

Table des matières

1	Élèments de probabilités	3
1.1	Lien entre l'expérience aléatoire et son modèle	4
1.2	Opérations sur les ensembles	4
1.3	Axiomes fondamentales de la probabilité	5
1.4	Principe d'équiprobabilité	6
1.4.1	Ensemble fini	6
1.4.2	Ensemble infini dénombrable	6
1.4.3	Ensemble infini non-dénombrable	6
2	Analyse combinatoire	7
2.1	Diagramme en arbre	7
2.2	Permutations	7
2.3	Combinaisons	8
2.3.1	Triangle de Pascal	8
2.3.2	Binôme de Newton	9
2.4	Permutation d'objets semblables	9
2.5	Équivalence	10
2.6	Réccurence	11
3	Probabilité conditionnelles	11
3.1	Propriétés	12
3.2	Probabilités totales	12
3.3	Notion d'indépendance	13
4	Variables Aléatoires	15
4.1	Fonction de répartition	15
4.2	Fonction de masse	16
4.3	Fonction de densité	17
4.4	Règles de calcul fondamentale	17
4.5	Liens entre les différentes fonctions	18
4.6	Fonction conditionnelle	19
4.7	Médiane et quantile	20
4.8	Lois de probabilités discrètes	20
4.8.1	Loi de Bernoulli	20
4.8.2	Loi binomiale	20
4.8.3	Loi géométrique	22
4.8.4	Loi de Poisson	23
4.8.5	Approximation par une loi de Poisson	24
4.9	Loi des probabilités continues	24
4.9.1	Loi uniforme (continue)	24
4.9.2	Loi exponentielle	24
4.9.3	Loi gamma	25
4.9.4	Loi normale	25

4.10	Fonction d'une variable aléatoire	26
4.10.1	X et Y sont des variables aléatoires discrètes	26
4.10.2	X et Y sont des variables aléatoires discrète et continue	26
4.10.3	X et Y sont de svariables aléatoires continues	27
4.11	Espérance mathématique	27
4.12	Variance	29
4.13	Inégalité de Markov	29
4.14	Inégalité de Bienaymé-Tchebychev	29
4.15	Fonction caractéristique	30
4.16	Fiabilité	31
4.16.1	Durée de vie moyenne	32

1 Éléments de probabilités

Définition. Une expérience est *aléatoire* si un observateur peut la répéter dans les mêmes conditions, mais sans pouvoir en prédire le résultat.

Définition. Un *espace échantillon* est un ensemble S des résultats possibles.

Un espace d'échantillon peut être *qualitatif* ou *quantitatif*, ainsi que *discret*, *continu* ou *mixte*. Il peut aussi être *dénombrable* ou *non-dénombrable*.

Définition. Un *évènement* A est un sous-ensemble de S d'intérêt à l'observateur.

Définition. Un *évènement élémentaire* A est un résultat particulier, c'est-à-dire, un élément de S .

La différence entre les deux dernières définitions est que $\text{card}(A) = 1$ pour un évènement élémentaire tandis que $\text{card}(A) \geq 1$ pour un évènement.

Exemple 1.1. On observe le résultat du lancer de deux pièces de monnaie. On note P comme un lancer pile et F comme un lancer face. L'ensemble est donc

$$S = \{PP, FF, PF, FP\}$$

avec chaque résultat ayant 25 % d'arriver. L'ensemble S est qualitatif, soit pile ou face, et discret.

Exemple 1.2. On observe la somme obtenue lors du lancer de deux dés à 6 faces. L'ensemble de résultat possible est

$$S = \{2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12\}.$$

Il est quantitatif et discret.

Exemple 1.3. On compte le nombre de lancers d'une pièce pour obtenir une première fois un pile. L'espace échantillon est

$$S = \{1, 2, 3, 4, 5, \dots\},$$

car il est possible qu'une grande quantité de lancer est effectuée avant d'obtenir un pile. L'ensemble S est quantitatif, discret et infini dénombrable.

Exemple 1.4. On mesure le temps d'attente à l'arrêt d'autobus. L'espace échantillon est

$$S = [0, \infty[.$$

L'ensemble S est quantitatif, continu et infini non-dénombrable.

Exemple 1.5. On mesure le temps d'attente à l'arrêt d'autobus ainsi que le nombre de personnes en file à l'arrivée de l'autobus. L'espace échantillon est

$$S = T \times U,$$

avec

$$T = [0, \infty[$$

et

$$U = \{1, 2, 3, 4, 5, \dots\}.$$

L'ensemble S est quantitatif et mixte. Un exemple d'évènement élémentaire peut être un couple tel que $(4.25\text{s}, 4)$.

1.1 Lien entre l'expérience aléatoire et son modèle

Définition. La fréquence relative f_A d'un évènement A est le rapport entre le nombre d'observations n_A de l'évènement et le nombre n de répétition de l'expérience, c'est-à-dire

$$f_A = \frac{n_A}{n}.$$

La limite lorsque l'expérience est répétée infiniment est la probabilité de l'évènement A , dénotée

$$\mathbb{P}(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} f_A.$$

1.2 Opérations sur les ensembles

Soit deux ensembles A et B tel que $A, B \subset S$. La figure 1a montre une intersection tandis que la figure 1b montre une union entre A et B . La figure 1c montre le complément de A et la figure 1d montre l'exclusion de deux ensembles.

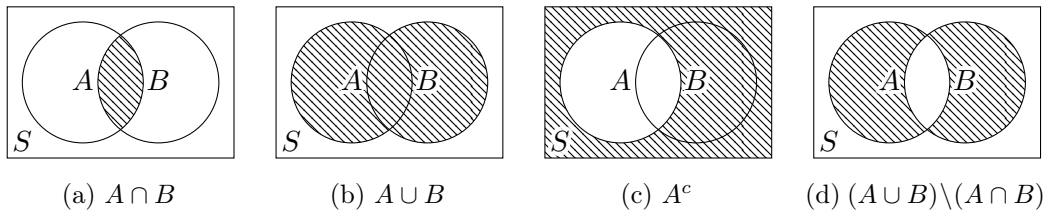


FIGURE 1 – Opérations d'ensembles démontrées sur des diagrammes de Venn

1.3 Axiomes fondamentales de la probabilité

Axiome 1. La probabilité d'un évènement A est plus grand ou égal à 0, c'est-à-dire

$$\mathbb{P}(A) \geq 0,$$

pour tout $A \in S$.

Axiome 2. La probabilité de l'espace d'échantillon S est 1, c'est-à-dire

$$\mathbb{P}(S) = 1.$$

Axiome 3. La probabilité d'un évènement A ou d'un évènement B est équivalent à la somme de leur probabilité, c'est-à-dire

$$\mathbb{P}(A \cup B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B),$$

si $A \cup B = \emptyset$.

En général,

$$\mathbb{P}\left(\bigcup_{k=1}^{\infty} A_k\right) = \sum_{k=1}^{\infty} \mathbb{P}(A_k),$$

si $A_i \cup A_j = \emptyset, \forall i, j$.

Théoreme 1.1. $\mathbb{P}(A^c) = 1 - \mathbb{P}(A)$.

Démonstration. On sait que $A \cup A^c = S$ et $A \cap A^c = \emptyset$. Hors, $\mathbb{P}(A \cup A^c) = \mathbb{P}(S) \Leftrightarrow \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(A^c) = 1$, car $A \cup A^c = S$. En réarrangeant, on obtient que $\mathbb{P}(A^c) = 1 - \mathbb{P}(A)$. \square

Théoreme 1.2. $\mathbb{P}(A) \leq 1$.

Démonstration. On sait que $\mathbb{P}(A^c) \geq 0$ et $\mathbb{P}(A^c) = 1 - \mathbb{P}(A)$. En réarrangeant, on obtient que $\mathbb{P}(A) \leq 1$. \square

Théoreme 1.3. $\mathbb{P}(\emptyset) = 0$.

Démonstration. On sait que $S^c = \emptyset$. Par conséquent, $\mathbb{P}(\emptyset) = 1 - \mathbb{P}(S) = 1 - 1 = 0$. \square

Théoreme 1.4. $A \subset B \Rightarrow \mathbb{P}(A) \leq \mathbb{P}(B)$.

Démonstration. La différence entre A et B est $A^c \cap B$ de sorte qu'on peut écrire $B = A \cup (A^c \cap B)$. Par conséquent, $\mathbb{P}(B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(A^c \cap B) \Leftrightarrow \mathbb{P}(B) - \mathbb{P}(A) = \mathbb{P}(A^c \cap B) \geq 0$, car $A \cup (A^c \cap B) = B$. En réarrangeant, on obtient $\mathbb{P}(A) \leq \mathbb{P}(B)$. \square

Théoreme 1.5. $\mathbb{P}(A \cup B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) - \mathbb{P}(A \cap B)$.

