

Université d'Orléans - Licence Economie et Gestion

Statistique Mathématique

C. Hurlin. Correction Examen Novembre 2011

Exercice 1 *Maximum de Vraisemblance. Barème 12 points*

Question 1 (2 points) On sait que les variables $\{X_1, \dots, X_N\}$ sont *i.i.d.* de même loi que X . Dès lors, on a :

$$\begin{aligned}\ln L(X_1, \dots, X_N; \sigma^2) &= \sum_{i=1}^N \ln f_X(X_i; \sigma^2) \\ &= \prod_{i=1}^N \left(-\frac{X_i^2}{2\sigma^2} \right) + \ln(X_i) - \ln(\sigma^2) \quad 0.5 \text{ point}\end{aligned} \quad (1)$$

Dès lors, la log-vraisemblance associée au N -échantillon $\{X_1, \dots, X_N\}$ s'écrit :

$$\ln L(X_1, \dots, X_N; \sigma^2) = -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N X_i^2 + \sum_{i=1}^N \ln(X_i) - N \ln(\sigma^2) \quad (1.5 \text{ point}) \quad (2)$$

Question 2 (2 points) Soit $\hat{\sigma}_{MV}^2$ l'estimateur du maximum de vraisemblance du paramètre σ^2 . Ce dernier vérifie :

$$\hat{\sigma}_{MV} = \text{Arg max } L(X_1, \dots, X_N; \sigma)$$

On en déduit la CN :

$$\left. \frac{\partial \ln L(X_1, \dots, X_N; \sigma^2)}{\partial \sigma^2} \right|_{\hat{\sigma}_{MV}^2} = \frac{1}{2\hat{\sigma}_{MV}^4} \sum_{i=1}^N X_i^2 - \frac{N}{\hat{\sigma}_{MV}^2} = 0 \quad (0.5 \text{ point}) \quad (3)$$

D'où l'on tire que :

$$\frac{1}{2\hat{\sigma}_{MV}^4} \sum_{i=1}^N X_i^2 = \frac{N}{\hat{\sigma}_{MV}^2}$$

et finalement :

$$\hat{\sigma}_{MV}^2 = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N X_i^2 \quad (0.5 \text{ point}) \quad (4)$$

On vérifie la CS :

$$\begin{aligned}\left. \frac{\partial^2 \ln L(X_1, \dots, X_N; \sigma^2)}{\partial \sigma^4} \right|_{\hat{\sigma}_{MV}^2} &= -\frac{1}{\hat{\sigma}_{MV}^6} \sum_{i=1}^N X_i^2 + \frac{N}{\hat{\sigma}_{MV}^4} \\ &= \frac{1}{\hat{\sigma}_{MV}^6} \left(-\sum_{i=1}^N X_i^2 + \hat{\sigma}_{MV}^2 N \right)\end{aligned} \quad (5)$$

Or, nous savons que $\hat{\sigma}_{MV}^2 = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N X_i^2$. Dès lors, il vient :

$$\begin{aligned} \left. \frac{\partial^2 \ln L(X_1, \dots, X_N; \sigma^2)}{\partial \sigma^4} \right|_{\hat{\sigma}_{MV}^2} &= \frac{1}{\hat{\sigma}_{MV}^6} \left(-\sum_{i=1}^N X_i^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N X_i^2 \right) \\ &= -\frac{1}{2\hat{\sigma}_{MV}^6} \sum_{i=1}^N X_i^2 < 0 \quad (1 \text{ point}) \end{aligned} \quad (6)$$

Question 3 (1 point) On sait que

$$E(X) = \sigma \sqrt{\frac{\pi}{2}} \quad V(X) = \left(\frac{4 - \pi}{2} \right) \sigma^2 \quad (7)$$

Or puisque $V(X) = E(X^2) - E(X)^2$, on a :

$$\begin{aligned} E(X^2) &= V(X) + E(X)^2 \\ &= \left(\frac{4 - \pi}{2} \right) \sigma^2 + \frac{\pi}{2} \sigma^2 \\ &= 2\sigma^2 \quad (1 \text{ point}) \end{aligned} \quad (8)$$

Question 4 (1 point) Calculons $E(\hat{\sigma}_{MV}^2)$:

$$E(\hat{\sigma}_{MV}^2) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N E(X_i^2) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N E(X^2) = \frac{E(X^2)}{2} \quad (0.5 \text{ point}) \quad (9)$$

Sachant que $E(X_i^2) = 2\sigma^2$, on a :

$$E(\hat{\sigma}_{MV}^2) = \sigma^2 \quad (0.5 \text{ point}) \quad (10)$$

L'estimateur $\hat{\sigma}_{MV}^2$ est sans biais.

