



INSTITUT  
POLYTECHNIQUE  
DE PARIS

# Risque de défaut d'entreprises

---

BENYAMINE Axel, LAMBERT Julien

# Sommaire

---

## Modélisations

---

p. 3

## Méthodes de Monte-Carlo

---

p. 8

## Méthodes de splitting

---

p. 16

## Conclusion

---

p. 27

# Présentation du problème

## Problème

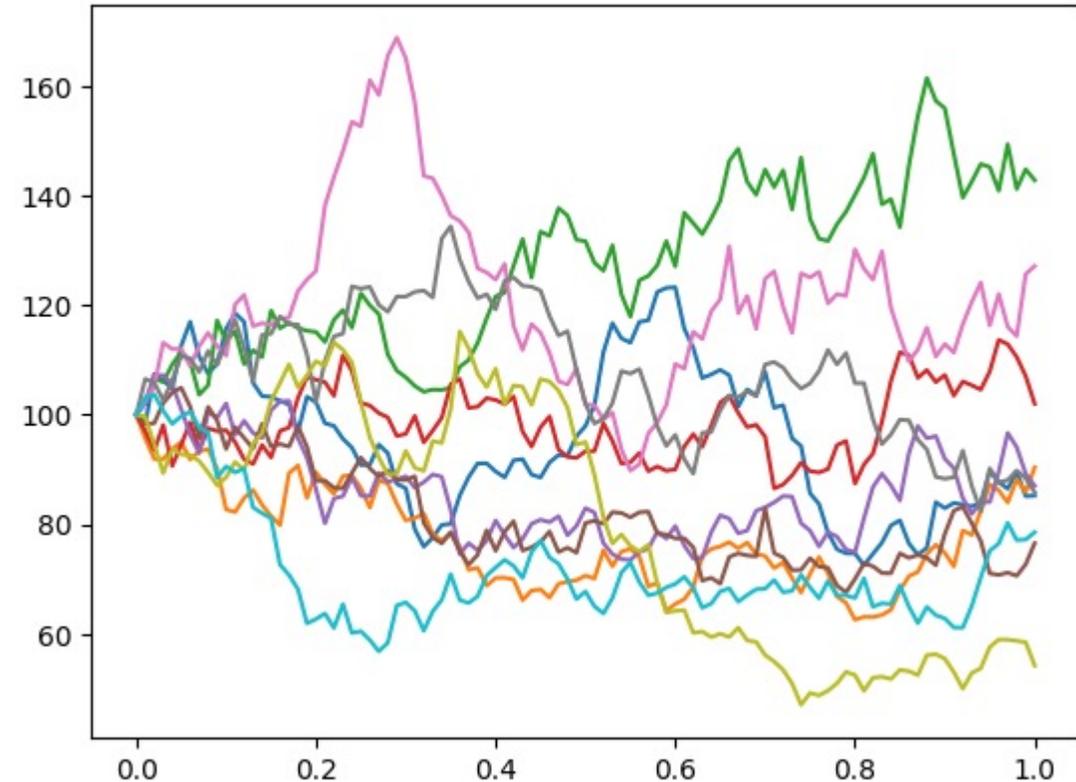
---

- $N$  entreprises
- Estimation de  $\mathbb{P}(L \geq k)$
- Estimation des pertes engendrées par les défauts de paiement



