

# 260 : Espérance, variance et moments de variables aléatoires

par intégration

Cadre: Toutes les variables aléatoires sont définies sur un espace probabilisé  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  et sont à valeurs réelles.

## I. Espérance

① Définitions et exemples. [BL] p 52-55

Def 1: Soit  $X$  une variable aléatoire (VA)  $\Delta$  d'abord

$$\mathbb{E}[X] = \int X dP \text{ est l'espérance de } X. \Delta \text{ de moyenne}$$

On dit que  $X$  est centrée si  $\mathbb{E}[X] = 0$ , intégrable si  $\mathbb{E}[X] < +\infty$

Rmq 2: Si  $X$  est une VA discrète alors  $\mathbb{E}[X] = \sum_{x \in \text{Supp}(X)} x \cdot P(X=x)$

• Si  $X$  est une VA à densité et  $f$  cette densité alors

$$\text{Plus généralement, par le théorème de transfert, on a pour } X \text{ VA intégrable : } \mathbb{E}[\varphi(X)] = \int_{\mathbb{R}} \varphi(x) dP_X(x).$$

Ex 3:  $* X \sim \frac{1}{2}\delta_0 + \frac{1}{2}\delta_1 \Rightarrow \mathbb{E}[X] = \frac{1}{2}$ .

$$* X \sim B(n, p) \Rightarrow \mathbb{E}[X] = np.$$

$$* X \sim \mathcal{E}(\theta) \Rightarrow \mathbb{E}[X] = \frac{1}{\theta} \cdot \left( f: x \mapsto \theta e^{-\theta x} \right)_{[0, \infty]}(x)$$

$$* X \sim \mathcal{U}(1) \Rightarrow X \text{ n'admet pas d'espérance. } \left( f: n \mapsto \frac{1}{\pi(1+n^2)} \right)$$

Prop 4:  $X$  vecteur aléatoire dans  $(\mathbb{R}^d, \mathcal{B}(\mathbb{R}^d))$  et  $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^d)$ . Alors  $\mathbb{E}[\mathbf{1}_A(X)] = P(X \in A)$ .

Def 5: Soit  $X = (X_1, \dots, X_d)$  un vecteur aléatoire. On définit son vecteur moyen par  $\mathbb{E}(X) = (\mathbb{E}[X_1], \dots, \mathbb{E}[X_d])$

② Propriétés et indépendance.

Prop 6:  $\mathbb{E}$  est une forme linéaire continue sur l'espace des VA intégrables.

Prop 7: Inégalité de Jensen: Soit  $\varphi$  convexe sur  $\mathbb{R}$  et  $X$  VA intégrable telles que  $\varphi(X)$  est intégrable, alors :  $\varphi(\mathbb{E}[X]) \leq \mathbb{E}[\varphi(X)]$ .

Ex 8:  $\mathbb{E}[X]^2 \leq \mathbb{E}[X^2]$

Prop 8: Si  $X$  est intégrable et  $t > 0$  alors  $P(X \geq t) \leq \frac{\mathbb{E}[X]}{t}$  (Inégalité de Markov)

Prop 9: Soit  $X$  VA positive de fonction de répartition  $F$  alors  $\mathbb{E}[X] = \int_0^\infty (1 - F(t)) dt$ . important intégrable

Prop 10:  $(X_i)_{i \in \mathbb{N}}$  VA indépendantes ssi  $\forall \mathcal{I}$  famille finie et  $\forall (\varphi_i)_{i \in \mathcal{I}}$  fonctions boréliennes tq  $\varphi_i(X_i)$  est intégrable  $\mathbb{E}[\prod_{i \in \mathcal{I}} \varphi_i(X_i)] = \prod_{i \in \mathcal{I}} \mathbb{E}[\varphi_i(X_i)]$ .

Rmq 11: En particulier, si  $X_1, \dots, X_n$  sont intégrables et indépendantes alors  $\mathbb{E}[X_1 \dots X_n] = \mathbb{E}[X_1] \dots \mathbb{E}[X_n]$ .

## II. Moments d'ordre 2.

① Variance et covariance. [BL] p 56-59.

Def 12:  $X$  VA est dite de carré intégrable si  $\mathbb{E}[X^2] < \infty$ .

Def 13: Soit  $X$  VA de carré intégrable. On appelle variance de  $X$  :  $\text{Var}(X) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^2]$ .

Rmq 14:  $\text{Var } X = \mathbb{E}[X^2] - \mathbb{E}[X]^2 \geq 0$ .

Ex 15: \* Si  $\text{Var } X = 0$  alors  $X = \mathbb{E}[X]$  ps.

$$* X \sim B(n, p) \quad \text{Var } X = np(1-p).$$

$$* X \sim \mathcal{N}(0, 1). \quad \mathbb{E}[X] = 0 \quad \text{Var}(X) = \mathbb{E}[X^2] = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 e^{-\frac{x^2}{2}} dx = 1$$

Prop 16:  $\alpha \in \mathbb{R} \mid \text{Var}(X + \alpha) = \text{Var}(X)$   
 $\text{Var}(\alpha X) = \alpha^2 \text{Var}(X)$

Ex 17:  $X \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2) \quad \text{Var}(X) = \sigma^2 = \text{Var}(\sqrt{X})$ .

