

# TP11 : Loi faible des grands nombres et méthode de Monte Carlo

Commencer par importer les bibliothèques suivantes dans chaque fichier **Python** utilisé :

```
import numpy as np
import numpy.random as rd
import matplotlib.pyplot as plt
```

## I. Loi faible des grands nombres

**Théorème 1** (Loi faible des grands nombres).

Soit  $(X_k)_{k \in \mathbb{N}^*}$  une suite de variables aléatoires.

On suppose que les v.a.r.  $X_k$  :

- × sont indépendantes,
- × admettent toutes la même espérance  $m$ ,
- × admettent toutes la même variance  $\sigma^2$ .

On pose, pour tout  $n \in \mathbb{N}^*$ ,  $\overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$  (moyenne empirique). On a alors,

$$\forall \varepsilon > 0, \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}([|\overline{X_n} - m| \geq \varepsilon]) = 0$$

### Remarque

- Il est fréquent de considérer (notamment pour les simulations informatiques) une suite  $(X_k)_{k \in \mathbb{N}^*}$  de v.a.r. :
  - × indépendantes,
  - × **de même loi**,
  - × admettant une espérance et une variance.

Ces hypothèses sont plus strictes que celles énoncées par la LfGN.

On peut donc bien évidemment utiliser la LfGN dans ce cadre.

- La loi faible des grands nombres se comprend de la manière suivante : lorsque  $n$  est grand, il est peu probable que  $\overline{X_n}$  prenne une valeur éloignée de  $m$ . Autrement dit, lorsque  $n$  est grand, il est très probable que  $\overline{X_n}$  prenne une valeur proche de  $m$ .

A retenir :

Une simulation de  $\overline{X_n}$  pour  $n$  grand donne une approximation de  $m = \mathbb{E}(X_1)$

- Ce résultat est plus général qu'il n'y paraît, car tout calcul de probabilité peut s'interpréter comme le calcul de l'espérance d'une variable aléatoire bien choisie. En effet, si  $A$  est un événement, alors la variable aléatoire  $X = \mathbf{1}_A$  suit une loi de Bernoulli de paramètre  $p = \mathbb{P}(A)$  et donc  $\mathbb{E}(X) = \mathbb{P}(A)$ . Cette remarque est très importante et est au centre de beaucoup de questions d'informatique aux concours.
- On appelle méthode de Monte Carlo toute méthode de calcul approché basée sur la loi faible des grands nombres.

## II. Structure classique de la partie informatique aux concours

Dans les énoncés de concours, la LfGN apparaît souvent dans les questions d'informatique. Considérons un énoncé consistant à étudier une v.a.r.  $X$  qui admet une variance. On trouvera fréquemment les questions suivantes.

1. Écrire une fonction / compléter une fonction / expliquer ce que fait une fonction d'en-tête `def simuX():` permettant de simuler la v.a.r.  $X$ . Cette fonction peut éventuellement prendre des paramètres d'entrée. Généralement, cette simulation peut être obtenue :
  - × en écrivant une fonction permettant de simuler l'expérience aléatoire considérée. La valeur simulée de  $X$  est calculée lors de cette expérience (cas classique lorsqu'on travaille avec des v.a.r. discrètes).
  - × ou bien parce que  $X$  s'écrit à l'aide d'autres v.a.r. qu'on peut facilement simuler ( $X$  est une transformée de v.a.r. qui suivent des lois usuelles par exemple).
2. Écrire un programme / compléter un programme / expliquer ce que fait un programme permettant d'obtenir une valeur approchée de l'espérance de la v.a.r.  $X$ .

