

## Première Année Master M.A.E.F. 2015 – 2016

## Econométrie II

Contrôle continu n°1, mars 2016

*Examen de 1h30. Tout document ou calculatrice est interdit.*

(Sur 26 points) On observe la température mensuelle  $T$  dans une ville pendant  $n$  années. On disposera donc des données  $(T_k)_{1 \leq k \leq 12n}$ . On suppose que sur ces  $n$  années la température peut être modélisée par:

$$T_k = \theta_0 + \theta_1 \cos\left(k \frac{\pi}{6}\right) + \theta_2 \sin\left(k \frac{\pi}{6}\right) + \varepsilon_i \quad \text{pour tout } k \in \{1, \dots, 12n\}, \quad \text{où:} \quad (1)$$

$\theta = {}^t(\theta_0, \theta_1, \theta_2)$  est un vecteur composé de 3 réels inconnus,  $(\varepsilon_i)_i$  est une suite non observée de v.a.i.i.d. de loi centrée et de variance  $\sigma_\varepsilon^2 > 0$ . On appellera respectivement  $X_1$  et  $X_2$  les variables constituées des  $\cos(k \frac{\pi}{6})$  et des  $\sin(k \frac{\pi}{6})$ .

1. Montrer que pour  $P \in \mathbf{N}^*$ ,  $\sum_{k=1}^P \cos(2\pi k/P) = \sum_{k=1}^P \sin(2\pi k/P) = 0$ , puis que  $\sum_{k=1}^P \cos^2(2\pi k/P) = P/2$  et  $\sum_{k=1}^P \cos(2\pi k/P) \sin(2\pi k/P) = 0$  (**2 pts**).
2. On note  $\hat{\theta} = {}^t(\hat{\theta}_0, \hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$  l'estimateur de  $\theta$  par moindres carrés. Donner l'expression des  $\hat{\theta}_i - \theta_i$  en fonction des  $\varepsilon_k$  (montrer notamment que  $\hat{\theta}_1 - \theta_1 = \frac{1}{6n} \sum_{k=1}^{12n} \cos(k \frac{\pi}{6}) \varepsilon_k$ ) (**3 pts**). En déduire, en fonction de  $\hat{\theta}$ , la valeur prédite pour la température d'un mois de mars (**1 pt**).
3. Démontrer que  $\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta)$  tend en loi vers une limite que l'on précisera lorsque  $n \rightarrow \infty$  (**3 pts**).
4. Ecrire l'estimateur  $\hat{\sigma}^2$  par moindres carrés et non biaisé de  $\sigma^2$ . Quel est son comportement asymptotique quand  $n \rightarrow \infty$ ? (**1 pt**)
5. On veut tester que le signal est bien périodique dans le sens où les variables  $X_1$  et/ou  $X_2$  sont bien significatives. Après avoir posé les hypothèses du test, montrer que la statistique de test de Fisher associée à ce test s'écrit  $\hat{F} = \frac{3n}{\hat{\sigma}^2} (\hat{\theta}_1^2 + \hat{\theta}_2^2)$  (**3 pts**). On suppose que  $n$  est grand et que l'on a obtenu pour valeur de ce test 19.036. Que conclure? (**2 pts**)
6. On veut tester que la variable  $X_2$  est bien significative. Ecrire explicitement en fonction des  $\hat{\theta}_i$  et  $\hat{\sigma}^2$  la statistique de test de Student relative à un tel test (**2 pts**). On suppose que  $n$  est grand et que l'on a obtenu pour valeur de ce test  $-1.347$ . Que conclure? (**1 pt**)
7. On suppose que  $\theta_0 = 4$ ,  $\theta_1 = -10$  et  $\theta_2 = -5$ . On effectue une régression par moindres carrés sans la variable  $X_2$  et on note  $\hat{\sigma}_2^2$  la variance estimée par un tel modèle. Montrer alors que  $\hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{12n-2} (6n\theta_2^2 + \|P_A \varepsilon\|^2 + 2\theta_2 {}^t X_2 P_A \varepsilon)$ , en notant  $\varepsilon = (\varepsilon_k)_{1 \leq k \leq 12n}$  et  $X_2 = (\sin(k \frac{\pi}{6}))_{1 \leq k \leq 12n}$  et  $P_A$  la projection orthogonale sur un sous-espace vectoriel  $A$  que l'on précisera (**3 pts**). En déduire que  $\hat{\sigma}_2^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{P} \sigma^2 + \frac{1}{2} \theta_2^2$  (**3 pts**). Utiliser ce résultat pour montrer que la probabilité que le critère BIC choisisse un modèle avec  $X_1$  et  $X_2$  plutôt qu'un modèle avec uniquement  $X_1$  tend vers 1 quand  $n \rightarrow \infty$  (**2 pts**).

*Proof.* 1. Il est clair que  $\sum_{k=1}^P e^{2i\pi k/P} = e^{2i\pi/P} (1 - e^{2i\pi}) (1 - e^{2i\pi/P})^{-1} = 0$ . D'où la nullité des deux premières sommes.