Interprétation 18: Plus la variance est grande, plus la VA est dispersée, ie. prend avec forte probabilité des valeurs éloignées de sa moyenne.

Prop 19: Inégalité de Tchebychev: Soit  $X$  de carré intégrable, alors  $\forall t > 0 \quad P(|X - \mathbb{E}[X]| \geq t) \leq \frac{\text{Var } X}{t^2}$ .

Prop 20: Inégalité de Cauchy-Schwarz: Soient  $X$  et  $Y$  deux VA de carré intégrable alors  $XY$  est intégrable et  $|\mathbb{E}[XY]| \leq \sqrt{\mathbb{E}[X^2]} \sqrt{\mathbb{E}[Y^2]}$ .

Def 21: Soient  $X, Y$  deux VA de carré intégrable. On appelle covariante de  $X$  et  $Y$ :  $\text{cov}(X, Y) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])(Y - \mathbb{E}[Y])]$ .

Rmq 22: Cov est bien définie par la prop 20.

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

Ex 23:  $X \perp\!\!\!\perp Y$ , où  $X, Y$  sont des VA centrées de carré intégrable.  
 $\text{cov}(X, Y+X) = \text{Var } X$ .

Def 24: Soient  $X$  et  $Y$  des vecteurs aléatoires de  $\mathbb{R}^p$  et  $\mathbb{R}^q$  respectivement. On note  $X = (X_1, \dots, X_p)$ ,  $Y = (Y_1, \dots, Y_q)$ . La matrice de covariance de  $X, Y$  de dimension  $(p, q)$  est définie par  $(\text{cov}(X_i, Y_j))_{1 \leq i \leq p, 1 \leq j \leq q}$

② Lien avec l'indépendance. [BL] 80-81

Def 25: On dit que  $X, Y$  VA de carré intégrable sont non corrélées si  $\text{cov}(X, Y) = 0$ .

Prop 26:  $X \perp\!\!\!\perp Y \Rightarrow \text{cov}(X, Y) = 0$ .

Rmq 27: Réciproque fausse: si  $X \sim \mathcal{N}(0, I)$ ,  $Y = X^2$ . alors  $X$  et  $Y$  ne sont pas indépendantes et pourtant  $\text{cov}(X, Y) = 0$

Prop 28: L'équivalence est vraie dans le cas de vecteurs gaussiens.

Prop 29: Si  $X_1, \dots, X_n$  sont deux à deux non corrélées alors  $\text{Var}(\sum_i X_i) = \sum_i \text{Var } X_i$

App 30: Inégalité de Bienaymé-Tchebychev:  
 $P(|\sum_{i=1}^n (X_i - \mathbb{E}[X_i])| \geq t) \leq \frac{1}{t^2} \sum_i \text{Var } X_i \quad \forall t > 0$ .

App 31: Théorème de Bernstein:

Soit  $f \in C([0, 1], \mathbb{C})$ .  $\forall n \geq 1$ ,  $B_n(f, n) := \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} n^k (1-n)^{n-k} f(\frac{k}{n})$   
Alors  $B_n$  converge uniformément vers  $f$  sur  $[0, 1]$ . DEV 1

\* Théorème de Weierstrass:

L'ensemble des fonctions polynômes de  $[a, b]$  dans  $\mathbb{C}$  est dense dans  $C([a, b], \mathbb{C})$ .

### III. Moments d'ordre $p$ .

#### ① Définitions et propriétés.

Def 32: Soit  $p \geq 1$ . On note  $\mathcal{L}^p(\Omega, \mathcal{A}, P)$  l'ensemble des VA  $X$  telles que  $\mathbb{E}[|X|^p] < +\infty$ . Si  $X \in \mathcal{L}^p(\Omega, \mathcal{A}, P)$  alors  $\mathbb{E}[X^p]$  est appelé moment d'ordre  $p$  de  $X$ .

$$\text{Ex 33: } \mathbb{E}[X^3] = 0 \quad \mathbb{E}[X^4] = 3 \quad \text{si } X \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

Prop 34: Inégalités de Hölder et Tinkowski.

$$- X \in \mathcal{L}^p, Y \in \mathcal{L}^q \Rightarrow XY \in \mathcal{L}^{1/p} \text{ et } \mathbb{E}[|XY|] \leq \mathbb{E}[|X|^p]^{\frac{1}{p}} \mathbb{E}[|Y|^q]^{\frac{1}{q}}$$

$$- X \in \mathcal{L}^p, Y \in \mathcal{L}^p \Rightarrow X+Y \in \mathcal{L}^p \text{ et } \mathbb{E}[|X+Y|^p] \leq \mathbb{E}[|X|^p]^{\frac{1}{p}} + \mathbb{E}[|Y|^p]^{\frac{1}{p}}$$

Prop 35:  $\forall p, q$  tels que  $1 \leq p \leq q$  alors  $\mathcal{L}^q \subset \mathcal{L}^p$ .

