

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



N° Ref : í í í í í

Centre Universitaire de Mila

Institut des sciences et de la technologie

Département de Mathématiques et Informatique

Applications des variables aléatoires

Mémoire préparé En vue de l'obtention du diplôme de
Licence Mathématiques

Présenté par :

1- Facih Amine

2- Amimour Riad

3- Haddadou Tarek

Dirigé par :

Bouzerayeb Hayet

Filière : mathématiques et Informatique

Spécialité : mathématiques

Année universitaire : 2012/2013

dedicase

Ce mémoire est dédié à nos chers parents, pour leurs patiences et leurs soutiens. Merci à tous d'avoir cru en nous, d'avoir toujours été coté pendant toutes ces années tout simplement parce que sans eux, sans leurs conseils et sans leur amour, rien de tout cela n'aurait pu être réalisé. Nous tenons également à remercier tous ceux et celles qui de près ou de loin ont contribué de quelque manière que ce soit à l'aboutissement de ce mémoire. Nous tenons à saluer toutes les personnes qu'on a eues la chance d'avoir comme amis, frères et sœurs.

Table des matières

Introduction Générale	2
1 Variables aléatoires	3
1.1 Variables aléatoires réelles	3
1.1.1 Opération sur les variable aléatoires réelles (<i>v.a.r</i>)	4
1.2 Fonction de répartition	5
1.2.1 Loi de probabilité d'une variable aléatoire réelle (<i>v.a.r</i>)	5
1.2.2 Fonction de répartition d'une variable aléatoire réelle (<i>v.a.r</i>)	6
1.2.3 Densité de probabilité	6
1.3 Variable aléatoire à valeurs dans \mathbb{R}^2	7
1.3.1 Fonctions de répartition dans \mathbb{R}^2	8
1.3.2 Lois jointes et lois marginales	9
2 les modes de convergence	11
2.1 La convergence on loi :	11
2.2 Convergence presque sure (on abrège p. s) :	12
2.3 Convergence en probabilité :	14
2.4 convergence en moyenne quadratique	16
3 Théorème central limite – lois des grands nombres	18
3.0.1 Théorème central limite	18
3.0.2 Les lois de grands nombres	20
3.0.3 lois fortes es grands nombres	21
Bibliographie	23

Introduction Générale

Les variables aléatoires furent introduites à l'origine pour représenter un gain, par exemple effectuons l'expérience suivante, lançons une pièce de monnaie et suivant que le résultat est pile nous gagnons dix euros, ou face nous perdons un euro. On considère alors X , la variable aléatoire qui prend la valeur 10 lorsque nous obtenons pile et la valeur -1 lorsque nous obtenons face. X représente le gain à l'issue d'un lancer de la pièce. De façon plus générale une variable aléatoire est une certaine fonction, qui dépend du résultat d'une expérience aléatoire par exemple dans ce cas le résultat du pile ou face. Cette fonction associe une certaine valeur au résultat d'une expérience. Dans notre exemple plus haut la variable aléatoire associe 10 à $\langle \text{pile} \rangle$ et -1 $\langle \text{face} \rangle$. Cela permet d'associer des nombres à des résultats d'expériences qui ne sont pas numériques.

Ce mémoire est réparti sur l'introduction générale et trois chapitres. Dans le premier chapitre, nous avons donné les variables aléatoires celle qui contient variables aléatoires réelles dans \mathbb{R} et \mathbb{R}^2 et fonctions de répartition dans \mathbb{R} et \mathbb{R}^2 .

Dans le deuxième chapitre nous avons présenté les modes de convergence celle qui concernent la convergence en loi, convergence presque sûre, convergence en probabilité et convergence en moyenne quadratique.

Dans le dernier chapitre, on s'est intéressé de théorème central limite-lois des grands nombres lois faibles des grands nombres et lois fortes des grands nombres.

Chapitre 1

Variables aléatoires

1.1 Variables aléatoires réelles

Définition 1.1 Soit (Ω, A, P) un espace de probabilité. On appelle variable aléatoire réelle (v a r) définie sur (Ω, A) , une fonction X de Ω dans \mathbb{R} et telle que l'image réciproque par X de tout intervalle ouvert $]-\infty, a[$, est un événement (i.e. $X^{-1}(]-\infty, a[) \in A$). Dire que X est un variable aléatoire réelle sur (Ω, A, P) revient à dire que $X^{-1}(B) \in A$, pour tout borélien B . Ceci vient de ce que la famille des intervalles semi-ouverts bornées et la famille des intervalles de la forme $]-\infty, a[$, engendrent la σ -algèbre des boréliens.

Proposition 1.2 soit X une v a r définie sur un espace probabilisé (Ω, A, P) . La famille des parties $\{X^{-1}(B) : B \in \beta\}$ est une σ -algèbre, appelé la σ -algèbre engendrée par X . On note $\sigma(X)$ cette σ -algèbre des événements et on remarquera que $\sigma(X)$ est une sous σ -algèbre de A

Exemple 1.3 Soit A un événement. L'indicatrice 1_A est une v a r sur l'espace (Ω, A, P) . En

effet, pour tout réel a on a $1_A^{-1}(]-\infty, a[) = \left\{ \begin{array}{l} \phi \text{ si } a \leq 0 \\ \bar{A} \text{ si } 0 < a \leq 1 \text{ et donc} \\ \Omega \text{ si } a > 1 \end{array} \right\}$

$$1_A^{-1}(]-\infty, a[) \in A.$$

On notera que

$$\sigma(1_A) = \{\phi, A, \bar{A}, \Omega\} = \sigma(A)$$

.Soit $P = \{A_1, A_2, \dots, A_r\}$ une partition de Ω et où A_1, A_2, \dots, A_r sont des événements. Une fonction X combinaison linéaire finie des variables indicatrices

$$1_{A_j} : X = \sum_{j=1}^r \alpha_j \cdot 1_{A_j}$$

est une v a r, appelée **variable aléatoire étagée**. Elle prend la valeur constante α_j sur l'événement $A_j : j = 1, r$. Réciproquement, une fonction X définie sur un espace de probabilité (Ω, A, P) et prenant un nombre fini de valeur a_1, \dots, a_n est une v a étagée si et seulement si, les image réciproque $X^{-1}(\{\alpha_j\})$ sont des événements dans A . Dans ce cas, la partition $\{A_1, A_2, \dots, A_r\}$ de Ω est définie par $A_j = X^{-1}(\{\alpha_j\})$. On écrit v a r é pour variable aléatoire réelle étagée

Définition 1.4 une v a r X est dite positive (resp. finie, resp. bornée) si $X(\Omega) \subset \mathbb{R}_+$ (resp. $X(\Omega) \subset \mathbb{R}$, resp. il existe $M > 0 / |X(\omega)| < M$, pour tout $\omega \in \Omega$)

Concernant les v a r positives, on a l'important résultat suivant qu'on admettra.

