

## **Exercice 1**

Soit  $X_1, X_2, \cdots, X_n$  un échantillon de taille n avec densité  $f_{\theta}(x) = \frac{1+\theta x}{2}\chi_{[-1,1]}(x)$ , où  $\theta \in [-1,1]$  est inconnu. Écrire  $Y_i = \chi_{[0,1]}(X_i)$  pour tout  $i \in \{1,2,\cdots,n\}$ . Estimer  $\theta$  par la méthode des moments utilisant  $\{X_i\}_{i=1}^n$  et calculer l'écart quadratique moyenne. Proposez un autre estimateur de  $\theta$  qui améliore cet écart quadratique moyenne. Répétez les mêmes tâches utilisant  $\{Y_i\}_{i=1}^n$  et pas  $\{X_i\}_{i=1}^n$ .

**Solution** Écrire  $\hat{\theta_x}$  et  $\hat{\theta_y}$  pour les estimateurs de  $\theta$  utilisant la méthode de moments basés sur  $\{X_i\}_{i=1}^n$  et  $\{Y_i\}_{i=1}^n$  respectivement. Comme  $\mathbb{E}[X_1] = \frac{\theta}{3}$  et  $\mathbb{E}[Y_1] = \frac{1}{2} + \frac{\theta}{4}$ , on a  $\hat{\theta_x} = \frac{3}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ ,  $\hat{\theta_y} = \frac{4}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - 2$ . Alors:

$$\mathbb{E}\left[(\hat{\theta}_x - \theta)^2\right] = \mathbb{E}\left[\frac{9}{n^2} \sum_{i=1}^n X_i^2 + \frac{9 \times 2}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{i-1} X_i X_j + \theta^2 - \frac{6\theta}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right]$$
$$= \frac{9}{n} \frac{1}{3} + \frac{18}{n^2} \frac{n(n-1)}{2} \left(\frac{\theta}{3}\right)^2 + \theta^2 - 6\theta \frac{\theta}{3} = \frac{3}{n} - \frac{\theta^2}{n}$$

Ici on utilise le fait que  $\mathbb{E}[X_1^2] = \frac{1}{3}$ . Ensuite :

$$\mathbb{E}\left[(\hat{\theta}_y - \theta)^2\right] = \mathbb{E}\left[\frac{16}{n^2} \sum_{i=1}^n Y_i^2 + \frac{16 \times 2}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{i-1} Y_i Y_j + \theta^2 + 4 - \frac{16}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - \frac{8\theta}{n} \sum_{i=1}^n Y_i + 4\theta\right]$$

$$= \frac{16}{n} \left(\frac{1}{2} + \frac{\theta}{4}\right) + \frac{32}{n^2} \frac{n(n-1)}{2} \left(\frac{1}{2} + \frac{\theta}{4}\right)^2 + \theta^2 + 4 - 16 \left(\frac{1}{2} + \frac{\theta}{4}\right) - 8\theta \left(\frac{1}{2} + \frac{\theta}{4}\right) + 4\theta = \frac{4}{n} - \frac{\theta^2}{n}$$

Pour améliorer les écarts quadratique moyen, on propose des nouveaux estimateurs  $\hat{\theta}_x^{adj}$  et  $\hat{\theta}_y^{adj}$  comme suit :

$$\hat{\theta}_{x}^{adj} = \left(\frac{3}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{i}\right)X_{i}\chi_{[-1,1]}\left(\frac{3}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{i}\right) + \chi_{(1,\infty)}\left(\frac{3}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{i}\right) - \chi_{(-\infty,-1)}\left(\frac{3}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{i}\right)$$

$$\hat{\theta}_{y}^{adj} = \left(\frac{4}{n}\sum_{i=1}^{n}Y_{i} - 2\right)\chi_{[-1,1]}\left(\frac{4}{n}\sum_{i=1}^{n}Y_{i} - 2\right) + \chi_{(1,\infty)}\left(\frac{4}{n}\sum_{i=1}^{n}Y_{i} - 2\right) - \chi_{(-\infty,-1)}\left(\frac{4}{n}\sum_{i=1}^{n}Y_{i} - 2\right)$$

Alors:

$$\mathbb{E}\left[(\hat{\theta}_x^{adj} - \theta)^2\right] = \mathbb{E}\left[(\hat{\theta}_x - \theta)^2; \left\{\hat{\theta}_x \in [-1, 1]\right\}\right] + \mathbb{E}\left[(1 - \theta)^2; \left\{\hat{\theta}_x > 1\right\}\right] + \mathbb{E}\left[(-1 - \theta)^2; \left\{\hat{\theta}_x > 1\right\}\right] \\ < \mathbb{E}\left[(\hat{\theta}_x - \theta)^2; \left\{\hat{\theta}_x \in [-1, 1]\right\}\right] + \mathbb{E}\left[(\hat{\theta}_x - \theta)^2; \left\{\hat{\theta}_x > 1\right\}\right] + \mathbb{E}\left[(\hat{\theta}_x - \theta)^2; \left\{\hat{\theta}_x > 1\right\}\right] = \mathbb{E}\left[(\hat{\theta}_x - \theta)^2\right]$$

