

Test pour un changement de paramètre de queue pour une série temporelle à mémoire longue à l'aide de statistiques de Hill

Davide Giraud (en collaboration avec Annika Betken et Rafat
Kulik)

Poitiers, 21 février 2019

Recherche financée par le *Collaborative Research Center SFB 823*.

1 Introduction

- Changement de paramètre
- Estimateur de Hill
- Processus empirique
- Modèle de volatilité
- Décomposition du processus empirique

2 Convergence du terme à mémoire longue

- Développement en série d'Hermite
- Convergence du terme à mémoire longue
- Obstacle à une application directe d'une fonctionnelle continue

3 Convergence du terme en martingale

- Résultat
- Obstacle à l'application d'une fonctionnelle continue
- Idées de démonstration

4 Conclusion

- Convergence du processus empirique
- Estimateur de Hill

Changement de paramètre de queue

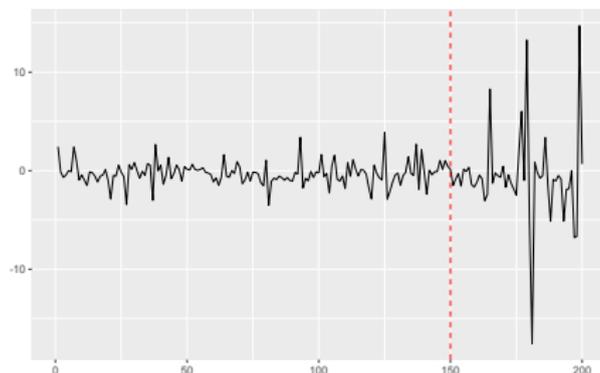
Soit $(X_j)_{j \geq 1}$ une série temporelle à variation régulière, *i.e.*,

$P(X_j > x) = x^{-\alpha_j} L(x)$, $j = 1, \dots, n$, où $\alpha_j > 0$ et L est à variation lente ($\lim_{t \rightarrow +\infty} L(ct) / L(t) = 1$ pour tout $c > 0$).

Test:

$$H_0 : \alpha_1 = \dots = \alpha_n ,$$

$$H_1 : \alpha_1 = \dots = \alpha_k \neq \alpha_{k+1} = \dots = \alpha_n \text{ pour un certain } k \in \{1, \dots, n-1\} .$$



Série temporelle à variation régulière $(X_j)_{j=1}^{200}$ et un changement d'indice de queue en $k = 150$

Estimateur de Hill

Soit $(X_j)_{j \geq 1}$ une suite strictement stationnaire, à variation régulière d'exposant α . La convergence suivante a lieu :

$$\lim_{u \rightarrow \infty} E \left(\log \left(\frac{X_1}{u} \right) \mid X_1 > u \right) = \lim_{u \rightarrow \infty} \frac{E \left(\log \left(\frac{X_1}{u} \right) \mathbf{1}_{\{X_1 > u\}} \right)}{P(X_1 > u)} = \frac{1}{\alpha} =: \gamma.$$

Estimateur de Hill

Soit $(X_j)_{j \geq 1}$ une suite strictement stationnaire, à variation régulière d'exposant α . La convergence suivante a lieu :

$$\lim_{u \rightarrow \infty} E \left(\log \left(\frac{X_1}{u} \right) \mid X_1 > u \right) = \lim_{u \rightarrow \infty} \frac{E \left(\log \left(\frac{X_1}{u} \right) \mathbf{1}_{\{X_1 > u\}} \right)}{P(X_1 > u)} = \frac{1}{\alpha} =: \gamma.$$

Estimateur de Hill:

$$\hat{\gamma}_{1,k} := \frac{1}{\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}} \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \log \left(\frac{X_j}{u_n} \right) \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}},$$

où $(u_n)_{n \geq 1}$ est une suite déterministe vérifiant $u_n \rightarrow \infty$ et $n\bar{F}(u_n) \rightarrow \infty$ (avec $\bar{F}(x) := P(X_1 > x)$).

