

Probabilités

Thierry Malon et Jean-Yves Tournet⁽¹⁾

(1) Université de Toulouse, ENSEEIHT-IRIT

Thierry.Malon@enseeiht.fr, jyt@n7.fr

Images optique et radar



Plan du cours

- **Chapitre 1** : Éléments de base du calcul des probabilités
 - Triplet de Probabilité (Ω, C, P)
 - Équiprobabilité - Dénombrement
 - Probabilités conditionnelles
 - Indépendance
- **Chapitre 2** : Variables aléatoires réelles
- **Chapitre 3** : Couples de variables aléatoires réelles
- **Chapitre 4** : Vecteurs Gaussiens
- **Chapitre 5** : Convergence et théorèmes limites

Bibliographie

- B. Lacaze, M. Maubourguet, C. Mailhes et J.-Y. Tourneret, Probabilités et Statistique appliquées, Cépadués, 1997.
- Athanasios Papoulis and S. Unnikrishna Pillai, Probability, Random Variable and Stochastic Processes, McGraw Hill Higher Education, 4th edition, 2002.

Triplet de Probabilité (Ω, \mathcal{C}, P)

- Ω : Ensemble des résultats d'expérience
- \mathcal{C} : Ensemble des événements
 - $\mathcal{C} \subset \mathcal{P}(\Omega)$
 - $\Omega \in \mathcal{C}$ (événement certain)
 - si $A \in \mathcal{C}$ alors $\bar{A} \in \mathcal{C}$ (événement contraire)
 - si $A_i \in \mathcal{C}, i \in I$ (I fini ou infini dénombrable), alors $\cup A_i \in \mathcal{C}$
- P : application **probabilité** de \mathcal{C} dans $[0, 1]$
 - $P(\Omega) = 1$
 - $P(\bar{A}) = 1 - P(A)$
 - $P(\cup A_i) = \sum_{i \in I} P(A_i)$ si les événements A_i sont disjoints.

Propriétés

● Événements

- $\emptyset \in \mathcal{C}$

- si $A_i \in \mathcal{C}, i \in I$ (I fini ou infini dénombrable), alors
 $\cap A_i \in \mathcal{C}$

● Probabilité

- $P(\emptyset) = 0$

- si $A \subset B$, alors, $P(A) \leq P(B)$

- $P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$

Vocabulaire

- si $a \in \Omega$ alors $\{a\}$ est un **événement élémentaire**
- si $\Omega = \cup_{i \in I} A_i$ avec $A_i \cap A_j = \emptyset$, on dit que $\{A_i\}_{i \in I}$ est un **système complet d'événements**
- (Ω, \mathcal{C}) **espace probabilisable**
- (Ω, \mathcal{C}, P) **espace probabilisé**
- \mathcal{C} **tribu** ou **σ -algèbre**

Équiprobabilité - Dénombrement

● Définition

$$P(A) = \frac{\text{card}(A)}{\text{card}(\Omega)} = \frac{\text{Nombre de cas favorables}}{\text{Nombre de cas possibles}}$$

● Exemples

- Jet d'un dé
- Tirages avec remise dans une urne à 2 catégories

$$P(k \text{ succès sur } n \text{ expériences}) = \binom{n}{k} P_s^k (1 - P_s)^{n-k}$$

avec $k = 0, \dots, n$, $\binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!}$, P_s est la probabilité du succès sur une expérience et n est le nombre d'expériences identiques et indépendantes.

Probabilités conditionnelles

- Définition

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

- Théorème des probabilités totales

$$P(B) = \sum_{i \in I} P(B|A_i)P(A_i)$$

pour tout système complet d'événements $\{A_i\}$.

- Formule de Bayes

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

Indépendance

• Deux événements

Deux événements A et B sont **indépendants** si et ssi

$$P(A \cap B) = P(A)P(B) \text{ ou } P(A|B) = P(A)$$

• Généralisation

On dit que $\{A_i\}_{i \in I}$ est famille d'événements **mutuellement indépendants** si et ssi

$$P\left(\bigcap_{i \in J} A_i\right) = \prod_{i \in J} P(A_i), \quad \forall J \subset I$$

👉 Exercice d'application

Que faut-il savoir ?

- Probabilité d'une **réunion** d'événements : $P(A \cup B) = ?$
- Probabilité de l'**évènement contraire** : $P(\bar{A}) = ?$
- **Equiprobabilité** : $P(A) = ?$
- Loi **Binomiale** : $P(k \text{ succès sur } n \text{ expériences}) = ?$
- Probabilité **conditionnelle** : $P(A|B) = ?$
- **Indépendance** : $P(A \cap B) = ?$
- Formule de **Bayes** : $P(A|B) = ?$

Plan du cours

- **Chapitre 1** : Éléments de base du calcul des probabilités

- **Chapitre 2** : Variables aléatoires réelles

- Définition

- Loi d'une variable aléatoire

- Fonction de répartition

- Exemples fondamentaux

- Espérance mathématique

- Changements de variables

- **Chapitre 3** : Couples de variables aléatoires réelles

- ...

Variable aléatoire réelle

- **Définition**

Soient (Ω, \mathcal{C}, P) un triplet de probabilité qui est associé à l'expérience et (Ω', \mathcal{C}') , avec $\Omega' \subset \mathbb{R}$ un **espace probabilisable** qui résume les quantités qui nous intéressent. Une variable aléatoire réelle X est une application de Ω dans Ω' qui possède la propriété de **mesurabilité** :

$$\forall (a, b) \in \mathcal{C}', \{\omega | X(\omega) \in (a, b)\} \in \mathcal{C}.$$

- **Exemple** : somme des résultats de deux dés

$$X : \begin{array}{l} \Omega \longrightarrow \Omega' \\ (m, n) \longmapsto m + n \end{array}$$

Variable aléatoire discrète

- **Loi d'une variable aléatoire discrète**

$\{X(\omega), \omega \in \Omega\}$ est fini ou infini dénombrable. La loi de X est définie par

- l'ensemble des valeurs possibles de X : $\{x_i, i \in I\}$

- les probabilités associées $p_i = P[X = x_i]$ avec

$$\sum_{i \in I} p_i = 1 \text{ et } P[X \in \Delta] = \sum_{x_i \in \Delta} p_i$$

- **Exemples**

- Jet d'un dé

- Jet d'une pièce

- ...

Variables aléatoires continues

- **Loi d'une variable aléatoire continue**

$\{X(\omega), \omega \in \Omega\}$ est infini non dénombrable avec $P[X = x_i] = 0, \forall x_i$. La loi de X est définie par

- l'ensemble des valeurs possibles de X qui est en général une réunion d'intervalles

- une densité de probabilité $p : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ telle que
 $x \mapsto p(x)$

$$p(x) \geq 0, \forall x \in \mathbb{R},$$

$$\int_{\mathbb{R}} p(u) du = 1,$$

$$P[X \in \Delta] = \int_{\Delta} p(u) du.$$

Variables aléatoires continues

Remarques

- On peut avoir $p(x) > 1$.