1.4 Principe d'équiprobabilité

1.4.1 Ensemble fini

On suppose que S est fini, soit $S = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$. On dit que les résultats d'une expérience aléatoire sont *équiprobables* si

$$\mathbb{P}(e_1) = \mathbb{P}(e_2) = \dots = \mathbb{P}(e_n) = \frac{1}{n}.$$

Dans ce cas, on a que la probabilité d'un évènement $A \subset S$ est

$$\mathbb{P}(A) = \frac{n_A}{n},$$

où n_A est le nombre d'éléments dans A et n celui dans S .

1.4.2 Ensemble infini dénombrable

On suppose que S est infini dénombrable, alors l'équiprobabilité est impossible. Si la probabilité d'un évènement élémentaire est $\mathbb{P}(e_i) = \epsilon$, on obtient que $\mathbb{P}(S) = \mathbb{P}(e_1) + \mathbb{P}(e_2) + \dots = \infty$, Ce qui est en contradiction avec les axiomes. D'une manière similaire, si $\mathbb{P}(e_i) = 0$, alors $\mathbb{P}(S) = 0$, ce qui est aussi en contradiction avec les axiomes.

1.4.3 Ensemble infini non-dénombrable

On suppose que $S = [a, b]$ est infini non-dénombrable. Soit un évènement $A = [c, d] \subset S$. La probabilité de l'évènement est

$$\mathbb{P}(A) = \frac{l_A}{l} = \frac{d - c}{b - a},$$

où l_A est la longueur de A et l la longueur de S . Par conséquent, la probabilité d'un évènement élémentaire $e \in S$ est

$$\mathbb{P}(e) = 0,$$

car $l_A = 0$.

Exemple 1.6. On calcule la somme de deux dés lancés. Quelle est la probabilité d'obtenir chaque somme possible ?

L'espace échantillon est $S = L \times L$, où $L = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ est le résultat possible d'un dé. On peut écrire $S = \{(1, 1), (1, 2), \dots, (6, 6)\}$. On suppose qu'il y a équiprobabilité de sorte que la probabilité d'obtenir un évènement élémentaire est $1/36$.

Hors, certaines des sommes sont dupliquées de sorte que la probabilité d'obtenir une somme particulière est donnée par la table suivante.

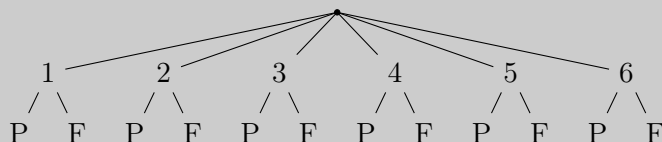
A	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
$\mathbb{P}(A)$	$\frac{1}{36}$	$\frac{2}{36}$	$\frac{3}{36}$	$\frac{4}{36}$	$\frac{5}{36}$	$\frac{6}{36}$	$\frac{5}{36}$	$\frac{4}{36}$	$\frac{3}{36}$	$\frac{2}{36}$	$\frac{1}{36}$

2 Analyse combinatoire

2.1 Diagramme en arbre

Exemple 2.1. On lance un dé, puis une pièce de monnaie. Combien de résultats est-il possible ?

On peut représenté la situation par l'arbre suivant.



Par le principe de multiplication, il y a $6 \cdot 2 = 12$ possibilités.

2.2 Permutations

Définition. Une *permutation* correspond à un choix de k objets parmi n objets distincts. Le choix se fait sans remise et dans un ordre spécifique.

La table 1 résume le principe d'une permutation à l'aide d'une pige d'objet. À chaque pige, la quantité d'objets diminue de 1.

TABLE 1 – Pige d'objets

Choix d'objet	1	2	...	k
Objets restants	n	$n - 1$...	$n - (k - 1)$

À l'aide du principe de multiplication, il y a $n \cdot (n - 1) \cdots (n - k + 1)$ combinaisons. On dénote le nombre de permutations sans remise de n éléments par

$$\mathcal{P}_n^k = \frac{n!}{(n - k)!}.$$

Lorsqu'il y a remise, le nombre de permutations de n éléments est n^k .

Exemple 2.2. On dispose de 10 composantes dont 4 défectueuses. On pige 3 composantes au hasard et sans remise. Quelle est la probabilité d'obtenir uniquement des composantes non défectueuses ?

On suppose qu'il y a équiprobabilité du choix des 3 composantes. La probabilité d'obtenir 3 composantes non défectueuses F est

$$\mathbb{P}(F) = \frac{6 \cdot 5 \cdot 4}{10 \cdot 9 \cdot 8} = \frac{\mathcal{P}_6^3}{\mathcal{P}_{10}^3} = \frac{1}{6}.$$

2.3 Combinaisons

Définition. Une *combinaison* correspond au choix de k objets parmi n objets distincts. Le choix se fait sans remise et sans ordre spécifique.

Soit C_k^n le nombre de combinaisons. Le nombre de permutations est égal au nombre de combinaisons multiplié par le nombre d'arrangement possible $k!$, c'est-à-dire

$$\mathcal{P}_n^k = C_n^k \cdot k!,$$

et en réarrangeant, on obtient

$$C_n^k = \binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!}.$$

Exemple 2.3. Combien de codes de deux lettres peut-on former à partir du mot *OUI* ?
Avec ordre, il y a $\mathcal{P}_3^2 = 6$ permutations et sans ordre, il y a $C_3^2 = 3$ combinaisons.

Exemple 2.4. Quel est la probabilité de gagner le gros lot à la 6/49 ?
Sans ordre, il y a 1 seul cas favorable et C_{49}^6 cas possibles. Par conséquent, la probabilité de gagner G est

$$\mathbb{P}(G) = \frac{1}{C_{49}^6} = \frac{1}{13\,983\,816}.$$

Avec ordre, il y a $6!$ cas favorables et \mathcal{P}_{49}^6 cas possibles de sorte que la probabilité est

$$\mathbb{P}(G) = \frac{6!}{\mathcal{P}_{49}^6} = \frac{720}{10\,068\,347\,520}.$$

2.3.1 Triangle de Pascal

Une combinaison peut se représenter avec le triangle de Pascal comme le montre la figure 2.

$$\begin{array}{ccccccc}
 & & & & C_0^0 & & & \\
 & & & & C_1^0 & C_1^1 & & \\
 & & C_2^0 & & C_2^1 & C_2^2 & & \\
 & C_3^0 & & C_3^1 & & C_3^2 & C_3^3 & \\
 C_4^0 & & C_4^1 & & C_4^2 & & C_4^3 & C_4^4
 \end{array}$$

FIGURE 2 – représentation du triangle de Pascal

Théoreme 2.1. $C_n^k = C_{n-1}^{k-1} + C_{n-1}^k$

Démonstration. La démonstration est triviale et est laissée au lecteur. □

2.3.2 Binôme de Newton

La combinaison est souvent appliquée dans le cas de la puissance d'un binôme tel que

$$(a + b)^n = \sum_{k=0}^n \mathcal{C}_n^k \cdot a^k \cdot b^{n-k} = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} \cdot a^k \cdot b^{n-k},$$

mais elle est plus souvent utilisée avec la deuxième notation.

2.4 Permutation d'objets semblables

Exemple 2.5. Combien y a-t-il d'ordres possibles des lettres «ppfff» ?

Soit 5 cases distinctes représentant l'ordre d'une pige dans les lettres. Il faut choisir les cases où mettre les «p», soit

$$\mathcal{C}_5^2 = \frac{5!}{2!3!} = 10$$

ordres possibles.

Si on échange un «p» et un «f» dans une séquence A, on obtient une séquence B différente de A. Si on échange un «p» avec une autre «p» dans une séquence A, on retrouve la même séquence A.

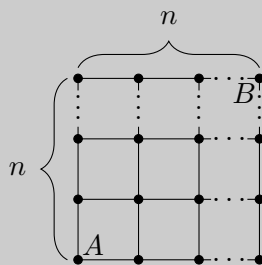
En analysant la formule, le facteur 5! représente le nombre d'ordres si toutes les lettres étaient différentes. Le facteur 2! représente les «p» s'ils étaient différents et le facteur 3! représente le nombre des «f» s'ils étaient différents.

En général, avec n objets objets comprenant n_1 objets de classes 1, n_2 objets de classe 2, \dots , n_k objets à la classe k , on a

$$\frac{n!}{n_1!n_2! \cdots n_k!}$$

ordres possibles.

Exemple 2.6. Soit le graphe $n \times n$ suivant.



Combien de chemins existe entre A et B suivant, s'il est seulement permis d'aller vers la droite ou vert le haut ?

Exemple 2.6 (suite). On suppose que tous les chemins possibles sont équiprobables. Peu importe le chemin, il faut avancer $n - 1$ vers la droite et $n - 1$ vers le haut pour un total de $2n - 2$ mouvement.

