

1 Test d'hypothèses

De manière générale, la rédaction standard d'un test d'hypothèses s'écrit toujours de la même façon. Elle est décrite ci-dessous pour un paramètre θ qui devra être remplacé par p pour une proportion, μ pour une moyenne, σ^2 pour une variance, d_μ (resp. r_μ) pour une différence (resp. rapport) de moyennes et enfin d_{σ^2} (resp. r_{σ^2}) pour une différence (resp. rapport) de variances. La valeur de référence θ_0 et la loi \mathcal{L}_0 devront être adaptée selon la problématique.

Rédaction standard d'un test d'hypothèses paramétrique

Hypothèses de test :

$$\mathbf{H}_0 : \theta = \theta_0 \text{ contre } \mathbf{H}_1 : \begin{cases} \theta > \theta_0 & (\text{cas (a) : test unilatéral droit}) \\ \theta < \theta_0 & (\text{cas (b) : test unilatéral gauche}) \\ \theta \neq \theta_0 & (\text{cas (c) : test bilatéral}) \end{cases}$$

Statistique de test sous \mathbf{H}_0 :

$$\widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{Y}) \sim \mathcal{L}_0$$

où \mathcal{L}_0 est une loi standard à préciser (selon la problématique envisagée).

Règle de décision :

$$\text{on accepte } \mathbf{H}_1 \text{ si } \left\{ \begin{array}{c} p-\text{valeur} < \alpha \\ \text{ou de manière équivalente} \\ \left\{ \begin{array}{l} \widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{y}) > \delta_{\lim, \alpha}^+ & \text{(a)} \\ \widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{y}) < \delta_{\lim, \alpha}^- & \text{(b)} \\ \widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{y}) < \delta_{\lim, \alpha/2}^- \text{ ou } \widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{y}) > \delta_{\lim, \alpha/2}^+ & \text{(c)} \end{array} \right. \end{array} \right.$$

où $\delta_{\lim, \alpha}^- = q_\alpha$ et $\delta_{\lim, \alpha}^+ = q_{1-\alpha}$ désignent respectivement les quantiles d'ordre α et $1 - \alpha$ associés à la loi \mathcal{L}_0 et où la p-valeur est définie mathématiquement par :

$$p\text{-valeur} = \begin{cases} \mathbb{P}_{\theta=\theta_0} \left(\widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{Y}) > \widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{y}) \right) & \text{(a) : p-valeur droite} \\ \mathbb{P}_{\theta=\theta_0} \left(\widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{Y}) < \widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{y}) \right) & \text{(b) : p-valeur gauche} \\ 2 \times \min \left(\mathbb{P}_{\theta=\theta_0} \left(\widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{Y}) < \widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{y}) \right), \mathbb{P}_{\theta=\theta_0} \left(\widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{Y}) > \widehat{\delta}_{\theta, \theta_0}(\mathbf{y}) \right) \right) & \text{(c) : p-valeur bilatérale} \end{cases}$$

Conclusion : Application de la règle de décision au vu des données \mathbf{y} .

Propriétés :

1. La somme des p-valeur gauche et p-valeur droite est égale à 1
2. La p-valeur bilatérale est égale à deux fois la plus petite des p-valeurs gauche et droite

Tableaux récapitulatifs :

Il sera aussi supposé que les données ont été saisies dans le logiciel R soit sous le nom y (pour un unique échantillon) soit sous les noms $y1$ et $y2$ (pour deux échantillons indépendants).