Théorème 1.5 Soit (Ω, A, P) un espace de probabilité. Toute variable aléatoire réelle positive définie sur (Ω, A) est limite simple d'une suite croissante de v a r positives définies sur (Ω, A, P) . Pour toute variable aléatoire réelle X définie sur (Ω, A) , on définit $X^+ = \sup(X, 0)$ et $X^- = \sup(-X, 0)$

appelées respectivement la partie positive et la partie négative de X

. Ces la fonctions sont des v a r positive. Ceci résulte immédiatement de ce que $\{X^+ < x\} = \{X < x\}$ si $x > 0$ et $\{X^+ < x\} = \emptyset$ si $x < 0$. et

$$\{X^- < x\} = \{X > -x\} \text{ si } x > 0 \text{ et } \{X^- < x\} = \emptyset \text{ si } x < 0.$$

Par ailleurs, on a les relations $X = X^+ - X^-$ et $|X| = X^+ + X^-$,

d'où $X^+ = \frac{X+|X|}{2}$ et $X^- = \frac{X-|X|}{2}$. Nous déduisons alors en utilisant les opérations sur les limites et le théorème 1, le résultat suivant :

Corollaire 1.6 Toute v a r X est limite d'au moins une suite de v a r é.

1.1.1 Opération sur les variable aléatoires réelles (v.a.r)

Soient X et Y deux v a r définies sur le même espace probabilité (Ω, A, P) .

*La somme $X + Y$, le produit $X.Y$ sont des v a r. Si de plus, la v a r X ne prend pas la valeur 0 sur Ω , alors l'inverse $\frac{1}{X}$ est aussi une v a r.

**Si φ est une fonction réelle de la variable réelle telle que pour tout intervalle $[a, b], \varphi^{-1}([a, b])$ est un borélien, alors la fonction $Y = \varphi(X)$ est une variable aléatoire réelle.

***Si $(X_n, n \geq 1)$ est une suite de v a r, les applications $\sup_n X_n$ et $\inf_n X_n$ définissent encore des v a r. Ceci vient de ce que pour tout $x \in \mathbb{R}$, on a :

$$\left\{ \omega : \sup_n X_n(\omega) < x \right\} = \bigcap_{n \geq 1} \{ \omega : X_n(\omega) < x \}$$

et

$$\left\{ \omega : \inf_n X_n(\omega) < x \right\} = \bigcup_{n \geq 1} \{ \omega : X_n(\omega) < x \}$$

Et il s'ensuit encore que $\limsup_n X_n$ et $\liminf_n X_n$ sont des *v a r* .

Définition 1.7 Soit $(X_n, n \geq 1)$ une suite de *v a r* définies sur l'espace de probabilité (Ω, A, P) . Si $\limsup_n X_n = \liminf_n X_n$ sur une partie de Ω , on dit que cette suite converge et on note $\lim_{n \rightarrow \infty} X_n$ la variable aléatoire limite. L'ensemble de convergence d'une suite convergente $(X_n, n \geq 1)$ (i.e : $\left\{ \omega : \limsup_n X_n = \liminf_n X_n(\omega) \right\}$) de *v a r* sur (Ω, A, P) , est un événement. Et nous dirons alors que la suite $(X_n, n \geq 1)$ de *v a r* converge partout si l'ensemble de convergence de cette suite coïncide avec Ω , et **converge presque sûrement**, si l'ensemble de convergence est de probabilité égale à 1. Dans ce dernier cas, on dit que la suite $(X_n, n \geq 1)$ **converge presque sûrement**.

1.2 Fonction de répartition

1.2.1 Loi de probabilité d'une variable aléatoire réelle (*v.a.r*)

Définition 1.8 Soit X une *v a r* définie sur un espace de probabilité (Ω, A, P) . Un événement A de la σ -algèbre $\sigma(X)$ engendrée par X , s'écrit $A = X^{-1}(B)$ où B est un borélien. Cette relation permet de définir une loi de probabilité sur l'espace probabilisable (\mathbb{R}, B) en transportant la probabilité P sur l'espace probabilisable (\mathbb{R}, B) et ceci en posant :

$$Q(B) = P(X \in B)$$

De façon précise, on a la proposition suivante :

Proposition 1.9 Soit (Ω, A, P) un espace de probabilité et X une *v a r* définie sur (Ω, A, P) . La fonction Q définie sur B par $B \rightarrow Q(B) = P(\omega \in \Omega / X(\omega) \in B)$ est une loi de probabilité sur (\mathbb{R}, B) , appelée loi image de P par X (ou encore la loi probabilité de la *v a r* X).

Preuve. Il est aisé de vérifier que cette fonction est positive et de masse totale 1, de plus P étant une probabilité sur (Ω, A) assure de σ -additivité de cette fonction. ■

On note P_X la loi de probabilité de la *v a r* X . L'espace de probabilité (\mathbb{R}, B, P_X) est dit l'espace de probabilité image de (Ω, A, P) par X .

!En d'autres termes, la *v a r* X nous donne une autre perception des effets de l'expérience aléatoire. On regarde plus, les événements aléatoires dans Ω , mais leurs image par X dans l'espace de probabilité image (\mathbb{R}, B, P_X) .

1.2.2 Fonction de répartition d'une variable aléatoire réelle (v.a.r)

Définition 1.10 Soit (Ω, A, P) un espace de probabilité et X une v a r définie sur cet espace et P_X sa loi de probabilité. On appelle fonction de répartition associée à la loi de P_X (ou encore fonction de répartition de la v a r X), l'application F_X de \mathbb{R} dans $[0, 1]$ définie pour tout $x \in \mathbb{R}$, par $F_X(x) = P_X(-\infty, x] = P(\omega \in \Omega / X(\omega) < x)$

Et eut égard à ce que P est une "mesure", on peut écrire F_X sous forme intégrale

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

Remarque 1.11 La loi de probabilité d'une v a r X , est entièrement identifiée par sa fonction de répartition F_X (on montre en effet, que la donnée d'une fonction de répartition F détermine entièrement une loi de probabilité P sur l'espace probabilisation (\mathbb{R}, B))

Proposition 1.12 Soit X une v a r définie sur un espace de probabilité (Ω, A, P) . La fonction de répartition F_X de la v a r X , jouit des propriétés suivantes :

F_1 . F_X est non négative.

F_2 . F_X est non décroissante.

F_3 . F_X est continue à gauche en tout point $x \in \mathbb{R}$

F_4 . $\lim_{x \rightarrow -\infty} F_X(x) = 0$ et $\lim_{x \rightarrow +\infty} F_X(x) = 1$.

