



UNIVERSITÉ DE LIÈGE

---

## Projet 1 - Jeu de Hasard

---

Éléments du Calcul des Probabilités

François ROZET (s161024)  
Jules REMES (s162964)

2<sup>ème</sup> année de Bachelier Ingénieur civil  
Année académique 2017 - 2018

# 1 Lehman & Leighton

## (a) Position initiale aléatoire

Si le joueur choisit aléatoirement la position initiale de la balle, on peut supposer que ses quatre choix possibles sont équiprobables. On suppose aussi que, à chaque bifurcation, la direction prise par la bille est choisie aléatoirement et de façon équiprobable.

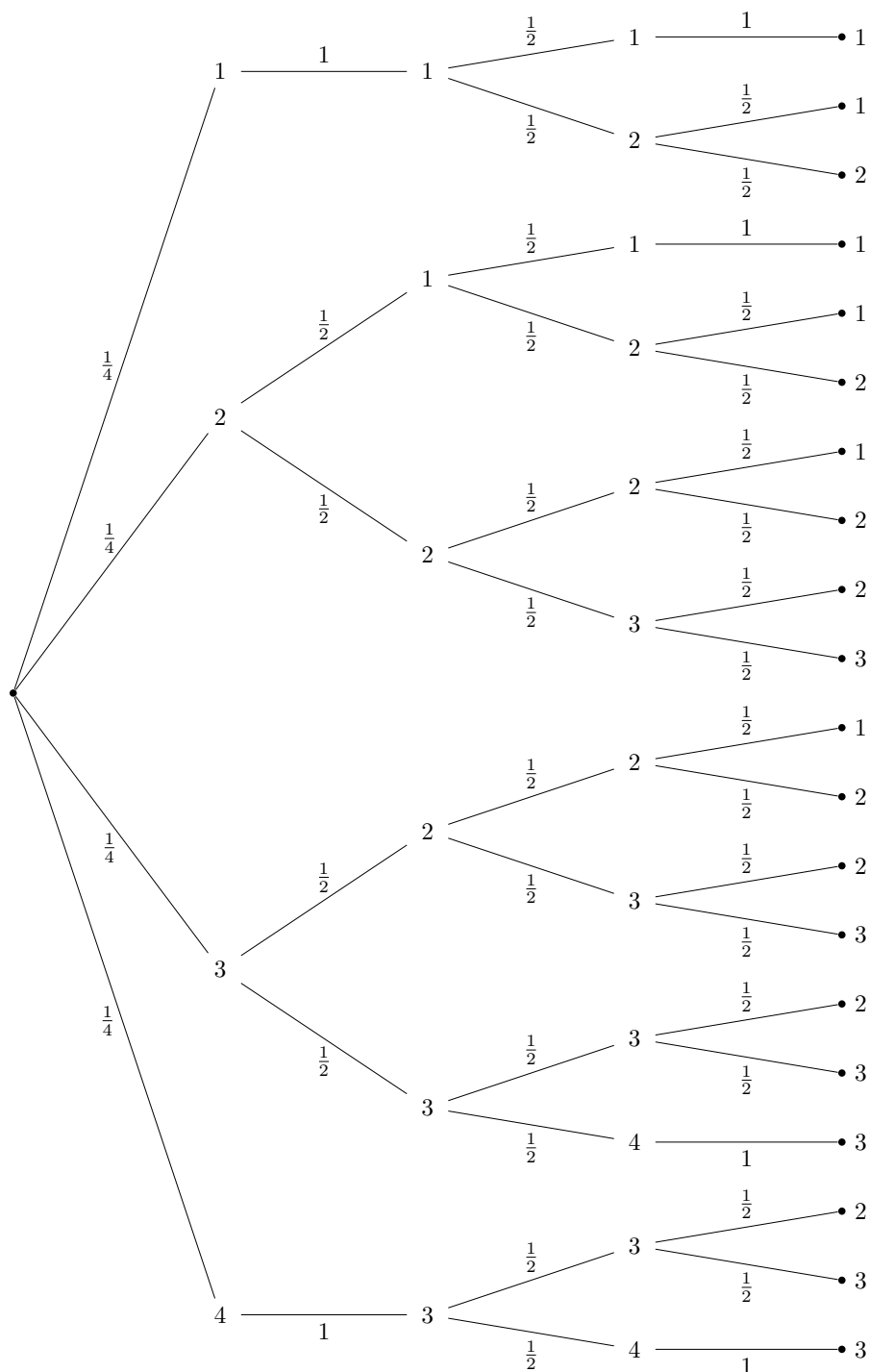


Figure 1 – Arbre de probabilité pour un départ aléatoire.