θ	$\widehat{\theta}(\mathbf{Y})$	$\widehat{\theta}(\mathbf{y})$ en R	$\widehat{\theta}(\mathbf{y})$ en R	$\widehat{\sigma}_{\widehat{\theta}}(\mathbf{Y})$	$\widehat{\sigma}_{\widehat{\theta}}(\mathbf{y})$ en R
p	$\widehat{p}(\mathbf{Y}) = \overline{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$	$\text{mean}(\mathbf{y})$	$\text{mean}(\mathbf{y})$	$\sigma_{\widehat{p}} = \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}$	$\sqrt{\frac{\widehat{p}(\mathbf{Y})(1-\widehat{p}(\mathbf{Y}))}{n}}$
μ	$\widehat{\mu}(\mathbf{Y}) = \overline{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$	$\text{mean}(\mathbf{y})$	$\text{mean}(\mathbf{y})$	$\sigma_{\widehat{\mu}} = \sqrt{\frac{\sigma_{\mathbf{Y}}^2}{n}}$	$\sqrt{\frac{\widehat{\sigma}_{\mathbf{Y}}^2(\mathbf{Y})}{n}}$
σ^2	$\widehat{\sigma}^2(\mathbf{Y}) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \overline{Y})^2$	$\text{var}(\mathbf{y})$	$\text{var}(\mathbf{y})$	$\sigma_{\widehat{\sigma}^2} = \sqrt{\frac{\sigma_{\mathbf{Y}}^2}{n}}$	$\sqrt{\frac{\widehat{\sigma}_{\mathbf{Y}}^2(\mathbf{Y})}{n}}$
$d_\mu = \mu^{(1)} - \mu^{(2)}$	$\widehat{d}_\mu(\mathbf{Y}) = \widehat{\mu}^{(1)}(\mathbf{Y}^{(1)}) - \widehat{\mu}^{(2)}(\mathbf{Y}^{(2)})$	$\text{mean}(\mathbf{y}1) - \text{mean}(\mathbf{y}2)$	$\text{mean}(\mathbf{y}1) - \text{mean}(\mathbf{y}2)$	$\sigma_{\widehat{d}_\mu} = \sqrt{\frac{\sigma_{\mathbf{Y}^{(1)}}^2 + \sigma_{\mathbf{Y}^{(2)}}^2}{n^{(1)} + n^{(2)}}}$	$\sqrt{\frac{\widehat{\sigma}_{\mathbf{Y}^{(1)}}^2(\mathbf{Y}^{(1)}) + \widehat{\sigma}_{\mathbf{Y}^{(2)}}^2(\mathbf{Y}^{(2)})}{n^{(1)} + n^{(2)}}}$