F_5 . Pour tout intervalle $[a, b[$ de \mathbb{R} , on a : $P_X([a, b[) = F_X(b) - F_X(a)$

Théorème 1.13 Toute fonction de répartition de F sur \mathbb{R} est une combinaison linéaire convexe unique d'une fonction de répartition discrète F_d et d'une fonction de répartition continue F_c sur \mathbb{R} :

$$F = \alpha.F_d + (1 - \alpha).F_c$$

où α est un réel compris entre 0 et 1.

Définition 1.14 On appelle variable aléatoire discrète (resp. v a continue), une v a dont la fonction de répartition est une fonction discrète (resp. fonction diffuse).

1.2.3 Densité de probabilité

Définition 1.15 Soit P une loi de probabilité sur $(\mathbb{R}, B_{\mathbb{R}})$ et F sa fonction de répartition. Si F est partout dérivable sur \mathbb{R} , alors sa dérivée f est appelée **la densité de probabilité**

de la loi P et satisfait : $P(-\infty, x] = \int_{-\infty}^x f(t) dt$, pour tout $x \in \mathbb{R}$.

Remarque 1.16 *Tout loi de probabilité avec densité est diffuse.*

Si F_X est la fonction de répartition d'une v a r X définie sur un espace de probabilité (Ω, A, P) , et si la loi de probabilité P_X de X admet une densité de probabilité f_X , alors on a $F'_X(x) = f_X(x), \forall x \in \mathbb{R}$ et :

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

f_X est dite aussi densité de probabilité de la variable aléatoire de X .

Exemple 1.17 *i) Loi exponentielle de paramètre λ . Cette loi est caractérisé par sa densité de probabilité définie sur \mathbb{R}_+ par $f(x) = \frac{1}{\lambda} \exp\left(-\frac{x}{\lambda}\right) \cdot 1_{\mathbb{R}_+}(x)$ où λ est un paramètre réel strictement positif.*

ii) Loi uniforme .la fonction de répartition de la loi uniforme $[a, b]$ est dérivable sur cet intervalle .La loi uniforme sur $[a, b]$ possède donc une densité de probabilité donnée par $f(x) = F'(x) = \frac{1}{b-a} 1_{[a,b]}(x)$.

1.3 Variable aléatoire à valeurs dans \mathbb{R}^2

Définition 1.18 *Soit (Ω, A, P) un espace probabilisé .une application X de (Ω, A, P) dans \mathbb{R}^2 est dite un \vec{v} a . si pour tout rectangle $[a; b] \times [c, d]$ dans \mathbb{R}^2 , la partie $X^{-1}([a, b] \times [c, d])$ est un évènement dans A .*

L'espace \mathbb{R}^2 est en fait muni de la σ -algèbre β_2 engendrée par les rectangles $([a, b] \times [c, d])$,appelée la σ -algèbre des borélien dans \mathbb{R}^2 .Et par suite,dire que X est un vecteur aléatoire à valeurs dans \mathbb{R}^2 si la σ -algèbre engendrée par $X : \{X^{-1}([-\infty, a] \times [-\infty, b]) : a, b \in \mathbb{R}\}$ est une sous σ -algèbre de A

Définition 1.19 *.Une application X de (Ω, A, P) dans \mathbb{R}^2 muni de sa tribu de Borel β_2 est vecteur aléatoire si et seulement si,ses composantes sont des v a r.*

Proposition 1.20 Preuve. *Si X est un vecteur aléatoire,ses composantes s'écrivent $X_1 = p_1 \circ X$ et $X_2 = p_2 \circ X$ (p_1 et p_2 étant la première et la deuxième application coordonnée) sont évidemment des v a r .Réciproquement ,si les composantes X_1 et X_2 de X sont des v a r ,on a : $X^{-1}([-\infty, a_1[\cap [-\infty, a_2]) = X^{-1}\{[-\infty, a_1[\} \cap X^{-1}\{[-\infty, a_2[\} \in A$ et donc X est un vecteur aléatoire. ■*

Ce résultat nous permet de généraliser la définition 1 au cas de vecteurs aléatoires à valeurs dans l'espace \mathbb{R}^n lorsque cet espace est muni de la σ -algèbre β_n .Cette σ -algèbre

est engendrée par les pavés fermés $\prod_{i=1}^n [a_i, b_i]$.

Définition 1.21 On appelle vecteur aléatoire à valeurs dans \mathbb{R}^n , une application X définie sur un espace de probabilité (Ω, A, P) , à valeurs dans \mathbb{R}^n muni de la σ -algèbre β_n , et telle que toutes ses composantes sont des variables aléatoires réelles.

On note $X = {}^t(X_1, \dots, X_n)$ un vecteur aléatoire à valeurs dans \mathbb{R}^n . Les composantes X_1, \dots, X_n sont des v a r .

Exemple 1.22 1) Soient X et Y deux variables aléatoires définies sur le même espace de probabilité (Ω, A, P) . Le vecteur $\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}$ définit un vecteur aléatoire à valeurs dans \mathbb{R}^2 .

2) Soient X et Y deux variables aléatoires définies sur le même espace de probabilité (Ω, A, P) . L'application Z définie sur (Ω, A, P) par $Z = \begin{pmatrix} X + Y \\ X - Y \end{pmatrix}$ est un vecteur aléatoire à valeurs dans \mathbb{R}^2 . Il en est de même du vecteur $\begin{pmatrix} X \\ X - Y \end{pmatrix}$

1.3.1 Fonctions de répartition dans \mathbb{R}^2

Définition 1.23 Un vecteur $Z = \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}$ défini sur un espace de probabilité (Ω, A, P) et à valeurs dans \mathbb{R}^2 , induit une loi de probabilité P_Z sur (\mathbb{R}^2, β_2) , appelée la loi de probabilité du vecteur aléatoire $Z = \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}$ et l'espace de probabilité $(\mathbb{R}^2, \beta_2, P_Z)$ est dit l'espace de probabilité image de (Ω, A, P) par Z . Cette loi image est définie par $P_Z(A \times B) = P(X \in A, Y \in B)$ où $A \in \sigma(X)$ et $B \in \sigma(Y)$. En particulier, la loi jointe $P_{X,Y}$ du vecteur aléatoire $\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}$ est définie sur les rectangles $[a, b] \times [c, d]$ par

$$P_Z(A, B) = P(X \in A, y \in B)$$

Définition 1.24 Soit $Z = \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}$ un vecteur aléatoire défini sur (Ω, A, P) et à valeurs dans \mathbb{R}^2 muni de sa tribu de Borel β_2 . La fonction de répartition du vecteur aléatoire Z est l'application F_Z définie sur \mathbb{R}^2 et à valeurs dans $[0, 1] \mathbb{R}$ par :

$$\begin{aligned} F_Z(x, y) &= P(X < x, Y < y) \\ &= \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y dP_Z(u, v) \end{aligned}$$

Pour tout $x, y \in \mathbb{R}$

Il arrive souvent de noter cette fonction de répartition sous la forme d'une intégrale de Riemann-Stieltjes :

$$F_Z(x, y) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y dF_Z(u, v)$$

De la même manière que dans le cas unidimensionnel, on montre

Proposition 1.25 la fonction de répartition d'un vecteur aléatoire $Z = (X, Y)$ possède les propriétés suivantes : F1) $\lim_{x \rightarrow -\infty} F_Z(x, y) = \lim_{y \rightarrow -\infty} F_Z(x, y) = 0$

$$F2) \lim_{x \rightarrow +\infty} \lim_{y \rightarrow +\infty} F_Z(x, y) = 1$$

F3). F_Z est croissante par rapport à chaque argument.