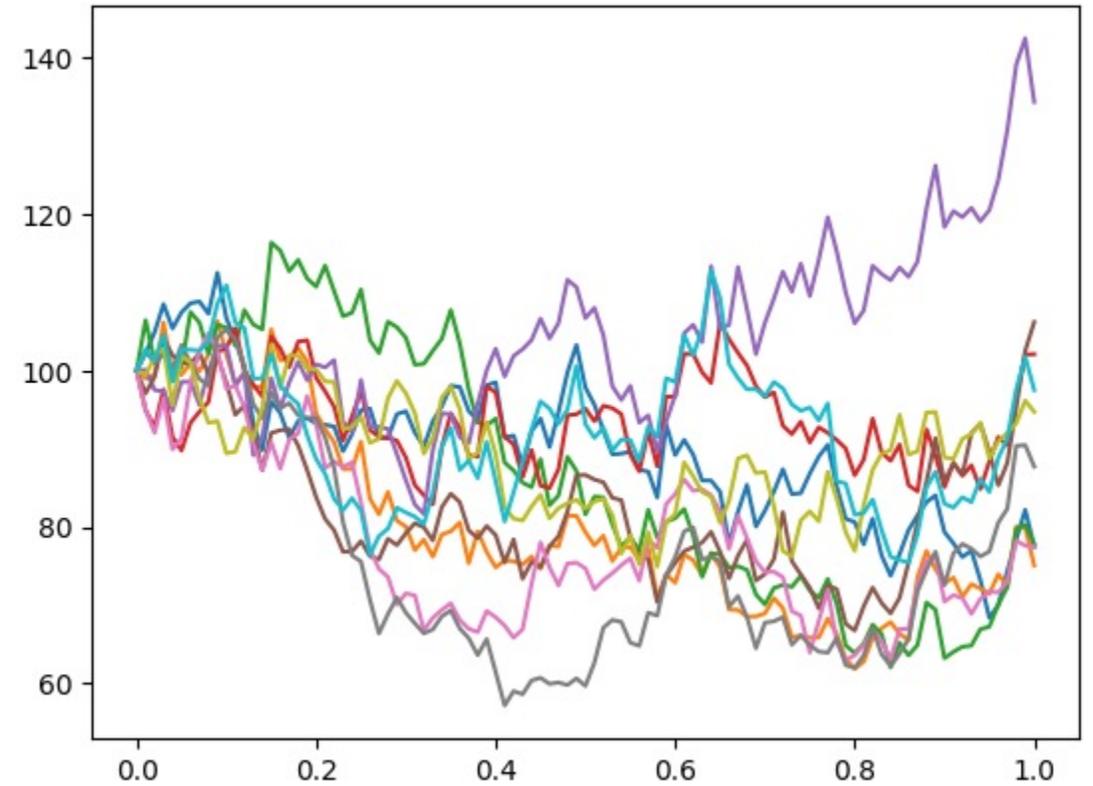
## Première modélisation

- $S_t^i = S_0^i - \frac{1}{2}\sigma_i^2 t + \sigma_i W_t^i$  où  $W^i$  mouvement brownien
- Faillite lorsque  $S_T^i \leq B$
- $(W^1, W^2, \dots, W^N)$  indépendants
- Calcul théorique possible à partir de la probabilité de faillite d'une entreprise



## Ajout d'une corrélation

$$- \text{Cov}(W_t^1, \dots, W_t^N) = \begin{bmatrix} 1 & \rho & \dots & \rho \\ \rho & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \rho \\ \rho & \dots & \rho & 1 \end{bmatrix} \cdot t$$

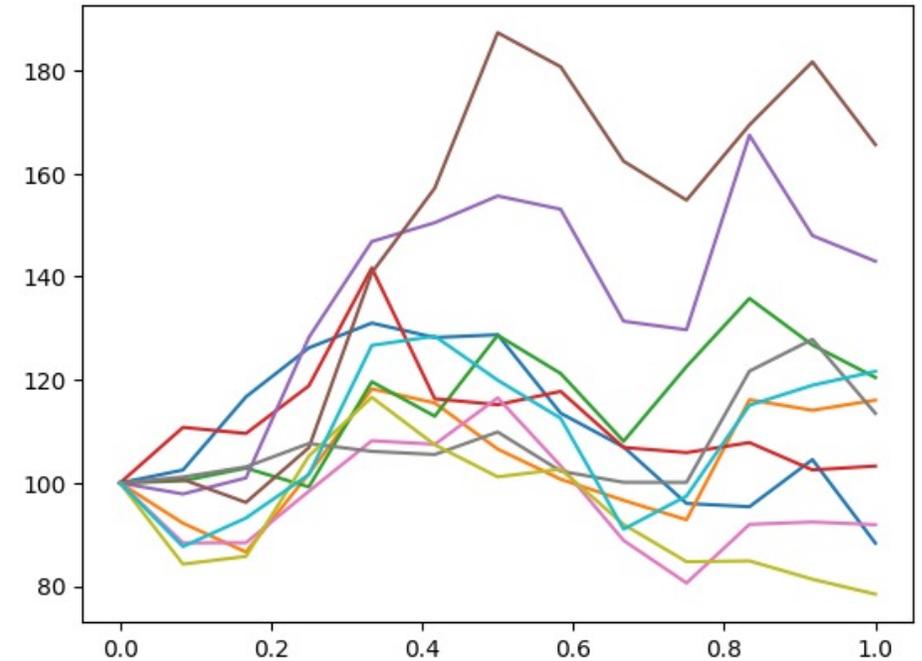


## Ajout de plusieurs dates

Faillite lorsque  $S_{t_k}^i \leq B$

$$(S_{t_k}^i)_{1 \leq i \leq N, 1 \leq k \leq M} = f(\Delta W), \text{ où } \Delta W \sim \mathcal{N}(0, A)$$

$$\text{avec } A = \begin{bmatrix} \Sigma. (t_1 - t_0) & & & (0) \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ (0) & & & \Sigma. (t_M - t_{M-1}) \end{bmatrix}$$



