

# Corrigé

1. On commence par écrire un programme Python qui donne les  $N$  premiers pas d'une marche aléatoire sur  $\mathbb{Z}^d$ , avec  $d \in \{1, 2, 3, 4\}$ .

```
1 from random import random
2 from copy import copy
3
4 def random_walk(n, d):
5     if d==1:
6         step = [(1, ), (-1, )]
7         pos = [0]
8     elif d==2:
9         step = [(1, 0), (-1, 0), (0, 1), (0, -1)]
10        pos = [0, 0]
11    elif d==3:
12        step = [(1, 0, 0), (-1, 0, 0), (0, 1, 0), (0, -1, 0), (0, 0, 1), (0, 0, -1)]
13        pos = [0, 0, 0]
14    elif d==4:
15        step = [(1, 0, 0, 0), (-1, 0, 0, 0), (0, 1, 0, 0), (0, -1, 0, 0),
16                (0, 0, 1, 0), (0, 0, -1, 0), (0, 0, 0, 1), (0, 0, 0, -1)]
17        pos = [0, 0, 0, 0]
18    else:
19        raise (NotImplementedError)
20    res = []
21    for k in range(n):
22        st = step[int(2*d*random())]
23        for i in range(d):
24            pos[i] += st[i]
25        res.append(copy(pos))
26    return res
```

Le programme suivant calcule alors la suite  $(C_n)_{1 \leq n \leq N}$  :

```
1 def Csequence(L):
2     res = []
3     visited = []
4     count = 0
5     for x in L:
6         if not (x in visited):
7             count += 1
8             visited.append(x)
9         res.append(count)
10    return res
```

Par exemple, `Csequence(random_walk(30,2))` renvoie

```
1 [1, 2, 3, 3, 4, 5, 5, 6, 6, 6, 6, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 11, 12, 13, 13, 14,
2 15, 15, 15, 16, 17, 18, 19, 20]
```

2. D'après le Théorème 1 du texte, la suite  $\frac{C_n}{n}$  converge en probabilité vers  $\alpha$ , c'est donc un estimateur consistant de ce paramètre. Les commandes `Csequence(random_walk(10000,3))[-1]/10000` et `Csequence(random_walk(10000,4))[-1]/10000` renvoient respectivement

$$\alpha(d = 3) \simeq 0.6731;$$

$$\alpha(d = 4) \simeq 0.8172.$$

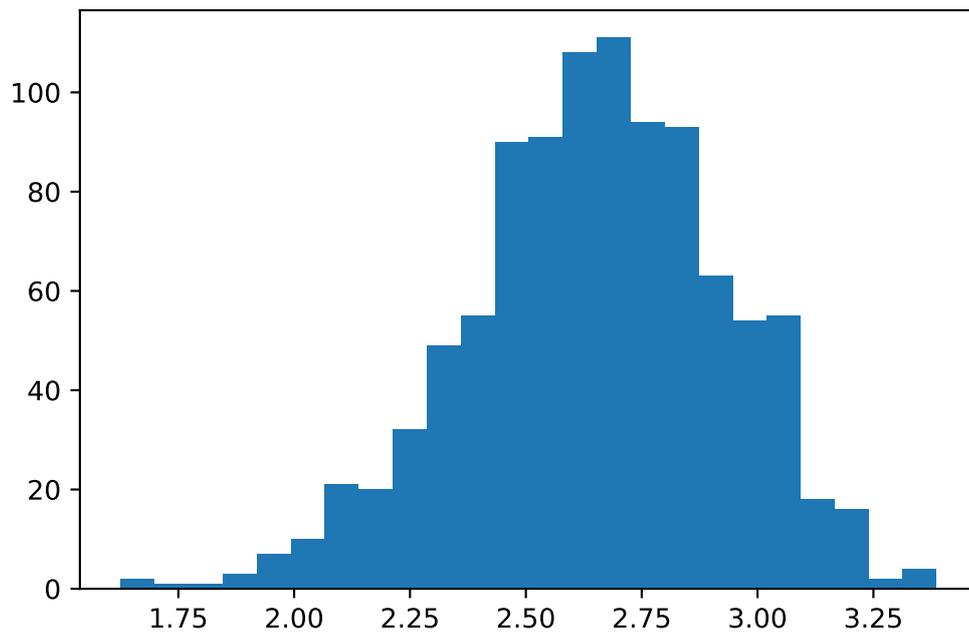
Pour  $d = 3$ , on est proche à 2% près du résultat théorique. Pour illustrer la convergence en probabilité de  $\frac{C_n \log n}{n}$  lorsque  $d = 2$ , on peut dresser un histogramme de simulations des valeurs

de cette variable aléatoire avec  $n = 10000$ . Le petit programme suivant prend quelques minutes pour dessiner un histogramme sur 1000 essais.

```

1 import numpy, math
2 import matplotlib.pyplot as plt
3
4 plt.hist(numpy.array([ Csequence(random_walk(10000,2))[-1]
5 * math.log(10000)/10000 for i in range(1000) ]), bins="auto")
6
7 plt.show()