On souligne que l'inégalité est stricte parce que les ensembles  $\left\{\hat{\theta}_x>1\right\}$  et  $\left\{\hat{\theta}_x<-1\right\}$  ont mesures positives. Alors,  $\hat{\theta}_x^{adj}$  améliore l'écart quadratique moyen de  $\hat{\theta}_x$ . Changer tout x à y, on montre que  $\hat{\theta}_y^{adj}$  améliore l'écart quadratique moyen de  $\hat{\theta}_y$ . Les démonstrations sont complètes. ////

## **Exercice 2**

On a un échantillon de taille 2 de Cauchy $(\theta, 1)$ , où le centre  $\theta \in \mathbb{R}$  est inconnu. Estimer  $\theta$  selon la méthode du maximum de vraisemblance.

**Solution** Étant observé  $x_1$  et  $x_2$ , la fonction de vraisemblance  $L: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$  définie par, pour tout  $\theta \in \mathbb{R}$ :

$$L(\theta) = \frac{1}{\pi^2} \frac{1}{1 + (x_1 - \theta)^2} \frac{1}{1 + (x_2 - \theta)^2}$$

Définir  $\eta = \theta - \frac{x_1 + x_2}{2}$  et  $y = \frac{x_1}{2} - \frac{x_2}{2}$ . Il s'agit de minimiser le dénominateur parmi tout  $\eta \in \mathbb{R}$ , qui est :

$$\pi^2 \left[ (\eta^2 + 1 - y^2)^2 - (1 - y^2)^2 + (y^2 + 1)^2 \right]^2$$

Si  $y^2 \geqslant 1$ , on voit immédiatement que  $\eta = \pm \sqrt{y^2 - 1}$  est le minimum global. Si  $y^2 < 1$ , le développement de dénominateur est un polynôme de  $\eta^2$  avec des coefficients positifs et  $\eta = 0$  est le minimum global. Alors, l'estimateur de maximum de vraisemblance de  $\theta$ ,  $\hat{\theta}$ , est :

$$\hat{\theta} = \begin{cases} \frac{x_1 + x_2}{2} & \left(\frac{x_1 - x_2}{2}\right)^2 \leqslant 1\\ \sqrt{\left[\frac{x_1 - x_2}{2}\right]^2 - 1} + \frac{x_1 + x_2}{2} \text{ou} - \sqrt{\left[\frac{x_1 - x_2}{2}\right]^2 - 1} + \frac{x_1 + x_2}{2} & \left(\frac{x_1 - x_2}{2}\right)^2 > 1 \end{cases}$$

Le calcul est complet. ////

## **Exercice 3**

Soit  $g: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$  une fonction continue et décroissante. On suppose que toutes les fonctions  $f_{\theta}: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ , où  $\theta \in \mathbb{R}$ , définies par  $f_{\theta}(x) = g(|x - \theta|)$  sont densités de probabilité. Soit  $x_1, x_2, \cdots, x_n$  un échantillon de taille n avec densité  $f_{\theta}$ , où  $\theta \in \mathbb{R}$  est inconnu. Écrire  $x_{(1)} \leqslant \cdots \leqslant x_{(n)}$  pour les statistiques d'ordre. Montrez que l'estimateur de maximum de vraisemblance de  $\theta$  existe et se trouve dans l'intervalle  $[x_{(1)}, x_{(n)}]$ .

**Solution** Écrire  $L(\theta) = \prod_{i=1}^n g(|x_i - \theta|)$ . Comme  $[x_{(1)}, x_{(n)}]$  est compacte et compositions de fonctions continues sont continues, on voit que  $\arg\max_{\theta \in [x_{(1)}, x_{(n)}]} L(\theta) \neq \emptyset$ . Tout  $\hat{\theta} \in \arg\max_{\theta \in [x_{(1)}, x_{(n)}]} L(\theta)$  est un estimateur de maximum de vraisemblance de  $\theta$  parce que  $L(\theta) \leqslant L(x_{(1)})$  pour tout  $\theta < x_{(1)}$  et  $L(\theta) \leqslant L(x_{(n)})$  pour tout  $\theta > x_{(n)}$ .  $\| \| \|$