



I N S E A





ES

MMc diagnostics in 1D

Visuais

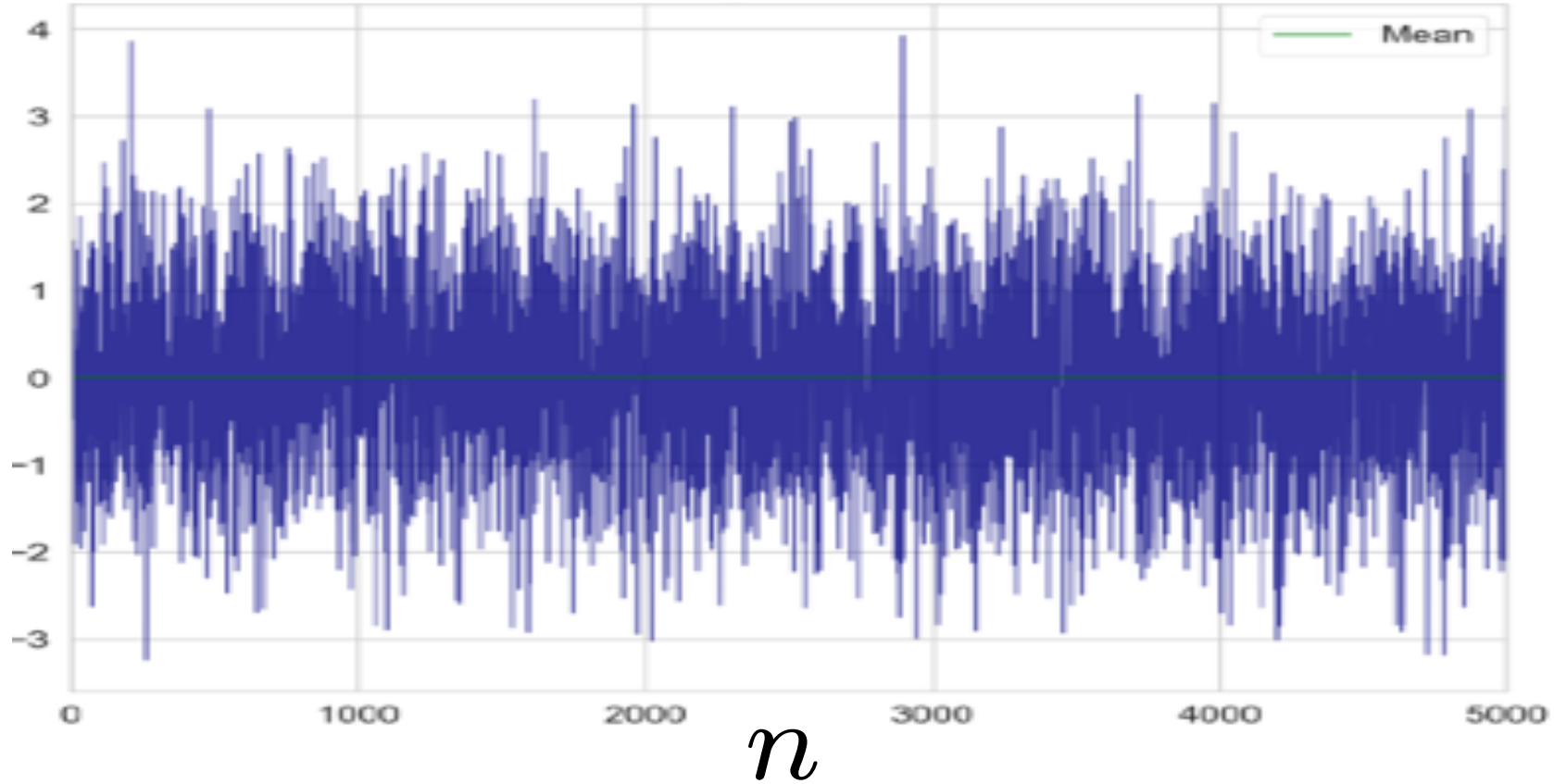
Soit $(\textcolor{blue}{X}_n)_{n \geq 0}$ une chaîne de Markov donnée par un algorithme MCMC.

L'estimateur $\hat{I} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varphi(X_i)$ est de bonne qualité si:

1. Convergence rapidement: les X_i utilisés ont atteint le régime stationnaire.

Régime stationnaire = $X_n \sim f$:
la chaîne semble “mélangée”,
pas de tendance, absence de “pattern”,
ne reste pas bloquée.

X_n



Faible variance = faibles corrélations $\text{Cov}(X_i, X_j)$.