App 36:  $X_n \xrightarrow{L^p} X \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}[|X_n - X|^p] = 0$

et donc la convergence  $L^q$  implique la convergence  $L^p$  ( $1 \leq p \leq q$ )

#### ② Fonctions liées aux moments.

Def 37: Soit  $X$  VA. on appelle fonction caractéristique de  $X$  la fonction:  $t \mapsto \varphi_X(t) = \mathbb{E}[e^{itX}]$ .

• on appelle transformée de Laplace ou fonction génératrice des moments la fonction:  $s \mapsto L_X(s) = \mathbb{E}[e^{sx}]$  pour les  $s$  tels que  $\mathbb{E}[e^{sx}]$  existe.

• on appelle fonction génératrice de  $X$  à valeurs dans  $\mathbb{N}$   $u \mapsto \mathbb{E}[u^X] = G_X(u)$  pour les  $u$  tels que  $\mathbb{E}[u^X]$  existe.

Prop 38: Si  $X \in \mathcal{L}^p$  alors  $\varphi$  est  $p$ -fois dérivable et  $\varphi^{(p)}(t) = i^p \mathbb{E}[X^p e^{itX}]$ . En particulier:  $\varphi^{(p)}(0) = i^p \mathbb{E}[X^p]$

Réiproquement, si  $p$  est pair et  $\varphi$  est  $p$ -fois dérivable en 0 alors  $X$  admet un moment d'ordre  $k$   $\forall k \leq p$

- Si  $\varphi$  est analytique, la loi de  $X$  est caractérisée par ses moments.

Si  $X, Y$  sont à valeurs dans  $[a, b]$  et  $\mathbb{E}[X^p] = \mathbb{E}[Y^p]$   $\forall p \in \mathbb{N}$  alors  $X$  et  $Y$  ont la même loi.

Régularité de  $\varphi \sim$  moments.

C-ex 39:  $X \sim U(0,1)$ .  $Z = e^X$ .  $f$  la densité de  $Z$ .

pour  $a \in [-1,1]$ :  $Z_a$  de densité  $f_a(n) = f(n)/(1+\sin(2\pi en))$   
alors  $Z$  et  $Z_a$  ont les mêmes moments mais pas les mêmes densités.

Prop 40:  $X$  VA telle que  $e^{tX}$  est intégrable pour tout  $t$  dans un intervalle ouvert contenant  $0$ . Alors  $L_X$  est définie sur un voisinage de  $0$ , analytique et  $L_X(t) = \sum_{n \in \mathbb{N}} \frac{t^n}{n!} \mathbb{E}[X^n]$ .

App 41: Inégalité de Hoeffding: Soit  $(X_i)_{i \in \mathbb{N}}$  suite de VA indépendantes, centrées et bornées ps:  $\exists C > 0 / |X_i| \leq C$  ps. Soit  $S_n = \sum_{j=1}^n X_j$ . Alors  $\mathbb{P}(|S_n| > \varepsilon) \leq 2 \exp\left(-\frac{\varepsilon^2}{2 \sum_j C_j^2}\right) \quad \forall \varepsilon > 0$ .

Prop 42: Soit  $X$  VA à valeurs dans  $\mathbb{N}$ .  $X$  admet un moment d'ordre  $\alpha \in \mathbb{N}^*$  ssi  $G_X$  est  $\alpha$  fois dérivable à gauche en 1 et dans ce cas:  $G_X^{(\alpha)}(1^-) = \mathbb{E}[X(X-1)\dots(X-\alpha+1)]$   
En particulier  $\mathbb{E}[X] = G_X'(1^-)$ .

App 43: Processus de Galton - Watson.

DEV 2

## IV Théorèmes limites. [BL] p131-136.

Dans toute cette partie,  $(X_i)_{i \geq 1}$  désigne une suite de VA indépendantes de même loi que  $X$ .

On pose  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$

Thm 44: Loi faible des grands nombres.  
Si  $\mathbb{E}[|X_i|] < +\infty$  alors  $\frac{S_n}{n} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{P} \mathbb{E}[X]$ .

Thm 45: (ADDITION) Loi forte des grands nombres.

$\mathbb{E}[|X_i|] < +\infty \iff \frac{S_n}{n} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{P} \mathbb{E}[X]$

Ex 46:  $X \sim b(a)$  alors  $\frac{Y}{n} \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{P} a$  où  $Y \sim B(n,a)$ .

App 47:  $\hat{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  l'estimateur de la moyenne empirique est fortement consistant.

App 48: Méthode de Monte - Carlo: On veut calculer  $I = \int_{[0,1]^d} f(x) dx$  où  $f$  est intégrable.

Soit  $(U_1, \dots, U_d)$  un vecteur de VA indépendantes de loi  $U([0,1])$ . Soit  $X = f(U_1, \dots, U_d)$ .  $I = \mathbb{E}[X]$ . Par la loi des grands nombres  $\hat{X}_n$  converge ps vers  $I$ .

Thm 49: Théorème central limite

Si  $\mathbb{E}[X^2]$  alors  $\frac{S_n - nm}{\sqrt{n\sigma^2}} \Rightarrow \mathcal{N}(0,1)$

où  $m = \mathbb{E}[X]$   
et  $\sigma^2 = \text{Var}(X) > 0$

App 50: Intervalle de confiance asymptotique d'un paramètre estimé.

