# Cours de probabilité - 3IF

## Victor Lezaud

## 23 avril 2018

## Sommaire

1	Not	ions d	e dénombrement	3				
	1.1		itations	3				
	1.2		gements sans répétition	3				
	1.3		inaisons sans répétition	3				
	1.4		gements avec répétition	3				
	1.5		inaisons avec répétition	3				
	1.6		ntations avec répétitions	3				
<b>2</b>	Fondements de la théorie des probabilités 4							
	2.1		e d'événements	4				
		2.1.1	Univers	4				
		2.1.2	Evénement	4				
		2.1.3	Tribu	4				
	2.2	Espac	e probabilisé	4				
		2.2.1	Définition	4				
		2.2.2	Propriétés	4				
	2.3	Proba	bilités conditionnelles	5				
		2.3.1	Définition	5				
		2.3.2	Propriétés	5				
		2.3.3	Formule de Bayes	5				
		2.3.4	Indépendance	5				
3	Variables aléatoires réelles							
	3.1 Définition							
		3.1.1	Variable aléatoire	6				
		3.1.2	Fonction de répartition	6				
		3.1.3	Variables aléatoires discrètes et variables aléatoires conti-					
			nues	6				
		3.1.4	Loi d'une variable aléatoire	7				
	3.2	Exem	ples de lois	7				
		3.2.1	Variables aléatoires discrètes	7				
		3.2.2	Variables aléatoires continues	8				
	3.3	Mome	ents d'une variable aléatoire	8				
		3.3.1	Espérance	8				
		3.3.2	Variance	9				
		3.3.3	Espérance et variance pour les v.a.r. de lois usuelles	10				
		3 3 4	Inégalités remarquables	10				

3.4 Caractérisation de la loi d'une variable aléatoire		térisation de la loi d'une variable aléatoire	10			
		3.4.1	Caractérisation par la fonction de répartition	10		
		3.4.2	Autre caractérisation	11		
		3.4.3	Fonction caractéristique	11		
		3.4.4	Fonction génératrice	11		
4	Vec	teurs a	aléatoires	12		
	4.1	Coupl	e de variables aléatoires réelles	12		
		4.1.1	Couple aléatoire	12		
		4.1.2	Lois d'un couple de variables aléatoires réelles	12		
		4.1.3	Moments d'un couple de variables aléatoires réelles	13		
		4.1.4	Fonction caractéristique et fonction génératrice	13		
		4.1.5	Variables aléatoires conditionnelles	13		
	4.2	Indépe	endance de 2 variables aléatoires réelles	14		
		4.2.1	Définition	14		
		4.2.2	Indépendance et moments	14		
		4.2.3	Coefficient de corrélation	14		
	4.3	Somm	ne de deux variables aléatoires indépendantes	15		
		4.3.1	Loi de la somme de deux variables aléatoires	15		
		4.3.2	Fonction caractéristique et génératrice de la somme de			
			deux variables aléatoires indépendantes	15		
5	Théorèmes limites 1					
	5.1	Conve	ergences stochastiques	15		
		5.1.1	Convergence en loi	15		
		5.1.2	Convergence en probabilité	16		
		5.1.3	Convergence presque sûre	16		
	5.2	Loi fa	ible des grands nombres	16		
	5.3		rte des grands nombres	17		
	5.4	Théor	ème de la limite centrale	17		
6	Chaînes de Markov discrètes					
	6.1	Chaîn	e de Markov homogène	17		
		6.1.1	Chaîne de Markov	17		
		6.1.2	Chaîne de Markov homogène	17		
	6.2	Comp	ortement asymptotique d'une chaîne de Markov	18		

#### 1 Notions de dénombrement

Dans cette partie on traite la combinatoire de p éléments pris parmi n éléments d'un ensemble E (sauf pour les permutations).

#### 1.1 Permutations

On appelle **permutation** des n éléments l'ensemble E toute disposition ordonnée de ces n éléments. Il existe n! permutations.

#### 1.2 Arrangements sans répétition

On appelle arrangement sans répétition toute disposition ordonnée de p éléments pris parmi les n éléments de E. Il existe  $A_n^p$  arrangements sans répétition.

$$A_n^p = \frac{n!}{(n-p)!}$$

#### 1.3 Combinaisons sans répétition

On appelle **combinaisons sans répétition** toute disposition **non ordonnée** de p éléments pris parmi les n éléments de E. Il existe  $C_n^p$  combinaisons sans répétition.

$$C_n^p = \frac{n!}{p!(n-p)!}$$

#### 1.4 Arrangements avec répétition

On appelle arrangements avec répétition toute disposition ordonnée de p éléments, non nécessairement distincts, pris parmi les n éléments de E. Il existe  $n^p$  arrangements avec répétition.

#### 1.5 Combinaisons avec répétition

On appelle **combinaisons avec répétition** toute disposition **non ordonnée** de p éléments, **non nécessairement distincts**, pris parmi les n éléments de E. Il existe  $C_{n+p-1}^p$  combinaisons sans répétition.

$$C_{n+p-1}^p = \frac{(n+p-1)!}{p!(n-1)!}$$

#### 1.6 Permutations avec répétitions

Supposons que les éléments n éléments de l'ensemble E, se répartissent en l catégories avec  $n_i$  le nombre d'éléments du type i et  $n=\sum n_i$ . On appelle permutation avec répétition de n éléments de l'ensemble E toute disposition ordonnée de n éléments où figure, pour tout i,  $n_i$  éléments du type i. Il en existe :

$$\frac{n!}{\prod n_i!}$$

## 2 Fondements de la théorie des probabilités

### 2.1 Espace d'événements

#### 2.1.1 Univers

On appelle ensemble des possibles, ou ensemble des éventualités, ou encore univers, l'ensemble  $\Omega$  des résultats possibles d'une expérience aléatoire. Les éléments de  $\omega$  de  $\Omega$  sont appelés issues, ou événements élémentaires, ou encore épreuves de l'expérience aléatoire.

