

JEAN-FRANÇOIS DELMAS,  
BENJAMIN JOURDAIN

Modèles aléatoires.

Applications aux sciences de l'ingénieur et du vivant.

## **Erratum**

28 mars 2019

Springer

Berlin Heidelberg New York

Hong Kong London

Milan Paris Tokyo



---

## Table des matières

1.6	Théorème central limite : p. 23-26 .....	1
11.1	Statistique d'ordre, estimation des quantiles : p. 310-311.....	4
13.1	Coquilles .....	5
<b>B</b>	<b>Une variante du théorème central limite : p. 407</b>	
	<b>(compléments) .....</b>	<b>7</b>



### 1.6 Théorème central limite : p. 23-26

On peut dans certains cas préciser la vitesse de convergence dans le théorème ergodique. C'est l'objet de ce paragraphe.

On considère une chaîne de Markov sur  $E$ ,  $X = (X_n, n \geq 0)$ , irréductible, récurrente positive, de matrice de transition  $P$  et de probabilité invariante  $\pi$ . Rappelons la notation introduite à la fin du paragraphe précédent : si  $g$  est une fonction définie sur  $E^2$  soit positive, soit telle que  $\sum_{y \in E} |g(x, y)| P(x, y) < \infty$ , alors on note

$$Pg(x) = \sum_{y \in E} P(x, y)g(x, y).$$

**Théorème 1.6.1.** *Soit  $g$  une fonction définie sur  $E^2$  à valeurs dans  $\mathbb{R}$ , telle que  $(\pi, P|g|) < \infty$  et il existe  $x \in E$  avec  $s(x)^2 = \mathbb{E}\left[\left(\sum_{k=1}^{T(x)} [g(X_{k-1}, X_k) - (\pi, Pg)]\right)^2 \middle| X_0 = x\right]$  fini. On note  $\sigma^2 = \pi(x)s(x)^2$ . Pour toute loi initiale de  $X_0$ , on a*

$$\sqrt{n} \left( \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n g(X_{k-1}, X_k) - (\pi, Pg) \right) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{Loi}} \mathcal{N}(0, \sigma^2).$$

Si on choisit  $g$  de la forme  $g(x, y) = f(y)$ , alors on a  $(\pi, Pg) = (\pi, f)$  dès que  $f$  est positive ou  $(\pi, |f|)$  est fini. Le corollaire suivant est une conséquence directe du théorème précédent.

**Corollaire 1.6.2.** *Si  $(\pi, |f|) < \infty$  et s'il existe  $x \in E$  tel que  $s(x)^2 = \mathbb{E}[(\sum_{k=1}^{T(x)} [f(X_k) - (\pi, f)])^2 \middle| X_0 = x] < \infty$ , alors on a*

$$\sqrt{n} \left( \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n f(X_k) - (\pi, f) \right) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{Loi}} \mathcal{N}(0, \sigma^2),$$

où  $\sigma^2 = s(x)^2 \pi(x)$ .

*Démonstration du théorème 1.6.1.* On reprend les notations de la démonstration du théorème 1.5.6. On pose pour  $n \geq 1$

$$G(Y_n) = \sum_{r=1}^{T_n} [g(X_{S_{n-1}+r-1}, X_{S_{n-1}+r}) - (\pi, Pg)].$$

Les variables aléatoires  $(G(Y_n), n \geq 2)$  sont indépendantes, de même loi et de carré intégrable avec, pour  $n \geq 2$ ,  $\mathbb{E}[G(Y_n)^2] = s(x)^2$ . La définition  $\pi(x) = 1/\mu(x)$  et la deuxième égalité du lemme 1.5.12 impliquent que pour  $n \geq 2$ ,  $\mathbb{E}[G(Y_n)] = 0$ . On déduit du théorème central limite que

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{k=2}^n G(Y_k) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{Loi}} \mathcal{N}(0, s(x)^2).$$