```



L'histogramme montre bien une concentration autour d'une valeur qui semble un peu inférieure à  $\pi$ ; mais ceci est dû au fait qu'on a seulement une convergence vers cette valeur, et qu'une suite convergente avec des logarithmes (ici,  $\frac{C_n \log n}{n}$ ) a souvent une vitesse de convergence très faible (c'est typiquement ce qui se produit en théorie asymptotique des nombres).

3. Si  $0 \in \{X_1, \dots, X_n\}$ , alors au temps  $n$ , la marche aléatoire a visité tous les entiers compris entre  $m_n$  (négatif) et  $M_n$  (positif), donc

$$C_n = M_n - m_n + 1.$$

En fait, la relation est encore vraie si  $0 \notin \{X_1, \dots, X_n\}$  : dans ce cas, la marche reste tout le temps strictement positive ou strictement négative, et si l'on regarde par exemple le cas où elle reste positive, alors  $m_n = 1$ , et  $C_n = M_n = M_n - m_n + 1$ .

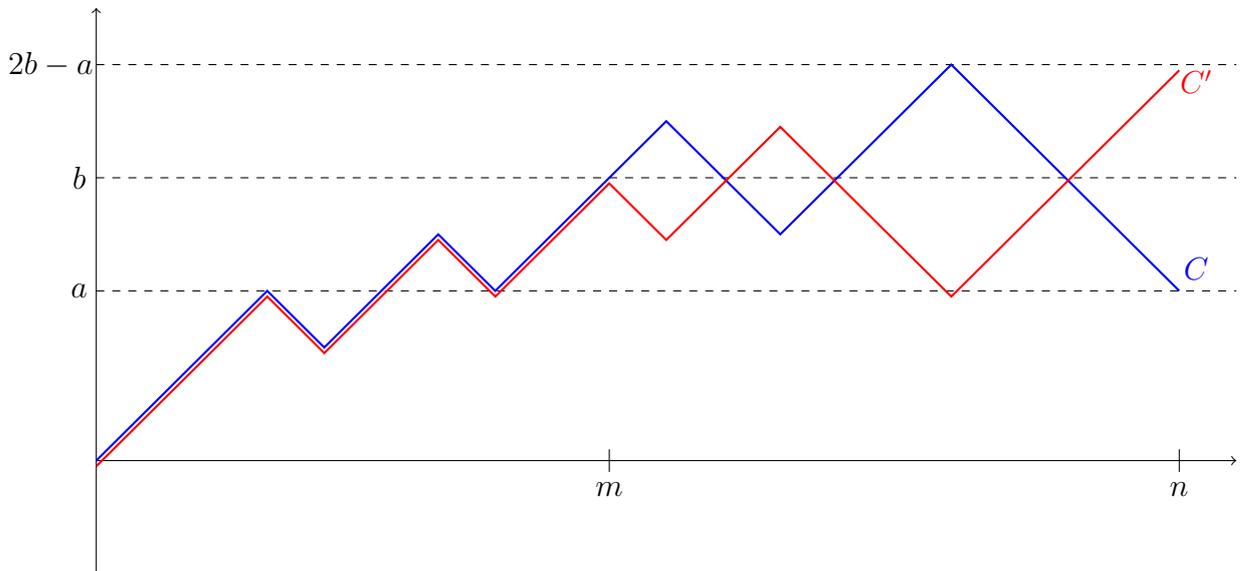
La formule ci-dessus implique que si  $C_n \geq 2b + 1$ , alors soit  $M_n \geq b$ , soit  $-m_n \geq b$ . Par symétrie,  $M_n$  et  $-m_n$  ont même loi, donc

$$\mathbb{P}[C_n \geq 2b + 1] \leq \mathbb{P}[M_n \geq b] + \mathbb{P}[-m_n \geq b] = 2\mathbb{P}[M_n \geq b].$$

4. La première identité repose sur le principe de réflexion. Si  $a \geq b$ , alors il est clair que l'événement  $\{M_n \geq b\}$  est inclus dans l'événement  $\{X_n = a\}$ , donc  $\{M_n \geq b \text{ et } X_n = a\} = \{X_n = a\}$  et l'égalité des probabilités est claire. Si  $a < b$ , remarquons que