En considérant les collections d'évènements  $\varepsilon_1$ ,  $\varepsilon_2$  et  $\varepsilon_3$  qui rassemblent, respectivement, les chemins donnant lieu aux sorties 1, 2 et 3, on obtient les probabilités d'occurrence données dans le tableau 1.

$P(A \in \varepsilon_1)$	$P(A \in \varepsilon_2)$	$P(A \in \varepsilon_3)$
$\frac{11}{32}$	$\frac{10}{32}$	$\frac{11}{32}$
0,343 75	0,3125	0,343 75

Tableau 1 – Distribution de probabilité théorique pour un départ aléatoire.

### (b) Position initiale fixée

Lorsque le joueur choisit toujours la position initiale la plus à gauche, c.-à-d. 1, l'arbre se réduit à une seule de ses branches principales.

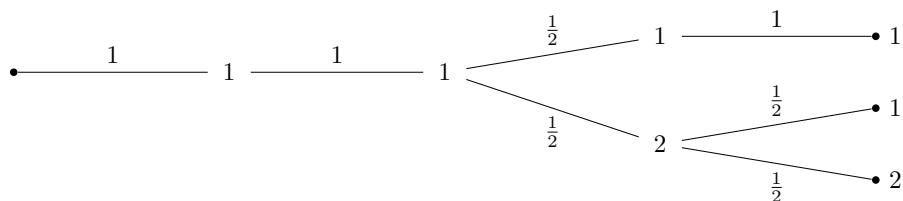


Figure 2 – Arbre de probabilité pour le départ 1.

Et, pour les mêmes collections que précédemment, on trouve les résultats contenus dans le tableau 2.

$P(A \in \varepsilon_1)$	$P(A \in \varepsilon_2)$	$P(A \in \varepsilon_3)$
$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	0
0,75	0,25	0

Tableau 2 – Distribution de probabilité théorique pour le départ 1.

On peut remarquer que, dans les deux cas étudiés, la somme des probabilités d'occurrence associées aux trois collections d'évènements vaut 1, vérifiant ainsi le second axiome de Kolmogorov.

## 2 Monte Carlo

### (a) Simulation simplifiée et estimation de probabilité

Dans le script `Q2a.m`<sup>1</sup>, on génère, en premier lieu, un vecteur d'entrées `in`. Dans le cas où la position initiale est aléatoire, il est créé à partir de la fonction `randi` et dans l'autre cas, ses éléments sont fixés à 1 par la fonction `ones`.

Ensuite, la fonction `doSim`, prenant en argument le vecteur `in` et les paramètres du problème, simule une sortie pour chacune des entrées. Ce vecteur de sorties permet à la fonction `getProb` de calculer les fréquences d'occurrences relatives de ces dernières et donc de construire l'estimateur de la distribution de probabilité demandée.

Les résultats obtenus, renseigné dans tableau 3, en exécutant le script sont relativement proches des valeurs théoriques.

Taille = $10^4$	$P(A \in \varepsilon_1)$	$P(A \in \varepsilon_2)$	$P(A \in \varepsilon_3)$
(a)	0,3394	0,3191	0,3415
(b)	0,7559	0,2441	0

Tableau 3 – Estimations de distributions de probabilité.

Suite à plusieurs essais, on note qu'augmenter la taille du vecteur d'entrées permet d'améliorer la précision de la méthode.

Taille = $10^5$	$P(A \in \varepsilon_1)$	$P(A \in \varepsilon_2)$	$P(A \in \varepsilon_3)$
(a)	0,3440	0,3143	0,3417
(b)	0,7491	0,2509	0

Tableau 4 – Estimations de distributions de probabilité.