# Méthodes de Monte-Carlo

# Monte-Carlo naïf

## Présentation de la méthode

---

Un estimateur naïf de  $\mathbb{E}[h(X)]$  (estimateur de Monte-Carlo) :

$$\widehat{\mu}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(X_i)$$

L'erreur relative associée :  $1,96 \sqrt{\frac{1-p}{np}}$

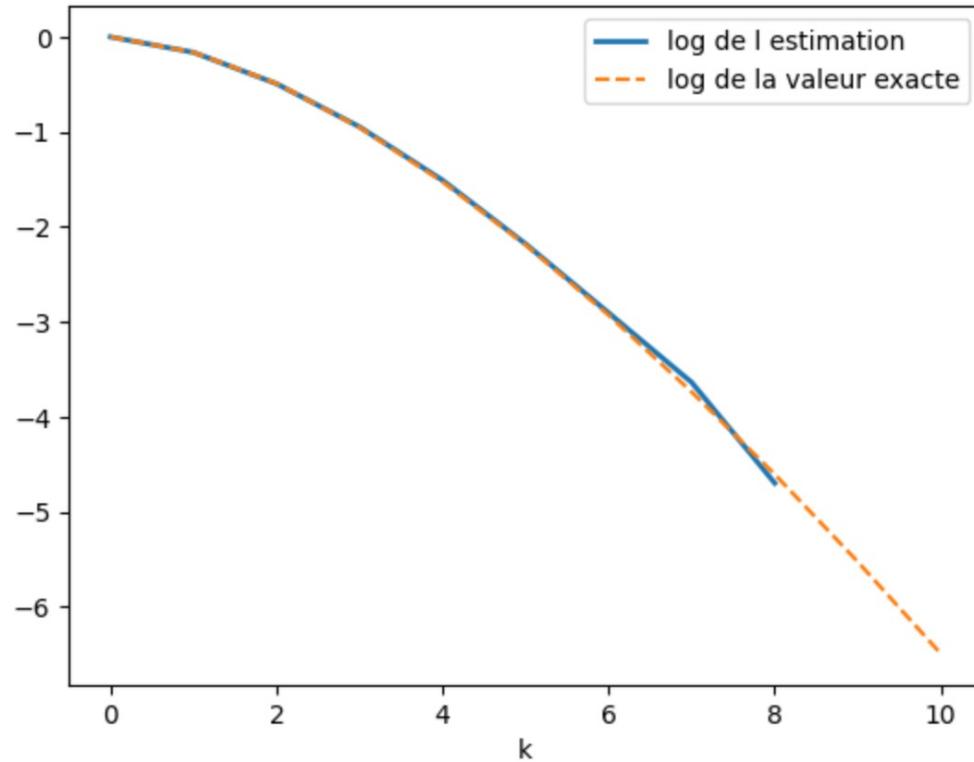
Intérêt : Très fiable si  $p \ll \frac{1}{n}$  (en pratique  $p \leq \frac{1}{10^2 n}$ )

Problème :  $\widehat{p}_n = 0$  sinon

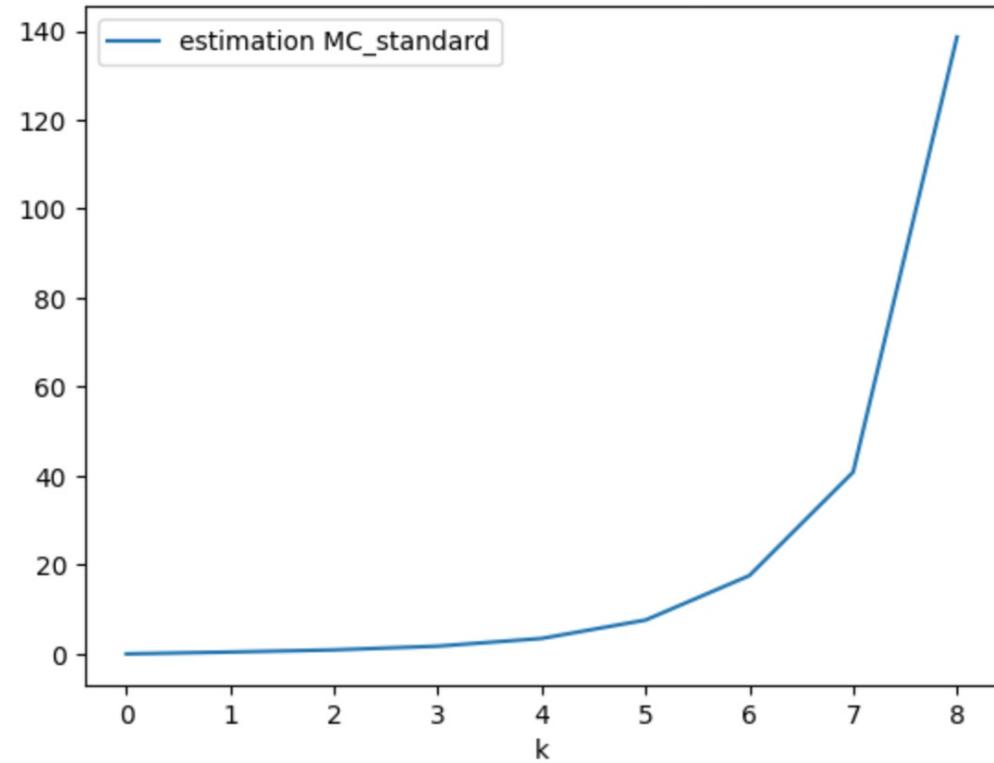
# Résultats de l'implémentation

Pour  $n = 10^5$  :

