

Mémo de Probabilités et Statistique

Christophe Chesneau

<https://chesneau.users.lmno.cnrs.fr/>

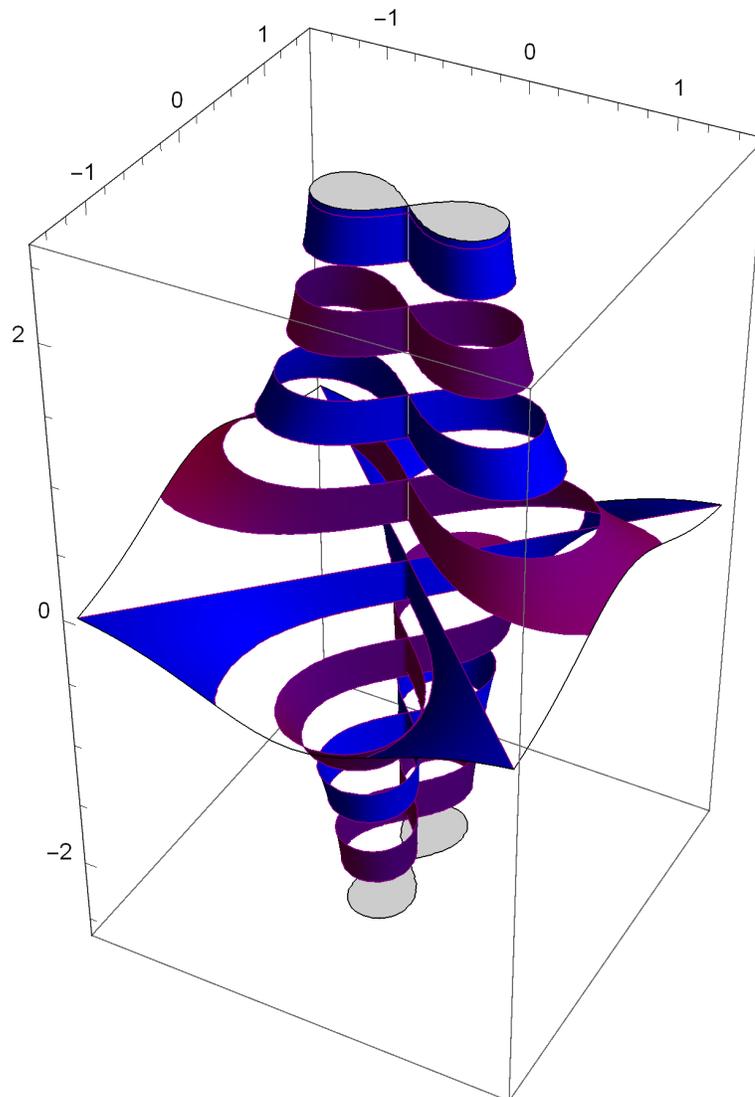


Table des matières

1	Dénombrement	3
2	Espaces probabilisés et probabilités	4
3	Probabilités conditionnelles et indépendance	6
4	Variables aléatoires réelles (<i>var</i>) discrètes	6
5	Modélisation : loi binomiale et loi géométrique	8
6	Couples de <i>var</i> discrètes	8
7	Vecteurs de <i>var</i> discrètes	10
8	Convergences de suites de <i>var</i> discrètes	12
9	Variables aléatoires réelles à densité	12
10	Retour sur la loi normale	14
11	Couples de <i>var</i> à densité	15
12	Vecteurs de <i>var</i> à densité	18
13	Convergences de suites de <i>var</i> ; généralité	20
14	Introduction à l'estimation paramétrique	21
15	Intervalles de confiance	23
16	Tests de conformité	24

1 Dénombrement

		Notations	Vocabulaire	Notations	Vocabulaire
Vocabulaires :	\emptyset		ensemble vide	$A \cup B$	réunion de A et B
	Ω		ensemble plein	$A \cap B$	intersection de A et B
	$\{\omega\}$		singleton de Ω	$A - B$	intersection de A et \overline{B}
	A		partie de Ω	$A \cap B = \emptyset$	A et B sont disjoints
	$\omega \in A$		ω appartient à A	$A \subseteq B$	A est inclus dans B
	\overline{A}		complémentaire de A dans Ω	$A \times B$	produit cartésien de A et B

		Ensemble	Définition	$A = \{a, b\}, B = \{b, c\}, \Omega = \{a, b, c\}$
Exemple :	\overline{A}		$\{x \in \Omega; x \notin A\}$	$\{c\}$
	$A \cup B$		$\{x \in \Omega; x \in A \text{ ou } x \in B\}$	$\{a, b, c\}$
	$A \cap B$		$\{x \in \Omega; x \in A \text{ et } x \in B\}$	$\{b\}$
	$A - B$		$\{x \in \Omega; x \in A \text{ et } x \notin B\}$	$\{a\}$
	$A \times B$		$\{(x, y); x \in A \text{ et } y \in B\}$	$\{(a, b), (a, c), (b, b), (b, c)\}$

Opérations : $(A \cup B) \cap C = (A \cap C) \cup (B \cap C)$, $(A \cap B) \cup C = (A \cup C) \cap (B \cup C)$, $\left(\bigcup_{k=1}^n A_k\right) \cap B = \bigcup_{k=1}^n (A_k \cap B)$,
 $\left(\bigcap_{k=1}^n A_k\right) \cup B = \bigcap_{k=1}^n (A_k \cup B)$.

Lois de Morgan : $\overline{A \cup B} = \overline{A} \cap \overline{B}$, $\overline{A \cap B} = \overline{A} \cup \overline{B}$, $\overline{\bigcup_{k=1}^n A_k} = \bigcap_{k=1}^n \overline{A_k}$, $\overline{\bigcap_{k=1}^n A_k} = \bigcup_{k=1}^n \overline{A_k}$.

Partition : $(A_k)_{k \in \{1, \dots, n\}}$ partition de $\Omega \Leftrightarrow (A_k)_{k \in \{1, \dots, n\}}$ disjoints deux à deux et $\bigcup_{k=1}^n A_k = \Omega$.

Cardinal : Le nombre des éléments d'un ensemble fini A est appelé cardinal de A . Il est noté $\text{Card}(A)$.

Formule du crible (ordre 2) : $\text{Card}(A \cup B) = \text{Card}(A) + \text{Card}(B) - \text{Card}(A \cap B)$.

Formule du crible (ordre n) : $\text{Card}\left(\bigcup_{k=1}^n A_k\right) = \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \sum_{(i_1, \dots, i_k) \in U_k} \text{Card}\left(\bigcap_{u=1}^k A_{i_u}\right)$,

où $U_k = \{(i_1, \dots, i_k) \in \{1, \dots, n\}^k; i_1 < \dots < i_k\}$.

Propriétés : $\text{Card}(\emptyset) = 0$, $A \cap B = \emptyset \Rightarrow \text{Card}(A \cup B) = \text{Card}(A) + \text{Card}(B)$,

$\text{Card}(\overline{A}) = \text{Card}(\mathcal{C}_\Omega A) = \text{Card}(\Omega) - \text{Card}(A)$, $\text{Card}(A) = \text{Card}(A \cap B) + \text{Card}(A \cap \overline{B})$,

$\text{Card}(A - B) = \text{Card}(A) - \text{Card}(A \cap B)$, $A \subseteq B \Rightarrow \text{Card}(A) \leq \text{Card}(B)$, $\text{Card}(A \times B) = \text{Card}(A) \text{Card}(B)$.

Principe additif : On considère une situation qui nous amène à faire un choix parmi n cas différents et exclusifs : le cas 1, ou le cas 2... , ou le cas n . Si, pour tout $k \in \{1, \dots, n\}$, il y a u_k possibilités pour le k -ème cas, alors le nombre total de possibilités est $\sum_{k=1}^n u_k$.

Principe multiplicatif : On considère une situation conjuguant k étapes : une étape 1, et une étape 2... , et une étape k . Si, pour tout $i \in \{1, \dots, k\}$, il y a n_i possibilités pour la k -ème étape, alors le nombre total de possibilités est $\prod_{i=1}^k n_i$.

Liste : Liste ordonnée d'éléments avec répétitions.

Arrangement : Liste ordonnée d'éléments sans répétition.

Permutation : Arrangement de n éléments parmi n .

Combinaison : Partie d'un ensemble ; l'ordre n'est pas pris en compte.

Choix	avec répétition	sans répétition	
Exemple :	avec ordre	<p>Listes :</p> $\left. \begin{array}{ccc} (a, a) & (a, b) & (a, c) \\ (b, a) & (b, b) & (b, c) \\ (c, a) & (c, b) & (c, c) \end{array} \right\} 9$	<p>Arrangements :</p> $\left. \begin{array}{cc} (a, b) & (a, c) \\ (b, a) & (b, c) \\ (c, a) & (c, b) \end{array} \right\} 6$
	sans ordre	<p>Combinaisons avec répétitions :</p> $\left. \begin{array}{ccc} [a, a] & [a, b] & [a, c] \\ [b, b] & [b, c] & [c, c] \end{array} \right\} 6$	<p>Combinaisons :</p> $\{a, b\} \quad \{a, c\} \quad \{b, c\} \quad \left. \right\} 3$

Nombre de listes : Le nombre de listes possibles de k éléments parmi n est n^k .

Factorielle : $n! = 1 \times 2 \times \dots \times (n-1) \times n = \prod_{i=1}^n i$. On pose $0! = 1$.

Nombre de permutations : Le nombre de permutations de n éléments est $n!$.

Nombre d'arrangements : On appelle nombre d'arrangements " k parmi n " l'entier : $A_n^k = \frac{n!}{(n-k)!}$.

C'est le nombre d'arrangements possibles de k éléments parmi n .

Coefficient binomial : On appelle coefficient binomial " k parmi n " l'entier : $\binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!}$.

Si $k \notin \{0, \dots, n\}$, on pose $\binom{n}{k} = 0$.

Nombre de combinaisons : Le nombre de combinaisons possibles de k éléments parmi n est $\binom{n}{k}$.

2 Espaces probabilisés et probabilités

Expérience aléatoire : On appelle expérience aléatoire toute expérience dont on connaît parfaitement les conditions mais dont on ne peut pas prévoir l'issue. Elle est notée \mathcal{E} .

Univers : On appelle univers d'une expérience aléatoire l'ensemble des issues possibles. On le note Ω .

Événement : On appelle événement toute partie de l'univers Ω . Les événements sont notés par des lettres majuscules : A, B, C, \dots . On dit qu'un événement A se réalise (ou est réalisé) lors d'une expérience aléatoire si et seulement si l'issue de cette expérience aléatoire appartient à A .

Notations	Lire	Vocabulaires
\emptyset	.	événement impossible
Ω	grand omega	univers (ou événement certain)
ω	omega	issue
$\{\omega\}$	singleton omega	événement élémentaire
A	.	événement
$\omega \in A$	omega dans A	ω est une réalisation possible de A

\bar{A}	A barre	événement contraire de A
$A \cup B$	A union B	réalisation de A , ou B , ou les deux
$A \cap B$	A inter B	réalisation de A et B
$A - B$	A privé de B	réalisation de A et \bar{B}
$A \cap B = \emptyset$.	A et B sont incompatibles
$A \subset B$	A inclus dans B	A implique B

On a : $\overline{A \cup B} = \bar{A} \cap \bar{B} =$ "ni A , ni B se réalise" et $\overline{A \cap B} = \bar{A} \cup \bar{B}$.

Système complet d'événements : $(A_k)_{k \in \{1, \dots, n\}}$ forme un système complet d'événements \Leftrightarrow

$(A_k)_{k \in \{1, \dots, n\}}$ sont incompatibles deux à deux et $\bigcup_{k=1}^n A_k = \Omega$.

Tribu : On dit que \mathcal{A} est une tribu de l'univers Ω si, et seulement si, $\Omega \in \mathcal{A}$, pour tout $A \in \mathcal{A}$, $\bar{A} \in \mathcal{A}$ et, pour toute famille d'événements $(A_k)_{k \in \mathbb{N}^*}$ tels que, pour tout $k \in \mathbb{N}^*$, $A_k \in \mathcal{A}$, on a $\bigcup_{k=1}^{\infty} A_k \in \mathcal{A}$.

Si Ω est fini ou infini dénombrable, on prend $\mathcal{A} = \mathcal{P}(\Omega)$ (l'ensemble des parties de Ω).

Probabilité \mathbb{P} : On appelle probabilité définie sur (Ω, \mathcal{A}) toute application $\mathbb{P} : \mathcal{A} \rightarrow \mathbb{R}$ telle que :

- pour tout $A \in \mathcal{A}$, $\mathbb{P}(A) \in [0, 1]$,
- $\mathbb{P}(\Omega) = 1$,
- pour toute suite d'événements $(A_k)_{k \in \mathbb{N}^*}$ incompatibles deux à deux, $\mathbb{P}\left(\bigcup_{k=1}^{\infty} A_k\right) = \sum_{k=1}^{\infty} \mathbb{P}(A_k)$.