Estimateur de Hill

Soit $(X_j)_{j \geq 1}$ une suite strictement stationnaire, à variation régulière d'exposant α . La convergence suivante a lieu :

$$\lim_{u \rightarrow \infty} E \left(\log \left(\frac{X_1}{u} \right) \mid X_1 > u \right) = \lim_{u \rightarrow \infty} \frac{E \left(\log \left(\frac{X_1}{u} \right) \mathbf{1}_{\{X_1 > u\}} \right)}{P(X_1 > u)} = \frac{1}{\alpha} =: \gamma.$$

Estimateur de Hill:

$$\hat{\gamma}_{1,k} := \frac{1}{\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}} \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \log \left(\frac{X_j}{u_n} \right) \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}},$$

où $(u_n)_{n \geq 1}$ est une suite déterministe vérifiant $u_n \rightarrow \infty$ et $n\bar{F}(u_n) \rightarrow \infty$ (avec $\bar{F}(x) := P(X_1 > x)$).

Statistique de test :

$$\Gamma_n := \max_{1 \leq k \leq n-1} |\hat{\gamma}_{1,k} - \hat{\gamma}_{1,n}|.$$

Processus empirique bi-dimensionnel

On définit

$$T_n(s, t) = \frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}}, \quad s \in [1, \infty], \quad t \in [0, 1].$$

Remarquons que

$$\hat{\gamma}_{1, [nt]} = \frac{\frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \log\left(\frac{X_j}{u_n}\right) \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}}{\frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}} = (T_n(1, t))^{-1} \int_1^\infty s^{-1} T_n(s, t) ds.$$

Processus empirique bi-dimensionnel

On définit

$$T_n(s, t) = \frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}}, \quad s \in [1, \infty], \quad t \in [0, 1].$$

Remarquons que

$$\hat{\gamma}_{1, [nt]} = \frac{\frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \log\left(\frac{X_j}{u_n}\right) \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}}{\frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}} = (T_n(1, t))^{-1} \int_1^\infty s^{-1} T_n(s, t) ds.$$

On considère donc le processus empirique bi-dimensionnel

$$\begin{aligned} e_n(s, t) &:= \{T_n(s, t) - E T_n(s, t)\} \\ &= \frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}} - \bar{F}(u_n s) \right), \quad s \in [1, \infty], \quad t \in [0, 1]. \end{aligned}$$

Volatilité Stochastique à Mémoire Longue

Volatilité Stochastique : série temporelle $(X_j)_{j \geq 1}$ définie par

$$X_j = \sigma(Y_j) \varepsilon_j, \quad j \geq 1,$$

où

- $(\varepsilon_j, \eta_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ est une suite i.i.d., ε_1 est centrée et $(\eta_i)_{i \in \mathbb{Z}}$ est i.i.d. gaussienne centrée ;
- σ est une fonction positive
- $Y_j, j \geq 1$ est une suite gaussienne à mémoire longue.

Mémoire Longue :

$$Y_j = \sum_{k=1}^{\infty} c_k \eta_{j-k}, \quad \sum_{k=1}^{\infty} c_k^2 = 1,$$

où $(\eta_i)_{i \in \mathbb{Z}}$ est i.i.d. gaussienne centrée $\text{Var } \eta_1 = 1$, et

$$\gamma_Y(k) = \text{Cov}(Y_j, Y_{j+k}) = k^{-D} L_\gamma(k),$$

où $D \in (0, 1)$ et L_γ est à variation lente.

Volatilité Stochastique à Mémoire Longue

Volatilité Stochastique : série temporelle $(X_j)_{j \geq 1}$ définie par

$$X_j = \sigma(Y_j) \varepsilon_j, \quad j \geq 1,$$

où

- $(\varepsilon_j, \eta_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ est une suite i.i.d., ε_1 est centrée et $(\eta_i)_{i \in \mathbb{Z}}$ est i.i.d. gaussienne centrée ;
- σ est une fonction positive
- $Y_j, j \geq 1$ est une suite gaussienne à mémoire longue.

Mémoire Longue :

$$Y_j = \sum_{k=1}^{\infty} c_k \eta_{j-k}, \quad \sum_{k=1}^{\infty} c_k^2 = 1,$$

où $(\eta_i)_{i \in \mathbb{Z}}$ est i.i.d. gaussienne centrée $\text{Var } \eta_1 = 1$, et

$$\gamma_Y(k) = \text{Cov}(Y_j, Y_{j+k}) = k^{-D} L_\gamma(k),$$

où $D \in (0, 1)$ et L_γ est à variation lente.

