

## Leçon 260 : Espérance, variance et moments d'une variable aléatoire.

On se donne un espace probabilisé  $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbf{P})$ . On appelle variable aléatoire toute application mesurable définie sur  $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbf{P})$ . Dans cette leçon on s'intéressera aux variables aléatoires réelles, c'est-à-dire à valeurs dans  $(\mathbf{R}, \mathcal{B}(\mathbf{R}))$ , et aux vecteurs aléatoires, à valeurs dans  $(\mathbf{R}^d, \mathcal{B}(\mathbf{R}^d))$ .

### 1 Espérance d'une v.a.

#### Définition 1.

1. Soit  $X$  une v.a.r. intégrable. On appelle espérance de  $X$  le nombre réel  $\mathbf{E}(X) = \int_{\Omega} X d\mathbf{P}$ . On dit que  $X$  est centrée si  $\mathbf{E}(X)$  est nulle.
2. Soit  $X$  une v.a.r. dans  $L^p$ , on appelle moment d'ordre  $p$  le nombre  $\mathbf{E}(X^p)$ . On appelle moment centré d'ordre  $p$  le nombre  $\mathbf{E}[(X - \mathbf{E}X)^p]$ .
3. Soit  $X$  une v.a. dans  $\mathbf{R}^d$ . On dit que  $X$  est de puissance  $p$ -ième intégrable si chacune de ses composantes est dans  $L^p$ . C'est équivalent à dire que  $\mathbf{E}(\|X\|^p) < \infty$  où  $\|\cdot\|$  est une norme quelconque sur  $\mathbf{R}^d$ . Si  $X$  est intégrable, son espérance est le vecteur  $\mathbf{E}(X) = (\mathbf{E}(X_1), \dots, \mathbf{E}(X_d))$ .

**Exemple 2.** Soit  $A \in \mathcal{A}$ , alors  $\mathbf{1}_A$  est intégrable et  $\mathbf{E}(\mathbf{1}_A) = \mathbf{P}(A)$ .

**Proposition 3** (Hölder). Soient  $p, q \in [1, \infty]$  des exposants conjugués, et soient  $X \in L^p$  et  $Y \in L^q$ . Alors  $XY$  est intégrable et  $\mathbf{E}(|XY|) \leq \mathbf{E}(|X|^p)^{\frac{1}{p}} \mathbf{E}(|Y|^q)^{\frac{1}{q}}$ .

**Corollaire 4.** Si  $1 \leq p \leq q \leq +\infty$ , alors  $L^\infty \subseteq L^q \subseteq L^p \subseteq L^1$ .

**Théorème 5** (transfert). Soit  $X$  une v.a. dans  $\mathbf{R}^d$  de loi  $\mu_X$  et soit  $g : \mathbf{R}^d \rightarrow \mathbf{R}$  mesurable.

1. Si  $g$  est positive, alors  $\mathbf{E}[g(X)] = \int_{\mathbf{R}^d} g d\mu_X$ .

2. La v.a.  $g(X)$  est dans  $L^1(\Omega, \mathcal{A}, \mathbf{P})$  ssi  $g$  est dans  $L^1(\mathbf{R}^d, \mathcal{B}(\mathbf{R}^d), \mu_X)$  et dans ce cas, l'égalité précédente est vérifiée.

*Remarque 6.* En particulier, l'espérance ne dépend que de la loi de  $X$ .

#### Corollaire 7.

1. Soit  $X$  une v.a. discrète et  $D \subseteq \mathbf{R}$  fini ou dénombrable tel que  $X(\Omega) = D$ . Soit  $g : D \rightarrow \mathbf{R}$  mesurable, alors  $g(X)$  est intégrable ssi  $\sum_{x \in D} |g(x)| \mathbf{P}(X = x)$  est fini et alors :

$$\mathbf{E}[g(X)] = \sum_{x \in D} g(x) \mathbf{P}(X = x)$$

2. Soit  $X$  une v.a. dans  $\mathbf{R}^d$  admettant une densité  $f$  par rapport à la mesure de Lebesgue. Soit  $g : X(\Omega) \rightarrow \mathbf{R}$  mesurable, alors  $g(X)$  est intégrable ssi  $\int_{\mathbf{R}^d} |g(x)| f(x) dx$  est fini et alors :