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}[M_n \geq b \text{ et } X_n = a] \\ &= \frac{1}{2^n} \text{card} \{C \text{ chemin de longueur } n \text{ partant de } 0, \text{ finissant en } a \text{ et dépassant le niveau } b\}, \end{aligned}$$

où par chemin on entend une suite  $(0 = x_0, x_1, x_2, \dots, x_n)$  d'entiers telle que  $|x_i - x_{i-1}| = 1$  pour tout  $i \in [1, n]$ . En effet, tous les chemins de longueur  $n$  ont la même probabilité pour la distribution de pas  $\mu = \frac{1}{2} \delta_1 + \frac{1}{2} \delta_{-1}$ , à savoir  $\frac{1}{2^n}$ . Associons à un chemin  $C$  compté ci-dessus le chemin  $C'$  obtenu en réfléchissant la partie du chemin de  $C$  après le premier temps  $m$  tel que  $C$  passe par  $b$  (voir le dessin ci-dessous).



Le chemin  $C'$  ainsi obtenu est encore de longueur  $n$ , et sa position finale est  $b - (a - b) = 2b - a$ . Réciproquement, tout tel chemin de longueur  $n$  s'arrêtant en  $2b - a$  atteint à un temps  $m \leq n$  le niveau  $b$  (car  $2b - a > b$ ), donc est obtenu par réflexion d'un chemin  $C$  finissant en  $a$  et dépassant le niveau  $b$ . On a donc :

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}[M_n \geq b \text{ et } X_n = a] \\ &= \frac{1}{2^n} \text{card} \{C' \text{ chemin de longueur } n \text{ partant de } 0 \text{ et finissant en } 2b - a\} \\ &= \mathbb{P}[X_n = 2b - a]. \end{aligned}$$

Alors, en faisant la somme sur tous les entiers  $a$  possibles, on obtient :

$$\mathbb{P}[M_n \geq b] = \sum_{a \geq b} \mathbb{P}[X_n = a] + \sum_{a < b} \mathbb{P}[X_n = 2b - a] = \mathbb{P}[X_n \geq b] + \mathbb{P}[X_n \geq b + 1].$$

En particulier, pour tout  $b \geq 1$ ,

$$\mathbb{P}[C_n \geq 2b + 1] \leq 2 \mathbb{P}[M_n \geq b] \leq 4 \mathbb{P}[X_n \geq b] = 2 \mathbb{P}[|X_n| \geq b].$$

Or, la variable  $X_n$  a moyenne 0 et variance  $n$ , donc par l'inégalité de Bienaymé-Chebyshev,  $\mathbb{P}[|X_n| \geq b] \leq \frac{n}{b^2}$ . Ainsi,

$$\mathbb{P} \left[ \frac{C_n}{\sqrt{n}} \geq L \right] = O \left( \frac{1}{L^2} \right)$$

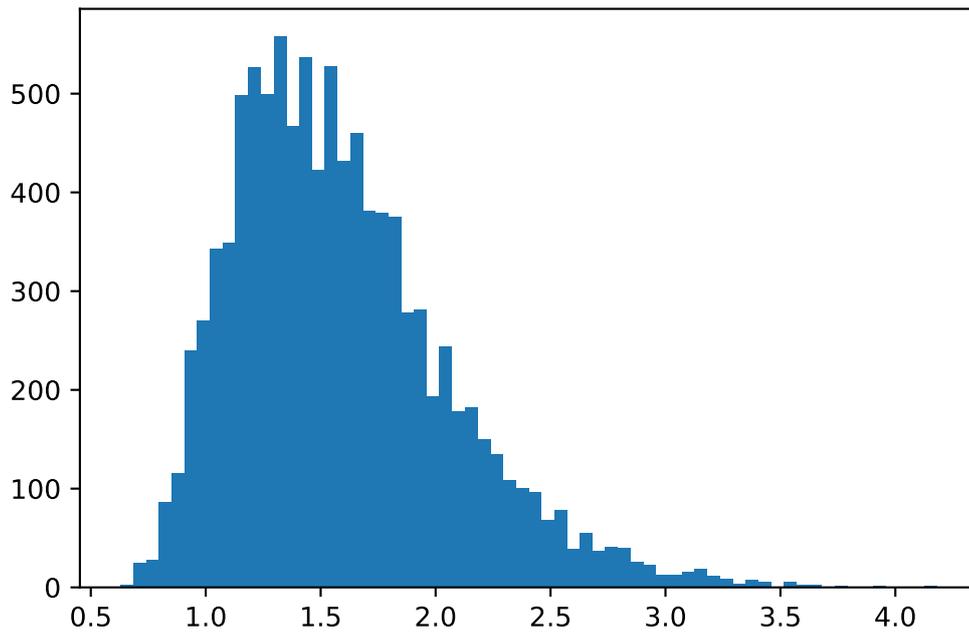
uniformément en  $n$ , et la suite de variables aléatoires  $(\frac{C_n}{\sqrt{n}})_{n \geq 1}$  est tendue.