On rappelle que

$$X_j = \sigma(Y_j) \varepsilon_j, \quad Y_j = \sum_{k=1}^{\infty} c_k \eta_{j-k}, \quad j \geq 1.$$

On observe que

$$\text{Cov}(X_1, X_{k+1}) = 0, \quad k \geq 1, \quad (X_j)_{j \geq 1} \text{ d\'ecorr\'el\'ee}$$

$$\text{Cov}(|X_1|, |X_{k+1}|) = (E|\varepsilon_1|)^2 \text{Cov}(|\sigma(Y_1)|, |\sigma(Y_{k+1})|), \text{ covariance h\'erit\'ee de } (Y_j)_{j \geq 1}$$

On rappelle que

$$X_j = \sigma(Y_j) \varepsilon_j, \quad Y_j = \sum_{k=1}^{\infty} c_k \eta_{j-k}, \quad j \geq 1.$$

On observe que

$$\text{Cov}(X_1, X_{k+1}) = 0, \quad k \geq 1, \quad (X_j)_{j \geq 1} \text{ d\'ecorr\'el\'ee}$$

$$\text{Cov}(|X_1|, |X_{k+1}|) = (\mathbb{E}|\varepsilon_1|)^2 \text{Cov}(|\sigma(Y_1)|, |\sigma(Y_{k+1})|), \text{ covariance h\'erit\'ee de } (Y_j)_{j \geq 1}$$

Hypoth\ese: $P(\varepsilon_1 > x) = x^{-\alpha} L(x)$ pour un certain $\alpha > 0$ et une fonction \u00e0 variation lente L .

Lemme de Breiman. Si $\mathbb{E}[\sigma^{\alpha+\delta}(Y_1)] < \infty$ pour un certain $\delta > 0$, alors

$$P(X_1 > x) \sim \mathbb{E} \sigma^\alpha(Y_1) P(\varepsilon_1 > x), \quad x \rightarrow \infty$$

i.e. le comportement de la queue de $(X_j)_{j \geq 1}$ est h\'erit\'e de celui de $(\varepsilon_j)_{j \geq 1}$.

Résultats récents

- Kulik, Soulier (2011): étude du processus empirique à un paramètre

$$\sum_{j=1}^n \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_{ns}\}} - \bar{F}(u_{ns}) \right), \quad s \in [1, \infty].$$

Convergence en loi dans $D[1, \infty]$ et loi limite de l'estimateur de Hill.

- Betken, Kulik (2019): étude du processus empirique bi-dimensionnel

$$\sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \left(\mathbf{1}_{\{\psi(X_j) \leq x\}} - F_{\psi(X_1)}(x) \right), \quad x \in [-\infty, \infty], \quad t \in [0, 1],$$

Convergence en loi dans $D([-\infty, \infty] \times [0, 1])$; test de Wilcoxon.

Résultats récents

- Kulik, Soulier (2011): étude du processus empirique à un paramètre

$$\sum_{j=1}^n \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_{ns}\}} - \bar{F}(u_{ns}) \right), \quad s \in [1, \infty].$$

Convergence en loi dans $D[1, \infty]$ et loi limite de l'estimateur de Hill.

- Betken, Kulik (2019): étude du processus empirique bi-dimensionnel

$$\sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \left(\mathbf{1}_{\{\psi(X_j) \leq x\}} - F_{\psi(X_1)}(x) \right), \quad x \in [-\infty, \infty], \quad t \in [0, 1],$$

Convergence en loi dans $D([-\infty, \infty] \times [0, 1])$; test de Wilcoxon.

- Betken, G., Kulik (2019+): étude du processus empirique bi-dimensionnel

$$\sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_{ns}\}} - \bar{F}(u_{ns}) \right), \quad s \in [1, \infty], \quad t \in [0, 1].$$

Convergence en loi dans $D([1, \infty] \times [0, 1])$ et loi asymptotique de la statistique de Hill.

Decomposition du processus empirique

Rappelons que

$$X_j = \sigma(Y_j) \varepsilon_j, \quad Y_j = \sum_{k=1}^{\infty} c_k \eta_{j-k}, \quad j \geq 1.$$

Définissons la tribu

$$\mathcal{F}_j = \sigma(\varepsilon_k, \eta_k, k \leq j).$$

Decomposition du processus empirique

Rappelons que

$$X_j = \sigma(Y_j) \varepsilon_j, \quad Y_j = \sum_{k=1}^{\infty} c_k \eta_{j-k}, \quad j \geq 1.$$

Définissons la tribu

$$\mathcal{F}_j = \sigma(\varepsilon_k, \eta_k, k \leq j).$$

On considère la décomposition suivante:

$$e_n(s, t) = M_n(s, t) + L_n(s, t),$$

où M_n est le terme en martingale et L_n à mémoire longue :

$$M_n(s, t) := \frac{1}{n\bar{F}_Z(u_n)} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}} - E\left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}} \mid \mathcal{F}_{j-1}\right) \right),$$

$$L_n(s, t) := \frac{1}{n\bar{F}_Z(u_n)} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \left(E\left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}} \mid \mathcal{F}_{j-1}\right) - \bar{F}(u_n s) \right)$$

Soit φ la densité d'une loi normale centrée réduite.

