] + V(\hat{\theta}_n - \theta)$$

$$= [E(\hat{\theta}_n) - E(\theta)]^2 + V(\hat{\theta}_n)$$

$$= \text{biais}^2(\hat{\theta}_n) + V(\hat{\theta}_n)$$