F4). F_Z est continue à gauche par rapport à chaque argument.

Proposition 1.26 une fonction réelle F non négative définie sur \mathbb{R}^2 est la fonction de répartition d'une loi de probabilité P sur \mathbb{R}^2 si et seulement si elle vérifie les propriétés F2, F3 et F4.

1.3.2 Lois jointes et lois marginales

Définition 1.27 soit (Ω, \mathcal{A}, P) un espace de probabilité et X, Y deux variables aléatoires réelles définies sur cet espace. On appelle loi de probabilité conjointe des variables X et Y la loi image $P_{(X, Y)}$ de P par le vecteur aléatoire $\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}$. cette loi de probabilité est définie par :

$$P_{X, Y}([a, b[\times]c, d[) = \int_a^b \int_c^d dP_{X, Y}(u, v)$$

Quel que soit le rectangle $]a, b[\times]c, d[$ de \mathbb{R}^2

Définition 1.28 soit $Z = \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}$ un vecteur aléatoire réel défini sur un espace de probabilité (Ω, \mathcal{A}, P) et de loi jointe $P_{X, Y}$. la loi de la variable X (resp. Y) est appelée la loi de probabilité marginale en X (resp. en Y) du vecteur $\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}$ et elle est déterminée par

$$P_X(B) = P((X, Y) \in B \times \mathbb{R}) = P(X \in B, Y \in \mathbb{R}) = \int \int_{B \times \mathbb{R}} dP_{X, Y}(x, y)$$

resp

$$P_Y(B) = P((X, Y) \in \mathbb{R} \times B) = P(X \in \mathbb{R}, Y \in B) = \int \int_{\mathbb{R} \times B} dP_{X, Y}(x, y)$$

La version de ces définitions en terme de fonction de répartition est plus commode et plus aisée a retenir .

Proposition 1.29 soit $\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}$ un vecteur aléatoire a valeur dans \mathbb{R}^2 . on a :

$$F_X(x) = \lim_{y \rightarrow +\infty} F_{X,Y}(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^x F_{X,Y}(x, dy)$$

Et

$$F_Y(y) = \lim_{x \rightarrow +\infty} F_{X,Y}(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^y F_{X,Y}(dx, y)$$

Preuve. les conclusions de cette proposition résultent directement de la continuité séquentielle de P et de ce que

$$\lim_{y \rightarrow +\infty}] - \infty, x] \times] - \infty, y] =] - \infty, x] \times \mathbb{R}.$$

Proposition 1.30 soit $Z = \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}$ un vecteur aléatoire a valeurs dans \mathbb{R}^2 . si la fonction de répartition F du vecteur aléatoire Z est de classe C^2 , alors le vecteur Z admet une densité de probabilité f définie par :

$$f_Z(x, y) = \frac{\partial^2 F_Z(x, y)}{\partial x \partial y}$$

$$\text{et on a } F_Z(x, y) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f_Z(x, y) dx dy$$

Définition 1.31 la densité de probabilité f d'un vecteur aléatoire X possède les propriétés suivantes :

i) f_X est non négative.

■

Définition 1.32 ii) $\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f_Z(x, y) dx dy = 1$

Chapitre 2

les modes de convergence

2.1 La convergence en loi :

Définition 2.1 Soit X_n une suite de variables aléatoires réelles et X une variable aléatoire réelle, pour tout n , notons P_n la loi image de P par la variable X_n et P_X la loi image de P par X

On dit que la suite de variables aléatoires $(X_n, n \geq 1)$ converge en loi vers la variable aléatoire X , si pour toute fonction continue et bornée f on ait

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(x)P_n(dx) \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)P_X(dx).$$

On note $X_n \xrightarrow{l} X$ la convergence en loi de la suite (X_n) vers X . Pour montrer la convergence en loi d'une suite de variable aléatoire réelle on se sert de l'un des critères suivants

Théorème 2.2 On dit que la suite de variable aléatoire (X_n) de fonction de répartition F_n converge en loi vers une variable aléatoire X si la suite $F_n(x)$ converge vers $F(x)$ en tout point x où F est continue

Théorème 2.3 Soit $(X_n, n \geq 0)$ une suite de variables aléatoires à valeurs dans \mathbb{N} pour que la suite $(X_n, n \geq 0)$ converge en loi vers X à valeurs dans \mathbb{N} , il faut et il suffit que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p(X_n = r) = P(X = r), \forall r \in \mathbb{N}$$

D'autre part la fonction de répartition est entièrement déterminée par sa fonction caractéristique et comme la fonction $t \rightarrow \exp(itx)$ est continue et bornée, alors on déduit du théorème précédent que

Corollaire 2.4 Si la suite (X_n) converge en loi vers X , alors la suite (φ_n) converge simplement vers φ , ou φ_n est la fonction caractéristique de la variable aléatoire X_n et φ celle de X .

De plus la convergence de φ_n vers φ est uniforme sur tout compact de \mathbb{R} .
le theoreme suivant établit une réciproque de ce résultat

Théorème 2.5 (theoreme de Paul Lévy) Soit $(X_n, n \geq 1)$ une suite de variables aléatoires et X une variable aléatoire définie sur le même espace de probabilité que la suite (X_n) . on note φ_n la fonction caractéristique de la variable aléatoire X_n et φ celle de X . si la suite des fonctions des répartitions (φ_n) converge vers une fonction ψ continue en $t = 0$, alors la suite des variables aléatoires (X_n) converge en loi vers X de fonction caractéristique ψ .

2.2 Convergence presque sure (on abrège p. s) :

Définition 2.6 soient $(X_n, n \geq 0)$ une suite de variable aléatoire réel définies sur un espace de probabilité (Ω, A, P) . On dit que la suite (X_n) converge presque surement vers une v. a. r X définie sur (Ω, A, P) , s'il existe un événement A de probabilité nulle tel que $\lim_{n \rightarrow +\infty} X_n(\omega) = X(\omega)$ Pour tout $\omega \in A^c$.
On note $X_n \xrightarrow{p.s} X$.