Théorème

Pour $G \in L^2(\mathbb{R}, \varphi(x)dx)$ et $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$, la convergence suivante a lieu dans $L^2(\mathbb{R}, \varphi(x)dx)$

$$G(X) = \sum_{r=0}^{\infty} \frac{J_r(G)}{r!} H_r(X),$$

où

$$J_r(G) := E G(X) H_r(X)$$

et H_m est le m -ième polynôme d'Hermite :

$$H_n(x) := (-1)^n e^{\frac{1}{2}x^2} \frac{d^n}{dx^n} e^{-\frac{1}{2}x^2}, \quad x \in \mathbb{R}.$$

On définit le rang d'Hermite de G par.

$$r := \min \{k \geq 1 : J_k(G) \neq 0\}.$$

Théorème limite pour des fonctions de processus gaussien

Théorème (Taqqu (1979))

Soit $(Y_j)_{j \geq 1}$ une suite strictement stationnaire gaussienne telle que $\text{Cov}(Y_1, Y_{k+1}) \sim k^{-D} L(k)$, $0 < D < 1$ et soit $G \in L^2(\mathbb{R}, \varphi(x) dx)$ une fonction de rang d'Hermite r . Alors

$$\text{Cov}(G(Y_1), G(Y_{k+1})) \sim J_r^2(G) r! (\gamma(k))^r = k^{-Dr} J_r^2(G) r! L^r(k)$$

et

$$\frac{1}{d_{n,r}} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} G(Y_j) \xrightarrow{D[0,1]} \frac{J_r(G)}{r!} Z_{r,H}(t), \quad 0 \leq t \leq 1,$$

où $Z_{r,H}(t)$, $0 \leq t \leq 1$, est un processus d'Hermite d'ordre r , de paramètre $H = 1 - \frac{D}{2}$ et

$$d_{n,r}^2 = \text{Var} \left(\sum_{j=1}^n H_r(Y_j) \right) \sim c_r n^{2-rD} L^r(n), \quad c_r = \frac{2r!}{(1-Dr)(2-Dr)}.$$

Convergence du terme en “mémoire longue”

On rappelle que $X_j = \sigma(Y_j)\varepsilon_j$, $Y_j = \sum_{k=1}^{\infty} c_k \eta_{j-k}$, $j \geq 1$, $\mathcal{F}_j = \sigma(\varepsilon_j, \varepsilon_{j-1}, \dots, \eta_j, \eta_{j-1}, \dots)$, et $e_n(s, t) = M_n(s, t) + L_n(s, t)$, où

$$M_n(s, t) := \frac{1}{n\bar{F}_Z(u_n)} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}} - \mathbb{E} \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}} \mid \mathcal{F}_{j-1} \right) \right),$$

$$L_n(s, t) := \frac{1}{n\bar{F}_Z(u_n)} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \left(\mathbb{E} \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}} \mid \mathcal{F}_{j-1} \right) - \bar{F}(u_n s) \right).$$

Convergence du terme en “mémoire longue”

On rappelle que $X_j = \sigma(Y_j) \varepsilon_j$, $Y_j = \sum_{k=1}^{\infty} c_k \eta_{j-k}$, $j \geq 1$, $\mathcal{F}_j = \sigma(\varepsilon_j, \varepsilon_{j-1}, \dots, \eta_j, \eta_{j-1}, \dots)$, et $e_n(s, t) = M_n(s, t) + L_n(s, t)$, où

$$M_n(s, t) := \frac{1}{n\bar{F}_Z(u_n)} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}} - \mathbb{E} \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}} \mid \mathcal{F}_{j-1} \right) \right),$$

$$L_n(s, t) := \frac{1}{n\bar{F}_Z(u_n)} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \left(\mathbb{E} \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}} \mid \mathcal{F}_{j-1} \right) - \bar{F}(u_n s) \right).$$

