





I N S E A





# Algorithmes MCMC

3

8

MarkovChain Monte-Carlo

Soit  $g$  une densité (non-normalisée). On veut simuler un échantillon  $x$  selon la densité  $\pi \stackrel{\text{def}}{=} \frac{g}{\int g}$ .



Soit  $(X_n)_n$  une chaîne de Markov admettant une distribution stationnaire à densité  $\pi$ .

Alors pour  $x \sim \pi$  Il suffit de prendre  $x = X_n$  avec  $n \rightarrow \infty$ .

Comment construire la suite  $(X_n)_n$  ?

# Physics inspired algorithms

# Foundation of MCMC



Default algorithm in pyMC

Definition

1. Gibbs Sampling
2. Metropolis
3. Metropolis-Hastings (MH)
4. Langevin dynamics
5. Hamiltonian Monte-Carlo (HMC)
6. No-U-Turn Sampler (NUTS)



## Algorithmes MCMC

Soit  $g$  une densité (non-normalisée). On veut simuler un échantillon  $x$  selon la densité  $\pi \stackrel{\text{def}}{=} \frac{g}{\int g}$ .

Soit  $(X_n)_n$  une chaîne de Markov admettant une distribution stationnaire à densité  $\pi$ .

Alors pour simuler  $x \sim \pi$  Il suffit de prendre  $x = X_n$  avec  $n \rightarrow \infty$ .

Comment construire la suite  $(X_n)_n$  ?

Foundation of MCMC

1. Gibbs Sampling

2. Metropolis

3. Metropolis-Hastings (MH)

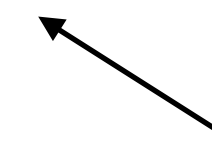
4. Langevin dynamics

Physics inspired algorithms

5. Hamiltonian Monte-Carlo (HMC)

6. No-U-Turn Sampler (NUTS)

Default algorithm in pyMC



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)



On veut souvent des échantillons suivant une loi a posteriori multivariée  $f_{(\theta, \mu, \dots, \sigma^2)}$ .