### (b) Simulation complète et estimation de l'espérance

Ici, et pour chaque taille du vecteur d'entrées, les sorties générées par la fonction `doSim` sont utilisées par la fonction `getGain` pour déterminer le gain qu'elles génèrent séparément.

Ensuite, la fonction `mean` calcule la moyenne de ces gains pour l'utiliser en tant qu'estimateur de l'espérance.

Après avoir lancé le script `Q2b.m` à trois reprises, on observe des variations significatives dans les résultats qu'il retourne et qui sont fournis dans la table 5.

---

1. Les scripts, et les fonctions qu'ils utilisent, sont disponibles dans l'annexe.

	Taille	$10^1$	$10^2$	$10^3$	$10^4$
Test 1	<b>Espérance [€]</b>	1,200	0,280	0,506	0,522
Test 2		-2,100	0,870	0,432	0,540
Test 3		1,600	0,400	0,330	0,402

Tableau 5 – Estimations de l’espérance en variant la taille de l’échantillon.

Bien que les valeurs semblent converger vers un nombre avoisinant 0,5 lorsque la taille du vecteur augmente, les variations qu’elles subissent restent trop grande pour qu’elles soient représentatives.

### (c) Étude de la variance de l’espérance

Il s’agit, pour cette question, de répéter l’expérience précédente `nbrRepeat` (c.-à-d.  $10^3$ ) fois. Ensuite, pour chaque taille du vecteur de sorties, les moyenne et variance des `nbrRepeat` estimations de l’espérance sont déterminées respectivement grâce aux fonctions `mean` et `var`.

Taille	$10^1$	$10^2$	$10^3$	$10^4$	$10^5$
<b>Moyenne [€]</b>	0,436	0,465	0,479	0,470	0,472
<b>Variance [€<sup>2</sup>]</b>	2,656	$2,907 \times 10^{-1}$	$2,666 \times 10^{-2}$	$2,703 \times 10^{-3}$	$2,699 \times 10^{-4}$

Tableau 6 – Étude des estimations de l’espérance.

On observe à partir des valeurs calculées par le script `Q2c.m`, présentées dans le tableau 6, que les moyennes respectives des espérances estimées sont plutôt proches les unes des autres. Au contraire, la variance semble diminuer de la même façon que la taille du vecteur augmente.

Cependant, pour la taille  $10^4$ , si on approxime l’erreur moyenne par l’écart type, c.-à-d. par la racine de la variance, on trouve qu’elle est de l’ordre d’un dixième de l’espérance, ce qui n’est pas négligeable.

$$\delta \simeq \sigma = \sqrt{2,703 \times 10^{-3}} = 5,200 \times 10^{-2}$$

Dès lors, il est parfaitement envisageable de choisir une taille de  $10^5$ , voir même plus, si on souhaite augmenter notre précision et que le temps de calcul ne nous rebute pas.

On peut calculer facilement que l’erreur moyenne subira une diminution d’un facteur  $\sqrt{10}$  lorsque on multiplier la taille par 10.

### (d) Détermination de la position initiale d’espérance maximale

Cette expérience réutilise le code écrit pour la question 2b aux exceptions près que les entrées ne sont plus aléatoires et que le changement du nombre de simulations est remplacé par le changement de la position fixée.

Les résultats du script `Q2d.m`, donné dans le tableau 7, indiquent que la position initiale dont on peut espérer le gain le plus élevé est la 6<sup>ème</sup>.

Position	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Espérance [€]	-0,109	0,022	0,318	0,572	0,707	0,755	0,731	0,647	0,601

Tableau 7 – Estimations de l'espérance en variant la position initiale.

### (e) Expériences de Bernoulli et loi binomiale

Chaque déviation de la bille peut être considérée comme une expérience de Bernoulli. Ainsi, suivre son chemin le long de la planche revient à étudier la répétition de 9 expériences de Bernoulli.

Si la réussite de ces dernières est associée à l'évènement « déviée à droite » dont la probabilité d'occurrence est  $\frac{1}{2}$ , la loi suivie par la variable aléatoire  $\mathcal{X}$  est définie par la loi binomiale  $\mathcal{B}(9, \frac{1}{2})$ .