Remarque 2.7 S'appuyant sur le fait que \mathbb{R} est complet, on montre facilement que :La suite $(X_n, n \geq 0)$ converge p. s vers une v. a si, et seulement si $(X_n, n \geq 0)$ est une suite de Cauchy pour la convergence presque sure (i.e. la suite $(X_n - X_m, n, m \in \mathbb{N})$ converge presque surement vers 0).Le résultat suivant fournit une condition nécessaire et suffisante de convergence presque sure.

Théorème 2.8 soit $(X_n, n \geq 0)$ une suite de v. a. r. pour que la suite X_n converge p. s vers une v. a X , il faut et il suffit que

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \left(\bigcup_{m \geq n} \{\omega : |X_m(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon, \forall \varepsilon > 0 \} \right) = \emptyset$$

Corollaire 2.9 soit $(X_n, n \geq 0)$ une suite de v. a. r. Si

$$\sum_{m \geq 1} P(\{\omega : |X_m(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon\}) < +\infty$$

, pour tout $\varepsilon > 0$, alors la suite (X_n) converge p. s vers une v. a. r X . La démonstration résulte de ce que

$$P\left(\bigcup_{m \geq n} \{|X_m(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon\}\right) \leq \sum_{m \geq n} P(\{|X_m(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon\})$$

Corollaire 2.10 soient $(X_n, n \geq 0)$ une suite de v. a. r de carré intégrable et Y une v. a. r de carré intégrable. si $\sum_{n \geq 0} ((X_n - Y)^2) < +\infty$, alors la suite X_n converge p. s vers Y .

Preuve. pour tout $\varepsilon > 0$, et pour tout $n \geq 1$ posons

$$A_n(\varepsilon) = \{\omega : |X_n(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon\}.$$

On a

$$E((X_n - Y)^2) \geq \varepsilon^2 P(A_n(\varepsilon)), \text{ et ceci } \forall \varepsilon > 0.$$

La convergence de la série de terme général $E((|X_n(\omega) - Y(\omega)|)^2)$ assure la convergence de la série

$$\sum_{n \geq 1} P(\{\omega : |X_n - Y| \geq \varepsilon\})$$

et donc celle de la suite (X_n) vers Y p. s. ■

Exemple 2.11 Soit $(X_n, n \geq 0)$ une suite de v. a. de distributions respectives $P(X_n = n - 1) = 1/2$ pour tout $n < m$, on a

$|X_m| < |X_n|$ p. s, ce qui fait que $\{|X_n| \geq \varepsilon\} \supseteq \{|X_m| \geq \varepsilon\}$ d'où nous déduisons que

$$\bigcup_{m \geq n} \{|X_m| \geq \varepsilon\} = \{|X_n| \geq \varepsilon\}$$

.Pour $n > \frac{1}{\varepsilon}$ on constate que

$$P\left(\bigcup_{m \geq n} \{|X_m| \geq \varepsilon\}\right) = p(\{|X_n| \geq \varepsilon\}) \leq P(\{|X_n| = \frac{1}{n}\}) = 0$$

D'où nous concluons que la suite X_n converge p. s.

2.3 Convergence en probabilité :

Définition 2.12 soient $(X_n, n \geq 0)$ une suite de v. a. r définies sur un espace de probabilité (Ω, A, P) . On dit que la suite $(X_n, n \geq 0)$ converge en probabilité vers une v. a. r X si, $\forall \varepsilon > 0$,

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P(\omega \in \Omega : |X_n(\omega) - X(\omega)| \geq \varepsilon) = 0$$

.On note $X_n \xrightarrow{p} X$, pour exprime que la suite (X_n) converge en probabilité vers X . On remarque que si $X_n \xrightarrow{p} X$ alors la variable X est unique p. s, au sens que si $X_n \xrightarrow{p} X$ et $X_n \xrightarrow{p} Y$, alors $X = Y$ p. s

Théorème 2.13 soit $(X_n, n \geq 0)$ une suite de v. a. r. si (X_n) converge en probabilité vers une v. a. r X , alors (X_n) converge en loi vers X .

Preuve. notons F_n la fonction de répartition de la variable aléatoire X_n et par F celle de X d'abord notons que pour toutes v. a. r X et Y . et pour tous réel a et b , on a

$$P(X + Y < a + b) \leq P(X < a) + P(Y < b)$$

Il suffit de remarquer que dans le plan le borélien $\{(x, y) : x + y \leq a + b\}$ est contenu dans $\{(x, y) : x \leq a \text{ ou } y \leq b\}$. En posant $X_n = X + Y$, $x = a + b$ et $b = -h$, On peut exprime l'inégalité de la façon suivante

$$F_n(x) - F(x + h) \leq P(X - X_n > h)$$

En permutant dans cette inégalité, les rôles de X et de X_n et en remplaçant x par $x - h$, cette inégalité devient :

$$F(x - h) - F_n(x) \leq P(X - X_n < -h)$$

Comme X_n converge en probabilité vers X , alors on passant à la limite quand n tend vers $+\infty$, on trouve que

$$P(X - X_n > h) + P(X - X_n < -h) = P(|X_n - X| > h) \rightarrow 0$$

Ainsi, pour x fixé on voit que $\limsup_n F_n(x) \leq F(x + h)$ et $\liminf_n F_n(x) \geq F(x - h)$ Ensuite, en un point de continuité x de F en faisant tendre h vers 0, on voit que

$$F(x) \leq \liminf_n F_n(x) \leq \limsup_n F_n(x) \leq F(x)$$

D'où il vient que

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} F_n(x) = F(x)$$

En tout point de continuité x de F . Et ceci permet de conclure à la convergence en loi de la suite (X_n) vers la même limite X ■

Remarque 2.14 *La réciproque de ce résultat est fautive en générale, sauf dans la circonstance suivante :*

Proposition 2.15 *si la suite (X_n) converge en loi vers une constante a , elle converge alors en probabilité vers a .*

Preuve. on a $\delta_a([a - \varepsilon, a + \varepsilon]) = 1$, pour tout $\varepsilon > 0$, δ_a étant la mesure de Dirac en a . Par suite

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P_{X_n}([a - \varepsilon, a + \varepsilon]) = \delta_a([a - \varepsilon, a + \varepsilon]) = 1$$

C'est-à-dire ■

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P(|X_n - a| \leq \varepsilon) = 1,$$

Ce qui exprime que, $X_n \xrightarrow{P} a$

Théorème 2.16 *Pour qu'une suite $(X_n, n \geq 0)$ de v a r converge en probabilité, il faut et il suffit que :*

$$\lim_{n, m \rightarrow +\infty} P(\{X_n, X_m > \varepsilon\}) = 0, \text{ pour tout } \varepsilon > 0$$

