

Première Année Master M.A.E.F. 2017 – 2018

Econométrie II

Contrôle continu n°1, avril 2018

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

Soit une fonction $f : [0, 1] \rightarrow \mathbf{R}$ connue, de classe \mathcal{C}^1 sur $[0, 1]$ et telle que $f(0) \neq f(1)$. On dispose d'une variable $Y = {}^t(Y_1, \dots, Y_n)$ observée pour n individus, émanant du modèle:

$$Y_i = \theta_0 + \theta_1 f\left(\frac{i}{n}\right) + \varepsilon_i \quad \text{pour } i = 1, \dots, n,$$

où $\theta = {}^t(\theta_0, \theta_1)$ est un vecteur de paramètres inconnus et $\varepsilon = {}^t(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$ est un vecteur gaussien composé de n v.a.i.i.d. centrées de variance σ_ε^2 inconnue. On note $\|\cdot\|$ la norme euclidienne classique de \mathbf{R}^n .

1. Montrer que $\left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f\left(\frac{i}{n}\right) - \int_0^1 f(t) dt \right| \leq \frac{1}{2n} \sup_{x \in [0,1]} |f'(x)|$ pour tout $n \in \mathbf{N}$ (**2.5 pts**). En déduire $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f\left(\frac{i}{n}\right)$ (**0.5 pts**).
2. On effectue la régression linéaire par moindres carrés de Y . Donner une expression matricielle de $\hat{\theta} = {}^t(\hat{\theta}_0, \hat{\theta}_1)$ (**1 pt**) en justifiant son existence pour n suffisamment grand (**2 pts**), puis l'expression exacte de $\hat{\theta}_0$ et de $\hat{\theta}_1$ (**1 pt**). Montrer le théorème de la limite centrale

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} \mathcal{N}\left(0, \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\int_0^1 f^2(x) dx - \left(\int_0^1 f(x) dx\right)^2} \begin{pmatrix} \int_0^1 f^2(x) dx & -\int_0^1 f(x) dx \\ -\int_0^1 f(x) dx & 1 \end{pmatrix}\right) \quad (\mathbf{2 pts}).$$

3. Rappeler l'expression exacte (non matricielle) d'un estimateur $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ non biaisé de σ_ε^2 (**1 pt**) dont on précisera la loi (**0.5 pts**).
4. Donner l'expression exacte (non matricielle) de la statistique \hat{T} de Student permettant de tester $H_0 : \theta_1 = 0$ contre $H_1 : \theta_1 \neq 0$ (**1 pt**). Lorsque $n \rightarrow \infty$ déterminer en fonction de $\hat{\theta}_1$, $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$, n et f l'expression de la p -value de ce test (**1 pt**).
5. On note ici $F = {}^t(f(1/n), \dots, f(1))$, $\mathbf{1} = {}^t(1, \dots, 1)$, $[\mathbf{1}]$ le sous-espace vectoriel de \mathbf{R}^n engendré par la droite vectorielle $\mathbf{1}$ et P_A la matrice de la projection orthogonale sur un sous-espace vectoriel A de \mathbf{R}^n . Enfin, pour $U = {}^t(U_1, \dots, U_n) \in \mathbf{R}^n$, on note $\bar{U}_n = \frac{1}{n}(U_1 + \dots + U_n)$ et $\bar{U} = \bar{U}_n \mathbf{1}$.

(a) Montrer que $\frac{1}{n} \|Y - \bar{Y}\|^2 = \frac{\theta_1^2}{n} \|F - \bar{F}\|^2 + \frac{2\theta_1}{n} {}^t F P_{[\mathbf{1}]^\perp} \varepsilon + \frac{1}{n} \|P_{[\mathbf{1}]^\perp} \varepsilon\|^2$ (**1.5 pts**).

(b) Montrer que $\frac{1}{n} \|F - \bar{F}\|^2 \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \int_0^1 f^2(t) dt - \left(\int_0^1 f(t) dt\right)^2$ (**1.5 pts**).

(c) Montrer que $\frac{1}{n} \|P_{[\mathbf{1}]^\perp} \varepsilon\|^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} \sigma_\varepsilon^2$ (**1 pt**).

(d) Déterminer les espérance (**1 pt**) et variance (**2 pts**) de $\frac{2}{n} {}^t F P_{[\mathbf{1}]^\perp} \varepsilon$. En déduire que $\frac{2}{n} {}^t F P_{[\mathbf{1}]^\perp} \varepsilon \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} 0$ (**1 pt**).