*Démonstration.*

- L'idée naturelle est la suivante :

- × on simule un grand nombre  $N$  de fois la v.a.r.  $X$ .  
(généralement, on prend  $N = 10^4$  ou  $10^5$  ou  $10^6$ )
- × on détermine la moyenne arithmétique des résultats obtenus (*i.e.* la réalisation de la moyenne empirique  $\overline{X}_n$ ).

```

1 def approxEsp(N):
2     S = 0
3     for i in range(N):
4         S = S + simuX()
5     return S / N

```

Autre possibilité : on peut créer un tableau/une liste contenant les  $N$  simulations de la v.a.r.  $X$  puis déterminer la moyenne arithmétique de ces observations à l'aide des opérations prédéfinies en **Python**.

```

1 def approxEsp(N):
2     L = []
3     for i in range(N):
4         L.append(simuX())
5     return np.mean(L)

```

- Mathématiquement parlant, cela consiste à considérer un  $N$ -échantillon  $(X_1, \dots, X_N)$  de la v.a.r.  $X$ . Autrement dit, les v.a.r.  $X_1, \dots, X_N$  sont :
  - × indépendantes,
  - × de même loi que  $X$ .

Comme  $X$  admet une variance, on se trouve dans un cadre (plus strict) permettant d'appliquer la LfGN. Simuler ce  $N$ -échantillon, c'est en obtenir un  $N$ -uplet d'observations  $(x_1, \dots, x_N)$  (c'est ce que contient la liste  $L$  dans le programme précédent). La LfGN permet d'affirmer que :

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \simeq \mathbb{E}(X)$$

□

### III. Exemples d'approximation d'une espérance

#### III.1. Un exemple simple et vérifiable

Soit  $X$  la v.a.r. dont la loi est donnée par :

- $X(\Omega) = \{0, 1, 2\}$
- $\mathbb{P}([X = 0]) = \frac{7}{12}, \mathbb{P}([X = 1]) = \frac{1}{6}, \mathbb{P}([X = 2]) = \frac{1}{4}$
- Vérifier que cela définit bien une loi de probabilité.

- Calculer  $\mathbb{E}(X)$ .

- Compléter la fonction suivante pour qu'elle renvoie une simulation de la v.a.r.  $X$ .

```
1  def simuX():  
2      r = _____  
3      if _____:  
4          return 0  
5      elif _____:  
6          return 1  
7      else:  
8          return 2
```

- Expliquer ce que renvoie le programme suivant et le tester plusieurs fois avec  $N = 10^4$  puis avec  $N = 10^5$  et enfin avec  $N = 10^6$ .

```
1  def mystere(N):  
2      L = []  
3      for k in range(N):  
4          L.append(simuX())  
5      return np.mean(L)
```

### III.2. Un autre exemple vérifiable mais où le calcul est moins simple

Soit  $n \in \mathbb{N}^*$ . On considère une urne contenant  $n$  boules, numérotées de 1 à  $n$ . On effectue un unique tirage dans cette urne et on note le numéro de la boule obtenue. Si  $k$  désigne le numéro de la boule tirée, alors on retire de l'urne toutes les boules portant un numéro strictement supérieur à  $k$ . On effectue ensuite une seconde série de tirages successifs et avec remise dans l'urne, jusqu'à ce qu'on obtienne la boule numéro 1. On note  $X_n$  la variable aléatoire égale au nombre de tirages effectués lors de cette seconde série de tirages.

- Compléter la fonction **Python** suivante pour qu'elle renvoie une simulation de la v.a.r.  $X_n$ .

```
1 def simuX(n):
2     k = _____
3     return _____
```