Evolution du log de  $P(L \geq k)$  avec  $k$



Evolution de la taille de l'intervalle de confiance (en % de l'estimation) avec  $k$



# Monte-Carlo par échantillonnage d'importance

## Présentation de la méthode

---

$$\mathbb{E}_f[h(X)] = \int_{\Omega} h(x)f(x)\nu(dx) = \int_{\Omega} \frac{h(x)f(x)}{g(x)}g(x)\nu(dx) = \mathbb{E}_g\left[\frac{h(X)f(X)}{g(X)}\right]$$

D'où le nouvel estimateur :

$$\widehat{h}_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{h(X_k)f(X_k)}{g(X_k)} \text{ où } (X_k) \text{ i. i. d. suivant } g.\nu$$

Cas où  $X \sim \mathcal{N}(0, \Sigma)$  : transformation en  $X' \sim \mathcal{N}(\mu, \Sigma)$

$$\mathbb{E}_{(0,\Sigma)}[h(X)] = \mathbb{E}_{(\mu,\Sigma)}\left[h(X')\exp\left(-\mu^T\Sigma^{-1}X' + \frac{1}{2}\mu^T\Sigma^{-1}\mu\right)\right]$$

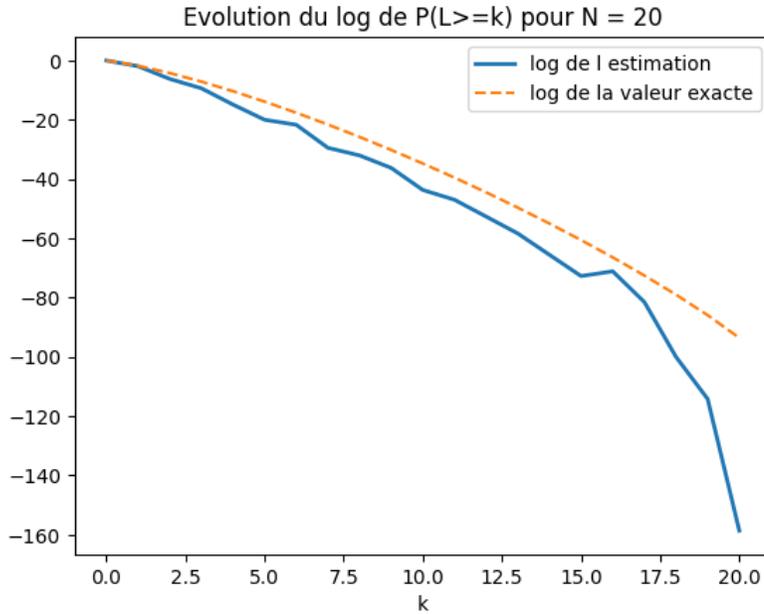
## Cas d'un vecteur gaussien



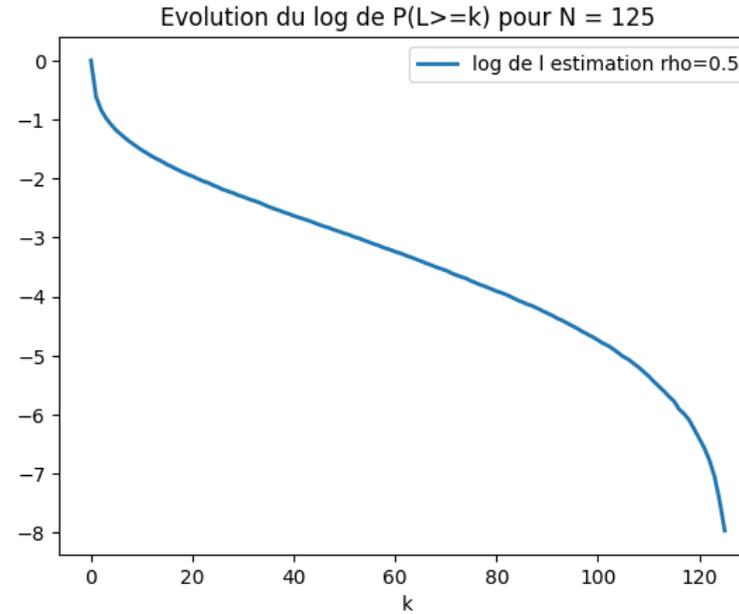
Choix de  $\mu$  :