#### 2.1.2 Evénement

On appelle événement l'ensemble des issues de l'expérience qui vérifie une **propriété** donnée. C'est donc une partie A de  $\Omega$   $(A \in P(\Omega))$ .

#### 2.1.3 Tribu

On associe à l'univers  $\Omega$  un ensemble d'événements T appelé **tribu**. Cet ensemble doit vérifier les propriétés suivantes :

- $-\Omega \in T$
- $--A\in T\to A^c\in T$

Dans ce cas, alors le couple  $(\Omega, T)$  est appelé **espace d'événements**. Lorsque  $\Omega$  est fini et dénombrable on prend pour tribu l'ensemble  $P(\Omega)$ .

### 2.2 Espace probabilisé

#### 2.2.1 Définition

Soit  $(\Omega,T)$  un espace d'événements. On appelle **probabilité** sur  $(\Omega,T)$  une application P définie sur T vérifiant :

- 1.  $\forall A \in T, P(A) \in [0, 1]$
- 2.  $P(\Omega) = 1$
- 3. Quelle que soit la suite  $(A_i)_{i\in\mathbb{N}}$  d'éléments de T deux à deux disjoints, on a

$$P\left(\bigcup_{i\in\mathbb{N}}A_i\right) = \sum_{i=1}^{+\infty}P(A_i)$$

Le triplet  $(\Omega, T, P)$  est appelé **espace probabilisé**.

#### 2.2.2 Propriétés

Soit A et B deux événements d'un espace probabilisé  $(\Omega, T, P)$ . La probabilité P est une application qui vérifie les propriétés suivantes :

- $-- P(A^c) = 1 P(A)$
- $-A \subset B \Rightarrow P(A) < P(B)$
- $-P(A \cup B) = P(A) + P(B) P(A \cap B)$

#### 2.3 Probabilités conditionnelles

#### 2.3.1 Définition

Soit  $(\Omega, T, P)$  un espace probabilisé,  $A \in T, B \in T$ ) tel que  $P(B) \neq 0$ . La **probabilité de** A sachant B est définie par

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

L'application

$$P_B: A \in T \longmapsto P(A|B)$$

définit une probabilité sur l'espace des événements  $(\Omega, T)$ . Cette probabilité est appelée **probabilité conditionnelle sachant** B.

#### 2.3.2 Propriétés

Soient  $A, B \in T$ . On a les relations suivantes :

$$-P(A^c|B) = 1 - P(A|B)$$

$$-P(A \cap B) = P(A|B) \times P(B) = P(B|A) \times P(A)$$

#### 2.3.3 Formule de Bayes

Une partition d'un univers est un ensemble fini d'événement disjoint deux à deux et dont l'union forme l'univers.

**Théorème :** Soit  $(\Omega, T, P)$  un espace probabilisé et soient  $A_1, \ldots, A_n$  une partition de  $\Omega$ . On a les relations suivantes :

$$\forall B \in T \quad P(B) = \sum_{i=1}^{n} P(B|A_i) \times P(A_i)$$
 
$$\forall B \in T \quad P(A_k|B) = \frac{P(B|A_k) \times P(A_k)}{\sum_{i=1}^{n} P(B|A_i) \times P(A_i)}$$

#### 2.3.4 Indépendance

**Définition :** Soient  $(\Omega, T, P)$  un espace probabilisé et A et B deux éléments de T. Les événements A et B sont dits **indépendants** si et seulement si

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

Complémentaires : Si A et B ont indépendants, alors il en est de même pour A et  $B^c$ ,  $A^c$  et B et  $A^c$  et  $B^c$ .

Indépendance mutuelle : Les événements  $A_1, \ldots, A_n \in T$  sont dits mutuellement indépendants si  $\forall k \in \{1, \ldots, n\}$  et  $\forall (i_1, \ldots, ik) \in \mathbb{N}^k$  tel que  $1 \leq i_1 < \ldots \leq n$ , on a :

$$P(\cap_{j=1}^{k} A_{i_j}) = \prod_{j=1}^{k} P(A_{i_j})$$

#### 3 Variables aléatoires réelles

#### 3.1 **Définition**

#### 3.1.1 Variable aléatoire

Variable aléatoire : Soient  $(\Omega, T)$  et  $(\Omega', T')$  deux espaces d'événements. On appelle variable aléatoire de l'espace d'événements  $(\Omega, T)$  vers  $(\Omega', T')$  une **application**  $X: \Omega \mapsto \Omega'$  telle que :

$$\forall A' \in T', \ X^{-1}(A') \in T$$

où 
$$X^{-1}(A') = \{\omega \in \Omega, X(\omega) \in A'\}$$

Variable aléatoire réelle : Une application  $X : \Omega \to \mathbb{R}$  est une variable aléatoire réelle sur l'espace d'événements  $(\Omega, T)$  si :

$$\forall x \in \mathbb{R}, \ X^{-1}(]-\infty,x]) \in T$$

#### 3.1.2 Fonction de répartition

**Définition :** Soit X une v.a.r. sur l'espace probabilisé  $(\Omega, T, P)$ . L'application

$$F_x : \mathbb{R} \longmapsto [0, 1]$$
$$x \longmapsto P\left(X^{-1}\left(\left]-\infty, x\right]\right)\right)$$

est appelé fonction de répartition.

