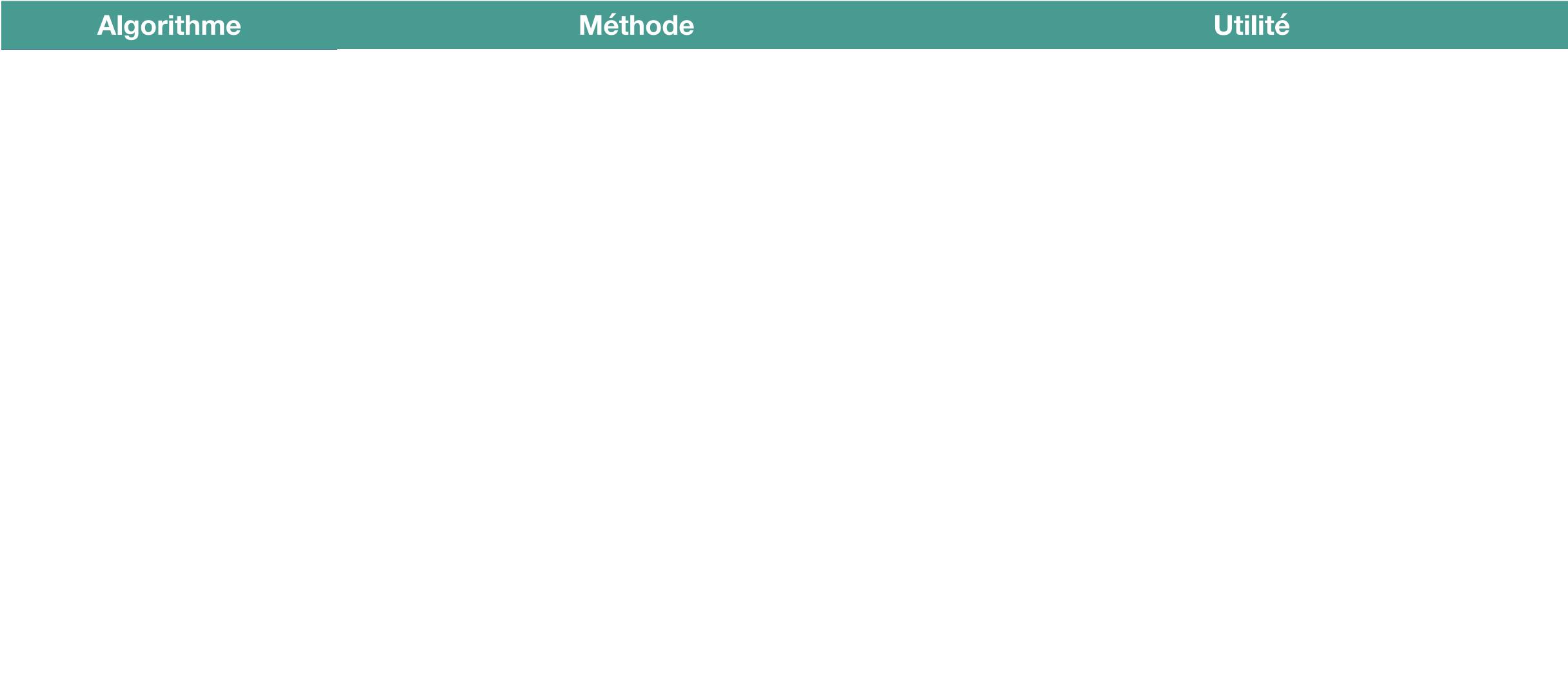






## Algorithmes MCMC



Gibbs	Alterne entre les lois conditionnelles	Lois conditionnelles simples Alterner entre des variables discrètes / continues
-------	--	--