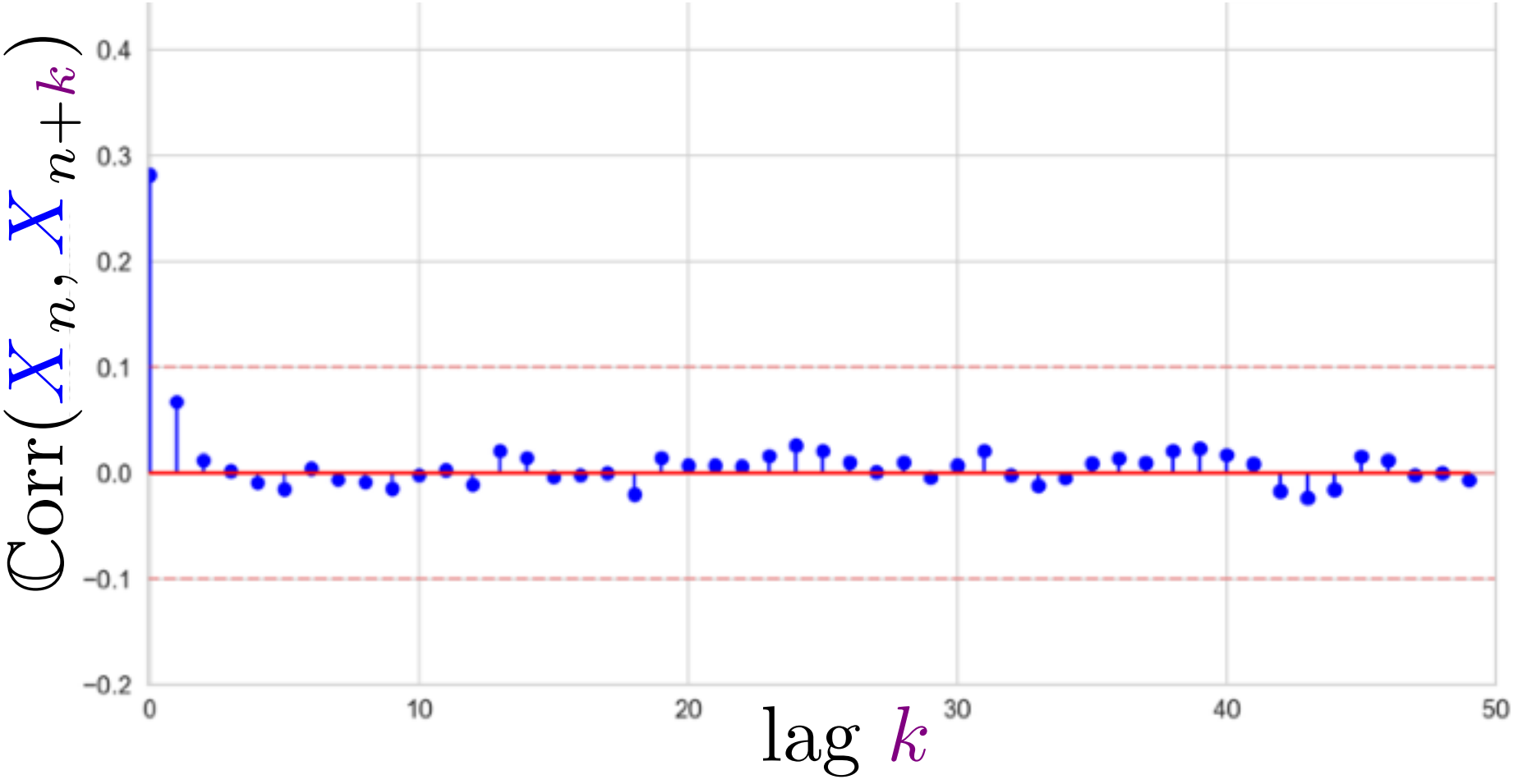
$$\text{Auto-corrélation avec lag } k \equiv \text{Cov}(X_n, X_{n+k}).$$

Empiriquement avec N échantillons:

$$\text{AutoCorr}(k) = \text{Corr}([X_0, X_1, \dots, X_{N-k}], [X_k, X_{1+k}, \dots, X_N])$$

Dérivée inférieure k .