Toujours en utilisant la notation  $n(m)$  définie dans (1.9), on a  $S_{n(m)} \leq m < S_{n(m)+1}$ , et

$$\sqrt{m} \left[ \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m g(X_{i-1}, X_i) - (\pi, Pg) \right] = \frac{I_1(m)}{\sqrt{m}} + \frac{I_2(m)}{\sqrt{m}} + \frac{I_3(m)}{\sqrt{m}},$$

où, avec les conventions  $a \wedge b = \min(a, b)$  et une somme indiquée par un ensemble vide est nulle, on a posé

$$\begin{aligned} I_1(m) &= \sum_{r=1}^{T_1 \wedge m} [g(X_{r-1}, X_r) - (\pi, Pg)], \\ I_2(m) &= \sum_{k=2}^{n(m)} G(Y_k), \\ I_3(m) &= \sum_{i=S_{n(m)+1}}^m [g(X_{i-1}, X_i) - (\pi, Pg)]. \end{aligned}$$

Comme p.s.  $T_1$  est fini, on a que  $\lim_{m \rightarrow \infty} I_1(m)$  est fini et donc p.s.  $\lim_{m \rightarrow \infty} I_1(m)/\sqrt{m} = 0$ .

Montrons que  $(I_3(m)/\sqrt{m}, m \geq 1)$  converge en probabilité vers 0. Soit  $\varepsilon > 0$ . On pose  $\xi_i = g(X_{i-1}, X_i) - (\pi, Pg)$  pour  $i \geq 1$ . On a

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{P}(|I_3(m)|/\sqrt{m} > \varepsilon) \\
 & \leq \mathbb{P}\left(\sum_{i=S_{n(m)}+1}^m |\xi_i| > \sqrt{m}\varepsilon\right) \\
 & = \sum_{r=1}^{m-1} \mathbb{P}\left(\sum_{i=m-r+1}^m |\xi_i| > \sqrt{m}\varepsilon, \right. \\
 & \quad \left. X_{m-r} = x, X_{m-r+\ell} \neq x \text{ pour } \ell \in \{1, \dots, r\}\right) \\
 & = \sum_{r=1}^{m-1} \mathbb{P}(X_{m-r} = x) \mathbb{P}\left(\sum_{i=1}^r |\xi_i| > \sqrt{m}\varepsilon, \right. \\
 & \quad \left. X_\ell \neq x \text{ pour } \ell \in \{1, \dots, r\} | X_0 = x\right) \\
 & \leq \sum_{r=1}^{\infty} \mathbb{P}\left(\sum_{i=1}^{T_1} |\xi_i| > \sqrt{m}\varepsilon, T_1 > r | X_0 = x\right) \\
 & = \mathbb{E}\left[\mathbf{1}_{\{\sum_{i=1}^{T_1} |\xi_i| > \sqrt{m}\varepsilon\}} \sum_{r=1}^{\infty} \mathbf{1}_{\{T_1 > r\}} | X_0 = x\right] \\
 & \leq \mathbb{E}\left[T_1 \mathbf{1}_{\{\sum_{i=1}^{T_1} |\xi_i| > \sqrt{m}\varepsilon\}} | X_0 = x\right],
 \end{aligned}$$

où l'on a utilisé la propriété de Markov pour la deuxième égalité. Remarquons que p.s.  $\lim_{m \rightarrow \infty} T_1 \mathbf{1}_{\{\sum_{i=1}^{T_1} |\xi_i| > \sqrt{m}\varepsilon\}} = 0$ ,  $T_1 \mathbf{1}_{\{\sum_{i=1}^{T_1} |\xi_i| > \sqrt{m}\varepsilon\}} \leq T_1$  et  $\mathbb{E}[T_1 | X_0 = x] < +\infty$ . On déduit du théorème de convergence dominée que  $\lim_{m \rightarrow \infty} \mathbb{E}\left[T_1 \mathbf{1}_{\{\sum_{i=1}^{T_1} |\xi_i| > \sqrt{m}\varepsilon\}} | X_0 = x\right] = 0$ , et donc  $(I_3(m))/\sqrt{m}, m \geq 1$ ) converge en probabilité vers 0.

Comme  $\lim_{m \rightarrow \infty} n(m)/m = \pi(x)$  p.s., d'après (1.10), on déduit de la proposition B.5 la convergence en loi de  $(I_2(m))/\sqrt{m}, m \geq 1$  vers une gaussienne  $\mathcal{N}(0, s(x)^2 \pi(x))$ . On déduit du théorème de Slutsky A.3.12 que  $(I_1(m) + I_2(m) + I_3(m))/\sqrt{m}$  converge en loi vers  $\mathcal{N}(0, s(x)^2 \pi(x))$ .