En posant  $\cos^2(2\pi k/P) = \frac{1}{2}(1 + \cos(4\pi k/P))$ , on a donc  $\sum_{k=1}^P \cos^2(2\pi k/P) = \frac{P}{2} + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^P \cos(4\pi k/P)$ . En utilisant encore l'exponentielle complexe, on montre facilement que la dernière somme est nulle.

Enfin,  $\cos(2\pi k/P) \sin(2\pi k/P) = \frac{1}{2} \sin(4\pi k/P)$ , et comme précédemment, avec l'exponentielle complexe,  $\sum_{k=1}^P \sin(4\pi k/P) = 0$ .

2. On commence par écrire le modèle sous la forme matricielle  $T = X\theta + \varepsilon$ . Grâce à la question précédente, on montre alors que:

$${}^t X X = \begin{pmatrix} 12n & 0 & 0 \\ 0 & 6n & 0 \\ 0 & 0 & 6n \end{pmatrix} \implies ({}^t X X)^{-1} = \frac{1}{12n} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}.$$

Comme  $\hat{\theta} = \theta + ({}^t X X)^{-1} {}^t X \varepsilon$ , on en déduit que

$$\begin{cases} \hat{\theta}_0 - \theta_0 = \frac{1}{12n} \sum_{k=1}^{12n} \varepsilon_k \\ \hat{\theta}_1 - \theta_1 = \frac{1}{6n} \sum_{k=1}^{12n} \cos(\pi k/6) \varepsilon_k \\ \hat{\theta}_2 - \theta_2 = \frac{1}{6n} \sum_{k=1}^{12n} \sin(\pi k/6) \varepsilon_k \end{cases} .$$

Pour la prédiction d'un mois de mars, comme le signal non bruité est périodique, il suffit de choisir  $k = 3$  et on obtient:  $\hat{\theta}_0 + \hat{\theta}_2$ .

3. Si on considère  $H = X ({}^t X X)^{-1} {}^t X$ , un calcul rapide permet de montrer que cette matrice s'écrit  $H = \frac{1}{12n} (1 + 2 \cos(\pi i/6) \cos(\pi j/6) + 2 \sin(\pi i/6) \sin(\pi j/6))_{1 \leq i, j \leq 12n}$ . D'où  $\max_{1 \leq i \leq n} |H_{ii}| \leq \frac{5}{12n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$ . Aussi  $\hat{\theta}$  est asymptotiquement gaussien. Comme  $\mathbb{E}(\hat{\theta}) = \theta$  et  $\text{cov}(\hat{\theta}) = \sigma^2 ({}^t X X)^{-1}$ , on obtient:

$$\sqrt{12n} (\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} \mathcal{N} \left( 0, \sigma^2 \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix} \right).$$

4. On définit  $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{12n-3} \sum_{i=1}^{12n} (T_i - \hat{T}_i)^2$ , avec  $\hat{T}_i = \hat{\theta}_0 + \hat{\theta}_1 \cos(\pi i/6) + \hat{\theta}_2 \sin(\pi i/6)$ . Un résultat du cours montre que sous les hypothèses vérifiées par les  $\varepsilon_i$ , alors  $\hat{\sigma}^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} \sigma^2$ .
5. Considérons  ${}^t C = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ . Alors  ${}^t C \theta = \begin{pmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \end{pmatrix}$ . On veut donc tester  $H_0: {}^t C \theta = 0$  contre  $H_1: {}^t C \theta \neq 0$ .

La statistique de Fisher  $\hat{F}$  pour un tel test s'écrit:

$$\begin{aligned} \hat{F} &= \frac{1}{2} {}^t \hat{\theta} C (\hat{\sigma}^2 {}^t C ({}^t X X)^{-1} C)^{-1} {}^t C \hat{\theta} \\ &= \frac{1}{2 \hat{\sigma}^2} (\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2) \left( \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \frac{1}{12n} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \right)^{-1} \begin{pmatrix} \hat{\theta}_1 \\ \hat{\theta}_2 \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{2 \hat{\sigma}^2} (\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2) \left( \frac{1}{12n} \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \right)^{-1} \begin{pmatrix} \hat{\theta}_1 \\ \hat{\theta}_2 \end{pmatrix} \\ &= \frac{3n}{\hat{\sigma}^2} (\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2) \begin{pmatrix} \hat{\theta}_1 \\ \hat{\theta}_2 \end{pmatrix} = \frac{3n}{\hat{\sigma}^2} (\hat{\theta}_1^2 + \hat{\theta}_2^2). \end{aligned}$$

On sait que pour  $n \rightarrow \infty$ ,  $\hat{F} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} \frac{1}{2} \chi^2(2)$  car le test porte sur 2 paramètres et  $\max_{1 \leq i \leq n} |H_{ii}| \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$ . Or on sait que pour  $(Z_1, Z_2)$  un couple de variables gaussiennes centrées réduites indépendantes,  $\mathbb{P}(Z_1^2 + Z_2^2 > 4) \leq \mathbb{P}(Z_1 > 2) + \mathbb{P}(Z_2 > 2) \leq 0.05$ . On en déduit que pour  $n \rightarrow \infty$ , on a  $\mathbb{P}(\hat{F} > 8) \simeq \mathbb{P}(\chi^2(2) > 4) \leq 0.05$ . Ainsi avec  $\hat{F} \simeq 19.036$ , alors l'hypothèse  $H_1$  est choisie: le signal est bien périodique.

