

MAP 433 : Introduction aux méthodes statistiques. Cours 7

9 Octobre 2015

Aujourd'hui

- 1 Tests asymptotiques
 - Elements de la théorie asymptotique des tests
 - Efficacité asymptotique relative

- 2 Quelques tests asymptotiques
 - Test du rapport de vraisemblance
 - Tests de Wald
 - Test de Rao

- 3 Tests d'adéquation
 - Tests de Kolmogorov-Smirnov
 - Tests du χ^2

Quelques définitions

- Soit $(\mathbb{P}_\theta, \theta \in \Theta)$ une famille de probabilités sur (X, \mathcal{X}) admettant des densités $\{f(\theta, x), \theta \in \Theta\}$ par rapport à une mesure de domination μ .
- Supposons que nous disposions d'un n -échantillon (X_1, X_2, \dots, X_n) de ce modèle statistique.
- Considérons le problème de tester l'hypothèse de base $H_0 : \theta \in \Theta_0$ contre l'alternative $H_1 : \theta \in \Theta_1$, où $\Theta_0 \cap \Theta_1 = \emptyset$ et $\Theta_0 \cup \Theta_1 = \Theta$.
- Un **test** pour un échantillon de taille n est une fonction mesurable

$$\varphi_n : X^n \rightarrow [0, 1] .$$

- Si le test est **non randomisé** $\varphi_n \in \{0, 1\}$ et l'ensemble

$$\{(x_1, \dots, x_n) \in X^n, \varphi_n(x_1, \dots, x_n) = 1\}$$

est appelée la **région critique du test**.

Tests asymptotiques

- On dit qu'une suite de tests $\{\varphi_n, n \in \mathbb{N}\}$ est **asymptotiquement de niveau α** pour $\alpha \in [0, 1]$ si

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}_{\theta}^n[\varphi_n(X_1, \dots, X_n)] \leq \alpha, \text{ pour tout } \theta \in \Theta_0$$

- La puissance de ce test est la fonction

$$\theta \mapsto \pi_n(\theta) = \mathbb{E}_{\theta}^n[\varphi_n(X_1, \dots, X_n)]$$

- On dit qu'une suite de tests $\{\varphi_n, n \in \mathbb{N}\}$ est **asymptotiquement consistante** si, pour tout $\theta \in \Theta_1$,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \pi_n(\theta) = 1.$$

Modèle régulier

Definition

La famille de densités $\{f(\theta, \cdot), \theta \in \Theta\}$, par rapport à la mesure dominante μ , $\Theta \subset \mathbb{R}^d$, est **régulière** si

- Θ ouvert et $\{f(\theta, \cdot) > 0\} = \{f(\theta', \cdot) > 0\}$, $\forall \theta, \theta' \in \Theta$.
- μ -p.p. $\theta \rightsquigarrow f(\theta, \cdot)$ est \mathcal{C}^2 .
- Pour tout $\theta \in \Theta$, il existe un voisinage $\mathcal{V}_\theta \subset \Theta$ t.q. pour $\tilde{\theta} \in \mathcal{V}_\theta$

$$|\nabla_{\tilde{\theta}}^2 \log f(\tilde{\theta}, x)| + |\nabla_{\tilde{\theta}} \log f(\tilde{\theta}, x)| + (\nabla_{\tilde{\theta}} \log f(\tilde{\theta}, x))^2 \leq g(x)$$

où

$$\int_{\mathcal{X}} g(x) \sup_{\tilde{\theta} \in \mathcal{V}(\theta)} f(\tilde{\theta}, x) \mu(dx) < +\infty.$$

- L'information de Fisher est non-dégénérée : pour tout $\theta \in \Theta$, la matrice d'information de Fisher $\mathbb{I}(\theta)$ est définie positive.

Consistance du test de Neyman-Pearson

- Supposons que $\Theta = \{\theta_0, \theta_1\}$ avec $\theta_0 \neq \theta_1$ et que l'on cherche à tester $H_0 : \theta = \theta_0$ contre $H_1 : \theta = \theta_1$.
- Le lemme de Neyman-Pearson montre que le test qui rejette H_0 si

$$\Lambda_n(\theta_0, \theta_1) = \frac{\prod_{i=1}^n f(\theta_1, X_i)}{\prod_{i=1}^n f(\theta_0, X_i)} > c_{n,\alpha}$$

est U.P.P.

- De façon équivalente, en prenant le logarithme de chaque membre de l'identité, le test de N.P. rejette H_0 si

$$\log \Lambda_n(\theta_0, \theta_1) = \sum_{i=1}^n \left\{ \log \frac{f(\theta_1; X_i)}{f(\theta_0; X_i)} \right\} \geq k_{n,\alpha}$$

où $\ell(x; \theta) = \log f(\theta, x)$ et $k_{n,\alpha}$ est choisi de telle sorte que

$$\mathbb{P}_{\theta_0}^n[\log \Lambda_n(\theta_0, \theta_1) \geq k_{n,\alpha}] = \alpha$$

(on suppose qu'une telle valeur existe, autrement il faudrait utiliser un test randomisé)

Calcul asymptotique du seuil critique

- En pratique, il est souvent difficile de déterminer exactement le seuil critique $k_{n,\alpha}$... mais il est souvent facile de déterminer une suite $\{k_{n,\alpha}, n \in \mathbb{N}\}$ telle que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}_{\theta_0}^n(\log \Lambda_n(\theta_0, \theta_1) \geq k_{n,\alpha}) = \alpha.$$

- En effet, le théorème central limite montre que, sous H_0 ,

$$n^{-1/2} \sum_{k=1}^n \left\{ \log \frac{f(\theta_1, X_k)}{f(\theta_0, X_k)} + \text{KL}(\theta_0, \theta_1) \right\} \xrightarrow{\mathbb{P}_{\theta_0}^n} \mathcal{N}(0, J(\theta_0, \theta_1))$$

où $\text{KL}(\theta_0, \theta_1)$ est la **divergence de Kullback-Leibler** définie par

$$\text{KL}(\theta_0, \theta_1) = \mathbb{E}_{\theta_0} \left[\log \frac{f(\theta_0, X_1)}{f(\theta_1, X_1)} \right] > 0$$

et

$$J(\theta_0, \theta_1) = \text{Var}_{\theta_0} \left(\log \frac{f(\theta_0, X_1)}{f(\theta_1, X_1)} \right).$$

Calcul asymptotique du seuil critique

- Pour $\alpha \in (0, 1)$, on note $z_{1-\alpha}$ le quantile $1 - \alpha$ de la loi gaussienne standardisée.
- Nous avons donc:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}_{\theta_0}^n \left(\frac{1}{\sqrt{nJ(\theta_0, \theta_1)}} \{ \log \Lambda_n(\theta_0, \theta_1) + n\text{KL}(\theta_0, \theta_1) \} \geq z_{1-\alpha} \right) = \alpha$$

ce qui implique, en posant

$$k_{n,\alpha} = -n\text{KL}(\theta_0, \theta_1) + n^{1/2} z_{1-\alpha} \sqrt{J(\theta_0, \theta_1)}$$

que le test de région critique $\{ \log \Lambda_n(\theta_0, \theta_1) \geq k_{n,\alpha} \}$ est asymptotiquement de niveau α ,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}_{\theta_0}^n [\log \Lambda_n(\theta_0, \theta_1) \geq k_{n,\alpha}] = \alpha .$$

