



I N S E A





7

5

MC MC: algorithmes avancés

Langvin Dynamics

À l'équilibre, la distribution de ces particules est celle de Boltzmann: $f(x) \propto \exp\left(-\frac{U(x)}{kT}\right)$

$$\Rightarrow \log(f(x)) = -\frac{U(x)}{kT} + \text{cte}$$

$$\Rightarrow \nabla \log (f(x)) = - \frac{\nabla U(x)}{kT}$$

Coefficient de diffusion d'Einstein

$$D \stackrel{\text{def}}{=} \frac{kT}{\gamma}$$



Si on arrive à résoudre cette équation différentielle alors on aura un processus $\sim f$

Pouvez-vous deviner un moyen de générer des échantillons à une densité f ?

Stochastic differential equation (SDE)

$$\frac{\mathrm{d}X_t}{\mathrm{d}t} = \frac{k\textcolor{red}{T}}{\gamma} \nabla \textcolor{blue}{\log}(\textcolor{green}{f}(X_t)) + \sqrt{\frac{2k\textcolor{red}{T}}{\gamma}} \xi_t$$

$$\frac{dX_t}{dt} = D \nabla \log (f(X_t)) + \sqrt{2D} \xi_t$$

$$\frac{\mathrm{d}X_t}{\mathrm{d}t} = -\frac{1}{\gamma} \nabla \textcolor{blue}{U}(X_t) + \sqrt{\frac{2k\textcolor{red}{T}}{\gamma}} \xi_t$$

$$\frac{dX_t}{dt} = -\frac{1}{\gamma} \nabla U(X_t) + \sqrt{\frac{2kT}{\gamma}} \xi_t$$

À l'équilibre, la distribution de ces particules est celle de Boltzmann: $f(x) \propto \exp\left(-\frac{U(x)}{kT}\right)$

$$\Rightarrow \log(f(x)) = -\frac{U(x)}{kT} + \text{cte} \quad \Rightarrow \nabla \log(f(x)) = -\frac{\nabla U(x)}{kT}$$

$$\frac{dX_t}{dt} = \frac{kT}{\gamma} \nabla \log(f(X_t)) + \sqrt{\frac{2kT}{\gamma}} \xi_t$$

Coefficient de diffusion
d'Einstein

$$D \stackrel{\text{def}}{=} \frac{kT}{\gamma}$$

Stochastic differential
equation (SDE)

$$\frac{dX_t}{dt} = D \nabla \log(f(X_t)) + \sqrt{2D} \xi_t$$

Pouvez-vous deviner un moyen de générer des échantillons suivant une densité f ?

Si on arrive à résoudre cette équation différentielle alors on aura un processus $\sim f$



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)



$$dX_t = D \nabla \log (f(X_t)) dt + \sqrt{2D} \xi_t dt$$