[BL] Probabilité, P. Barbe et R. Ledoux.

[01] Probabilités, J.Y. Ouvrard. Tome 1.

[02] Probabilités, J.Y. Ouvrard. Tome 2.

[00T] Exercices de probabilités. Coffret.

[RIN] Statistique en action. Rivoirard / Stoltz.

[TOU] Thèmes de probabilités et statistique, Toulouse.

## Processus de Galton + Watson

Soit  $X$  une rv intégrable à valeurs dans  $\mathbb{N}$

Pour tout  $n \in \mathbb{N}$ ,  $p_n = P(X=n)$  et  $m = E[X] = \sum_{n=0}^{\infty} n p_n < \infty$

Soit  $(X_{ij})_{i,j \in \mathbb{N}}$  famille de rv iid de loi  $P_X$ .

Soit  $(Z_n)_{n \in \mathbb{N}}$  définie par  $Z_0 = 1$  et  $\forall n \in \mathbb{N}, Z_{n+1} = \sum_{i=1}^{Z_n} X_{i,n}$

### Principe :

On veut modéliser la taille d'une population avec  $Z_n$ , qui modélise le nombre d'individus à la  $n$ ème génération.

$\forall i \in \mathbb{I}, Z_n$ ,  $X_{i,n}$  représente le nombre de descendants de l'individu  $i$  de la  $n$ ème génération. On va se poser la question de la validité de  $P(Z_n \in \mathbb{N}, Z_n = 0)$

Lemme :   $\forall n \in \mathbb{N}^*, \forall i \in \mathbb{N}, Z_n \perp\!\!\!\perp X_{i,n}$

Preuve :

Soit  $n \in \mathbb{N}^*$ ,  $Z_n$  dépend de  $Z_{n-1}$  et de  $(X_{i,n-1})_{i \in \mathbb{N}^*}$

donc  $Z_n$  ne dépend que de  $(X_{i,j})_{i \geq 0, j \leq n-1}$

Par indépendance des  $(X_{i,j})_{i,j}$ , on a le résultat  $\square$

Remarque : En pratique, on expliquera le principe et ce premier lemme uniquement à l'oral et on ne perdra pas de temps à l'écrire.

$\forall n \in \mathbb{N}$ , on pose  $\pi_n = P(Z_n = 0)$  et  $\pi_\infty = P(Z_\infty, Z_n = 0)$

$Z_n = 0 \Rightarrow Z_{n+1} = 0$ , donc  $\{\{Z_n = 0\}\}_{n \in \mathbb{N}}$  est croissante et

$$\pi_\infty = P\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} \{Z_n = 0\}\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \pi_n$$

cas extrêmes si  $p_0 = 0$ , alors  $\forall n \in \mathbb{N}, Z_n \geq 1$  ps et  $\pi_\infty = 0$   
 si  $p_0 = 1$ , alors  $\forall n \in \mathbb{N}, Z_n = 0$  ps et  $\pi_\infty = 1$

Le cas intéressant est donc  $p_0 \in [0, 1[$

Prop:

$$\text{Soit } G : \mathbb{R} \mapsto \mathbb{E}[s^x] = \sum_{k=0}^{\infty} p_k s^k$$

1.  $G$  est bien définie et  $C^1$  sur  $[0, 1]$
2. (i)  $G$  est strictement croissante sur  $[0, 1[$
- (ii)  $G$  est convexe sur  $[0, 1[$
- (iii)  $G$  est strictement concave sur  $[0, 1[ \Leftrightarrow p_0 + p_1 < 1$

Preuve:

1.  $\forall k \in \mathbb{N}, s \mapsto p_k s^k$  est de classe  $C^1$  sur  $[0, 1]$

la série  $\sum_{k \geq 0} p_k s^k$  converge et  $\sum_{k \geq 1} k p_k s^{k-1}$  converge absolument sur  $[0, 1]$

Donc  $\sum_{k \geq 0} p_k s^k$  converge vers  $G$ , qui est  $C^1$  sur  $[0, 1]$ .

2. Le RCV est  $\geq 1$

$$G'(s) = \sum_{k=1}^{\infty} k p_k s^{k-1} \text{ et } G''(s) = \sum_{k=2}^{\infty} k(k-1) p_k s^{k-2}$$

Ainsi a), b) et c) sont évidents.  $\square$

Prop:

$$\forall n \in \mathbb{N}, \text{ on pose } G_n : s \mapsto \mathbb{E}[s^{Z_n}] = \sum_{k=0}^{\infty} P(Z_n=k) s^k$$

$$\forall n \in \mathbb{N}^*, G_n = G^n \text{ sur } [0, 1]$$

Preuve:

par récurrence,  $Z_1 \sim P_X$  donc on pose  $n=1$

soit  $m \in \mathbb{N}^*, s \in [0, 1]$

$$G_{n+1}(s) = \mathbb{E}[s^{Z_{n+1}}] = \mathbb{E}[s^{\sum_{i=1}^{Z_n} X_{i+1}}] = \mathbb{E}\left[s^{\sum_{i=1}^{Z_n} s^{X_{i+1}}}\right]$$

$$= \mathbb{E}\left[\sum_{j=0}^{\infty} \prod_{\substack{i=1 \\ Z_n=j}}^j s^{X_{i+1}}\right]$$