**Proposition :** Soit X une v.a.r. sur  $(\Omega, T, P)$ . La fonction de répartition associée à X vérifie les propriétés suivantes :

- $-\lim_{x \to -\infty} F_X(x) = 0$  $-\lim_{x \to +\infty} F_X(x) = 1$
- $F_X$  est croissante
- $F_X$  est continue à droite

#### 3.1.3 Variables aléatoires discrètes et variables aléatoires continues

V.a.r discrète: Une v.a.r. X est dite discrète si elle ne prend qu'un nombre fini ou dénombrable de valeurs dans  $\mathbb{R}$ , c'est-à-dire si  $X(\Omega) = \{x_j \in \mathbb{R}, j \in$ J} où  $J \subset \mathbb{N}$ . Dans ce cas la fonction

$$p: J \longmapsto [0,1]$$
$$j \longmapsto p_j$$

où  $p_j = P(X = x_j)$  est appelée fonction de masse de la v.a.r. C.

**Proposition :** Si X est une v.a.r. discrète prenant les valeurs  $\{x_i \in \mathbb{R}, i \in \mathbb{$ I) avec  $I \subset \mathbb{N}$ , alors sa fonction de répartition  $F_X$  est constante par **morceaux** et a pour points de discontinuités  $\{x_i \in \mathbb{R}, i \in I\}$ .

V.a.r. absolument continue : Une v.a.r. X est dite absolument continue s'il existe une fonction de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}$ , telle que la fonction de répartition  $F_X$  de la v.a.r. X admette la représentation intégrale suivante :

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(t)dt$$

Ceci est équivalent à dire que  $F_X$  est **dérivable** sur  $\mathbb{R}$ , de dérivée  $f_X$ . La fonction  $f_X$  est appelée **densité** X. On parle aussi de **v.a.r.** à **densité** pour désigner une **v.a.r.** absolument continue.

#### 3.1.4 Loi d'une variable aléatoire

Soient  $(\Omega, T)$  et  $(\Omega', T')$  deux espaces d'événements. Soit X une variable aléatoire de  $(\Omega, T)$  vers  $(\Omega', T')$  et P une probabilité sur  $(\Omega, T)$ . L'application

$$P_X: T' \longmapsto [0,1]$$
  
 $A' \longmapsto P(X^{-1}(A'))$ 

définit une **probabilité** sur l'espace d'événements  $(\Omega'T')$ . Cette probabilité est appelée **loi de la variable aléatoire** X.

#### 3.2 Exemples de lois

#### 3.2.1 Variables aléatoires discrètes

**Loi de Bernoulli** notée B(1,p),  $p \in ]0,1[$ , permet de décrire une expérience possédant uniquement **deux issues** possibles (exemple : pile ou face, succès ou réussite). La loi es définie par :

$$P(X = 1) = p$$
 et  $P(X = 0) = 1 - p$ 

Loi binomiale notée B(1,p),  $n \in \mathbb{N}^*$ ,  $p \in ]0,1[$  permet de décrire une expérience composée d'une suite d'épreuve de Bernoulli où l'on s'intéresse au nombre de réussite (exemple : nombre de face en n lancers). La loi est définie par :

$$\forall i \in \{0, \dots, n\}, P(X = i) = C_n^i p^i (1 - p)^{n-i}$$

Loi géométrique notée G(p),  $p \in ]0,1[$  décrit une expérience composée d'une suite d'épreuve de Bernoulli où l'on s'intéresse à la probabilité d'une série d'échecs suivie d'une réussite (Exemple : nombre de piles avant une face). La loi est définie par :

$$\forall i \in \mathbb{N}^*, \ P(X=i) = p(1-p)^{i-1}$$

Loi uniforme sur  $\{1, ..., \mathbb{N}\}$  notée  $U_{\mathbb{N}}, \mathbb{N} \in \mathbb{N}^*$  décrit une expérience possédant  $\mathbb{N}$  issues possibles, toutes équiprobables (Exemple : lancer de dé). La loi est définie par :

$$\forall k \in \{1, \dots, \mathbb{N}\}, \quad P(X = k) = \frac{1}{\mathbb{N}}$$

Loi de Poisson notée  $P(\lambda)$ ,  $\lambda > 0$  permet de décrire les files d'attentes. La loi est définie par :

$$\forall k \in \mathbb{N}, P(X = k) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}$$

#### 3.2.2 Variables aléatoires continues

**Loi uniforme sur** [a, b] notée U([a, b]), a < b a pour densité la fonction

$$f_X(t) = \frac{1}{b-a} I_{[a,b]}(t)$$

et pour fonction de répartition

$$F_X = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{si } x \in [a,b] \\ 1 & \text{si } x \geqslant b \end{cases}$$

**Loi normale** notée  $\mathbb{N}(m, \sigma^2)$ ,  $m \in \mathbb{R}$ ,  $\sigma > 0$  a pour densité

$$f_X(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(t-m)^2}{2\sigma^2}\right)$$

