Pierre Gloaguen

02/04/2020

Annonces:

- Premier rendu pour le 13 Avril (exo5 du TD1)
- A faire en binome (à compléter sur le lien envoyé par mail)
- ► Corrections des exos 1 à 4 du TD1 mis en ligne
- On regardera ces corrections et vos questions aujourd'hui

Rappel de l'épisode précédent

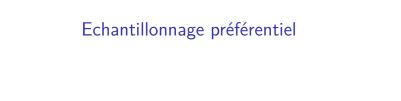
- Principes des méthodes de Monte Carlo;
- Approximation d'intégrales (espérances) par simulation;
- ► Fonctionne grâce à la loi des grands nombres, IC grâce au TCL.

Objectif du cours

- Présentation de l'échantillonnage préférentiel
 - ► Extension naturelle des méthodes de MC simples;
 - Améliore l'efficacité dans certains cas;
 - Utile quand on ne sait pas simuler selon une loi donnée;

Objectif du cours

- Présentation de l'échantillonnage préférentiel
 - ► Extension naturelle des méthodes de MC simples;
 - Améliore l'efficacité dans certains cas;
 - Utile quand on ne sait pas simuler selon une loi donnée;
- Motivation: cas de Monte Carlo problématiques;
- Définition;
- Propriétés: Analyse de la variance de ce nouvel estimateur;
- ▶ Illustration.



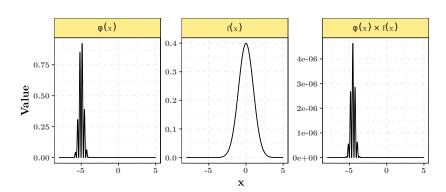
Exemple problématique:

On veut calculer

$$I = \mathbb{E}\left[\varphi(X)\right] = \int_{\mathbb{R}} \varphi(x) f(x) dx$$

où $X \sim \mathcal{N}(0,1)$ (de densité f(x)) et

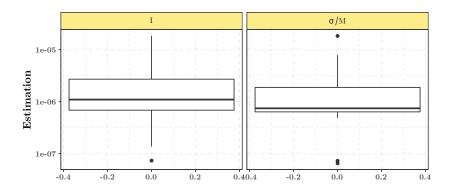
$$\varphi(x) = \sin^2(x) e^{-5(x-5)^2}$$



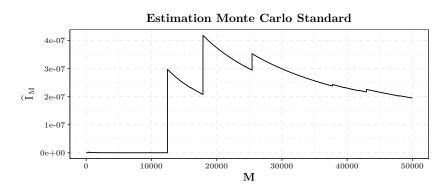
Estimateur Monte Carlo naturel

On tire M=50000 points dans une loi $\mathcal{N}(0,1)$, et on calcule la moyenne empirique.

Résultats obtenus:



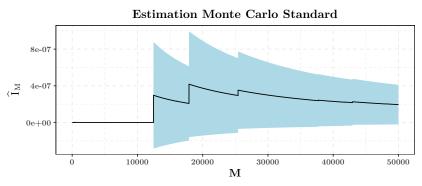
Une trajectoire d'estimation



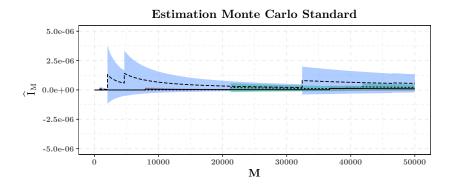
L'estimation est très instable.

Estimateur Monte Carlo naturel

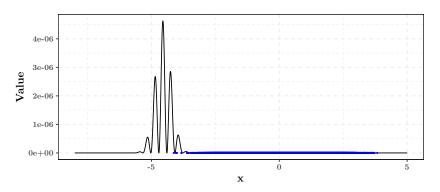
Estimation de la variance et intervalle de confiance asymptotique:



Manque de chance?



Origine du problème



On échantillonne loin des régions importantes!