Fubini Tonelli (

$$= \sum_{j=0}^{\infty} \mathbb{E}[1_{Z_n=j} \prod_{i=1}^j s^{X_{i+1}}] = \sum_{j=0}^{\infty} P(Z_n=j) \prod_{i=1}^j \mathbb{E}[s^{X_{i+1}}]$$

$$= G_m(G(s)) \quad \square$$

$$\frac{\mathbb{E}[s^{X_j}]}{\mathbb{E}[s^{X_j}]}$$

prop:  $x_0$  est le plus petit point fixe de  $G$  sur  $[0,1]$

preuve:

Van  $\mathbb{N}$ ,  $x_m = G_m(0)$  donc  $x_{m+1} = G(x_m)$  et  $G$  est continue donc  $x_0$  est un point fixe de  $G$ . Soit  $u$  un pt fixe de  $G$ .

de plus  $x_0 = 0 \leq u$

donc par croissance de  $G$ ,  $x_1 = G(x_0) \leq G(u) = u$

par réc. immédiate Van,  $x_m \leq u$  et on passe à la limite  $\square$ .

Théorème:

$$m \leq 1 \Rightarrow x_0 = 1.$$

$m > 1 \Rightarrow x_0$  est l'unique point fixe de  $G$  sur  $[0,1]$

preuve:

Si  $p_0 + p_1 = 1 = G: x \mapsto p_0 + p_1 x$

$p_0 > 0$  donc  $G \neq id$  donc il y a un seul pt fixe = (1,1).

Si  $p_0 + p_1 \neq 1$ :

Alors  $G$  est strictement convexe donc  $x \mapsto G(x) - x$  aussi donc cette fonction s'annule au plus deux fois,  $G'(0) = p_1$  et  $G'(1) = m$

Si  $m > 1$

$x$	0	$x_0$	$1$
$G(x) - 1$	$p_1 - k_0$	0	$m - 1 > 0$

$G(x) - x$

Si  $m \leq 1$

$x$	0	1
$G(x) - 1$	$p_1 - k_0$	$m - 1 \leq 0$
$G(x) - x$	$p_0$	0

donc  $x_0 = 1$

Rq1: Ce développement est très long, il s'agira d'énoncer un maximum de choses à l'oral.

Rq2: Il n'y a pas de référence pour ce développement

Rq3:

On peut se poser la question du nombre d'individus moyen au temps  $m$ .

Par récurrence:  $E[Z_0] = 1 - m^0$

$$\begin{aligned} E[Z_m] &= E[E[Z_m | Z_n]] = E[E[\sum_{i=1}^n X_{i,m} | Z_n]] \\ &= E[E[\sum_{i=1}^n 1_{i \leq Z_n} X_{i,m} | Z_n]] \\ &= E[\sum_{i=1}^n 1_{i \leq Z_n} E[X_{i,m} | Z_n]] \quad (\text{par Fubini-Tonelli}) \\ &\stackrel{*}{=} E\left[\sum_{i=1}^n E[X_{i,m}] \right] = E\left[\sum_{i=1}^n m\right] = m E[Z_n] \end{aligned}$$

Donc  $E[Z_m] = m$   $\square$

## Th de Weierstrass par Bernstein

zivly-Queffeloc p 518

Th: Soit  $f: [0; 1] \rightarrow \mathbb{C}$  continue,  $w$  son module de continuité (i.e:  $w(h) = \sup \{ |f(u) - f(v)| ; |u - v| \leq h \}$ ).  
Pour  $n \geq 1$ ,  $B_n(f, x) = B_n(x) = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} x^k (1-x)^{n-k} f\left(\frac{k}{n}\right)$ ,  
le  $n$ ème polynôme de Bernstein de  $f$ .

Alors: (i)  $B_n$  croît vers  $f$  sur  $[0; 1]$

(ii)  $\|f - B_n\|_\infty \leq C w\left(\frac{1}{n}\right)$  où  $C$  est une constante.

Preuve:

(i) Soit  $x \in [0; 1]$  et  $(X_i)$  une suite de variables aléatoires iid de loi  $\delta_x(x)$ .

Soit,  $\forall n \geq 1$ ,  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ . alors  $S_n \sim B(n, x)$

$E[f(S_n)] = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} x^k (1-x)^{n-k} f\left(\frac{k}{n}\right)$

De plus  $E[f(x)] = f(x)$

et  $\frac{S_n}{n} \xrightarrow{P} x$  (LGN)

$$\begin{aligned} |f(x) - B_n(x)| &= |E[f(x) - f(S_n)]| \\ &\leq E[|f(x) - f(S_n)|] \end{aligned}$$

$f$  est continue sur  $[0; 1]$  compact donc  $f$  est uniformément continue (th de Heine), donc  $w(\delta)$  est défini pour tout  $\delta > 0$  et  $w(\delta) \xrightarrow{\delta \rightarrow 0} 0$