- $$\lim_{dx \rightarrow 0} \frac{P[X \in [x, x+dx]]}{dx} = \lim_{dx \rightarrow 0} \frac{\int_{-\infty}^{x+dx} p(u) du - \int_{-\infty}^x p(u) du}{dx}.$$

Donc

$$\lim_{dx \rightarrow 0} \frac{P[X \in [x, x + dx]]}{dx} = F'(x) = p(x)$$

- $P[X \in [x, x + dx]] \simeq p(x)dx$ pour dx “petit”

- lien avec l’histogramme

Exemples

- Loi uniforme sur $[a, b]$
- Loi normale

Variable aléatoire mixte

- **Loi d'une variable aléatoire mixte**

$\{X(\omega), \omega \in \Omega\} = E \cup \{x_i, \in I\}$ est la réunion de deux ensembles, le premier E est infini non dénombrable avec $P[X = x] = 0, \forall x \in E$, le deuxième est fini ou infini dénombrable avec $p_i = P[X = x_i] > 0$. La loi de X est définie par

- $\{x_i, \in I\}$ avec $p_i = P[X = x_i] > 0$

- E et une **densité de probabilité** p telle que

$$p(x) \geq 0, \forall x \in \mathbb{R}$$

$$\int_{\mathbb{R}} p(u) du + \sum_{i \in I} p_i = 1$$

$$P[X \in \Delta] = \int_{\Delta} p(u) du + \sum_{x_i \in \Delta} p_i$$

- **Exemple** : Tension aux bornes d'un voltmètre

Exemples Fondamentaux de Lois Discrètes

- **Loi de Bernoulli** : $X \sim \mathcal{B}e(p)$

$$P[X = 1] = p \text{ et } P[X = 0] = q = 1 - p$$

Lancer d'une pièce, "**Succès ou Echec**", ...

- **Loi binomiale** : $X \sim \mathcal{B}(n, p)$

$$P[X = k] = \binom{n}{k} p^k q^{n-k}, \quad k = 0, \dots, n$$

Probabilité d'avoir k succès sur n expériences, $X = \sum_{i=1}^n X_i$
où X_i suit une loi de Bernoulli, ...

- **Loi de Poisson** : $X \sim \mathcal{P}(\lambda)$

$$P[X = k] = \frac{\lambda^k}{k!} \exp(-\lambda), \quad k \in \mathbb{N}$$

Loi du **nombre d'arrivées pendant un temps donné**

Exemples Fondamentaux de Loix Continues

- **Loi uniforme** : $X \sim \mathcal{U}([a, b])$

$$p(x) = \frac{1}{b - a}, \quad x \in [a, b]$$

- **Loi normale ou Gaussienne** : $X \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2)$

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(x - m)^2}{2\sigma^2}\right], \quad x \in \mathbb{R}$$

- **Loi gamma** : $X \sim \mathcal{Ga}(\alpha, \beta)$

$$p(x) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} \exp(-\beta x), \quad x > 0$$

Pour $\alpha = 1$, on a la **loi exponentielle**

LOIS DE PROBABILITÉ DISCRÈTES

m : moyenne σ^2 : variance F. C. : fonction caractéristique

$$p_k = P[X = k] \quad p_{1, \dots, m} = P[X_1 = k_1, \dots, X_m = k_m]$$

LOI	Probabilités	m	σ^2	F. C.
Uniforme	$p_k = \frac{1}{n}$ $k \in \{1, \dots, n\}$	$\frac{n+1}{2}$	$\frac{n^2-1}{12}$	$\frac{e^{it}(1 - e^{itn})}{n(1 - e^{it})}$
Bernoulli	$p_1 = P[X = 1] = p$ $p_0 = P[X = 0] = q$ $p \in [0, 1] \quad q = 1 - p$	p	pq	$pe^{it} + q$
Binomiale $\mathcal{B}(n, p)$	$p_k = \frac{n!}{k!(n-k)!} p^k q^{n-k}$ $p \in [0, 1] \quad q = 1 - p$ $k \in \{0, 1, \dots, n\}$	np	npq	$(pe^{it} + q)^n$
Binomiale négative	$p_k = \frac{(n+k-1)!}{(n-1)!k!} p^n q^k$ $p \in [0, 1] \quad q = 1 - p$ $k \in \mathbb{N}$	$n \frac{q}{p}$	$n \frac{q}{p^2}$	$\left(\frac{p}{1 - qe^{it}}\right)^n$
Multinomiale	$p_{1, \dots, m} = \frac{n!}{k_1! \dots k_m!} p_1^{k_1} \dots p_m^{k_m}$ $p_j \in [0, 1] \quad q_j = 1 - p_j$ $k_j \in \{0, 1, \dots, n\}$ $\sum_{j=1}^m k_j = n \quad \sum_{j=1}^m p_j = 1$	np_j	Variance : $np_j q_j$ Covariance : $-np_j p_k$	$\left(\sum_{j=1}^m p_j e^{it}\right)^n$
Poisson $\mathcal{P}(\lambda)$	$p_k = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}$ $\lambda > 0 \quad k \in \mathbb{N}$	λ	λ	$\exp[\lambda(e^{it} - 1)]$
Géométrique	$p_k = pq^{k-1}$ $p \in [0, 1] \quad q = 1 - p$ $k \in \mathbb{N}^*$	$\frac{1}{p}$	$\frac{q}{p^2}$	$\frac{pe^{it}}{1 - qe^{it}}$

LOIS DE PROBABILITÉ CONTINUES

m : moyenne σ^2 : variance F. C. : fonction caractéristique

LOI	Densité de probabilité	m	σ^2	F. C.
Uniforme	$f(x) = \frac{1}{b-a}$ $x \in]a, b[$	$\frac{a+b}{2}$	$\frac{(b-a)^2}{12}$	$\frac{e^{itb} - e^{ita}}{it(b-a)}$
Gamma $\Gamma(\theta, \nu)$	$f(x) = \frac{\theta^\nu}{\Gamma(\nu)} e^{-\theta x} x^{\nu-1}$ $\theta > 0, \nu > 0$ $x \geq 0$ avec $\Gamma(n+1) = n! \forall n \in \mathbb{N}$	$\frac{\nu}{\theta}$	$\frac{\nu}{\theta^2}$	$\frac{1}{(1 - i\frac{t}{\theta})^\nu}$
Inverse gamma $IG(\theta, \nu)$	$f(x) = \frac{\theta^\nu}{\Gamma(\nu)} e^{-\frac{\theta}{x}} \frac{1}{x^{\nu+1}}$ $\theta > 0, \nu > 0$ $x \geq 0$ avec $\Gamma(n+1) = n! \forall n \in \mathbb{N}$	$\frac{\theta}{\nu-1}$ si $\nu > 1$	$\frac{\theta^2}{(\nu-1)^2(\nu-2)}$ si $\nu > 2$	(*)
Première loi de Laplace	$f(x) = \frac{1}{2} e^{- x }$	0	2	$\frac{1}{1+t^2}$
Normale $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$	$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}}$	m	σ^2	$e^{imt - \frac{\sigma^2 t^2}{2}}$
Khi ₂ χ_ν^2 $\Gamma(\frac{1}{2}, \frac{\nu}{2})$	$f(x) = k e^{-\frac{x}{2}} x^{\frac{\nu}{2}-1}$ $k = \frac{1}{2^{\frac{\nu}{2}} \Gamma(\frac{\nu}{2})}$ $\nu \in \mathbb{N}^*, x \geq 0$	ν	2ν	$\frac{1}{(1-2it)^{\frac{\nu}{2}}}$
Cauchy $c_{\lambda, \alpha}$	$f(x) = \frac{1}{\pi\lambda \left(1 + \left(\frac{x-\alpha}{\lambda}\right)^2\right)}$ $\lambda > 0, \alpha \in \mathbb{R}$	(-)	(-)	$e^{i\alpha t - \lambda t }$
Beta $B(a, b)$	$f(x) = kx^{a-1} (1-x)^{b-1}$ $k = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)}$ $a > 0, b > 0$ $x \in]0, 1[$ avec $\Gamma(n+1) = n! \forall n \in \mathbb{N}$	$\frac{a}{a+b}$	$\frac{ab}{(a+b)^2(a+b+1)}$	(*)