Remarquons que

$$\begin{aligned} L_n(s, t) &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} (\Psi_s(Y_j) - \mathbb{E} \Psi_s(Y_j)) \\ &\quad + \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} (\Psi_n(Y_j, s) - \Psi_s(Y_j)) + \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} (\mathbb{E} \Psi_s(Y_j) - \mathbb{E}(\Psi_n(Y_j, s))) \end{aligned}$$

avec

$$\Psi_n(y, s) = \frac{\bar{F}_Z\left(\frac{u_n s}{\sigma(y)}\right)}{\bar{F}_Z(u_n)}, \quad \Psi_s(y) = s^{-\alpha} \Psi(y), \quad \Psi(y) = \sigma^\alpha(y).$$

Convergence du terme en “mémoire longue”

Idée globale:

$$\frac{n}{d_{n,r}} L_n(\mathbf{s}, t) = \frac{1}{d_{n,r}} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} (\Psi_s(Y_j) - E \Psi_s(Y_j)) + o_P(1),$$

où

$$\Psi_s(\mathbf{y}) = \mathbf{s}^{-\alpha} \psi(\mathbf{y}) \text{ et } \psi(\mathbf{y}) = \sigma^\alpha(\mathbf{y}).$$

Il nous faut une hypothèse sur \bar{F}_Z .

Variation régulière du second ordre

Definition

Soit $\bar{F}(x) = x^{-\alpha}L(x)$ pour une fonction à variation lente L représentée par

$$L(x) = c \exp \left(\int_1^x \frac{\eta(u)}{u} du \right)$$

pour une certaine constante c et une fonction mesurable η . On suppose qu'il existe une fonction décroissante η^* définie sur $[0, \infty)$, telle que $\eta^*(x) = x^{-\rho}L_{\eta^*}(x)$ pour un $\rho \geq 0$ et

$$|\eta(s)| \leq C\eta^*(s),$$

pour une constante C et tout $s \geq 0$. On dit que \bar{F} est à *variation régulière du second ordre* d'indice α et de fonction η^* et on écrit $\bar{F} \in 2RV(\alpha, \eta^*)$.

Variation régulière du second ordre

Definition

Soit $\bar{F}(x) = x^{-\alpha}L(x)$ pour une fonction à variation lente L représentée par

$$L(x) = c \exp \left(\int_1^x \frac{\eta(u)}{u} du \right)$$

pour une certaine constante c et une fonction mesurable η . On suppose qu'il existe une fonction décroissante η^* définie sur $[0, \infty)$, telle que $\eta^*(x) = x^{-\rho}L_{\eta^*}(x)$ pour un $\rho \geq 0$ et

$$|\eta(s)| \leq C\eta^*(s),$$

pour une constante C et tout $s \geq 0$. On dit que \bar{F} est à *variation régulière du second ordre* d'indice α et de fonction η^* et on écrit $\bar{F} \in 2RV(\alpha, \eta^*)$.

Lemme (Kulik, Soulier (2011))

Soit $\bar{F}_Z \in 2RV(\alpha, \eta^*)$. Pour tout $\varepsilon > 0$, il existe une constante C telle que

$$\forall t \geq 1, \forall s > 0, \quad \left| \frac{\bar{F}_Z(st)}{\bar{F}_Z(t)} - s^{-\alpha} \right| \leq C\eta^*(t) s^{-\alpha-\rho} (s \vee s^{-1})^\varepsilon.$$

Hypothèses techniques :

- $\bar{F}_Z \in 2RV(\alpha, \eta^*)$;
- $\eta^*(u_n) = o\left(\frac{d_{n,r}}{n}\right)$;
- $E\left[\sigma(Y_1)^{\alpha + \max\{\rho, \alpha\} + \varepsilon}\right] < \infty$ pour un certain $\varepsilon > 0$.

Hypothèses techniques :

- $\bar{F}_Z \in 2RV(\alpha, \eta^*)$;
- $\eta^*(u_n) = o\left(\frac{d_{n,r}}{n}\right)$;
- $E\left[\sigma(Y_1)^{\alpha+\max\{\rho,\alpha\}+\varepsilon}\right] < \infty$ pour un certain $\varepsilon > 0$.