- 1) De telle sorte que la probabilité de faillite soit  $\frac{1}{2}$
- 2) De telle sorte que le nombre moyen de faillites soit  $k$
- 3) De telle sorte que le nombre de faillites à chaque  $t_k$  soit  $k$

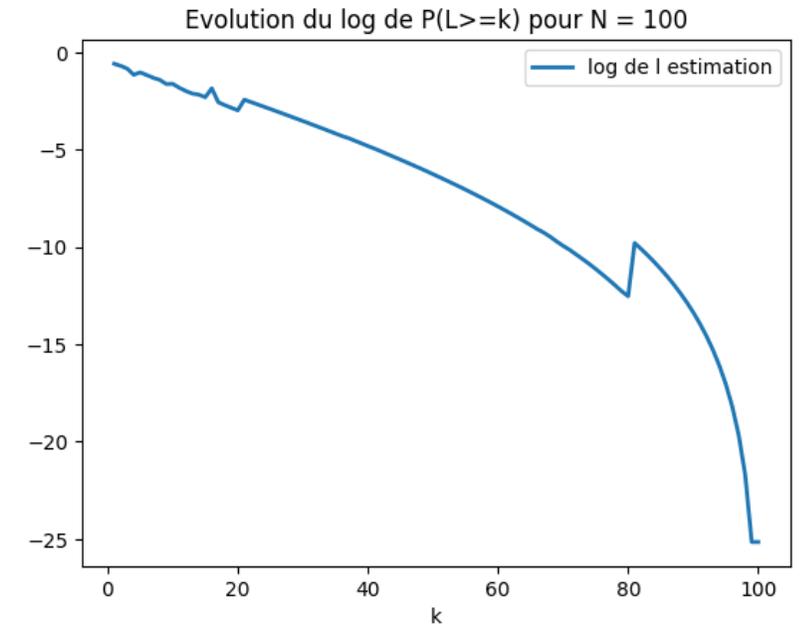
# Résultats de l'implémentation



Cas non corrélé



Cas corrélé  $\rho = 0.5$



Cas extensions,  $N = 100, M = 4$

Problèmes : Explosion de la variance en grande dimension, choix de  $\mu$

# Méthodes de splitting

## Présentation de la méthode

Idée : Calculer  $\mathbb{P}(g(X) \geq b)$  par des probabilités conditionnelles

$$\mathbb{P}(g(X) \geq b) = \mathbb{P}(g(X) \geq b_0) \prod_{i=0}^{J-1} \mathbb{P}(g(X) \geq b_{i+1} \mid g(X) \geq b_i)$$

avec  $b_0 = b < b_1 < \dots < b_J = b$

Pour simuler  $X \mid g(X) \geq b_i$  :

$(X_k)$  chaîne de Markov telle que 
$$\begin{cases} X_{k+1} = aX_k + \sqrt{1-a^2}Y_k & \text{si } g(aX_k + \sqrt{1-a^2}Y_k) \geq b_i \\ X_{k+1} = X_k & \text{sinon} \end{cases}$$

Par le théorème ergodique :  $\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathbf{1}_{g(X_k) \geq b_{i+1}}$  estimateur de  $\mathbb{P}(g(X) \geq b_{i+1} \mid g(X) \geq b_i)$

# Splitting selon $k$

## Présentation de la méthode

$$\mathbb{P}(L \geq k) = \prod_{i=0}^{J-1} \mathbb{P}(L \geq k_{i+1} | L \geq k_i)$$

