
Sujet 5: variations autour de la méthode de Monte-Carlo

• **Méthode des variables de contrôle:**

Le principe de la méthode consiste à trouver une variable aléatoire Y et une constante c telles que

$$\mathbb{E}[\varphi(X)] = \mathbb{E}[Y] + c \text{ et } \text{Var}(Y) < \text{Var}(\varphi(X)).$$

Cette méthode permet certes de diminuer la variabilité des entrées... mais entraîne une augmentation du temps de calcul. Pour trouver Y , on cherche une décomposition de $\mathbb{E}[\varphi(X)]$ de la forme

$$\mathbb{E}[\varphi(X)] = \underbrace{\mathbb{E}[\varphi(X) - h(X)]}_{=Y} + \underbrace{\mathbb{E}[h(X)]}_{=c}$$

où $\mathbb{E}[h(X)]$ peut être calculé analytiquement et où $\text{Var}(\varphi(X) - h(X)) < \text{Var}(\varphi(X))$.

• **Echantillonnage stratifié:**

On veut calculer $I = \mathbb{E}[\varphi(X)] = \int \varphi(x)f(x)dx$ où X est une variable aléatoire de \mathbb{R}^d admettant la densité f par rapport à la mesure de Lebesgue. On introduit une partition $(A_j)_{j=1,\dots,J}$ de $X(\Omega) \subset \mathbb{R}^d$ et on pose $p_j = \mathbb{E}[\varphi(X)|X \in A_j]$ pour $j = 1, \dots, J$. On réécrit alors I sous la forme:

$$I = \sum_{j=1}^J \mathbb{E}[\varphi(X)|X \in A_j] \mathbb{P}(X \in A_j) = \sum_{j=1}^J p_j I_j.$$

L'idée de la méthode consiste à estimer I_j par la moyenne empirique \hat{I}_j d'un échantillon de taille n_j de la loi conditionnelle de X sachant $\{X \in A_j\}$, ce qui mène à l'estimateur suivant de I :

$$\hat{I}_n^S = \sum_{j=1}^J p_j \hat{I}_j.$$

L'estimateur \hat{I}_n^S est sans biais pour I et fortement consistant lorsque $n_j \rightarrow \infty$ pour $j = 1, \dots, J$. Notons $\sigma_j^2 = \text{Var}(\varphi(X)|X \in A_j)$. Si les estimateurs \hat{I}_j pour $j = 1, \dots, J$ sont indépendants, alors la variance de \hat{I}_n^S est donnée par

$$\text{Var}(\hat{I}_n^S) = \sum_{j=1}^J \frac{p_j^2 \sigma_j^2}{n_j}.$$

Si l'on dispose d'un total de $n = \sum_{j=1}^J n_j$ simulations, alors le minimum de $\text{Var}(\hat{I}_n^S)$ sous

la contrainte de $n = \sum_{j=1}^J n_j$ est réalisé lorsque $n_j = cp_j \sigma_j$ pour $j = 1, \dots, J$ soit

$$n_j = n \frac{p_j \sigma_j}{\sum_{k=1}^J p_k \sigma_k}$$

et vaut

$$\text{Var}(\widehat{I}_n^S) = \frac{1}{n} \left(\sum_{j=1}^J p_j \sigma_j \right)^2.$$

Il reste à comparer cette variance à la variance de l'estimateur par la méthode Monte-Carlo usuelle $\widehat{I}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varphi(X_i)$ laquelle vaut

$$\text{Var}(\widehat{I}_n) = \frac{\text{Var}(\varphi(X))}{n}.$$

Décomposons

$$\begin{aligned} \text{Var}(\varphi(X)) &= \mathbb{E}[\varphi(X)^2] - \mathbb{E}[\varphi(X)]^2 \\ &= \sum_{j=1}^J p_j \mathbb{E}[\varphi(X)^2 | X \in A_j] - \left(\sum_{j=1}^J p_j \mathbb{E}[\varphi(X) | X \in A_j] \right)^2 \\ &= \sum_{j=1}^J p_j \sigma_j^2 + \sum_{j=1}^J p_j \mathbb{E}[\varphi(X) | X \in A_j]^2 - \left(\sum_{j=1}^J p_j \mathbb{E}[\varphi(X) | X \in A_j] \right)^2 \end{aligned}$$