(e) Déduire de tout ce qui précède que le coefficient \hat{R}^2 vérifie $\hat{R}^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} 1 - \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\sigma_\varepsilon^2 + \theta_1^2 \left(\int_0^1 f^2(t) dt - \left(\int_0^1 f(t) dt\right)^2\right)}$ (**1.5 pts**). Quelle est sa limite lorsque $\sigma_\varepsilon^2 \rightarrow \infty$ (**0.5 pts**)?

6. Déduire de ce qui précède que si $\theta_1 \neq 0$, alors $\mathbb{P}(\widehat{BIC}(m_0) \leq \widehat{BIC}(m_1)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0$, où m_0 est le modèle sans F et m_1 le modèle avec F (**3 pts**). Qu'en déduire quant à la probabilité de choisir un faux modèle avec le critère BIC (**0.5 pts**)?

Proof. 1. On écrit $\left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f\left(\frac{i}{n}\right) - \int_0^1 f(t) dt \right| \leq \sum_{i=1}^n \int_{(i-1)/n}^{i/n} |f(i/n) - f(x)| dx$ et $|f(i/n) - f(x)| \leq \sup_{x \in [0,1]} |f'(x)| \times (i/n - x)$ pour $x \in [(i-1)/n, i/n]$ par inégalité des accroissements finis.

On a donc $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f\left(\frac{i}{n}\right) = \int_0^1 f(x) dx$.

2. On a $\hat{\theta} = ({}^t X X)^{-1} {}^t X Y$, où X est la matrice $(n, 2)$ avec des 1 sur la première colonne et les $f(i/n)$ sur la deuxième. La matrice X est de rang 2 dès que n est suffisamment grand car $f(0) \neq f(1)$ et comme f est continue, il existe n tel que $f(1/n)$ est suffisamment proche de $f(0)$ pour être également différent de $f(1)$. Ainsi quand $f(1/n) \neq f(1)$ la seconde colonne de X n'est plus colinéaire à la première.

Comme les ε_i sont gaussiennes, que $\hat{\theta}$ est sans biais, on a $(\hat{\theta} - \theta) \stackrel{\mathcal{L}}{\sim} \mathcal{N}(0, \sigma_\varepsilon^2 ({}^t X X)^{-1})$. Après calcul, on montre que

$$n ({}^t X X)^{-1} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \frac{1}{\int_0^1 f^2(x) dx - \left(\int_0^1 f(x) dx\right)^2} \begin{pmatrix} \int_0^1 f^2(x) dx & -\int_0^1 f(x) dx \\ -\int_0^1 f(x) dx & 1 \end{pmatrix}.$$

On utilise alors le Lemme de Slutsky pour conclure.

3. On a $\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \frac{1}{n-2} \|Y - X \hat{\theta}\|^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_1 f(i/n))^2$.

En utilisant Cochran, on montre que $\hat{\sigma}_\varepsilon^2 \stackrel{\mathcal{L}}{\sim} \frac{\sigma_\varepsilon^2}{n-2} \chi^2(n-2)$.

4. La statistique de Student est: $\hat{T} = \frac{\hat{\theta}_1}{\hat{\sigma}_\varepsilon \left(\sum_{i=1}^n f^2(i/n) - \left(\sum_{i=1}^n f(i/n) \right)^2 \right)^{-1/2}}$.

Lorsque $n \rightarrow \infty$, la loi limite de \hat{T} est une loi normale centrée réduite. Ainsi la p -value asymptotique du test est $\mathbb{P}(\mathcal{N}(0, 1) > |\hat{T}|)$.

5. On note d'abord que $\bar{U} = P_{[1]} U$ et $U - \bar{U} = P_{[1]^\perp} U$.

(a) On a $\bar{Y} = \theta_0 \mathbf{1} + \theta_1 \bar{F} + P_{[1]} \varepsilon$. Ainsi $Y - \bar{Y} = \theta_1 (F - \bar{F}) + P_{[1]^\perp} \varepsilon$, d'où le résultat.

(b) On a $\frac{1}{n} \|F - \bar{F}\|^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f^2(i/n) - \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(i/n) \right)^2 \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \int_0^1 f^2(t) dt - \left(\int_0^1 f(t) dt \right)^2$.