**Loi exponentielle** notée  $\varepsilon(\lambda)$ ,  $\lambda > 0$  a pour densité :

$$f_X(t) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda t} & \text{si } t \geqslant 0\\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Loi de Cauchy a pour densité

$$f_X(t) = \frac{1}{\pi(1+t^2)}$$

**Loi Gamma** notée  $\Gamma(a,b)$ , a>0, b>0 a pour densité sur  $\mathbb{R}^+$  la fonction

$$f_X(t) = \frac{1}{\Gamma(a)} b^a t^{a-1} e^{-bt}$$

οù

$$\Gamma(a) = \int_0^{+\infty} u^{a-1} e^{-u} du, \quad \forall a > 0$$

#### 3.3 Moments d'une variable aléatoire

#### 3.3.1 Espérance

**Définition** Soit X une v.a.r. sur l'espace probabilisé  $(\Omega, T, P)$ .

— Si X est une v.a.r. discrète avec  $X(\Omega) = \{x_j \in \mathbb{R}, j \in J\}$  où  $J \subset \mathbb{N}$ , on appelle **espérance** de X et on note E(X), la **moyenne des valeurs** prises par X **pondérés par leurs probabilités** de réalisation, autrement dit, lorsque cette quantité existe

$$E(X) = \sum_{j \in J} x_j \times P(X = x_j)$$

— Si X est une v.a.r. **continue** de densité  $f_X$ , on appelle **espérance** de X et on note E(X) la quantité

$$E(X) = \int_{\mathbb{D}} x \times f_X(x) dx$$

#### Proposition

— Soit X une **v.a.r.** discrète sur l'espace probabilisé  $(\Omega, T, P)$  avec  $X(\Omega) = \{x_j \in \mathbb{R}, j \in J\}$  où  $J \subset \mathbb{N}$ , et  $g: X(\Omega) \mapsto \mathbb{R}$  une application. Lorsque cette quantité existe, **l'espérance de la v.a.r.** g(X) est définie par

$$E(g(X)) = \sum_{j \in J} g(x_j) \times P(X = x_j)$$

— Soit X une **v.a.r.** absolument continue sur l'espace probabilisé  $(\Omega, T, P)$  de densité  $f_X$  et  $g: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$  une application continue par morceaux. Lorsque cette quantité existe, l'espérance de la v.a.r. g(X) est définie par

$$E(g(X)) = \int_{\mathbb{R}} g(t) \times f_X(t) dt$$

#### Propriété de l'espérance :

Linéarité Soient X une v.a.r. continue,  $g_1$  et  $g_2$  deux fonctions de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}$  continues par morceaux et  $\lambda$  un réel. On a

$$E(g_1(X) + \lambda g_2(X)) = E(g_1(X)) + \lambda E(g_2(X))$$

Positivité Soient X une v.a.r. continue et g une fonction de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}$  positive et continue par morceaux. On a

$$E(g(X)) \geqslant 0$$

Croissance Soient X une v.a.r. continue  $g_1$  et  $g_2$  deux fonctions de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}$  continues par morceaux vérifiant  $g_1 \leq g_2$ . On a

$$E(g_1(X)) \leqslant E(g_2(X))$$

#### 3.3.2 Variance

La variance de la v.a.r. X est définie, lorsque cette quantité existe, par

$$Var(X) = E\left((X - E(X))^{2}\right)$$
$$= E(X^{2}) - E(X)^{2}$$

Propriétés de la variance Soit X une v.a.r. et  $\lambda$  un réel

- $-- Var(X + \lambda) = Var(X)$
- $-Var(\lambda X) = \lambda^2 Var(X)$
- $-Var(X) \geqslant 0$

Variable centrée réduite Si X est une v.a.r., pour laquelle E(X) et Var(X) existent, alors la v.a.r. Y définie par

$$Y = \frac{X - E(X)}{\sqrt{Var(X)}}$$

appelée variable centrée réduite associée à la v.a.r. X, vérifie :

$$E(Y) = 0$$
$$Var(Y) = 1$$

L'écart-type d'une v.a.r. X est défini par

$$\sigma_X = \sqrt{Var(X)}$$

#### 3.3.3 Espérance et variance pour les v.a.r. de lois usuelles

Nom de loi	Notation math	Espérance	Variance	
Uniforme (discrète)	$U_N, N \in \mathbb{N}^*$	$\frac{N+1}{2}$	$\frac{N^2-1}{12}$	
Bernoulli	$B(1,p),\ p\in ]0,1[$	p	p(1-p)	
Géométrique	$G(p), p \in ]0,1[$	$\frac{1}{p}$	$\frac{1-p}{p^2}$	
Uniforme (continue)	$U(a,b), \ a < b$	$\frac{a+b}{2}$	$\frac{(b-a)^2}{12}$	
Normale	$N(m, \sigma^2), m, \sigma \in \mathbb{R}$	m	$\sigma^2$	

#### 3.3.4 Inégalités remarquables

Inégalité de Markov Soit X une v.a.r.. Pour tout réel a strictement positif, on a

$$P(|X| \geqslant a) \leqslant E(|X|)$$

Inégalité de Bienaymé-Tchébychev Soit X une v.a.r. et a un réel strictement positif, on a

$$P(|X - E(X)| \ge a) \le \frac{Var(X)}{a^2}$$

### 3.4 Caractérisation de la loi d'une variable aléatoire

La loi d'une v.a.r. est caractérisée par sa fonction de densité (ou masse pour les v.a.r. discrètes). Il existe d'autre manière de caractériser la loi d'une v.a.r..

#### 3.4.1 Caractérisation par la fonction de répartition

La fonction de répartition est suffisante pour caractériser la loi de la v.a.r. associée.

#### 3.4.2Autre caractérisation

Soit X une v.a.r. admettant une densité  $f_X$ . S'il existe, pour toute fonction  $\Phi$  bornée et continue par morceaux sur  $\mathbb{R}$ , une fonction f ne dépendant pas de  $\Phi$  telle que l'espérance de  $\Phi(X)$  admette la formule de représentation intégrale

$$E(\Phi(X)) = \int_{\mathbb{D}} \Phi(x) f(x) dx$$

alors  $f = f_X$ , autrement dit f est la densité de X.

#### 3.4.3 Fonction caractéristique

**Définition :** On appelle fonction caractéristique de la v.a.r. X la fonction  $de \mathbb{R} dans \mathbb{C} définie par$ 

$$\Phi_X(t) = E(e^{itX}) \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

Théorème : Deux v.a.r. définies sur un même espace probabilisé qui ont la même fonction caractéristique ont la même loi.

