



I N S E A







Récap de la séance

1. Le but des algorithmes MCMC est de simuler des échantillons suivant une loi à densité connue $\propto f$.

2. Un algorithme MCMC crée une chaîne de Markov dont la distributions asymptotique est f (stationnaire).

3. Ces algorithmes sont principalement basés sur une exploration aléatoire et un mécanisme de rejet.

4. En pratique, on jette les k premiers échantillons pour être dans le régime stationnaire: burn-in / tuning.

5. En pratique, la chaîne obtenue n'est pas forcément convergente, pour cela on doit effectuer un diagnostic de convergence.

6. Chaque chaîne dépend de son initialisation, pour cela on lance plusieurs chaînes pour comparer leur distribution asymptotique.

7. Visuellement, les chaînes doivent être bien mélangées et des autocorrélations faibles (< 0.1).

8. On calcule le \hat{R} de Gelman-Rubin qui mesure la variabilité entre ces chaînes. Il faut avoir un $\hat{R} < 1.01$.

9. On calcule l'ESS (effective sample size) qui donne une mesure du nombre d'échantillons ‘réellement utilisés’.

10. ESS bulk donne le nombre d'échantillons pour l'estimateur de la moyenne.

11. ESS tail donne le nombre d'échantillons pour l'estimateur des quantiles 0.05 et 0.95 (le min des deux ESS).

12. En pratique il faut des ESS > 400 pour avoir une estimation de bonne qualité.

Récap de la séance passée

1. Le but des algorithmes MCMC est de simuler des échantillons suivant une loi à densité connue $\propto f$.
2. Un algorithme MCMC crée une chaîne de Markov dont la distributions asymptotique est f (stationnaire).
3. Ces algorithmes sont principalement basés sur une exploration aléatoire et un mécanisme de rejet.
4. En pratique, on jette les k premiers échantillons pour être dans le régime stationnaire: burn-in / tuning.
5. En pratique, la chaîne obtenue n'est pas forcément convergente, pour cela on doit effectuer un diagnostic de convergence.
6. Chaque chaîne dépend de son initialisation, pour cela on lance plusieurs chaînes pour comparer leur distribution asymptotique.
7. Visuellement, les chaînes doivent être bien mélangées et des autocorrélations faibles (< 0.1).
8. On calcule le \hat{R} de Gelman-Rubin qui mesure la variabilité entre ces chaînes. Il faut avoir un $\hat{R} < 1.01$.
9. On calcule l'ESS (effective sample size) qui donne une mesure du nombre d'échantillons "réellement utilisés".
10. ESS bulk donne le nombre d'échantillons pour l'estimateur de la moyenne.
11. ESS tail donne le nombre d'échantillons pour l'estimateur des quantiles 0.05 et 0.95 (le min des deux ESS).
12. En pratique il faut des ESS > 400 pour avoir une estimation de bonne qualité.



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)



Monte-Carlo Standard Error (MCSE): L'écart type d'un estimateur Monte-Carlo