Distribution du test sous l'hypothèse alternative

- Sous $\mathbb{P}_{\theta_1}^n$, nous avons

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}_{\theta_1}^n \left(\sum_{k=1}^n \left\{ \log \frac{f(\theta_1, X_k)}{f(\theta_0, X_k)} \right\} \geq -n\text{KL}(\theta_0, \theta_1) + \sqrt{n}J^{1/2}(\theta_0, \theta_1)z_{1-\alpha} \right) \\ &= \mathbb{P}_{\theta_1}^n \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left\{ \log \frac{f(\theta_1, X_k)}{f(\theta_0, X_k)} - \text{KL}(\theta_1, \theta_0) \right\} \geq -I(\theta_0, \theta_1) + \frac{\sqrt{J(\theta_0, \theta_1)}}{\sqrt{n}}z_{1-\alpha} \right), \end{aligned}$$

où

$$I(\theta_0, \theta_1) = \text{KL}(\theta_0, \theta_1) + \text{KL}(\theta_1, \theta_0).$$

Distribution du test sous l'hypothèse alternative

- Sous $\mathbb{P}_{\theta_1}^n$, nous avons

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}_{\theta_1}^n \left(\sum_{k=1}^n \left\{ \log \frac{f(\theta_1, X_k)}{f(\theta_0, X_k)} \right\} \geq -n\text{KL}(\theta_0, \theta_1) + \sqrt{n}J^{1/2}(\theta_0, \theta_1)z_{1-\alpha} \right) \\ &= \mathbb{P}_{\theta_1}^n \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left\{ \log \frac{f(\theta_1, X_k)}{f(\theta_0, X_k)} - \text{KL}(\theta_1, \theta_0) \right\} \geq -I(\theta_0, \theta_1) + \frac{\sqrt{J(\theta_0, \theta_1)}}{\sqrt{n}}z_{1-\alpha} \right), \end{aligned}$$

où

$$I(\theta_0, \theta_1) = \text{KL}(\theta_0, \theta_1) + \text{KL}(\theta_1, \theta_0).$$

- Par conséquent,
- **Conclusion** Si $\text{KL}(\theta_0, \theta_1) \neq 0$ alors

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \pi_n(\theta_1) = 1.$$

Si le modèle est identifiable, alors il existe un test de niveau asymptotique α consistant (la puissance du test tend vers 1).

Efficacité asymptotique... à travers un exemple

- Supposons que (X_1, \dots, X_n) est un n -échantillon indépendant de densité $f(\theta, x) = f(x - \theta)$ par rapport à la mesure de Lebesgue sur \mathbb{R} .
- **Hypothèses**
 - Variance finie: $\sigma_f^2 = \int |x|^2 f(x) dx < \infty$
 - Parité: f est une fonction paire (donc θ est la moyenne et la médiane de la loi)
 - f est continue et $f(0) > 0$: unicité de la médiane
- On note F la cdf associée à la densité f
- On cherche à tester $\theta = 0$ contre $H_1 : \theta > 0$.

Un exemple

- On considère deux statistiques:

$$U_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{\{X_i > 0\}} \quad \text{test du signe}$$

$$\bar{X}_n = n^{-1} \sum_{i=1}^n X_i \quad \text{z-test}$$

- Sous H_0 , $\mathbb{P}_0(X_1 > 0) = 1/2$, et donc $U_n \xrightarrow{\mathbb{P}_0^n} 1/2$. Si $\theta > 0$, $\mathbb{P}_\theta(X_1 > 0) = 1 - F(-\theta) > 1/2$ et ce qui suggère de considérer un test $\{U_n - 1/2 > c_{n,\alpha}\}$
- Sous H_0 , $\mathbb{E}_0[X_1] = 0$ et donc $\bar{X}_n \xrightarrow{\mathbb{P}_0^n} 0$. Si $\theta > 0$, $\mathbb{E}_\theta[X_1] = \theta$ ce qui suggère de considérer un test $\{\bar{X}_n > d_{n,\alpha}\}$
- **Questions:**
 - 1 Comment calibrer les constantes $c_{n,\alpha}$ et $d_{n,\alpha}$? facile !
 - 2 quel test dois je choisir ? En quoi mon choix est-il dépendant de la distribution des observations ?

Asymptotique du test du signe

$$U_n = n^{-1} \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{\{X_i > 0\}}$$

- Par le théorème de la limite centrale

$$n^{1/2} \sigma^{-1}(\theta) (U_n - \mu(\theta)) \xrightarrow[\mathbb{P}_\theta^n]{d} \mathcal{N}(0, 1)$$

où

$$\mu(\theta) = 1 - F(-\theta) \quad \sigma^2(\theta) = (1 - F(-\theta))F(-\theta).$$

- Par conséquent, sous $H_0 : \theta = 0$, $\mu(0) = 1/2$ et $\sigma^2(0) = 1/4$ ce qui implique:

$$2\sqrt{n}(U_n - 1/2) \xrightarrow[\mathbb{P}_0^n]{d} \mathcal{N}(0, 1).$$

- Le test de région critique $\{2\sqrt{n}(U_n - 1/2) > z_{1-\alpha}\}$ est un test de niveau asymptotique α .

Puissance du test de signe

La puissance du test de signe de niveau asymptotique α est donnée pour tout $\theta > 0$, par

$$\begin{aligned}\pi_{n,\alpha}^{\text{sign}}(\theta) &= \mathbb{P}_{\theta}(\sqrt{n}(U_n - 1/2) > 1/2 z_{1-\alpha}) \\ &= \mathbb{P}_{\theta}\left(U_n - \mu(\theta) > \{1/2 - \mu(\theta)\} + \frac{1}{2\sqrt{n}} z_{1-\alpha}\right).\end{aligned}$$

Puisque $1/2 < \mu(\theta) = 1 - F(-\theta)$ pour $\theta > 0$, la loi des grands nombres montre que le test est **consistant**: pour tout $\theta > 0$,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \pi_{n,\alpha}^{\text{sign}}(\theta) = 1.$$

Asymptotique du z-test

- Théorème Central limite: $n^{-1/2} \sum_{i=1}^n (X_i - \theta) \xrightarrow{d} \mathbb{P}_\theta \mathcal{N}(0, \sigma_f^2)$.
- Le test de région critique $\{\bar{X}_n > n^{-1/2} \sigma_f z_{1-\alpha}\}$ est un test de niveau asymptotique α :