Si  $|x - \frac{S_n}{n}| \leq \delta$  alors  $|f(x) - f(\frac{S_n}{n})| \leq w(\delta)$

Par ailleurs  $|f(x) - f(\frac{S_n}{n})| \leq \varepsilon \|f\|_\infty$

$$|f(x) - B_n(x)| \leq \mathbb{E} \left[ |f(x) - f(\frac{x}{2^n})| \mathbb{I}_{\{|x - \frac{x}{2^n}| \leq \delta\}} + |f(x) - f(\frac{x}{2^n})| \mathbb{I}_{\{|x - \frac{x}{2^n}| > \delta\}} \right]$$

$$\leq \omega(\delta) \mathbb{P}(|x - \frac{x}{2^n}| \leq \delta) + 2 \|f\|_{\infty} \mathbb{P}(|x - \frac{x}{2^n}| > \delta)$$

$$\mathbb{P}(|x - \frac{x}{2^n}| > \delta) \leq \frac{\text{Var}(x - \frac{x}{2^n})}{\delta^2} = \frac{\text{Var}(S_n)}{\delta^2} = \frac{n \sigma^2(1-\sigma)}{n^2 \delta^2} = \frac{\sigma(1-\sigma)}{n \delta^2}$$

(car  $\forall x \in [0; 1]$ ,  $x(1-x) \leq \frac{1}{4}$ )

$$\text{donc } \mathbb{P}(|x - \frac{x}{2^n}| > \delta) \leq \frac{1}{4n\delta^2}$$

$$\forall x \in [0; 1], |f(x) - B_m(x)| \leq \omega(\delta) + \frac{\|f\|_{\infty}}{2n\delta^2}$$

d'où  $\limsup_{m \rightarrow +\infty} \|f - B_m\|_1 \leq \omega(\delta)$ , et  $\delta \neq 0$ .

Comme  $\omega(\delta) \xrightarrow{\delta \rightarrow 0} 0$ , on a  $\lim_{m \rightarrow +\infty} \|f - B_m\|_{\infty} = 0$

(car  $\liminf_{m \rightarrow +\infty} \|f - B_m\|_{\infty} \geq 0$  et  $\limsup_{m \rightarrow +\infty} \|f - B_m\|_{\infty} = 0$ )  
Lime  $f$  vers une  $B_n$  dans  $[0; 1]$ .

(ii) Notons que  $\omega(\lambda h) \leq (\lambda + 1)\omega(h)$  avec  $\lambda \in \mathbb{R}^+$ .

Dém: Pour  $\delta_1, \delta_2 \in \mathbb{R}^+$ ,  $\omega(\delta_1 + \delta_2) \leq \omega(\delta_1) + \omega(\delta_2)$ .

Preuve du lem:

Soient  $t, x$  tels que  $x > t$  et  $|x - t| \leq \delta_1 + \delta_2$ .

Car  $|x - t| \leq \delta_1$ ,  $|f(x) - f(t)| \leq \omega(\delta_1) \leq \omega(\delta_1) + \omega(\delta_2)$ .

Donc,

$$|f(t) - f(x)| \leq |f(t) - f(t + \delta_1)| + |f(t + \delta_1) - f(x)| \leq \omega(\delta_1) + \omega(\delta_2)$$

$$\text{car } x - (t + \delta_1) = x - t - \delta_1 = |x - t| - \delta_1 \leq \delta_2 + \delta_1 - \delta_1 = \delta_2.$$

$$x - t - \delta_1 \geq 0 \text{ car } x - t \geq \delta_1$$

$$\text{donc } |x - (t + \delta_1)| \leq x - t - \delta_1 \leq \delta_2$$

□

Reichenbach präzisiert das Theorem:

mit  $b > 0$ .

Gleichheit kommt z.B. für  $\lambda = \sqrt{m}$ ,  $w(\lambda) = m w$ .  
Die gleiche Wkt. wird erreicht, wenn  $\lambda = \sqrt{m}$ ,  $w(\lambda) \neq m w$ .

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}_+, \quad w(\lambda w) \leq w(\lambda) \leq (\lambda + 1) w \quad (\text{aus } \mathcal{E}(\mathcal{W}))$$

$$w\left(\left|x - \frac{\lambda x}{n}\right|\right) = w\left(\frac{1}{n} \cdot \sqrt{n} \left|x - \frac{\lambda x}{n}\right|\right) \leq w\left(\frac{1}{n}\right) \left(1 + \sqrt{n} \left|x - \frac{\lambda x}{n}\right|\right)$$