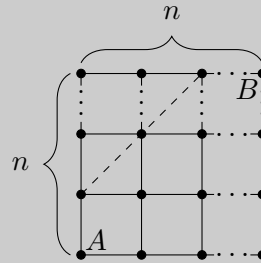
Il suffit de calculer le nombre de permutations de ces mouvements sachant qu'il y a des objets semblables. Le nombre chemins est

$$\frac{(2n - 2)!}{(n - 1)!(n - 1)!},$$

ce qui est équivalent à C_{2n-2}^{n-1} .

2.5 Équivalence

Exemple 2.7. Soit le graphe $n \times n$ suivant.



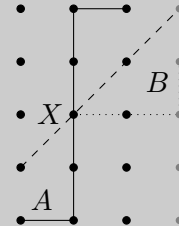
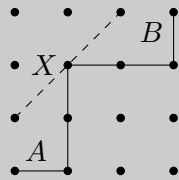
Quel est la probabilité qu'un chemin choisi au hasard, allant seulement vers la droite ou le haut, ne traverse pas les noeuds au-dessus de la diagonale entre A et B ?

Les «bons» chemins ne passent pas par la ligne critique en pointillée et les «mauvais» chemins passent par la ligne critique. La probabilité d'un bon chemin B peut s'écrire en fonction de son complément, soit

$$\mathbb{P}(B) = 1 - \mathbb{P}(M) = 1 - \frac{n_m}{C_{n-1}^{2n-2}},$$

où M est un mauvais chemin et n_m est le nombre de mauvais chemins.

Soit un mauvais chemin M . On définit le point X comme étant le premier point au-dessus de la diagonale que M atteint. On applique une transformation miroir au chemin suivant X comme la prochaine figure.



Exemple 2.7 (suite). Il s'avère que tous les mauvais chemins dans le graphe $n \times n$ correspondent à un chemin unique dans le graphe $(n-1) \times (n+1)$. C'est-à-dire la transformation est bijective.

Par conséquent, le problème est équivalent à trouver le nombre de chemins dans un graphe $(n-1) \times (n+1)$. D'une manière similaire à l'exemple 2.6, ce nombre de chemins est donné par

$$\frac{(2n-2)!}{(n-2)!n!},$$

ce qui est équivalent à C_{n-2}^{2n-2} .

Par conséquent, la probabilité d'avoir un bon chemin au hasard est

$$\mathbb{P}(B) = 1 - \frac{C_{2n-2}^{n-2}}{C_{2n-2}^{n-1}} = \frac{1}{n}.$$

2.6 Réccurence

Exemple 2.8. Il est possible de résoudre le problème à l'exemple 2.7 à l'aide de la réccursion.

En effet, le nombre de «bons» chemins $b_{i,j}$ à partir d'un noeud est la somme des «bons» chemins des noeuds à droite et en haut, c'est-à-dire

$$b_{i,j} = b_{i-1,j} + b_{i,j-1},$$

où i est le nombre de noeuds restants vers la droite et j la nombre de noeuds restants vers le haut.

On sait que $b_{0,0} = 1$, car il ne reste plus de noeud à parcourir fois rendu à B . Aussi, $b_{0,j} = 1$, car il est seulement possible de se rendre à B en allant vers le haut. Sur la diagonale, on a $b_{i,i} = b_{i-1,i}$, car on ne peut pas aller vers le haut. Par conséquent, on obtient le système d'équations à reccurence suivant,

$$b_{i,j} = \begin{cases} 0, & \text{si } i = 0, j = 0 \\ 1, & \text{si } i = 0 \\ b_{i-1,j}, & \text{si } i = j \\ b_{i-1,j} + b_{i,j-1} & \text{sinon} \end{cases}$$

Pour une grille 4×4 , on peut calculer le nombre de «bons» chemins en développant la réccurence afin d'obtenir $b_{3,3} = 5$ chemins.

3 Probabilité conditionnelles

Définition. Une probabilité conditionnelle est la probabilité qu'un évènement A se réalise, si B s'est réalisé.

Mathématiquement, on dénote une probabilité conditionnelle avec

$$\mathbb{P}(A|B) = \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(B)}.$$

où A et B sont des évènements.

Exemple 3.1. Soit le lancement d'un dé avec les évènements $A = \{5, 6\}$ et $B = \{2, 4, 6\}$, alors $\mathbb{P}(A) = 1/3$ et

$$\mathbb{P}(A|B) = \frac{\mathbb{P}(\{6\})}{\mathbb{P}(B)} = \frac{1}{3}.$$

Si $A = \{6\}$, alors $\mathbb{P}(A) = 1/6$ et

$$\mathbb{P}(A|B) = \frac{\mathbb{P}(\{6\})}{\mathbb{P}(B)} = \frac{1}{3}.$$

3.1 Propriétés

Théoreme 3.1. $\mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A|B) \cdot \mathbb{P}(B)$.

Théoreme 3.2. $\mathbb{P}(A|B) = \mathbb{P}(B|A) = 0$, si $A \cap B = \emptyset$.

Théoreme 3.3. $\mathbb{P}(A|B) \neq \mathbb{P}(B|A)$, en général.

Théoreme 3.4. $\mathbb{P}(A|S) = \mathbb{P}(A)$, $A \in S$.

Le dernier théorème résulte que toutes probabilités peut s'exprimer sous la forme d'une probabilité conditionnelle.

Exemple 3.2. On pige sans remise 3 composantes non défectueuses parmi 10 composantes, donc 4 sont défectueuses. Soit A_i le i^e composante non défectueuses.

$$\mathbb{P}(A_1 \cap A_2 \cap A_3) = \mathbb{P}(A_3|A_1 \cap A_2)\mathbb{P}(A_2|A_1)\mathbb{P}(A_1) = \frac{4}{8} \cdot \frac{5}{9} \cdot \frac{6}{10}$$

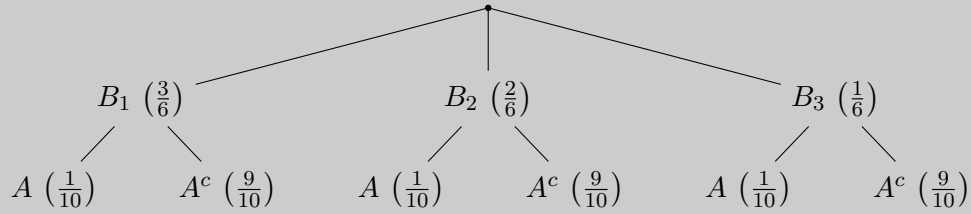
3.2 Probabilités totales

Définition. Les évènements B_1, B_2, \dots, B_n forment une *partition* si les évènements $B_i \cap B_j = \emptyset$, $\forall i \neq j$, et $B_1 \cup B_2 \cup \dots \cup B_n = S$.

Avec une partition, on a la règle de probabilités totales, soit

$$\mathbb{P}(A) = \sum_{i=1}^n \mathbb{P}(A \cap B_i) = \sum_{i=1}^n \mathbb{P}(A|B_i)\mathbb{P}(B_i).$$

Exemple 3.3. Soit la partition B_1 , B_2 et B_3 représenté dans l'arbre suivant.



À partir de l'arbre, il est facile de déterminer les probabilités conditionnelles de A et A^c . Par exemple, $\mathbb{P}(A|B_1) = 3/6 \cdot 1/10 = 1/30$ et $\mathbb{P}(A^c|B_2) = 2/6 \cdot 9/10 = 3/10$.

Théorème 3.5 (Règle d'inversion). $\mathbb{P}(B|A) = \frac{\mathbb{P}(A|B)\mathbb{P}(B)}{\mathbb{P}(A)}$

Théorème 3.6 (Règles de Bayes). $\mathbb{P}(B_j|A) = \frac{\mathbb{P}(A|B_j)\mathbb{P}(B_j)}{\sum_{i=1}^n \mathbb{P}(A|B_i)\mathbb{P}(B_i)}$, où B_i et B_j sont des partitions.

Exemple 3.4. On dépiste le cancer du poumon dans une clinique. On sait que

- 25 % des individus sont fumeurs
- 75 % des individus sont non fumeurs
- 10 % des fumeurs développent un cancer
- 1 % des non fumeurs développent un cancer

On détecte un cancer des poumons chez un individu sélectionné au hasard pour dépistage. Quelle est la probabilité que ça soit un fumeur ?

Soit B les fumeurs, B^c les non fumeurs, A la présence de cancer du poumon et A^c son absence. Par conséquent, on cherche $\mathbb{P}(B|A)$. Avec les données, on sait que $\mathbb{P}(A|B) = 0.10$, $\mathbb{P}(A|B^c) = 0.01$, $\mathbb{P}(B) = 0.25$ et $\mathbb{P}(B^c) = 0.75$, de sorte que le théorème de Bayes nous donne

$$\mathbb{P}(B|A) = \frac{\mathbb{P}(A|B)\mathbb{P}(B)}{\mathbb{P}(A|B)\mathbb{P}(B) + \mathbb{P}(A|B^c)\mathbb{P}(B^c)} \approx 0.769.$$

3.3 Notion d'indépendance

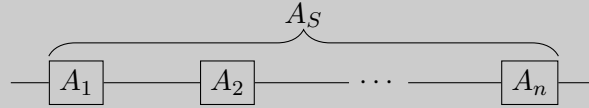
Définition. On dit que les événements A et B sont *indépendants* si la réalisation d'une n'affecte pas l'autre.