Fonction de répartition

• Définition

$$F : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$$
$$x \mapsto F(x) = P[X < x]$$

• Propriétés

• F croissante

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

• F caractérise une loi de probabilité

• Si X est une va discrète, le graphe de F est une fonction en escaliers

• Si X est une va continue, F est continue et $F(x) = \int_{-\infty}^x p(u) du$, i.e., $p(x) = F'(x)$

Espérance mathématique

● Définition

$$E[\alpha(X)] = \begin{cases} X \text{ va discrète : } & \sum_{i \in I} \alpha(x_i) p_i \\ X \text{ va continue : } & \int_{\mathbb{R}} \alpha(u) p(u) du \\ X \text{ va mixte : } & \sum_{i \in I} \alpha(x_i) p_i + \int_{\mathbb{R}} \alpha(u) p(u) du \end{cases}$$

● Propriétés

- Constante : $E(\text{cste}) = \text{cste}$
- Linéarité : $E(aX + b) = aE(X) + b$

● Exemples

- Moments non centrés : $E(X^n)$ ($n = 1$: moyenne)
- Moments centrés : $E([X - E(X)]^n)$ ($n = 2$: variance)
- Fonction caractéristique : $\phi_X(t) = E[\exp(itX)]$

Exemples simples

• Variables aléatoires discrètes

$$E[X] = \sum_{i \in I} x_i P[X = x_i], \quad E[X^2] = \sum_{i \in I} x_i^2 P[X = x_i]$$

$$E[e^{jtX}] = \sum_{i \in I} e^{jtx_i} P[X = x_i]$$

• Variables aléatoires continues

$$E[X] = \int_{\mathbb{R}} up(u)du, \quad E[X^2] = \int_{\mathbb{R}} u^2 p(u)du$$

$$E[e^{jtX}] = \int_{\mathbb{R}} e^{jtu} p(u)du$$

Propriétés

• Variance

- $\text{var}(X) = E\left([X - E(X)]^2\right) = E(X^2) - E(X)^2$

- Ecart Type : $\sqrt{\text{variance}}$

- $\text{var}(aX + b) = a^2\text{var}(X)$

• Fonction caractéristique

- Caractérise une loi de probabilité

- Cas continu

$$\phi_X(t) = \int_{\mathbb{R}} e^{itu} p(u) du$$

est la transformée de Fourier de p .

• Exemples de calculs

Changements de variables

- **Problème**

Étant donnée une variable aléatoire réelle X de loi connue, on cherche à déterminer la loi de $Y = g(X)$ où g est une fonction de \mathbb{R} dans \mathbb{R} .

- **Variables aléatoires discrètes**

- **Définition**

$$P[Y = y_j] = \sum_{i|y_j=g(x_i)} p[X = x_i]$$

- **Exemple**

$$Y = (X - 2)^2 \text{ avec } X \sim \mathcal{P}(\lambda)$$

Changements de va continues

- g bijective

- **Théorème** : si X est une va continue à valeurs dans un ouvert $O_X \subset \mathbb{R}$ et $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ application **bijective** de O_X dans un ouvert $O_Y \subset \mathbb{R}$ différentiable ainsi que son inverse g^{-1} , alors $Y = g(X)$ est une va continue de densité

$$p_Y(y) = p_X [g^{-1}(y)] \left| \frac{dx}{dy} \right|.$$

où $\frac{dx}{dy}$ est le Jacobien de la transformation.

- **Exemple 1** : $Y = 1/X$ avec $X \sim \mathcal{E}(1)$.
- **Idée de preuve et preuve**
- **Exemple 2** : $Y = aX + b$ avec $X \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2)$.

Changements de va continues

- g bijective par morceaux

On suppose que g est différentiable sur chaque morceau ainsi que son inverse.

- **Méthode** : On ajoute la contribution de chaque bijection.

- **Exemple** : $Y = X^2$ avec $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$.

- g non bijective et non bijective par morceaux

- Détermination de la **fonction de répartition**

- Détermination de la **fonction caractéristique**

Que faut-il savoir ?

- Loi d'une variable aléatoire **discrète** : ?
- Loi d'une variable aléatoire **continue** : ?
- **Appartenance à un intervalle** : $P[X \in \Delta] = ?$
- **Signification d'une densité** : $P[X \in [x, x + dx]] \simeq ?$
- **Fonction de répartition** : $F(x) = ?$
- **Espérance mathématique** : $E[X] = ?$, $E[X^2] = ?$
- **Variance** : $\text{Var}[X] = ?$, **Ecart-type** : ?
- **Relations utiles** : $E[aX + b] = ?$, $\text{Var}[aX + b] = ?$
- **Fonction caractéristique** : $\phi(t) = ?$
- **Changement de variables** : ?

Plan du cours

- Chapitre 1 : Éléments de base du calcul des probabilités
- Chapitre 2 : Variables aléatoires réelles
- Chapitre 3 : Couples de variables aléatoires réelles
 - Définition
 - Fonction de répartition
 - Lois marginales, lois conditionnelles, indépendance
 - Espérances mathématiques
 - Changements de variables
- Chapitre 4 : Vecteurs Gaussiens
- Chapitre 5 : Convergence et théorèmes limites

Couple de va réelles

- **Définition**

Soit (Ω, C, P) un espace **probabilisé** et (Ω', C') un espace **probabilisable** avec $\Omega' \subset \mathbb{R}^2$ et C' construit à partir des réunions et intersections finies ou dénombrables des pavés $(a, b) \times (c, d)$ de \mathbb{R}^2 . Un couple (X, Y) de variables aléatoires réelles est une **application mesurable de Ω dans Ω'** .

- **notation**

On notera $P[(X, Y) \in \Delta]$, $\Delta \subset \mathbb{R}^2$, la probabilité que le couple (X, Y) prenne ses valeurs dans Δ .

Loi d'un couple de va

- **Variables aléatoires discrètes**

La loi du couple (X, Y) est définie par l'ensemble des valeurs possibles du couple (qui est un ensemble fini ou dénombrable) noté $\{(x_i, y_j), i \in I, j \in J\}$ et par les probabilités associées $p_{ij} = P[X = x_i, Y = y_j]$, $i \in I, j \in J$ telles que $p_{ij} > 0$ et $\sum_{i,j} p_{ij} = 1$.

