

Méthodes d'estimation : Examen Final

mai 2013

Enseignants : Mme Mallek et M. Rammeh

Durée : 1 heure 30mn

**Exercice 1** Soit  $(X_1, \dots, X_n)$  un  $n$ -échantillon de loi  $\mathcal{N}(\theta, \theta)$ ,  $\theta > 0$ .

1. Ecrire la fonction de vraisemblance associée à l'échantillon.
2. Déterminer  $\hat{\theta}_n^{M.M.}$ , l'estimateur de  $\theta$  par la méthode des moments déterminé à partir de  $E_\theta(X^2)$ .
3. Donner sa distribution asymptotique (c-à-d: Etudier le comportement asymptotique de l'estimateur).  
(Indication :  $\text{Var}(X^2) = \theta^4 + 6\theta^3 + 4\theta^2 + \theta$ ).
4. Vérifier que le modèle appartient à la famille exponentielle.
5. Proposer une statistique exhaustive pour  $\theta$ .
6. Démontrer que  $\hat{\theta}_n^{MV}$ , l'estimateur du maximum de vraisemblance de  $\theta$ , est identique à  $\hat{\theta}_n^{M.M.}$ .
7. Calculer l'information de Fisher du modèle.

**Exercice 2** On dispose d'un  $n$ -échantillon issu d'une loi uniforme  $\mathcal{U}_{[0, e^\theta]}$ . On cherche à estimer  $\theta \in \mathbb{R}$ .

1. Proposer une statistique exhaustive pour le modèle. (Pour toute la suite, on supposera cette statistique complète).
2. Prouver que l'estimateur du maximum de vraisemblance de  $\theta$  a pour expression  $\hat{\theta}_n^{MV} = \ln \max X_i$ .
3. Déterminer sa densité et vérifier qu'il est biaisé.
4. Construire à partir de  $\hat{\theta}_n^{MV}$  un nouvel estimateur sans biais  $T_n$  dont on déterminera la variance.
5. On se propose maintenant de construire un intervalle de confiance pour  $\theta$ . Montrer que  $Z = n(\theta - \ln \max X_i)$  est une statistique pivotale (on utilisera la fonction de répartition de  $\hat{\theta}_n^{MV}$ ). En déduire un intervalle de confiance pour  $\theta$  de niveau de confiance  $1 - \alpha$ .
6. **Facultatif:** Vérifier que  $T_n$  est une statistique exhaustive pour  $\theta$ .
7. **Facultatif:** Montrer que  $T_n$  est un estimateur sans biais de variance minimale. Est-il efficace? Justifier.

**Correction Exercice 1 :**

$$1. \mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = \exp \left[ -\frac{1}{2\theta} \sum_{i=1}^n (x_i - \theta)^2 - \frac{n}{2} \ln 2\pi\theta \right] \quad \theta > 0.$$

$$2. E_{\theta}(X^2) = \theta + \theta^2 \iff \theta^2 + \theta - \mu_2 = 0.$$

$$\Delta = 1 + 4\mu_2 \quad \theta_1 = \frac{-1 - \sqrt{1+4\mu_2}}{2} < 0 \text{ rejetée}$$

$$\theta_2 = \frac{-1 + \sqrt{1+4\mu_2}}{2} = -\frac{1}{2} + \sqrt{\frac{1}{4} + \mu_2}.$$

$$\overbrace{E_{\theta}(X^2)}^{E_{\theta}[g(X)]} = \overbrace{\theta + \theta^2}^{h(\theta)} \iff \theta = h^{-1}(E_{\theta}(X^2)).$$

$$\text{Donc } \hat{\theta}^M = h^{-1}\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2\right) = -\frac{1}{2} + \sqrt{\frac{1}{4} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2}.$$

$$3. h : \theta \longmapsto \theta^2 + \theta, h \text{ est de classe } C^1 \text{ et } \frac{\partial h}{\partial \theta} = 2\theta + 1 > 0.$$