$d_{\sigma^2} = \sigma_{(1)}^2 - \sigma_{(2)}^2$	$\widehat{d}_{\sigma^2}(\mathbf{Y}) = \widehat{\sigma}_{(1)}^2(\mathbf{Y}^{(1)}) - \widehat{\sigma}_{(2)}^2(\mathbf{Y}^{(2)})$	$\text{var}(\mathbf{y}1) - \text{var}(\mathbf{y}2)$	$\text{var}(\mathbf{y}1) - \text{var}(\mathbf{y}2)$	$\sigma_{\widehat{d}_{\sigma^2}} = \sqrt{\frac{\sigma_{\mathbf{Y}^{(1)}}^2 + \sigma_{\mathbf{Y}^{(2)}}^2}{n^{(1)} + n^{(2)}}}$	$\sqrt{\frac{\widehat{\sigma}_{\mathbf{Y}^{(1)}}^2(\mathbf{Y}^{(1)}) + \widehat{\sigma}_{\mathbf{Y}^{(2)}}^2(\mathbf{Y}^{(2)})}{n^{(1)} + n^{(2)}}}$
$r_\mu = \frac{\mu^{(1)}}{\mu^{(2)}}$	$\widehat{r}_\mu(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{\mu}^{(1)}(\mathbf{Y}^{(1)})}{\widehat{\mu}^{(2)}(\mathbf{Y}^{(2)})}$	$\text{mean}(\mathbf{y}1) / \text{mean}(\mathbf{y}2)$	$\text{mean}(\mathbf{y}1) / \text{mean}(\mathbf{y}2)$	$\sigma_{\widehat{r}_\mu} = \frac{1}{\mu^{(2)}} \sqrt{\frac{\sigma_{\mathbf{Y}^{(1)}}^2 + r_\mu^2 \times \sigma_{\mathbf{Y}^{(2)}}^2}{n^{(1)} + r_\mu^2 \times n^{(2)}}}$	$\sqrt{\frac{\widehat{\sigma}_{\mathbf{Y}^{(1)}}^2(\mathbf{Y}^{(1)}) + \widehat{r}_\mu(\mathbf{Y})^2 \times \frac{\widehat{\sigma}_{\mathbf{Y}^{(2)}}^2(\mathbf{Y}^{(2)})}{n^{(2)}}}{n^{(1)}}}$
$r_{\sigma^2} = \frac{\sigma_{(1)}^2}{\sigma_{(2)}^2}$	$\widehat{r}_{\sigma^2}(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{\sigma}_{(1)}^2(\mathbf{Y}^{(1)})}{\widehat{\sigma}_{(2)}^2(\mathbf{Y}^{(2)})}$	$\text{var}(\mathbf{y}1) / \text{var}(\mathbf{y}2)$	$\text{var}(\mathbf{y}1) / \text{var}(\mathbf{y}2)$	$\sigma_{\widehat{r}_{\sigma^2}} = \frac{1}{\sigma^2} \sqrt{\frac{\sigma_{\mathbf{Y}^{(1)}}^2 + r_{\sigma^2}^2 \times \sigma_{\mathbf{Y}^{(2)}}^2}{n^{(1)} + r_{\sigma^2}^2 \times n^{(2)}}}$	$\sqrt{\frac{\widehat{\sigma}_{\mathbf{Y}^{(1)}}^2(\mathbf{Y}^{(1)}) + \widehat{r}_{\sigma^2}(\mathbf{Y})^2 \times \frac{\widehat{\sigma}_{\mathbf{Y}^{(2)}}^2(\mathbf{Y}^{(2)})}{n^{(1)}}}{n^{(1)}}}$