avec  $k_0 = 0 < k_1 < \dots < k_J = k$

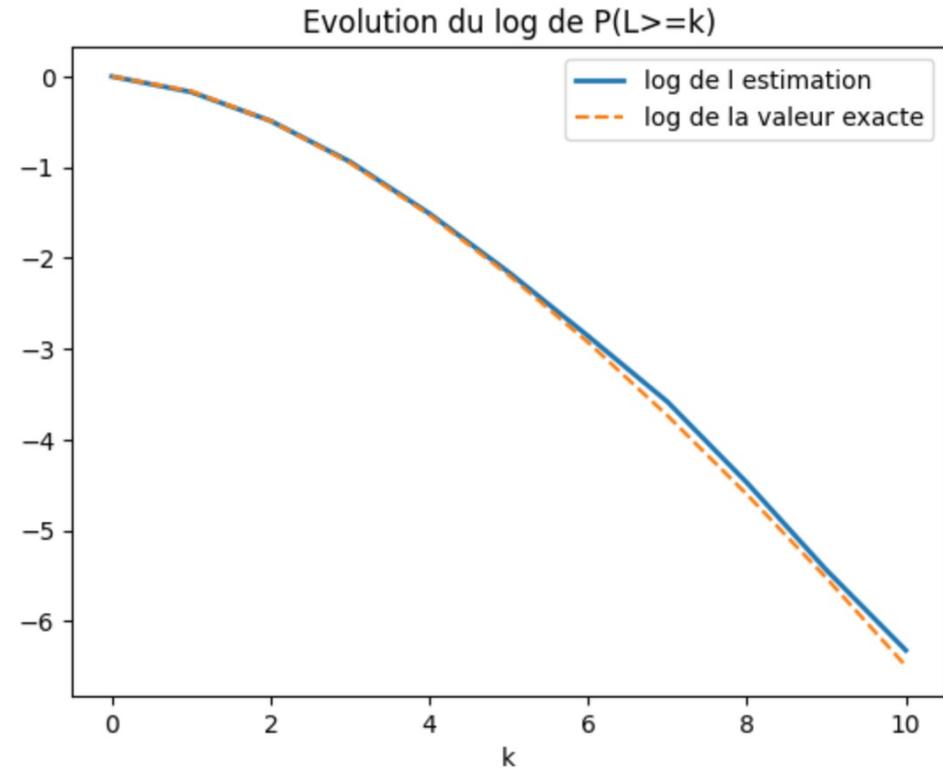
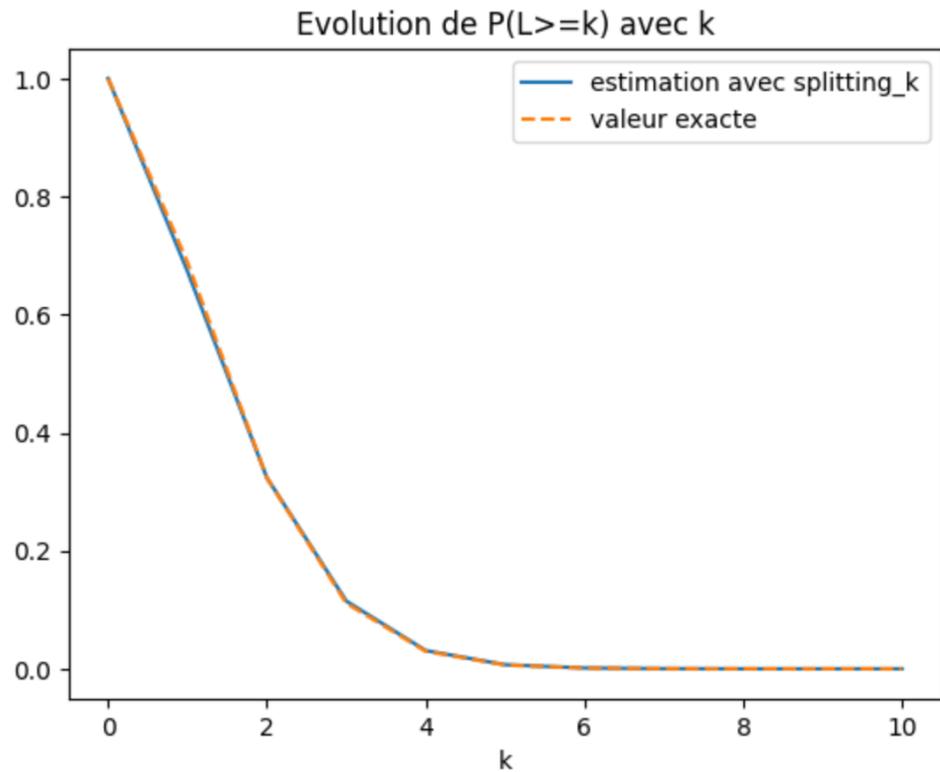
*Avantage :* Calcul de tous les  $\mathbb{P}(L \geq k)$  en une fois

*Problème :*  $\{k_i \text{ possibles}\}$  n'est pas dense

$\mathbb{P}(L \geq k_{i+1} | L \geq k_i)$  majorée par  $\mathbb{P}(L \geq k_i + 1 | L \geq k_i)$

# Résultats de l'implémentation

*Pour  $n = 10^4$  (longueur de la chaîne de Markov) et  $a = 0,8$  :*



# Splitting selon B

## Présentation de la méthode

Pour  $k$  fixé :  $g_k(X) = X^{(k)}$  ( $k$ -ème min) où  $X^{(1)} \leq \dots \leq X^{(N)}$

$$\mathbb{P}(g_k(X) \leq B) = \prod_{i=0}^{J-1} \mathbb{P}(g_k(X) \leq B_{i+1} | g_k(X) \leq B_i)$$