Dès lors, l'espérance et la variance de  $\mathcal{X}$  sont facilement déterminables :

$$E\{\mathcal{X}\} = 9\frac{1}{2} = \frac{9}{2} \qquad V\{\mathcal{X}\} = 9\frac{1}{2}\left(1 - \frac{1}{2}\right) = \frac{9}{4}$$

### (f) Théorème de Moivre-Laplace et loi de Cauchy

#### Théorème de Moivre-Laplace

En toute généralité, si  $\mathcal{X}_n$  est définie par la loi binomiale  $\mathcal{B}(n, p)$ , on sait que :

$$E\{\mathcal{X}_n\} = np = \mu \qquad V\{\mathcal{X}_n\} = np(1-p) = \sigma^2$$

Or, d'après le théorème de Moivre-Laplace,

$$\begin{aligned} \left( \frac{\mathcal{X}_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \right) &\xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1) \\ \Rightarrow \mathcal{X}_n &\xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(np, np(1-p)) \end{aligned}$$

On peut donc approximer la loi binomiale  $\mathcal{B}(n, p)$  par la loi gaussienne (normale)  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  lorsque  $n$  augmente. La variable  $\mathcal{Y}$  est, quant à elle, approchable par la loi normale  $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ .

En pratique, cette approximation est généralement considérée comme acceptable lorsque la variance de  $\mathcal{X}_n$  est supérieure ou égale à 10.

$$V\{\mathcal{X}_n\} = np(1-p) \geq 10$$

Dans notre cas,  $p$  valant  $\frac{1}{2}$ , la condition est remplie lorsque  $n$  est supérieur ou égal à 40.

### Loi de Cauchy

Le principe de cette question est le même que celui de la question 2c et, dès lors, leur implémentations est très semblable. On commence par simuler  $10^k$  fois la variable  $\mathcal{Z}$  comme le rapport de deux instances de la fonction `normrnd` c.-à-d. le rapport de deux variables aléatoires indépendantes suivant une loi normale.

Ensuite, on détermine l'estimateur de l'espérance en calculant la moyenne de ses  $10^k$  simulations et on recommence tout ceci  $10^3$  fois. À partir de ces valeurs, on détermine la moyenne et la variance de l'espérance estimée.

Cette méthode, implémentée dans le script `Q2f.m` pour différentes valeurs de  $k$ , donne les résultats du tableau 8.

Taille	$10^2$	$10^3$	$10^4$	$10^5$
Moyenne [€]	1,281	-0,7325	-0,0202	-2,2852
Variance [€ <sup>2</sup> ]	$1,020 \times 10^4$	$4,740 \times 10^2$	$1,403 \times 10^2$	$7,117 \times 10^3$

Tableau 8 – Étude des estimations de l'espérance de  $\mathcal{Z}$ .

On remarque que l'espérance et la variance de  $\mathcal{Z}$  ne convergent pas lorsque la taille des vecteurs de sorties augmente.

L'explication de ce phénomène se trouve dans le fait que la variable aléatoire  $\mathcal{Z}$  est définie comme le rapport de deux variables aléatoires indépendantes  $\mathcal{Y}_1$  et  $\mathcal{Y}_2$  suivant des lois gaussiennes  $\mathcal{N}(0, 2)$ .

$$\begin{aligned}\mathcal{Z} &= \frac{\mathcal{Y}_1}{\mathcal{Y}_2} \\ &= \frac{\mathcal{Y}_1}{\sqrt{2}} \frac{\sqrt{2}}{\mathcal{Y}_2}\end{aligned}$$

Cependant,  $\frac{\mathcal{Y}_1}{\sqrt{2}}$  suit, ainsi que  $\frac{\mathcal{Y}_2}{\sqrt{2}}$ , une loi normale  $\mathcal{N}(0, 1)$ . Dès lors,  $\mathcal{Z}$  peut être définie par le rapport de deux lois gaussiennes centrées-réduites, c.-à-d. par une loi de Cauchy qui n'admet pas d'espérance et, à fortiori, de variance.