Cadre Gaussien					
Cadre Asymptotique					
θ	θ_0	$\sigma_{\widehat{\theta}}$ sous \mathbf{H}_0	$\delta_{\theta,\theta_0} = (\theta - \theta_0) / \sigma_{\widehat{\theta}}$	$\widehat{\delta}_{\theta,\theta_0}(\mathbf{Y})$ et sa loi sous \mathbf{H}_0	$\widehat{\delta}_{\theta,\theta_0}(\mathbf{Y})$ et sa loi sous \mathbf{H}_0
p	p_0	$\sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}}$	$\delta_{p,p_0} = \frac{p - p_0}{\sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}}}$	$\widehat{\delta}_{p,p_0}(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{p}(\mathbf{Y}) - p_0}{\sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}}} \xrightarrow{\text{approx.}} \mathcal{N}(0, 1)$	$\widehat{\delta}_{p,p_0}(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{p}(\mathbf{Y}) - \mu_0}{\sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}}} \xrightarrow{\text{approx.}} \mathcal{N}(0, 1)$
μ	μ_0	$\sigma_{\widehat{\mu}}$	$\delta_{\mu,\mu_0} = \frac{\mu - \mu_0}{\sigma_{\widehat{\mu}}}$	$\widehat{\delta}_{\mu,\mu_0}(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{\mu}(\mathbf{Y}) - \mu_0}{\sigma_{\widehat{\mu}}(\mathbf{Y})}$	$\widehat{\delta}_{\mu,\mu_0}(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{\mu}(\mathbf{Y}) - \mu_0}{\sigma_{\widehat{\mu}}(\mathbf{Y})} \rightsquigarrow \mathcal{S}t(n-1)$
σ^2	σ_0^2	$\sigma_{\widehat{\sigma}^2}$	$\delta_{\sigma^2,\sigma_0^2} = \frac{\sigma^2 - \sigma_0^2}{\sigma_{\widehat{\sigma}^2}}$	$\widehat{\delta}_{\sigma^2,\sigma_0^2}(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{\sigma}^2(\mathbf{Y}) - \sigma_0^2}{\sigma_{\widehat{\sigma}^2}(\mathbf{Y})} \xrightarrow{\text{approx.}} \mathcal{N}(0, 1)$	$\widehat{\delta}_{\sigma^2,\sigma_0^2}(\mathbf{Y}) = (n-1) \frac{\sigma^2}{\sigma_0^2} \xrightarrow{\text{approx.}} \mathcal{S}t(n-1)$
$d_\mu = \mu^{(1)} - \mu^{(2)}$	d_0	$\sigma_{\widehat{d}_\mu}$	$\delta_{d_\mu,d_0} = \frac{d_\mu - d_0}{\sigma_{\widehat{d}_\mu}}$	$\widehat{\delta}_{d_\mu,d_0}(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{d}_\mu(\mathbf{Y}) - d_0}{\sigma_{\widehat{d}_\mu}(\mathbf{Y})} \xrightarrow{\text{approx.}} \mathcal{N}(0, 1)$	$\widehat{\delta}_{d_\mu,d_0}(\mathbf{Y}) = \frac{d_\mu - d_0}{\sigma_{\widehat{d}_\mu}} \rightsquigarrow \mathcal{S}t(n^{(1)} + n^{(2)} - 2)$
$d_{\sigma^2} = \sigma_{(1)}^2 - \sigma_{(2)}^2$	d_0	$\sigma_{\widehat{d}_{\sigma^2}}$	$\delta_{d_{\sigma^2},d_0} = \frac{d_{\sigma^2} - d_0}{\sigma_{\widehat{d}_{\sigma^2}}}$	$\widehat{\delta}_{d_{\sigma^2},d_0}(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{d}_{\sigma^2}(\mathbf{Y}) - d_0}{\sigma_{\widehat{d}_{\sigma^2}}(\mathbf{Y})} \xrightarrow{\text{approx.}} \mathcal{N}(0, 1)$	$\widehat{\delta}_{d_{\sigma^2},d_0}(\mathbf{Y}) = \frac{d_{\sigma^2} - d_0}{\sigma_{\widehat{d}_{\sigma^2}}} \rightsquigarrow \mathcal{S}t(n^{(1)} + n^{(2)} - 2)$
$r_\mu = \frac{\mu^{(1)}}{\mu^{(2)}}$	r_0	$\sigma_{\widehat{r}_\mu}$	$\delta_{r_\mu,r_0} = \frac{r_\mu - r_0}{\sigma_{\widehat{r}_\mu}}$	$\widehat{\delta}_{r_\mu,r_0}(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{r}_\mu(\mathbf{Y}) - r_0}{\sigma_{\widehat{r}_\mu}(\mathbf{Y})} \xrightarrow{\text{approx.}} \mathcal{N}(0, 1)$	$\widehat{\delta}_{r_\mu,r_0}(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{r}_\mu(\mathbf{Y}) - r_0}{\sigma_{\widehat{r}_\mu}} \rightsquigarrow \mathcal{S}t(n^{(1)} - 1, n^{(2)} - 1)$
$r_{\sigma^2} = \frac{\sigma_{(1)}^2}{\sigma_{(2)}^2}$	r_0	$\sigma_{\widehat{r}_{\sigma^2}}$	$\delta_{r_{\sigma^2},r_0} = \frac{r_{\sigma^2} - r_0}{\sigma_{\widehat{r}_{\sigma^2}}}$	$\widehat{\delta}_{r_{\sigma^2},r_0}(\mathbf{Y}) = \frac{\widehat{r}_{\sigma^2}(\mathbf{Y}) - r_0}{\sigma_{\widehat{r}_{\sigma^2}}(\mathbf{Y})} \xrightarrow{\text{approx.}} \mathcal{N}(0, 1)$	$\widehat{\delta}_{r_{\sigma^2},r_0}(\mathbf{Y}) = \frac{r_{\sigma^2}}{r_0} \rightsquigarrow \mathcal{F}(n^{(1)} - 1, n^{(2)} - 1)$