Si Ω est fini, on peut remplacer le dernier point par : $A \cap B = \emptyset \Rightarrow \mathbb{P}(A \cup B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B)$. Le réel $\mathbb{P}(A)$, prononcer "P de A", est la probabilité que l'événement A se réalise.

Probabilité sur un univers dénombrable : Soient Ω un univers fini ou infini dénombrable (comme, par exemple, $\Omega = \mathbb{N}$), et $\mathcal{A} = \mathcal{P}(\Omega)$ l'ensemble des parties de Ω . Si l'application $\mathbb{Q} : \mathcal{A} \rightarrow \mathbb{R}$ vérifie :

- pour tout $\omega \in \Omega$, $\mathbb{Q}(\{\omega\}) \geq 0$,
- $\sum_{\omega \in \Omega} \mathbb{Q}(\{\omega\}) = 1$,
- pour tout $A \in \mathcal{A}$, $\mathbb{Q}(A) = \sum_{\omega \in A} \mathbb{Q}(\{\omega\})$,

alors \mathbb{Q} est une probabilité définie sur (Ω, \mathcal{A}) .

Espace probabilisé : Le triplet $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ est appelé espace probabilisé.

Propriétés : $\mathbb{P}(\emptyset) = 0$, $A \cap B = \emptyset \Rightarrow \mathbb{P}(A \cup B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B)$, $\mathbb{P}(\bar{A}) = 1 - \mathbb{P}(A)$,

$\mathbb{P}(A) = \mathbb{P}(A \cap B) + \mathbb{P}(A \cap \bar{B})$, $A \subset B \Rightarrow \mathbb{P}(A) \leq \mathbb{P}(B)$.

Formule d'inclusion-exclusion : $\mathbb{P}(A \cup B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) - \mathbb{P}(A \cap B)$.

Formule d'inclusion-exclusion (à 3 termes) :

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

Formule d'inclusion-exclusion (à n termes) : $\mathbb{P}\left(\bigcup_{k=1}^n A_k\right) = \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \sum_{(i_1, \dots, i_k) \in U_k} \mathbb{P}\left(\bigcap_{u=1}^k A_{i_u}\right)$,

où $U_k = \{(i_1, \dots, i_k) \in \{1, \dots, n\}^k; i_1 < \dots < i_k\}$.

Cas particulier : $(A_k)_{k \in \{1, \dots, n\}}$ incompatibles deux à deux $\Rightarrow \mathbb{P}\left(\bigcup_{k=1}^n A_k\right) = \sum_{k=1}^n \mathbb{P}(A_k)$.

Inégalité : On a toujours $\mathbb{P}\left(\bigcup_{k=1}^n A_k\right) \leq \sum_{k=1}^n \mathbb{P}(A_k)$.

Propriétés de limite monotone : $A_{n+1} \subset A_n \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(A_n) = \mathbb{P}\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} A_k\right)$,

$$A_n \subset A_{n+1} \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(A_n) = \mathbb{P}\left(\bigcup_{k=1}^{\infty} A_k\right).$$

Équiprobabilité : Si aucun événement élémentaire n'a plus de chance de se réaliser que les autres, on dit qu'il y a équiprobabilité.

Probabilité uniforme : Si Ω est fini et qu'il y a équiprobabilité, alors on peut considérer l'espace probabilisé $(\Omega, \mathcal{P}(\Omega), \mathbb{P})$, où \mathbb{P} désigne la probabilité uniforme définie par $\mathbb{P}(A) = \frac{\text{Card}(A)}{\text{Card}(\Omega)}$, $A \in \mathcal{A}$.

3 Probabilités conditionnelles et indépendance

Probabilité (conditionnelle) de A sachant B : L'application $\mathbb{P}_B : \mathcal{A} \rightarrow [0, 1]$ définie par $\mathbb{P}_B(A) = \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(B)}$, $A \in \mathcal{A}$, est une probabilité. Le réel $\mathbb{P}_B(A)$, prononcer "P de A sachant B", est la probabilité que l'événement A se réalise sachant que l'événement B est réalisé (avec $\mathbb{P}(B) \neq 0$).

Formule des probabilités composées (ordre 3) : $\mathbb{P}(A \cap B \cap C) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}_A(B)\mathbb{P}_{A \cap B}(C)$.

Formule des probabilités totales : $\mathbb{P}(A) = \mathbb{P}_B(A)\mathbb{P}(B) + \mathbb{P}_{\bar{B}}(A)\mathbb{P}(\bar{B})$.

Formule de Bayes : $\mathbb{P}_B(A) = \frac{\mathbb{P}_A(B)\mathbb{P}(A)}{\mathbb{P}_A(B)\mathbb{P}(A) + \mathbb{P}_{\bar{A}}(B)\mathbb{P}(\bar{A})}$.

Formule des probabilités composées (ordre n) : $\mathbb{P}\left(\bigcap_{k=1}^n A_k\right) = \mathbb{P}(A_1) \prod_{i=2}^n \mathbb{P}_{\bigcap_{k=1}^{i-1} A_k}(A_i)$.

Formule des probabilités totales (ordre n) : $(A_k)_{k \in \{1, \dots, n\}}$ système complet d'événements \Rightarrow

$$\mathbb{P}(B) = \sum_{k=1}^n \mathbb{P}_{A_k}(B)\mathbb{P}(A_k).$$

Formule de Bayes (ordre n) : $(A_k)_{k \in \{1, \dots, n\}}$ système complet d'événements $\Rightarrow \mathbb{P}_B(A_i) = \frac{\mathbb{P}_{A_i}(B)\mathbb{P}(A_i)}{\sum_{k=1}^n \mathbb{P}_{A_k}(B)\mathbb{P}(A_k)}$.

Indépendance :

- A et B indépendants $\Leftrightarrow \mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B) \Leftrightarrow \mathbb{P}_B(A) = \mathbb{P}(A) \Leftrightarrow \mathbb{P}_A(B) = \mathbb{P}(B)$.
- A et B indépendants $\Leftrightarrow \bar{A}$ et B indépendants $\Leftrightarrow A$ et \bar{B} indépendants $\Leftrightarrow \bar{A}$ et \bar{B} indépendants
- $(A_k)_{k \in \{1, \dots, n\}}$ indépendants deux à deux \Leftrightarrow pour tout $(k, l) \in \{1, \dots, n\}^2$ avec $k \neq l$,
 $\mathbb{P}(A_k \cap A_l) = \mathbb{P}(A_k)\mathbb{P}(A_l)$.
- $(A_k)_{k \in \{1, \dots, n\}}$ indépendants \Leftrightarrow pour tout $I \subseteq \{1, \dots, n\}$, $\mathbb{P}\left(\bigcap_{k \in I} A_k\right) = \prod_{k \in I} \mathbb{P}(A_k)$.

4 Variables aléatoires réelles (*var*) discrètes

Variable aléatoire réelle (*var*) : Une *var* X est une application $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ telle que, pour tout $x \in \mathbb{R}$,

$$\{X \leq x\} = \{\omega \in \Omega; X(\omega) \leq x\} \in \mathcal{A}.$$

Support d'une *var* : Le support d'une *var* X est l'ensemble des valeurs atteintes par X . Il est noté $X(\Omega)$.

Loi d'une *var* : La loi d'une *var* X est la probabilité \mathbb{P}_X définie par $\mathbb{P}_X(A) = \mathbb{P}(X \in A) = \mathbb{P}(\{\omega \in \Omega; X(\omega) \in A\})$,
 $A \subseteq \mathbb{R}$.

Var discrète :

- On appelle *var* discrète toute *var* prenant un ensemble de valeurs fini, ou infini dénombrable.
- La loi d'une *var* discrète X est donnée par $\mathbb{P}(X = k)$, $k \in X(\Omega)$, où $\mathbb{P}(X = k)$ désigne la probabilité que l'événement $\{X = k\} = \{\omega \in \Omega; X(\omega) = k\}$ se réalise.

Propriétés : $\sum_{k \in X(\Omega)} \mathbb{P}(X = k) = 1$, $\mathbb{P}(X \in \mathcal{D}) = \sum_{k \in X(\Omega) \cap \mathcal{D}} \mathbb{P}(X = k)$.

	Loi	uniforme	de Bernoulli	binomiale	géométrique	de Poisson
	paramètres	$n \in \mathbb{N}^*$	$p \in]0, 1[$	$n \in \mathbb{N}^*, p \in]0, 1[$	$p \in]0, 1[$	$\lambda > 0$
Exemples :	$X \sim$	$\mathcal{U}(\{1, \dots, n\})$	$\mathcal{B}(p)$	$\mathcal{B}(n, p)$	$\mathcal{G}(p)$	$\mathcal{P}(\lambda)$
	$X(\Omega)$ ($k \in$)	$\{1, \dots, n\}$	$\{0, 1\}$	$\{0, \dots, n\}$	\mathbb{N}^*	\mathbb{N}
	$\mathbb{P}(X = k)$	$\frac{1}{n}$	p si $k = 1$	$\binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$	$p(1-p)^{k-1}$	$e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}$

Caractérisation : $q_k, k \in \mathcal{D}$, caractérise la loi d'une *var* discrète $\Leftrightarrow q_k \geq 0$, et $\sum_{k \in \mathcal{D}} q_k = 1$.

Loi et probabilité uniforme : \mathbb{P} probabilité uniforme $\Rightarrow \mathbb{P}(X = k) = \frac{\text{Card}(\{X = k\})}{\text{Card}(\Omega)}$, $k \in X(\Omega)$.

Égalité en loi : X et Y suivent la même loi $\Leftrightarrow X(\Omega) = Y(\Omega)$ et $\mathbb{P}(X = k) = \mathbb{P}(Y = k)$, $k \in X(\Omega)$.

Fonction de répartition : $F(x) = \mathbb{P}(X \leq x) = \sum_{k \in]-\infty, x] \cap X(\Omega)} \mathbb{P}(X = k)$, $x \in \mathbb{R}$.

Fonction de répartition et loi : Pour tout $k \in X(\Omega)$, on a $\mathbb{P}(X = k) = F(k) - F(k_*)$, où k_* est la plus grande valeur de $X(\Omega)$ vérifiant $k_* < k$.

Espérance : $\mathbb{E}(X) = \sum_{k \in X(\Omega)} k \mathbb{P}(X = k)$.

Formule du transfert : $\mathbb{E}(g(X)) = \sum_{k \in X(\Omega)} g(k) \mathbb{P}(X = k)$.

Propriétés : $\mathbb{E}(a) = a$, $X(\Omega) \subseteq [0, \infty[\Rightarrow \mathbb{E}(X) \geq 0$, $\mathbb{E}(aX + b) = a\mathbb{E}(X) + b$,

$$\mathbb{E}(aX^2 + bX + c) = a\mathbb{E}(X^2) + b\mathbb{E}(X) + c.$$

Moment d'ordre p : $m_p = \mathbb{E}(X^p) = \sum_{k \in X(\Omega)} k^p \mathbb{P}(X = k)$.

Variance : $\mathbb{V}(X) = \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))^2)$.

Propriétés : $\mathbb{V}(X) \geq 0$, $\mathbb{V}(X) = 0 \Leftrightarrow X$ est une *var* constante, $\mathbb{V}(aX + b) = a^2 \mathbb{V}(X)$.

Formule de König-Huyghens : $\mathbb{V}(X) = \mathbb{E}(X^2) - (\mathbb{E}(X))^2$.

	$X \sim$	$\mathcal{U}(\{1, \dots, n\})$	$\mathcal{B}(p)$	$\mathcal{B}(n, p)$	$\mathcal{G}(p)$	$\mathcal{P}(\lambda)$
Exemples :	$\mathbb{E}(X)$	$\frac{n+1}{2}$	p	np	$\frac{1}{p}$	λ
	$\mathbb{V}(X)$	$\frac{n^2-1}{12}$	$p(1-p)$	$np(1-p)$	$\frac{1-p}{p^2}$	λ

Écart-type : $\sigma(X) = \sqrt{\mathbb{V}(X)}$.

Inégalité de Markov : Soit $h : \mathbb{R} \rightarrow]0, \infty[$ une fonction croissante. Pour tout $\epsilon > 0$, $\mathbb{P}(|X| \geq \epsilon) \leq \frac{\mathbb{E}(h(|X|))}{h(\epsilon)}$.

Inégalité de Bienaymé-Tchebychev : Pour tout $\epsilon > 0$, $\mathbb{P}(|X - \mathbb{E}(X)| \geq \epsilon) \leq \frac{\mathbb{V}(X)}{\epsilon^2}$.

Fonction génératrice : $G(s) = \mathbb{E}(s^X) = \sum_{k \in X(\Omega)} s^k \mathbb{P}(X = k)$, $s \in [-1, 1]$.

Fonction génératrice et ses dérivées : $G'(s) = \mathbb{E}(Xs^{X-1})$, $G''(s) = \mathbb{E}(X(X-1)s^{X-2})$,

$$G^{(k)}(s) = \mathbb{E}\left(\prod_{i=0}^{k-1} (X-i)s^{X-k}\right).$$

Propriétés : $\mathbb{E}(X) = G'(1)$, $\mathbb{V}(X) = G''(1) + G'(1) - (G'(1))^2$.