$$\text{Var}[g(X)] = \text{Var}(X^2) = \theta^4 + 6\theta^3 + 4\theta^2 + \theta.$$

$$\text{Donc } \sqrt{n}(\hat{\theta}^M - \theta) \xrightarrow{\text{Loi}} \mathcal{N}\left(0, \left(\frac{1}{h'(\theta)}\right)^2 \text{Var}(g(X))\right)$$

$$\text{Finalement, } \sqrt{n}(\hat{\theta}^M - \theta) \xrightarrow{\text{Loi}} \mathcal{N}\left(0, \frac{\theta^4 + 6\theta^3 + 4\theta^2 + \theta}{(2\theta + 1)^2}\right)$$

$$4. \mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = \exp \left[ -\frac{1}{2\theta} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{n}{2}(\theta + \ln \theta) + \sum_{i=1}^n x_i - \frac{n}{2} \ln 2\pi \right]$$

Le modèle appartient à la famille exponentielle à un paramètre avec  $c(\theta) = -\frac{1}{2\theta}$ ,

$$d(\theta) = -\frac{n}{2}(\theta + \ln \theta), T(\underline{x}) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \text{ et } S(\underline{x}) = \sum_{i=1}^n x_i - \frac{n}{2} \ln 2\pi. A^n = \mathbb{R}^{\times} \text{ indépendant de } \theta.$$

$$5. T(\underline{X}) = \sum_{i=1}^n X_i^2 \text{ est la statistique exhaustive complète associée à la famille exponentielle } \mathcal{L}$$

$$6. \mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = \exp \left[ -\frac{1}{2\theta} \sum_{i=1}^n (x_i - \theta)^2 - \frac{n}{2} \ln 2\pi\theta \right]$$

$$\mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = \exp \left[ -\frac{1}{2\theta} \sum_{i=1}^n x_i^2 + \sum_{i=1}^n x_i - \frac{n\theta}{2} - \frac{n}{2} \ln \theta - \frac{n}{2} \ln 2\pi \right] \quad \lambda > 0.$$

Il s'agit d'une famille exponentielle où  $\Theta = \mathbb{R}_+^*$  est un ouvert. De plus,  $c : \theta \longmapsto -\frac{1}{2\theta}$  est injective et de classe  $C^2$  et

$d : \theta \longmapsto -\frac{n}{2}(\theta + \ln \theta)$  est de classe  $C^2$ . Aussi, l'emv, s'il existe, est solution de l'équation  $E_{\theta}(T(\underline{X})) = T(\underline{x})$ .

$$E_{\theta}(T(\underline{X})) = E_{\theta}\left(\sum_{i=1}^n X_i^2\right) = nE_{\theta}(X^2) = n(\theta + \theta^2) = n\theta(1 + \theta).$$

$$E_{\theta}(T(\underline{X})) = T(\underline{x}) \iff \sum_{i=1}^n x_i^2 = n\theta(1 + \theta).$$

$$n\theta^2 + n\theta - \sum_{i=1}^n x_i^2 = 0$$

$$\Delta = n^2 + 4n \sum_{i=1}^n x_i^2 = \left[ 2n \sqrt{\frac{1}{4} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right]^2 > 0$$

$$\theta_1 = \frac{-n - 2n \sqrt{\frac{1}{4} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}}{2n} < 0 \quad \text{rejetée}$$

$$\theta_2 = \frac{-n + 2n \sqrt{\frac{1}{4} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}}{2n} = -\frac{1}{2} + \sqrt{\frac{1}{4} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}$$

$$\text{Donc } \hat{\theta}^{MV} = \hat{\theta}^M$$

7. Comme le modèle appartient à la famille exponentielle, les 3 hypothèses sont valides.

$$I_n(\theta) = -E \left[ \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \ln \mathcal{L}(\underline{x}, \theta) \right]$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \ln \mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = \frac{1}{2\theta^2} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{n}{2} \left( 1 + \frac{1}{\theta} \right)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \ln \mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = -\frac{1}{\theta^3} \sum_{i=1}^n x_i^2 + \frac{n}{2\theta^2}$$