$$\mathbf{E}[g(X)] = \int_{\mathbf{R}^d} g(x) f(x) dx$$

#### Exemple 8.

1. Si  $X \sim \mathcal{B}(n, p)$ , alors  $\mathbf{E}(X) = np$ .
2. Si  $X \sim \mathcal{P}(\lambda)$ , alors  $\mathbf{E}(X) = \lambda$ .
3. Si  $X \sim \mathcal{G}_{\mathbf{N}^*}(p)$ , alors  $\mathbf{E}(X) = \frac{1}{p}$ .
4. Si  $X \sim \mathcal{E}(\lambda)$ , alors  $\mathbf{E}(X) = \frac{1}{\lambda}$ .
5. Si  $X \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2)$ , alors  $\mathbf{E}(X) = m$ .
6. Si  $X$  suit une loi de Cauchy,  $X$  n'admet pas d'espérance.

**Proposition 9** (Markov). Soit  $X$  une v.a.r. positive. Alors pour tout  $t > 0$ ,  $\mathbf{P}(X \geq t) \leq \frac{\mathbf{E}(X)}{t}$ .

**Corollaire 10** (Bienaymé–Tchebychev). Soit  $X$  une v.a.r. de carré intégrable, alors pour tout  $t > 0$ ,  $\mathbf{P}(|X - \mathbf{E}(X)| \geq t) \leq \frac{\text{Var}(X)}{t^2}$ .

**Application 11** (polynômes de Bernstein). Soit  $f \in C([0, 1])$ , on lui associe le  $n$ -ième polynôme de Bernstein :

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

Alors  $B_n[f]$  converge uniformément vers  $f$ . L'ensemble des fonctions polynomiales est donc dense dans  $C([0, 1])$ .

**Proposition 12** (Jensen). Soit  $X$  une v.a.r. intégrable et soit  $\varphi : \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{R}$  convexe avec  $\varphi(X)$  intégrable. Alors  $\varphi(\mathbf{E}(X)) \leq \mathbf{E}(\varphi(X))$ .

**Proposition 13.** Deux variables aléatoires  $X$  et  $Y$  sont indépendantes ssi pour toutes fonctions mesurables bornées  $f$  et  $g$ ,  $\mathbf{E}[f(X)g(Y)] = \mathbf{E}[f(X)]\mathbf{E}[g(Y)]$ .

## 2 Variance et covariance

**Définition 14.**

1. Soit  $X$  une v.a.r. dans  $L^2$ . On appelle variance de  $X$  le moment centré d'ordre 2 :  $\text{Var}(X) = \mathbf{E}[(X - \mathbf{E}X)^2]$ . On appelle écart-type de  $X$  la racine carré de la variance de  $X$ , on le note  $\sigma_X$ .
2. Soient  $X$  et  $Y$  des v.a.r. dans  $L^2$ , on appelle covariance de  $X$  et  $Y$  la quantité  $\text{Cov}(X, Y) = \mathbf{E}[(X - \mathbf{E}X)(Y - \mathbf{E}Y)]$ . Si  $\text{Cov}(X, Y) = 0$ , on dit que  $X$  et  $Y$  sont non corrélées.
3. Soit  $X$  une v.a. dans  $\mathbf{R}^d$  de carré intégrable. On appelle matrice de covariance de  $X$  la matrice  $\Gamma_X = (\text{Cov}(X_i, X_j))$ .

**Proposition 15.**

1. L'application  $\text{Cov}$  est une forme bilinéaire symétrique positive sur  $L^2$ , sa forme quadratique associée est  $\text{Var}$ .

$$2. \text{Cov}(X, Y) = \mathbf{E}(XY) - \mathbf{E}(X)\mathbf{E}(Y).$$

$$3. \forall a, b \in \mathbf{R}, \text{Cov}(X - a, Y - b) = \text{Cov}(X, Y).$$

$$4. \text{Var}(X) = 0 \text{ ssi } X \text{ est constante p.s.}$$

$$5. |\text{Cov}(X, Y)| \leq \sigma_X \sigma_Y.$$

$$6. \text{Si } X \text{ et } Y \text{ sont indépendantes, } \text{Cov}(X, Y) = 0 \text{ et } \text{Var}(X + Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y).$$