Fonction génératrice et égalité en loi : X et Y suivent la même loi $\Leftrightarrow G_X(s) = G_Y(s)$ pour tout $s \in [-1, 1]$.

$X \sim$	$\mathcal{U}(\{1, \dots, n\})$	$\mathcal{B}(p)$	$\mathcal{B}(n, p)$	$\mathcal{G}(p)$	$\mathcal{P}(\lambda)$
$G(s)$	$\frac{s}{n} \left(\frac{1-s^n}{1-s} \right)$	$1 + p(s-1)$	$(1 + p(s-1))^n$	$\frac{ps}{1 - (1-p)s}$	$e^{\lambda(s-1)}$

5 Modélisation : loi binomiale et loi géométrique

Schéma d'urne : Une urne contient N boules dont N_1 sont blanches et $N_2 = N - N_1$ sont noires. On effectue des tirages au hasard et avec remise.

- La *var* X égale au nombre de boules blanches obtenues en n tirages suit la loi binomiale $\mathcal{B}(n, p)$ avec $p = \frac{N_1}{N}$.
- La *var* X égale au nombre de tirages nécessaires pour obtenir pour la première fois une boule blanche suit la loi géométrique $\mathcal{G}(p)$ avec $p = \frac{N_1}{N}$.

Répétition d'expériences : On répète, dans les mêmes conditions, une même expérience aléatoire au cours de laquelle un événement A a une probabilité p d'être réalisé.

- La *var* X égale au nombre de réalisations de l'événement A en n expériences (indépendantes) suit la loi binomiale $\mathcal{B}(n, p)$.
- La *var* X égale au nombre d'expériences (indépendantes) nécessaires pour obtenir une réalisation de A suit la loi géométrique $\mathcal{G}(p)$.

6 Couples de *var* discrètes

Couple de *var* : Soient X et Y deux *var*. On appelle couple de *var* l'application $(X, Y) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^2$ vérifiant $(X, Y)(\omega) = (X(\omega), Y(\omega))$, $\omega \in \Omega$.

Support d'un couple de *var* : Le support d'un couple de *var* (X, Y) est l'ensemble des valeurs atteintes par (X, Y) . Il est noté $(X, Y)(\Omega)$.

Loi d'un couple de *var* : La loi d'un couple de *var* (X, Y) est la probabilité $\mathbb{P}_{(X, Y)}$ définie par

$$\mathbb{P}_{(X, Y)}(A) = \mathbb{P}((X, Y) \in A) = \mathbb{P}(\{\omega \in \Omega; (X, Y)(\omega) \in A\}), A \subseteq \mathbb{R}^2.$$

Couple de *var* discrètes :

- On appelle couple de *var* discrètes tout couple de *var* (X, Y) prenant un ensemble de valeurs fini, ou infini dénombrable. Dès lors, X est une *var* discrète et Y aussi.
- La loi d'un couple de *var* discrètes (X, Y) est donnée par $\mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\})$, $(i, j) \in (X, Y)(\Omega)$.
On la présente parfois sous la forme d'un tableau quand cela est possible.

Propriétés : $\sum_{(i, j) \in (X, Y)(\Omega)} \mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\}) = 1$, $\mathbb{P}((X, Y) \in \mathcal{D}) = \sum_{(i, j) \in (X, Y)(\Omega) \cap \mathcal{D}} \mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\})$.

Caractérisation : $q_{i,j}, (i,j) \in \mathcal{D}$, caractérise la loi d'un couple de *var* discrètes $\Leftrightarrow q_{i,j} \geq 0$ et $\sum_{(i,j) \in \mathcal{D}} q_{i,j} = 1$.

Loi et probabilité uniforme : \mathbb{P} probabilité uniforme $\Rightarrow \mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\}) = \frac{\text{Card}(\{X = i\} \cap \{Y = j\})}{\text{Card}(\Omega)}$,
 $(i,j) \in (X,Y)(\Omega)$.

Loi et probabilité conditionnelle : $\mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\}) = \begin{cases} \mathbb{P}_{\{Y=j\}}(X = i)\mathbb{P}(Y = j), \\ \mathbb{P}_{\{X=i\}}(Y = j)\mathbb{P}(X = i). \end{cases}$

Fonction de répartition : $F(x,y) = \mathbb{P}(\{X \leq x\} \cap \{Y \leq y\})$, $(x,y) \in \mathbb{R}^2$.

Lois marginales :

- On a $X(\Omega) = \bigcup_{j \in \mathbb{R}} \{i \in \mathbb{R}; \mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\}) \neq 0\}$,
la loi de X est donnée par $\mathbb{P}(X = i) = \sum_{j \in Y(\Omega)} \mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\})$, $i \in X(\Omega)$.
- On a $Y(\Omega) = \bigcup_{i \in \mathbb{R}} \{j \in \mathbb{R}; \mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\}) \neq 0\}$,
la loi de Y est donnée par $\mathbb{P}(Y = j) = \sum_{i \in X(\Omega)} \mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\})$, $j \in Y(\Omega)$.

Indépendance de 2 *var* discrètes : X et Y indépendantes $\Leftrightarrow (X,Y)(\Omega) = X(\Omega) \times Y(\Omega)$ et, pour tout
 $(i,j) \in (X,Y)(\Omega)$, $\mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\}) = \mathbb{P}(X = i)\mathbb{P}(Y = j)$.

Sur l'indépendance :

- S'il existe $(i_0, j_0) \in (X,Y)(\Omega)$ tel que $\mathbb{P}(\{X = i_0\} \cap \{Y = j_0\}) \neq \mathbb{P}(X = i_0)\mathbb{P}(Y = j_0)$, alors X et Y ne sont pas indépendantes.
- S'il existe deux suites de réels positifs $(a_i)_{i \in X(\Omega)}$ et $(b_j)_{j \in Y(\Omega)}$ telles que $\mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\}) = a_i b_j$,
 $\sum_{i \in X(\Omega)} a_i = 1$, $\sum_{j \in Y(\Omega)} b_j = 1$, alors X et Y sont indépendantes, et la loi de X est donnée par
 $\mathbb{P}(X = i) = a_i$, $i \in X(\Omega)$ et la loi de Y est donnée par $\mathbb{P}(Y = j) = b_j$, $j \in Y(\Omega)$.
- X et Y indépendantes $\Rightarrow \mathbb{P}(\{X \in \mathcal{D}_1\} \cap \{Y \in \mathcal{D}_2\}) = \mathbb{P}(X \in \mathcal{D}_1)\mathbb{P}(Y \in \mathcal{D}_2)$.
- X et Y indépendantes $\Rightarrow g(X)$ et $h(Y)$ indépendantes.

"Indépendantes et identiquement distribuées"/iid : On dit que X et Y sont *iid* quand elles sont "indépendantes et identiquement distribuées/suivent la même loi".

Loi d'une somme de deux *var* indépendantes : (*produit de convolution*)

$$\mathbb{P}(X + Y = k) = \sum_{i \in X(\Omega)} \mathbb{P}(Y = k - i)\mathbb{P}(X = i), k \in (X + Y)(\Omega).$$

Exemples :

$X_i \sim$	$\mathcal{B}(p)$	$\mathcal{B}(m_i, p)$	$\mathcal{P}(\lambda_i)$	$\mathcal{G}(p)$
$X_1 + X_2 \sim$	$\mathcal{B}(2, p)$	$\mathcal{B}(m_1 + m_2, p)$	$\mathcal{P}(\lambda_1 + \lambda_2)$	$\mathcal{G}(2, p)$

Formule du transfert : $\mathbb{E}(g(X,Y)) = \sum_{(i,j) \in (X,Y)(\Omega)} g(i,j)\mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\})$.

Linéarité de l'espérance : $\mathbb{E}(aX + bY) = a\mathbb{E}(X) + b\mathbb{E}(Y)$.

Inégalité de Cauchy-Schwarz : $|\mathbb{E}(XY)| \leq \sqrt{\mathbb{E}(X^2)}\sqrt{\mathbb{E}(Y^2)}$.

Moments et indépendance : X et Y indépendantes $\Rightarrow \mathbb{E}(g(X)h(Y)) = \mathbb{E}(g(X))\mathbb{E}(h(Y))$. En particulier,
 $\mathbb{E}(X^k Y^m) = \mathbb{E}(X^k)\mathbb{E}(Y^m)$.

Fonction génératrice : Si $(X,Y)(\Omega) \subseteq \mathbb{N}^2$, $G(s,t) = \mathbb{E}(s^X t^Y) = \sum_{(i,j) \in (X,Y)(\Omega)} s^i t^j \mathbb{P}(\{X = i\} \cap \{Y = j\})$,
 $(s,t) \in [-1, 1]^2$.

Propriétés : $G(s, 1) = G_X(s)$, $G(1, t) = G_Y(t)$, $G(s, s) = G_{X+Y}(s)$, $\mathbb{E}(XY) = \frac{\partial^2 G}{\partial s \partial t}(1, 1)$.

Fonction génératrice et indépendance : X et Y indépendantes $\Leftrightarrow G(s, t) = G_X(s)G_Y(t)$ pour tout $(s, t) \in [-1, 1]^2$.

Covariance : $\mathbb{C}(X, Y) = \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))(Y - \mathbb{E}(Y))) = \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y)$.

Matrice de covariance : $\Sigma = \begin{pmatrix} \mathbb{V}(X) & \mathbb{C}(X, Y) \\ \mathbb{C}(Y, X) & \mathbb{V}(Y) \end{pmatrix}$.

Variance d'une somme de *var* : $\mathbb{V}(X + Y) = \mathbb{V}(X) + \mathbb{V}(Y) + 2\mathbb{C}(X, Y)$.

Propriétés : $\mathbb{C}(X, Y) = \mathbb{C}(Y, X)$, $\mathbb{C}(X, a) = 0$, $\mathbb{C}(aX + b, cY + d) = ac\mathbb{C}(X, Y)$,

$$\mathbb{C}(aX + bY, cU + dV) = ac\mathbb{C}(X, U) + ad\mathbb{C}(X, V) + bc\mathbb{C}(Y, U) + bd\mathbb{C}(Y, V).$$

Paramètres d'un couple de *var* : Les principaux paramètres d'un couple de *var* (vecteur colonne)

$U = (X, Y)^t$ sont son espérance : $\mathbb{E}_2(U) = (\mathbb{E}(X), \mathbb{E}(Y))^t$, et sa matrice de covariance Σ .

Covariance, variance et indépendance : X et Y indépendantes \Rightarrow

◦ $\mathbb{C}(X, Y) = 0$,

◦ $\mathbb{V}(X + Y) = \mathbb{V}(X) + \mathbb{V}(Y)$.

Si $\mathbb{C}(X, Y) = 0$, on ne peut rien conclure sur l'indépendance des *var* X et Y .

Coefficient de corrélation linéaire : $\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{C}(X, Y)}{\sigma(X)\sigma(Y)}$. On a $\rho(X, Y) \in [-1, 1]$. Plus $|\rho(X, Y)|$ est proche de 1, plus la dépendance linéaire entre X et Y est forte.

7 Vecteurs de *var* discrètes

Vecteur de *var* : Soient X_1, \dots, X_n n *var*. On appelle vecteur de *var* l'application $(X_1, \dots, X_n) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$ vérifiant $(X_1, \dots, X_n)(\omega) = (X_1(\omega), \dots, X_n(\omega))$, $\omega \in \Omega$.

Support d'un vecteur de *var* : Le support d'un vecteur de *var* (X_1, \dots, X_n) est l'ensemble des valeurs atteintes par (X_1, \dots, X_n) . Il est noté $(X_1, \dots, X_n)(\Omega)$.

Loi d'un vecteur de *var* : La loi d'un vecteur de *var* (X_1, \dots, X_n) est la probabilité $\mathbb{P}_{(X_1, \dots, X_n)}$ définie par

$$\mathbb{P}_{(X_1, \dots, X_n)}(A) = \mathbb{P}((X_1, \dots, X_n) \in A) = \mathbb{P}(\{\omega \in \Omega; (X_1, \dots, X_n)(\omega) \in A\}), A \subseteq \mathbb{R}^n.$$

Vecteur de *var* discrètes :

◦ On appelle vecteur de *var* discrètes tout vecteur de *var* (X_1, \dots, X_n) prenant un ensemble de valeurs fini, ou infini dénombrable. Dès lors, pour tout $i \in \{1, \dots, n\}$, X_i est une *var* discrète.

◦ La loi de (X_1, \dots, X_n) est donnée par $\mathbb{P}\left(\bigcap_{i=1}^n \{X_i = u_i\}\right)$, $(u_1, \dots, u_n) \in (X_1 \dots X_n)(\Omega)$.