$$I_n(\theta) = -E \left[ -\frac{1}{\theta^3} \sum_{i=1}^n X_i^2 + \frac{n}{2\theta^2} \right] = E \left[ \frac{1}{\theta^3} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \frac{n}{2\theta^2} \right] = \frac{n}{\theta^3} E[X^2] - \frac{n}{2\theta^2}$$

$$I_n(\theta) = \frac{n}{\theta^3} (\theta + \theta^2) - \frac{n}{2\theta^2} = \frac{n}{2\theta^2} + \frac{n}{\theta} = \frac{n(1+2\theta)}{2\theta^2}.$$

$$BCR(\theta^2) = \frac{(\psi'(\theta))^2}{I_n(\theta)} = \frac{\left( \frac{1}{2\sqrt{\theta}} \right)^2}{n(1+2\theta)} (2\theta)^2 = \frac{\theta}{n(1+2\theta)}.$$

**Correction Exercice 2**  $X \rightsquigarrow \mathcal{U}_{[0, e^\theta]}$   $f_X(x, \theta) = \frac{1}{e^\theta} \mathbb{1}_{[0, e^\theta]}(x) = e^{-\theta} \mathbb{1}_{[0, e^\theta]}(x).$

$$1. \mathcal{L}(\underline{x}, \theta) = e^{-n\theta} \mathbb{1}_{\{\max x_i < e^\theta\}} \mathbb{1}_{\{\min x_i > 0\}} = e^{-n\theta} \mathbb{1}_{\{\ln \max x_i < \theta\}} \mathbb{1}_{\{\min x_i > 0\}}.$$

D'après le théorème de factorisation,  $T(\underline{X}) = \max X_i$  est exhaustive.

2.  $\mathcal{L}(\underline{x}, \theta)$  est une fonction strictement décroissante en  $\theta$ . Ainsi, sur l'intervalle  $[\ln \max x_i, +\infty[$ , elle atteint son maximum en  $\hat{\theta}_n^{MV} = \ln \max X_i$ .

$$3. F_{\hat{\theta}_n^{MV}}(x) = P_\theta [\hat{\theta}_n^{MV} < x] = P_\theta [\max X_i < \exp x] = [F_X(\exp x)]^n$$

$$F_X(x) = xe^{-\theta} \mathbb{1}_{[0, e^\theta]}(x) + \mathbb{1}_{]e^\theta, +\infty[}(x)$$

$$F_{\hat{\theta}_n^{MV}}(x) = [\exp x e^{-\theta}]^n \mathbb{1}_{[0, e^\theta]}(\exp x) + \mathbb{1}_{]e^\theta, +\infty[}(\exp x)$$

$$F_{\hat{\theta}_n^{MV}}(x) = \exp n(x - \theta) \mathbb{1}_{]-\infty, \theta]}(x) + \mathbb{1}_{] \theta, +\infty[}(x)$$

$$f_{\hat{\theta}_n^{MV}}(x) = n \exp n(x - \theta) \mathbb{1}_{]-\infty, \theta]}(x).$$

$$E_{\theta} \left[ \hat{\theta}_n^{MV} \right] = \int_{-\infty}^{\theta} nx \exp n(x - \theta) dx = e^{-n\theta} [x e^{nx}]_{-\infty}^{\theta} - e^{-n\theta} \int_{-\infty}^{\theta} \exp nx dx$$

$$E_{\theta} \left[ \hat{\theta}_n^{MV} \right] = e^{-n\theta} (\theta e^{n\theta}) - e^{-n\theta} \frac{1}{n} e^{n\theta} = \theta - \frac{1}{n} \neq \theta$$

$\hat{\theta}_n^{MV}$  est donc biaisé.