- **Variables aléatoires continues**

La loi du couple (X, Y) est définie par l'ensemble des valeurs possibles du couple (qui est un ensemble infini non dénombrable), en général une réunion d'intervalles de \mathbb{R}^2 , et par une densité de probabilité $p(x, y)$ telle que

$$p(x, y) \geq 0, \text{ et } \int \int_{\mathbb{R}^2} p(x, y) dx dy = 1.$$

Loi d'un couple de va

• Variables aléatoires discrètes et continues

La loi du couple (X, Y) , où X est discrète à valeurs dans $\{x_i, i \in I\}$ et Y est continue, est définie par le domaine de définition du couple et par un ensemble de densités de probabilités $p_i(y), i \in I$ tel que

$$p_i(y) \geq 0, \text{ et } \sum_{i \in I} \int_{\mathbb{R}} p_i(y) dy = 1.$$

Propriétés

- **Couples de va discrètes**

$$P[(X, Y) \in \Delta] = \sum_{(i,j)|(x_i,y_j) \in \Delta} P[X = x_i, Y = y_j], \quad \Delta \subset \mathbb{R}^2$$

- **Couples de va continues**

$$P[(X, Y) \in \Delta] = \int \int_{\Delta} p(u, v) du dv, \quad \Delta \subset \mathbb{R}^2$$

Remarque : signification de $p(u, v)$

- **Couples de va discrètes et continues**

$$P[(X, Y) \in \Delta \times \Delta'] = \sum_{i|x_i \in \Delta} \int_{\Delta'} p_i(v) dv, \quad \Delta \times \Delta' \subset \mathbb{R}^2$$

Fonction de répartition

● Définition

$$F : \mathbb{R}^2 \rightarrow [0, 1]$$
$$(x, y) \longmapsto F(x, y) = P[X < x, Y < y]$$

● Propriétés

- C'est une fonction **étagée** lorsque (X, Y) est un couple de va **discrètes**
- C'est une fonction **continue** lorsque (X, Y) est un couple de va **continues** avec

$$F(x, y) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y p(u, v) du dv \text{ d'où } p(x, y) = \frac{\partial^2 F(x, y)}{\partial x \partial y}$$

Lois marginales

• Cas discret

$$P[X = x_i] = p_{i.} = \sum_{j \in J} p_{ij}$$

$$P[Y = y_j] = p_{.j} = \sum_{i \in I} p_{ij}$$

• Cas continu

$$\text{densité de } X \quad : \quad p(x, \cdot) = \int_{\mathbb{R}} p(x, y) dy$$

$$\text{densité de } Y \quad : \quad p(\cdot, y) = \int_{\mathbb{R}} p(x, y) dx$$

Lois marginales

• Cas discret

$$p_{00} = \frac{1}{2}, p_{01} = \frac{1}{6}, p_{10} = \frac{1}{6}, p_{11} = \frac{1}{6}.$$

Lois de X et de Y ?

• Cas continu

$$p(x, y) = \begin{cases} \theta^2 e^{-\theta x} & \text{si } x > y > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Montrer que $X \sim \Gamma(\theta, 2)$ et que $Y \sim \Gamma(\theta, 1)$.

Lois conditionnelles

Les lois conditionnelles d'un couple (X, Y) sont les lois de $X|Y = y$ et de $Y|X = x$.

• Cas discret

$$P[X = x_i | Y = y_j] = \frac{p_{ij}}{p_{.j}}$$

$$P[Y = y_j | X = x_i] = \frac{p_{ij}}{p_{i.}}$$

• Cas continu

$$\text{densité de } X|Y = y \quad p(x|y) = \frac{p(x, y)}{p(., y)}$$

$$\text{densité de } Y|X = x \quad p(y|x) = \frac{p(x, y)}{p(x, .)}$$

Théorème de Bayes

- Cas discret

$$P[X = x_i | Y = y_j] = \frac{P[Y = y_j | X = x_i] P[X = x_i]}{P[Y = y_j]}$$

- Cas continu

$$p(x | y) = \frac{p(y | x)p(x, \cdot)}{p(\cdot, y)}$$

Indépendance

Les variables aléatoires X et Y sont **indépendantes** si

$$P [X \in \Delta, Y \in \Delta'] = P [X \in \Delta] P [Y \in \Delta'] , \forall \Delta, \forall \Delta'$$

• Cas discret

$$p_{ij} = p_i \cdot p_j \quad \forall i \in I, \forall j \in J$$

• Cas continu

$$p(x, y) = p(x, \cdot) p(\cdot, y) \quad \forall x, \forall y$$

ou

$$p(x|y) = p(x, \cdot), \quad \forall x, \forall y$$

Propriété

si X et Y sont des variables aléatoires **indépendantes** et α et β sont des applications **continues** de \mathbb{R} dans \mathbb{R} , alors $\alpha(X)$ et $\beta(Y)$ sont des variables aléatoires **indépendantes**. La réciproque est vraie si α et β sont des applications **bijectives**. Par contre, dans le cas où α et β ne sont pas bijectives, la réciproque est fausse. On vérifiera par exemple que le couple (X, Y) de densité

$$p(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{4} (1 + xy) & \text{si } |x| < 1 \text{ et } |y| < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

est tel que X^2 et Y^2 sont indépendantes alors que X et Y ne le sont pas.

Espérance mathématique

● Définition

$$E[\alpha(X, Y)] = \begin{cases} X \text{ et } Y \text{ va discrètes : } & \sum_{i,j \in I \times J} \alpha(x_i, y_j) p_{ij} \\ X \text{ et } Y \text{ va continues : } & \int_{\mathbb{R}^2} \alpha(u, v) p(u, v) dudv \end{cases}$$

● Propriétés

● **Constante** : $E(\text{cste}) = \text{cste}$

● **Linéarité** :

$$E[a\alpha(X, Y) + b\beta(X, Y)] = aE[\alpha(X, Y)] + bE[\beta(X, Y)]$$

● **Définition cohérente** (cas continu) :

$$E[\alpha(X)] = \int_{\mathbb{R}^2} \alpha(u) p(u, v) dudv = \int_{\mathbb{R}} \alpha(u) p(u, \cdot) du$$

● **Indépendance** : si X et Y sont indépendantes, alors

$$E[\alpha(X)\beta(Y)] = E[\alpha(X)] E[\beta(Y)], \quad \forall \alpha \forall \beta$$

Exemples

- Moments centrés et non centrés

$$m_{ij} = E(X^i Y^j), \quad i \in \mathbb{N}, j \in \mathbb{N}$$

$$\mu_{ij} = E([X - E(X)]^i [Y - E(Y)]^j), \quad i \in \mathbb{N}, j \in \mathbb{N}$$

- Covariance et matrice de covariance

$$\text{cov}(X, Y) = E([X - E(X)][Y - E(Y)]) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

$$E[\mathbf{V}\mathbf{V}^T] = \begin{pmatrix} \text{var}X & \text{cov}(X, Y) \\ \text{cov}(X, Y) & \text{var}Y \end{pmatrix}, \quad \mathbf{V} = \begin{pmatrix} X - E[X] \\ Y - E[Y] \end{pmatrix}$$

- Fonction caractéristique

$$\phi_{X,Y}(u_1, u_2) = E[\exp(i\mathbf{u}^T \mathbf{W})], \quad \mathbf{u} = (u_1, u_2)^T, \quad \mathbf{W} = (X, Y)^T.$$

Coefficient de Corrélation

● Définition

$$r(X, Y) = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y},$$

où σ_X et σ_Y sont les écart-types des va X et Y .