Propriétés : $\sum_{(u_1, \dots, u_n) \in (X_1, \dots, X_n)(\Omega)} \mathbb{P}\left(\bigcap_{i=1}^n \{X_i = u_i\}\right) = 1$.

$$\mathbb{P}((X_1, \dots, X_n) \in \mathcal{D}) = \sum_{(u_1, \dots, u_n) \in (X_1, \dots, X_n)(\Omega) \cap \mathcal{D}} \mathbb{P}\left(\bigcap_{i=1}^n \{X_i = u_i\}\right).$$

Caractérisation : q_{u_1, \dots, u_n} , $(u_1, \dots, u_n) \in \mathcal{D}$ caractérise la loi d'un vecteur de *var* discrètes $\Leftrightarrow q_{u_1, \dots, u_n} \geq 0$ et

$$\sum_{(u_1, \dots, u_n) \in \mathcal{D}} q_{u_1, \dots, u_n} = 1.$$

Loi marginale d'une *var* composante de (X_1, \dots, X_n) : La loi de X_1 est donnée par

$$\mathbb{P}(X_1 = u_1) = \sum_{(u_2, \dots, u_n) \in (X_2, \dots, X_n)(\Omega)} \dots \sum_{(u_3, \dots, u_n) \in (X_3, \dots, X_n)(\Omega)} \mathbb{P} \left(\bigcap_{i=1}^n \{X_i = u_i\} \right), u_1 \in X_1(\Omega).$$

On définit de la même manière les lois marginales des autres *var* X_2, \dots, X_n .

Loi de vecteurs de *var* composantes de (X_1, \dots, X_n) : La loi de (X_1, X_2) est donnée par

$$\mathbb{P}(\{X_1 = u_1\} \cap \{X_2 = u_2\}) = \sum_{(u_3, \dots, u_n) \in (X_3, \dots, X_n)(\Omega)} \dots \sum_{(u_3, \dots, u_n) \in (X_3, \dots, X_n)(\Omega)} \mathbb{P} \left(\bigcap_{i=1}^n \{X_i = u_i\} \right), (u_1, u_2) \in (X_1, X_2)(\Omega).$$

On définit de la même manière les lois d'autres vecteurs de *var*.

Fonction de répartition : $F(x_1, \dots, x_n) = \mathbb{P} \left(\bigcap_{i=1}^n \{X_i \leq x_i\} \right), (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$.

Fonction génératrice : Si $(X_1, \dots, X_n)(\Omega) \subseteq \mathbb{N}^n$, $G(s_1, \dots, s_n) = \mathbb{E} \left(\prod_{i=1}^n s_i^{X_i} \right), (s_1, \dots, s_n) \in [-1, 1]^n$.

Indépendance de n *var* discrètes : X_1, \dots, X_n indépendantes \Leftrightarrow pour tout $(u_1, \dots, u_n) \in \prod_{i=1}^n X_i(\Omega)$ et tout

$$I \subseteq \{1, \dots, n\}, \mathbb{P} \left(\bigcap_{i \in I} \{X_i = u_i\} \right) = \prod_{i \in I} \mathbb{P}(X_i = u_i).$$

Sur l'indépendance :

- Si $(X_1, \dots, X_n)(\Omega)$ n'est pas un ensemble produit, alors X_1, \dots, X_n ne sont pas indépendantes.
- X_1, \dots, X_n indépendantes $\Rightarrow \mathbb{P} \left(\bigcap_{i=1}^n \{X_i \in \mathcal{D}_i\} \right) = \prod_{i=1}^n \mathbb{P}(X_i \in \mathcal{D}_i)$.
- X_1, \dots, X_n indépendantes $\Rightarrow g_1(X_1), \dots, g_n(X_n)$ indépendantes.
- X_1, \dots, X_n indépendantes $\Rightarrow g(X_1, \dots, X_q)$ et $h(X_{q+1}, \dots, X_n)$ indépendantes.

Formule du transfert : $\mathbb{E}(g(X_1, \dots, X_n)) = \sum_{(u_1, \dots, u_n) \in (X_1, \dots, X_n)(\Omega)} \dots \sum_{(u_1, \dots, u_n) \in (X_1, \dots, X_n)(\Omega)} g(u_1, \dots, u_n) \mathbb{P} \left(\bigcap_{i=1}^n \{X_i = u_i\} \right)$.

Espérance et indépendance : X_1, \dots, X_n indépendantes $\Rightarrow \mathbb{E} \left(\prod_{i=1}^n g_i(X_i) \right) = \prod_{i=1}^n \mathbb{E}(g_i(X_i))$.

Loi d'une somme de n *var* indépendantes :

$X_i \sim$	$\mathcal{B}(p)$	$\mathcal{B}(m_i, p)$	$\mathcal{P}(\lambda_i)$	$\mathcal{G}(p)$
$\sum_{i=1}^n X_i \sim$	$\mathcal{B}(n, p)$	$\mathcal{B} \left(\sum_{i=1}^n m_i, p \right)$	$\mathcal{P} \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i \right)$	$\mathcal{G}(n, p)$

Matrice de covariance : $\Sigma = \begin{pmatrix} \mathbb{V}(X_1) & \mathbb{C}(X_1, X_2) & \dots & \dots & \mathbb{C}(X_1, X_n) \\ \mathbb{C}(X_2, X_1) & \mathbb{V}(X_2) & \dots & \dots & \mathbb{C}(X_2, X_n) \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \mathbb{C}(X_{n-1}, X_n) \\ \mathbb{C}(X_n, X_1) & \dots & \dots & \dots & \mathbb{V}(X_n) \end{pmatrix}$.

Bilinéarité de la covariance : $\mathbb{C} \left(\sum_{i=1}^n a_i X_i, \sum_{j=1}^q b_j Y_j \right) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^q a_i b_j \mathbb{C}(X_i, Y_j)$.

Espérance et variance d'une somme de n *var* : $\mathbb{E} \left(\sum_{i=1}^n X_i \right) = \sum_{i=1}^n \mathbb{E}(X_i)$,

$$\mathbb{V} \left(\sum_{i=1}^n X_i \right) = \sum_{i=1}^n \mathbb{V}(X_i) + 2 \sum_{i=2}^n \sum_{j=1}^{i-1} \mathbb{C}(X_i, X_j). X_1, \dots, X_n \text{ indépendantes} \Rightarrow \mathbb{V} \left(\sum_{i=1}^n X_i \right) = \sum_{i=1}^n \mathbb{V}(X_i).$$

Paramètres d'un vecteur de *var* : Les principaux paramètres d'un vecteur (colonne) de *var*

$X = (X_1, \dots, X_n)^t$ sont son espérance : $\mathbb{E}_n(X) = (\mathbb{E}(X_1), \dots, \mathbb{E}(X_n))^t$, et sa matrice de covariance Σ .

8 Convergences de suites de *var* discrètes

Suite de *var* indépendantes : $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ est une suite de *var* discrètes indépendantes \Leftrightarrow toute sous-famille finie extraite de $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ est une famille de *var* discrètes indépendantes.

Convergence en probabilité : Une suite de *var* discrètes $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en probabilité vers $X \Leftrightarrow$ pour tout $\epsilon > 0$, on a $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0$.

Loi faible des grands nombres : Soit $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ une suite de *var iid* discrètes admettant un moment d'ordre 2. Pour tout $n \in \mathbb{N}^*$, on pose $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$. Alors $(\bar{X}_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en probabilité vers $\mathbb{E}(X_1)$.

Convergence en loi : Soit $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ une suite de *var* discrètes.

$(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en loi vers $X \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X_n = k) = \mathbb{P}(X = k)$ pour tout $k \in X(\Omega) \Leftrightarrow$ pour toute fonction $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ continue bornée, on a $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}(g(X_n)) = \mathbb{E}(g(X)) \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} G_{X_n}(s) = G_X(s), s \in [-1, 1]$.

Hiérarchie :

- Convergence en probabilité vers $X \Rightarrow$ convergence en loi vers X .
- Convergence en probabilité vers 0 \Leftrightarrow convergence en loi vers 0.

Approximations usuelles :

- Si $p = \frac{l}{l+m}$ et $n \leq \frac{l+m}{10}$, alors $\mathcal{H}(l, m, n) \approx \mathcal{B}(n, p)$,
- Si $n \geq 31$ et $np \leq 10$, alors $\mathcal{B}(n, p) \approx \mathcal{P}(np)$.

9 Variables aléatoires réelles à densité

Densité : On appelle densité toute fonction $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ vérifiant :

- pour tout $x \in \mathbb{R}, f(x) \geq 0$,
- $\int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1$.

Var à densité : On dit qu'une *var* X est à densité s'il existe une densité f telle que, pour tous $a \leq b$, on a $\mathbb{P}(a \leq X \leq b) = \int_a^b f(x) dx$. On dit alors que X est de densité f ou X possède la densité f ou f est une densité de X . La loi de X est caractérisée par f .

Non-unicité de la densité d'une *var* : Si X possède la densité f , alors elle possède d'autres densités. En effet, si g est une fonction égale à f sauf en quelques points alors g est aussi une densité de X .

Calculs usuels :

$\mathbb{P}(X = a)$	$\mathbb{P}(X \leq b)$	$\mathbb{P}(X \geq a)$	$\mathbb{P}(a \leq X \leq b)$
0	$\int_{-\infty}^b f(x) dx$	$\int_a^{\infty} f(x) dx$	$\int_{-\infty}^b f(x) dx - \int_{-\infty}^a f(x) dx$

Ainsi, pour tout $a \in \mathbb{R}$, on a $\mathbb{P}(X = a) = 0$ (en cela, le comportement d'une *var* à densité diffère radicalement de celui d'une *var* discrète). On peut donc remplacer les inégalités larges par des inégalités strictes :

$$\mathbb{P}(a \leq X \leq b) = \mathbb{P}(a < X \leq b) = \mathbb{P}(a \leq X < b) = \mathbb{P}(a < X < b) \dots$$

Fonction de répartition : $F(x) = \mathbb{P}(X \leq x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt, x \in \mathbb{R}$. La fonction de répartition caractérise la loi de X ; pour tous $a \leq b$, on a $\mathbb{P}(a \leq X \leq b) = F(b) - F(a)$.

Support : Soit F la fonction de répartition d'une var X de densité f . Alors $X(\Omega)$ est l'adhérence de $\{x \in \mathbb{R}; F(x) \in]0, 1[\}$. Si $\{x \in \mathbb{R}; f(x) \neq 0\}$ est un intervalle ou \mathbb{R} (ce qui est souvent le cas), alors $X(\Omega)$ est aussi l'adhérence de $\{x \in \mathbb{R}; f(x) \neq 0\}$.

Loi	uniforme	exponentielle	gamma	normale
paramètres	$(a, b) \in \mathbb{R}^2, a < b$	$\lambda > 0$	$m > 0, \lambda > 0$	$\mu \in \mathbb{R}, \sigma > 0$
Exemples : $X \sim$	$\mathcal{U}([a, b])$	$\mathcal{E}(\lambda)$	$\Gamma(m, \lambda)$	$\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$
$X(\Omega)$	$[a, b]$	$[0, \infty[$	$[0, \infty[$	\mathbb{R}
$f(x)$	$\frac{1}{b-a}$	$\lambda e^{-\lambda x}$	$\frac{\lambda^m}{\Gamma(m)} x^{m-1} e^{-\lambda x}$	$\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$

Propriétés : $F(x) \in [0, 1]$, F est continue sur \mathbb{R} , F est croissante, $\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0$ et $\lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1$.

Densité et fonction de répartition : Soit X une var à densité de fonction de répartition F . Alors une densité f de X est donnée par $f(x) = F'(x)$ pour tout $x \in X(\Omega)$ sauf les points où F n'est pas dérivable, et par ce qu'on veut ailleurs (du moment que f reste une densité).

Égalité en loi : X et Y suivent la même loi $\Leftrightarrow F_X(x) = F_Y(x)$ pour tout $x \in \mathbb{R} \Leftrightarrow f_X(x) = f_Y(x)$ pour tout $x \in \mathbb{R}$ sauf, éventuellement, en un nombre fini de points.

Var symétrique : X est symétrique $\Leftrightarrow X$ et $-X$ suivent la même loi.

X possède une densité f paire $\Rightarrow X$ est symétrique.

Exemple : $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$, i.e. de densité : $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$, $x \in \mathbb{R}$, est symétrique car f est paire.

Propriétés : X symétrique $\Rightarrow \mathbb{P}(X \leq -x) = 1 - \mathbb{P}(X \leq x)$, $x \in \mathbb{R}$, $\mathbb{P}(|X| \leq x) = 2\mathbb{P}(X \leq x) - 1$, $x \geq 0$.

Espérance : $\mathbb{E}(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$.

Formule du transfert : $\mathbb{E}(g(X)) = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) f(x) dx$.

Propriétés : $\mathbb{E}(a) = a$, $X(\Omega) \subseteq [0, \infty[\Rightarrow \mathbb{E}(X) \geq 0$, $\mathbb{E}(aX + b) = a\mathbb{E}(X) + b$,

$$\mathbb{E}(aX^2 + bX + c) = a\mathbb{E}(X^2) + b\mathbb{E}(X) + c.$$

Moment d'ordre p : $m_p = \mathbb{E}(X^p) = \int_{-\infty}^{\infty} x^p f(x) dx$.