On a démontré ce résultat, pour toute loi initiale de  $X_0$ .  $\square$

$$\text{Pour } y \in E, \text{ on pose } s(y)^2 = \mathbb{E}\left[\left(\sum_{k=1}^{T(y)} [g(X_{k-1}, X_k) - (\pi, Pg)]\right)^2 | X_0 = y\right].$$

On peut montrer que si  $s(x)^2$  est fini alors  $s(y)^2$  est fini pour tout  $y \in E$  et que  $\pi(x)s(x)^2 = \pi(y)s(y)^2$ . En particulier la variance asymptotique  $\sigma^2$  du théorème précédent ne dépend pas de  $x$ .

On peut expliciter la valeur de la variance asymptotique  $\sigma^2$  dans le cas particulier, qui nous sera utile au chapitre 6, où  $g(x, y) = h(x, y) - Ph(x)$ . Remarquons que, si  $(\pi, P|h|) < \infty$ , alors on a  $(\pi, Pg) = (\pi, Ph) - (\pi, P(Ph)) = 0$ , car  $\pi$  est une probabilité invariante.

Comme  $(P(x, y), y \in E)$  est une probabilité sur  $E$ , on déduit de l'inégalité de Cauchy-Schwarz que

$$(Ph)^2(x) = \left( \sum_{y \in E} P(x, y)h(x, y) \right)^2 \leq \sum_{y \in E} P(x, y)h(x, y)^2 = Ph^2(x).$$

En particulier si  $(\pi, Ph^2) < \infty$  alors  $(\pi, (Ph)^2) < \infty$ .

**Proposition 1.6.3.** *Soit  $h$  une fonction définie sur  $E^2$  à valeurs dans  $\mathbb{R}$ , telle que  $(\pi, Ph^2) < \infty$ . Pour toute loi initiale de  $X_0$ , on a*

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{k=1}^n [h(X_{k-1}, X_k) - Ph(X_{k-1})] \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{Loi}} \mathcal{N}(0, \sigma^2),$$

où  $\sigma^2 = (\pi, Ph^2) - (\pi, (Ph)^2)$ .

**Remarque 1.6.4.** Sous certaines hypothèses, on peut calculer explicitement la valeur de  $\sigma^2$ , grâce à la proposition précédente, dans le cas particulier du corollaire 1.6.2, où  $g(x, y) = f(y)$ .

Pour une fonction  $F$ , on définit  $PF(x) = \sum_{z \in E} P(x, z)F(z)$  soit si  $F$  est positive soit si cette somme est absolument convergente. Remarquons que si  $(\pi, |F|)$  est fini alors, comme  $\pi$  est une probabilité invariante, on a  $(\pi, P|F|)$  fini. Ainsi  $P|F|$ , et donc  $PF$ , sont bien définis.

Soit  $f$  telle que  $(\pi, |f|) < \infty$ . On dit qu'une fonction  $F$  est solution de l'équation de Poisson pour  $f$  si :  $(\pi, |F|) < \infty$  et pour tout  $x \in E$ ,

$$F(x) - PF(x) = f(x) - (\pi, f).$$

Les solutions de l'équation de Poisson sont définies à une constante additive près.

Si l'on suppose qu'il existe une solution  $F$  de l'équation de Poisson pour  $f$ , telle que  $(\pi, F^2) < \infty$ , alors on peut appliquer la proposition 1.6.3 avec  $h(x, y) = F(y)$  et en déduire que

$$\sqrt{n} \left( \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n f(X_k) - (\pi, f) \right) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{Loi}} \mathcal{N}(0, \sigma^2),$$

où  $\sigma^2 = (\pi, Ph^2) - (\pi, (Ph)^2) = (\pi, F^2) - (\pi, (PF)^2)$ . En pratique on utilise le TCL pour donner un intervalle de confiance pour l'estimation de  $(\pi, f)$  par la simulation de  $\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n f(X_k)$ . La variance  $\sigma^2$ , qui intervient dans l'intervalle de confiance, ne peut être directement estimée sur la simulation d'une seule réalisation car cela nécessite de résoudre l'équation de Poisson. Cette difficulté nous conduira à utiliser la proposition 1.6.3 plutôt que le résultat apparemment plus naturel du corollaire 1.6.2.  $\diamond$

