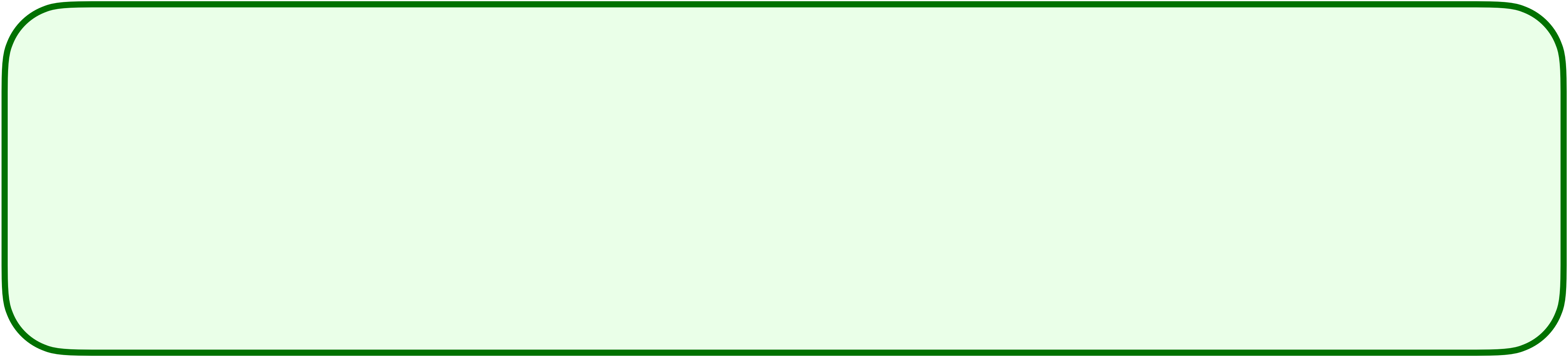




I N S E A









MC MC: algorithmes avancés

Hamiltonian Dynamics

No-U-Turn-Sampler (NUTS) *(Hoffman and Gelman, 2014)*

1. ~~Not~~ **Not** the best algorithm 'état-de-l'art' pour simuler en grande dimension (100-1000)

2. Aucun paramètre à choisir

3. Nécessite le gradient de la densité (distribution unique)

4. Par défaut dans PyMC pour les variables continues

HMC avec:

1. La variance d'exploration (pour générer les moments) est adaptée pendant le burn-in.

2. *L* est optimisé pour éviter un U-turn (demi-tour).

3. ε est modifié de façon adaptative pour un taux d'acceptation cible.

No-U-Turn-Sampler (NUTS) (*Hoffman and Gelman, 2014*)

HMC avec:

1. La variance d'exploration (pour générer les moments) est adaptée pendant le burn-in.
2. L est optimisé pour éviter un U-turn (demi-tour).
3. ϵ est modifié de façon adaptative pour un taux d'acceptation cible.

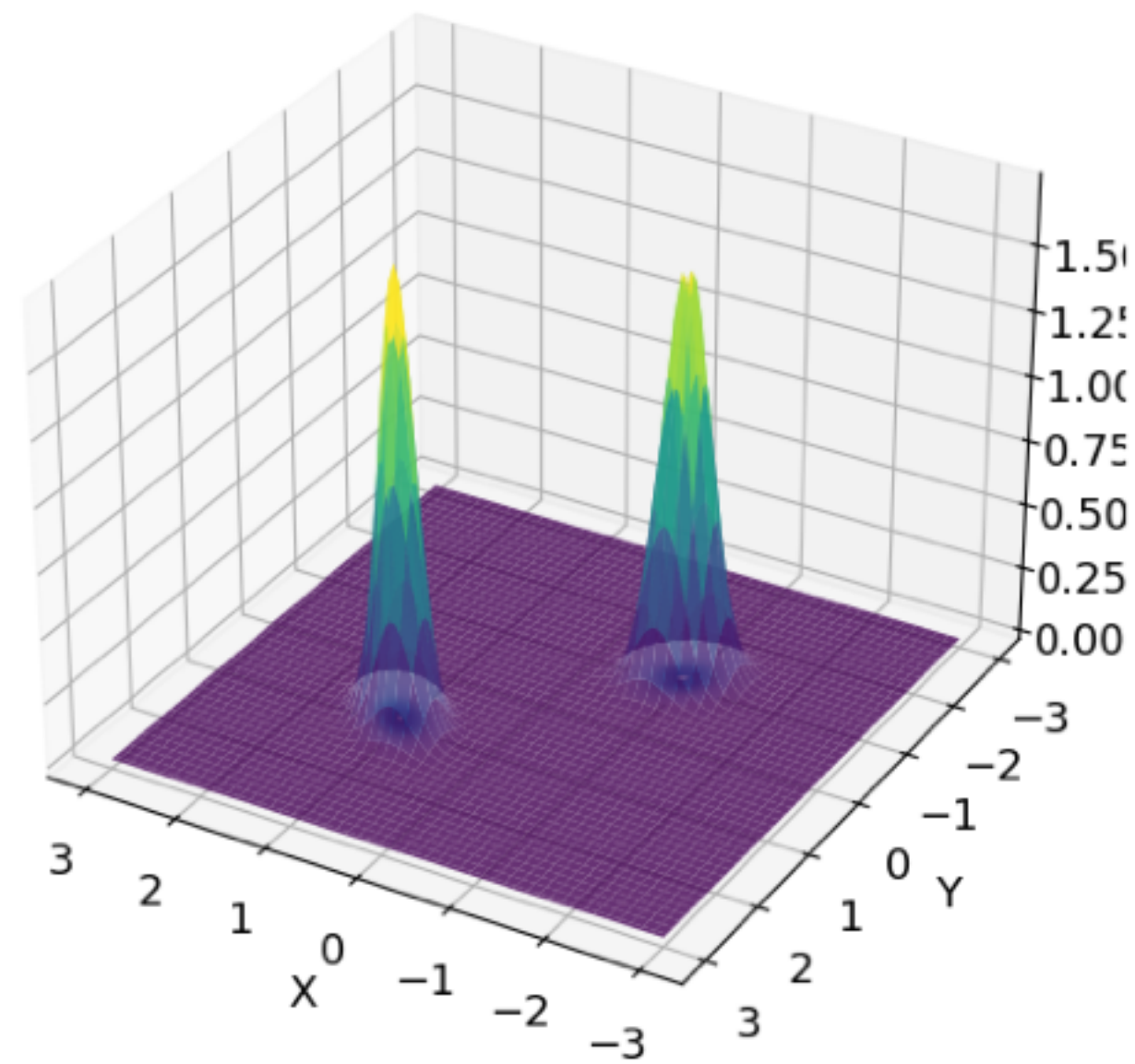
1. NUTS est l'algorithme "état-de-l'art" pour simuler en grande dimension (100-1000)
2. Aucun paramètre à choisir
3. Nécessite le gradient du log de la densité (distributions continues uniquement)
4. Par défaut dans PyMC pour les variables continues



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)



Gaussian Mixture Density Function



Potential Energy ($-\log f$)