Théorème 2.17 *si (X_n) converge en probabilité vers une v a r X , On a .*

$$\lim_{n, m \rightarrow +\infty} p\left(\left\{X_n, X > \frac{\varepsilon}{2}\right\}\right) = 0$$

Comme

$$\left\{X_n, X > \frac{\varepsilon}{2}\right\} \subset \left\{X_n, X > \frac{\varepsilon}{2}\right\} \cup \left\{X_m, X > \frac{\varepsilon}{2}\right\}$$

Ce qui assure :

$$P(\{X_n, X_m > \varepsilon\}) \leq P\left(\left\{X_n, X > \frac{\varepsilon}{2}\right\}\right) + P\left(\left\{X_m, X > \frac{\varepsilon}{2}\right\}\right)$$

en faisant tendre net m vers $+\infty$, On obtient :

$$\lim_{n, m \rightarrow +\infty} P(\{X_n, X_m > \varepsilon\}) = 0 \quad (\text{i.e } X_n - X_m \rightarrow 0)$$

Réciproquement, notons pour commencer que la condition suffisante traduit que la suite (X_n) est une suite de Cauchy pour la convergence en probabilité. On a alors pour tout $\varepsilon > 0$ et $\varepsilon' > 0$, il existe un entier positif n_0 tel que pour tout n et $m > n_0$:

$$P(\{|X_n - X_m| > \varepsilon\}) < \varepsilon'$$

Posons $n_1 = 1$ et pour tout $j \geq 2$ prenons :

$$n_j = \inf \left\{ N > n_{j-1}/n, m \geq N : P \left(\left\{ |X_n - X_m| > \frac{1}{2^j} \right\} \right) < \frac{1}{3^j} \right\}$$

comme la suite $(\frac{1}{3^j})$ est sommable, ceci fait que la série de terme générale

$$P \left(\left\{ |X_n - X_m| > \frac{1}{2^j} \right\} \right)$$

est converge aussi, et il résulte alors la suite extraite $(X_{n_j}, j \geq 1)$ converge presque sur-ement. Désignons par X la limite presque sure de la suite $(X_{n_j}, j \geq 1)$, On a :

$$P(\{|X_n - X_m| > \varepsilon\}) \leq P \left(\left\{ |X_n - X_{n_j}| > \frac{\varepsilon}{2} \right\} \right) + P \left(\left\{ |X - X_{n_j}| > \frac{\varepsilon}{2} \right\} \right)$$

et tenant compte de ce que (X_n) est une suite de Cauchy pour la convergence en probabilité, il vient que $X_n \rightarrow 0$.

La démonstratin ci dessus a fait apparaitre le résultat suivant

Corollaire 2.18 Si une suite $(X_n, n \geq 0)$ de v a converge en probabilité vers une v a X , il existe alors une sous suite (X_{n_j}) de (X_n) qui converge presque surement vers X .

2.4 convergence en moyenne quadratique

Définition 2.19 soit $(X_n, n \geq 0)$ est suite des variable définies sur un espace de probabilité (Ω, A, P) . On dit que la suite $(X_n, n \geq 1)$ converge en moyenne quadratique vers une v a $r X$ définie sur le même espace de probabilité (Ω, A, P) , si

$$\lim (E((X_n - X)^2))^{\frac{1}{2}} = 0$$

On note $X_n \xrightarrow{n} X$ (resp $X_n \xrightarrow{m} X$) pour exprimer que la suite (X_n) converge en moyenne quadratique (resp en moyenne) vers X , et on notera que la variable limite est unique p.s.

Proposition 2.20 soient $(X_n, n \geq 1)$ une suite de v a r définies sur (Ω, A, P) et soit X une v a r définie sur ce meme espace . Si (X_n) converge en moyenne resp en moyenne quadratique vers X alors cette suite converge en probabilité vers X Elle résulte illédiatement de l'inégalité de Tchebichev

Exemple 2.21 1) La suite $(X_n, n \geq 0)$ cette suite converge p.s et de plus ,On a $E(X_n) = 0$ pour tout $n \geq 1$, ce qui montre que (X_n) converge en moyenne et en moyenne quadratique vers 0.

2) La suite $(X_n, n \geq 0)$ est définie par $X_n(\omega) = 1$

Si $k \in [k.2^{-m}, (k+1).2^{-m}]$ et $X_n(\omega) = 0$ sinon m étant le plus petit entier naturel tel que $n = 2^m + k$ (i.e $2^m \leq n < 2^{m+1}$)

on a $E(X_n) = \frac{1}{2^m} \rightarrow 0$ lorsque $n \rightarrow +\infty$, et donc cette suite converge en moyenne, mais ne converge pas p.s.

3) Soit $(a_n, n \geq 1)$ une suite de nombres réels strictement positifs et soit $(X_n, n \geq 0)$ une suite de v a r définies sur le meme espace de probabilité (Ω, A, P) , avec $P(X_n = a_n) = \frac{1}{n}$. Cette suite converge vers 0 et la convergence en moyenne dépend de la nature de la suite des réels a_n . Par exemple, cette suite converge en moyenne vers 0 pour les $a_n = \frac{1}{n}$ et diverge pour les $a_n = n$.

les deux premiers exemples montrent qu'il n'y a pas de relation entre la convergence p.s et convergence en moyenne et en moyenne quadratique, et l'exemple 3 montre que la convergence en probabilité n'assure pas quant à elle la convergence en moyenne.

Chapitre 3

Théorème central limite – lois des grands nombres

3.0.1 Théorème central limite

Le théorème de la centrale limite étudie la convergence en loi de la suite des variables aléatoires $\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j$ ou (X_n) est une suite de variables aléatoires indépendantes.

Nous étudions seulement la version de ce théorème lorsque les variables X_n sont de même loi de moyenne m et de variance σ^2 .