## A Scripts

```

1 %% Parameters
2
3 nbrPos = 4;
4 nbrNail = 3;
5 nbrOut = nbrPos - mod(nbrNail, 2);
6 nbrSim = 10^4;
7
8 %% Code
9
10 tic
11 in = randi([1, nbrPos], 1, nbrSim); %Genere des entrees aleatoires
12 probHazard = getProb(doSim(in, nbrPos, nbrNail), nbrOut);
13
14 in = ones(1, nbrSim); %Genere des entrees constantes
15 probOne = getProb(doSim(in, nbrPos, nbrNail), nbrOut);
16 toc
17
18 %% Display
19
20 disp(table((1:nbrOut)', probHazard', probOne', 'VariableNames',
21           {'Position', 'probHazard', 'probOne'}));
22
23 clearvars -except probHazard probOne;

```

Listing 1 – Q2a.m

```

1 %% Parameters
2
3 nbrPos = 9;
4 nbrNail = 10;
5 gain = [1 -3 5 -5 8 -7 7 -2 1];
6 nbrTry = 4;
7
8 %% Code
9
10 nbrSim = zeros(1, nbrTry);
11 esperance = zeros(1, nbrTry);
12
13 tic
14 for i = 1:nbrTry %Pour chaque taille
15
16     nbrSim(i) = 10^i; %Calcule le nombre de simulations
17     in = randi([1, nbrPos], 1, nbrSim(i)); %Genere des entrees
18         aleatoires
19     esperance(i) = mean(getGain(doSim(in, nbrPos, nbrNail), gain));
20
21 end
22 toc
23
24 %% Display
25
26 disp(table(nbrSim', esperance', 'VariableNames', {'Simulations',

```



```

        'Esperance' }));
26
27 clearvars -except nbrSim esperance;

```

Listing 2 – Q2b.m

```

1 %% Parameters
2
3 nbrPos = 9;
4 nbrNail = 10;
5 gain = [1 -3 5 -5 8 -7 7 -2 1];
6 nbrTry = 4;
7 nbrRepeat = 10^3;
8
9 %% Code
10
11 nbrSim = zeros(1, nbrTry);
12 moyenne = zeros(1, nbrTry);
13 variance = zeros(1, nbrTry);
14
15 esperance = zeros(1, nbrRepeat);
16
17 tic
18 for i = 1:nbrTry %Pour chaque taille
19
20     nbrSim(i) = 10^i; %Calcule le nombre de simulations
21     in = randi([1, nbrPos], nbrRepeat, nbrSim(i)); %Genere des
        entrees aleatoires
22
23     parfor j = 1:nbrRepeat %Calcule #nbrRepeat fois l'esperance
24         esperance(j) = mean(getGain(doSim(in(j,:), nbrPos, nbrNail),
            gain), 2)');
25     end
26
27     moyenne(i) = mean(esperance); %Calcule la moyenne des esperances
28     variance(i) = var(esperance, 1); %Calcule la variance des
        esperances
29
30 end
31 toc
32
33 %% Display
34
35 disp(table(nbrSim', moyenne', variance', 'VariableNames',
        {'Simulations', 'Moyenne', 'Variance'}));
36
37 clearvars -except nbrSim moyenne variance;

```

Listing 3 – Q2c.m

```

1 %% Parameters
2
3 nbrPos = 9;
4 nbrNail = 10;

```

```

5 gain = [1 -3 5 -5 8 -7 7 -2 1];
6 nbrSim = 10^7;
7
8 %% Code
9
10 esperance = zeros(1, nbrPos);
11
12 tic
13 parfor i = 1:nbrPos %Pour chaque position initiale
14
15     in = ones(1, nbrSim) * i; %Genere des entrees constantes
16     esperance(i) = mean(getGain(doSim(in, nbrPos, nbrNail), gain));
17
18 end
19 toc
20
21 [value, index] = max(esperance); %Cherche le maximum
22
23 %% Display
24
25 disp(table((1:nbrPos)', esperance', 'VariableNames', {'Position',
    'Esperance'}));
26
27 disp(table(index, value, 'VariableNames', {'Optimale', 'Esperance'}));
28
29 clearvars -except esperance index value;