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}_0 \left(\bar{X}_n > n^{-1/2} \sigma_f z_{1-\alpha} \right) &= \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}_0 \left(n^{1/2} \bar{X}_n / \sigma_f > z_{1-\alpha} \right) \\ &= 1 - \Phi(z_{1-\alpha}) = \alpha. \end{aligned}$$

Puissance du z-test

La puissance du test de niveau α est donnée par

$$\pi_{n,\alpha}^{\text{t-test}}(\theta) = \mathbb{P}_{\theta}^n(\sqrt{n}\bar{X}_n > \sigma_f Z_{1-\alpha})$$

Comme, par la loi des grands nombres

$$\begin{aligned} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \theta) &\xrightarrow{\mathbb{P}_{\theta}^n} 0 \\ n^{-1/2} \sigma_f Z_{1-\alpha} - \theta &\xrightarrow{\mathbb{P}_{\theta}^n} -\theta \end{aligned}$$

le z-test de niveau asymptotique α est **consistant**: pour tout $\theta > 0$,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \pi_{n,\alpha}^{\text{z-test}}(\theta) = 1.$$

Comparaison asymptotique des puissances

- A l'instar de l'estimation ponctuelle, la simple notion de **consistance** ne nous donne pas une méthode permettant de **comparer** des tests: tous les tests **raisonnables** sont consistants, comme tous les estimateurs **raisonnables** des paramètres.
- Pour pouvoir comparer asymptotiquement les tests, il faut introduire une notion moins élémentaire que la consistance.
- Deux approches possibles:
- **Bahadur**: mesurer la vitesse à laquelle la vitesse du test tend vers 1 (théorie des **grandes déviations**)
- **Pitman**:
 - rendre la discrimination entre l'hypothèse nulle H_0 et l'hypothèse alternative H_1 plus **difficile** quand $n \rightarrow \infty$.
 - considérer un test $H_0 : \theta = 0$ contre une suite d'hypothèses alternatives $H_1^n : \theta = \theta_n$ avec $\theta_n > 0$ et $\lim_{n \rightarrow \infty} \theta_n = 0$.

Test du signe

$$\pi_{n,\alpha}^{\text{sign}}(\theta) = \mathbb{P}_{\theta}(\sqrt{n}\sigma^{-1}(\theta)(U_n - \mu(\theta)) > \sigma^{-1}(\theta)\{\sigma(0)z_{1-\alpha} + \sqrt{n}\{\mu(0) - \mu(\theta)\}\})$$

- Nous cherchons à déterminer la puissance du test contre la suite de contre-alternatives $H_1^n : \theta_n > 0$, où $\theta_n \rightarrow 0$.
- La puissance dépend de $\sqrt{n}(\mu(0) - \mu(\theta_n))$ où

$$\mu(\theta) = 1 - F(-\theta).$$

- Comme F est différentiable en $\theta = 0$, nous avons

$$\sqrt{n}(\mu(\theta_n) - \mu(0)) = -\sqrt{n}(F(-\theta_n) - F(0)) = \sqrt{n}\theta_n f(0) + o(\sqrt{n}\theta_n),$$

car

$$F(-\theta) = F(0) - \theta f(0) + o(\theta)$$

Test du signe

- Si $\sqrt{n}\theta_n \rightarrow 0$, alors $\sqrt{n}(\mu(0) - \mu(\theta_n)) \rightarrow 0$; donc, $\pi_{n,\alpha}^{\text{sign}}(\theta_n) \rightarrow \alpha$, on ne distingue pas l'hypothèse de base et l'alternative.
- Si $\sqrt{n}\theta_n \rightarrow \infty$, alors $\sqrt{n}(\mu(0) - \mu(\theta_n)) \rightarrow -\infty$: $\pi_{n,\alpha}^{\text{sign}}(\theta_n) \rightarrow 1$, problème **trop facile**, la puissance tend vers 1.
- Cas intéressant !

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sqrt{n}\theta_n = h > 0$$

Efficacité asymptotique des tests

- Ceci conduit à une approche naturelle de comparaison des tests, qui consiste à comparer la **puissance locale des tests**

$$\pi(h) = \lim_{n \rightarrow \infty} \pi_n(h/\sqrt{n}).$$

- Pour les modèles réguliers, cette fonction de **puissance locale asymptotique** est bien définie (preuve délicate, basée sur la notion de **contiguité**)

Efficacité asymptotique locale des tests

Théorème

Soit g une fonction telle $\mathbb{E}_\theta[g^2(X_1)] < \infty$ pour tout $\theta \in \Theta$. On note $\mathbb{E}_\theta[g(X_1)] = \mu(\theta)$ et $\text{Var}_\theta[g(X_1)] = \sigma^2(\theta)$.

1 μ est différentiable en 0

2 σ continue en 0.

On pose $G_n = n^{-1/2} \sum_{k=1}^n \{g(X_k) - \mu(0)\}$.

1 La suite de test $\{G_n > \sigma(0)z_{1-\alpha}\}$ est de niveau asymptotique α :
 $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}_0(G_n > \sigma(0)z_{1-\alpha}) = \alpha$.

2 La **puissance locale asymptotique** de cette suite de tests est donnée par

$$\pi(h) = \lim_{n \rightarrow \infty} \pi_n(h/\sqrt{n}) = \Phi(h\mu'(0)/\sigma(0) - z_{1-\alpha}).$$

Elements de preuve

- On pose

$$G_n = n^{-1/2} \sum_{k=1}^n \{g(X_k) - \mu(0)\}$$

$$\Lambda_n = \Lambda_n(X_1, \dots, X_n) = \prod_{k=1}^n \frac{f(hn^{-1/2}, X_k)}{f(0, X_k)}$$

- On cherche à déterminer la loi de G_n sous la suite de lois $\mathbb{P}_{\theta_n}^n$. On va chercher à calculer $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}_{\theta_n} [e^{iuG_n}]$
- Remarque fondamentale: $\mathbb{E}_{\theta_n} [e^{iuG_n}] = \mathbb{E}_0 [\Lambda_n e^{iuG_n}]$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\theta_n} [e^{iuG_n}] &= \int \cdots \int e^{iun^{-1/2} \sum_{k=1}^n \{g(x_k) - \mu(0)\}} \prod_{k=1}^n f(\theta_n, x_k) dx_1 \cdots dx_n \\ &= \int \cdots \int e^{iun^{-1/2} \sum_{k=1}^n \{g(x_k) - \mu(0)\}} \Lambda_n(x_1, \dots, x_n) \prod_{k=1}^n f(0, x_k) dx_1 \cdots dx_n \end{aligned}$$

Elements de preuve 2

- On est ramené à étudier, sous $\mathbb{P}_{\theta_0}^n$ la limite du vecteur aléatoire

$$\begin{bmatrix} \log \Lambda_n \\ G_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^n \log f(hn^{-1/2}, X_k) - \log f(0, X_k) \\ n^{-1/2} \sum_{k=1}^n \{g(X_k) - \mu(0)\} \end{bmatrix}$$

- Pour un modèle régulier, en posant $\ell(\theta, x) = \log f(\theta, x)$ (avec la convention $\ell(x) = \ell(0, x)$), nous avons

$$\ell(hn^{-1/2}, x) = \ell(x) + hn^{-1/2}\dot{\ell}(x) + (h^2 n^{-1})/2\ddot{\ell}(x) + o(n^{-1})$$

ce qui implique

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^n \ell(hn^{-1/2}, X_k) - \ell(X_k) &= \frac{h}{\sqrt{n}} \sum_{k=1}^n \dot{\ell}(X_k) + \frac{h^2}{2n} \sum_{k=1}^n \ddot{\ell}(X_k) + o_{\mathbb{P}_0^n}(1) \\ &= \frac{h}{\sqrt{n}} \sum_{k=1}^n \dot{\ell}(X_k) - \frac{h^2}{2} I(0) + o_{\mathbb{P}_0^n}(1) \end{aligned}$$

où $I(0)$ est l'information de Fisher.