Théorème 3.1 *si la suite des variables aléatoires réelles (X_n) sont indépendantes et de même loi de moyenne m et de variance σ^2 , alors la suite $(S_n, n \geq 1)$ ou $S_n = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum \frac{X_j - m}{\sigma}$, converge en loi vers une v a r normale centrée réduite*

Proposition 3.2 *Preuve. Preuve. si φ désigne la fonction caractéristique de la variable aléatoire X_n alors celle de S_n , vue que les v a X_n sont indépendants et de même loi, est donnée par*

$$\varphi_n(t) = \exp\left(-i \frac{tm\sqrt{n}}{\sigma}\right) \left[\varphi\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right)\right]^n$$

Comme φ admet le développement limité à l'ordre 2 :

$$\varphi(t) = 1 + imt - \frac{m_2 t^2}{2} + t^2 \varepsilon(t), \quad \text{avec } \lim_{t \rightarrow 0} \varepsilon(t) = 0$$

Où m_2 est moment d'ordre 2 de X_n . Et pour n suffisamment grand, ce développement

s'écrit au point $\frac{t}{(\varepsilon\sqrt[n]{n})}$:

$$\varphi\left(\frac{t}{\sigma\sqrt[n]{n}}\right) = 1 + \frac{imt}{(\sigma\sqrt[n]{n})} - \frac{m_2t^2}{2n\sigma^2} + \frac{t^2}{n\sigma^2}\varepsilon\left(\frac{t}{\sigma\sqrt[n]{n}}\right)$$

D'autre part, la fonction φ est non nulle en 0, aussi, on peut définir une détermination du logarithme de , et pour passage ou log dans l'expression de φ_n , nous obtenons

$$\log \varphi_n(t) = \frac{-imt}{\sigma}\sqrt[n]{n} + n\log\left[\varphi\left(\frac{t}{\sigma\sqrt[n]{n}}\right)\right]$$

Avec

$$\log \left[\varphi\left(\frac{t}{\sigma\sqrt[n]{n}}\right)\right] = \frac{imt}{\sigma\sqrt[n]{n}} - \frac{m_2t^2}{2n\sigma^2} + \frac{1}{2}\frac{m^2t^2}{2n\sigma^2} + \dots$$

En prenant le développement à l'ordre 1 du logarithme de $1 + \frac{imt}{(\sigma\sqrt[n]{n})} - \frac{m_2t^2}{2n\sigma^2} + \frac{t^2}{n\sigma^2}\varepsilon\left(\frac{t}{\sigma\sqrt[n]{n}}\right)$.
Or $m_2 - m^2 = \sigma^2$.

Donc, après simplification,

$$\log[\varphi_n(t)] = \frac{-t^2}{2} + \text{termes infinement petits avec } \frac{1}{\sqrt[n]{n}}$$

.On constate donc, qu'en tout point t ,

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \log[\varphi_n(t)] = \frac{-t^2}{2}$$

D'où finalement

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \varphi_n(t) = e^{\frac{-t^2}{2}}$$

Or, cette fonction n'est rien d'autre que la fonction caractéristique de la loi normal centrée réduite. Et par conséquent, la suite (S_n) converge en loi vers une v a X distribuée suivant la loi normale centrée réduite. ■ ■

Exemple 3.3 Le théorème de Poisson :

Pour n fixé, soit X_1, \dots, X_n une suite finie de v a de Bernoulli indépendante et de même paramètre $\frac{\lambda}{n}$ avec $\lambda \in]0, 1]$. La variable aléatoire $S_n = \sum_{k=1}^n X_k$ suit une loi binomiale de moyenne λ et de variance $\sigma_n = \lambda(1 - \frac{\lambda}{n})$. D'autre part, on sait que la fonction caractéristique φ_n de v a S_n s'écrit $\varphi_n(t) = [1 + \frac{\lambda}{n}(e^{it} - 1)]^n$ et lorsque n tend vers $+\infty$, $\varphi_n(t)$ tend vers $\exp(a.e^{it-1})$ qui représente la fonction caractéristique d'une loi de Poisson de paramètre λ . Ainsi, S_n converge en loi vers la loi de Poisson de paramètre λ .

3.0.2 Les lois de grands nombres

Il s'agit de théorème de convergence en probabilité et de convergence presque sure des somme de v a.

lois faibles des grands nombres

Définition 3.4 soit $(X_n, n \geq 1)$ une suite de v a r. On dit de la suite (X_n) qu'elle satisfait la loi faible des grands nombres, si la suite des sommes partielles $(S_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i)$ converge en probabilité vers un réel b .

La convergence en probabilité de la suite $S_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ est connue comme étant

lois faibles des grands nombres

Exemple 3.5 (le théorème de Bernoulli)

Si $(A_n, n \geq 1)$ est une suite d'événements indépendants de même probabilité p ($0 \leq p \leq 1$), alors la suite $(S_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 1_{A_i} : n \geq 1)$ converge en probabilité vers p Ceci résulte l'intégralité Tchebitchev :

$$P(|S_n - p| \geq \varepsilon) < \frac{p(1-p)}{n\varepsilon^2} \rightarrow 0$$

Lorsque $n \rightarrow +\infty$ et ce $\forall \varepsilon > 0$. Ce résultat justifie l'approche fréquentielle de la probabilité. Cette approche consiste à définir la probabilité d'un événement par sa fréquence. Par exemple, dans un jeu de pile ou face, la fréquence d'apparition e pile lorsque la pièce n'est pas truquée, est égale à $p = 1/2$. L'approche fréquentielle suggère alors et c'est tout à fait légitime d'après la loi faible des grands nombres, de prendre pour probabilité de l'événement "pile apparait" la valeur $1/2$.

Théorème 3.6 soit $(X_n, n \geq 1)$ une suite e v a r, eux à deux indépendantes et de carré P -intégrable. On considère la suite de v a $(S_n, n \geq 1)$ définie par $S_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_n$ si

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} E(S_n) = m$$

et

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} (|S_n - E(S_n)| \geq \frac{\varepsilon}{2} \leq \frac{4}{\varepsilon^2} \sigma^2$$

alors, la suite X_n satisfait la loi faible des grands nombres et on a $S_n \xrightarrow{p} m$

Preuve. l'inégalité de Tchebitchev appliquée à S_n , fournit :

$$P(|S_n - E(S_n)| > \frac{4}{\varepsilon^2} \sigma^2)$$

avec $\sigma^2 = \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n \sigma_k^2$, car les v a X_n sont deux à deux indépendantes. Comme

$$\{|S_n - m| \geq \varepsilon\} \subseteq \{|S_n - E(S_n)| \geq \frac{\varepsilon}{2}\} \cup \{|E(S_n) - m| \geq \frac{\varepsilon}{2}\}$$

, il existe donc un entier $N_\varepsilon \geq 1$ tel que $|E(S_n) - m| \leq \frac{\varepsilon}{2}$, pour tout $n \geq N_\varepsilon$ impossible et que par conséquent

$$P(\{|S_n - m| \geq \varepsilon\}) \leq P\{|S_n - E(S_n)| \geq \frac{\varepsilon}{2}\} + P(\{|E(S_n) - m| \geq \frac{\varepsilon}{2}\}) \leq \frac{4}{n^2 \varepsilon^2} \sigma^2$$

, et ceci quelque soit $n \geq N_\varepsilon$. Il résulte que

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P(\{|S_n - m| \geq \varepsilon\}) = 0$$

et ceci quelque soit (S_n) converge en probabilité vers m lorsque $n \rightarrow +\infty$ ■

Remarque 3.7 le théorème reste vrai dans le cas où les variables ont la même variance ou encore sont de même loi de plus, l'hypothèse de l'indépendance n'est pas nécessaire et peut être remplacée par $\text{cov}(X_n, X_m) = 0$, si $n \neq m$.