Propriétés de la fonction caractéristique

- $\Phi_X$  est une **application continue** à valeurs dans  $\{z \in \mathbb{C}, |z| \leq 1\}$  et on a  $\Phi_X(0) = 1$
- Si  $\Phi_X$  est deux fois dérivable en 0, alors E(X) et  $E(X^2)$  existent et

$$E(X) = -i\Phi'_X(0)$$
$$E(X^2) = -\Phi''_X(0)$$

— Soient a et b deux réels et Y la v.a.r. définie par Y = aX + b. La fonction caractéristique  $\Phi_Y$  de la v.a.r. Y vérifie

$$\Phi_Y(t) = e^{itb}\Phi_X(at) \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

#### 3.4.4 Fonction génératrice

**Définition:** Soit X une v.a.r. discrète à valeurs entières. On appelle fonction génératrice de X la fonction définie pour tout  $s \in [-1,1]$  par

$$G_X(s) = E(s^X)$$

$$= \sum_{j \in \mathbb{N}} s^j \times P(X = j)$$

Théorème : Deux v.a.r. entières définies sur un même espace probabilisé qui ont la même fonction génératrice ont la même loi.

Propriétés de la fonction génératrice

- La série  $\sum_{j\in\mathbb{N}} s^j \times P(X=j)$  converge pour tout  $s\in[-1,1]$   $G_X$  est continue sur [-1,1] et infiniment dérivable sur ]-1,1[
- $G_X(1) = 1, G_X(0) = P(X = 0)$
- $--G_X'(1) = E(X)$

$$-- \forall k \in \mathbb{N}^*, \quad G_X^{(k)} = E(X \times (X-1) \times \dots \times (X-k+1))$$

Nom de loi	Notation math	fct caractéristique	fct génératrice
Binomiale	B(n,p)	$(pe^{it} + (1-p))^n$	$(ps + (1-p))^n$
Poisson	$P(\lambda)$	$e^{\lambda(e^{it}-1)}$	$e^{\lambda(s-1)}$
Normale	$N(m, \sigma^2)$	$e^{itm}e^{-\frac{t^2\sigma^2}{2}}$	

#### 4 Vecteurs aléatoires

#### 4.1 Couple de variables aléatoires réelles

#### 4.1.1 Couple aléatoire

Soient  $(\Omega, T, P)$  un espace probabilisé et X l'application

$$X: \Omega \longmapsto \mathbb{R}^2$$
  
 $\omega \longmapsto (X_1(\omega), X_2(\omega))$ 

On dit que X est un **couple aléatoire** si pour tout borélien B de  $\mathbb{R}^2$ ,  $X^{-1}(B) \in T$ .

#### 4.1.2 Lois d'un couple de variables aléatoires réelles

Fonction de répartition : On appelle fonction de répartition du couple de v.a.r.  $X=(X_1,X_2)$  l'application  $F_X:\mathbb{R}^2\mapsto\mathbb{R}$  définie par

$$F_X(x_1, x_2) = P(X_1 \leqslant x_1, X_2 \leqslant x_2) \quad \forall (x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2$$

avec

$$P(X_1 \leqslant x_1, X_2 \leqslant x_2) = P([X_1 \leqslant x_1] \cap [X_2 \leqslant x_2])$$
  
$$P(X_1 \leqslant x_1, X_2 \leqslant x_2) = P(\{\omega \in \Omega, X_1(\omega) \leqslant x_1, X_2(\omega) \leqslant x_2\})$$

Limite de la fonction de répartition Si  $X=(X_1,X_2)$  est un couple de v.a.r. de fonction de répartition  $F_X$  alors on a

$$\lim_{x \to -\infty} F_X(x, x) = 0 \qquad et \qquad \lim_{x \to +\infty} F_X(x, x) = 1$$

Couple de v.a.r. discret : Le couple de v.a.r.  $X=(X_1,X_2)$  défini sur l'espace probabilisé  $(\Omega,T,P)$  est dit discret s'il est à valeurs dans un sous-ensemble  $D=X(\Omega)$  fini ou dénombrable de  $\mathbb{R}^2$ . La fonction

$$D \longrightarrow [0,1]$$
  
$$(k_1, k_2) \longmapsto P(X_1 = k_1, X_2 = k_2)$$

est alors appelée fonction de masse du couple de v.a.r.  $X = (X_1, X_2)$ .

Couple de v.a.r. absolument continu Le couple de v.a.r.  $X = (X_1, X_2)$ , est dit absolument continu de densité  $f_X$  si sa fonction de répartition  $F_X$  admet la représentation intégrale suivante :

$$F_X(x_1, x_2) = \int_{-\infty}^{x_1} \int_{-\infty}^{x_2} f_X(t_1, t_2) dt_2 dt_1$$

**Loi marginale :** On appelle  $k^{ieme}$  loi marginale du couple de v.a.r.  $X = (X_1, X_2)$  la loi de la variable aléatoire réelle  $X_k$ .