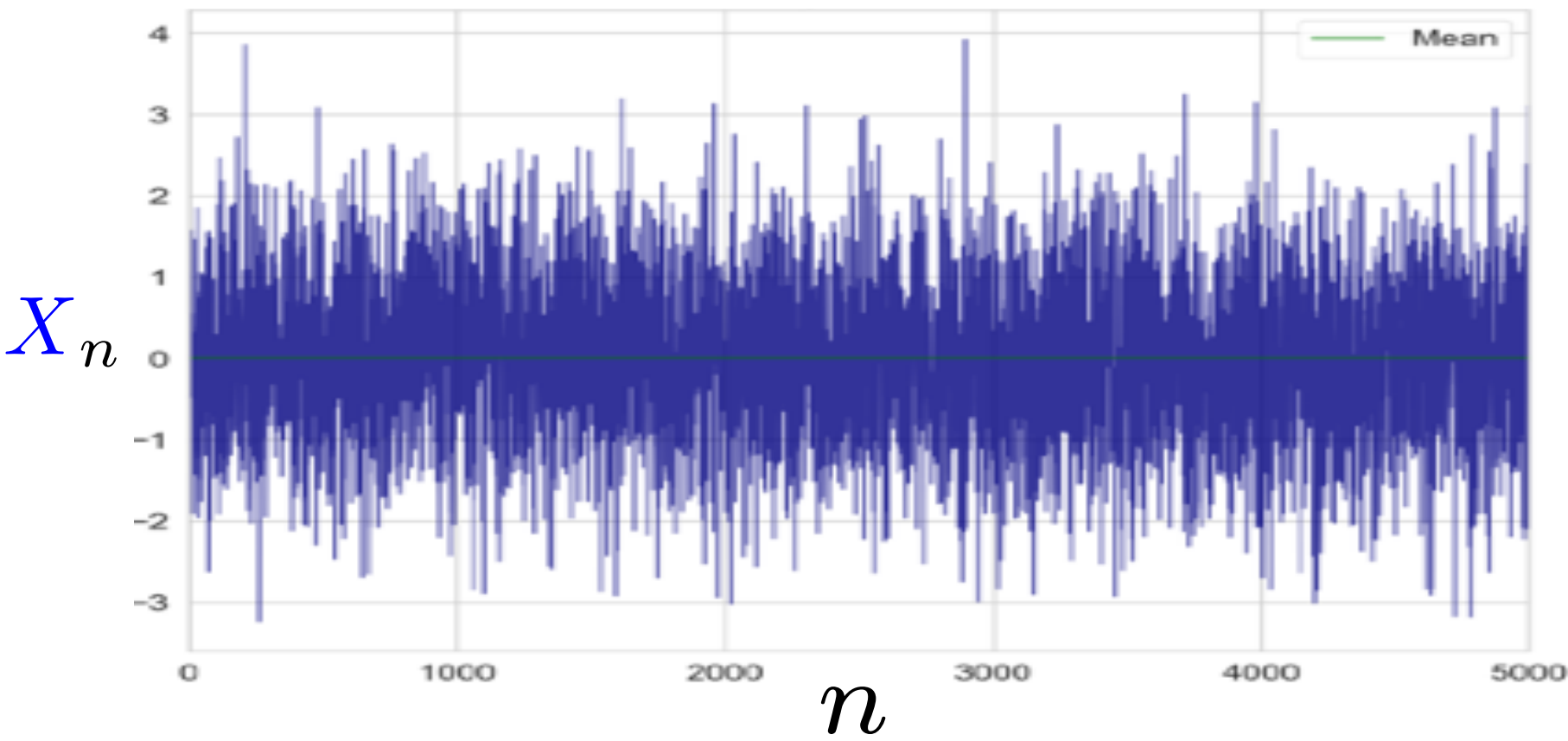
2. L'estimateur a une petite variance: $\mathbb{V}(\hat{I}) = \frac{1}{n^2} \left[\sum_{i=1}^n \mathbb{V}(\varphi(X_i)) + 2 \sum_{i < j} \text{Cov}(\varphi(X_i), \varphi(X_j)) \right]$



Soit $(X_n)_{n \geq 0}$ une chaîne de Markov donnée par un algorithme MCMC.