Méthode de la fonction muette : Si, pour toute fonction continue bornée $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, on a $\mathbb{E}(g(X)) = \mathbb{E}(g(Y))$, alors X et Y suivent la même loi.

Espérance et var symétrique : X est symétrique \Rightarrow pour toute fonction $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ impaire (si existence) $\mathbb{E}(g(X)) = 0$.

Variance : $\mathbb{V}(X) = \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))^2)$.

Propriétés : $\mathbb{V}(X) \geq 0$, $\mathbb{V}(X) = 0 \Leftrightarrow X$ est une var constante, $\mathbb{V}(aX + b) = a^2\mathbb{V}(X)$.

Formule de König-Huyghens : $\mathbb{V}(X) = \mathbb{E}(X^2) - (\mathbb{E}(X))^2$.

Écart-type : $\sigma(X) = \sqrt{\mathbb{V}(X)}$.

$X \sim$	$\mathcal{U}([a, b])$	$\mathcal{E}(\lambda)$	$\Gamma(m, \lambda)$	$\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$
Exemples : $\mathbb{E}(X)$	$\frac{a+b}{2}$	$\frac{1}{\lambda}$	$\frac{m}{\lambda}$	μ
$\mathbb{V}(X)$	$\frac{(b-a)^2}{12}$	$\frac{1}{\lambda^2}$	$\frac{m}{\lambda^2}$	σ^2
$\sigma(X)$	$\frac{b-a}{2\sqrt{3}}$	$\frac{1}{\lambda}$	$\frac{\sqrt{m}}{\lambda}$	σ

Inégalité de Markov : Soit $h : \mathbb{R} \rightarrow]0, \infty[$ une fonction croissante. Pour tout $\epsilon > 0$, $\mathbb{P}(|X| \geq \epsilon) \leq \frac{\mathbb{E}(h(|X|))}{h(\epsilon)}$.

Inégalité de Bienaymé-Tchebychev : Pour tout $\epsilon > 0$, $\mathbb{P}(|X - \mathbb{E}(X)| \geq \epsilon) \leq \frac{\mathbb{V}(X)}{\epsilon^2}$.

Transformée de Laplace : $L(t) = \mathbb{E}(e^{tX}) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{tx} f(x) dx$, $t \in \mathbb{R}$.

Transformée de Laplace et ses dérivées : $L'(t) = \mathbb{E}(Xe^{tX})$, $L''(t) = \mathbb{E}(X^2e^{tX})$, $L^{(k)}(t) = \mathbb{E}(X^k e^{tX})$.

Propriétés : $\mathbb{E}(X) = L'(0)$, $\mathbb{V}(X) = L''(0) - (L'(0))^2$.

Transformée de Laplace et égalité en loi : X et Y suivent la même loi $\Leftrightarrow L_X(t) = L_Y(t)$ pour tout $t \in \mathbb{R}$.

Fonction caractéristique : $\varphi(t) = \mathbb{E}(e^{itX}) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx} f(x) dx$, $t \in \mathbb{R}$.

Exemples :

$X \sim$	$\mathcal{U}([a, b])$	$\mathcal{E}(\lambda)$	$\Gamma(m, \lambda)$	$\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$
$\varphi(t)$	$\frac{e^{itb} - e^{ita}}{it(b-a)}$	$\frac{\lambda}{\lambda - it}$	$\frac{\lambda^m}{(\lambda - it)^m}$	$e^{it\mu - \sigma^2 \frac{t^2}{2}}$

Fonction caractéristique et densité : $f(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(t) e^{-itx} dt$, $x \in \mathbb{R}$.

Fonction caractéristique et ses dérivées : $\varphi'(t) = i\mathbb{E}(Xe^{itX})$, $\varphi''(t) = -\mathbb{E}(X^2e^{itX})$, $\varphi^{(k)}(t) = i^k \mathbb{E}(X^k e^{itX})$.

Fonction caractéristique et égalité en loi : X et Y suivent la même loi $\Leftrightarrow \varphi_X(t) = \varphi_Y(t)$ pour tout $t \in \mathbb{R}$.

10 Retour sur la loi normale

Loi normale : *Rappel :* La var X suit la loi normale $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, $\mu \in \mathbb{R}$, $\sigma > 0$, si elle possède la densité :

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad x \in \mathbb{R}.$$

La loi normale est particulièrement intéressante car

- elle modélise correctement de nombreuses mesures physiques pouvant prendre une infinité de valeurs (avec les décimales) : poids, tailles, durées, vitesses...
- elle est une loi limite universelle. Cela découle du théorème central limite présenté plus loin.

Graphes : Le graphe de f est symétrique par rapport à μ . Celui-ci est en forme de "cloche" plus ou moins arrondie selon les valeurs de σ .

Espérance, variance et écart-type : $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2) \Rightarrow \mathbb{E}(X) = \mu$, $\mathbb{V}(X) = \sigma^2$, $\sigma(X) = \sigma$. μ est la valeur moyenne de X et σ mesure la dispersion des valeurs de X autour de μ .

Loi normale centrée réduite : La var X suit la loi normale centrée réduite $\mathcal{N}(0, 1)$ si elle possède la densité :

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}, \quad x \in \mathbb{R}.$$

On a $\mathbb{E}(X) = 0$, d'où le "centrée", et $\mathbb{V}(X) = 1$, d'où le "réduite". De plus, X est symétrique. Cela implique :

- pour tout $x \in \mathbb{R}$, on a $\mathbb{P}(-X \leq x) = \mathbb{P}(X \leq x)$,
- pour tout $x \in \mathbb{R}$, on a $\mathbb{P}(X \leq -x) = 1 - \mathbb{P}(X \leq x)$,
- pour tout $x \geq 0$, on a $\mathbb{P}(|X| \leq x) = 2\mathbb{P}(X \leq x) - 1$,
- pour toute fonction impaire g (si existence) on a $\mathbb{E}(g(X)) = 0$.

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

- $X + b \sim \mathcal{N}(\mu + b, \sigma^2)$, $aX \sim \mathcal{N}(a\mu, a^2\sigma^2)$ et $aX + b \sim \mathcal{N}(a\mu + b, a^2\sigma^2)$,
- $Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0, 1)$. Ainsi, la transformation opérée par Z a centrée et réduite la *var* X . Cette transformation est souvent utilisée en pratique.

Règle des 4σ : $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2) \Rightarrow \mathbb{P}(\mu - 4\sigma \leq X \leq \mu + 4\sigma) \simeq 1$. Ainsi, la plupart des réalisations d'une *var* $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ sont contenues dans l'intervalle $[\mu - 4\sigma, \mu + 4\sigma]$.

Moments : $X \sim \mathcal{N}(0, 1) \Rightarrow \mathbb{E}(X^{2k}) = \prod_{i=1}^k (2i - 1)$, $\mathbb{E}(X^{2k+1}) = 0$.

Fonction de répartition : $X \sim \mathcal{N}(0, 1) \Rightarrow F(x) = \mathbb{P}(X \leq x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$, $x \in \mathbb{R}$.

On a $F(x) = F(y) \Leftrightarrow x = y$, et $f(x) = F'(x)$, $x \in \mathbb{R}$.

La fonction F ne peut pas s'écrire sous une forme analytique, sans intégrale. C'est pourquoi on utilise une table de valeurs associée donnant $F(x)$ avec $x \in [0; 3,99]$ et $x = x_1 + x_2$.

Approximation : loi binomiale et loi normale : Si $n \geq 31$, $np \geq 5$ et $n(1 - p) \geq 5$, alors

$\mathcal{B}(n, p) \approx \mathcal{N}(np, np(1 - p))$. Avec une correction de continuité, $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ et $Y \sim \mathcal{N}(np, np(1 - p)) \Rightarrow$

- pour tout $k \in \mathbb{N}$, on a $\mathbb{P}(X \leq k) \simeq \mathbb{P}(Y \leq k + 0,5)$,
- $\mathbb{P}(X \geq k) \simeq \mathbb{P}(Y \geq k - 0,5)$ et $\mathbb{P}(X = k) \simeq \mathbb{P}(k - 0,5 \leq Y \leq k + 0,5)$,
- pour tout $(k_1, k_2) \in \mathbb{N}^2$ tel que $k_1 < k_2$, on a $\mathbb{P}(k_1 \leq X \leq k_2) \simeq \mathbb{P}(k_1 - 0,5 \leq Y \leq k_2 + 0,5)$.

Approximation : loi de Poisson et la loi normale : Si $\lambda \geq 15$, alors $\mathcal{P}(\lambda) \approx \mathcal{N}(\lambda, \lambda)$.

11 Couples de *var* à densité

Densité (bidimensionnelle) : On appelle densité (bidimensionnelle) toute fonction $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ vérifiant :

- pour tout $(x, y) \in \mathbb{R}^2$, $f(x, y) \geq 0$,
- $\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx dy = 1$.

Couple de *var* à densité : On dit qu'un couple de *var* (X, Y) est à densité s'il existe une densité f telle que, pour tout $\mathcal{D} \subseteq \mathbb{R}^2$, on a $\mathbb{P}((X, Y) \in \mathcal{D}) = \int \int_{\mathcal{D}} f(x, y) dx dy$, (x est associé à X et y est associé à Y).

On dit alors que (X, Y) est de densité f ou (X, Y) possède la densité f ou f est une densité de (X, Y) . La loi de (X, Y) est caractérisée par f .

Propriétés : Pour tous $a \leq b$, $c \leq d$ et toutes fonctions

$g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ et $h : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ telles que $g(x) \leq h(x)$, $x \in \mathbb{R}$, on a

- $\mathbb{P}(\{a \leq X \leq b\} \cap \{c \leq Y \leq d\}) = \int_c^d \left(\int_a^b f(x, y) dx \right) dy$,
- $\mathbb{P}(\{a \leq X \leq b\} \cap \{g(X) \leq Y \leq h(X)\}) = \int_a^b \left(\int_{g(x)}^{h(x)} f(x, y) dy \right) dx$,
- $\mathbb{P}(g(X) \leq Y \leq h(X)) = \int_{-\infty}^{\infty} \left(\int_{g(x)}^{h(x)} f(x, y) dy \right) dx$.

Fonction de répartition : $F(x, y) = \mathbb{P}(\{X \leq x\} \cap \{Y \leq y\})$, $(x, y) \in \mathbb{R}^2$. On a $F_X(x) = \lim_{y \rightarrow \infty} F(x, y)$, $x \in \mathbb{R}$, et $F_Y(y) = \lim_{x \rightarrow \infty} F(x, y)$, $y \in \mathbb{R}$.

Support : Soit F la fonction de répartition d'un couple de *var* (X, Y) de densité f . Alors $(X, Y)(\Omega)$ est l'adhérence de $\{(x, y) \in \mathbb{R}^2; F(x, y) \in]0, 1[\}$.

Si $\{(x, y) \in \mathbb{R}^2; f(x, y) \neq 0\}$ est un ensemble d'aire non nulle "sans points ou courbes isolés" (*ce qui est souvent le cas*), alors $(X, Y)(\Omega)$ est aussi l'adhérence de $\{(x, y) \in \mathbb{R}^2; f(x, y) \neq 0\}$. De plus, $X(\Omega)$ est l'adhérence de l'ensemble des x vérifiant $f(x, y) \neq 0$ pour tout $y \in \mathbb{R}$, et $Y(\Omega)$ est l'adhérence de l'ensemble des y vérifiant $f(x, y) \neq 0$ pour tout $x \in \mathbb{R}$.

Densité et fonction de répartition : Soit (X, Y) un couple de *var* à densité de fonction de répartition F . Alors une densité f de (X, Y) est donnée par $f(x, y) = \frac{\partial^2 F}{\partial x \partial y}(x, y)$ pour tout $(x, y) \in (X, Y)(\Omega)$ sauf les points où F n'est pas différentiable, et par ce qu'on veut ailleurs (du moment que f reste une densité).

Densités marginales :

- Une densité de X est $f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy$, $x \in \mathbb{R}$.
- Une densité de Y est $f_Y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx$, $y \in \mathbb{R}$.
- Si $f(x, y) = f(y, x)$ pour tout $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ sauf, éventuellement, sur un ensemble d'aire nulle, alors X et Y suivent la même loi; une densité de Y est $f_Y(y) = f_X(y)$, $y \in \mathbb{R}$.

Indépendance de 2 *var* à densité : X et Y indépendantes $\Leftrightarrow (X, Y)$ possède la densité produit : $f_X(x)f_Y(y)$, *i.e.* $f(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$ pour tout $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ sauf, éventuellement, sur un ensemble d'aire nulle (impliquant $(X, Y)(\Omega) = X(\Omega) \times Y(\Omega)$) $\Leftrightarrow F(x, y) = F_X(x)F_Y(y)$ pour tout $(x, y) \in \mathbb{R}^2 \Leftrightarrow$ pour tous $a \leq b$, $c \leq d$, $\mathbb{P}(\{a \leq X \leq b\} \cap \{c \leq Y \leq d\}) = \mathbb{P}(a \leq X \leq b)\mathbb{P}(c \leq Y \leq d)$.