● Propriétés

- $-1 \leq r(X, Y) \leq 1$

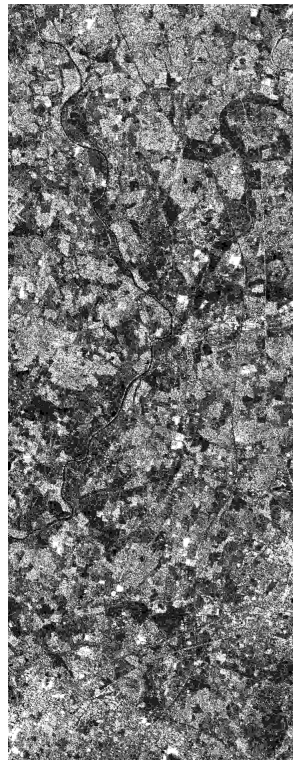
- $r(X, Y) = \pm 1$ si et ssi X et Y sont reliées par une relation **affine**

- si X et Y sont des va **indépendantes**, alors $r(X, Y) = 0$ mais la réciproque est fausse

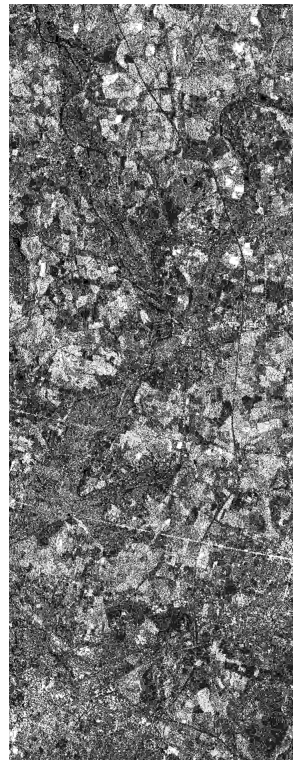
● Conclusion

$r(X, Y)$ est une mesure imparfaite mais très pratique du **lien** entre les va X et Y .

Données réelles : images de Gloucester



(a) Avant



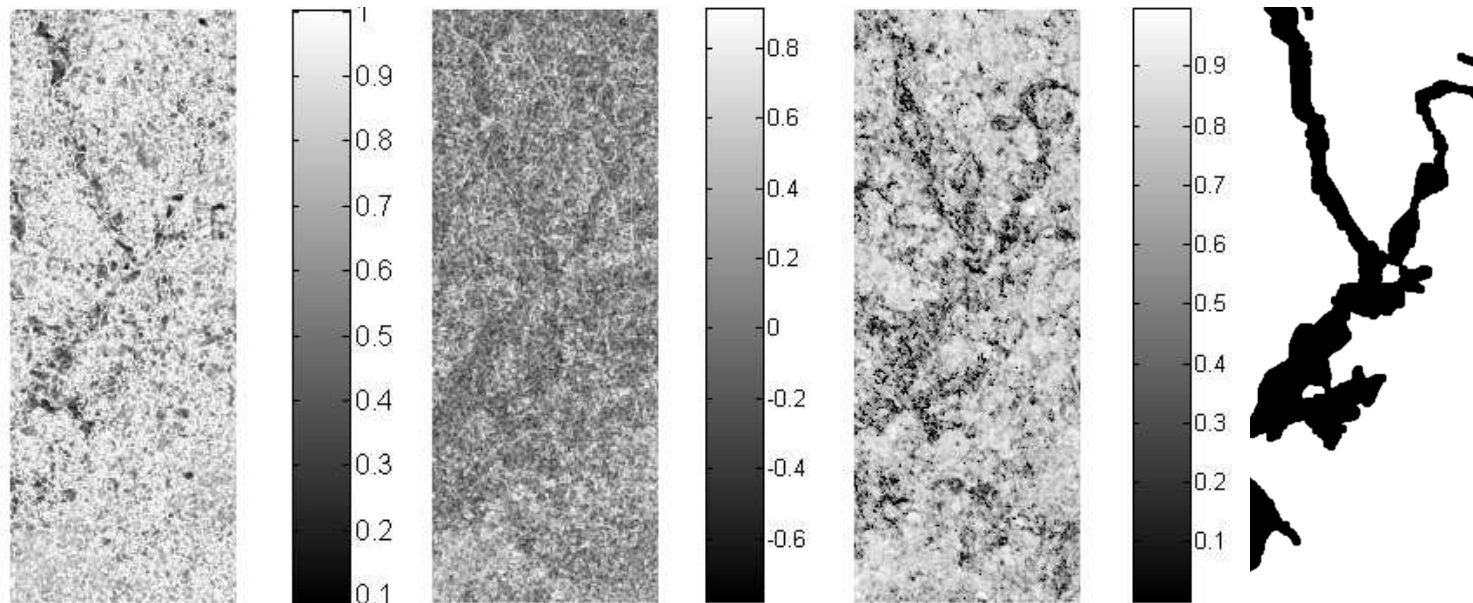
(b) Après



(c) Masque

Images radar ERS (3049 × 1170 pixels) de Gloucester, Angleterre, avant et après une inondation

Application aux images de Gloucester : cartes de changement



(a) Ratio Edge

(b) Correlation Moment

(c) Correlation MV

(d) Masque

Cartes de changement pour les images de Gloucester obtenues pour une fenêtre d'estimation de taille $n = 15 \times 15$

Espérance conditionnelle

● Théorème

$$E[\alpha(X, Y)] = E_X[E_Y[\alpha(X, Y)|X]]$$

● Exemples

● **Exemple 1** : soit X et Y deux variables aléatoires indépendantes telles que $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$ et $P[Y = 1] = p \in]0, 1[= 1 - P[Y = -1]$. Déterminer la fonction caractéristique de $Z = XY$ et en déduire la loi de Z .

● **Exemple 2** : déterminer $E[Y_N]$ lorsque

$$Y_N = \sum_{i=1}^N X_i$$

où $P[X_i = 1] = p$, $P[X_i = 0] = q = 1 - p$ et N est une va de loi de Poisson de paramètre λ .

Changements de variables

- **Problème**

Étant donné un couple de variables aléatoires réelles (X, Y) de loi connue, on cherche à déterminer **la loi de** $(U, V) = g(X, Y)$ où g est une fonction de \mathbb{R}^2 dans \mathbb{R}^2 et U et V sont deux fonctions de \mathbb{R}^2 dans \mathbb{R} .

- **Variables aléatoires discrètes**

- **Définition**

$$P[(U, V) = (u_k, v_l)] = \sum_{i,j | g(x_i, y_j) = (u_k, v_l)} p[X = x_i, Y = y_j]$$

- **Exemple**

voir TD

Changements de va continues de $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$

• Théorème pour g bijective

si (X, Y) est un couple de va continues à valeurs dans un ouvert $O \subset \mathbb{R}^2$ et $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$ est une application **bijective** de O dans un ouvert $\Delta \subset \mathbb{R}^2$ continument différentiable ainsi que son inverse g^{-1} , alors $(U, V) = g(X, Y)$ est un couple de va continues de densité

$$p_{U,V}(u, v) = p_{X,Y} [g^{-1}(u, v)] |\det(J)|,$$

où J est la matrice Jacobienne définie par

$$J = \begin{pmatrix} \frac{\partial x}{\partial u} & \frac{\partial x}{\partial v} \\ \frac{\partial y}{\partial u} & \frac{\partial y}{\partial v} \end{pmatrix}$$

Changements de va continues de $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$

• Exemples

• Exemple 1

$X \sim \mathcal{U}(0, 1)$, $Y \sim \mathcal{U}(0, 1)$, X et Y indépendantes.