Utilisons la convexité de la fonction $x \rightarrow x^2$ et le fait que $\sum_{j=1}^J p_j = 1$ pour obtenir que

$$\sum_{j=1}^J p_j \mathbb{E}[\varphi(X) | X \in A_j]^2 \geq \left(\sum_{j=1}^J p_j \mathbb{E}[\varphi(X) | X \in A_j] \right)^2$$

et donc

$$\text{Var}(\varphi(X)) \geq \sum_{j=1}^J p_j \sigma_j^2.$$

En réutilisant la convexité de la fonction $x \rightarrow x^2$ et le fait que $\sum_{j=1}^J p_j = 1$, on en conclut que

$$\text{Var}(\widehat{I}_n) \geq \frac{1}{n} \left(\sum_{j=1}^J p_j \sigma_j \right)^2 = \text{Var}(\widehat{I}_n^S).$$

Notons toutefois que le choix optimal de n_j demande de connaître les variances conditionnelles σ_j^2 ce qui n'est pas toujours le cas. On peut penser les estimer à leur tour par méthode de Monte-Carlo ... mais il faut prendre garde au fait qu'un mauvais choix des n_j peut augmenter la variance. Cependant, notons que le choix $n_j = np_j$ diminue toujours la variance même s'il n'est pas optimal. En effet, dans ce cas, on a

$$\text{Var}(\widehat{I}_n^S) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^J p_j \sigma_j^2 \leq \frac{\text{Var}(\varphi(X))}{n} = \text{Var}(\widehat{I}_n).$$

Pour simuler des variables selon une loi uniforme stratifiée, on peut procéder comme suit:

- on choisit une partition de $]0, 1] = \bigcup_{j=1}^J A_j$ où les A_j sont disjoints et de la forme $A_j =]a_j, b_j]$ (typiquement, on peut choisir $A_j =]\frac{j-1}{J}, \frac{j}{J}]$)
- la loi de $U \sim \mathcal{U}(0, 1)$ conditionnelle à $\{U \in A_j\}$ est la loi $\mathcal{U}(a_j, b_j)$
- on génère donc un échantillon de taille n_j de $V_{i,j} \sim \mathcal{U}(a_j, b_j)$
- on fournit les variables $V_{i,j}$

Pour simuler des variables selon une loi quelconque de fonction de répartition associée notée F stratifiée, on peut procéder comme suit:

- on choisit la partition de $]0, 1] = \bigcup_{j=1}^J A_j$ où les A_j sont de la forme $A_j =]a_{j-1}, a_j]$ avec $a_0 = -\infty$, $a_j = F^{-1}\left(\sum_{\ell=1}^j p_\ell\right)$ pour $j = 1, \dots, J$ où l'on se donne les p_j sont tels que $0 < p_j < 1$ et $\sum_{j=1}^J p_j = 1$.
NB: dans le cas où $a_J = +\infty$, on prend $A_j =]a_{j-1}, a_j[$
- la loi de $U \sim \mathcal{U}(0, 1)$ conditionnelle à $\{U \in A_j\}$ est la loi $\mathcal{U}(a_{j-1}, a_j)$
- on génère un échantillon de taille n_j de $V_{i,j} \sim \mathcal{U}(a_{j-1}, a_j)$
- on fournit les variables $Y_{i,j} = F^{-1}(V_{i,j})$ qui suivent la loi F sachant que $Y_{i,j} \in A_j$.

Exercice 1.

Calculer une estimation de π en utilisant le fait que l'intégrale suivante vaut π :

$$I = 4 \int_0^1 \sqrt{1-x^2} dx.$$

Pour cela, vous utiliserez tour à tour:

1. la méthode de Monte-Carlo usuelle,
2. la méthode des variables antithétiques,
3. la méthode de stratification,
4. la méthode de la variable de contrôle avec la variable de contrôle $Y = c \left(X - \frac{1}{2}\right)$ où $X \sim \mathcal{U}(0, 1)$, et pour une constante c bien choisie.

Comparer l'efficacité des différentes méthodes mises en oeuvre.