(c) D'après le résultat du cours, on a $\hat{\sigma}_\varepsilon^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} \sigma_\varepsilon^2$, donc d'après Slutsky, $\frac{1}{n} \|P_{[1]^\perp} \varepsilon\|^2 = \frac{n-2}{n} \hat{\sigma}_\varepsilon^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} \sigma_\varepsilon^2$.

(d) Comme $\mathbb{E}(\varepsilon) = 0$, on a $\mathbb{E}\left(\frac{2}{n} {}^t F P_{[1]^\perp} \varepsilon\right) = 0$.

De plus, $\text{var}\left(\frac{2}{n} {}^t F P_{[1]^\perp} \varepsilon\right) = \frac{4}{n^2} \mathbb{E}\left({}^t F P_{[1]^\perp} \varepsilon \varepsilon {}^t P_{[1]^\perp} F\right) = \frac{4}{n^2} \mathbb{E}\left({}^t F P_{[1]^\perp} \varepsilon \varepsilon {}^t P_{[1]^\perp} F\right) = \frac{4\sigma_\varepsilon^2}{n^2} {}^t F P_{[1]^\perp} F = \frac{4\sigma_\varepsilon^2}{n} \frac{1}{n} \|F - \bar{F}\|^2$. Par la question précédente, on déduit que $\text{var}\left(\frac{2}{n} {}^t F P_{[1]^\perp} \varepsilon\right) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0$.

En utilisant l'Inégalité de Bienaymé-Tchebychev, on en déduit que $\frac{2}{n} {}^t F P_{[1]^\perp} \varepsilon \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} 0$.

(e) Grâce à ce qui précède et avec le Lemme de Slutsky on a $\frac{1}{n} \|Y - \bar{Y}\|^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} \sigma_\varepsilon^2 + \theta_1^2 \left(\int_0^1 f^2(t) dt - \left(\int_0^1 f(t) dt \right)^2 \right)$. De plus

$\frac{1}{n} \|Y - \hat{Y}\|^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} \sigma_\varepsilon^2$. Comme $\hat{R}^2 = 1 - \frac{\frac{1}{n} \|Y - \hat{Y}\|^2}{\frac{1}{n} \|Y - \bar{Y}\|^2}$, par continuité de la division en dehors de 0, on en déduit le résultat.

Si $\sigma_\varepsilon^2 \rightarrow \infty$, on en déduit que $\hat{R}^2 \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} 0$, ce qui est logique car le bruit devient de plus en plus important.

6. On a $\widehat{BIC}(m_0) = n \log\left(\frac{1}{n} \|Y - \bar{Y}\|^2\right) + 2 \log n$ et $\widehat{BIC}(m_1) = n \log\left(\frac{1}{n} \|Y - \hat{Y}\|^2\right) + 3 \log n$. On en déduit que

$$\mathbb{P}\left(\widehat{BIC}(m_0) \leq \widehat{BIC}(m_1)\right) = \mathbb{P}\left(\exp\left(\frac{\log n}{n}\right) \frac{\frac{1}{n} \|Y - \hat{Y}\|^2}{\frac{1}{n} \|Y - \bar{Y}\|^2} \geq 1\right).$$

Comme $\exp\left(\frac{\log n}{n}\right) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 1$ et $\frac{\frac{1}{n} \|Y - \hat{Y}\|^2}{\frac{1}{n} \|Y - \bar{Y}\|^2} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\sigma_\varepsilon^2 + \theta_1^2 \left(\int_0^1 f^2(t) dt - \left(\int_0^1 f(t) dt \right)^2 \right)} < 1$, on en déduit que

$$\exp\left(\frac{\log n}{n}\right) \frac{\frac{1}{n} \|Y - \hat{Y}\|^2}{\frac{1}{n} \|Y - \bar{Y}\|^2} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\mathcal{P}} \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\sigma_\varepsilon^2 + \theta_1^2 \left(\int_0^1 f^2(t) dt - \left(\int_0^1 f(t) dt \right)^2 \right)} < 1$$

et donc $\mathbb{P}\left(\widehat{BIC}(m_0) \leq \widehat{BIC}(m_1)\right) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0$.

De ceci, comme le seul modèle faux est m_0 , on déduit que la probabilité de choisir un modèle faux avec le BIC tend vers 0 quand $n \rightarrow \infty$.

□