





I N S E A







MMc diagnostics in 1D

**Netrics**

## “Rank-Normalization” (Vehtari et al, 2021)



1. Trier toutes les observations en calculant  $R_i^{(j)} \stackrel{\text{def}}{=} \text{rank}(\mathbf{X}_i^{(j)}) \in [|1, mn|]$

3. Si les chaînes sont bien “mélangées” alors  $u_i^{(j)} \sim \mathcal{U}([0, 1])$

4. Avec le théorème d'inversion  $\textcolor{red}{Z}_i^{(j)} \stackrel{\text{def}}{=} \Phi^{-1}(u_i^{(j)}) \sim \mathcal{N}(0, 1)$ ,  $\Phi$ : Fct de répart. de  $\mathcal{N}(0, 1)$ .

5. Calculer  $\hat{R}$  classique sur  $\textcolor{red}{Z}_i^{(\textcolor{blue}{j})}$  au lieu des  $\textcolor{violet}{X}_i^{(\textcolor{blue}{j})}$ .

1. **Rhàt plus sensib à la variabilité entrè châînès**

2. Minisensibles aux outliers

3. Cette transformation est utilisée pour calculer ESSS également: “ESSS bulk” (moyenne)  
et “ESSS tail” (quantile 0.95)

# 4. Méthode par défaut en Python (Arviz)



**Remarques:**

2. Les projeter sur  $[0, 1]$ :  $u_i^{(j)} \stackrel{\text{def}}{=} \frac{R_i^{(j)}}{mn}$

**“Rank-Normalization” (Vehtari et al, 2021)**

1. Trier toutes les observations en calculant  $R_i^{(j)} \stackrel{\text{def}}{=} \text{rank}(X_i^{(j)}) \in [|1, mn|]$
2. Les projeter sur  $[0, 1]$ :  $u_i^{(j)} \stackrel{\text{def}}{=} \frac{R_i^{(j)}}{mn}$
3. Si les chaînes sont bien “mélangées” alors  $u_i^{(j)} \sim \mathcal{U}([0, 1])$
4. Avec le théorème d’inversion  $Z_i^{(j)} \stackrel{\text{def}}{=} \Phi^{-1}(u_i^{(j)}) \sim \mathcal{N}(0, 1)$ ,  $\Phi$ : Fct de répart. de  $\mathcal{N}(0, 1)$ .
5. Calculer  $\hat{R}$  classique sur  $Z_i^{(j)}$  au lieu des  $X_i^{(j)}$ .

**Remarques:**

1. Rhat plus sensible à la variabilité entre les chaînes
2. Moins sensible aux outliers
3. Cette transformation est utilisée pour calculer ESS également: “ESS bulk” (moyenne) et “ESS tail” (quantile 0.95)
4. Méthode par défaut en Python (Arviz)



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)



