INSEA

## Algorithmes MCMC

38

# Markov Chains 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 simuler $x \sim \pi$ Il suffit de prendre $x = X_n$ avec $n \to \infty$.

Comment construire la suite $(X_n)_n$ ?

# Physics inspired algorithms

# Foundation of MCMC

Default algorithm in pyMC

# Définition

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 $n \to \infty$.

Comment construire la suite $(X_n)_n$ ?

Foundation of MCMC

1. Gibbs Sampling
2. Metropolis
3. Metropolis-Hastings (MH)

Physics inspired algorithms

4. Langevin dynamics
5. Hamiltonian Monte-Carlo (HMC)
6. No-U-Turn Sampler (NUTS)

Default algorithm in pyMC

INSEA

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. Diagonstics de convergence MCMC
6. Méthodes MCMC avancées (Langevin, HMC, NUTS)

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