Elements de preuve 3

- Par conséquent, nous avons

$$\begin{bmatrix} \log \Lambda_n \\ G_n \end{bmatrix} = n^{-1/2} \sum_{k=1}^n \begin{bmatrix} \dot{\ell}(X_k) \\ g(X_k) - \mu(0) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} (h^2/2)I(0) \\ 0 \end{bmatrix} + o_{\mathbb{P}_0^n}(1).$$

- En utilisant un TCL, nous avons donc

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \log \Lambda_n \\ G_n \end{bmatrix} &\xrightarrow{d, \mathbb{P}_0^n} \begin{bmatrix} L \\ G \end{bmatrix} \\ &\sim \mathcal{N} \left(\begin{bmatrix} -(h^2/2)I(0) \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \mathbb{E}_0[(\dot{\ell}(X_1))^2] & \mathbb{E}_0[g(X_1)\dot{\ell}(X_1)] \\ \mathbb{E}_0[g(X_1)\dot{\ell}(X_1)] & \text{Var}_0(g(X_1)) \end{bmatrix} \right) \end{aligned}$$

- Nous avons:

$$\boxed{1} \quad \mathbb{E}_0[(\dot{\ell}(X_1))^2] = I(0)$$

$$\boxed{2} \quad \mathbb{E}_0[(g(X_1) - \mu(0))^2] = \sigma(0)^2.$$

$$\boxed{3} \quad \mathbb{E}_0[g(X_1)\dot{\ell}(X_1)] = \int g(x)\dot{f}(x - \theta)dx|_{\theta=0} = -\dot{\mu}(0)$$

Preuve: on rassemble les bouts

- En utilisant $\mathbb{E}_{\theta_n}[e^{iuG_n}] = \mathbb{E}_0[e^{\log(\Lambda_n)} e^{iuG_n}]$ et la convergence en loi de $[\log(\Lambda_n), G_n]$, on obtient (il y a encore des petits détails à régler)

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}_{\theta_n}[e^{iuG_n}] = \mathbb{E}_0[e^L e^{iuG}]$$

où $[L, G]^T$ est un vecteur gaussien de moyenne $[-h^2 I(0)/2, 0]^T$ et de covariance

$$\begin{bmatrix} I(0) & -\dot{\mu}(0) \\ -\dot{\mu}(0) & \sigma^2(0) \end{bmatrix}$$

- Conclusion par un calcul élémentaire...

Conclusion

- Nous disposons maintenant d'une méthode simple pour comparer les tests de l'hypothèse $H_0 : \theta = 0$, contre $H_1 : \theta > 0$, en nous basant sur la puissance asymptotique locale...
- Pour les tests asymptotiquement normaux, il suffit de comparer la **pente** des tests, à savoir $\mu'(0)/\sigma(0)$.
- Plus la pente est grande, plus la puissance asymptotique locale $\pi(h)$ augmente rapidement avec h !

Application

■ Test du signe

■ Statistique $U_n = n^{-1} \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{\{X_i > 0\}}$.

■ $\mu(\theta) = 1 - F(-\theta)$, $\dot{\mu}(\theta) = f(\theta)$.

■ $\sigma^2(\theta) = (1 - F(-\theta))F(-\theta)$

■ **Pente:** $\dot{\mu}(0)/\sigma(0) = 2f(0)$.

■ z-test

■ Statistique \bar{X}_n .

■ $\mu(\theta) = \theta$ and $\sigma(\theta) = \sigma_f$ avec $\sigma_f^2 = \int x^2 f(x) dx$.

■ **Pente:** $\dot{\mu}(0)/\sigma(0) = 1/\sigma_f$.

Efficacité relative

- 1 test du signe: $\mu'(0)/\sigma(0) = 2f(0)$,
- 2 t -test: $\mu'(0)/\sigma(0) = 1/\sigma_f$.
- Laplace: $2f(0)\sigma_f = \sqrt{2} = 1.414$.
- Logistique: $2f(0)\sigma_f = \pi/(2\sqrt{3}) = 0.907$.
- Gauss: $2f(0)\sigma_f = \sqrt{2/\pi} = 0.798$.
- Uniforme: $2f(0)\sigma_f = 1/\sqrt{3} = 0.577$.

Test du rapport de vraisemblance

- Soit $X^{(n)} = (X_1, \dots, X_n)$ un n -échantillon du modèle statistique $\mathbb{P}_\theta^n \ll \mu_n$, $\theta \in \Theta$, de densité $f(\theta, x^{(n)}) = d\mathbb{P}_\theta^n / d\mu_n$.
- Pour tester $H_0 : \theta \in \Theta_0$ contre $H_1 : \theta \in \Theta - \Theta_0$, le test du **rapport de vraisemblance** rejette H_0 lorsque la valeur du **rapport de vraisemblance généralisé**

$$\Lambda_n = \frac{\sup_{\theta \in \Theta_0} f(\theta, X^{(n)})}{\sup_{\theta \in \Theta} f(\theta, X^{(n)})}$$

est inférieure à un seuil.

- Lorsque les hypothèses H_0 , H_1 sont simples, ce test est U.P.P. .
- Pour des hypothèses composites, il n'y a en général aucun résultat d'optimalité, sauf dans des cas simples...

Exemple 1: t-test

- Soient $X^{(n)} = (X_1, \dots, X_n)$ un n -échantillon de $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.
- On teste l'hypothèse $H_0 : \mu = 0$ contre $H_1 : \mu \neq 0$.
- En posant $\theta = (\mu, \sigma^2)$,

$$\begin{aligned}\Lambda_n &= \frac{\sup_{\theta \in \Theta_0} (1/\sigma^n) \exp(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_i (X_i - \mu)^2)}{\sup_{\theta \in \Theta} (1/\sigma^n) \exp(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_i (X_i - \mu)^2)} \\ &= \left(\frac{\sum_i (X_i - \bar{X}_n)^2}{\sum_i X_i^2} \right)^{n/2}\end{aligned}$$

- **Résultat important:** Le t -test est un test de rapport de vraisemblance généralisé: $\Lambda_n < c$ est équivalent à $T_n^2 > k$ où

$$T_n = \frac{\sqrt{n}\bar{X}_n}{S_n} \quad \text{où} \quad S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_i (X_i - \bar{X}_n)^2.$$

est la t -statistique.