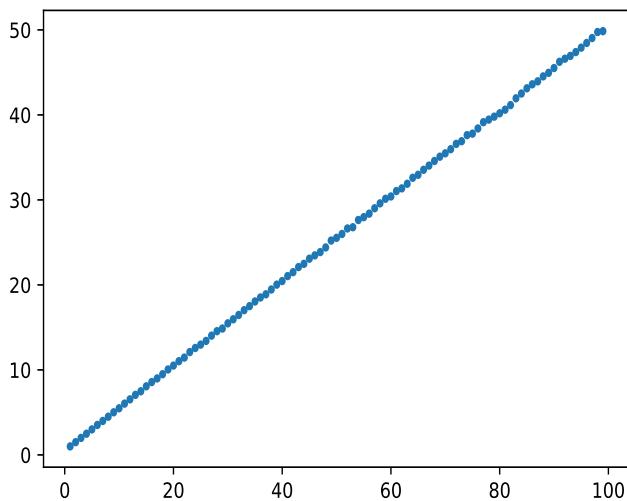
- Compléter la fonction **Python** suivante pour qu'elle renvoie une approximation de  $\mathbb{E}(X_n)$ .

```
1 def approxEsp(N, n):
2     E = np.zeros(N)
3     for i in range(N):
4         E[i] = simuX(n)
5     return _____
```

- Le programme **Python**

```
1 N = 10**5
2 abscisse = [n for n in range(1,100)]
3 ordonnee = [approxEsp(N, n) for n in abscisse]
4 plt.plot(abscisse, ordonnee, '.')
```

renvoie



Que peut-on conjecturer ?

- A la maison : montrer que, pour tout  $n \in \mathbb{N}^*$ ,  $\mathbb{E}(X_n) = \frac{n+1}{2}$ .

## IV. Exemples d'approximation d'une probabilité

### IV.1. Un cas d'école pour illustrer la méthode

On considère un dé à 6 faces et on souhaite savoir si le dé est truqué ou non. Nous allons proposer un protocole d'expérience qui nous permette de répondre à cette question.

Notons, pour tout  $i \in [1, 6]$ ,  $p_i$  la probabilité que le dé tombe sur la face numéro  $i$  lorsqu'on le lance une fois. Le dé est équilibré si et seulement si, pour tout  $i \in [1, 6]$ ,  $p_i = \frac{1}{6}$ . Il s'agit donc de proposer un protocole qui permette de calculer une approximation de  $p_i$ . Si toutes les approximations sont proches de  $\frac{1}{6}$ , on pourra conclure que le dé est équilibré, sinon on pourra conclure qu'il est truqué.

Nous allons calculer une approximation de  $p_6$  et le protocole sera analogue pour les autres valeurs.

On lance une infinité de fois le dé. Pour tout  $k \in \mathbb{N}^*$ , on note  $A_k$  l'événement : « le dé tombe sur 6 lors du  $k^{\text{ème}}$  lancer » et on pose

$$Z_k = \mathbf{1}_{A_k}$$

Autrement dit,

$$Z_k = \begin{cases} 1 & \text{si le dé tombe sur 6 lors du } k^{\text{ème}} \text{ lancer} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Les v.a.r.  $Z_k$  :

- × sont indépendantes
- × sont de même loi (elles suivent toutes la loi  $\mathcal{B}(p_6)$ )
- × admettent toutes une espérance (qui est  $p_6$ ) et une variance (qui est  $p_6(1 - p_6)$ )

D'après la loi faible des grands nombres, pour tout  $\varepsilon > 0$  :

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}([|\overline{Z_n} - p_6| \geq \varepsilon]) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{P}\left(\left[\left|\frac{Z_1 + \dots + Z_n}{n} - p_6\right| \geq \varepsilon\right]\right) = 0$$

On fixe maintenant  $N \in \mathbb{N}$  un entier très grand (par exemple  $N = 10^6$ ) et on choisit comme approximation de  $p_6$  la valeur prise par la variable  $\overline{Z_N}$  au terme des  $N$  premiers lancers. On obtient alors

$$\begin{aligned} p_6 &\simeq \frac{\text{nombre de 6 obtenus en } N \text{ tirages}}{N} \\ &\simeq \text{fréquence d'apparition observée de la face 6 en } N \text{ tirages} \end{aligned}$$

Le protocole consiste donc à lancer un nombre important de fois le dé et à compter la fréquence d'apparition du chiffre 6. Cette fréquence est une bonne approximation de la probabilité que le dé tombe sur 6 d'après la loi faible des grands nombres.