D.h.:

$$\begin{aligned} |f(x) - b_n(x)| &\leq E[w\left(\left|x - \frac{\lambda x}{n}\right|\right)] \\ &\leq w\left(\frac{1}{n}\right) E\left(1 + \sqrt{n} \left|x - \frac{\lambda x}{n}\right|\right) \\ &= w\left(\frac{1}{n}\right) \left(1 + \sqrt{n} \mathbb{E}\left[\left|x - \frac{\lambda x}{n}\right|\right]\right) \\ &\leq w\left(\frac{1}{n}\right) \left(1 + \sqrt{n} \mathbb{E}\left[\left|x - \frac{\lambda x}{n}\right|\right]\right) \quad (\text{per Hölders}) \end{aligned}$$

$$\text{und } \left\|x - \frac{\lambda x}{n}\right\|^2 = \left(E\left[\left(x - \frac{\lambda x}{n}\right)^2\right]\right)^{\frac{1}{2}} = 16$$

$$\begin{aligned} &= \text{Var}\left(x - \frac{\lambda x}{n}\right) + \left(E\left[\left(x - \frac{\lambda x}{n}\right)\right]\right)^2 \\ &\geq \frac{1}{n^2} n x (1-x) + \left(x - \frac{\lambda x}{n}\right)^2 \end{aligned}$$

$$\geq \frac{x(1-x)}{n} \leq \frac{1}{1+n}$$

$$|f(x) - b_n(x)| \leq w\left(\frac{1}{n}\right) \left(1 + \sqrt{n} \sqrt{\frac{1}{1+n}}\right)$$

$$|f(x) - b_n(x)| \leq \frac{2}{n} w\left(\frac{1}{n}\right)$$

Fr.:  $w\left(\frac{1}{n}\right)$  ist optimal.

(Graf:  $x \mapsto \{x - \frac{1}{n}\}$ , auf  $\mathbb{R}$  monoton,  $\|f(x) - b_n(x)\|_\infty \geq n w\left(\frac{1}{n}\right)$ )

# Théorème central limite

Isaline AUBERT et Nimon FETIQUE

Référence : Zuyly-Queffelec, *Analyse pour l'agrégation*, p540+555 de la 4ème édition.

**Théorème 1** (Théorème central limite).

Soit  $(X_n)_{n \geq 1}$  une suite de va iid dans  $L^2$ .  
On note  $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ ,  $m = \mathbb{E}[X_1]$  et  $\sigma^2 = \text{Var}(X_1) > 0$ . Alors on a :

$$\frac{S_n - nm}{\sqrt{n}\sigma} \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1)$$

*Démonstration.* Quitte à considérer les variables aléatoires  $Y_n = \frac{X_n - m}{\sigma}$  on peut supposer  $m = 0$  et  $\sigma = 1$ .

On cherche donc à montrer que  $\frac{S_n}{\sqrt{n}}$  converge en loi vers une gaussienne centrée réduite. Pour cela, on va utiliser le théorème de Lévy : on va montrer

$$\varphi_{\frac{S_n}{\sqrt{n}}}(t) \xrightarrow{n} e^{-\frac{t^2}{2}} \quad \forall t \in \mathbb{R}$$

car si  $N \sim \mathcal{N}(0, 1)$ , alors  $\varphi_N(t) = e^{-\frac{t^2}{2}}$ .

$$\varphi_{\frac{S_n}{\sqrt{n}}}(t) = \varphi_{S_n}\left(\frac{t}{\sqrt{n}}\right) = \left(\varphi_{X_1}\left(\frac{t}{\sqrt{n}}\right)\right)^n \text{ car les va } X_i \text{ sont iid.}$$

De plus, comme  $X_1$  est dans  $L^2$ , par théorème on en déduit que  $\varphi$  est de classe  $C^2$  et on connaît ses dérivées en fonctions des moments de  $X_1$  :  $\varphi'(0) = im = 0$ ,  $\varphi''(0) = -\sigma^2 = -1$ . On peut donc écrire un développement de Taylor de  $\varphi$  à l'ordre 2 en l'origine :

$$\varphi_{X_1}\left(\frac{t}{\sqrt{n}}\right) = \varphi_{X_1}(0) + \frac{t}{\sqrt{n}}\varphi'_{X_1}(0) + \frac{t^2}{2n}\varphi''_{X_1}(0) + o\left(\frac{1}{n}\right) = 1 - \frac{t^2}{2n} + o\left(\frac{1}{n}\right).$$

On en déduit alors :

$$\varphi_{\frac{S_n}{\sqrt{n}}}(t) = \left(1 - \frac{t^2}{2n} + o\left(\frac{1}{n}\right)\right)^n.$$

On voudrait maintenant passer à la limite quand  $n$  tend vers l'infini, mais la quantité à l'intérieur de la parenthèse n'est pas réelle (une fonction caractéristique est à valeurs complexes, c'est caché dans le  $o\left(\frac{1}{n}\right)$  ici). Nous allons donc utiliser le lemme suivant qui traite le cas complexe :

**Lemme 1.**

Pour toute suite de complexes  $(z_n)_n$  convergeant vers  $z \in \mathbb{C}$  on a

$$\left(1 + \frac{z_n}{n}\right)^n \xrightarrow{n} e^z.$$

En appliquant le lemme à l'expression trouvée pour  $\varphi_{\frac{z_n}{\sqrt{n}}}(t)$  on obtient :

$$\varphi_{\frac{z_n}{\sqrt{n}}}(t) = \left(1 - \frac{t^2}{2n} + o\left(\frac{1}{n}\right)\right)^n \xrightarrow{n} e^{-\frac{t^2}{2}}$$

ce qui termine la démonstration du théorème.  $\square$

*Démonstration du lemme.* Par la formule du binôme de Newton on a

$$e^{z_n} - \left(1 + \frac{z_n}{n}\right)^n = \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{z_n^k}{k!} - \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} \frac{z_n^k}{n^k}.$$