On cherche à estimer une intégrale du type:

$$I = \mathbb{E}_f[\varphi(X)] = \int_{\mathcal{D}_f} \varphi(x) f(x) dx$$

où $\mathcal{D}_f \subset \mathbb{R}^d$, et f est une densité de probabilité sur \mathcal{D}_f (donc f(x) = 0 pour $x \notin \mathcal{D}_f$) et X une v.a. de loi f.

On cherche à estimer une intégrale du type:

$$I = \mathbb{E}_f[\varphi(X)] = \int_{\mathcal{D}_f} \varphi(x) f(x) dx$$

où $\mathcal{D}_f \subset \mathbb{R}^d$, et f est une densité de probabilité sur \mathcal{D}_f (donc f(x) = 0 pour $x \notin \mathcal{D}_f$) et X une v.a. de loi f.

Soit g une densité de probabilité sur $\mathcal{D}_g\supseteq\mathcal{D}_f$ telle que $x\in\mathcal{D}_f\Rightarrow g(x)>0$ et Y une variable aléatoire de loi g, alors:

$$I = \int_{\mathcal{D}_f} \varphi(x) \frac{f(x)}{g(x)} g(x) dx$$

On cherche à estimer une intégrale du type:

$$I = \mathbb{E}_f[\varphi(X)] = \int_{\mathcal{D}_f} \varphi(x) f(x) dx$$

où $\mathcal{D}_f \subset \mathbb{R}^d$, et f est une densité de probabilité sur \mathcal{D}_f (donc f(x) = 0 pour $x \notin \mathcal{D}_f$) et X une v.a. de loi f.

Soit g une densité de probabilité sur $\mathcal{D}_g\supseteq\mathcal{D}_f$ telle que $x\in\mathcal{D}_f\Rightarrow g(x)>0$ et Y une variable aléatoire de loi g, alors:

$$I = \int_{\mathcal{D}_f} \varphi(x) \frac{f(x)}{g(x)} g(x) dx$$

$$= \int_{\mathcal{D}_g} \varphi(x) \frac{f(x)}{g(x)} g(x) dx \qquad \text{as } x \notin \mathcal{D}_f \Rightarrow f(x) = 0$$

On cherche à estimer une intégrale du type:

$$I = \mathbb{E}_f[\varphi(X)] = \int_{\mathcal{D}_f} \varphi(x) f(x) dx$$

où $\mathcal{D}_f \subset \mathbb{R}^d$, et f est une densité de probabilité sur \mathcal{D}_f (donc f(x) = 0 pour $x \notin \mathcal{D}_f$) et X une v.a. de loi f.

Soit g une densité de probabilité sur $\mathcal{D}_g\supseteq\mathcal{D}_f$ telle que $x\in\mathcal{D}_f\Rightarrow g(x)>0$ et Y une variable aléatoire de loi g, alors:

$$I = \int_{\mathcal{D}_f} \varphi(x) \frac{f(x)}{g(x)} g(x) dx$$

$$= \int_{\mathcal{D}_g} \varphi(x) \frac{f(x)}{g(x)} g(x) dx \qquad \text{as } x \notin \mathcal{D}_f \Rightarrow f(x) = 0$$

$$= \mathbb{E}_g \left[\varphi(Y) \frac{f(Y)}{g(Y)} \right]$$

Comme estimateur de I, on peut ainsi proposer l'estimateur:

$$\hat{I}_{M}^{IS} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} \frac{f(Y_k)}{g(Y_k)} \varphi(Y_k) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} W(Y_k) \varphi(Y_k)$$

où Y_1, \ldots, Y_M est un échantillon i.i.d. de variables aléatoires sur \mathbb{R}^d de densité g.

Comme estimateur de *I*, on peut ainsi proposer l'estimateur:

$$\hat{I}_{M}^{IS} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} \frac{f(Y_k)}{g(Y_k)} \varphi(Y_k) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} W(Y_k) \varphi(Y_k)$$

où Y_1,\ldots,Y_M est un échantillon i.i.d. de variables aléatoires sur \mathbb{R}^d de densité g.