avec  $B_0 = +\infty > B_1 > \dots > B_J = B$

Avantage :  $\{B_i \text{ possibles}\} = [B, +\infty[$  est dense

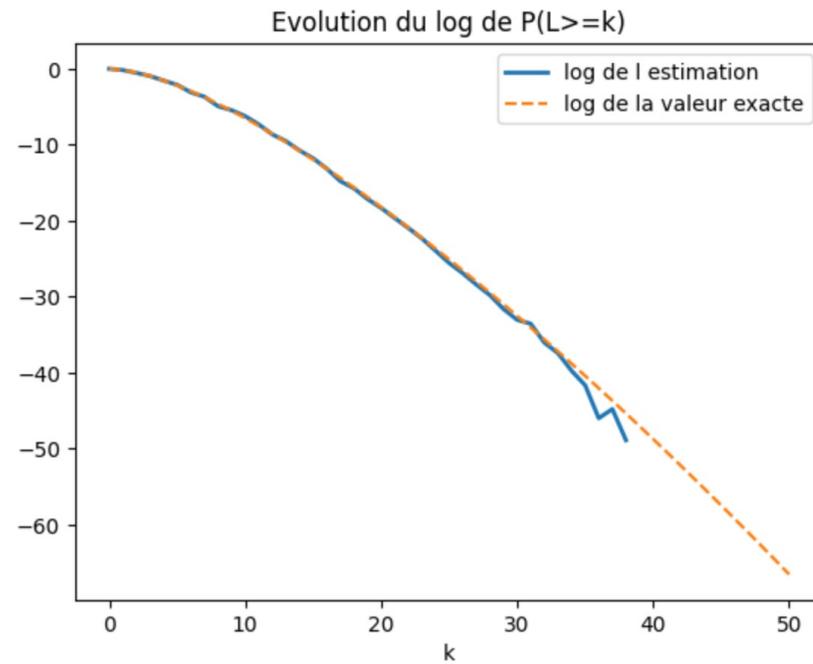
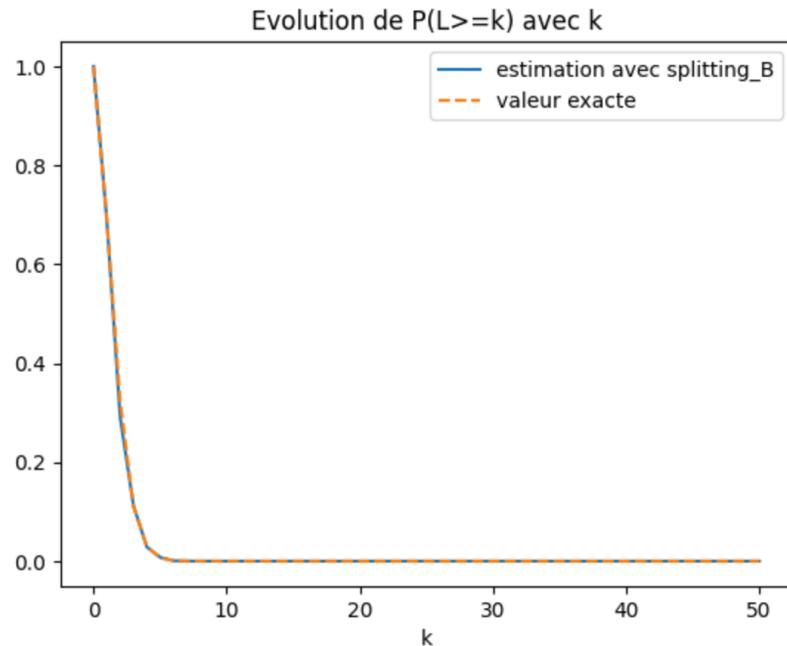
$\mathbb{P}(g_k(X) \geq B_{i+1} | g_k(X) \geq B_i)$  n'est pas majoré

Pour construire  $\{B_i\}$  : on cherche  $\mathbb{P}(g_k(X) \leq B_{i+1} | g_k(X) \leq B_i) \approx 10^{-1}$