Théorème 3.8 Si $(X_n, n \geq 1)$ est une suite de v à r deux à deux indépendantes et de même loi P_X de carré P -intégrable, alors la suite (X_n) satisfait à la loi faible des grands nombres

3.0.3 lois fortes et grands nombres

Définition 3.9 soit $(X_n, n \geq 1)$ une suite de v à r . On dit de la suite (X_n) qu'elle satisfait la loi forte des grands nombres, si la suite des sommes partielles $(S_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i)$ converge presque sûrement vers un nombre réel b . La convergence p.s. et la suite $S_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ est connue comme étant la loi forte des grands nombres

Théorème 3.10 .soit $(X_n, n \geq 1)$ une suite de v à r indépendantes et de carré P -intégrable Si

- i) La suite $(E_n, n \geq 1)$ converge vers un réel m .
- ii) $\sum_{i=1}^n \frac{1}{n^2} \sigma_n^2 < +\infty$ est la variance de (X_n) alors

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k = m \quad \text{p.s.}$$

Problème 3.11 Preuve. Preuve. Preuve. les v a $X_k - E(X_k)$ sont indépendantes, centrées et de variance σ_k^2 et $\sum_{i=1}^n \frac{1}{n^2} \sigma_n^2$ selon la propriété ii. On montre que la série

$\sum_{n \geq 1} \frac{X_n - E(X_n)}{n}$ converge p.s. Notons $S_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n [X_k - E(X_k)]$. et $Y_n = \sum_{k=1}^n \frac{[X_k - E(X_k)]}{k}$.
 . on a

$$n.S_n = (Y_1 - Y_0) + 2(Y_2 - Y_1) + \dots + n(Y_n - Y_{n-1})$$

D'où

$$S_n = Y_n - \frac{Y_0 + Y_1 + \dots + Y_{n-1}}{n}$$

Or, comme Y_n converge p.s. vers une limite a , alors en vertu du théorème de Césaro, on a également

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{Y_0 + Y_1 + \dots + Y_{n-1}}{n} = a \quad p.s$$

Mais comme $\lim_{n \rightarrow +\infty} Y_n = a$ p.s, il s'ensuit que

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} S_n = 0 \quad p.s$$

Autrement dit,

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_k = m \quad p.s$$

■ ■ ■

Lemme 3.12 (une condition suffisante de convergence presque sure)

Soit $(X_n, n \geq 1)$ une suite de v a r indépendantes et de carré P -intégrables. Si $\sum_{i=1}^n \sigma_n^2 < +\infty$, alors la série $\sum_{i=1}^n X_n$ converge presque surement.

Preuve. posons $S_n = X_1 + \dots + X_n$, $A_m = \sup_{r \geq 0} |S_{m+r} - S_m|$, $m \geq 1$ et $A(\omega) = \inf_{m \geq 1} A_m(\omega)$. Dire la suite $(S_n, n \geq 1)$ converge presque sur revient a dire que (S_n) est une suite de cauchy pour la convegence p.s. ce qui est équivalent à $A(\omega) = 0$ p.s

Or,

$$\{\omega/A(\omega) \neq 0\} = \bigcup_{m \geq 1} \{\omega/A_m(\omega) > \frac{1}{n}\}$$

et

$$A(\omega) > \frac{1}{n} \Rightarrow A_m(\omega) > \frac{1}{n} \text{ pour tout } m \geq 1$$

.Soit

$$\{\omega/A(\omega) > \frac{1}{n}\} \subset \bigcap_{m \geq 1} \{\omega/A_m(\omega) > \frac{1}{n}\}$$

Ce qui assure que

$$P(\omega/A(\omega) > \frac{1}{n}) \leq P(\{\omega/A_m(\omega) > \frac{1}{n}\}) \quad \forall m \geq 1$$

. D'autre part,

$$\{\omega/A_m > \frac{1}{n} > \frac{1}{n}\} = \sup_{r \geq 0} \{\omega / \max_{1 \leq i \leq r} |S_{m+i} - S_m| > \frac{1}{n}\}, r \geq 0,$$

comme la suite des événements $\{\omega \setminus \max_{1 \leq i \leq r} |S_{m+i} - S_m| > \frac{1}{n}\}$ est croissante, il résulte alors que $P(\{\omega/A(\omega) > \frac{1}{n}\})$

$$= \lim_{n \rightarrow +\infty} P(\{|S_{m+i} - S_m| > \frac{1}{n}\}) \leq \lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^r \text{var}(X_{m+i}) = \frac{1}{n^2} \lim_{n \rightarrow +\infty} \sum_{i=m+1}^{m+r} \text{var}(X_r)$$

soit

$$P(\{\omega/A_m(\omega) > \frac{1}{n}\}) \leq \lim_{n \rightarrow +\infty} \sum_{r \geq m+1} \text{var}(X_r) \forall m \geq 1$$

Comme $\sum_{r \geq m+1} \text{var}(X_r)$ est le reste d'une série convergente, elle converge donc vers 0 lorsque $m \rightarrow +\infty$. En faisant tendre m vers $+\infty$ on obtient

$$P(\{\omega/A_m(\omega) > \frac{1}{n}\}) = 0$$

Il s'ensuit que l'événement $\{\omega/A(\omega) > \frac{1}{n}\}$ est une réunion dénombrable d'événements négligeables, est lui aussi négligeable, et par conséquent $A(\omega) = 0$ P-p.s, ce qui assure ensuite la convergence presque sûre de la série $\sum_{i=1}^n X_n$. Contrairement aux résultats précédents qui imposaient à la suite de v à X_n d'être de carré intégrable, on montre dans le cas d'une suite de v à iid que cette hypothèse peut-être réduite à la seule existence du moment d'ordre 1. ■

Théorème 3.13 *soit $(X_n, n \geq 1)$ une v à r indépendantes, équidistribuées. Pour que la suite (X_n) satisfait la loi forte des grands nombres il faut et il suffit que X_1 soit P -intégrable.*

Bibliographie

- [1] D.DACUNHA -CASTELL, cours polycopier de probabilité , 1974
- [2] M.METIVIER , Notions fondamental de la theorie de probabilité
- [3] C .REDER , probabilité et statistique , baurdeau France
- [4] moussedek bousseboua , introduction aux calculs des probabilité , edition 2009
- [5] A.perrut , calculs des probabilité , 2010
- [6] FREDIRIC . NAUD , département de mathematique , universite avignon ,cours de probabilité . 2011