5. On dresse un histogramme de  $\frac{C_n}{\sqrt{n}}$  pour  $d = 1$ ,  $n = 10000$  et  $N = 10000$  essais :

```

1 def C1d(n):
2     res = list(map(lambda x : x[0], random_walk(n,1)))
3     M = max(res)
4     m = min(res)
5     return M-m+1
6
7 plt.hist(numpy.array([C1d(10000)/100 for i in range(10000)]), bins="auto")
8 plt.plot()

```



L'histogramme reste bien concentré autour de valeurs quasiment toutes plus petites que 4, et est proche d'une loi à densité sur  $\mathbb{R}_+$ .

6. Le texte montre que

$$\mathbb{E}[(C_n)^2] \leq \sum_{1 \leq i \leq n} \alpha_i + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \alpha_i \alpha_{j-i},$$

avec  $\alpha_i = \mathbb{P}[R_0^+ \geq i]$ . La suite  $(\alpha_i)_{i \geq 1}$  est décroissante et tend vers  $\alpha$ . Fixons  $\varepsilon > 0$ , et  $N$  tel que  $\alpha \leq \alpha_i \leq \alpha + \varepsilon$  si  $i \geq N$ . La première somme  $\sum_{1 \leq i \leq n} \alpha_i$  peut simplement être majorée par  $n$ , et dans la seconde somme, les termes tels que  $i \geq N$  et  $j \geq i + N$  donnent une contribution plus petite que  $n(n-1)(\alpha + \varepsilon)^2$ . Or, le nombre de couples  $(i, j)$  tels que  $i < N$  ou  $j < i + N$  est plus petit que  $2nN$ , donc

$$\mathbb{E}[(C_n)^2] \leq n(2N + 1) + n(n-1)(\alpha + \varepsilon)^2.$$

En divisant par  $n$ , on voit donc que  $\mathbb{E}[(\frac{C_n}{n})^2] \leq (\alpha + \varepsilon)^2 + O(\frac{1}{n})$  pour tout  $\varepsilon > 0$ , puisque  $N$  est fixé (dépendant de  $\varepsilon$ ). Ceci implique bien l'estimée  $\alpha^2 + o(1)$ .

7. Le coefficient binomial  $\binom{n+m}{l}$  compte le nombre de parties  $A$  de  $[1, n+m]$  de taille  $l$ . Or, une telle partie s'écrit de manière unique sous la forme  $A = A_1 \sqcup A_2$  avec  $A_1 \subset [1, n]$ ,  $A_2 \subset [n+1, n+m]$ ,  $\text{card}(A_1) = k$ ,  $\text{card}(A_2) = l - k$  et  $0 \leq k \leq l$ . Si  $k$  est fixé, alors il y a  $\binom{n}{k}$  possibilités pour  $A_1$  et  $\binom{m}{l-k}$  possibilités pour  $A_2$ . Donc,

$$\binom{n+m}{l} = \sum_{k=0}^l \text{card} \{(A_1, A_2) \mid \text{card}(A_1) = k \text{ et } \text{card}(A_2) = l - k\} = \sum_{k=0}^l \binom{n}{k} \binom{m}{l-k}.$$

8. Considérons deux marches aléatoires standards unidimensionnelles et indépendantes  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  et  $(X'_n)_{n \in \mathbb{N}}$ . La suite  $Y_n = \frac{X_n}{2}(1, 1) + \frac{X'_n}{2}(1, -1)$  est une marche aléatoire standard bidimensionnelle : en effet, chacune des 4 sommes suivantes a probabilité  $\frac{1}{4}$  pour un pas  $Y_{n+1} - Y_n$ .

$$\begin{aligned} \frac{1}{2}(1, 1) + \frac{1}{2}(1, -1) &= (1, 0); \\ \frac{1}{2}(1, 1) - \frac{1}{2}(1, -1) &= (0, 1); \\ -\frac{1}{2}(1, 1) + \frac{1}{2}(1, -1) &= (0, -1); \\ -\frac{1}{2}(1, 1) - \frac{1}{2}(1, -1) &= (-1, 0). \end{aligned}$$