Théorème (Betken, G., Kulik (2019+))

Sous les hypothèses précédentes et le modèle VSML, si $\frac{n}{d_{n,r}} = o\left(\sqrt{n\bar{F}(u_n)}\right)$ alors

$$\frac{n}{d_{n,r}} \frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \left(1_{\{X_j > u_{ns}\}} - \bar{F}(u_{ns})\right) \Rightarrow \frac{s^{-\alpha}}{E(\sigma^\alpha(Y_1))} \frac{J_r(\Psi)}{r!} Z_{r,H}(t),$$

où \Rightarrow désigne la convergence en loi dans $D([1, \infty] \times [0, 1])$, $\Psi(y) = \sigma^\alpha(y)$, r est le rang d'Hermite de Ψ et $Z_{r,H}$ est un processus d'Hermite avec $H = 1 - \frac{D}{2}$.

Obstacle à une application directe d'une fonctionnelle continue

On rappelle que

$$\hat{\gamma}_{1, [nt]} = \frac{\frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \log\left(\frac{X_j}{u_n}\right) \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}}{\frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}} = (T_n(1, t))^{-1} \int_1^\infty s^{-1} T_n(s, t) ds,$$

où $T_n(s, t) = \frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}}$, $s \in [1, \infty]$, $t \in [0, 1]$.

Obstacle à une application directe d'une fonctionnelle continue

On rappelle que

$$\hat{\gamma}_{1, [nt]} = \frac{\frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \log\left(\frac{X_j}{u_n}\right) \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}}{\frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}} = (T_n(1, t))^{-1} \int_1^\infty s^{-1} T_n(s, t) ds,$$

où $T_n(s, t) = \frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}}$, $s \in [1, \infty]$, $t \in [0, 1]$. On voudrait utiliser la fonctionnelle

$$H: D([1, \infty] \times [0, 1]) \longrightarrow D[0, 1], f \mapsto (f(1, t))^{-1} \int_1^\infty s^{-1} f(s, t) ds.$$

Obstacle à une application directe d'une fonctionnelle continue

On rappelle que

$$\hat{\gamma}_{1, [nt]} = \frac{\frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \log\left(\frac{X_j}{u_n}\right) \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}}{\frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}} = (T_n(1, t))^{-1} \int_1^{\infty} s^{-1} T_n(s, t) ds,$$

où $T_n(s, t) = \frac{1}{n\bar{F}(u_n)} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbf{1}_{\{X_j > u_n s\}}$, $s \in [1, \infty]$, $t \in [0, 1]$. On voudrait utiliser la fonctionnelle

$$H: D([1, \infty] \times [0, 1]) \longrightarrow D[0, 1], f \mapsto (f(1, t))^{-1} \int_1^{\infty} s^{-1} f(s, t) ds.$$

On utilise le

Lemme

Pour tout $\varepsilon > 0$, la convergence suivante a lieu:

$$\lim_{R \rightarrow +\infty} \limsup_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P} \left\{ \sup_{t \in [0, 1]} \left| \int_R^{+\infty} s^{-1} \frac{n}{d_{n,r}} \{T_n(s, t) - \mathbb{E} T_n(s, t)\} ds \right| > \varepsilon \right\} = 0.$$

Autres hypothèses techniques

Nous avons utilisé les hypothèses :

- $\bar{F}_Z \in 2RV(\alpha, \eta^*)$;
- $\eta^*(u_n) = o\left(\frac{d_{n,r}}{n}\right)$;
- $E[\sigma(Y_1)^{\alpha + \max\{\rho, \alpha\} + \varepsilon}] < \infty$ pour un certain $\varepsilon > 0$.

Afin de garantir la convergence du terme en martingale, nous aurons besoin des hypothèses :

- $E\left[\sigma(Y_1)^{2(\alpha - \rho)} \left(\sigma(Y_0) \vee (\sigma(Y_1))^{-1}\right)^{\varepsilon_0}\right] < \infty$ pour un certain $\varepsilon_0 > 0$;
- $E\left[(\sigma(Y_1))^{-2 - \delta}\right] < +\infty$ pour un certain $\delta > 0$;
- $\eta^*(u_n) = o\left(\frac{d_n}{n} + \frac{1}{\sqrt{n\bar{F}(u_n)}}\right)$.