Ce résultat est cohérent avec notre intuition concernant le sens à donner au nombre  $\mathbb{P}(A)$  pour  $A$  un événement : si l'on répète un grand nombre de fois l'expérience, l'événement  $A$  sera parfois réalisé, parfois pas réalisé, mais la fréquence empirique à laquelle il se réalise est proche de  $\mathbb{P}(A)$ .

*Traduction informatique* : Supposons que l'on ait une fonction **Python** `simulX()` qui simule le résultat d'un lancer de notre dé. Alors les fonctions :

```

1 def Approxp6(N):
2     S = 0
3     for k in range(N):
4         if simulX() == 6:
5             S = S + 1
6     return S / N

```

```

1 def Approxp6bis(N):
2     F = 0
3     for k in range(N):
4         if simulX() == 6:
5             F = F + 1/N
6     return F

```

renvoient une approximation de  $p_6$  lorsque  $N$  est choisi suffisamment grand.

## IV.2. Rang du premier double Pile

On lance une infinité de fois une pièce équilibrée. On note  $X$  la variable aléatoire égale au rang du premier double Pile, c'est-à-dire que  $X$  prend la valeur  $n$  si on obtient, pour la première fois, deux Pile consécutifs aux rangs  $n$  et  $n - 1$ .

- Donner  $X(\Omega)$ .

- Compléter la fonction suivante pour qu'elle simule  $X$ .

```
1 def simuX():
2     n = 1 # numéro du lancer
3     resultat = rd.binomial(1,1/2) # Pile est encodé par 1
4     while True:
5         if resultat == 0:
6             n = n+1
7             resultat = rd.binomial(1,1/2)
8         else:
9             n = n+1
10            resultat = rd.binomial(1,1/2)
11            if _____:
12                return n
```

- Que calcule la fonction suivante ?

```
1 def mystere(N):
2     S = 0
3     for k in range(N):
4         if simuX() <= 5:
5             S = S + 1
6     return S / N
```

- Que calcule la fonction suivante ?

```
1 def mystere2(N):
2     F = 0
3     for k in range(N):
4         if simuX() != 3:
5             F = F + 1/N
6     return F
```

### IV.3. Deux boules noires d'affilée

On fixe un entier naturel non nul  $n$ . On considère une urne contenant initialement 1 boule noire et 1 boule blanche. On effectue une série de  $n$  tirages successifs et avec remise dans cette urne. A chaque tirage, après avoir remis dans l'urne la boule tirée, on lance une pièce équilibrée. Si cette pièce tombe sur **Pile**, on rajoute une boule noire, sinon on rajoute une boule blanche. On note :

$A_n$  : « On tire deux boules noires consécutives au cours de l'expérience »

- Compléter la fonction **Python** suivante pour qu'elle simule l'expérience décrite et renvoie **True** si l'événement  $A_n$  est réalisé, et **False** sinon.

```

1 def simuA(n):
2     B = _____ # Nombre de boules blanches
3     N = _____ # Nombre de boules noires
4     boolean = False
5     for k in range(n):
6         if _____ # Si on tire une boule noire
7             if boolean == True: # Si on avait déjà tiré une boule noire
8                 return _____
9             else:
10                boolean = _____
11            else: # Si on tire une boule blanche
12                boolean = _____
13            if _____
14                B = B+1
15            else:
16                N = N+1
17        return _____

```

- Compléter la fonction **Python** suivante pour qu'elle renvoie une approximation de  $\mathbb{P}(A_n)$ .

```

1 def approxProbA(n):
2     S = 0
3     for k in range(10**5):
4         if _____
5             S += 1
6     return _____

```

- On considère un second protocole, où l'on procède cette fois-ci à une suite de tirages sans remise. On trace les 50 premiers termes de la suite  $(\mathbb{P}(A_n))_{n \in \mathbb{N}^*}$  pour chacun des deux protocoles. Que remarque-t-on ?