Quelle est la loi du couple (U, V) avec $U = X + Y$ et $V = X$?

• Exemple 2

$X \sim \mathcal{N}(0, 1)$, $Y \sim \mathcal{N}(0, 1)$, X et Y va indépendantes.

Quelle est la loi de (R, Θ) avec $X = R \cos \Theta$ et $Y = R \sin \Theta$?

• Généralisation

Si g est bijective par morceaux, on **ajoute les contributions de chaque morceau**.

Changements de va continues de $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$

- **Problème**

Si (X, Y) est un couple de va continues de loi connue et $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, on cherche la loi de $U = g(X, Y)$.

- **Solution 1**

- **Variable intermédiaire** : on introduit une va $V = h(X, Y)$ (e.g., $V = X$ ou $V = Y$), on cherche la loi du couple (U, V) , puis la loi marginale de U

- **Exemple** : $X \sim \mathcal{U}(0, 1)$, $Y \sim \mathcal{U}(0, 1)$, X et Y indépendantes. Quelle est la loi de $U = X + Y$?

Changements de va continues de $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$

- **Problème**

Si (X, Y) est un couple de va continues de loi connue et $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, on cherche la loi de $U = g(X, Y)$.

- **Solution 2**

- Calcul de la **fonction de répartition** de U

$$\begin{aligned} P[U < u] &= P[g(X, Y) < u] \\ &= P[(X, Y) \in \Delta_u] \\ &= \int_{\Delta_u} p(x, y) dx dy. \end{aligned}$$

- **Exemple** : $X \sim \mathcal{U}(0, 1)$, $Y \sim \mathcal{U}(0, 1)$, X et Y indépendantes. Quelle est la loi de $U = X + Y$?

Changements de va continues de $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$

- **Problème**

Si (X, Y) est un couple de va continues de loi connue et $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, on cherche la loi de $U = g(X, Y)$.

- **Solution 3** : Cas particulier de $U = X + Y$, X et Y indépendantes

- Calcul de la **fonction caractéristique** de U .

- **Exemple** : $X \sim \mathcal{N}(m_1, \sigma_1^2)$, $Y \sim \mathcal{N}(m_2, \sigma_2^2)$, X et Y indépendantes. Quelle est la loi de $U = X + Y$?

Que faut-il savoir ?

- Loi d'un couple de va **discrètes** et **continues** : ?
- **Appartenance à un intervalle** : $P[(X, Y) \in \Delta] = ?$
- Comment calculer les lois **marginales** d'un couple ?
- Comment calculer les lois **conditionnelles** d'un couple ?
- **Indépendance** de deux variables aléatoires ?
- **Espérance mathématique** : $E[XY] = ?$
- **Covariance** : $\text{cov}(X, Y) = ?$
- **Coeff. de corrélation** : $r(X, Y) = ?$, $r(X, Y) \in ?$ Intérêt ?
- **Espérances conditionnelles** : ?
- Trois méthodes de **changements de variables** : ?

Plan du cours

- Chapitre 1 : Éléments de base du calcul des probabilités
- Chapitre 2 : Variables aléatoires réelles
- Chapitre 3 : Couples de variables aléatoires réelles
- Chapitre 4 : Vecteurs Gaussiens
 - Définition
 - Transformation affine
 - Lois marginales, lois conditionnelles, indépendance
 - Lois du χ^2 , de Student et de Fisher
- Chapitre 5 : Convergence et théorèmes limites

Vecteur Gaussien

• Définition

On dit que $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)^T$ suit une loi normale à n dimensions et on notera $\mathbf{X} \sim \mathcal{N}_n(\mathbf{m}, \Sigma)$, si la densité de probabilité de \mathbf{X} s'écrit

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sqrt{\det(\Sigma)}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mathbf{m})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}) \right]$$

où $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{m} \in \mathbb{R}^n$ et $\Sigma \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ est une matrice symétrique définie positive.

• Cas particuliers

• $n = 1$

• Σ diagonale

Vecteur Gaussien

• Exercice

$$p(x, y) \propto \exp\left(-x^2 - \frac{3}{2}y^2 - xy + 4x + 7y\right)$$

Quelle est la loi de (X, Y) ?

Signification de m et Σ

- Fonction caractéristique

$$\phi(\mathbf{u}) = E \left(e^{i\mathbf{u}^T \mathbf{X}} \right) = \exp \left(i\mathbf{u}^T \mathbf{m} - \frac{1}{2} \mathbf{u}^T \Sigma \mathbf{u} \right)$$

- Fonction génératrice des moments

$$\theta(\mathbf{u}) = E \left(e^{\mathbf{u}^T \mathbf{X}} \right) = \exp \left(\mathbf{u}^T \mathbf{m} + \frac{1}{2} \mathbf{u}^T \Sigma \mathbf{u} \right)$$

- m et Σ

- m est le vecteur moyenne

- Σ est la matrice de covariance

Cas Bivarié

● Fonction caractéristique

$$\phi(\mathbf{u}) = \exp \left[i(u_1 m_1 + u_2 m_2) - \frac{1}{2} \Sigma_{11} u_1^2 - \frac{1}{2} \Sigma_{22} u_2^2 - \Sigma_{12} u_1 u_2 \right]$$

● Dérivées partielles

$$\frac{\partial \phi(\mathbf{u})}{\partial u_1} = \phi(\mathbf{u})(i m_1 - \Sigma_{12} u_2 - \Sigma_{11} u_1)$$

$$\frac{\partial \phi(\mathbf{u})}{\partial u_2} = \phi(\mathbf{u})(i m_2 - \Sigma_{12} u_1 - \Sigma_{22} u_2)$$

$$\frac{\partial^2 \phi(\mathbf{u})}{\partial u_1 \partial u_2} = \phi(\mathbf{u})(i m_1 - \Sigma_{12} u_2 - \Sigma_{11} u_1)(i m_2 - \Sigma_{12} u_1 - \Sigma_{22} u_2) - \Sigma_{12} \phi(\mathbf{u})$$

● Moments

$$\left. \frac{\partial \phi(\mathbf{u})}{\partial u_1} \right|_{\mathbf{u}=0} = i E[X_1] = i m_1, \quad \left. \frac{\partial \phi(\mathbf{u})}{\partial u_2} \right|_{\mathbf{u}=0} = i E[X_2] = i m_2$$

$$\left. \frac{\partial^2 \phi(\mathbf{u})}{\partial u_1 \partial u_2} \right|_{\mathbf{u}=0} = -E[X_1 X_2] = -m_1 m_2 - \Sigma_{12}$$

Transformation affine

• **Problème** : Soit $\mathbf{X} \sim \mathcal{N}_n(\mathbf{m}, \Sigma)$ un vecteur Gaussien. Quelle est la loi de $\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{b}$, où \mathbf{Y} est un vecteur aléatoire de \mathbb{R}^p , $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^p$ et \mathbf{A} est une matrice de taille $p \times n$ avec $p \leq n$?