## 11.1 Statistique d'ordre, estimation des quantiles : p. 310-311

*Démonstration de la proposition 11.1.8.* Soit  $x \in \mathbb{R}$  fixé. On rappelle la notation  $S_n(x) = \sum_{i=1}^n \mathbf{1}_{\{X_i \leq x\}}$ . On déduit de l'égalité (11.2) que



$$\begin{aligned} & \{X_{(k(n),n)} \leq x \text{ à partir d'un certain rang}\} \\ &= \left\{ \frac{S_n(x)}{k(n)} \geq 1 \text{ à partir d'un certain rang} \right\}. \end{aligned}$$

La loi forte des grands nombres assure que  $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n(x)}{n} = \mathbb{E}[\mathbf{1}_{\{X_i \leq x\}}] = F(x)$  presque sûrement. De plus on a  $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n}{k(n)} = \frac{1}{p}$  et donc  $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n(x)}{k(n)} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n(x)}{n} \frac{n}{k(n)} = \frac{F(x)}{p}$  presque sûrement. En particulier, on a si  $F(x) > p$ , *i.e.* si  $x > x_p$  :

$$\mathbb{P} \left( \frac{S_n(x)}{k(n)} \geq 1 \text{ à partir d'un certain rang} \right) = 1.$$

Cela implique donc que si  $x > x_p$  :

$$\mathbb{P} (X_{(k(n),n)} \leq x \text{ à partir d'un certain rang}) = 1.$$

Cela signifie que p.s.  $\limsup_{n \rightarrow \infty} X_{(k(n),n)} \leq x_p$ . En considérant l'évènement  $\{X_{(k(n),n)} > x \text{ à partir d'un certain rang}\}$  et en utilisant des arguments similaires, on obtient que p.s.  $\liminf_{n \rightarrow \infty} X_{(k(n),n)} \geq x_p$ . On en déduit que p.s.  $\lim_{n \rightarrow \infty} X_{(k(n),n)} = x_p$ .  $\square$

### 13.1 Coquilles

- page 42, ligne 17 : Soit  $(z_n, n \geq 1)$  une suite positive
- page 207, figure 7.3 :  $Nx \rightarrow -2N(x \log(x) + (1-x) \log(1-x))$
- page 307, ligne 16 :  $(X_n, n \geq 1)$
- page 309, ligne 14 :  $(1 - F(y))^{n-k}$
- page 309, ligne 15 :  $\int_{-\infty}^x$
- page 312, lignes 13, 14 et 15 :  $O(n^{-3/2})$



## B

---

### Une variante du théorème central limite : p. 407 (compléments)

L'inégalité suivante est utile pour la prochaine proposition.

**Lemme B.4** (Inégalité de Kolmogorov). *Soit  $(X_k, k \in \{1, \dots, n\})$  des variables aléatoires réelles indépendantes, de carré intégrable et centrées. On pose  $S_k = \sum_{i=1}^k X_i$  pour  $1 \leq k \leq n$ . Soit  $x > 0$ . On a*

$$\mathbb{P} \left( \max_{1 \leq k \leq n} |S_k| \geq x \right) \leq \frac{1}{x^2} \mathbb{E}[S_n^2].$$

*Démonstration.* On pose  $A = \{\max_{1 \leq k \leq n} |S_k| \geq x\}$ . On considère  $A_1 = \{|S_1| \geq x\}$  et pour  $k \in \{2, \dots, n\}$ ,  $A_k = \{|S_k| \geq x\} \cap \left( \bigcup_{i=1}^{k-1} A_i \right)^c$ . Remarquons que  $A = \bigcup_{k=1}^n A_k$  et que les ensembles  $A_1, \dots, A_n$  sont 2 à 2 disjoints. On en déduit que

$$\mathbb{P}(A) = \sum_{k=1}^n \mathbb{P}(A_k) \leq \sum_{k=1}^n \frac{1}{x^2} \mathbb{E}[S_k^2 \mathbf{1}_{A_k}].$$