Question 5 (1 point) On admet que $V(X^2) = 4\sigma^4$. Dès lors, puisque les X_i sont *i.i.d.* de même loi que X , il vient :

$$V(\hat{\sigma}_{MV}^2) = \frac{1}{4N^2} V\left(\sum_{i=1}^N (X_i^2)\right) = \frac{1}{4N^2} \sum_{i=1}^N V(X^2) = \frac{V(X^2)}{4N} \quad 0.5 \text{ point} \quad (11)$$

D'où l'on tire que :

$$V(\hat{\sigma}_{MV}^2) = \frac{\sigma^4}{N} \quad 0.5 \text{ point} \quad (12)$$

Question 6 (1 point) Par conséquent :

$$\lim V(\hat{\sigma}_{MV}^2) = \lim \frac{\sigma^4}{N} = 0 \quad \text{lorsque } N \rightarrow \infty \quad 0.5 \text{ point} \quad (13)$$

Sachant que par ailleurs $E(\hat{\sigma}_{MV}^2) = \sigma^2$, on en déduit que $\hat{\sigma}_{MV}^2$ est un estimateur convergent de σ^2 :

$$\hat{\sigma}_{MV}^2 \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{p} \sigma^2 \quad 0.5 \text{ point} \quad (14)$$

L'estimateur $\hat{\sigma}_{MV}^2$ est convergent en probabilité.

Question 7 (2 points) On admet que :

$$\frac{\partial^2 \ln L (X_1, \dots, X_N; \sigma^2)}{\partial \sigma^4} = -\frac{1}{2\sigma^6} \sum_{i=1}^N X_i^2 \quad (15)$$

Dès la borne la quantité d'information Fisher vaut :

$$\begin{aligned} I_N (\sigma^2) &= E \left[-\frac{\partial^2 \ln L (X_1, \dots, X_N; \sigma^2)}{\partial \sigma^4} \right] \\ &= \frac{1}{2\sigma^6} \sum_{i=1}^N E (X_i^2) \\ &= \frac{N2\sigma^2}{2\sigma^6} \\ &= \frac{N}{\sigma^4} \quad \text{1 point} \end{aligned} \quad (16)$$

Dès lors,

$$V (\hat{\sigma}_{MV}^2) = \frac{1}{I_N (\sigma^2)} = \frac{\sigma^4}{N} \quad \text{0.5 point}$$

L'estimateur du maximum de vraisemblance $\hat{\sigma}_{MV}^2$ est efficace au sens de la borne FDCR

Question 8 (2 points) D'après le TCL, la loi asymptotique de de la quantité $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2$

$$\sqrt{N} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2 - E (X^2) \right) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{d} N (0, V (X^2)) \quad (17)$$

$$\iff \sqrt{N} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2 - 2\sigma^2 \right) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{d} N (0, 4\sigma^4) \quad \text{(1 point)} \quad (18)$$

On en déduit la loi asymptotique de l'estimateur $\hat{\sigma}_{MV}^2 = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N X_i^2$:

$$\sqrt{N} (\hat{\sigma}_{MV}^2 - \sigma^2) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{d} N (0, \sigma^4) \quad \text{(1 point)} \quad (19)$$

=====

Exercice 2 Intervalle de confiance. Barème : 4 points

Question 1 (2 points) On sait que la moyenne empirique $\bar{X}_N = \sum_{i=1}^N X_i/N$ est un estimateur convergent de l'espérance m . On fait l'hypothèse que le taux de croissance du PIB est distribué selon une normale $N (m, \sigma^2)$. Dès lors, on sait que :

$$\frac{\bar{X}_N - m}{\sigma/\sqrt{N}} \sim N (0, 1) \quad \text{(0.5 point)} \quad (20)$$

Par définition (0.5 point) :

$$\Pr \left[t_{\alpha/2} < \frac{(\bar{X}_N - m)}{\sigma/\sqrt{N}} < t_{1-\alpha/2} \right] = 1 - \alpha \quad (21)$$

où $t_{\alpha/2}$ et $t_{1-\alpha/2}$ désignent respectivement les fractiles d'ordre $\alpha/2$ et $1-\alpha/2$ de la loi $N(0, 1)$.
On en déduit finalement (0.5 point):

$$IC_{1-\alpha} = \left[\bar{X}_N - \frac{\sigma}{\sqrt{N}} t_{1-\alpha/2}; \bar{X}_N - \frac{\sigma}{\sqrt{N}} t_{\alpha/2} \right] \quad (22)$$

Application Numérique : $\sigma = 1.580$, $\bar{X}_N = 1.20$, $N = 15$, $\alpha = 10\%$

$$t_{1-\alpha/2} = 1.6449 \quad t_{\alpha/2} = -1.6449 \quad (23)$$

D'où l'on tire que :

$$IC_{0.95} = \left[1.20 - \frac{1.580}{\sqrt{15}} 1.96 ; 1.20 + \frac{1.580}{\sqrt{15}} 1.96 \right] = [0.52; 1.87] \quad (0.5 \text{ point}) \quad (24)$$