• **Idée** : on calcule la fonction génératrice de $\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{b}$

$$\theta_{\mathbf{Y}}(\mathbf{v}) = \exp \left[\mathbf{v}^T (\mathbf{A}\mathbf{m} + \mathbf{b}) + \frac{1}{2} \mathbf{v}^T \mathbf{A}\Sigma\mathbf{A}^T \mathbf{v} \right]$$

• **Conclusion**

$$\mathbf{Y} \sim \mathcal{N}_p(\mathbf{A}\mathbf{m} + \mathbf{b}, \mathbf{A}\Sigma\mathbf{A}^T)$$

si \mathbf{A} est de rang p (i.e., de rang maximal).

Lois marginales

- Hypothèses

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{X}' \\ \mathbf{X}'' \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}_n(\mathbf{m}, \Sigma), \quad \mathbf{m} = \begin{pmatrix} \mathbf{m}' \\ \mathbf{m}'' \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma' & \mathbf{M} \\ \mathbf{M}^T & \Sigma'' \end{pmatrix}$$

- Problème

Quelle est la loi de \mathbf{X}' ?

- Conclusion

$$\mathbf{X}' \sim \mathcal{N}_p(\mathbf{m}', \Sigma')$$

où p est la dimension de \mathbf{X}' .

Indépendance

- Hypothèses

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{X}' \\ \mathbf{X}'' \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}_n(\mathbf{m}, \Sigma), \quad \mathbf{m} = \begin{pmatrix} m' \\ m'' \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma' & M \\ M^T & \Sigma'' \end{pmatrix}$$

- Conclusion

\mathbf{X}' et \mathbf{X}'' sont des vecteurs **indépendants** si et ssi $M = 0$.

- Résultat admis

Les **lois conditionnelles** d'un vecteur gaussien sont des lois gaussiennes

Loi du chi2

● Définition

Si X_1, \dots, X_n sont n va indépendantes de loi $\mathcal{N}(0, 1)$, alors $Y = \sum_{i=1}^n X_i^2 \sim \chi_n^2$ suit une **loi du chi2** à n degrés de liberté.

● Propriétés

● **Densité de probabilité** : $p_n(y) = \frac{y^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{y}{2}}}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} \mathbb{I}_{\mathbb{R}^+}(y)$

● **Fonction caractéristique** : $\phi_n(t) = (1 - 2it)^{-\frac{n}{2}}$

● **Moyenne et variance** : $E(Y) = n$ et $\text{var}(Y) = 2n$

● **Additivité** : si $Y \sim \chi_n^2$, $Z \sim \chi_m^2$, Y et Z ind. alors

$$Y + Z \sim \chi_{n+m}^2$$

Loi de Student

- **Définition**

Si $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$, $Y \sim \chi_n^2$, X et Y indépendantes, alors

$$Z = \frac{X}{\sqrt{\frac{Y}{n}}} \sim t_n$$

- **Propriétés**

- **Densité de probabilité**

$$p_n(z) = \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\sqrt{n\pi}\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \left(1 + \frac{z^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}}$$

- **Moyenne et variance (pour $n > 2$)**

$$E(Z) = 0 \text{ et } \text{var}(Z) = \frac{n}{n-2}$$

- pour $n = 1$, on a une **loi de Cauchy**

Loi de Fisher

- **Définition**

Si $X \sim \chi_n^2$, $Y \sim \chi_m^2$, X et Y indépendantes, alors

$$Z = \frac{X/n}{Y/m} \sim f_{n,m}$$

- **Propriétés**

- **Densité de probabilité connue (voir livres)**

- **Moyenne et variance (pour $m > 4$)**

$$E(Z) = \frac{m}{m-2} \text{ et } \text{var}(Z) = \frac{2m^2(n+m-2)}{n(m-4)(m-2)^2}$$

Théorème de Cochran

Hypothèses

Soit X un vecteur Gaussien de loi $\mathcal{N}_n(\mathbf{m}, \sigma^2 \mathbf{I}_n)$, où $\mathbf{m} \in \mathbb{R}^n$, $\sigma^2 > 0$ et \mathbf{I}_n la matrice identité de taille $n \times n$. Soient p sous-espaces vectoriels orthogonaux E_1, \dots, E_p de dimensions d_1, \dots, d_p tels que $\mathbb{R}^n = E_1 \oplus \dots \oplus E_p$ et $Y_k = P_k X$ la projection orthogonale de X sur E_k (P_k matrice de projection orthogonale sur E_k).

Conclusions

- Les vecteurs Y_1, \dots, Y_p sont indépendants et $Y_k \sim \mathcal{N}_n(P_k \mathbf{m}, \sigma^2 P_k)$
- Les variables aléatoires $Z_k = \|Y_k - P_k \mathbf{m}\|^2$ sont indépendantes et $\frac{Z_k}{\sigma^2} \sim \chi_{d_k}^2$.

Preuve

• Vecteurs \mathbf{Y}_k

$$\begin{pmatrix} \mathbf{Y}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{P}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{P}_p \end{pmatrix} \mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{X}$$

avec $\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^T = \mathbf{P}_k^2$ et $\mathbf{P}_i\mathbf{P}_j = \mathbf{0}$ for $i \neq j$.

• Variables Z_k

Si $\mathbf{e}_{k,1}, \dots, \mathbf{e}_{k,d_k}$ est une base orthonormée de E_k , alors le vecteur $\mathbf{Y}_k - \mathbf{P}_k\mathbf{m}$ s'écrit

$\mathbf{Y}_k - \mathbf{P}_k\mathbf{m} = \sum_{i=1}^{d_k} \tilde{y}_{k,i} \mathbf{e}_{k,i}$ avec $\tilde{y}_{k,i}$ projection de $\mathbf{X} - \mathbf{m}$ sur $\mathbf{e}_{k,i}$ donc $\tilde{y}_{k,i} = \mathbf{e}_{k,i}^T (\mathbf{X} - \mathbf{m}) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$. Comme les vecteurs $\mathbf{e}_{k,1}, \dots, \mathbf{e}_{k,d_k}$ sont orthogonaux, les variables $\tilde{y}_{k,1}, \dots, \tilde{y}_{k,d_k}$ sont indépendantes, donc

$$\sum_{i=1}^{d_k} \frac{\tilde{y}_{k,i}^2}{\sigma^2} \sim \chi_{d_k}^2.$$

Remarque : $E(\tilde{y}_{k,i}^2) = \mathbf{e}_{k,i}^T (\sigma^2 \mathbf{I}_n) \mathbf{e}_{k,i} = \sigma^2$.

Statistiques des échantillons gaussiens

• Théorème

Soit $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)^T$ un échantillon de variables aléatoires réelles indépendante de même loi $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$. Alors la moyenne empirique $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ et la variance empirique $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ sont des variables aléatoires **indépendantes** telles que

$$\bar{X} \sim \mathcal{N}\left(m, \frac{\sigma^2}{n}\right) \text{ et } \frac{n-1}{\sigma^2} S^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sim \chi_{n-1}^2$$

• Preuve

Utiliser le fait que $Y_1 = \bar{X}\mathbf{1}$ est la projection orthogonale de \mathbf{X} sur F engendré par $\mathbf{1} = (1, \dots, 1)^T$ (car $\langle \mathbf{X} - \bar{X}\mathbf{1}, \mathbf{1} \rangle = 0$) et que $Y_2 = \mathbf{X} - \bar{X}\mathbf{1}$ est la projection de \mathbf{X} sur F^\perp .