Mathématiquement parlant, des événements indépendants A et B sont tels que $\mathbb{P}(A|B) = \mathbb{P}(A)$ et $\mathbb{P}(B|A) = \mathbb{P}(B)$.

Théorème 3.7. $\mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B) \Leftrightarrow \mathbb{P}(A|B) = \mathbb{P}(A) \wedge \mathbb{P}(B|A) = \mathbb{P}(B)$

Théorème 3.8. $\mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B) \Leftrightarrow \mathbb{P}(A \cap B^c) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B^c)$.

Exemple 3.5. Soit un système en série ayant n composantes comme à la figure suivante.



Un système en série fonction si et seulement si tous ses composantes fonctionnent. Quelle est la probabilité que le système fonctionne si chaque composante a une probabilité de 75% de fonctionner ?

Soit l'ensemble échantillon $S = \{F, D\}$ avec F une composante qui fonctionne et D une composante défectueuse. De plus, on définit $A_i = \{F\} \in S$ comme étant la composante i qui fonctionne et $A_i^c = \{D\} \in S$ comme étant la composante i qui est défectueuse.

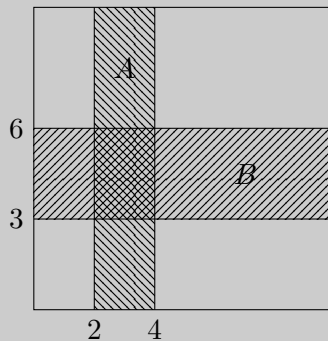
On suppose que les composantes fonctionnent et tombent en panne indépendamment les uns des autres. Le système fonctionne si

$$A_S = \bigcap_{i=1}^n A_i,$$

de sorte que

$$\mathbb{P}(A_S) = \mathbb{P}\left(\bigcap_{i=1}^n A_i\right) = \prod_{i=1}^n \mathbb{P}(A_i) = 0.75^n.$$

Exemple 3.6. On génère un point au hasard dans le carré $S = [0, 10] \times [0, 10]$. On définit A comme ayant l'abscisse du point entre 2 et 4, et B comme ayant l'ordonnée du point entre 3 et 6. Est-ce que A et B sont indépendants ?



Exemple 3.6 (suite). *Puisqu'il y a équiprobabilité continue, alors les probabilités sont données par le rapport entre l'aire de A ou B sur S , alors $\mathbb{P}(A) = 2/10$ et $\mathbb{P}(B) = 3/10$. De plus, $\mathbb{P}(A \cap B) = 6/10$. Puisque $\mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B)$, alors les événements A et B sont indépendants.*

4 Variables Aléatoires

Définition. Une *variable aléatoire* correspond à une expérience aléatoire dont les résultats sont quantitatifs.

- On peut décrire une variable aléatoire par sa
- fonction de répartition
 - fonction de masse (variable aléatoire discrète)
 - fonction de densité (variable aléatoire continue)

Exemple 4.1. *Soit X le nombre de défauts de soudure d'un transistor à 3 pattes. Quel est l'espace échantillon de X ?*

L'espace échantillon est $S_X = \{0, 1, 2, 3\}$, alors X est une variable aléatoire discrète.

Exemple 4.2. *Soit X un nombre réel choisie au hasard dans l'intervalle $[0, 2]$. Quel est l'espace échantillon de X ?*

L'espace échantillon est $S_X = [0, 2]$, alors X est une variable aléatoire continue.

Exemple 4.3. *Soit X le temps d'attente d'un client au guichet automatique. Quel est l'espace d'échantillon de X ?*

L'espace échantillon est $S_X = 0 \cup [0, \infty[$. Il y a une partie discrète et continue, alors X est une variable aléatoire mixte.

4.1 Fonction de répartition

Définition. Une *fonction de répartition* $F_X(x)$ est égal à la probabilité qu'une variable aléatoire X soit plus petite qu'une valeur x , c'est-à-dire $F_X(x) = \mathbb{P}(X \leq x)$, $\forall x \in \mathbb{R}$.

Théoreme 4.1. $0 \leq F_X(x) \leq 1$.

Théoreme 4.2. $\lim_{x \rightarrow -\infty} F_X(x) = 0$.

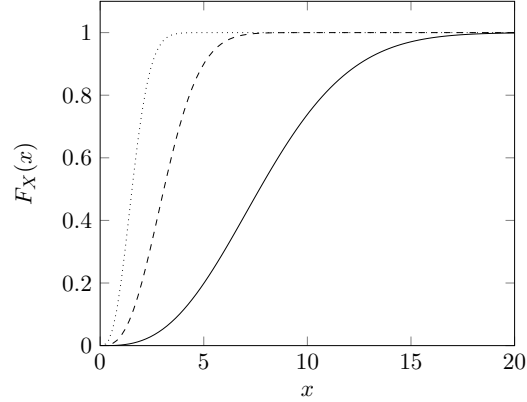
Théoreme 4.3. $\lim_{x \rightarrow \infty} F_X(x) = 1$.

Théoreme 4.4 (non décroissance). $x_0 < x_1 \Leftrightarrow F_X(x_0) < F_X(x_1)$.

Théoreme 4.5 (continuité à droite). $F_X(x^+) = F_X(x)$.

Il en résulte que toutes fonctions de répartition $F_X(x)$ sont croissantes, mais peuvent contenir des discontinuités. Elles peuvent représenter des variables aléatoires discrètes, continues ou mixtes. La figure 3 est un exemple de la fonction de répartition d'une distribution de Maxwell-Boltzmann pour certains paramètres différents.

FIGURE 3 – $F_X(x)$ de certaines distributions de Maxwell-Boltzmann



4.2 Fonction de masse

Définition. Une *fonction de masse* $P_X(x_k)$ est égal à la probabilité qu'une variable aléatoire X soit égal à une valeur discrète $x_k \in S_X$, c'est-à-dire $P_X(x_k) = \mathbb{P}(X = x_k)$ avec $S_X = \{x_1, x_2, \dots, x_k | x_1 < x_2 < \dots < x_k\}$

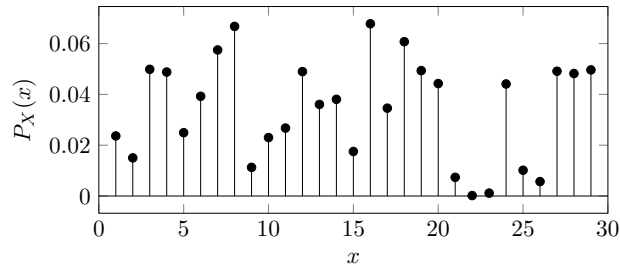
Théoreme 4.6. $P_X(x_k) \geq 0$.

Théoreme 4.7. $\sum_{a < x_k \leq b} P_X(x_k) = \mathbb{P}(a < X \leq b)$.

Théoreme 4.8. $\sum_{k=1}^{\infty} P_X(x_k) = 1$

Une fonction de masse est nulle en tout point sauf aux valeurs discrètes possibles. De plus, la somme de toutes les valeurs discrètes donne 1. La figure 4 montre un exemple d'une fonction de masse.

FIGURE 4 – exemple d'une fonction de masse



4.3 Fonction de densité

Définition. Une *fonction de densité* $f_X(x)$ est égal à la probabilité de qu'une variable aléatoire X soit autour d'une valeur x , c'est-à-dire

$$f_X(x) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{1}{\epsilon} \mathbb{P} \left(x - \frac{\epsilon}{2} \leq X \leq x + \frac{\epsilon}{2} \right),$$

où ϵ est positif.

Théoreme 4.9. $f_X(x) \geq 0$

Théoreme 4.10. $\int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) dx = 1$

4.4 Règles de calcul fondamentale

Théoreme 4.11. $\mathbb{P}(a < X \leq b) = F_X(b) - F_X(a)$

Démonstration. Soit les ensembles $A = \{X \leq a\}$, $B = \{X \leq b\}$ et $C = \{a < X \leq b\}$, avec $a < b$, comme à la figure 5.