$$4. \text{ Soit } T_n = \hat{\theta}_n^{MV} + \frac{1}{n} = \ln \max X_i + \frac{1}{n} \quad E_{\theta} [T_n] = \theta$$

$$Var [T_n] = Var \left[ \hat{\theta}_n^{MV} \right] = \int_{-\infty}^{\theta} nx^2 \exp n(x - \theta) dx - \left( \theta - \frac{1}{n} \right)^2$$

$$Var [T_n] = e^{-n\theta} [x^2 e^{nx}]_{-\infty}^{\theta} - e^{-n\theta} \int_{-\infty}^{\theta} 2x \exp nx dx - \left( \theta - \frac{1}{n} \right)^2$$

$$Var [T_n] = e^{-n\theta} (\theta^2 e^{n\theta}) - 2e^{-n\theta} \left( \left[ \frac{1}{n} x e^{nx} \right]_{-\infty}^{\theta} - \int_{-\infty}^{\theta} \frac{1}{n} \exp nx dx \right) - \left( \theta - \frac{1}{n} \right)^2$$

$$Var [T_n] = \theta^2 - 2 \left( \frac{1}{n} \theta - \frac{1}{n^2} \right) - \left( \theta - \frac{1}{n} \right)^2 = \frac{1}{n^2}$$

$$5. Z = n(\theta - \ln \max X_i)$$

$$F_Z(z) = P_{\theta} [n(\theta - \ln \max X_i) < z] = P_{\theta} [\ln \max X_i > \theta - \frac{1}{n} z]$$

$$F_Z(z) = 1 - F_{\hat{\theta}_n^{MV}} \left( \theta - \frac{1}{n} z \right)$$

$$F_Z(z) = 1 - \exp(-z) \mathbb{1}_{\{z > 0\}} \quad Z \rightsquigarrow \mathcal{E}(1).$$

La loi de  $Z$  est indépendante de  $\theta$  alors que cette statistique s'exprime en fonction de  $\theta$ ; elle est donc pivotale.

La loi exponentielle étant unimodale, on suppose  $0.05 < 2 \min(F_Z(x^*), 1 - F_Z(x^*))$ . Ainsi,  $\beta = \frac{\alpha}{2}$  correspond à l'intervalle de dispersion optimal.

$$P[F_Z^{-1}(0.025) < n(\theta - \ln \max X_i) < F_Z^{-1}(0.975)] = 0.95$$

$$P[\ln \max X_i + \frac{1}{n} F_Z^{-1}(0.025) < \theta < \ln \max X_i + \frac{1}{n} F_Z^{-1}(0.975)] = 0.95$$

$$IC_{0.95}(\theta) = [\ln \max X_i + \frac{1}{n} F_Z^{-1}(0.025) ; \ln \max X_i + \frac{1}{n} F_Z^{-1}(0.975)]$$

$$F_Z(z) = 1 - \exp(-z) \quad F_Z^{-1}(u) = -\ln(1 - u)$$

$$IC_{0.95}(\theta) = [\ln \max X_i - \frac{1}{n} \ln(0.975) ; \ln \max X_i - \frac{1}{n} \ln(0.025)]$$

$$6. T_n = \ln \max X_i + \frac{1}{n}$$

Il s'agit d'une transformée strictement monotone d'une statistique exhaustive, elle est donc exhaustive.

$$7. T_n = \ln \max X_i + \frac{1}{n}; T_n \text{ est sans biais de } \theta \text{ avec } \theta \text{ finie. } T(\underline{X}) = \max X_i \text{ est exhaustive complète. D'après Lehman Scheffe, } E_{\theta} [T_n \setminus T(\underline{X})] \text{ est uvmb. Or } \hat{\theta}_2 = \ln \max X_i + \frac{1}{n} = \ln T(\underline{X}) + \frac{1}{n}.$$

Donc  $T_n = E_{\theta} [T_n \setminus T(\underline{X})]$  est uvmb de  $\theta$ .

Cet estimateur ne peut être efficace car il n'existe pas d'estimateur efficace, l'env étant biaisé.