

Probabilités et Statistiques

Remarque : pour tout évènement B dans l'univers de probabilités, on a $P(B) = \sum_{i=1}^n P(B|A_i)P(A_i)$.

□ **Formule étendue du théorème de Bayes** – Soit $\{A_i, i \in [1, n]\}$ une partition de l'univers de probabilités. On a :

$$P(A_k|B) = \frac{P(B|A_k)P(A_k)}{\sum_{i=1}^n P(B|A_i)P(A_i)}$$

Introduction aux probabilités à l'analyse combinatoire

□ **Univers de probabilités** – L'ensemble de toutes les issues possibles d'une expérience aléatoire est appelé l'univers de probabilités d'une expérience aléatoire et est noté S .

□ **Évènement** – Toute partie E d'un univers est appelé un évènement. Ainsi, un évènement est un ensemble d'issues possibles d'une expérience aléatoire. Si l'issue de l'expérience aléatoire est contenue dans E , alors on dit que E s'est produit.

□ **Axiomes de probabilités** – Pour chaque évènement E , on note $P(E)$ la probabilité que l'évènement E se produise.

$$(1) \quad 0 \leq P(E) \leq 1 \quad (2) \quad P(S) = 1 \quad (3) \quad P\left(\bigcup_{i=1}^n E_i\right) = \sum_{i=1}^n P(E_i)$$

□ **Permutation** – Une permutation est un arrangement de r objets parmi n objets, dans un ordre donné. Le nombre de tels arrangements est donné par $P(n, r)$, défini par :

$$P(n, r) = \frac{n!}{(n-r)!}$$

□ **Combinaison** – Une combinaison est un arrangement de r objets parmi n objets, où l'ordre ne compte pas. Le nombre de tels arrangements est donné par $C(n, r)$, défini par :

$$C(n, r) = \frac{P(n, r)}{r!} = \frac{n!}{r!(n-r)!}$$

Remarque : on note que pour $0 \leq r \leq n$, on a $P(n, r) \geq C(n, r)$.

Probabilité conditionnelle

□ **Théorème de Bayes** – Pour des évènements A et B tels que $P(B) > 0$, on a :

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

Remarque : on a $P(A \cap B) = P(A)P(B|A) = P(A|B)P(B)$.

□ **Partition** – Soit $\{A_i, i \in [1, n]\}$ tel que pour tout i , $A_i \neq \emptyset$. On dit que $\{A_i\}$ est une partition si l'on a :

$$\forall i \neq j, A_i \cap A_j = \emptyset \quad \text{et} \quad \bigcup_{i=1}^n A_i = S$$

□ **Indépendance** – Deux évènements A et B sont dits indépendants si et seulement si on a :

$$P(A \cap B) = P(A)P(B)$$

Variable aléatoires

□ **Variable aléatoire** – Une variable aléatoire, souvent notée X , est une fonction qui associe chaque élément de l'univers de probabilité à la droite des réels.

□ **Fonction de répartition** – La fonction de répartition F (en anglais *CDF* - *Cumulative distribution function*), qui est croissante monotone et telle que

$$\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0 \quad \text{et} \quad \lim_{x \rightarrow +\infty} F(x) = 1$$

est définie de la manière suivante :

$$F(x) = P(X \leq x)$$

Remarque : on a $P(a < X \leq b) = F(b) - F(a)$.

□ **Densité de probabilité** – La densité de probabilité f (en anglais *PDF* - *Probability density function*) est la probabilité que X prenne des valeurs entre deux réalisations adjacentes d'une variable aléatoire.

□ **Relations vérifiées par les PDF et CDF** – Voici les propriétés importantes à savoir dans les cas discret (D) et continu (C).

Case	CDF F	PDF f	Propriétés du PDF
(D)	$F(x) = \sum_{x_i \leq x} P(X = x_i)$	$f(x_j) = P(X = x_j)$	$0 \leq f(x_j) \leq 1$ and $\sum_j f(x_j) = 1$
(C)	$F(x) = \int_{-\infty}^x f(y) dy$	$f(x) = \frac{dF}{dx}$	$f(x) \geq 0$ and $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx = 1$

□ **Variance** – La variance d'une variable aléatoire, souvent notée $\text{Var}(X)$ ou σ^2 , est une mesure de la dispersion de ses fonctions de distribution. Elle est déterminée de la manière suivante :

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

□ **Écart-type** – L'écart-type d'une variable aléatoire, souvent notée σ , est une mesure de la dispersion de sa fonction de distribution, exprimée avec les mêmes unités que la variable aléatoire. Il est déterminé de la manière suivante :

$$\sigma = \sqrt{\text{Var}(X)}$$

□ **Espérance et moments de la distribution** – Voici les expressions de l'espérance $E[X]$, l'espérance généralisée $E[g(X)]$, $k^{\text{ième}}$ moment $E[X^k]$ et fonction caractéristique $\psi(\omega)$ dans les cas discret et continu.

Case	$E[X]$	$E[g(X)]$	$E[X^k]$	$\psi(\omega)$
(D)	$\sum_{i=1}^n x_i f(x_i)$	$\sum_{i=1}^n g(x_i) f(x_i)$	$\sum_{i=1}^n x_i^k f(x_i)$	$\sum_{i=1}^n f(x_i) e^{i\omega x_i}$
(C)	$\int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx$	$\int_{-\infty}^{+\infty} g(x) f(x) dx$	$\int_{-\infty}^{+\infty} x^k f(x) dx$	$\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) e^{i\omega x} dx$

Remarque : on a $e^{i\omega x} = \cos(\omega x) + i \sin(\omega x)$.