```

Listing 4 – Q2d.m

```

1 %% Parameters
2
3 mu = 0;
4 sigma = sqrt(2);
5 nbrTry = 4;
6 nbrRepeat = 10^3;
7
8 %% Code
9
10 nbrSim = zeros(1, nbrTry);
11 moyenne = zeros(1, nbrTry);
12 variance = zeros(1, nbrTry);
13
14 esperance = zeros(1, nbrRepeat);
15
16 tic
17 for i = 1:nbrTry %Pour chaque taille
18
19     nbrSim(i) = 10^(i + 1); %Calcule le nombre de simulations
20
21     matmu = ones(nbrSim(i), nbrRepeat) * mu; %Matrice esperance
22     matsigma = ones(nbrSim(i), nbrRepeat) * sigma; %Matrice ecart-type
23
24     %Genere les valeurs de la v.a. Z
25     Z = normrnd(matmu, matsigma) ./ normrnd(matmu, matsigma);
26

```

```
27     esperance = mean(Z); %Calcule les esperances
28
29     moyenne(i) = mean(esperance); %Calcule la moyenne des esperances
30     variance(i) = var(esperance, 1); %Calcule la variance des
        esperances
31 end
32 toc
33
34 %% Display
35
36 disp(table(nbrSim', moyenne', variance', 'VariableNames',
        {'Simulations', 'Moyenne', 'Variance'}));
37
38 clearvars -except nbrSim moyenne variance;
```

Listing 5 – Q2f.m

## B Fonctions

Lors de l'écriture des fonctions, nous avons fait le choix de ne pas les rendre robustes, c.-à-d. que nous supposons leurs entrées valides et ne les vérifions pas. Ce choix permet de garder les scripts rapides malgré les nombreuses simulations effectuées.

```

1 function out = doSim(in, nbrPos, nbrNail)
2 %% doSim
3
4 %   Simule une partie pour chaque position initiale contenue dans la
   matrice #in et renvoie les positions finales dans la matric #out.
5
6 %% Parameters
7
8 %   #nbrPos est le nombre de positions que la bille peut prendre.
9 %   #nbrNail est le nombre de bifurcations effectuees par la bille.
10
11 %% Code
12
13     out = in;
14     totalLength = numel(in);
15
16     add = randi([0 1], totalLength, nbrNail); %Matrice des chemins
17
18     for i = 1:totalLength %Pour chaque element de #in
19         for j = 1:nbrNail
20             if (out(i) == 1) %Condition a la bordure gauche
21                 add(i, j) = 1;
22             elseif (out(i) == nbrPos) %Condition a la bordure droite
23                 add(i, j) = 0;
24             end
25             out(i) = out(i) + add(i, j) - 1 / 2;
26         end
27     end
28
29     out = floor(out);
30
31 end

```

Listing 6 – doSim.m

```

1 function prob = getProb(mat, nbrPos)
2 %% getProb
3
4 %   Calcule et renvoie #prob, le vecteur des frequences d'occurence
   des sorties contenues dans la matrice #mat.
5
6 %% Parameters
7
8 %   #nbrPos est le nombre de positions que la bille peut prendre.
9
10 %% Code
11

```

```

12     totalLength = numel(mat);
13
14     prob = zeros(1, nbrPos);
15
16     for i = 1:totalLength
17         prob(mat(i)) = prob(mat(i)) + 1; %Compte les occurences
18     end
19
20     prob = prob / totalLength; %Pondere sur la taille de l'échantillon
21
22 end

```

Listing 7 – getProb.m

```

1 function matGain = getGain(mat, gain)
2 %% getGain
3
4 %   Calcule et renvoie #matGain, la matrice des gains associee a la
   matrice des sorties #mat.
5
6 %% Parameters
7
8 %   #gain contient les gains associes respectivement aux sorties
   possibles.
9
10 %% Code
11
12     matGain = mat;
13     totalLength = numel(mat);
14
15     for i = 1:totalLength
16         matGain(i) = gain(mat(i)); %Associe un gain a chaque sortie
17     end
18
19 end

```

Listing 8 – getGain.m