Sur l'indépendance :

- Si $(X, Y)(\Omega)$ n'est pas un ensemble produit, *i.e.* on ne peut pas écrire $(X, Y)(\Omega) = I \times J$ avec $(I, J) \subseteq \mathbb{R}^2$, alors X et Y ne sont pas indépendantes.
- S'il existe deux fonctions $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ et $h : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ telles que $f(x, y) = g(x)h(y)$, $\int_{-\infty}^{\infty} g(x)dx = 1$, $\int_{-\infty}^{\infty} h(y)dy = 1$, alors X et Y sont indépendantes, une densité de X est g et une densité de Y est h .
- X et Y indépendantes $\Rightarrow \mathbb{P}(\{X \in \mathcal{D}_1\} \cap \{Y \in \mathcal{D}_2\}) = \mathbb{P}(X \in \mathcal{D}_1)\mathbb{P}(Y \in \mathcal{D}_2)$.
- X et Y indépendantes $\Rightarrow g(X)$ et $h(Y)$ indépendantes.

"Indépendantes et identiquement distribuées"/*iid* : On dit que X et Y sont *iid* quand elles sont "indépendantes et identiquement distribuées/suivent la même loi".

Loi d'un couple de *var* ($\phi(X, Y), \psi(X, Y)$) : (*théorème du changement de variable*) Soient (X, Y) un couple de *var* de densité $f_{(X, Y)}$, et $\phi : (X, Y)(\Omega) \rightarrow \mathbb{R}$ et $\psi : (X, Y)(\Omega) \rightarrow \mathbb{R}$ deux fonctions.

On considère le couple de *var* : $(U, V) = (\phi(X, Y), \psi(X, Y))$. On suppose que $g(x, y) = (\phi(x, y), \psi(x, y))$ est injective et qu'il existe deux fonctions $h : \mathbb{R}^2 \rightarrow X(\Omega)$ et $k : \mathbb{R}^2 \rightarrow Y(\Omega)$ différentiables telles que $u = \phi(x, y)$ et $v = \psi(x, y) \Leftrightarrow x = h(u, v)$ et $y = k(u, v)$. Soit $J(u, v)$ le jacobien associé à $(x, y) = (h(u, v), k(u, v))$ défini

$$\text{par le déterminant : } J(u, v) = \begin{vmatrix} \frac{\partial h}{\partial u}(u, v) & \frac{\partial h}{\partial v}(u, v) \\ \frac{\partial k}{\partial u}(u, v) & \frac{\partial k}{\partial v}(u, v) \end{vmatrix} = \frac{\partial h}{\partial u}(u, v) \frac{\partial k}{\partial v}(u, v) - \frac{\partial k}{\partial u}(u, v) \frac{\partial h}{\partial v}(u, v).$$

Alors une densité de (U, V) est donnée par $f_{(U, V)}(u, v) = f_{(X, Y)}(h(u, v), k(u, v))|J(u, v)|$, $(u, v) \in \mathbb{R}^2$.

Densité d'une somme de deux *var* X et Y indépendantes : (*produit de convolution*)

$$f_{X+Y}(x) = (f_X * f_Y)(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(u) f_Y(x - u) du, \quad x \in \mathbb{R}.$$

Exemples :	$X_i \sim$	$\mathcal{E}(\lambda)$	$\Gamma(m_i, \lambda)$	$\mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2)$	$\chi^2(\nu_i)$
	$X_1 + X_2 \sim$	$\Gamma(2, \lambda)$	$\Gamma(m_1 + m_2, \lambda)$	$\mathcal{N}(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$	$\chi^2(\nu_1 + \nu_2)$

Caractérisations de quelques lois connues :

- Loi du Chi-deux : X et Y *iid* avec $X \sim \mathcal{N}(0, 1) \Rightarrow X^2 + Y^2 \sim \chi^2(2)$.
- Loi de Student : X et Y indépendantes avec $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$ et $Y \sim \chi^2(\nu) \Rightarrow \frac{X}{\sqrt{\frac{Y}{\nu}}} = \sqrt{\nu} \frac{X}{\sqrt{Y}} \sim \mathcal{T}(\nu)$.
- Loi de Fisher : X et Y indépendantes avec $X \sim \chi^2(\nu_1)$ et $Y \sim \chi^2(\nu_2) \Rightarrow \frac{X}{\frac{Y}{\nu_2}} = \frac{\nu_2 X}{\nu_1 Y} \sim \mathcal{F}(\nu_1, \nu_2)$.

Formule du transfert : $\mathbb{E}(g(X, Y)) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(x, y) f(x, y) dx dy$.

Méthode de la fonction muette : Si, pour toute fonction continue bornée $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, on a

$$\mathbb{E}(g(X, Y)) = \mathbb{E}(g(U, V)), \text{ alors } (X, Y) \text{ et } (U, V) \text{ suivent la même loi.}$$

Linéarité de l'espérance : $\mathbb{E}(aX + bY) = a\mathbb{E}(X) + b\mathbb{E}(Y)$.

Inégalité de Cauchy-Schwarz : $|\mathbb{E}(XY)| \leq \sqrt{\mathbb{E}(X^2)} \sqrt{\mathbb{E}(Y^2)}$.

Moments et indépendance : X et Y indépendantes $\Rightarrow \mathbb{E}(g(X)h(Y)) = \mathbb{E}(g(X))\mathbb{E}(h(Y))$. En particulier, on a $\mathbb{E}(X^k Y^m) = \mathbb{E}(X^k)\mathbb{E}(Y^m)$.

Covariance : $\mathbb{C}(X, Y) = \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))(Y - \mathbb{E}(Y))) = \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y)$.

Matrice de covariance : $\Sigma = \begin{pmatrix} \mathbb{V}(X) & \mathbb{C}(X, Y) \\ \mathbb{C}(Y, X) & \mathbb{V}(Y) \end{pmatrix}$.

Variance d'une somme de *var* : $\mathbb{V}(X + Y) = \mathbb{V}(X) + \mathbb{V}(Y) + 2\mathbb{C}(X, Y)$.

Propriétés : $\mathbb{C}(X, Y) = \mathbb{C}(Y, X)$, $\mathbb{C}(X, a) = 0$, $\mathbb{C}(aX + b, cY + d) = ac\mathbb{C}(X, Y)$,

$$\mathbb{C}(aX + bY, cU + dV) = ac\mathbb{C}(X, U) + ad\mathbb{C}(X, V) + bc\mathbb{C}(Y, U) + bd\mathbb{C}(Y, V),$$

Covariance, variance et indépendance : X et Y indépendantes \Rightarrow

- $\mathbb{C}(X, Y) = 0$,
- $\mathbb{V}(X + Y) = \mathbb{V}(X) + \mathbb{V}(Y)$.

$\mathbb{C}(X, Y) = 0 \Rightarrow$ on ne peut rien dire sur l'indépendance de X et Y .

Coefficient de corrélation linéaire : $\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{C}(X, Y)}{\sigma(X)\sigma(Y)}$. On a $\rho(X, Y) \in]-1, 1[$. Plus $|\rho(X, Y)|$ est proche de 1, plus la liaison linéaire entre X et Y est forte.

Paramètres d'un couple de *var* : Les principaux paramètres d'un couple de *var* (vecteur colonne)

$$Z = (X, Y)^t \text{ sont son espérance : } \mathbb{E}_2(Z) = (\mathbb{E}(X), \mathbb{E}(Y))^t, \text{ et sa matrice de covariance } \Sigma.$$

Propriété : Soient Z un couple de *var* (vecteur colonne) d'espérance μ et de matrice de covariance Σ , A une matrice à 2 lignes et 2 colonne, c un vecteur colonne à 2 composantes et $W = AZ + c$. Alors

- l'espérance de W est $\mu_* = A\mu + c$,
- la matrice de covariance de W est $\Sigma_* = A\Sigma A^t$.

Couple gaussien : Soient X et Y deux *var*. Alors $(X, Y)^t$ est un couple gaussien \Leftrightarrow

pour tout $(a, b) \in \mathbb{R}^2 - \{(0, 0)\}$, la *var* $aX + bY$ suit une loi normale.

En particulier, si $(X, Y)^t$ est gaussien, alors X et Y suivent des lois normales.

Caractérisation : Un couple gaussien $(X, Y)^t$ est caractérisé par son espérance μ et sa matrice de covariance Σ .

La loi de $(X, Y)^t$ est notée $\mathcal{N}_2(\mu, \Sigma)$.

Propriété d'indépendance : Si $(X, Y)^t$ est un couple gaussien, alors $\mathbb{C}(X, Y) = 0 \Rightarrow X$ et Y indépendantes.

Densité et fonction caractéristique d'un couple gaussien : Soit $(X, Y)^t \sim \mathcal{N}_2(\mu, \Sigma)$ avec $\mu = (\mu_1, \mu_2)^t$.

○ Si $\det(\Sigma) > 0$, alors $(X, Y)^t$ possède la densité : $f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sqrt{\det(\Sigma)}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu_1, y-\mu_2)\Sigma^{-1}(x-\mu_1, y-\mu_2)^t}$,
 $(x, y) \in \mathbb{R}^2$.

○ La fonction caractéristique de $(X, Y)^t$ est $\varphi(s, t) = e^{i(\mu_1, \mu_2)(s, t)^t - \frac{1}{2}(s, t)\Sigma(s, t)^t}$, $(s, t) \in \mathbb{R}^2$.

Cas particulier : Soit $(X, Y)^t \sim \mathcal{N}_2(\mu, \Sigma)$ avec $\mu = (0, 0)^t = 0_2$ et $\Sigma = \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix}$, $\rho \in]-1, 1[$. Alors

○ $(X, Y)^t$ possède la densité : $f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} e^{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}(x^2+y^2-2\rho xy)}$, $(x, y) \in \mathbb{R}^2$,

○ la fonction caractéristique de $(X, Y)^t$ est $\varphi(s, t) = e^{-\frac{1}{2}(s^2+t^2+2\rho st)}$, $(s, t) \in \mathbb{R}^2$.

Propriété : Soient $Z \sim \mathcal{N}_2(\mu, \Sigma)$, A une matrice à 2 lignes et 2 colonnes, c un vecteur colonne à 2 composantes et $W = AZ + c$. Alors on a $W \sim \mathcal{N}_2(A\mu + c, A\Sigma A^t)$.

12 Vecteurs de *var* à densité

Densité (*n*-dimensionnelle) : On appelle densité (*n*-dimensionnelle) toute fonction $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ vérifiant :

- pour tout $(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$, $f(x_1, \dots, x_n) \geq 0$,
- $\int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} f(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n = 1$.

Vecteur de *var* à densité : On dit qu'un vecteur de *var* (X_1, \dots, X_n) est à densité s'il existe une densité f , telle que, pour tout $\mathcal{D} \subseteq \mathbb{R}^n$, on a $\mathbb{P}((X_1, \dots, X_n) \in \mathcal{D}) = \int \dots \int_{\mathcal{D}} f(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n$. On dit alors que (X_1, \dots, X_n) est de densité f ou (X_1, \dots, X_n) possède la densité f ou f est une densité de (X_1, \dots, X_n) . La loi de (X_1, \dots, X_n) est caractérisée par f .

Fonction de répartition : $F(x_1, \dots, x_n) = \mathbb{P}\left(\bigcap_{i=1}^n \{X_i \leq x_i\}\right)$, $(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$.

Retour sur le support : Soit F la fonction de répartition d'un vecteur de *var* (X_1, \dots, X_n) à densité. On définit $(X_1, \dots, X_n)(\Omega)$ par l'adhérence de $\{(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n; F(x_1, \dots, x_n) \in]0, 1[\}$.

Densités marginales : Une densité de X_1 est donnée par $f_{X_1}(x_1) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} f(x_1, \dots, x_n) dx_2 \dots dx_n$, $x_1 \in \mathbb{R}$. On définit de la même manière des densités pour d'autres *var* X_2, \dots, X_n .

Densité d'un vecteur de *var* composantes de (X_1, \dots, X_n) : Une densité de (X_1, X_2) est donnée par

$f_{(X_1, X_2)}(x_1, x_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} f(x_1, \dots, x_n) dx_3 \dots dx_n$, $(x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2$. On définit de la même manière des densités d'autres vecteurs de *var*.

Indépendance de *n var* à densité : X_1, \dots, X_n indépendantes $\Leftrightarrow (X_1, \dots, X_n)$ possède la densité produit :

$\prod_{i=1}^n f_{X_i}(x_i)$, i.e. $f(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f_{X_i}(x_i)$ pour tout $(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ sauf, éventuellement, sur un ensemble de volume nul (impliquant $(X_1, \dots, X_n)(\Omega) = X_1(\Omega) \times \dots \times X_n(\Omega)$) \Leftrightarrow

$F(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n F_{X_i}(x_i)$ pour tout $(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n \Leftrightarrow$ pour tous $a_i \leq b_i$, $i \in \{1, \dots, n\}$,

$\mathbb{P}\left(\bigcap_{i=1}^n \{a_i \leq X_i \leq b_i\}\right) = \prod_{i=1}^n \mathbb{P}(a_i \leq X_i \leq b_i)$.