6. Le test proposé est:  $H_0: \theta_2 = 0$  contre  $H_1: \theta_2 \neq 0$ , et on remarque que  $\theta_2 = {}^t D \theta$  avec  $D = {}^t(0, 0, 1)$ . On choisit alors comme statistique de test la statistique de Student:

$$\hat{T} = \frac{{}^t D \hat{\theta}}{(\hat{\sigma}^2 {}^t D ({}^t X X)^{-1} D)^{1/2}} = \frac{\sqrt{6n}}{\hat{\sigma}} \hat{\theta}_2,$$

en utilisant les mêmes calculs que pour la statistique de Fisher.

On sait que pour  $n \rightarrow \infty$ ,  $\hat{T} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1)$  car  $\max_{1 \leq i \leq n} |H_{ii}| \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$ . Or  $\mathbb{P}(|Z| \geq 1.96) \simeq 0.05$  avec  $Z$  de loi  $\mathcal{N}(0, 1)$ , donc si  $\hat{T} \simeq -1.346$ , alors on choisit  $H_0$ : la variable  $X_2$  n'est pas significative.

7. Notons  $Y$  la matrice constituée des 2 premières colonnes de  $X$  (donc comprenant les valeurs relatives à l'intercept et à  $X_1$ ) et  $Q = Y ({}^t Y Y)^{-1} {}^t Y$ , la matrice de la projection orthogonale sur le sous-espace vectoriel engendré par  $Y$  dans  $\mathbf{R}^{12n}$ . Alors

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{12n-2} {}^t (T - QT) (T - QT) = \frac{1}{12n-2} {}^t (\theta_2 X_2 + (I_{12n} - Q) \varepsilon) (\theta_2 X_2 + (I_{12n} - Q) \varepsilon)$$

car  $Q X_2 = 0$  puisque  ${}^t Y X_2 = 0$  et donc  $(QT)k = \theta_0 + \theta_1 \cos(\pi k/6) + (Q\varepsilon)_k$ . Si on appelle  $P_A = I_{12n} - Q$ ,  $P_A$  est la projection orthogonale sur le sous-espace orthogonal à celui engendré par  $Y$ . Ainsi:

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{12n-2} {}^t (\theta_2 X_2 + P_A \varepsilon) (\theta_2 X_2 + P_A \varepsilon) = \frac{1}{12n-2} (\|\theta_2 X_2\|^2 + \|P_A \varepsilon\|^2 + 2 \theta_2 {}^t X_2 P_A \varepsilon),$$

d'où le résultat.

Il est facile de montrer que  $\|P_A \varepsilon\|^2 = \|\varepsilon\|^2 - \|Q\varepsilon\|^2$ . Or d'après la loi forte des grands nombres,  $\frac{1}{12n-2} \|\varepsilon\|^2 \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{p.s.} \sigma^2$ . De plus  $\mathbb{E}(\|Q\varepsilon\|^2) = 2\sigma^2$  car  $\dim(Y) = 2$ . Donc comme  $\mathbb{E}(\frac{1}{12n-2} \|Q\varepsilon\|^2) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0$  et  $\|Q\varepsilon\|^2 \geq 0$ , l'inégalité de Markov implique que  $\frac{1}{12n-2} \|Q\varepsilon\|^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} 0$ . Par suite  $\frac{1}{12n-2} \|P_A \varepsilon\|^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} \sigma^2$ .

Par ailleurs,  $\frac{1}{12n-2} {}^t X_2 P_A \varepsilon \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} 0$  en utilisant l'inégalité de Bienaymé-Tchebichev et le fait que  $\text{var}({}^t X_2 P_A \varepsilon) = \mathbb{E}({}^t X_2 P_A \varepsilon {}^t \varepsilon P_A X_2) = \sigma^2 \mathbb{E}({}^t X_2 P_A X_2) \leq \|P_A X_2\|^2 \leq \|X_2\|^2 = 6n$ . Par conséquent  $\hat{\sigma}_2^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} \frac{1}{2} \theta_2^2 + \sigma^2$ .

On calcule  $\mathbb{P}(BIC(X_1) < BIC(X_1, X_2)) = \mathbb{P}(12n \ln(\hat{\sigma}_2^2) \leq 12n \ln(\hat{\sigma}^2) + \ln(12n)) = \mathbb{P}\left(\frac{\hat{\sigma}_2^2}{\hat{\sigma}^2} \leq \exp\left(\frac{\ln(12n)}{12n}\right)\right)$ . Comme d'après le Lemme de Slutsky,  $\frac{\hat{\sigma}_2^2}{\hat{\sigma}^2} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} 1 + \frac{1}{2} \frac{\theta_2^2}{\sigma^2}$  et  $\exp\left(\frac{\ln(12n)}{12n}\right) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 1$ , on montre ainsi que  $\mathbb{P}(BIC(X_1) < BIC(X_1, X_2)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0$ .  $\square$