Remarques:

▶ Comme $Y_k \sim g$, $g(Y_k)$ est p.s. $\neq 0$

Comme estimateur de *I*, on peut ainsi proposer l'estimateur:

$$\hat{I}_{M}^{IS} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} \frac{f(Y_k)}{g(Y_k)} \varphi(Y_k) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} W(Y_k) \varphi(Y_k)$$

où Y_1,\ldots,Y_M est un échantillon i.i.d. de variables aléatoires sur \mathbb{R}^d de densité g.

Remarques:

- ▶ Comme $Y_k \sim g$, $g(Y_k)$ est p.s. $\neq 0$
- La variable aléatoire $W(Y_k) = \frac{f(Y_k)}{g(Y_k)}$ est appelée **poids** d'importance de Y_k .

Comme estimateur de I, on peut ainsi proposer l'estimateur:

$$\hat{I}_{M}^{IS} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} \frac{f(Y_k)}{g(Y_k)} \varphi(Y_k) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} W(Y_k) \varphi(Y_k)$$

où Y_1,\ldots,Y_M est un échantillon i.i.d. de variables aléatoires sur \mathbb{R}^d de densité g.

Remarques:

- ▶ Comme $Y_k \sim g$, $g(Y_k)$ est p.s. $\neq 0$
- La variable aléatoire $W(Y_k) = \frac{f(Y_k)}{g(Y_k)}$ est appelée **poids** d'importance de Y_k .
- ▶ Quand f = g, on a l'estimateur MC standard (et chaque poids vaut 1).

Quel intérêt?

On peut choisir g afin d'échantillonner dans les zones d'importance!

Biais:

$$\mathbb{E}_{g}[\hat{I}_{M}^{IS}] = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} \int_{\mathcal{D}_{g}} \frac{f(x)}{g(x)} \varphi(x) g(x) dx$$
$$= \int_{\mathcal{D}_{f}} f(x) \varphi(x) dx = I$$

Donc, cet estimateur reste sans biais

Quel intérêt?

On peut choisir g afin d'échantillonner dans les zones d'importance!

Biais:

$$\mathbb{E}_{g}[\hat{I}_{M}^{IS}] = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} \int_{\mathcal{D}_{g}} \frac{f(x)}{g(x)} \varphi(x) g(x) dx$$
$$= \int_{\mathcal{D}_{f}} f(x) \varphi(x) dx = I$$

Donc, cet estimateur reste sans biais

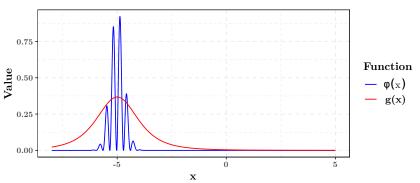
Variance:

$$\mathbb{V}_{g}[\hat{I}_{1}^{IS}] = \left[\mathbb{E}_{g}[(W(Y)\varphi(Y))^{2}] - I^{2} \right] = \int_{\mathcal{D}_{g}} \frac{(\varphi(y)f(y) - Ig(y))^{2}}{g(y)} dy$$

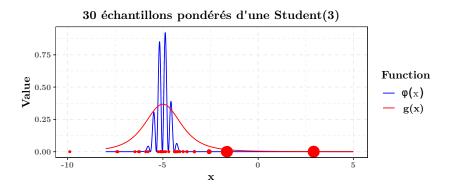
- La variance peut être très réduite si $g(y) \stackrel{\approx}{\propto} \varphi(y) f(y)!$
- Ceci peut guider le choix de g!

Exemple

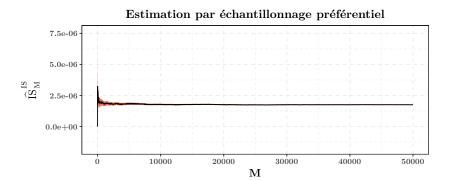
g(x) est la densité d'une loi de Student $\mathcal{T}(3)$.



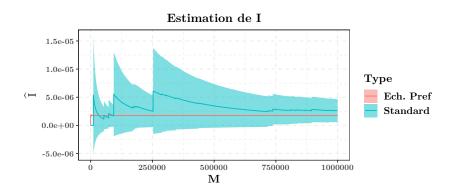
Exemple



Estimation de *I* (et IC asymptotique)



Comparaison sur cet exemple



Avantages

► Très utile pour l'estimation de quantités petites (probabilités d'évènements rares).