□ **Transformation de variables aléatoires** – Soit X, Y des variables liées par une certaine fonction. En notant f_X et f_Y les fonctions de distribution de X et Y respectivement, on a :

$$f_Y(y) = f_X(x) \left| \frac{dx}{dy} \right|$$

□ **Loi d'intégration de Leibniz** – Soit g une fonction de x et potentiellement c , et a, b , les limites de l'intervalle qui peuvent dépendre de c . On a :

$$\frac{\partial}{\partial c} \left(\int_a^b g(x) dx \right) = \frac{\partial b}{\partial c} \cdot g(b) - \frac{\partial a}{\partial c} \cdot g(a) + \int_a^b \frac{\partial g}{\partial c}(x) dx$$

□ **Inégalité de Tchebychev** – Soit X une variable aléatoire de moyenne μ . Pour $k, \sigma > 0$, on a l'inégalité suivante :

$$P(|X - \mu| \geq k\sigma) \leq \frac{1}{k^2}$$

Variables aléatoires conjointement distribuées

□ **Densité conditionnelle** – La densité conditionnelle de X par rapport à Y , souvent notée $f_{X|Y}$, est définie de la manière suivante :

$$f_{X|Y}(x) = \frac{f_{XY}(x, y)}{f_Y(y)}$$

□ **Indépendance** – Deux variables aléatoires X et Y sont dites indépendantes si l'on a :

$$f_{XY}(x, y) = f_X(x) f_Y(y)$$

□ **Densité marginale et fonction de répartition** – À partir de la densité de probabilité f_{XY} , on a :

Cas	Densité marginale	Fonction de répartition
(D)	$f_X(x_i) = \sum_j f_{XY}(x_i, y_j)$	$F_{XY}(x, y) = \sum_{x_i \leq x} \sum_{y_j \leq y} f_{XY}(x_i, y_j)$
(C)	$f_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{XY}(x, y) dy$	$F_{XY}(x, y) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f_{XY}(x', y') dx' dy'$

□ **Covariance** – On définit la covariance de deux variables aléatoires X et Y , que l'on note σ_{XY}^2 ou plus souvent $\text{Cov}(X, Y)$, de la manière suivante :

$$\text{Cov}(X, Y) \triangleq \sigma_{XY}^2 = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)] = E[XY] - \mu_X \mu_Y$$

□ **Corrélation** – En notant σ_X, σ_Y les écart-types de X et Y , on définit la corrélation entre les variables aléatoires X et Y , que l'on note ρ_{XY} , de la manière suivante :

$$\rho_{XY} = \frac{\sigma_{XY}^2}{\sigma_X \sigma_Y}$$

Remarques : on note que pour toute variable aléatoire X, Y , on a $\rho_{XY} \in [-1, 1]$. Si X et Y sont indépendants, alors $\rho_{XY} = 0$.

□ **Distributions importantes** – Voici les distributions importantes à savoir :

Type	Distribution	PDF	$\psi(\omega)$	$E[X]$	$\text{Var}(X)$
(D)	$X \sim \mathcal{B}(n, p)$ Binomial	$P(X = x) = \binom{n}{x} p^x q^{n-x}$ $x \in \llbracket 0, n \rrbracket$	$(pe^{i\omega} + q)^n$	np	npq
	$X \sim \text{Po}(\mu)$ Poisson	$P(X = x) = \frac{\mu^x}{x!} e^{-\mu}$ $x \in \mathbb{N}$	$e^{\mu(e^{i\omega} - 1)}$	μ	μ
(C)	$X \sim \mathcal{U}(a, b)$ Uniforme	$f(x) = \frac{1}{b-a}$ $x \in [a, b]$	$\frac{e^{i\omega b} - e^{i\omega a}}{(b-a)i\omega}$	$\frac{a+b}{2}$	$\frac{(b-a)^2}{12}$
	$X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma)$ Gaussien	$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$ $x \in \mathbb{R}$	$e^{i\omega\mu - \frac{1}{2}\omega^2\sigma^2}$	μ	σ^2
	$X \sim \text{Exp}(\lambda)$ Exponentiel	$f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$ $x \in \mathbb{R}_+$	$\frac{1}{1 - \frac{i\omega}{\lambda}}$	$\frac{1}{\lambda}$	$\frac{1}{\lambda^2}$

Estimation des paramètres

□ **Échantillon aléatoire** – Un échantillon aléatoire est une collection de n variables aléatoires X_1, \dots, X_n qui sont indépendantes et identiquement distribuées avec X .

□ **Estimateur** – Un estimateur est une fonction des données qui est utilisée pour trouver la valeur d'un paramètre inconnu dans un modèle statistique.

□ **Biais** – Le biais d'un estimateur $\hat{\theta}$ est défini comme étant la différence entre l'espérance de la distribution de $\hat{\theta}$ et de la valeur vraie, i.e. :

$$\text{Bias}(\hat{\theta}) = E[\hat{\theta}] - \theta$$

Remarque : un estimateur est dit non biaisé lorsque l'on a $E[\hat{\theta}] = \theta$.

□ **Moyenne empirique et variance empirique** – La moyenne empirique et la variance empirique d'un échantillon aléatoire sont utilisées pour estimer la valeur vraie μ et la variance vraie σ^2 d'une distribution, notés \bar{X} et s^2 et sont définies de la manière suivante :

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad \text{and} \quad s^2 = \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

□ **Théorème de la limite centrale** – Soit un échantillon aléatoire X_1, \dots, X_n suivant une distribution donnée de moyenne μ et de variance σ^2 , alors on a :

$$\bar{X} \underset{n \rightarrow +\infty}{\sim} \mathcal{N}\left(\mu, \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right)$$