#### 4.1.3 Moments d'un couple de variables aléatoires réelles

**Espérance :** On appelle espérance du couple de v.a.r.  $(X_1, X_2)$  l'élément de  $\mathbb{R}^2$  défini par

$$E(X_1, X_2) = (E(X_1), E(X_2))$$

**Covariance :** Soit  $(X_1, X_2)$  un couple de v.a.r.. Si  $E(X_1)$  et  $E(X_2)$  existent, on appelle **covariance** du couple de v.a.r.  $(X_1, X_2)$  le réel

$$Cov(X_1, X_2) = E((X_1 - E(X_1)) \times (X_2 - E(X_2))()$$

Propriétés de la covariance :

- $Cov(X_1, X_1) = Var(X_1)$
- $-- Cov(X_1, X_2) = E(X_1, X_2) E(X_1) \times E(X_2)$
- L'application  $(X_1, X_2) \mapsto Cov(X_1, X_2) \in \mathbb{R}$  est une forme bilinéaire symétrique. Ainsi pour toutes v.a.r.  $X_1, X_2, Y_1$  et pour tout réel  $\lambda$  on a :

$$Cov(X_1, X_2) = Cov(X_2, X_1)$$
  
 $Cov(X_1 + \lambda Y_1, X_2 = Cov(X_1, X_2) + \lambda Cov(Y_1, X_2)$ 

#### 4.1.4 Fonction caractéristique et fonction génératrice

Fonction caractéristique : On appelle fonction caractéristique du couple de v.a.r.  $X = (X_1, X_2)$  la fonction  $\Phi_X$  définie de  $\mathbb{R}^2$  dans  $\mathbb{C}^{\not\succeq}$  par

$$\Phi_X(t_1, t_2) = E\left(e^{i(t_1 X_1 + t_2 X_2)}\right)$$

Fonction génératrice : On appelle fonction génératrice du couple de v.a.r.  $X = (X_1, X_2)$  la fonction  $G_X$  définie de  $\mathbb{R}^2$  dans  $\mathbb{R}$  par

$$G_X(s_1, s_2) = E\left(s_1^{X_1} s_2^{X_2}\right)$$

#### 4.1.5 Variables aléatoires conditionnelles

Cas discret : Soient (X,Y) un couple de v.a.r. discrètes à valeurs dans  $\mathbb{N}^2$  et j un entier tel que  $P(Y=j) \neq 0$ . On appelle loi conditionnelle de X sachant [Y=j] la loi définie par la fonction de masse

$$p:i\in\mathbb{N}\longmapsto P(X=i|Y=j)$$

On appelle fonction de répartition conditionnelle de X sachant [Y=j] l'application  $F_X^{[Y=j]}$  de  $\mathbb R$  dans [0,1] définie pour tout  $x\in\mathbb R$  par

$$\begin{split} F_X^{[Y=j]}(x) &= P(X \leqslant x | Y=j) \\ &= \frac{P(X \leqslant x, Y=j)}{P(Y=j)} \end{split}$$

Cas continu : Soient (X,Y) un couple de v.a.r. de densité  $f_{X,Y}$  et  $f_Y$  la densité de Y. Pour  $y \in \mathbb{R}$  fixé tel que  $f_Y(y) \neq 0$ , la fonction  $f_X^{[Y=y]}$  définie par

$$f_X^{[Y=y]}(s) = \frac{f_{X,Y}(s,y)}{f_Y(y)}$$

est une densité de probabilité appelée densité conditionnelle de X sachant [Y=y]

### 4.2 Indépendance de 2 variables aléatoires réelles

#### 4.2.1 Définition

Soient X et Y deux v.a.r., X et Y sont dites **indépendantes** si et seulement si :

- $--\forall x \in \mathbb{R}, \forall y \in \mathbb{R}, \ P(X \leqslant x, Y \leqslant y) = P(X \leqslant x) \times P(Y \leqslant y)$
- Avec les fonctions caractéristiques :

$$\forall (s,t) \in \mathbb{R}^2, \quad \Phi_{XY}(s,t) = \Phi_X(s) \times \Phi_Y(t)$$

— Avec les fonctions génératrices :

$$\forall s, t \in ]-1,1[, G_{(X,Y)}(s,t) = G_X(s) \times G_Y(t)$$

— Pour des v.a.r. discrètes :

$$\forall i \in \mathbb{N}, \forall j \in \mathbb{N}, \ P(X = i, Y = j) = P(X = i) \times P(X = j)$$

— Pour des v.a.r. absolument continues de densités marginales  $f_X$  et  $f_Y$ :

$$\forall s \in \mathbb{R}, \forall t \in \mathbb{R}, \quad f_{XY}(s,t) = f_X(s) \times f_Y(t)$$

#### 4.2.2 Indépendance et moments

Soient X et Y deux v.a.r. **indépendantes** et g et h deux fonctions de  $\mathbb R$  dans  $\mathbb R$ . On a :

- $-E(XY) = E(X) \times E(Y)$
- -- Var(X + Y) = Var(X) + Var(Y)
- $-E(g(X)h(Y)) = E(g(X)) \times E(h(Y))$

#### 4.2.3 Coefficient de corrélation

**Définition :** On appelle **coefficient de corrélation** de X et Y le réel défini par :

$$\rho(X,Y) = \frac{Cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

#### Propriétés du coefficient de corrélation :

- Pour toutes v.a.r.X et Y on a  $|\rho(X,Y)| \leq 1$
- si X et Y sont indépendantes, alors  $\rho(X,Y)=0$
- $-\exists (a,b) \in \mathbb{R}^2, Y = aX + b \Leftrightarrow |\rho(X,Y)| = 1$

#### 4.3 Somme de deux variables aléatoires indépendantes

#### 4.3.1 Loi de la somme de deux variables aléatoires

Somme de v.a.r. Soient X et Y deux v.a.r. indépendantes. La loi de la v.a.r. X + Y est obtenue en effectuant le **produit de convolution** des lois de X et de Y, autrement dit,