### Résumé

## Résumé

Algorithme	Méthode	Utilité
Gibbs	Alterne entre les lois conditionnelles	Lois conditionnelles simples Alterner entre des variables discrètes / continues
Metropolis	Marche aléatoire avec densité de proposition symétrique	Densité non différentiable symétrique
Metropolis-Hastings	Marche aléatoire avec densité de proposition quelconque	Densité non différentiable (discrète) et asymétrique comme la LogNormal, Gamma
Metropolis Adjusted Langevin Algorithm (MALA)	Marche aléatoire Gaussienne guidée par le gradient de la densité	Variable continue en faible dimension
Hamiltonian Monte- Carlo (HMC)	Exploration avec des moments aléatoires et des trajectoires à énergie totale constante	Variable continue en grande dimension
No-U-Turn Sampler (NUTS)	HMC avec des trajectoires optimisées	Variable continue en grande dimension, pas de paramètres à fixer manuellement





- 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)





Algorithme	Méthode	Utilité
Gibbs	Alterne entre les lois conditionnelles	Lois conditionnelles simples Alterner entre des variables discrètes / continues

Metropolis	Marche aléatoire avec densité de proposition symétrique	Densité non différentiable symétrique
------------	---	---------------------------------------

Algorithme	Méthode	Utilité
Gibbs	Alterne entre les lois conditionnelles	Lois conditionnelles simples Alterner entre des variables discrètes / continues
Metropolis	Marche aléatoire avec densité de proposition symétrique	Densité non différentiable symétrique

Metropolis-Hastings	Marche aléatoire avec densité de pro
wietropolis-riastings	quelconque

#### oposition Densité non différentiable (discrète) et asymétrique comme la LogNormal, Gamma

Algorithme	Méthode	Utilité
Gibbs	Alterne entre les lois conditionnelles	Lois conditionnelles simples Alterner entre des variables discrètes / continues
Metropolis	Marche aléatoire avec densité de proposition symétrique	Densité non différentiable symétrique
Metropolis-Hastings	Marche aléatoire avec densité de proposition quelconque	Densité non différentiable (discrète) et asymétrique comme la LogNormal, Gamma

#### Metropolis Adjusted Langevin Algorithm (MALA)

### Marche aléatoire Gaussienne guidée par le gradient de la densité

Variable continue en faible dimension

Algorithme	Méthode	Utilité
Gibbs	Alterne entre les lois conditionnelles	Lois conditionnelles simples Alterner entre des variables discrètes / continues
Metropolis	Marche aléatoire avec densité de proposition symétrique	Densité non différentiable symétrique
Metropolis-Hastings	Marche aléatoire avec densité de proposition quelconque	Densité non différentiable (discrète) et asymétrique comme la LogNormal, Gamma
Metropolis Adjusted Langevin Algorithm (MALA)	Marche aléatoire Gaussienne guidée par le gradient de la densité	Variable continue en faible dimension

## **Hamiltonian Monte-**Carlo (HMC)

Exploration avec des moments aléatoires et des trajectoires à énergie totale constante

Variable continue en grande dimension

Algorithme	Méthode	Utilité
Gibbs	Alterne entre les lois conditionnelles	Lois conditionnelles simples Alterner entre des variables discrètes / continues
Metropolis	Marche aléatoire avec densité de proposition symétrique	Densité non différentiable symétrique
Metropolis-Hastings	Marche aléatoire avec densité de proposition quelconque	Densité non différentiable (discrète) et asymétrique comme la LogNormal, Gamma
Metropolis Adjusted Langevin Algorithm (MALA)	Marche aléatoire Gaussienne guidée par le gradient de la densité	Variable continue en faible dimension
Hamiltonian Monte- Carlo (HMC)	Exploration avec des moments aléatoires et des trajectoires à énergie totale constante	Variable continue en grande dimension

# No-U-Turn Sampler (NUTS)

# HMC avec des trajectoires optimisées

Variable continue en grande dimension, pas de paramètres à fixer manuellement

# Chapitre 3. Applications et thématiques avancées

- 1. Modèles Bayésiens hiérarchiques (Assurance / Biostats)
- 2. Bayesian Machine learning