Question 2 (2 points) Soit S_N^2 , la variance empirique corrigée telle que :

$$S_N^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X}_N)^2 \quad (25)$$

On sait que

$$\frac{\bar{X}_N - m}{S_N/\sqrt{N}} \sim Student(N-1) \quad (0.5 \text{ point}) \quad (26)$$

Dès lors on a par définition :

$$\Pr \left[t_{\alpha/2} < \frac{(\bar{X}_N - m)}{S_N/\sqrt{N}} < t_{1-\alpha/2} \right] = 1 - \alpha \quad (27)$$

où $t_{\alpha/2}$ et $t_{1-\alpha/2}$ désignent respectivement les fractiles d'ordre $\alpha/2$ et $1-\alpha/2$ de la loi $Student(N-1)$.
On en déduit finalement (0.5 point):

$$IC_{1-\alpha} = \left[\bar{X}_N - \frac{S_N}{\sqrt{N}} t_{1-\alpha/2}; \bar{X}_N - \frac{S_N}{\sqrt{N}} t_{\alpha/2} \right] \quad (28)$$

Application Numérique : $S_N = 1.580$, $\bar{X}_N = 1.20$, $N = 15$, $\alpha = 10\%$

$$t_{\alpha/2} = -1.7613 \quad t_{1-\alpha/2} = 1.7613 \quad (0.5 \text{ point}) \quad (29)$$

D'où l'on tire que :

$$IC_{0.95} = \left[1.20 - \frac{1.580}{\sqrt{15}} 1.7613 ; 1.20 + \frac{1.580}{\sqrt{15}} 1.7613 \right] = [0.4815; 1.9185] \quad (0.5 \text{ point}) \quad (30)$$

On vérifie que l'intervalle de confiance est alors beaucoup plus large que lorsque l'on suppose σ^2 connue puisque sur la base de l'espérance non conditionnelle, il y a 90% de chance que le taux de croissance soit compris entre 0.48% et 1.91%

=====

Exercice 3 Estimation. Barème : 6 points**Question 1 (2 points)** Calculons $E(\hat{\theta}_1)$ et $E(\hat{\theta}_2)$:

$$E(\hat{\theta}_1) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E(X_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E(X) = \theta \quad (0.5 \text{ point}) \quad (31)$$

$$E(\hat{\theta}_2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E(X_i^2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E(X^2) \quad (32)$$

Or on sait que

$$E(X^2) = V(X) + E(X)^2 \quad (33)$$

$$= \theta - \theta^2 + \theta^2 \quad (34)$$

$$= \theta \quad (1 \text{ point}) \quad (35)$$

Il vient donc :

$$E(\hat{\theta}_2) = \theta \quad (0.5 \text{ point}) \quad (36)$$

Les deux estimateurs sont sans biais.

Question 2 (1 point) Calculons $V(\hat{\theta}_1)$ et $V(\hat{\theta}_2)$:

$$V(\hat{\theta}_1) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N V(X_i) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N V(X) = \frac{\theta - \theta^2}{N} \quad (0.5 \text{ point}) \quad (37)$$

$$V(\hat{\theta}_2) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N V(X_i^2) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N V(X^2) = \frac{2\theta^2 - 2\theta^4}{N} \quad (0.5 \text{ point}) \quad (38)$$

Dans les deux cas, on a :

$$\lim_{N \rightarrow \infty} V(\hat{\theta}_1) = \lim_{N \rightarrow \infty} V(\hat{\theta}_2) = 0 \quad (39)$$

Les deux estimateurs (sans biais) sont donc convergents au sens de la convergence en probabilité.

Question 3 (1 point) On sait que

$$V(\hat{\theta}_1) = \frac{\theta - \theta^2}{N} \quad (40)$$

$$V(\hat{\theta}_2) = \frac{2\theta^2 - 2\theta^4}{N} \quad (41)$$

Dès lors :

$$\frac{V(\hat{\theta}_1)}{V(\hat{\theta}_2)} = \frac{\theta(1-\theta)}{2\theta^2(1-\theta^2)} = \frac{1}{2\theta(1+\theta)} \quad (42)$$

On ne peut savoir si $V(\hat{\theta}_1) > V(\hat{\theta}_2)$ ou si $V(\hat{\theta}_1) < V(\hat{\theta}_2)$ puisque cette quantité dépend de la vraie valeur de θ qui est inconnue.

Question 4 (2 points) D'après le TCL, on a :

$$\sqrt{N} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i - E(X) \right) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{d} N(0, V(X)) \quad (43)$$

Donc

$$\sqrt{N} (\hat{\theta}_1 - \alpha) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{d} N(0, \theta - \theta^2) \quad 1 \text{ point} \quad (44)$$

De la même façon :

$$\sqrt{N} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2 - E(X^2) \right) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{d} N(0, V(X^2)) \quad (45)$$

Donc

$$\sqrt{N} (\hat{\theta}_2 - \alpha) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{d} N(0, 2\theta(1 + \theta)) \quad 1 \text{ point} \quad (46)$$