Désavantage : dépendance en  $k$  de  $\{B_i\}$

## Résultats de l'implémentation

*Pour  $n = 10^4$  (longueur de la chaîne de Markov) et  $a = 0,99$  :*



*Remarques :*

*Faible précision même pour  $k$  faible*

*Reste une bonne approximation jusqu'à  $p = 10^{-45}$*

*Échoue vite lorsque  $a$  décroît*

# Adaptative Multilevel Splitting

# Algorithme

---

**Algorithm 1:** Algorithme de la dernière particule pour estimer  $\mathbb{P}(S(X) < B)$

---

**Entrée:** Nombre de particules  $n$

**Sortie :** Estimation de  $\mathbb{P}(S(X) < B)$

Générer  $n$  copies indépendantes  $(X_1, \dots, X_n)$  selon la loi de  $X$

**repeat**

    Calculer  $L = \min(S(X_1), \dots, S(X_n))$

**for**  $j = 1$  **to**  $n$  **do**

**if**  $S(X_j) = L$  **then**

            Remplacer  $X_j$  par  $X^*$  indépendant de  $(X_1, \dots, X_n)$  tel que

$X^* \sim \mathcal{L}(X) | S(X) < L$

**end**

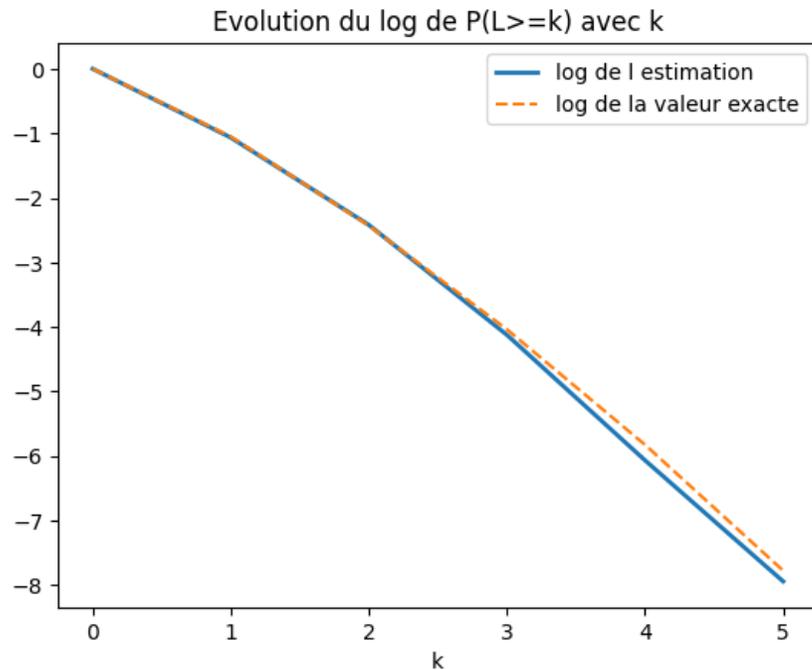
**end**

**until**  $L < B$ ;

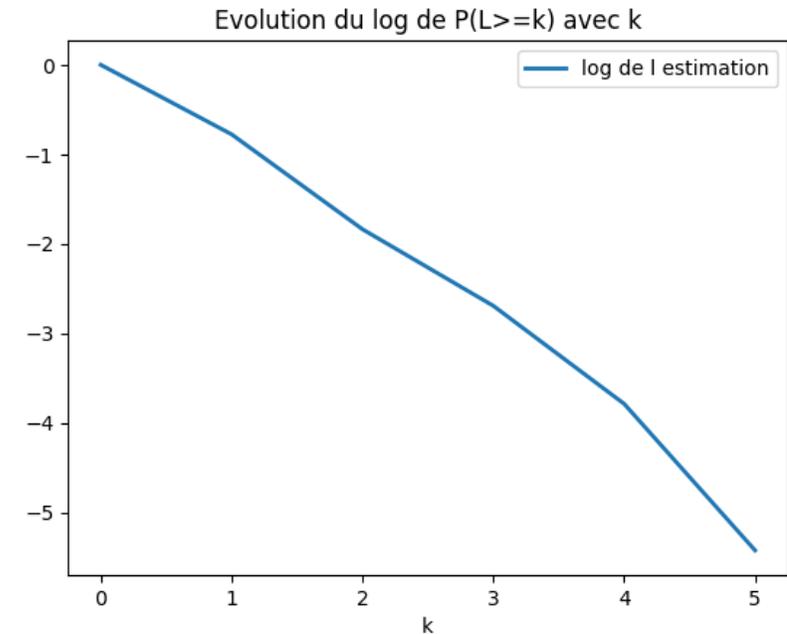
**return**  $(1 - \frac{1}{n})^{J_n}$  où  $J_n$  est le nombre d'itérations;

---

# Résultats de l'implémentation



Cas non corrélé



Cas extensions,  $N = 5, M = 4$

Problèmes : Temps de calcul très long qui empêche de calculer pour beaucoup de valeurs/particules

# Conclusion

## Conclusion

---

	Avantages	Inconvénients
MC naïf	Fiabilité pour $p$ élevé, Rapidité, Implémentation simple	Non fiable pour $p$ faible
MC importance	Rapidité, Flexibilité	Choix du changement loi complexe
Splitting	Fiable pour $p$ faible	Temps de calcul, Absence de résultats théoriques
AMS	Fiable	Très couteux en temps et en espace, Problème d'indépendance en pratique

## Conclusion

---

- *Augmentation nette des temps de calcul et des variances avec l'ajout de dimensions*
- *Se ramener à calculer des probabilités plus élevées*
- *Choix minutieux et compliqué des hyperparamètres*



# Merci