Preuve

$$\begin{aligned}
 T_n^2 &= \frac{n\bar{X}_n^2}{\frac{1}{n-1} \sum_i (X_i - \bar{X}_n)^2} \\
 &= \frac{\sum_i X_i^2 - \sum_i (X_i - \bar{X}_n)^2}{\frac{1}{n-1} \sum_i (X_i - \bar{X}_n)^2} \\
 &= \frac{(n-1) \sum_i X_i^2}{\sum_i (X_i - \bar{X}_n)^2} - (n-1) \\
 &= (n-1) \Lambda_n^{-2/n} - (n-1)
 \end{aligned}$$

ce qui montre que

$$\Lambda_n = \left(\frac{n-1}{T_n^2 + n-1} \right)^{n/2}$$

Distribution asymptotique

- Comme

$$\Lambda_n = \left(\frac{n-1}{T_n^2 + n-1} \right)^{n/2}$$

nous avons

$$\begin{aligned} -2 \log \Lambda_n &= n \log \left(1 + \frac{T_n^2}{n-1} \right) \\ &= n \left(\frac{T_n^2}{n-1} + o_p \left(\frac{T_n^2}{n-1} \right) \right) \end{aligned}$$

- Sous $H_0 : \theta = 0$, nous avons en utilisant le TCL $\sqrt{n}\bar{X}_n \xrightarrow{d}_{\mathbb{P}_0^n} \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ et Slutsky

$$T_n = \frac{\bar{X}_n}{S_n} \xrightarrow{d}_{\mathbb{P}_0^n} \mathcal{N}(0, 1).$$

- Par conséquent $-2 \log \Lambda_n \xrightarrow{d}_{\mathbb{P}_0^n} \chi_1^2$.

- résultat vrai en toute généralité...

Test du χ^2

- On suppose (X_1, \dots, X_n) n -échantillon multinomial d'un modèle multinomial.
- **Paramètre** $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_d) \in \mathcal{M}_d = \{(p_1, \dots, p_d), p_i \geq 0, \sum_{i=1}^d p_i = 1\}$.
- On considère le test bilatère de l'hypothèse nulle
 $H_0 : (p_1, \dots, p_d) = (q_1, \dots, q_d)$ contre l'alternative
 $H_1 : (p_1, \dots, p_d) \neq (q_1, \dots, q_d)$.
- **Idée:** Comparaison des fréquences empiriques

$$\hat{p}_{n,\ell} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{\{X_i=\ell\}} \quad \text{proche de } q_\ell, \quad \ell = 1, \dots, d ?$$

- Loi des grands nombres :

$$(\hat{p}_{n,1}, \dots, \hat{p}_{n,d}) \xrightarrow{\mathbb{P}_{\mathbf{p}}} (p_1, \dots, p_d) = \mathbf{p}.$$

- **Théorème central-limite ?**

$$\mathbf{U}_n(\mathbf{p}) = \sqrt{n} \left(\frac{\hat{p}_{n,1} - p_1}{\sqrt{p_1}}, \dots, \frac{\hat{p}_{n,d} - p_d}{\sqrt{p_d}} \right) \xrightarrow{d} \mathbb{P}_{\mathbf{p}} ?$$

- Composante par composante oui. **Convergence globale plus délicate.**

Statistique du Chi-deux

Proposition

Si les composantes de \mathbf{p} sont toutes non-nulles

- On a la *convergence en loi* sous $\mathbb{P}_{\mathbf{p}}$

$$\mathbf{U}_n(\mathbf{p}) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, V(\mathbf{p}))$$

avec $V(\mathbf{p}) = \text{Id}_d - \sqrt{\mathbf{p}}(\sqrt{\mathbf{p}})^T$ et $\sqrt{\mathbf{p}} = (\sqrt{p_1}, \dots, \sqrt{p_d})^T$.

- *De plus*

$$\|\mathbf{U}_n(\mathbf{p})\|^2 = n \sum_{\ell=1}^d \frac{(\hat{p}_{n,\ell} - p_\ell)^2}{p_\ell} \xrightarrow{d} \chi^2(d-1).$$

Preuve de la normalité asymptotique

- Pour $i = 1, \dots, n$ et $1 \leq \ell \leq d$, on pose

$$Y_{\ell}^i = \frac{1}{\sqrt{p_{\ell}}} (\mathbb{1}_{\{X_i = \ell\}} - p_{\ell}).$$

- Les vecteurs $\mathbf{Y}_i = (Y_1^i, \dots, Y_d^i)$ sont **indépendants et identiquement distribués** et

$$\mathbf{U}_n(\mathbf{p}) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n \mathbf{Y}_i,$$

$$\mathbb{E}_{\mathbf{p}} [Y_{\ell}^i] = 0, \mathbb{E}_{\mathbf{p}} [(Y_{\ell}^i)^2] = 1 - p_{\ell}, \mathbb{E}_{\mathbf{p}} [Y_{\ell}^i Y_{\ell'}^i] = -(p_{\ell} p_{\ell'})^{1/2}.$$

- On applique le TCL vectoriel.

Convergence de la norme au carré

- On a donc $\mathbf{U}_n(\mathbf{p}) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, V(\mathbf{p}))$.
- On a aussi

$$\begin{aligned}\|\mathbf{U}_n(\mathbf{p})\|^2 &\xrightarrow{d} \|\mathcal{N}(0, V(\mathbf{p}))\|^2 \\ &\sim \chi^2(\text{Rang}(V(\mathbf{p})))\end{aligned}$$

par **Cochran** : $V(\mathbf{p}) = \text{Id}_d - \sqrt{\mathbf{p}}(\sqrt{\mathbf{p}})^T$ est la projection orthogonale sur $\text{vect}\{\sqrt{\mathbf{p}}\}^\perp$ qui est de dimension $d - 1$.

Test des proportions pour une variable multinomiale

- Soit (X_1, \dots, X_n) un n -échantillon d'une loi multinomiale à d -instances
- On considère le test bilatère $H_0 : (p_1, \dots, p_d) = (q_1, \dots, q_d)$ contre $H_1 = (p_1, \dots, p_d) \neq (q_1, \dots, q_d)$
- Rapport de vraisemblance généralisé

$$\begin{aligned}\Lambda_n &= \frac{\prod_{i=1}^d q_i^{N_i}}{\max_{(p_1, \dots, p_d) \in \mathcal{M}_d} \prod_{i=1}^d p_i^{N_i}} \\ &= \prod_{i=1}^d \left(\frac{q_i n}{N_i} \right)^{N_i} = \prod_{i=1}^d (q_i / \hat{p}_{n,i})^{N_i}\end{aligned}$$

où $N_i = \sum_{j=1}^n \mathbb{1}_{\{X_j=i\}}$ et $\hat{p}_{n,i} = N_i/n$ les fréquences empiriques.