Convergence du “terme martingale”

On rappelle que

$$M_n(s, t) = \frac{1}{n\bar{F}_Z(u_n)} \sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_{ns}\}} - \mathbb{E} \left(\mathbf{1}_{\{X_j > u_{ns}\}} \mid \mathcal{F}_{j-1} \right) \right).$$

Théorème (Betken, G., Kulik, 2019+)

Sous les hypothèses principales, la convergence en loi suivante a lieu dans $D([1, R] \times [0, 1])$ pour tout $R > 1$:

$$\left(\sqrt{n\bar{F}_Z(u_n)} M_n(s, t) \right)_{1 \leq s \leq R, 0 \leq t \leq 1} \rightarrow \sqrt{\mathbb{E}[\sigma(Y_1)^\alpha]} (B_{s^{-\alpha}, t})_{1 \leq s \leq R, 0 \leq t \leq 1},$$

où $B_{u,v}$ est un drap brownien standard.

Convergence de l'estimateur de Hill

Pour établir la convergence de l'estimateur de Hill, on utilise la fonctionnelle continue $x \mapsto \int_1^R s^{-1} x(s, t) ds$ et on montre que la contribution de $\int_R^{+\infty}$ est négligeable.

Lemme

Pour tout ε , la convergence suivante a lieu:

$$\lim_{R \rightarrow +\infty} \limsup_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P} \left\{ \sup_{t \in [0,1]} \left| \int_R^{+\infty} s^{-1} \sqrt{n\bar{F}_Z(u_n)} M_n(s, t) ds \right| > \varepsilon \right\} = 0.$$

Idée de démonstration

Idée globale.

On utilise un critère de Davydov et Zitikis (2008) garantissant la convergence en loi d'une suite de processus $(\xi_n(s, t))_{n \geq 1}$ indexés par $[0, 1]^2$.

- 1 Convergence des lois fini-dimensionnelles ;
- 2 Contrôle des moments des différences $|\xi_n(s_1, t_1) - \xi_n(s_2, t_2)|$ où $\|(s_1, t_1) - (s_2, t_2)\|_\infty \geq a_n$ et $a_n \rightarrow 0$.
- 3 Convergence en probabilité d'un maximum mettant en jeu les différences $|\xi_n(s_1, t_1) - \xi_n(s_2, t_2)|$ lorsque $\|(s_1, t_1) - (s_2, t_2)\|_\infty \leq a_n$.

Idée de démonstration (2)

Soient ξ_n , $n \geq 1$ des processus stochastiques indexés par $[0, 1]^2$, à trajectoires dans $D([0, 1] \times [0, 1])$. Supposons que

- 1 le processus ξ_n peut s'exprimer comme la différence de deux processus croissants ξ_n° et ξ_n^* ;
- 2 les lois fini-dimensionnelles de ξ_n convergence vers celles d'un processus ξ à trajectoire continue.

Idée de démonstration (3)

S'il existe une suite $a_n \downarrow 0$ vérifiant:

- 1 Condition sur les moments: il existe des constantes $\gamma \geq \beta > 2$, $c > 0$ telles que pour tout $n \geq 1$, $n \geq 1$, $E |\xi_n(0)|^\gamma \leq c$ et

$$E |\xi_n(s_1, t_1) - \xi_n(s_2, t_2)|^\gamma \leq c \| (s_1, t_1) - (s_2, t_2) \|_\infty^\beta$$

lorsque $\| (s_1, t_1) - (s_2, t_2) \|_\infty \geq a_n$.

- 2 La convergence (en probabilité) suivante a lieu:

$$\max_{0 \leq j_1, j_2 \leq k_n - 1} \left| \xi_n^* \left(\frac{j_1 + 1}{k_n}, \frac{j_2}{k_n} \right) - \xi_n^* \left(\frac{j_1}{k_n}, \frac{j_2}{k_n} \right) \right| \rightarrow 0,$$

$$\max_{0 \leq j_1, j_2 \leq k_n - 1} \left| \xi_n^* \left(\frac{j_1}{k_n}, \frac{j_2 + 1}{k_n} \right) - \xi_n^* \left(\frac{j_1}{k_n}, \frac{j_2}{k_n} \right) \right| \rightarrow 0,$$

où $k_n := [1/a_n]$,

alors $\xi_n \rightarrow \xi$ dans $D([0, 1]^2)$.