— si X et Y dont des v.a.r. **discrètes**, on a  $\forall k \in \mathbb{N}$ ,

$$P(X+Y=k) = \sum_{i \in \mathbb{N}} P(X=k-i) \times P(Y=i)$$

— si X et Y sont des v.a.r. **continues** de densités respectives  $f_X$  et  $f_Y$ , on a  $\forall x \in \mathbb{R}$ ,

$$f_{X+Y}(x) = \int_{\mathbb{R}} f_X(x-t) \times f_Y(t) dt$$

Fonction de la somme Soient X, Y deux v.a.r. continues de densités respectives  $f_X$  et  $f_Y$  et h une fonction continue par morceaux. On a

$$E(h(X+Y)) = \int_{\mathbb{R}} h(t) \times (f_X \otimes f_Y)(t) dt$$

# 4.3.2 Fonction caractéristique et génératrice de la somme de deux variables aléatoires indépendantes

Fonction caractéristique : Si X et Y sont deux v.a.r. indépendantes de fonctions caractéristiques  $\Phi_X$  et  $\Phi_Y$  alors la fonction caractéristique  $\Phi_{X+Y}$  de la v.a.r. X+Y st donnée par

$$\Phi_{X+Y}(t) = \Phi_X(t) \times \Phi_Y(t)$$

Fonction générique : Si X et Y sont deux v.a.r. discrètes indépendantes de fonctions génératrices  $G_X$  et  $G_Y$  alors la fonction génératrice  $G_{X+Y}$  de X+Y est donnée par

$$G_{X+Y}(s) = G_X(s) \times G_Y(s) \ \forall s \in ]-1,1[$$

#### 5 Théorèmes limites

### 5.1 Convergences stochastiques

#### 5.1.1 Convergence en loi

**Définition :** Soit X une v.a.r. de fonction de répartition  $F_X$  et  $(X_n)_{n\in\mathbb{N}}$  une suite de v.a.r. de fonctions de répartitions respectives  $(F_{X_n})_{n\in\mathbb{N}}$ . On

dit que la suite  $(X_n)_{n\in\mathbb{N}}$  converge en loi vers X si pour tout réel x tel que  $F_X$  est continue en x, on a

$$\lim_{n \to +\infty} F_{X_n}(x) = F_X(x)$$

On note alors

$$X_n \xrightarrow[n \to +\infty]{l} X$$

**Proposition :** La suite  $(X_n)_{n\in\mathbb{N}}$  converge en loi vers X si et seulement si on a la relation suivante entre les fonctions caractéristiques  $\Phi_X$  et  $\Phi_{X_n}$  des v.a.r. X et  $X_n$ ,

$$\forall t \in \mathbb{R}, \quad \lim_{n \to +\infty} \Phi_{X_n}(t) = \Phi_X(t)$$

De manière équivalente la suite  $(X_n)_{n\in\mathbb{N}}$  converge en loi vers X si et seulement si pour toute fonction h de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}$ , bornée et continue par morceaux

$$\lim_{n \to +\infty} E(h(X_n)) = E(h(X))$$

#### 5.1.2 Convergence en probabilité

**Définition :** Soient X une v.a.r. et  $(X_n)_{n\in\mathbb{N}}$  une suite de v.a.r. sur un même espace probabilisé  $(\Omega, T, P)$ . On dit que la suite  $(X_N)_{n\in\mathbb{N}}$  converge en probabilité vers X si

$$\forall t > 0, \quad \lim_{n \to +\infty} P(|X_n - X| \geqslant t) = 0$$

On note

$$X_n \xrightarrow[n \to +\infty]{P} X$$

**Proposition :** Si la suite  $(X_N)_{n\in\mathbb{N}}$  converge vers X en probabilité, alors la suite  $(X_N)_{n\in\mathbb{N}}$  converge vers X en loi.

#### 5.1.3 Convergence presque sûre

**Définition** Soient X une v.a.r. et  $(X_N)_{n\in\mathbb{N}}$  une **suite de v.a.r.** définies sur un même espace probabilisé  $(\Omega, T, P)$ . Soit  $A \in T$  l'ensemble des éventualités  $\omega \in \Omega$  telles que la suite numérique  $(X_N(\omega)_{n\in\mathbb{N}}$  converge vers  $X(\omega)$ .

$$A = \{\omega \in \Omega, \lim_{n \to +\infty} X_n(\omega) = X(\omega)\}$$
 avec  $A \in T$ 

On dit que la suite  $(X_N)_{n\in\mathbb{N}}$  converge presque sûrement vers X si  $\mathbf{P}(\mathbf{A})=\mathbf{1}$ . On note

$$X_n \xrightarrow[n \to +\infty]{\text{p.s.}} X$$

#### 5.2 Loi faible des grands nombres

Soient  $X_1, \ldots, X_n$  n v.a.r. de **même loi et non corrélées**. On suppose que ces v.a.r. admettent une **espérance** m et une **variance**  $\sigma^2$  **finies**. La v.a.r.  $\overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ , **converge en probabilité** vers m, noté

$$\overline{X_n} \xrightarrow[n \to +\infty]{P} m$$

#### 5.3 Loi forte des grands nombres

Soient  $X_1, \ldots, X_n$  n v.a.r. de même loi et indépendantes. On suppose que ces v.a.r.admettent une espérance finie.

La v.a.r.  $\overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ , converge presque sûrement vers m

#### 5.4 Théorème de la limite centrale

Théorème : Soient  $X_1, \ldots, X_n$  n v.a.r. indépendantes de même loi, de moyenne m et de variance  $\sigma^2$ . La v.a.r.  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$  vérifie,

$$\frac{S_n - nm}{\sigma\sqrt{n}} \xrightarrow[n \to +\infty]{L} Y$$

où  $Y \sim N(0,1)$ 

Valeurs particulières:

Bernoulli : Soient  $X_1, \ldots, X_n$  n v.a.r. indépendantes de loi de Bernoulli de paramètre p. La v.a.r.  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$  suit une loi binomiale B(n,p) et la suite  $(S_n)_{n\in\mathbb{N}}$  converge en loi vers une loi normale de paramètres (np, np(1-p)).