De plus on a l'égalité

$$\frac{\binom{n}{k}}{n^k} = \frac{n(n-1)\cdots(n-k+1)}{k!n^k} = \frac{1}{k!} \prod_{j=0}^{k-1} \left(\frac{n-j}{n}\right) = \frac{1}{k!} \prod_{j=0}^{k-1} \left(1 - \frac{j}{n}\right)$$

donc

$$e^{z_n} - \left(1 + \frac{z_n}{n}\right)^n = \sum_{k=n+1}^{+\infty} \frac{z_n^k}{k!} + \sum_{k=0}^n \frac{z_n^k}{k!} \left(1 - \prod_{j=0}^{k-1} \left(1 - \frac{j}{n}\right)\right).$$

Comme  $1 - \prod_{j=0}^{k-1} \left(1 - \frac{j}{n}\right) \geq 0$  on en déduit alors

$$\begin{aligned} |e^{z_n} - \left(1 + \frac{z_n}{n}\right)^n| &\leq \sum_{k=n+1}^{+\infty} \frac{|z_n|^k}{k!} + \sum_{k=0}^n \frac{|z_n|^k}{k!} \left(1 - \prod_{j=0}^{k-1} \left(1 - \frac{j}{n}\right)\right) \\ &= e^{|z_n|} - \left(1 + \frac{|z_n|}{n}\right)^n \\ &= e^{|z_n|} - e^{\left(n \log\left(1 + \frac{|z_n|}{n}\right)\right)} \\ &\stackrel{(*)}{\leq} e^{|z_n|} - e^{n\left(\frac{|z_n|}{n} - \frac{|z_n|^2}{2n^2}\right)} \\ &= e^{|z_n|} \left(1 - e^{\left(-\frac{|z_n|^2}{2n}\right)}\right) \\ &\stackrel{(**)}{\leq} \frac{|z_n|^2}{2n} e^{|z_n|} \end{aligned}$$

(\*) et (\*\*) démontant à chaque fois d'une simple étude de fonction.

Cette inégalité nous permet alors de conclure car :

$$\left| e^z - \left( 1 + \frac{z_n}{n} \right) \right| \leq |e^z - e^{z_n}| + \left| e^{z_n} - \left( 1 + \frac{z_n}{n} \right) \right| \leq |e^z - e^{z_n}| + \frac{|z_n|^2}{2n} e^{|z_n|}$$

avec le terme de droite tendant vers 0 puisque la suite  $(z_n)$  converge vers  $z$  et qu'elle est alors bornée.  $\square$

### Application : calcul d'intervalle de confiance asymptotique.

Modèle de la proportion de piles dans  $n$  jets d'une pièce :  $(X_i)_{i \in \mathbb{N}}$  iid de loi  $b(p)$ . On cherche à estimer le paramètre  $p$ .

D'après le théorème central limite on a :

$$\frac{S_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1).$$

Donc en notant  $\bar{X}_n = \frac{S_n}{n}$  on a :

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X}_n - p)}{\sqrt{p(1-p)}} \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1).$$

De plus, la loi faible des grands nombres donne :  $\sqrt{\bar{X}_n(1 - \bar{X}_n)} \xrightarrow{\mathbb{P}} \sqrt{p(1-p)}$ .  
Donc par le théorème de Slutsky on a finalement :

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X}_n - p)}{\sqrt{\bar{X}_n(1 - \bar{X}_n)}} \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1).$$

Ainsi, en notant  $q$  le quantile d'ordre  $1 - \frac{\alpha}{2}$  de la loi  $\mathcal{N}(0, 1)$  (ie  $\mathbb{P}(N \leq q) = 1 - \frac{\alpha}{2}$  si  $N \sim \mathcal{N}(0, 1)$ ) on a :

$$\mathbb{P}\left(-q \leq \frac{\sqrt{n}(\bar{X}_n - p)}{\sqrt{\bar{X}_n(1 - \bar{X}_n)}} \leq q\right) \simeq \mathbb{P}(N \leq q) - \mathbb{P}(N \leq -q) = 2\mathbb{P}(N \leq q) - 1 = 1 - \alpha$$

pour  $n$  assez grand.

Donc pour  $n$  assez grand,  $p$  est dans l'intervalle  $\left[ \bar{X}_n - \frac{q}{\sqrt{n}} \sqrt{\bar{X}_n(1 - \bar{X}_n)}, \bar{X}_n + \frac{q}{\sqrt{n}} \sqrt{\bar{X}_n(1 - \bar{X}_n)} \right]$  avec une probabilité proche de  $1 - \alpha$ .

EN pratique on prend souvent  $\alpha = 0.05$  et dans ce cas  $q = 1.96$ .

$\Delta$  Galton Watson  $\rightarrow [0,1] ? ]0,1[ ?$  et  $E_{\text{conditionnelle}}$  sur la place.

TCL: - avoir faire la somme pour les complexe.  
- utiliser la loi canonique d'une  $C(0,1)$ . avec une diffusion  $f$ .