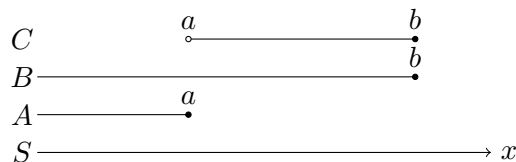


FIGURE 5 – représentation sur une droite numérique

On sait que $A \cap C = \emptyset$ et $A \cup C = B$. Par conséquent, $\mathbb{P}(B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(C) \Leftrightarrow \mathbb{P}(C) = \mathbb{P}(B) - \mathbb{P}(A) = F_X(b) - F_X(a)$. \square

Théoreme 4.12. $\mathbb{P}(X = x) = F_X(x) - F_X(x^-)$.

Démonstration. Soit $a = x - \epsilon$ et $b = x$, où ϵ est positif. Selon le théorème 4.11, on a

$$\mathbb{P}(x - \epsilon < X \leq x) = F_X(x) - F_X(x - \epsilon).$$

En prenant la limite lorsque $\epsilon \rightarrow 0$, on obtient

$$\lim_{\epsilon \rightarrow 0} \mathbb{P}(x - \epsilon < X \leq x) = F_X(x) - \lim_{\epsilon \rightarrow 0} F_X(x - \epsilon).$$

Avec $F_X(x^-) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} F_X(x - \epsilon)$ et $(x - \epsilon < X \leq x) \equiv (X = x)$ lorsque $\epsilon \rightarrow 0$, on obtient

$$\mathbb{P}(X = x) = F_X(x) - F_X(x^-). \quad \square$$

4.5 Liens entre les différentes fonctions

Toutes variables aléatoires peuvent être décrites par une fonction de répartition. Lorsque la variable aléatoire est continue, alors elle peut aussi être décrite par une fonction de densité de probabilité. Si la variable aléatoire est discrète, alors elle peut être décrite par une fonction de masse.

Théoreme 4.13. $f_X(x) = \frac{d}{dx}F_X(x)$ si X est continue.

Théoreme 4.14. $F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(t) dt$ si X est continue.

Théoreme 4.15. $F_X(x) = \sum_{x_k \leq x} P_X(x_k)$ si X est discrète.

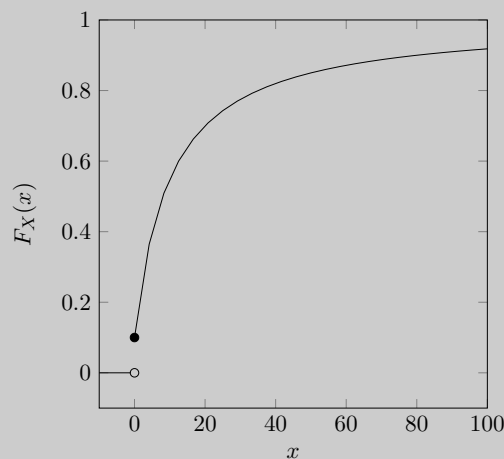
Théoreme 4.16. $P_X(x_k) = \begin{cases} F_X(x_1), & k = 1 \\ F_X(x_k) - F_X(x_{k-1}), & k \neq 1 \end{cases}$

Exemple 4.4. Soit X le temps d'attente d'un client au guichet automatique. On suppose que 10 % des visites sont sans attente. Quel est la fonction de répartition ?

La variable aléatoire est mixte. On sait que $F_X(0) = 1/10$ et que $F_X(x) = 0$ si $x < 0$. La fonction de répartition est

$$F_X(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ \frac{x+1}{x+10}, & x \geq 0 \end{cases}$$

Le graphique suivant montre la fonction de répartition $F_X(x)$.



Exemple 4.5. Soit X le nombre de défauts de soudure d'un transistor à 3 pattes. La fonction de masse de X est donnée par

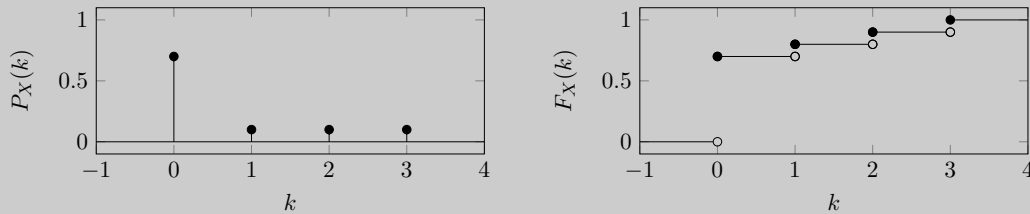
$$P_X(k) = \begin{cases} 0.7, & k = 0 \\ 0.1, & k = 1 \\ 0.1, & k = 2 \\ 0.1, & k = 3 \end{cases}$$

Quelle est la fonction de répartition de $P_X(k)$?

On applique le théorème 4.15 pour obtenir la fonction de répartition. Lorsque $x < 0$, alors $F_X(x) = 0$. Lorsque $0 \leq x < 1$, alors $F_X(x) = 0.7$. Lorsque $1 \leq x < 2$, alors $F_X(x) = 0.8$. En continuant, on obtient

$$F_X(k) = \begin{cases} 0.0, & k < 0 \\ 0.7, & 0 \leq k < 1 \\ 0.8, & 1 \leq k < 2 \\ 0.9, & 2 \leq k < 3 \\ 1.0, & 3 \leq k \end{cases}$$

Les fonctions de masse et de répartition sont montrées dans les figures suivantes.



Exemple 4.6. Soit X un nombre réel choisie au hasard dans l'intervalle $[0, 2]$. Quelle est la fonction de répartition de X ?

On sait que $F_X(x) = \mathbb{P}(X \leq x) = x/2$ lorsque $0 \leq x \leq 2$, $F_X(x) = 0$ si $x < 0$ et $F_X(x) = 1$ si $x > 2$. On obtient donc la fonction de répartition

$$F_X(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ \frac{x}{2}, & 0 \leq x \leq 2 \\ 1, & 2 \leq x \end{cases}$$

4.6 Fonction conditionnelle

Définition. Une *fonction conditionnelle* est la probabilité qu'une variable aléatoire X prenne une valeur plus petit ou égal à x sachant un événement A .

Théorème 4.17. $F_X(x|A) = \frac{\mathbb{P}(\{X \leq x\} \cap A)}{\mathbb{P}(A)}$.

Théoreme 4.18. $f_X(x|A) = \frac{d}{dx}F_X(x|A)$ si X est continue.

Théoreme 4.19. $P_X(x_k|A) = \begin{cases} \frac{P_X(x_k)}{\mathbb{P}(A)}, & x_k \in A \\ 0, & x_k \notin A \end{cases}$ si X est discrète.

4.7 Médiane et quantile

Définition. La médiane d'une variable aléatoire X continue est le nombre réel $x_{1/2}$ tel que $F_X(x_{1/2}) = 1/2$.

Définition. Le *quantile* d'ordre p d'une variable aléatoire X continue est le nombre réel x_p tel que $F_X(x_p) = p$.

Exemple 4.7. Dans une certaine population, la taille X d'un adulte choisi au hasard possède la fonction de répartition

$$F_X(x) = \begin{cases} 0, & x < 1.2 \\ 1.5x - 1.8, & 1.2 \leq x < 1.7 \\ 0.5x - 0.1, & 1.7 \leq x < 2.2 \\ 1, & 2.2 \leq x \end{cases}$$

Calculer la médiane et le quantile d'ordre 95.

Puisque $F_X(1.7) = 0.75$, alors le quantile d'ordre 95 est dans la tranche $1.7 \leq x < 2.2$. Il suffit de résoudre $0.95 = 0.5x_{0.95} - 0.1$ et on obtient que $x_{0.95} = 2.1$.

4.8 Lois de probabilités discrètes

4.8.1 Loi de Bernoulli

Une expérience aléatoire où la variable aléatoire X peut être un *succès* ou un *échec* suit une loi de Bernoulli de paramètre p dénotée

$$X \sim \mathcal{B}(1, p),$$

où p est la probabilité de succès. On dénote un succès comme $X = 1$ et un échec comme $X = 0$. Par conséquent, la probabilité d'un succès est $\mathbb{P}(X = 1) = p$ tandis que celle d'un échec est $\mathbb{P}(X = 0) = q$ où $q = 1 - p$.

Théoreme 4.20. $P_X(k) = \begin{cases} q & \text{si } k = 0 \\ p & \text{si } k = 1 \end{cases}$.

4.8.2 Loi binomiale

Une expérience aléatoire où la variable aléatoire X est le nombre de *succès* obtenu en n essais suit une loi binomiale dénotée

$$X \sim \mathcal{B}(n, p),$$

où p est la probabilité d'un succès individuel. L'espace échantillon est $S_X = \{0, 1, 2, \dots, n\}$.

Théoreme 4.21. $P_X(k) = C_n^k p^k q^{n-k}$ où $k = 0, 1, 2, 3, \dots, n$.

Démonstration. Soit A_i le i -ème succès et A_i^c le i -ème échec dans une expérience aléatoire à n essais. La probabilité d'obtenir k succès est donnée par

$$\mathbb{P}\left(\underbrace{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_k}_{k \text{ fois}} \cap \underbrace{A_{k+1}^c \cap A_{k+2}^c \cap \dots \cap A_n^c}_{n-k \text{ fois}}\right),$$

où $k = 0, 1, 2, 3, \dots, n$.