Idée de démonstration (4)

On utilise le résultat précédent dans le contexte suivant:

$$\xi_n(\mathbf{s}, t) := \frac{1}{\sqrt{n\bar{F}_Z(u_n)}} \sum_{j=1}^{[nt]} (\mathbf{1} \{X_j \leq u_n(1 + R\mathbf{s})\} - \mathbb{E} [\mathbf{1} \{X_j \leq u_n(1 + R)\} \mid \mathcal{F}_{j-1}]),$$

qui peut s'exprimer comme la différence de deux processus croissants ξ_n° et ξ_n^* :

$$\xi_n^\circ(\mathbf{s}, t) := \frac{1}{\sqrt{n\bar{F}_Z(u_n)}} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbf{1} \{X_j \leq u_n(1 + R\mathbf{s})\} \text{ et}$$

$$\xi_n^*(\mathbf{s}, t) := \frac{1}{\sqrt{n\bar{F}_Z(u_n)}} \sum_{j=1}^{[nt]} \mathbb{E} [\mathbf{1} \{X_j \leq u_n(1 + R\mathbf{s})\} \mid \mathcal{F}_{j-1}].$$

Idée de démonstration (5)

- Lois fini-dimensionnelles : par le théorème de Cramer-Wold, il suffit de traiter la convergence des combinaisons linéaires. On utilise un théorème limite central pour des tableaux d'accroissement de martingale.
- Condition sur les moments : inégalité de Burkholder et contrôle des variances conditionnelles à l'aide de l'hypothèse de variation régulière du second ordre de \bar{F}_Z .
- Contrôle des accroissements : ces-derniers ds'expriment à l'aide de \bar{F}_Z , pour laquelle on utilise encore hypothèse de variation régulière du second ordre.

Théorème (Betken, G., Kulik (2019+))

Sous les hypothèses concernant \bar{F}_Z et $\sigma(Y_1)$:

- Si $n^{\frac{D}{2}} = o\left(\sqrt{n\bar{F}(u_n)}\right)$, alors

$$\frac{1}{n^{1-\frac{D}{2}}} \sum_{j=1}^{[nt]} \left(\frac{1}{\bar{F}(u_n)} 1_{\{X_j > u_n s\}} - s^{-\alpha} \right) \Rightarrow K_{r,H} \frac{s^{-\alpha}}{E(\sigma^\alpha(Y_1))} Z_{r,H}(t),$$

où $Z_{r,H}$ est un processus d'Hermite $H = 1 - \frac{D}{2}$, r l'indice d'Hermite de σ^α et $K_{r,H}$ une constante.

- Si $\sqrt{n\bar{F}(u_n)} = o\left(n^{\frac{D}{2}}\right)$, alors

$$\frac{\sqrt{\bar{F}(u_n)}}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^{[nt]} \left(\frac{1}{\bar{F}(u_n)} 1_{\{X_j > u_n s\}} - s^{-\alpha} \right) \Rightarrow \sqrt{E\sigma^\alpha(Y_1)} B_{s^{-\alpha}, t},$$

où B est un drap brownien standard.

(\Rightarrow désigne la convergence en loi dans $D([1, \infty] \times [0, 1])$.)

Soit

$$\hat{\gamma}(t) = \frac{\sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \log\left(\frac{X_j}{u_n}\right) \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}}{\sum_{j=1}^{\lfloor nt \rfloor} \mathbf{1}_{\{X_j > u_n\}}}, \quad \gamma = \alpha^{-1}$$

Corollaire

Sous les hypothèses du résultat principal

$$a_n (\hat{\gamma}(t) - \gamma) \Rightarrow \frac{1}{t} \int_1^\infty s^{-1} W(s, t) ds - \alpha^{-1} \frac{1}{t} W(1, t)$$

où \Rightarrow désigne la convergence en loi dans $D[0, 1]$,

$$a_n = \begin{cases} \frac{n}{d_n}, & \text{si } \frac{n}{d_n} = o\left(\sqrt{n\bar{F}(u_n)}\right) \\ \sqrt{n\bar{F}(u_n)}, & \text{si } \sqrt{n\bar{F}(u_n)} = o\left(\frac{n}{d_n}\right) \end{cases}$$

et

$$W(s, t) = \begin{cases} \frac{s^{-\alpha}}{\mathbb{E}(\sigma^{\alpha}(Y_1))} \frac{J_q(\Psi)}{q!} Z_q(t), & \text{si } \frac{n}{d_n} = o\left(\sqrt{n\bar{F}(u_n)}\right) \\ \sqrt{\mathbb{E}[\sigma(Y_1)^\alpha]} B_{s^{-\alpha}, t}, & \text{si } \sqrt{n\bar{F}(u_n)} = o\left(\frac{n}{d_n}\right) \end{cases}.$$

- Démonstration alternative de la tension du terme en martingale avec des arguments de chaînage : le supremum est approximé par le maximum sur des partitions.
- Simulations.