Sur l'indépendance :

- Si $(X_1, \dots, X_n)(\Omega)$ n'est pas un ensemble produit, alors X_1, \dots, X_n ne sont pas indépendantes.
- X_1, \dots, X_n indépendantes $\Rightarrow \mathbb{P}\left(\bigcap_{i=1}^n \{X_i \in \mathcal{D}_i\}\right) = \prod_{i=1}^n \mathbb{P}(X_i \in \mathcal{D}_i)$.
- X_1, \dots, X_n indépendantes $\Rightarrow g_1(X_1), \dots, g_n(X_n)$ indépendantes.
- X_1, \dots, X_n indépendantes $\Rightarrow g(X_1, \dots, X_q)$ et $h(X_{q+1}, \dots, X_n)$ indépendantes.

Formule du transfert : $\mathbb{E}(g(X_1, \dots, X_n)) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} g(x_1, \dots, x_n) f(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n$.

Espérance et indépendance : X_1, \dots, X_n indépendantes $\Rightarrow \mathbb{E}\left(\prod_{i=1}^n g_i(X_i)\right) = \prod_{i=1}^n \mathbb{E}(g_i(X_i))$.

Quelques lois usuelles d'une somme de n var indépendantes :

$X_i \sim$	$\mathcal{E}(\lambda)$	$\Gamma(m_i, \lambda)$	$\mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2)$	$\chi^2(\nu_i)$
$\sum_{i=1}^n X_i \sim$	$\Gamma(n, \lambda)$	$\Gamma\left(\sum_{i=1}^n m_i, \lambda\right)$	$\mathcal{N}\left(\sum_{i=1}^n \mu_i, \sum_{i=1}^n \sigma_i^2\right)$	$\chi^2\left(\sum_{i=1}^n \nu_i\right)$

Ainsi, toute var définie comme une combinaison linéaire de n var indépendantes suivant chacune une loi normale suit une loi normale.

Résultat clé sur la loi du Chi-deux : X_1, \dots, X_n iid, $X_i \sim \mathcal{N}(0, 1) \Rightarrow \sum_{i=1}^n X_i^2 \sim \chi^2(n)$.

Matrice de covariance : $\Sigma = \begin{pmatrix} \mathbb{V}(X_1) & \mathbb{C}(X_1, X_2) & \dots & \dots & \mathbb{C}(X_1, X_n) \\ \mathbb{C}(X_2, X_1) & \mathbb{V}(X_2) & \dots & \dots & \mathbb{C}(X_2, X_n) \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \mathbb{C}(X_{n-1}, X_n) \\ \mathbb{C}(X_n, X_1) & \dots & \dots & \dots & \mathbb{V}(X_n) \end{pmatrix}$.

Espérance et variance d'une somme de n var : $\mathbb{E}\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n \mathbb{E}(X_i)$,

$$\mathbb{V}\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n \mathbb{V}(X_i) + 2 \sum_{i=2}^n \sum_{j=1}^{i-1} \mathbb{C}(X_i, X_j). \quad X_1, \dots, X_n \text{ indépendantes} \Rightarrow \mathbb{V}\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n \mathbb{V}(X_i).$$

Bilinéarité de la covariance : $\mathbb{C}\left(\sum_{i=1}^n a_i X_i, \sum_{j=1}^q b_j Y_j\right) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^q a_i b_j \mathbb{C}(X_i, Y_j)$.

Paramètres d'un vecteur de var : Les principaux paramètres d'un vecteur (colonne) de var

$X = (X_1, \dots, X_n)^t$ sont son espérance : $\mathbb{E}_n(X) = (\mathbb{E}(X_1), \dots, \mathbb{E}(X_n))^t$, et sa matrice de covariance Σ .

Propriété : Soient Z un vecteur de n var d'espérance μ et de matrice de covariance Σ , A une matrice à n colonnes et q lignes, c un vecteur colonne à q composantes et $W = AZ + c$. Alors

- l'espérance de W est $\mu_* = A\mu + c$,
- la matrice de covariance de W est $\Sigma_* = A\Sigma A^t$.

Fonction caractéristique d'un vecteur de var à densité : $\varphi(t_1, \dots, t_n) = \mathbb{E}(e^{it_1 X_1 + \dots + it_n X_n})$,
 $(t_1, \dots, t_n) \in \mathbb{R}^n$.

Vecteur gaussien : Soient X_1, \dots, X_n n var. Alors $(X_1, \dots, X_n)^t$ est un vecteur gaussien \Leftrightarrow toute les combinaisons linéaires de X_1, \dots, X_n suivent une loi normale : pour tout $(a_1, \dots, a_n) \in \mathbb{R}^n - \{(0, \dots, 0)\}$,

$$\sum_{i=1}^n a_i X_i \text{ suit une loi normale.}$$

En particulier, si $(X_1, \dots, X_n)^t$ est un vecteur gaussien, alors, pour tout $i \in \{1, \dots, n\}$, X_i suit une loi normale.

Caractérisation : Un vecteur gaussien $X = (X_1, \dots, X_n)^t$ est caractérisé par son espérance μ et sa matrice de covariance Σ . La loi de X est notée $\mathcal{N}_n(\mu, \Sigma)$.

Propriété d'indépendance : Si $(X_1, \dots, X_n)^t$ est un vecteur gaussien alors X_i et X_j indépendantes $\Leftrightarrow \mathbb{C}(X_i, X_j) = 0$.

Densité et fonction caractéristique d'un vecteur gaussien : Soit $X = (X_1, \dots, X_n)^t \sim \mathcal{N}_n(\mu, \Sigma)$ avec $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_n)^t$.

o Si $\det(\Sigma) > 0$, alors X possède la densité :

$$f(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sqrt{\det(\Sigma)}} e^{-\frac{1}{2}(x_1 - \mu_1, \dots, x_n - \mu_n)\Sigma^{-1}(x_1 - \mu_1, \dots, x_n - \mu_n)^t}, (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n.$$

o La fonction caractéristique de X est $\varphi(t_1, \dots, t_n) = e^{i(\mu_1, \dots, \mu_n)(t_1, \dots, t_n)^t - \frac{1}{2}(t_1, \dots, t_n)\Sigma(t_1, \dots, t_n)^t}$, $(t_1, \dots, t_n) \in \mathbb{R}^n$.

Propriété : Soient $Z \sim \mathcal{N}_n(\mu, \Sigma)$, A une matrice à n colonnes et q lignes, c un vecteur colonne à q composantes et W tel que $W = AZ + c$. Alors on a $W \sim \mathcal{N}_q(A\mu + c, A\Sigma A^t)$.

Lois usuelles associées à la loi normale : Soient X_1, \dots, X_n n *var iid* suivant chacune la loi normale $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.

On pose $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$, $S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$. Alors $\mathbb{E}(\bar{X}_n) = \mu$, $\mathbb{E}(S_n^2) = \sigma^2$ et

<i>var</i>	$\sqrt{n} \left(\frac{\bar{X}_n - \mu}{\sigma} \right)$	$\frac{n-1}{\sigma^2} S_n^2$	$\sqrt{n} \left(\frac{\bar{X}_n - \mu}{S_n} \right)$	$\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma} \right)^2$
Loi	$\mathcal{N}(0, 1)$	$\chi^2(n-1)$	$\mathcal{T}(n-1)$	$\chi^2(n)$

13 Convergences de suites de *var*; généralité

Suite de *var* indépendantes : $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ est une suite de *var* indépendantes \Leftrightarrow toute sous-famille finie extraite de $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ est une famille de *var* indépendantes.

Convergence en probabilité : $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en probabilité vers $X \Leftrightarrow$ pour tout $\epsilon > 0$, on a

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) = 0.$$

Loi faible des grands nombres : Soit $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ une suite de *var iid* admettant un moment d'ordre 2. Pour tout $n \in \mathbb{N}^*$, on pose $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$. Alors $(\bar{X}_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en probabilité vers $\mathbb{E}(X_1)$.

Convergence en loi : Une suite de *var* $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en loi vers $X \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} F_{X_n}(x) = F_X(x)$ en tout point de continuité x de $F_X \Leftrightarrow$ pour toute fonction $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ continue bornée, on a

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}(g(X_n)) = \mathbb{E}(g(X)) \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \varphi_{X_n}(t) = \varphi_X(t), t \in \mathbb{R}.$$

Théorème central limite : Soit $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ une suite de *var iid* admettant un moment d'ordre 2. Pour tout $n \in \mathbb{N}^*$, on pose $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$, et $Z_n = \frac{\bar{X}_n - \mathbb{E}(\bar{X}_n)}{\sigma(\bar{X}_n)} = \sqrt{n} \left(\frac{\bar{X}_n - \mathbb{E}(X_1)}{\sigma(X_1)} \right)$. Alors la suite de *var* $(Z_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en loi vers une *var* Z suivant la loi normale $\mathcal{N}(0, 1)$.

Théorème de continuité (continuous mapping theorem) :

- o $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en probabilité vers $X \Rightarrow$ pour toute fonction $g : X(\Omega) \rightarrow \mathbb{R}$ continue, sauf, éventuellement, en un nombre fini de points, $(g(X_n))_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en probabilité vers $g(X)$.
- o $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en loi vers $X \Rightarrow$ pour toute fonction $g : X(\Omega) \rightarrow \mathbb{R}$ continue, sauf, éventuellement, en un nombre fini de points, $(g(X_n))_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en loi vers $g(X)$.

Convergence dans \mathbb{L}^p : $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge dans \mathbb{L}^p vers $X \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}(|X_n - X|^p) = 0$.

Hiérarchie :

- Convergence dans \mathbb{L}^p vers $X \Rightarrow$ convergence en probabilité vers $X \Rightarrow$ convergence en loi vers X .
- Convergence en probabilité vers 0 \Leftrightarrow convergence en loi vers 0.

Convergence presque sûre : $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge presque sûrement (*ps*) vers $X \Leftrightarrow$

$$\mathbb{P}(\lim_{n \rightarrow \infty} X_n = X) = \mathbb{P}(\{\omega \in \Omega; \lim_{n \rightarrow \infty} X_n(\omega) = X(\omega)\}) = 1.$$

Critère de convergence *ps* : Pour tout $\epsilon > 0$, $\sum_{n=1}^{\infty} \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \epsilon) < \infty \Rightarrow (X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge *ps* vers X .

Loi forte des grands nombres : Soit $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ une suite de *var iid* admettant une espérance. Pour tout $n \in \mathbb{N}^*$, on pose $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$. Alors $(\bar{X}_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge *ps* vers $\mathbb{E}(X_1)$.

Hiérarchie : Convergence *ps* \Rightarrow convergence en probabilité \Rightarrow convergence en loi.

Il n'y a pas d'implication entre la convergence dans \mathbb{L}^p et la convergence *ps*.

14 Introduction à l'estimation paramétrique

***n*-échantillon :** On appelle *n*-échantillon d'une *var* X *n var* X_1, \dots, X_n *iid* suivant la même loi que celle de X .

Estimation paramétrique : Soit X une *var* dont la loi dépend d'au moins un paramètre θ inconnu. L'objectif est d'évaluer ce paramètre à l'aide d'un *n*-échantillon X_1, \dots, X_n de X .

Estimateur : On appelle estimateur $\hat{\theta}_n$ de θ toute fonction de X_1, \dots, X_n .

Biais : $B(\hat{\theta}_n, \theta) = \mathbb{E}(\hat{\theta}_n) - \theta$. $\hat{\theta}_n$ est sans biais (de θ) $\Leftrightarrow B(\hat{\theta}_n, \theta) = 0 \Leftrightarrow \mathbb{E}(\hat{\theta}_n) = \theta$.

Risque quadratique : $R(\hat{\theta}_n, \theta) = \mathbb{E}((\hat{\theta}_n - \theta)^2)$. Plus $R(\hat{\theta}_n, \theta)$ est petit, plus l'estimateur $\hat{\theta}_n$ estime bien θ .

Si $\hat{\theta}_n$ est sans biais, alors on a $R(\hat{\theta}_n, \theta) = \mathbb{V}(\hat{\theta}_n)$.

Estimateur consistant : $\hat{\theta}_n$ est consistant $\Leftrightarrow (\hat{\theta}_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ converge en probabilité vers θ .

Méthode des moments : La méthode des moments permet de construire un estimateur $\hat{\theta}_n$ de θ :

1. On détermine une fonction $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ telle que $\mathbb{E}(X_1) = g(\theta)$.
2. On isole θ en fonction de $\mathbb{E}(X_1) : \theta = g^{-1}(\mathbb{E}(X_1))$.
3. On estime $\mathbb{E}(X_1)$ par $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$.
4. L'estimateur $\hat{\theta}_n$ de θ par la méthode des moments est : $\hat{\theta}_n = g^{-1}(\bar{X}_n)$.