Hors, la probabilité d'un succès est $\mathbb{P}(A_i) = p$ et celle d'un échec est $\mathbb{P}(A_i^c) = q$, où $q = 1 - p$. Puisque chaque essai est indépendant des autres, la probabilité peut s'écrire

$$\underbrace{\mathbb{P}(A_1)\mathbb{P}(A_2) \dots \mathbb{P}(A_k)}_{k \text{ fois}} \cdot \underbrace{\mathbb{P}(A_{k+1}^c)\mathbb{P}(A_{k+2}^c) \dots \mathbb{P}(A_n^c)}_{n-k \text{ fois}} = p^k q^{n-k}.$$

De plus, les succès peuvent être à n'importe quel essai. Par conséquent, il faut choisir k essais parmi les n essais de sorte que la probabilité d'obtenir k succès en tout est $P_X(k) = \mathbb{P}(X = k) = C_n^k p^k q^{n-k}$. \square

Théoreme 4.22. $\mathbb{P}(S_X) = 1$.

Démonstration. Par définition, on a

$$\mathbb{P}(S_X) = \sum_{k=0}^n C_n^k p^k q^{n-k}$$

Selon le théorème binomial, soit

$$(a + b)^n = \sum_{k=0}^n C_n^k a^k b^{n-k},$$

et que $q = 1 - p$, on peut simplifier de sorte à obtenir

$$\mathbb{P}(S_X) = (p + q)^n = 1^n = 1. \quad \square$$

Exemple 4.8. Vous achetez un billet de 6/49 à chaque semaine depuis vos 18 ans. Quelle est la probabilité de gagner le gros lot au plus tard à votre 98^e anniversaire ?

Ce problème se décrit à l'aide d'une loi binomiale, soit

$$X \sim \mathcal{B}\left(n, \frac{1}{13\,983\,816}\right),$$

où n est le nombre d'essais et X le nombre de gros lots gagnés.

Exemple 4.8 (suite). *Puisqu'on joue chaque semaine de 18 ans à 98 ans, un total de $n = 52 \cdot (98 - 18) = 4160$ billets sont achetés. La probabilité d'obtenir que des échecs est donnée par*

$$\left(1 - \frac{1}{13\,983\,816}\right)^{4160} = \left(\frac{13\,983\,815}{13\,983\,816}\right)^{4160},$$

de sorte que la probabilité d'obtenir au moins 1 billet gagnant est donnée par le complément, soit

$$\mathbb{P}(X \geq 1) = 1 - \left(\frac{13\,983\,815}{13\,983\,816}\right)^{4160} \approx 0.000\,297.$$

4.8.3 Loi géométrique

Une expérience aléatoire où la variable aléatoire X est le nombre d'essais requis pour obtenir un premier succès suit une loi géométrique dénotée

$$X \sim \mathcal{G}(p),$$

où p est la probabilité d'avoir un succès à un essai. L'espace échantillon est $S_X = \{1, 2, \dots\}$.

Théoreme 4.23. $P_X(k) = q^{k-1}p$.

Démonstration. Soit A_i le i -ième succès et A_i^c le i -ième échec dans une expérience aléatoire où il faut k essais pour obtenir un succès. La probabilité d'obtenir le succès au k -ième essai est donnée par

$$\mathbb{P}\left(\underbrace{A_1^c \cap A_2^c \cap \dots \cap A_{k-1}^c}_{k-1 \text{ fois}} \cap A_k\right),$$

où $k = 1, 2, \dots$

Hors, la probabilité d'un succès est $\mathbb{P}(A_i) = p$ et celle d'un échec est $\mathbb{P}(A_i^c) = q$, où $q = 1 - p$. Puisque chaque essai est indépendant des autres, la probabilité peut s'écrire

$$P_X(k) = \underbrace{\mathbb{P}(A_1^c)\mathbb{P}(A_2^c)\dots\mathbb{P}(A_{k-1}^c)}_{k-1 \text{ fois}} \cdot \mathbb{P}(A_k) = q^{k-1}p. \quad \square$$

Théoreme 4.24. $F_X(n) = 1 - q^n$ où $n = 1, 2, \dots$

Démonstration. Selon une variante du théorème 4.15, on a

$$F_X(n) = \sum_{k=1}^n P_X(k) = \sum_{k=1}^n q^{k-1}p = p \sum_{k=1}^n q^{k-1}.$$

On remarque que la somme est une série géométrique, alors

$$\sum_{k=1}^n q^{k-1} = \frac{1 - q^n}{1 - q}.$$

Puisque $q = 1 - p \Leftrightarrow p = 1 - q$, on obtient

$$F_X(n) = (1 - q) \frac{1 - q^n}{1 - q} = 1 - q^n. \quad \square$$

Théoreme 4.25. $\mathbb{P}(S_X) = 1$.

Démonstration. En utilisant à nouveau la série géométrique, on a

$$\mathbb{P}(S_X) = \sum_{k=1}^{\infty} P_X(k) = p \sum_{k=1}^{\infty} q^{k-1} = p \frac{1}{1-q} = (1-q) \frac{1}{1-q} = 1,$$

puisque $q = 1 - p \Leftrightarrow p = 1 - q$. □

Théoreme 4.26 (absence de mémoire). $\mathbb{P}(X > k + j | X > j) = \mathbb{P}(X > k)$ où $k, j \in \mathbb{Z}$.

Démonstration. On sait que

$$\mathbb{P}(X > k + j | X > j) = \frac{\mathbb{P}(\{X > k + j\} \cap \{X > j\})}{\mathbb{P}(X > j)}.$$

Puisque $k \in \mathbb{Z}$, alors $\{X > k + j\} \cap \{X > j\} = \{X > k + 1\}$ de sorte que

$$\mathbb{P}(X > k + j | X > j) = \frac{\mathbb{P}(X > k + j)}{\mathbb{P}(X > j)}.$$

Avec le complément du théorème 4.24, on a

$$\mathbb{P}(X > k + j | X > j) = \frac{q^{k+j}}{q^j} = q^k = \mathbb{P}(X > k). \quad \square$$

4.8.4 Loi de Poisson

Cette loi est un cas limite de la loi binomiale lorsque $n \rightarrow \infty$. On pose $p = \alpha/n$ où α est un nombre positif, de sorte que la probabilité lorsque n est grand devient nulle. On dénote une loi de Poisson par

$$X \sim \text{Poi}(\alpha) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mathcal{B}\left(n, \frac{\alpha}{n}\right).$$

Par conséquent, la probabilité que X prend une valeur proche de α est élevée. Puisqu'elle est basée sur une loi binomiale, alors l'espace échantillon est $S_X = \{0, 1, 2, \dots\}$.

Théoreme 4.27. $P_X(k) = \frac{\alpha^k}{k!} e^{-\alpha}$.

Théoreme 4.28. $\mathbb{P}(S_X) = 1$.

Démonstration. En utilisant le développement en série de la fonction exponentielle, on a

$$\mathbb{P}(S_X) = \sum_{k=0}^{\infty} P_X(k) = e^{-\alpha} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\alpha^k}{k!} = e^{-\alpha} e^{\alpha} = 1. \quad \square$$

4.8.5 Approximation par une loi de Poisson

Soit une loi binomiale $X \sim \mathcal{B}(n, p)$. Si p est près de 0, alors $X \approx \text{Poi}(np)$. Par conséquent,

$$\mathbb{P}(X = k) \approx \frac{(np)^k}{k!} e^{-np}.$$

En général, l'approximation est bonne si $n \geq 30$ et $p \leq 0.05$. Si p est proche de 1, alors on considère les échecs au lieu des succès. Dans ce cas,

$$\mathbb{P}(X = k) \approx \frac{(np)^{n-k}}{(n-k)!} e^{-np}.$$

4.9 Loi des probabilités continues

4.9.1 Loi uniforme (continue)

Une expérience aléatoire où la variable aléatoire X est le choix d'un nombre réel dans un intervalle $[a, b]$ suit une loi uniforme dénotée

$$X \sim \mathcal{U}([a, b]),$$

où l'ensemble échantillon est $S_X = [a, b]$.

Théoreme 4.29. $f_X(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{si } a \leq x \leq b \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}.$

Théoreme 4.30. $F_X(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{si } a \leq x \leq b \\ 1 & \text{si } b < x \end{cases}.$

4.9.2 Loi exponentielle

Une expérience aléatoire où la variable aléatoire X suit la loi exponentielle dénotée

$$X \sim \text{Exp}(\lambda),$$

où $\lambda > 0$, a l'espace échantillon $S_X = [0, \infty[$.