Comme  $((1, 1), (1, -1))$  est une base de  $\mathbb{R}^2$ ,  $Y_n = (0, 0)$  si et seulement si  $X_n = 0$  et  $X'_n = 0$ . Ainsi,

$$\mathbb{P}[Y_n = (0, 0)] = \mathbb{P}[X_n = 0] \mathbb{P}[X'_n = 0] = (\mathbb{P}[X_n = 0])^2.$$

9. Pour l'identité reliant  $G_{2,k}(z)$  à  $G_2(z)$ , notons  $R_0^{(k)} = R_0^{(k)}((X_m)_{m \in \mathbb{N}})$  le temps de  $k$ -ième retour en 0 de la marche aléatoire  $(X_m)_{m \in \mathbb{N}}$ ; comme la marche aléatoire standard bidimensionnelle est récurrente,  $R_0^{(k)} < +\infty$  presque sûrement pour toute valeur de  $k$ . La variable aléatoire  $R_0^{(k)}$  est un temps d'arrêt, et on notera  $\mathcal{F}_{R_0^{(k)}}$  la sous-tribu de  $\mathcal{F}$  qui lui est associée. Pour  $k \geq 2$ , remarquons que

$$R_0^{(k)}((X_m)_{m \in \mathbb{N}}) = R_0^{(k-1)}((X_m)_{m \in \mathbb{N}}) + R_0^{(1)}((X_{m+R_0^{(k-1)}})_{m \in \mathbb{N}}).$$

La propriété de Markov forte assure que la chaîne décalée en temps  $(X_{m+R_0^{(k-1)}})_{m \in \mathbb{N}}$  est indépendante de  $\mathcal{F}_{R_0^{(k-1)}}$  et de même loi que la chaîne de départ  $(X_m)_{m \in \mathbb{N}}$  (l'indépendance vient du fait que  $X_{R_0^{(k-1)}} = 0$  presque sûrement, donc la loi de la chaîne décalée conditionnellement à  $\mathcal{F}_{R_0^{(k-1)}}$  est constante). Alors,

$$\begin{aligned} \mathbb{P}[R_0^{(k)}((X_m)_{m \in \mathbb{N}}) = 2n] &= \sum_{n_1+n_2=n} \mathbb{P}[R_0^{(k-1)}((X_m)_{m \in \mathbb{N}}) = 2n_1 \text{ et } R_0^{(1)}((X_{m+R_0^{(k-1)}})_{m \in \mathbb{N}}) = 2n_2] \\ &= \sum_{n_1+n_2=n} \mathbb{P}[R_0^{(k-1)}((X_m)_{m \in \mathbb{N}}) = 2n_1] \mathbb{P}[R_0^{(1)}((X_m)_{m \in \mathbb{N}}) = 2n_2] \end{aligned}$$

donc les coefficients de la série génératrice  $G_{2,k}$  vérifient la relation de produit de Cauchy par rapport à ceux de  $G_{2,k-1}$  et  $G_2$ . Par conséquent, par une récurrence immédiate, on a bien  $G_{2,k}(z) = (G_2(z))^k$ .

Pour la seconde identité, fixons  $z$  de module strictement plus petit que 1. On a

$$G_3(z) = \sum_{n=0}^{\infty} \mathbb{P}[R_0^+ > 2n] z^n,$$

la série étant absolument convergente puisque  $\mathbb{P}[R_0^+ > 2n] \leq 1$ . Pour tout  $n$ ,  $\mathbb{P}[R_0^+ > 2n] = \sum_{k>n} \mathbb{P}[R_0^+ = 2k]$ , donc la famille  $(\mathbb{P}[R_0^+ = 2k] z^n)_{(k,n) | k>n}$  est sommable. On peut donc la resommer par blocs :

$$\begin{aligned} G_3(z) &= \sum_{(k,n) | k>n} \mathbb{P}[R_0^+ = 2k] z^n = \sum_{k=1}^{\infty} \mathbb{P}[R_0^+ = 2k] \left( \sum_{n=0}^{k-1} z^n \right) \\ &= \frac{1}{z-1} \left( \sum_{k=1}^{\infty} \mathbb{P}[R_0^+ = 2k] (z^k - 1) \right) = \frac{G_2(z) - 1}{z-1}. \end{aligned}$$

La seconde partie de l'identité vient finalement de la Proposition 3 :  $G_2(z) - 1 = -\frac{1}{G_1(z)}$ .