Comme  $S_k^2 \leq S_k^2 + (S_n - S_k)^2 = S_n^2 - 2S_k(S_n - S_k)$  et  $\mathbb{E}[S_k(S_n - S_k)\mathbf{1}_{A_k}] = 0$ , car  $S_n - S_k$  est indépendant de  $(X_1, \dots, X_k)$  et  $\mathbb{E}[S_n - S_k] = 0$  puisque les variables  $X_{k+1}, \dots, X_n$  sont centrées, on obtient que

$$\mathbb{P}(A) \leq \sum_{k=1}^n \frac{1}{x^2} \mathbb{E}[S_k^2 \mathbf{1}_{A_k}] \leq \sum_{k=1}^n \frac{1}{x^2} \mathbb{E}[S_n^2 \mathbf{1}_{A_k}] \leq \frac{1}{x^2} \mathbb{E}[S_n^2].$$

□

La proposition suivante permet de généraliser le TCL.

**Proposition B.5.** *Soit  $(X_n, n \in \mathbb{N}^*)$  des variables aléatoires réelles, indépendantes, de même loi, de carré intégrable et telles que  $\mathbb{E}[X_1] = 0$ . Soit  $(\tau_n, n \in \mathbb{N}^*)$  une suite de variables aléatoires à valeurs dans  $\mathbb{N}^*$  telle que  $(\tau_n/n, n \in \mathbb{N}^*)$*

converge en probabilité vers une constante  $c > 0$ . On pose  $\sigma^2 = \text{Var}(X_1)$ . La suite de variables aléatoires  $(\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{k=1}^{\tau_n} X_k, n \in \mathbb{N}^*)$  converge en loi vers une variable aléatoire de loi gaussienne  $\mathcal{N}(0, c\sigma^2)$  :

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{k=1}^{\tau_n} X_k \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{Loi}} \mathcal{N}(0, c\sigma^2).$$

*Démonstration.* On note  $[x]$  la partie entière de  $x$ ,  $S_0 = 0$  et  $S_n = \sum_{k=1}^n X_k$ . On montre d'abord que  $(S_{\tau_n} - S_{[cn]})/\sqrt{n}$  converge en probabilité vers 0 quand  $n$  tend vers l'infini.

Soit  $\varepsilon > 0$ . Soit  $\alpha > 0$ . On a, en utilisant l'inégalité de Kolmogorov :

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(|S_{\tau_n} - S_{[cn]}|/\sqrt{n} > \varepsilon) &\leq \mathbb{P}(|\tau_n - [cn]| \geq \alpha n) \\ &\quad + \mathbb{P}\left(\max_{[cn]-\alpha n \leq k \leq [cn]+\alpha n} |S_k - S_{[cn]}| > \varepsilon\sqrt{n}\right) \\ &\leq \mathbb{P}(|\tau_n - [cn]| \geq \alpha n) + 2\mathbb{P}\left(\max_{1 \leq k \leq \alpha n} |S_k| > \varepsilon\sqrt{n}\right) \\ &\leq \mathbb{P}(|\tau_n - [cn]| \geq \alpha n) + 2\mathbb{P}\left(\max_{1 \leq k \leq \alpha n} |S_k| > \varepsilon\sqrt{n}\right) \\ &\leq \mathbb{P}(|\tau_n/n - [cn]/n| \geq \alpha) + 2\frac{\alpha\sigma^2}{\varepsilon^2}. \end{aligned}$$

On en déduit que

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|S_{\tau_n} - S_{[cn]}|/\sqrt{n} > \varepsilon) \leq 2\frac{\alpha\sigma^2}{\varepsilon^2}.$$

Et comme  $\alpha$  est arbitraire, la limite ci-dessus est donc nulle. Ceci assure bien que  $(S_{\tau_n} - S_{[cn]})/\sqrt{n}$  converge en probabilité vers 0 quand  $n$  tend vers l'infini. On déduit du théorème de Slutsky A.3.12 que  $S_{\tau_n}/\sqrt{n}$  et  $S_{[cn]}/\sqrt{n}$  converge en loi vers la même limite. Le TCL assure que la limite de  $S_{[cn]}/\sqrt{n}$  est la loi gaussienne  $\mathcal{N}(0, c\sigma^2)$ . Ceci termine la démonstration de la proposition.  $\square$