Théoreme 4.31. $f_X(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x} & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases}.$

Théoreme 4.32. $F_X(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda x} & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases}.$

Théoreme 4.33 (absence de mémoire). $\mathbb{P}(X > s+t | X > t) = \mathbb{P}(X > s)$ où $s, t \in [0, \infty[$.

4.9.3 Loi gamma

Une expérience aléatoire où la variable aléatoire X suit la loi gamma dénotée

$$X \sim \text{Gam}(\alpha, \lambda),$$

où $\alpha > 0$ et $\lambda > 0$, a l'espace échantillon $S_X = [0, \infty[$.

Théoreme 4.34. $f_X(x) = \frac{(\lambda x)^{\alpha-1} \lambda e^{-\lambda x}}{\Gamma(\alpha)}$.

Théoreme 4.35. $F_X(x) = 1 - \sum_{k=0}^{n-1} \frac{(\lambda x)^k e^{-\lambda x}}{k!}$ si $\alpha = n = 1, 2, 3, \dots$

Théoreme 4.36. $\mathbb{P}(S_X) = 1$.

Démonstration. Il suffit d'intégrer la fonction de densité de probabilité, soit

$$\int_0^\infty \frac{(\lambda x)^{\alpha-1} \lambda e^{-\lambda x}}{\Gamma(\alpha)} dx = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty (\lambda x)^{\alpha-1} \lambda e^{-\lambda x} dx,$$

et en posant $y = \lambda x$, on obtient

$$\frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^\infty y^{\alpha-1} e^{-y} dy = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \Gamma(\alpha) = 1. \quad \square$$

4.9.4 Loi normale

On modèle souvent les erreurs d'observation et l'addition des résultats de plusieurs expérience aléatoires d'une variable aléatoire X par une loi normale dénotée

$$X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2),$$

où $\mu \in \mathbb{R}$ est la moyenne et $\sigma^2 > 0$ la variance. On appelle aussi *sigma* comme l'écart-type. L'espace échantillon est $S_X = \mathbb{R}$.

Théoreme 4.37. $f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right)$.

Théoreme 4.38. $F_X(x) = \int_{-\infty}^{\frac{x-\mu}{\sigma}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dz$ où $z = \frac{t - \mu}{\sigma}$.

Théoreme 4.39. $\int_{-\infty}^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} dx = 1$

Démonstration. Soit

$$I = \int_{-\infty}^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} dx$$

et

$$I^2 = \int_{-\infty}^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} dx \int_{-\infty}^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy.$$

Ensuite,

$$I^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-(x^2+y^2)/2} dx dy.$$

En utilisant les coordonnées polaires, on a

$$I^2 = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^{\infty} e^{-r^2/2} r dr d\theta,$$

de sorte qu'en posant $u = r^2$, on peut obtenir

$$I^2 = -\frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} e^{-r^2/2} \Big|_0^{\infty} d\theta = -\frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} d\theta = 1$$

de sorte que $I = 1$. □

4.10 Fonction d'une variable aléatoire

Exemple 4.9. On suppose que X est la valeur d'amplitude d'un signal au temps t . Le signal numérisé peut s'écrire

$$Y = \text{signe}(X) \cdot \Delta \cdot \text{part} \left(\frac{|X|}{\Delta} + \frac{1}{2} \right),$$

où Δ est le pas de quantification.

4.10.1 X et Y sont des variables aléatoires discrètes

Exemple 4.10. Soit $X \sim \mathcal{B}(2, 1/4)$ et $Y = (X - 1)^2$. Quelle est la fonction de masse de Y ?

On sait que $\mathbb{P}(Y = 0) = \mathbb{P}(X = 1)$ et $\mathbb{P}(Y = 1) = \mathbb{P}(X = 0) + \mathbb{P}(X = 2)$. On sait que $\mathbb{P}(X = 0) = 9/16$, $\mathbb{P}(X = 1) = 6/16$ et $\mathbb{P}(X = 2) = 1/16$ de sorte que $\mathbb{P}(Y = 0) = 6/16$ et $\mathbb{P}(Y = 1) = 10/16$.

4.10.2 X et Y sont des variables aléatoires discrète et continue

Exemple 4.11. Soit $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$ et

$$Y = \begin{cases} -1 & \text{si } X < -1/2 \\ 0 & \text{si } -1/2 \leq X < 1/2 \\ 1 & \text{si } 1/2 \leq X \end{cases}.$$

Quelle est la probabilité que $Y = 1$?

On cherche $\mathbb{P}(X \leq -1/2) = \Phi(-1/2) = \Phi(1/2) \approx 0.3085$. De plus, $\mathbb{P}(-1/2 \leq X \leq 1/2) = \Phi(1/2) - \Phi(-1/2) \approx 0.3830$. Finalement, $\mathbb{P}(X < -1/2) \approx 0.3085$.

4.10.3 X et Y sont de svariables aléatoires continues

Exemple 4.12. Soit $X \sim \mathcal{U}(-1, 2)$ et $Y = X^2$. Quelle est la fonction de répartition de Y ?

4.11 Espérance mathématique

Définition. Une *espérance* d'une variable aléatoire X , dénotée $E(X)$, est la somme des valeur possibles de X pondérées par leur probabilité.

Théoreme 4.40. $E(X) = \sum_{k=1}^{\infty} x_k P_X(x_k)$ si X est discrète.

Théoreme 4.41. $E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx$ si X est continue.

Exemple 4.13. Quelle est l'espérance d'un lancer d'un dé ?
On calcule l'espérance d'une variable discrète, soit

$$E(X) = 1 \cdot \frac{1}{6} + 2 \cdot \frac{1}{6} + 3 \cdot \frac{1}{6} + 4 \cdot \frac{1}{6} + 5 \cdot \frac{1}{6} + 6 \cdot \frac{1}{6} = 3.5.$$

Exemple 4.14. Soit $X \sim \text{Poi}(\alpha)$. Quelle est l'espérance de X ?
Par définition, on calcule l'espérance avec

$$E(X) = \sum_{k=0}^{\infty} k \cdot P_X(k) = \sum_{k=0}^{\infty} k \cdot \frac{e^{-\alpha} \alpha^k}{k!} = \sum_{k=1}^{\infty} k \cdot \frac{e^{-\alpha} \alpha^k}{k!},$$

car le premier terme à $k = 0$ est nul. Par conséquent,

$$E(X) = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{e^{-\alpha} \alpha^k}{(k-1)!} = e^{-\alpha} \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\alpha^k}{(k-1)!} = e^{-\alpha} \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\alpha^{i+1}}{i!} = e^{-\alpha} \alpha \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\alpha^i}{i!}.$$

Hors, la somme est le développement en séries de la fonction exponentielle, alors

$$E(X) = e^{-\alpha} \alpha e^{\alpha} = \alpha.$$

Exemple 4.15. Soit $X \sim \text{Exp}(\lambda)$. Quelle est l'espérance de X ?

Par définition, on calcule l'espérance avec

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx = \int_0^{\infty} x \lambda e^{-\lambda x} dx.$$

En posant $u = x$ et $dv = \lambda e^{-\lambda x} dx$, on obtient

$$E(X) = -xe^{-\lambda x} \Big|_0^{\infty} + \int_0^{\infty} e^{-\lambda x} dx = \frac{1}{\lambda} \int_0^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} dx = \frac{1}{\lambda},$$

car l'aire sous la fonction de densité de probabilités est égal à 1.

Soit $Y = g(X)$, où X et Y sont des variables aléatoires et g une tranformation. Si X et Y discrètes, alors

$$E(Y) = E(g(X)) = \sum_{k=1}^{\infty} g(x_k) P_X(x_k),$$

et si X et Y sont continues, alors

$$E(Y) = E(g(X)) = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) f_X(x) dx.$$

Théoreme 4.42. $E(c) = c$, où c est une constante.

Théoreme 4.43. $E(aX + b) = aE(X) + b$, où a et b des constantes.

Théoreme 4.44. $E(X|A) = \sum_{k=1}^{\infty} x_k P_X(x_k|A)$, où X discrète.

Théoreme 4.45. $E(X|A) = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x|A) dx$, où X continue.

Théoreme 4.46. $E(X) = \sum_{i=1}^n E(X|B_i) \mathbb{P}(B_i)$, où B_1, \dots, B_n des partitions de S_X .

Exemple 4.16. Soit X une variable aléatoire mixte. Quelle est la forme de l'espérance de X ?