Distribution limite de $-2 \log \Lambda_n$

Nous avons

$$\begin{aligned}
 -2 \log \Lambda_n &= 2 \sum_{i=1}^d N_i \log(\hat{p}_{N,i} / q_i) \\
 &= 2n \sum_{i=1}^d (\hat{p}_{n,i} - q_i + q_i) \log \left(1 + \frac{\hat{p}_{n,i} - q_i}{q_i} \right) \\
 &= 2n \sum_{i=1}^d \frac{(\hat{p}_{n,i} - q_i)^2}{q_i} + 2n \sum_{i=1}^d q_i \left\{ \frac{(\hat{p}_{n,i} - q_i)}{q_i} - \frac{1}{2} \left(\frac{\hat{p}_{n,i} - q_i}{q_i} \right)^2 \right\} + o_{\mathbb{P}}(1) \\
 &= n \sum_{i=1}^d \frac{(\hat{p}_{n,i} - q_i)^2}{q_i}
 \end{aligned}$$

$$\text{car } \sum_{i=1}^d q_i (\hat{p}_{n,i} - q_i) / q_i = 0 \dots$$

$$-2 \log \Lambda_n \xrightarrow{d}_{\mathbb{P}} \chi^2(d-1)$$

Distribution asymptotique du test du rapport de vraisemblance

Théorème

On considère un n -échantillon (X_1, \dots, X_n) d'un modèle paramétrique régulier $(\mathbb{P}_\theta, \theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^d)$ et le test bilatéral de $H_0 : \theta = \theta_0$ contre $H_1 : \theta \neq \theta_0$. On a :

$$v(X_1, \dots, X_n) = \frac{\prod_{k=1}^n f(\theta_0; X_k)}{\sup_{\theta \in \Theta} \prod_{k=1}^n f(\theta, X_k)} = \frac{\prod_{k=1}^n f(\theta_0, X_k)}{\prod_{k=1}^n f(\hat{\theta}_n, X_k)}$$

Alors, sous H_0 , on a :

$$-2 \ln v(X_1, \dots, X_n) \xrightarrow{d_{\mathbb{P}_{\theta_0}^n}} \chi_d^2.$$

Donc le test déterministe dont la région critique est

$$W_\alpha = \{-2 \ln v(X_1, \dots, X_n) > z_{d, 1-\alpha}\}$$

est asymptotiquement de seuil α pour tester H_0 contre H_1 .

Elements de preuve

- On suppose que $d = 1$. On note $L_n(\theta)$ la log-vraisemblance

$$L_n(\theta) = \sum_{k=1}^n \log f(\theta, X_k).$$

- On effectue un développement à l'ordre 2 de la log-vraisemblance

$$L_n(\theta_0) = L_n(\hat{\theta}_n) + (\theta_0 - \hat{\theta}_n) \frac{\partial}{\partial \theta} L_n(\hat{\theta}_n) + \frac{1}{2} (\theta_0 - \hat{\theta}_n)^2 \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} L_n(\hat{\theta}'_n)$$

où $\theta'_n \in [\theta_0, \hat{\theta}_n]$

- Comme $\frac{\partial}{\partial \theta} L_n(\hat{\theta}_n)$, ceci implique

$$\begin{aligned} -2\{L_n(\theta_0) - L_n(\hat{\theta}_n)\} &= -(\theta_0 - \hat{\theta}_n)^2 \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} L_n(\theta'_n) \\ &= -\{\sqrt{n}(\theta_0 - \hat{\theta}_n)\}^2 \frac{1}{n} \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} L_n(\theta'_n) \end{aligned}$$

Elements de preuve

- L'estimateur du maximum de vraisemblance est asymptotiquement normal:
 $\sqrt{n}(\theta_0 - \hat{\theta}_n) \xrightarrow{d_{\mathbb{P}_{\theta_0}^n}} \mathcal{N}(0, I^{-1}(\theta_0))$, où $I(\theta)$ est l'information de Fisher
- Par la loi des grands nombres

$$n^{-1} \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} L_n(\theta'_n) = n^{-1} \sum_{k=1}^n \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} f(\theta'_n, X_k)$$

$$\xrightarrow{\mathbb{P}_{\theta_0}^n} -I(\theta_0)$$

- Par conséquent, $-2\{L_n(\theta_0) - L_n(\hat{\theta}_n)\} \xrightarrow{d_{\mathbb{P}_{\theta_0}^n}} \chi_1^2$

Le test de Wald : hypothèse nulle simple

- Situation la suite d'expériences $(X^n, \mathcal{X}^{\otimes n}, \{\mathbb{P}_\theta^n, \theta \in \Theta\})$ est engendrée par l'observation $Z^n = (X_1, \dots, X_n)$, $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$

- **Objectif** : Tester

$$H_0 : \theta = \theta_0 \quad \text{contre} \quad H_1 : \theta \neq \theta_0.$$

- **Hypothèse** : on dispose d'un estimateur $\hat{\theta}_n$ **asymptotiquement normal**

$$\boxed{\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, v(\theta))}$$

en loi sous \mathbb{P}_θ^n , $\forall \theta \in \Theta$, où $\theta \rightsquigarrow v(\theta) > 0$ est continue.

- On a **la convergence**

$$\sqrt{n} \frac{\hat{\theta}_n - \theta_0}{\sqrt{v(\hat{\theta}_n)}} \xrightarrow{d, \mathbb{P}_{\theta_0}^n} \mathcal{N}(0, 1).$$

Test de Wald (cont.)

- Remarque $\sqrt{v(\hat{\theta}_n)} \leftrightarrow \sqrt{v(\theta_0)}$ ou d'autres choix encore...

- On a aussi

$$T_n = n \frac{(\hat{\theta}_n - \theta_0)^2}{v(\hat{\theta}_n)} \xrightarrow{d} \mathbb{P}_{\theta_0}^n \chi^2(1).$$

- Soit $q_{1-\alpha,1}^{\chi^2} > 0$ tel que si $U \sim \chi^2(1)$, on a $\mathbb{P}[U > q_{1-\alpha,1}^{\chi^2}] = \alpha$. On choisit la zone de rejet

$$\mathcal{R}_{n,\alpha} = \{T_n \geq q_{1-\alpha,1}^{\chi^2}\}.$$

- Le test de zone de rejet $\mathcal{R}_{n,\alpha}$ s'appelle **Test de Wald de l'hypothèse simple** $\theta = \theta_0$ contre l'alternative $\theta \neq \theta_0$ basé sur $\hat{\theta}_n$.