Poisson : Soient  $X_1, \ldots, X_n$  n v.a.r. indépendantes de loi de Poisson de paramètre  $\lambda$ . La v.a.r.  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$  suit une loi de Poisson de paramètre  $n\lambda$  et converge en loi vers une loi normale de paramètres  $(n\lambda, n\lambda)$ .

#### 6 Chaînes de Markov discrètes

#### 6.1 Chaîne de Markov homogène

#### 6.1.1 Chaîne de Markov

Une **chaîne de Markov** sur  $(\Omega, T, P)$  à valeurs dans  $(E, \varepsilon)$  est une **suite de v.a.r.**  $(X_k)_{k\in\mathbb{N}}$  définies sur  $(\Omega, T, P)$  et à valeurs dans  $(E, \varepsilon)$  vérifiant  $\forall n \in \mathbb{N}$ ,  $\forall (e_0, \ldots, e_{n+1}) \in E^{n+2}$ ,

$$P(X_{n+1} = e_{n+1}|X_n = e_n, \dots, X_0 = 0) = P(X_{n+1} = e_{n+1}|X_n = e_n)$$

 $\Leftrightarrow$ 

$$P(X_{n+1} = e_{n+1}, X_{n-1} = e_{n-1}, ..., X_0 = 0 | X_n = e_n) = P(X_{n+1} = e_{n+1} | X_n = e_n)$$
$$\times P(X_{n-1} = e_{n-1}, ..., X_0 = 0 | X_n = e_n)$$

#### 6.1.2 Chaîne de Markov homogène

**Définition** On dit qu'une chaîne  $X = (X_k)_{k \in \mathbb{N}}$  est une **chaîne de Markov** homogène si pour tout l les **probabilités de transitions** en l étapes **sont les mêmes** indépendamment de l'instant n de la première transition. Autrement-dit si  $\forall (n, l) \in \mathbb{N}^2, l < n, \forall (i, j) \in E^2$ 

$$P(X_n = i | X_{n-1} = i) = P(X_l = i | X_0 = i)$$

Matrice de transition : On appelle matrice de transition d'une chaîne de Markov homogène X la matrice  $G = (G_{i,j})_{i,j \in E} \in M_N(\mathbb{R})$  d'éléments

$$G_{i,j} = P(X_1 = j | X_0 = i)$$

Propriétés de la matrice de transition : La matrice de transition est une matrice stochastique, elle vérifie donc :

$$\begin{array}{ll} -- G_{i,j} \geqslant 0 & \forall (i,j) \in E^2 \\ -- \forall i \in E, \sum_{j \in E} G_{ij} = 1 \end{array}$$

Transition en n étapes : Soit  $X = (X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une chaîne de Markov homogène de matrice de transition G. La probabilité de transition en n étapes de l'état i à l'état j est donnée par,

$$P(X_n = j | X_0 = i) = (G^n)_{ij}$$

Caractérisation d'une chaîne de Markov

Equation de Chapman-Kolmogorov : Soit  $X = (X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une chaîne de Markov homogène d'espace d'états E.  $\forall i, j \in E, \forall n, m \in \mathbb{N}$ , on a

$$P(X_{m+n} = j | X_0 = i) = \sum_{k \in E} P(X_m = j | X_0 = k) \times P(X_n = k | X_0 = i)$$

Fonction de masse Soit  $X = (X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une chaîne de Markov homogène de matrice de transition G. Pour tout entier n, la fonction de masse de la v.a.r. discrète  $X_n$  est l'application  $\Pi^{(n)}$  définie par :

$$\Pi^{(n)}: E \longrightarrow [0,1]$$
 $k \longmapsto \pi_k^{(n)}$ 

où  $\pi_k^{(n)}$  est la  $k^e$  composante du vecteur ligne  $\pi^{(n)}$  obtenu en effectuant le produit du vecteur ligne  $\pi$  par la matrice  $G^n$ . Autrement-dit  $\pi^{(n)} = \pi G^n$ , et  $\pi^{(0)} = \pi$ 

**Proposition :** Soit  $X = (X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une chaîne de Markov **homogène** sur un espace d'états E, de matrice de transition G et de condition initiale  $X_0$  ayant pour fonction de masse  $\Pi$  de E dans [0,1]. Pour tout entier n et pour tout  $(e_0,\ldots,e_n) \in E^{n+1}$ , on a

$$P(X_0 = e_0, \dots, X_n = e_n) = \pi_{e_0} G_{e_0, e_1} \dots G_{e_{n-1}, e_n}$$

### 6.2 Comportement asymptotique d'une chaîne de Markov

Loi de probabilité invariante : On appelle loi de probabilité invariante de la chaîne de Markov homogène  $X = (X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  une fonction de masse  $\Xi : k \in E \mapsto \xi_k \in [0,1]$  où le vecteur  $\xi = (\xi_0, \dots, \xi_N)$  est solution du système linéaire

$$\xi = \xi G$$

Théorème : Soit  $X=(X_n)_{n\in\mathbb{N}}$  une chaîne de Markov homogène, irréductible et apériodique, sur un espace d'états E, de matrice de transition

- Il existe une **unique loi de probabilité**  $\Xi$  invariante et  $\forall i \in E, \xi_i > 0$ . Pour tout  $(i,j) \in E^2$ , on a

$$\lim_{n \to +\infty} (G^n)_{ij} = \xi_j$$

— Quelle que soit la loi de  $X_0$ , la suite de v.a.r.  $(X_n)_{n\in\mathbb{N}}$  converge en loi vers la loi de probabilité invariante  $\Xi$ .