On définit C comme l'événement où X prend une valeur continue et D lorsque X prend une valeur discrète. Par conséquent, on a

$$E(X) = \underbrace{E(X|C)}_f \mathbb{P}(C) + \underbrace{E(X|D)}_{\Sigma} \mathbb{P}(D).$$

4.12 Variance

Définition. La *variance* d'une variable aléatoire X , dénotée $\text{Var}(X)$, est définie comme

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E} [(X - \mathbb{E}(X))^2].$$

En développant le carré de la variance, on obtient

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E} [X^2 - 2XE(X) + E^2(X)] = \mathbb{E}(X^2) - 2\mathbb{E}[XE(X)] + \mathbb{E}[E^2(X)],$$

et en simplifiant les constantes, on a

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}(X^2) - 2\mathbb{E}(X)\mathbb{E}(X) + E^2(X) = \mathbb{E}(X^2) - E^2(X)$$

Exemple 4.17. Soit $X \sim \mathcal{B}(1, p)$. Quelle est la variance de X ?
On sait que l'espérance de X est

$$\mathbb{E}(X) = 0 \cdot (1 - p) + 1 \cdot p = p,$$

et celle de X^2 est

$$\mathbb{E}(X^2) = 0^2 \cdot (1 - p) + 1^2 \cdot p = p.$$

Par conséquent, la variance est

$$\text{Var}(X) = p - p^2 = p(1 - p).$$

Théoreme 4.47. $\text{Var}(c) = c$, où c est une constante.

Théoreme 4.48. $\text{Var}(aX + b) = a^2\text{Var}(X)$, où a et b des constantes.

Théoreme 4.49. $\text{Std}(X) = \sqrt{\text{Var}(X)}$.

Théoreme 4.50. $\text{Var}(X|A) = \mathbb{E}(X^2|A) - E^2(X|A)$.

4.13 Inégalité de Markov

Soit X une variable aléatoire prenant des valeurs non négatives. On peut montrer que

$$\mathbb{P}(X \geq a) \leq \frac{\mathbb{E}(X)}{a}, \forall a > 0.$$

4.14 Inégalité de Bienaymé-Tchebychev

Soit X une variable aléatoire dont la moyenne $\mathbb{E}(X) = \mu_X$ et la variance $\text{Var}(X) = \sigma_X^2$ existent. On peut montrer que

$$\mathbb{P}(|X - \mu_X| \geq a) \leq \frac{\sigma_X^2}{a^2}, \forall a > 0.$$

Exemple 4.18. Soit le lancer d'une pièce de monnaie avec $X \sim \mathcal{B}(n, 1/2)$. On calcule la moyenne avec

$$\mathbb{E}\left(\frac{X}{n}\right) = \frac{1}{n}\mathbb{E}(X) = \frac{1}{n} \cdot n \cdot \frac{1}{2} = \frac{1}{2}$$

et la variance avec

$$\text{Var}\left(\frac{X}{n}\right) = \frac{1}{n^2}\text{Var}(X) = \frac{1}{n^2} \cdot n \cdot \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2} = \frac{1}{4n}.$$

Selon l'inégalité de Bienaymé-Tchebychev, on a

$$\mathbb{P}\left(\left|\frac{X}{n} - \frac{1}{2}\right| \geq 0.01\right) \leq \frac{1/4n}{(0.01)^2} = \frac{10000}{4n} = \frac{2500}{n}.$$

4.15 Fonction caractéristique

Définition. Une fonction *caractéristique*, dénoté $\phi_X(\omega)$, est l'espérance d'une variable aléatoire X tel que

$$\phi_X(\omega) = \mathbb{E}(e^{j\omega X}),$$

où j est le nombre imaginaire tel que $j^2 = -1$.

Théoreme 4.51. $\phi_X(\omega) = \sum_{k=1}^{\infty} e^{j\omega x_k} \cdot P_X(x_k)$, si X est discrète.

Théoreme 4.52. $\phi_X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{j\omega x} \cdot f_X(x) dx$, si X est continue.

Théoreme 4.53. $\phi_X(0) = 1$.

Théoreme 4.54. $\mathbb{E}(X^n) = (-j)^n \left[\frac{d^n}{d\omega^n} \phi_X(\omega) \right]_{\omega=0}$.

Exemple 4.19. Soit $X \sim \mathcal{B}(n, p)$. Quelle est la fonction caractéristique de X ?
La fonction caractéristique de la loi binomiale est donnée par

$$\phi_X(\omega) = \sum_{k=0}^n e^{j\omega k} \cdot \mathcal{C}_k^n p^k q^{n-k} = \sum_{k=0}^n \mathcal{C}_k^n (pe^{j\omega})^k q^{n-k} = (pe^{j\omega} + q)^n,$$

selon le binôme de Newton.

Exemple 4.20. Soit $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$. On peut montrer que

$$\phi_X(\omega) = \exp\left(j\omega\mu - \frac{1}{2}\omega^2\sigma^2\right).$$

Soit $Y = aX + b$. Quelle est la fonction caractéristique de Y ? Par définition, on a

$$\phi_Y(\omega) = \mathbb{E}(e^{j\omega Y}) = \mathbb{E}(e^{j\omega(aX+b)}) = e^{j\omega b} \mathbb{E}(e^{j\omega aX}) = e^{j\omega b} \cdot \exp\left(j\omega a\mu + \frac{1}{2}\omega^2 a^2 \sigma^2\right)$$

de sorte à obtenir

$$\phi_Y(\omega) = \exp\left[j\omega \underbrace{(a\mu + b)}_{\mu_Y} - \frac{1}{2}\omega^2 \underbrace{(a^2\sigma^2)}_{\sigma_Y^2}\right].$$

La fonction $\phi_Y(\omega)$ est de la même forme que $\phi_X(\omega)$, alors on peut en déduire que Y suit aussi une loi normale.

4.16 Fiabilité

On s'intéresse à la durée de vie des systèmes et de leurs composantes. Soit T une variable aléatoire, continue et non-négative, représentant une durée de vie. En général, l'espace d'échantillon est $S_T = [0, \infty[$.

On définit la fonction de fiabilité $R(T)$ tel que

$$R(t) = \mathbb{P}(T > t) = 1 - F_T(t)$$

et le taux de défaillance $r(t)$ comme

$$r(t) = \lim_{s \rightarrow t} \frac{f_T(s|T > t)}{1 - F_T(t)} = -\frac{R'(t)}{R(t)}$$

Sachant $r(t)$, il est possible de déterminer la fonction de fiabilité en trouvant la solution de l'équation différentielle suivante, soit

$$r = -\frac{R'}{R},$$

avec $R(0) = 1$, de sorte à obtenir

$$R(t) = \exp\left(-\int_0^t r(s) \, ds\right).$$

Exemple 4.21. Soit $T \sim \text{Exp}(\lambda)$. Quel est le taux de défaillance ?
On calcule la fonction de fiabilité avec

$$R(t) = 1 - F_T(t) = 1 - (1 - e^{-\lambda t}) = e^{-\lambda t}$$

de sorte à obtenir le taux de défaillance

$$r(t) = \frac{\lambda e^{-\lambda t}}{e^{-\lambda t}} = \lambda.$$

On remarque que si $T \sim \text{Exp}(\lambda)$, alors T a la propriété de non-vieillessement.

4.16.1 Durée de vie moyenne

La durée de vie moyenne est l'espérance de T et peut se calculer selon

$$E(T) = \int_0^\infty R(t) dt.$$

Démonstration. Par définition, on a

$$E(T) = \int_0^\infty t \cdot f_T(t) dt.$$

Hors, on peut exprimer t comme

$$t = \int_0^t ds$$

de sorte à obtenir

$$E(T) = \int_0^\infty \int_0^t f_T(t) ds dt = \int_0^\infty \underbrace{\int_s^\infty f_T(t) dt}_{\mathbb{P}(T>s)} ds = \int_0^\infty R(t) dt,$$

en inversant l'ordre d'intégration. □

Exemple 4.22. Soit un système en série à n composantes. On suppose que les composantes fonctionnent indépendamment les unes des autres. Quelle est la fonction de fiabilité du système ?

La probabilité que le système fonctionne après un temps t est équivalent à la probabilité que tous les composants fonctionnent après un temps t , soit

$$\mathbb{P}(T > t) = \mathbb{P}(\{T_1 > t\} \cap \dots \cap \{T_N > t\}) = \mathbb{P}(T_1 > t) \dots \mathbb{P}(T_n > t),$$

car les événements sont indépendants.

Exemple 4.22 (suite). *Par conséquent, on obtient*

$$R(t) = \prod_{k=1}^n R_k(t).$$

Exemple 4.23. *Soit un système en parallèle à n composantes. On suppose que les composantes fonctionnent indépendamment les unes des autres. Quelle est la fonction de fiabilité du système ?*

La probabilité que le système soit en panne est équivalente à la probabilité que toutes les composantes soient en panne après un temps t , soit

$$\mathbb{P}(T \leq t) = \mathbb{P}(\{T_1 \leq t\} \cap \cdots \cap \{T_n \leq t\}) = \mathbb{P}(T_1 \leq t) \cdots \mathbb{P}(T_n \leq t),$$

car les événements sont indépendants. Par conséquent, on obtient

$$R(t) = 1 - \prod_{k=1}^n [1 - R_k(t)].$$