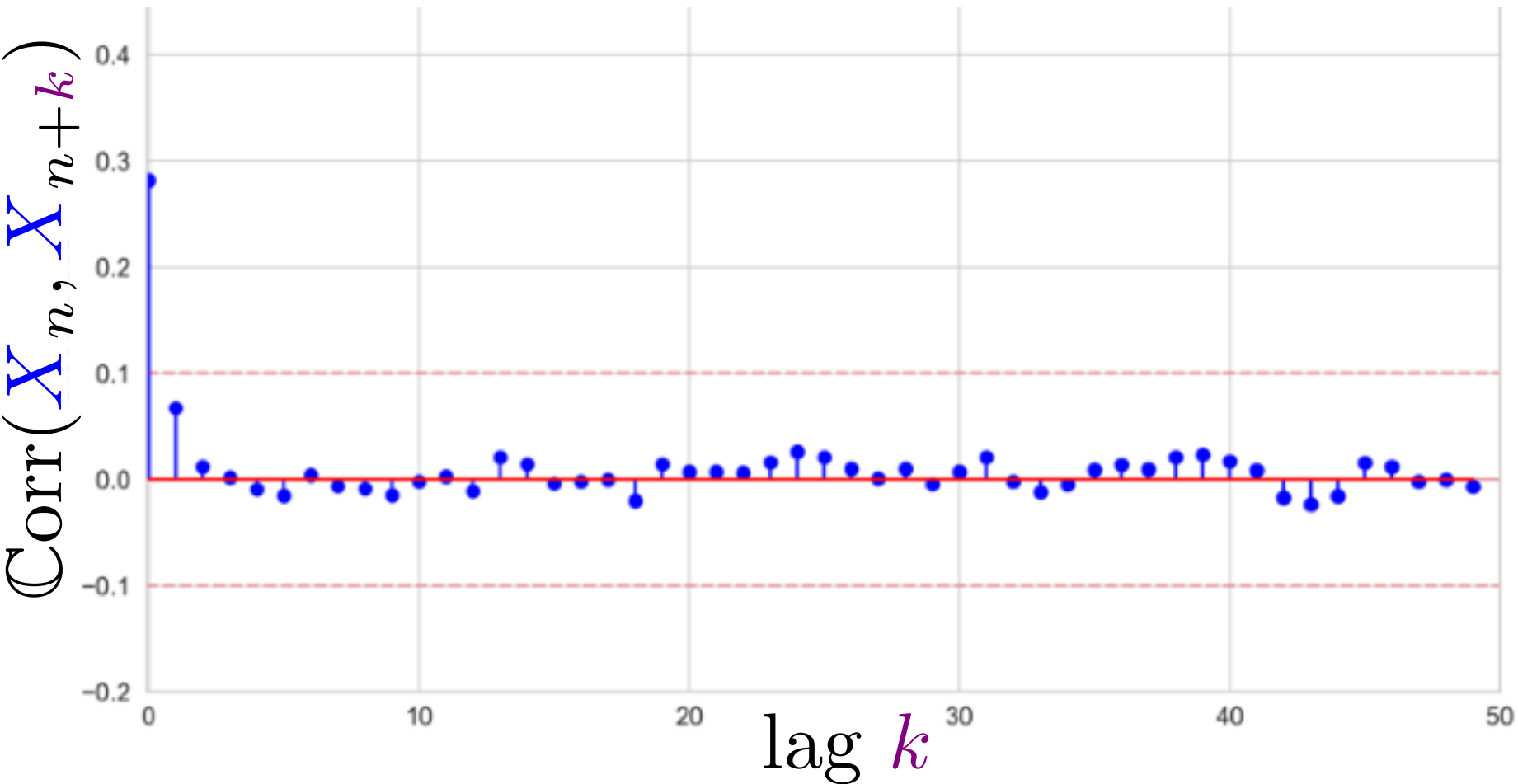
L'estimateur $\hat{I} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varphi(X_i)$ est de bonne qualité si:

- 1. Converge rapidement: les X_i utilisés ont atteint le régime stationnaire.



Régime stationnaire = $X_n \sim f$:
la chaîne semble “mélangée”,
pas de tendance, absence de “pattern”,
ne reste pas bloquée.

- 2. L'estimateur a une petite variance: $\mathbb{V}(\hat{I}) = \frac{1}{n^2} \left[\sum_{i=1}^n \mathbb{V}(\varphi(X_i)) + 2 \sum_{i < j} \mathbb{Cov}(\varphi(X_i), \varphi(X_j)) \right]$



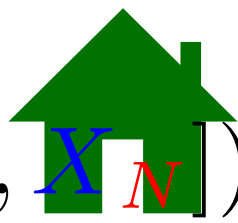
Faible variance = faibles corrélations $\mathbb{Cov}(X_i, X_j)$.

Auto-corrélation avec lag $k = \mathbb{Cov}(X_n, X_{n+k})$.

Décroissante en fonction de k .

Empiriquement avec N échantillons:

$\text{AutoCorr}(k) = \text{Corr}([X_0, X_1, \dots, X_{N-k}], [X_k, X_{1+k}, \dots, X_N])$



1. Pourquoi Monte-Carlo ? (Exemple de modèle hiérarchique)
2. Introduction à la méthode Monte-Carlo (historique, PRNG)
3. Algorithmes de simulation i.i.d (PRNG, transformation, rejet)
4. Méthodes MCMC (Gibbs, Metropolis)
5. Diagnostics de convergence MCMC
6. Méthodes MCMC avancées (Langevin, HMC, NUTS)



