

On souhaite calculer à l'aide d'une méthode de Monte Carlo une approximation de l'intégrale

$$I = \int_0^1 \sin(\sqrt{x}) dx$$

Soit  $(X_i)_{i \in \mathbb{N}^*}$  une suite de variables aléatoires indépendantes identiquement distribuées selon une loi uniforme  $\mathcal{U}(0; 1)$ .

1. Démontrer que si on définit la suite de variables aléatoires  $(I_n)$  par

$$I_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \sin(\sqrt{X_k})$$

alors la suite  $(I_n)$  converge presque sûrement vers la constante  $I$ .



Les variables  $(\sin(\sqrt{X_k}))_i$  sont indépendantes et identiquement distribuées, elles admettent en outre une espérance qui se calcule à l'aide du théorème de transfert. Soit  $f$  la densité d'une loi uniforme sur  $[0; 1]$ . Alors  $\mathbb{E}(X_1) = \int_0^1 \sin(\sqrt{x}) f(x) dx = \int_0^1 \sin(\sqrt{x}) dx = I$ .

D'après la loi forte des grands nombres, la suite de variables aléatoires  $(I_n)$  converge donc presque sûrement vers  $\mathbb{E}(X_1) = I$ .

2. Compléter le code Python ci-dessous, comportant deux champs manquants, afin qu'il affiche une approximation de  $I$ .

```
n=1000
S=0
for i in range(n):
    u = ...
    S= ...
print("Valeur approchée de I = ")
print(...)
```



```
n=1000
S=0
for i in range(n):
    u = rand()
    S= S+sin(sqrt(u))
print("Valeur approchée de I = ")
print(S/n)
```

3. Pour tout  $k \in \mathbb{N}^*$ , on pose  $Y_k = \sin(\sqrt{X_k})$ . Les variables aléatoires  $(X_k)$  étant i.i.d., les variables aléatoires  $(Y_k)$  le sont aussi et on note  $\mu$  leur espérance et  $\sigma^2$  leur variance.

(a) Calculer l'espérance et la variance de la variable aléatoire  $I_n$  en fonction de  $\mu$ ,  $\sigma$  et  $n$ .



Par linéarité de l'espérance,  $\mathbb{E}(I_n) = \frac{1}{n} \times n \times I = I$ . Par propriétés de la variance et indépendance des variables dans la somme,  $V(I_n) = \frac{1}{n^2} \times n \times V(Y_1) = \frac{V(Y_1)}{n} = \frac{\sigma^2}{n}$ .

(b) Déterminer, en justifiant, une approximation de la loi de la variable aléatoire

$$\frac{\sqrt{n}}{\sigma} (I_n - I)$$

lorsque  $n$  est suffisamment grand.



Les variables  $Y_k$  sont indépendantes, identiquement distribuées, admettent une espérance et une variance finies, donc d'après le Théorème Central Limite, la variable

$$\frac{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Y_k - I}{\sqrt{n}} = \frac{\sum_{k=1}^n \frac{Y_k}{n} - \mathbb{E}\left(\sum_{k=1}^n \frac{Y_k}{n}\right)}{\sigma\left(\sum_{k=1}^n \frac{Y_k}{n}\right)}$$

suit approximativement une loi normale centrée réduite.

(c) En déduire le nombre d'itérations  $N_0$  (dépendant de  $\sigma$ ) à partir duquel la suite  $(I_n)$  réalise une approximation de  $I$  à  $10^{-3}$  près avec une confiance de 95%.



On cherche le rang à partir duquel  $P(|I_n - I| < \varepsilon) \geq 0.95$  où  $\varepsilon = 10^{-3}$ . Or

$$\begin{aligned} P(|I_n - I| < \varepsilon) &= P(-\varepsilon < I_n - I < \varepsilon) \\ &= P\left(-\frac{\sqrt{n}}{\sigma} \varepsilon < \frac{\sqrt{n}}{\sigma} (I_n - I) < \frac{\sqrt{n}}{\sigma} \varepsilon\right) \\ &\approx P\left(-\frac{\sqrt{n}}{\sigma} \varepsilon < Z < \frac{\sqrt{n}}{\sigma} \varepsilon\right) \text{ où } Z \sim \mathcal{N}(0, 1) \end{aligned}$$

Or par lecture de tables,  $P(-1.96 < Z < 1.96) \approx 0.95$  donc il suffit de prendre  $n$  tel que  $\frac{\sqrt{n}}{\sigma} \varepsilon \geq 1.96$  i.e.

$$n \geq 10^6 (1.96\sigma)^2$$

(d) Soit la variable

$$V_n = \frac{1}{2n} \sum_{k=1}^n (Y_{2k} - Y_{2k-1})^2$$

Vérifier que la suite  $(V_n)$  permet d'approcher la valeur de  $\sigma^2$ .



On calcule

$$\begin{aligned} \mathbb{E}((Y_{2k} - Y_{2k-1})^2) &= \mathbb{E}(Y_{2k}^2 - 2Y_{2k}Y_{2k-1} + Y_{2k-1}^2) \\ &= \mathbb{E}(Y_{2k}^2) - 2\mathbb{E}(Y_{2k}Y_{2k-1}) + \mathbb{E}(Y_{2k-1}^2) \text{ par linéarité} \\ &= 2\mathbb{E}(Y_{2k}^2) - 2\mathbb{E}(Y_{2k}Y_{2k-1}) \text{ par identique distribution} \\ &= 2\mathbb{E}(Y_{2k}^2) - 2\mathbb{E}(Y_{2k})\mathbb{E}(Y_{2k-1}) \text{ par indépendance} \\ &= 2\mathbb{E}(Y_{2k}^2) - 2\mathbb{E}(Y_{2k})^2 \\ &= 2\mathbb{E}(Y_1^2) - 2\mathbb{E}(Y_1)^2 \\ &= 2V(Y_1) \end{aligned}$$

donc d'après la loi forte des grands nombres,  $\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (Y_{2k} - Y_{2k-1})^2$  converge simplement vers  $2V(Y_1)$ , ce qui répond à la question posée.