Avantages

- ► Très utile pour l'estimation de quantités petites (probabilités d'évènements rares).
- ▶ Peut amener à une forte réduction de variance

Avantages

- ► Très utile pour l'estimation de quantités petites (probabilités d'évènements rares).
- ▶ Peut amener à une forte réduction de variance
- ▶ Peut aussi être utiliser quand on ne sait pas simuler selon f!

Avantages

- Très utile pour l'estimation de quantités petites (probabilités d'évènements rares).
- ▶ Peut amener à une forte réduction de variance
- ▶ Peut aussi être utiliser quand on ne sait pas simuler selon f!

Attention!

Nécessite le choix de g! Pas toujours évident (notamment en grande dimension)!

Avantages

- Très utile pour l'estimation de quantités petites (probabilités d'évènements rares).
- Peut amener à une forte réduction de variance
- ▶ Peut aussi être utiliser quand on ne sait pas simuler selon f!

Attention!

- ▶ Nécessite le choix de g! Pas toujours évident (notamment en grande dimension)!
- ▶ Un mauvais g peut amener à un estimateur de variance infinie! (voir TD).
- ▶ Un bon choix de g est souvent "problème dépendant", (ne conviendra que pour $\mathbb{E}[\varphi(X)]$ pour un φ spécifique).



Problématique

Objectif, calculer:

$$I = \mathbb{E}[\varphi(X)] = \int_{\mathcal{D}_f} \varphi(x) f(x) d(x)$$

Supposons que f ne soit connue qu'à une constante près:

$$f(x) = \underbrace{\frac{\int_{\mathcal{D}_f}^{\mathsf{Connu}} f^{(u)}(x)}{\int_{\mathcal{D}_f} f^{(u)}(z) dz}}_{\mathsf{Inconnu}}.$$

▶ Pour une densité de proposition *g*, on ne peut plus calculer le poids d'importance!

Problématique

Objectif, calculer:

$$I = \mathbb{E}[\varphi(X)] = \int_{\mathcal{D}_f} \varphi(x) f(x) d(x)$$

Supposons que f ne soit connue qu'à une constante près:

$$f(x) = \underbrace{\frac{\int_{\mathcal{D}_f}^{\mathsf{Connu}} f^{(u)}(x)}{\int_{\mathcal{D}_f} f^{(u)}(z) dz}}_{\mathsf{Inconnu}}.$$

- ▶ Pour une densité de proposition *g*, on ne peut plus calculer le poids d'importance!
- Ce cas est en pratique très fréquent en inférence bayésienne!

Echantillonnage préférentiel normalisé

Si on dispose d'une loi de proposition g et de Y_1,\ldots,Y_M tirés indépendemment selon g, alors l'estimateur:

$$\hat{I}_{M}^{IS,u} = \sum_{k=1}^{M} \frac{f^{(u)}(Y_k)/g(Y_k)}{\sum_{\ell=1}^{M} f^{(u)}(Y_\ell)/g(Y_\ell)} \varphi(Y_k)$$

est un estimateur consistant (convergence en proba.) de 1.

Echantillonnage préférentiel normalisé

Si on dispose d'une loi de proposition g et de Y_1, \ldots, Y_M tirés indépendemment selon g, alors l'estimateur:

$$\hat{I}_{M}^{IS,u} = \sum_{k=1}^{M} \frac{f^{(u)}(Y_k)/g(Y_k)}{\sum_{\ell=1}^{M} f^{(u)}(Y_\ell)/g(Y_\ell)} \varphi(Y_k)$$

est un estimateur consistant (convergence en proba.) de 1.

- Estimateur biaisé pour M petit;
- Peut amener à un estimateur de variance plus faible que l'échantillonnage préférentiel classique.

Autres méthodes de réduction de variance

- Conditionnement
- Variables de contrôles
- Quasi Monte Carlo

Voir références dans le poly.