Propriétés du test de Wald

Proposition

Le test de Wald de l'hypothèse simple $\theta = \theta_0$ contre l'alternative $\theta \neq \theta_0$ basé sur $\hat{\theta}_n$ est

- *asymptotiquement* de niveau α :

$$\mathbb{P}_{\theta_0}^n [\mathcal{R}_{n,\alpha}] \rightarrow \alpha.$$

- *convergent ou (consistant)*. Pour tout point $\theta \neq \theta_0$

$$\mathbb{P}_{\theta}^n [\mathcal{R}_{n,\alpha}^c] \rightarrow 0.$$

Preuve

- Test asymptotiquement de niveau α **par construction**.
- Contrôle de l'erreur de seconde espèce : Soit $\theta \neq \theta_0$. On a

$$T_n = \left(\sqrt{n} \frac{\hat{\theta}_n - \theta}{\sqrt{v(\hat{\theta}_n)}} + \sqrt{n} \frac{\theta - \theta_0}{\sqrt{v(\hat{\theta}_n)}} \right)^2$$

$$=: T_{n,1} + T_{n,2}.$$

On a $T_{n,1} \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, 1)$ sous \mathbb{P}_θ^n et

$$T_{n,2} \xrightarrow{\mathbb{P}_\theta^n} \pm\infty \text{ car } \theta \neq \theta_0$$

Donc $T_n \xrightarrow{\mathbb{P}_\theta^n} +\infty$, d'où le résultat.

- **Remarque** : si $\theta \neq \theta_0$ mais $|\theta - \theta_0| \lesssim 1/\sqrt{n}$, le raisonnement ne s'applique pas. Résultat **non uniforme en le paramètre**.

Test de Wald : cas vectoriel

- **Même contexte:** $\Theta \subset \mathbb{R}^d$ et on dispose d'un estimateur $\hat{\theta}_n$ asymptotiquement normal :

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, V(\theta))$$

où la matrice $V(\theta)$ est **définie positive** et continue en θ .

- On cherche à tester $H_0 : \theta = \theta_0$ contre $H_1 : \theta \neq \theta_0$.
- Sous \mathbb{P}_θ , la convergence $n^{1/2}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, V(\theta))$ implique que

$$V^{-1/2}(\theta)n^{1/2}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \text{Id}_d)$$

et donc que

$$n(\hat{\theta}_n - \theta)^T V^{-1}(\theta)(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{d} \chi^2(d).$$

Exemple: loi exponentielle

- **Hypothèse:** $\{X_i\}_{i=1}^n$, i.i.d. de loi exponentielle de paramètre $\theta \in \Theta = \mathbb{R}_+^*$.
- **log-vraisemblance**

$$\ell_n(\theta) = n^{-1} \sum_{i=1}^n \log f(\theta, X_i) = \log(\theta) - \theta \bar{X}_n$$

où $\bar{X}_n = n^{-1} \sum_{i=1}^n X_i$ est la moyenne empirique.

- Estimateur du MV: $\hat{\theta}_n = \bar{X}_n^{-1}$.
- **Modèle régulier**

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, I^{-1}(\theta))$$

où $I(\theta) = \theta^{-2}$ est l'**information de Fisher**

Exemple: test loi exponentielle

- **Test de Wald** de l'hypothèse $H_0 : \theta = \theta_0$ contre l'hypothèse $H_1 : \theta \neq \theta_0$.

$$n(\hat{\theta}_n - \theta_0)^2 I(\hat{\theta}_n) = n(1 - \theta_0 / \hat{\theta}_n)^2 \xrightarrow{d}_{\mathbb{P}_{\theta_0}} \chi^2_{1-\alpha,1}$$

- **Application numérique** $n = 100$, $\theta_0 = 0.5$,

Test de Wald: cas vectoriel

- Le test de Wald de l'hypothèse $H_0 : \theta = \theta_0$ contre $H_1 : \theta \neq \theta_0$ rejette H_0 si

$$n(\hat{\theta}_n - \theta_0)^T V^{-1}(\hat{\theta}_n)(\hat{\theta}_n - \theta_0) > q_{1-\alpha, d}^{\chi^2}$$

- On peut remplacer la matrice de covariance $V(\hat{\theta}_n)$ par $V(\theta_0)$ ou tout estimateur consistant de $V(\theta_0)$.

Test de Wald : hypothèse nulle composite

- **Même contexte:** $\Theta \subset \mathbb{R}^d$ et on dispose d'un estimateur $\hat{\theta}_n$ asymptotiquement normal : pour tout $\theta \in \Theta$,

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{d}_{\mathbb{P}_\theta^n} \mathcal{N}(0, V(\theta))$$

où la matrice $V(\theta)$ est **définie positive** et continue en θ .

- **But:** Tester $H_0 : \theta \in \Theta_0$ contre $H_1 : \theta \notin \Theta_0$, où

$$\Theta_0 = \{\theta \in \Theta, g(\theta) = 0\}$$

et

$$g : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^m$$

$(m \leq d)$ est régulière.

Test de Wald cont.

- **Hypothèse** : la différentielle (de matrice $J_g(\theta)$) de g est de rang maximal m en tout point de (l'intérieur) de Θ_0 .

Proposition

En tout point θ de l'intérieur de Θ_0 on a, en loi sous \mathbb{P}_θ^n (i.e. *sous l'hypothèse*) :

■

$$\sqrt{n}g(\hat{\theta}_n) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, J_g(\theta)V(\theta)J_g(\theta)^T),$$

■

$$T_n = ng(\hat{\theta}_n)^T \Sigma_g(\hat{\theta}_n)^{-1} g(\hat{\theta}_n) \xrightarrow{d} \chi^2(m)$$

où $\Sigma_g(\theta) = J_g(\theta)V(\theta)J_g(\theta)^T$.

- Preuve : méthode delta multidimensionnelle.

Test de Wald (fin)

Proposition

Sous les hypothèses précédentes, le test de zone de rejet

$$\mathcal{R}_{n,\alpha} = \{ T_n \geq q_{1-\alpha,m}^{\chi^2} \}$$

avec $\mathbb{P} [U > q_{1-\alpha,m}^{\chi^2}] = \alpha$ si $U \sim \chi^2(m)$ est

- *Asymptotiquement de niveau α en tout point θ de (l'intérieur) de Θ_0 :*

$$\mathbb{P}_{\theta}^n [\mathcal{R}_{n,\alpha}] \rightarrow \alpha.$$

- *Convergent : pour tout $\theta \notin \Theta_0$ on a*

$$\mathbb{P}_{\theta}^n [\mathcal{R}_{n,\alpha}^c] \rightarrow 0.$$

- C'est la même preuve qu'en dimension 1.