Intervalle de confiance : On appelle intervalle de confiance pour θ au niveau $100(1-\alpha)\%$, $\alpha \in]0, 1[$, un intervalle de la forme $I_\theta = [a(X_1, \dots, X_n), b(X_1, \dots, X_n)]$, où $a(X_1, \dots, X_n)$ et $b(X_1, \dots, X_n)$ désignent deux fonctions dépendantes de X_1, \dots, X_n , tel que $\mathbb{P}(\theta \in I_\theta) = 1 - \alpha$. Pour que I_θ contienne avec une forte probabilité θ , on prend α petit : $\alpha = 0,05$, $\alpha = 0,01 \dots$

En pratique, on dispose de données x_1, \dots, x_n , lesquelles sont des réalisations de X_1, \dots, X_n . Une réalisation de I_θ est donc : $i_\theta = [a(x_1, \dots, x_n), b(x_1, \dots, x_n)]$, donnant ainsi un intervalle de valeurs dans lequel θ a $100(1 - \alpha)\%$ de chances d'appartenir.

Les intervalles de confiance associés à une *var* X suivant une loi normale sont donnés page 23.

Hypothèses statistiques : On appelle hypothèse statistique une hypothèse inhérente au contexte de l'étude.

À la base d'un test statistique, il y a deux hypothèses complémentaires, notées H_0 et H_1 ,

- l'hypothèse H_0 formule ce que l'on souhaite rejeter/réfuter,
- l'hypothèse H_1 formule ce que l'on souhaite montrer.

Par exemple, si on veut montrer l'hypothèse "le produit est non conforme", H_0 et H_1 s'opposent sous la forme :

$$H_0 : \text{"le produit est conforme"} \quad \text{contre} \quad H_1 : \text{"le produit est non conforme"}.$$

Test statistique : On appelle test statistique une démarche/procédure qui vise à apporter une réponse à la question : est-ce que les données nous permettent de rejeter H_0 /accepter H_1 avec un faible risque de se tromper ?

p-valeur : On appelle p-valeur le plus petit réel $\alpha \in]0, 1[$ calculé à partir des données tel que l'on puisse se permettre de rejeter H_0 au risque $100\alpha\%$.

Degré de significativité : La p-valeur nous donne un degré de significativité du rejet de H_0 .

Le rejet de H_0 sera :

- significatif si p-valeur $\in]0.01, 0.05]$, symbolisé par *,
- très significatif si p-valeur $\in]0.001, 0.01]$, symbolisé par **,
- hautement significatif si p-valeur < 0.001 , symbolisé par ***.

Il y a non rejet de H_0 si p-valeur > 0.05 .

S'il y a non-rejet de H_0 , sauf convention, on ne peut rien conclure du tout (avec le risque considéré). En revanche, peut-être qu'un risque de départ plus élevé ou la disposition de plus de données peuvent conduire à un rejet de H_0 .

Les tests statistiques associés à une $\text{var } X$ suivant une loi normale sont présentés page 24.

15 Intervalles de confiance

Lois : $Z \sim \mathcal{N}(0, 1)$, $T \sim \mathcal{T}(\nu)$, $K \sim \chi^2(\nu)$, $\nu = n - 1$. Niveau : $100(1 - \alpha)\%$, $\alpha \in]0, 1[$.

$X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$	valeurs	i_μ
σ connu Z-IntConf	$\mathbb{P}(Z \geq z_\alpha) = \alpha$	$\left[\bar{x} - z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{x} + z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right]$
σ inconnu T-IntConf	$\mathbb{P}(T \geq t_\alpha(\nu)) = \alpha$	$\left[\bar{x} - t_\alpha(\nu) \frac{s}{\sqrt{n}}, \bar{x} + t_\alpha(\nu) \frac{s}{\sqrt{n}} \right]$
$X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$	valeurs	i_{σ^2}
Chi-Square-IntConf	$\mathbb{P}(K \geq a_\alpha(\nu)) = 1 - \frac{\alpha}{2}$ $\mathbb{P}(K \geq b_\alpha(\nu)) = \frac{\alpha}{2}$	$\left[\frac{n-1}{b_\alpha(\nu)} s^2, \frac{n-1}{a_\alpha(\nu)} s^2 \right]$
$n \geq 31$ (parfois utilisé)	$\mathbb{P}(Z \geq z_\alpha) = \alpha$	$\left[\frac{2(n-1)s^2}{(\sqrt{2n-3} + z_\alpha)^2}, \frac{2(n-1)s^2}{(\sqrt{2n-3} - z_\alpha)^2} \right]$
$X \sim \mathcal{B}(p)$	valeurs	i_p
$n \geq 31$ $np_1 \geq 5, n(1-p_2) \geq 5$ Prop-Z-IntConf	$\mathbb{P}(Z \geq z_\alpha) = \alpha$	$\left[\bar{x} - z_\alpha \frac{\sqrt{\bar{x}(1-\bar{x})}}{\sqrt{n-1}}, \bar{x} + z_\alpha \frac{\sqrt{\bar{x}(1-\bar{x})}}{\sqrt{n-1}} \right] = [p_1, p_2]$
X de loi quelconque	valeurs	$i_{\mathbb{E}(X)}$
$n \geq 1000$ Z-IntConf-Lim	$\mathbb{P}(Z \geq z_\alpha) = \alpha$	$\left[\bar{x} - z_\alpha \frac{s}{\sqrt{n}}, \bar{x} + z_\alpha \frac{s}{\sqrt{n}} \right]$

16 Tests de conformité

Lois : $Z \sim \mathcal{N}(0, 1)$, $T \sim \mathcal{T}(\nu)$, $K \sim \chi^2(\nu)$, $\nu = n - 1$. Rejet de H_0 au risque $100\alpha\%$ \Leftrightarrow p-valeur $\leq \alpha$.

$X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$	H_0	H_1	Stat. test obs.	p-valeurs
σ connu : Z-Test	$\mu \neq \mu_0$	$\mu \neq \mu_0$	$z_{obs} = \sqrt{n} \left(\frac{\bar{x} - \mu_0}{\sigma} \right)$	$\mathbb{P}(Z \geq z_{obs})$
	$\mu \leq \mu_0$	$\mu > \mu_0$		$\mathbb{P}(Z \geq z_{obs}) \left(= \frac{1}{2} \mathbb{P}(Z \geq z_{obs}) \text{ si } z_{obs} > 0 \right)$
	$\mu \geq \mu_0$	$\mu < \mu_0$		$\mathbb{P}(Z \leq z_{obs}) \left(= \frac{1}{2} \mathbb{P}(Z \geq -z_{obs}) \text{ si } z_{obs} < 0 \right)$
σ inconnu : T-Test	$\mu \neq \mu_0$	$\mu \neq \mu_0$	$t_{obs} = \sqrt{n} \left(\frac{\bar{x} - \mu_0}{s} \right)$	$\mathbb{P}(T \geq t_{obs})$
	$\mu \leq \mu_0$	$\mu > \mu_0$		$\mathbb{P}(T \geq t_{obs}) \left(= \frac{1}{2} \mathbb{P}(T \geq t_{obs}) \text{ si } t_{obs} > 0 \right)$
	$\mu \geq \mu_0$	$\mu < \mu_0$		$\mathbb{P}(T \leq t_{obs}) \left(= \frac{1}{2} \mathbb{P}(T \geq -t_{obs}) \text{ si } t_{obs} < 0 \right)$
1-Chi2-Test	$\sigma^2 = \sigma_0^2$	$\sigma^2 \neq \sigma_0^2$	$\chi_{obs}^2 = \frac{n-1}{\sigma_0^2} s^2$	$2 \min(\mathbb{P}(K \geq \chi_{obs}^2), \mathbb{P}(K \leq \chi_{obs}^2))$
	$\sigma^2 \leq \sigma_0^2$	$\sigma^2 > \sigma_0^2$		$\mathbb{P}(K \geq \chi_{obs}^2)$
	$\sigma^2 \geq \sigma_0^2$	$\sigma^2 < \sigma_0^2$		$\mathbb{P}(K \leq \chi_{obs}^2)$
$n \geq 31$ (parfois utilisé)	$\sigma^2 = \sigma_0^2$	$\sigma^2 \neq \sigma_0^2$	$z_{obs} = \sqrt{\frac{2(n-1)}{\sigma_0^2} s^2} - \sqrt{2n-3}$	$\mathbb{P}(Z \geq z_{obs})$
	$\sigma^2 \leq \sigma_0^2$	$\sigma^2 > \sigma_0^2$		$\mathbb{P}(Z \geq z_{obs}) \left(= \frac{1}{2} \mathbb{P}(Z \geq z_{obs}) \text{ si } z_{obs} > 0 \right)$
	$\sigma^2 \geq \sigma_0^2$	$\sigma^2 < \sigma_0^2$		$\mathbb{P}(Z \leq z_{obs}) \left(= \frac{1}{2} \mathbb{P}(Z \geq -z_{obs}) \text{ si } z_{obs} < 0 \right)$
$X \sim \mathcal{B}(p)$	H_0	H_1	stat. test obs. et var	p-valeurs
$n \geq 31$, $np_0 \geq 5$, $n(1-p_0) \geq 5$: 1-Prop-Z-Test	$p = p_0$	$p \neq p_0$	$z_{obs} = \sqrt{n} \left(\frac{\bar{x} - p_0}{\sqrt{p_0(1-p_0)}} \right)$	$\mathbb{P}(Z \geq z_{obs})$
	$p \leq p_0$	$p > p_0$		$\mathbb{P}(Z \geq z_{obs}) \left(= \frac{1}{2} \mathbb{P}(Z \geq z_{obs}) \text{ si } z_{obs} > 0 \right)$
	$p \geq p_0$	$p < p_0$		$\mathbb{P}(Z \leq z_{obs}) \left(= \frac{1}{2} \mathbb{P}(Z \geq -z_{obs}) \text{ si } z_{obs} < 0 \right)$

Index

- n -échantillon, 21
- .Loi d'un couple de var , 8
- .Loi d'un vecteur de var , 10
- .Loi d'une var , 6

- Approximation loi binomiale, 12, 15
- Approximation loi de Poisson, 12, 15
- Arrangement, 4

- Biais, 21
- Bilinéarité de la covariance, 19

- Calculs usuels, 12
- Cardinal, 3
- Coefficient de corrélation linéaire, 10, 17
- Combinaison, 4
- Convergence dans \mathbb{L}^p , 20
- Convergence en loi, 12, 20
- Convergence en probabilité, 12, 20
- Couple de var discrètes, 8
- Couple de *var* à densité, 15
- Couple gaussien, 17
- Covariance, 17

- Degré de significativité, 22
- Densité, 12, 15, 18
- Densité de $X + Y$, 16
- Densités marginales, 16, 18
- Dénombrement, 3

- Ecart-type, 7, 13
- Egalité en loi, 13
- Equiprobabilité, 6
- Espace probabilisé, 5
- Espérance, 7, 13
- Espérance d'une somme de var, 19
- Estimateur, 21
- Estimateur consistant, 21
- Estimation paramétrique, 21
- Événement, 4
- Expérience aléatoire, 4

- Fonction de répartition, 7, 11, 12, 15, 18
- Fonction génératrice, 7, 9, 11
- Formule d'inclusion-exclusion, 5
- Formule de Bayes, 6
- Formule de König-Huyghens, 7, 13
- Formule des probabilités composées, 6
- Formule des probabilités totales, 6
- Formule du crible, 3
- Formule du transfert, 7, 9, 11, 13, 17, 19

- Hypothèses statistiques, 21

- Indépendance (événements), 6
- Indépendance de var discrètes, 9, 11
- Indépendance de var à densité, 16, 18
- Intervalle de confiance, 21
- Intervalles de confiance, 23
- Inégalité de Bienaymé-Tchebychev, 14
- Inégalité de Cauchy-Schwarz, 9, 17
- Inégalité de Markov, 7, 14

- Linéarité de l'espérance, 17
- Liste, 3, 4
- Loi de Fisher, 17, 20
- Loi de Student, 17, 20
- Loi du Chi-deux, 17, 19, 20
- Loi faible des grands nombres, 12, 20
- Loi normale, 14
- Loi normale centrée réduite, 14
- Lois de Morgan, 3
- Lois marginales (discrètes), 9, 11

- Matrice de covariance, 10, 11, 17, 19
- Modélisation, 8
- Moment, 7, 13
- Moments d'une loi normale, 15
- Méthode de la fonction muette, 13, 17
- Méthode des moments, 21

- p-valeur, 22
- Principe additif, 3

-
- Principe multiplicatif, 3
Probabilité, 5
Probabilité conditionnelle, 6
Probabilité uniforme, 6, 7
Produit de convolution, 16
Propriétés de limite monotone, 6

Risque quadratique, 21
Répétition d'expériences, 8

Schéma d'urne, 8
Suite de var indépendantes, 12, 20
Support, 6, 8, 10, 13, 15, 18
Système complet d'événements, 5

Test statistique, 22

Tests statistique, 24
Théorème central limite, 20
Théorème de continuité, 20
Théorème du changement de variable, 16
Tribu, 5

Univers, 4

Var discrète, 7
Var symétrique, 13
Var à densité, 12
Variable aléatoire réelle (var) , 6
Variance, 13
Variance d'une somme de var, 10, 17, 19
Vecteur de var discrètes, 10
Vecteur gaussien, 19