Que faut-il savoir ?

$$\mathbf{X} \sim \mathcal{N}_n(\mathbf{m}, \Sigma)$$

- **Signification** de \mathbf{m} et de Σ ?
- Transformation **affine** ($\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{b}$) d'un vecteur gaussien ? Condition sur la matrice \mathbf{A} associée ?
- Lois **marginales** d'un vecteur gaussien ?
- **Indépendance** de deux sous vecteurs d'un vecteur gaussien ? Application: théorème de **Cochran**.
- loi de $Y = \sum_{i=1}^n X_i^2 \sim \chi_n^2$?

Plan du cours

- **Chapitre 1** : Éléments de base du calcul des probabilités
- **Chapitre 2** : Variables aléatoires réelles
- **Chapitre 3** : Couples de variables aléatoires réelles
- **Chapitre 4** : Vecteurs Gaussiens
- **Chapitre 5** : Convergence et théorèmes limites
 - Convergence (en loi, en probabilité, en moyenne quadratique, presque sure)
 - Théorèmes limites (loi des grands nombres, théorème de la limite centrale)

Convergence en loi

• Définition

La suite de va X_1, \dots, X_n **converge en loi** vers la va X si et ssi la suite des fonctions de répartition $F_n(x) = P[X_n < x]$ converge simplement vers $F(x) = P[X < x]$ **en tout point x où F est continue.**

• Notation

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} X$$

• Exemple

$$P[X_n = 1] = \frac{1}{n} \text{ et } P[X_n = 0] = 1 - \frac{1}{n}$$

Convergence en loi

Propriétés

Théorème de Levy

X_n cv en loi vers X si et ssi ϕ continue en $t = 0$ et

$$\phi_n(t) = E [e^{itX_n}] \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \phi(t) = E [e^{itX}], \forall t.$$

Si X_n est une suite de va continues de densités

$p_n(x)$ et que $p_n(x) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} p(x)$ p.p., alors $X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} X$.

Si $X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} X$ et $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ continue, alors

$$g(X_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} g(X).$$

Convergence en probabilité

● Définition

La suite de va X_1, \dots, X_n converge en probabilité vers la va X si et ssi $\forall \epsilon > 0$, on a

$$P[|X_n - X| > \epsilon] \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0.$$

● Notation

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{P}} X$$

● Exemple : X_n de densité $p_n(x) = \frac{ne^{-nx}}{(1+e^{-nx})^2}$.

● Propriété

Si $X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{P}} X$ et $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ continue, alors

$$g(X_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{P}} g(X).$$

Convergence en moyenne quadratique

• Définition

La suite de va X_1, \dots, X_n converge en moyenne quadratique vers la va X si et ssi

$$E [(X_n - X)^2] \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0.$$

• Notation

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{MQ} X$$

• Exemple

$$P[X_n = n] = \frac{1}{n^p} \text{ et } P[X_n = 0] = 1 - \frac{1}{n^p}$$

avec $p = 2$ et $p = 3$.

Convergence presque sûre

- **Définition**

La suite de va X_1, \dots, X_n converge presque sûrement vers la va X si et ssi

$$X_n(\omega) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} X(\omega), \quad \forall \omega \in A | P(A) = 1.$$

- **Notation**

$$X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{PS}} X$$

- **Comparaison** entre les différents types de convergence

Loi faible des grands nombres

Loi faible des grands nombres

Si X_1, \dots, X_n sont des va indépendantes et de même loi de moyenne $E[X_k] = m < \infty$, alors la va

$\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$ converge en probabilité vers m .

Preuve

$$\varphi_{\bar{X}_n}(t) = E \left[e^{it \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k} \right] = E \left[\prod_{k=1}^n e^{i \frac{t}{n} X_k} \right] = \left[\varphi \left(\frac{t}{n} \right) \right]^n$$

Dév. de Taylor de ϕ

$$\varphi(t) = \varphi(0) + t\varphi'(0) + t\lambda(t) = 1 + itm + t\lambda(t)$$

Preuve

On en déduit

$$\ln [\varphi_{\bar{X}_n}(t)] = n \ln \left[1 + i \frac{t}{n} m + \frac{t}{n} \lambda \left(\frac{t}{n} \right) \right] = n \left[i \frac{t}{n} m + \frac{t}{n} \lambda \left(\frac{t}{n} \right) \right]$$

d'où

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \varphi_{\bar{X}_n}(t) = e^{itm} \quad \forall t$$

i.e.,

$$\bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} m \Leftrightarrow \bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{P}} m$$

Loi forte des grands nombres

Loi forte des grands nombres

Si X_1, \dots, X_n sont des va indépendantes et de même loi de moyenne $E[X_k] = m < \infty$ et de variance $\sigma^2 < \infty$, alors la va $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$ converge en moyenne quadratique vers m .

Preuve

$$E \left[(\bar{X} - m)^2 \right] = \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n E [(X_k - m) (X_l - m)]$$

Mais

$$E [(X_k - m) (X_l - m)] = \begin{cases} \sigma^2 & \text{si } k = l \\ 0 & \text{si } k \neq l \end{cases}$$

Preuve

Donc

$$E \left[(\bar{X}_n - m)^2 \right] = \frac{\sigma^2}{n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$$

i.e.,

$$\bar{X}_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{MQ} m$$

Théorème de la limite centrale

• Théorème de la limite centrale

Si X_1, \dots, X_n sont des va indépendantes et de même loi de moyenne $E[X_k] = m < \infty$ et de variance $\sigma^2 < \infty$, alors la va centrée réduite $Y_n = \frac{\sum_{k=1}^n X_k - nm}{\sqrt{n\sigma^2}}$ converge en loi vers la loi normale $\mathcal{N}(0, 1)$.

• Preuve

$$\varphi_{Y_n}(t) = E[e^{itY_n}] = e^{-\frac{itm\sqrt{n}}{\sigma}} \prod_{k=1}^n E\left[e^{i\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}X_k}\right]$$

Mais

$$E\left[e^{i\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}X_k}\right] = \varphi\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right)$$

Preuve

Donc

$$\ln [\varphi_{Y_n}(t)] = -\frac{itm\sqrt{n}}{\sigma} + n \ln \varphi \left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}} \right)$$

En utilisant le développement de Taylor de φ

$$\varphi(t) = \varphi(0) + t\varphi'(0) + \frac{t^2}{2}\varphi''(0) + t^2\lambda(t)$$

On en déduit

$$\ln [\varphi_{Y_n}(t)] = -\frac{t^2}{2} + \frac{t^2}{n}\lambda \left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}} \right)$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \varphi_{Y_n}(t) = e^{-\frac{t^2}{2}} \quad \forall t \Leftrightarrow Y_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1)$$

Que faut-il savoir ?

- Convergence en **loi** ?
- Convergence en **moyenne quadratique** ?
- $\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$ converge en probabilité vers ? Conditions ?
- $\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$ converge en moyenne quadratique vers ? Conditions ?
- $Y_n = \frac{\sum_{k=1}^n X_k - ?}{?}$ converge en loi vers ?