Test du score (Rao)

- Soit (X_1, \dots, X_n) un n -échantillon i.i.d. associé à un modèle statistique $(\mathbb{P}_\theta, \theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^d)$ **régulier**
- Pour $\theta \in \Theta$, le **score de Fisher** est donné par

$$\eta_\theta(x) = \nabla_\theta \log f(\theta, x)$$

- **Propriétés**

- Le score de Fisher est centré sous \mathbb{P}_θ ,

$$\mathbb{E}_\theta[\eta_\theta(X)] = 0, \quad \theta \in \Theta.$$

- La matrice de covariance du score de Fisher est égale à la **matrice d'Information de Fisher**

$$I(\theta) = \mathbb{E}_\theta \left[\eta_\theta(X) \eta_\theta(X)^T \right]$$

- **Conclusion** Pour tout $\theta \in \Theta$,

$$Z_n(\theta) = n^{-1/2} \sum_{i=1}^n \eta_\theta(X_i) \xrightarrow{d_{\mathbb{P}_\theta^n}} \mathcal{N}(0, I(\theta)).$$

Test de Rao

- Pour tester $H_0 : \theta = \theta_0$ contre $H_1 : \theta \neq \theta_0$, nous considérons la statistique de test

$$Z_n(\theta_0)^T I^{-1}(\theta_0) Z_n(\theta_0)$$

- Sous l'hypothèse nulle,

$$Z_n(\theta_0)^T I^{-1}(\theta_0) Z_n(\theta_0) \xrightarrow{d, \mathbb{P}_{\theta_0}^n} \chi^2(d)$$

et donc le test de Rao de rejet

$$Z_n(\theta_0)^T I^{-1}(\theta_0) Z_n(\theta_0) \geq q_{1-\alpha, d}^{\chi^2}$$

est asymptotiquement de niveau α .

Tests d'adéquation

- Situation On observe (pour simplifier) un n -échantillon de loi F inconnue

$$X_1, \dots, X_n \sim_{\text{i.i.d.}} F$$

- **Objectif** Tester

$$H_0 : F = F_0 \text{ contre } H_1 : F \neq F_0$$

où F_0 distribution donnée. Par exemple : F_0 **gaussienne centrée réduite**.

- Il est **très facile de construire un test asymptotiquement de niveau α** . Il suffit de trouver une statistique $\phi(X_1, \dots, X_n)$ de loi connue sous l'hypothèse de base.

Test d'adéquation : situation

■ Exemples : sous l'hypothèse

$$\phi_1(X_1, \dots, X_n) = \sqrt{n}\bar{X}_n \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

$$\phi_2(X_1, \dots, X_n) = \sqrt{n} \frac{\bar{X}_n}{S_n} \sim \text{Student}(n-1) \quad \text{avec } S_n = (n-1)^{-1} \sum_{k=1}^n (X_k - \bar{X}_n)^2$$

$$\phi_3(X_1, \dots, X_n) = (n-1)s_n^2 \sim \chi^2(n-1).$$

- Le problème est que ces tests **ont une faible puissance** : ils ne sont pas consistants.
- Pas exemple, si $F \neq$ gaussienne mais $\int_{\mathbb{R}} x dF(x) = 0$, $\int_{\mathbb{R}} x^2 dF(x) = 1$, alors

$$\mathbb{P}_F [\phi_1(X_1, \dots, X_n) \leq x] \rightarrow \int_{-\infty}^x e^{-u^2/2} \frac{du}{\sqrt{2\pi}}, \quad x \in \mathbb{R}.$$

(résultats analogues pour ϕ_2 et ϕ_3).

- La statistique de test ϕ_i **ne caractérise pas** la loi F_0 .

Test de Kolmogorov-Smirnov

- Rappel Si la fonction de répartition F est continue,

$$\sqrt{n} \sup_{x \in \mathbb{R}} |\hat{F}_n(x) - F(x)| \xrightarrow{d} \mathbb{B}$$

où la loi de \mathbb{B} ne dépend pas de F .

Proposition (Test de Kolmogorov-Smirnov)

Soit $q_{1-\alpha}^{\mathbb{B}}$ tel que $\mathbb{P} [\mathbb{B} > q_{1-\alpha}^{\mathbb{B}}] = \alpha$. Le test défini par la zone de rejet

$$\mathcal{R}_{n,\alpha} = \left\{ \sqrt{n} \sup_{x \in \mathbb{R}} |\hat{F}_n(x) - F_0(x)| \geq q_{1-\alpha}^{\mathbb{B}} \right\}$$

est *asymptotiquement de niveau α* : $\mathbb{P}_{F_0} [\mathcal{R}_{n,\alpha}] \rightarrow \alpha$ et *consistant* :

$$\forall F \neq F_0 : \mathbb{P}_F [\mathcal{R}_{n,\alpha}^c] \rightarrow 0.$$

Test du Chi-deux

- X variable **qualitative** : $X \in \{1, \dots, d\}$.

$$\mathbb{P}[X = \ell] = p_\ell, \ell = 1, \dots, d.$$

- La loi de X est caractérisée par $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_d)^T$.

- Notation

$$\mathcal{M}_d = \left\{ \mathbf{p} = (p_1, \dots, p_d)^T, \quad 0 \leq p_\ell, \sum_{\ell=1}^d p_\ell = 1 \right\}.$$

- **Objectif** $\mathbf{q} \in \mathcal{M}_d$ donnée. A partir d'un n -échantillon

$$X_1, \dots, X_n \sim_{\text{i.i.d.}} \mathbf{p},$$

tester $H_0 : \mathbf{p} = \mathbf{q}$ **contre** $H_1 : \mathbf{p} \neq \mathbf{q}$.

Test d'adéquation du χ^2

- distance du χ^2 :

$$\chi^2(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sum_{\ell=1}^d \frac{(p_{\ell} - q_{\ell})^2}{q_{\ell}}.$$

- Avec ces notations $\|\mathbf{U}_n(\mathbf{p})\|^2 = n\chi^2(\hat{\mathbf{p}}_n, \mathbf{p})$.

Proposition

Pour $\mathbf{q} \in \mathcal{M}_d$ le test simple défini par la zone de rejet

$$\mathcal{R}_{n,\alpha} = \{n\chi^2(\hat{\mathbf{p}}_n, \mathbf{q}) \geq q_{1-\alpha, d-1}^{\chi^2}\}$$

où $\mathbb{P}[U > q_{1-\alpha, d-1}^{\chi^2}] = \alpha$ si $U \sim \chi^2(d-1)$ est *asymptotiquement de niveau α et consistant* pour tester

$$H_0 : \mathbf{p} = \mathbf{q} \quad \text{contre} \quad H_1 : \mathbf{p} \neq \mathbf{q}.$$

Exemple de mise en oeuvre : expérience de Mendel

- Soit $d = 4$ et

$$\mathbf{q} = \left(\frac{9}{16}, \frac{3}{16}, \frac{3}{16}, \frac{1}{16} \right).$$

- Répartition observée : $n = 556$

$$\hat{\mathbf{p}}_{556} = \frac{1}{556} (315, 101, 108, 32).$$

- Calcul de la statistique du χ^2

$$556 \times \chi^2(\hat{\mathbf{p}}_{556}, \mathbf{q}) = 0,47.$$

- On a $q_{95\%,3} = 0,7815$.
- **Conclusion** : Puisque $0,47 < 0,7815$, on accepte l'hypothèse $\mathbf{p} = \mathbf{q}$ au niveau $\alpha = 5\%$.