**Exemple 16.**

$$1. \text{Si } X \sim \mathcal{B}(n, p), \text{ alors } \text{Var}(X) = np(1-p).$$

$$2. \text{Si } X \sim \mathcal{P}(\lambda), \text{ alors } \text{Var}(X) = \lambda.$$

$$3. \text{Si } X \sim \mathcal{G}_{\mathbf{N}^*}(p), \text{ alors } \text{Var}(X) = \frac{1-p}{p^2}.$$

$$4. \text{Si } X \sim \mathcal{E}(\lambda), \text{ alors } \text{Var}(X) = \frac{1}{\lambda^2}.$$

$$5. \text{Si } X \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2), \text{ alors } \text{Var}(X) = \sigma^2.$$

$$6. \text{Si } X \sim \mathcal{N}(0, 1) \text{ et } \varepsilon \sim \frac{\delta_1 + \delta_{-1}}{2} \text{ sont indépendantes, alors } X \text{ et } \varepsilon X \text{ sont non corrélées mais ne sont pas indépendantes.}$$

**Exemple 17** (loi multinomiale). On considère une urne contenant  $k$  sortes de boules. On va procéder au tirage de  $n$  boules avec remise (les tirages sont indépendants). On note  $p_i$  la probabilité de tirer une boule de type  $i$  et on note  $Z_i$  le nombre de boules de type  $i$  que l'on a tirées. La loi de  $Z = (Z_1, \dots, Z_k)$  est appelée la loi multinomiale de paramètres  $n$  et  $p = (p_1, \dots, p_k)$ . Alors  $Z$  a pour espérance le vecteur  $np$  et pour matrice de covariance  $\Gamma$ .

$$\Gamma = \begin{bmatrix} np_1(1-p_1) & -np_1p_2 & \cdots & -p_1p_n \\ -np_1p_2 & np_2(1-p_2) & & -p_2p_k \\ \cdots & & \ddots & \vdots \\ -p_1p_k & -p_2p_k & \cdots & np_k(1-p_k) \end{bmatrix}$$

### 3 Fonction caractéristique et moments

**Définition 18.** Soit  $X$  une v.a.r. On définit la fonction caractéristique de  $X$  comme  $\varphi_X(t) = \mathbf{E}(e^{itX})$ .

**Exemple 19.** Si  $X \sim \mathcal{N}(m, \sigma^2)$  alors  $\varphi_X(t) = e^{imt - \frac{t^2\sigma^2}{2}}$ .

**Théorème 20.** Soit  $X$  une v.a.r. et soit  $\varphi$  sa fonction caractéristique.

1. Si  $X$  admet un moment d'ordre  $n \in \mathbf{N}^*$ , alors  $\varphi$  est de classe  $C^n$  et pour tout  $1 \leq k \leq n$ ,  $\varphi^{(k)}(t) = i^k \mathbf{E}(X^k e^{itX})$ . En particulier,  $\varphi^{(k)}(0) = i^k \mathbf{E}(X^k)$ .
2. Si  $\varphi$  est  $k$  fois dérivable en 0 (avec  $k \geq 2$ ), alors  $X$  admet des moments jusqu'à l'ordre  $2\lfloor \frac{k}{2} \rfloor$ .

**Application 21.** Soit  $X$  de loi  $\mathcal{N}(0, 1)$ . Alors  $X$  admet des moments de tout ordre et ceux-ci sont donnés par :

$$\mathbf{E}(X^{2k+1}) = 0, \quad \mathbf{E}(X^{2k}) = 1 \times 3 \times 5 \times \dots \times (2k - 1)$$

*Remarque 22.* Les moments ne suffisent pas à caractériser une loi en général : par exemple, si  $Z$  suit la loi log-normale (c'est-à-dire  $\log(Z)$  suit une loi  $\mathcal{N}(0, 1)$ ), notons  $Z_a$  la v.a. admettant pour densité  $f_a(x) = f(x)(1 + a \sin(2\pi \log x))$  sur  $\mathbf{R}_+^*$  où  $a \in [-1, 1]$  et  $f$  est la densité de  $Z$ . Alors  $Z$  et  $Z_a$  ont les mêmes moments.

**Théorème 23** (des moments). Si  $X$  et  $Y$  sont deux v.a.r. à valeurs dans un intervalle borné  $[a, b]$ . Si  $\mathbf{E}(X^k) = \mathbf{E}(Y^k)$  pour tout  $k \in \mathbf{N}^*$ , alors  $X$  et  $Y$  ont même loi.

### 4 Théorèmes limites

**Théorème 24** (loi forte des grands nombres  $L^2$ ). Soit  $(X_n)_{n \geq 1}$  une suite de v.a.r. de carré intégrable, deux à deux non corrélées, telles que

$\sup_n \text{Var}(X_n) < \infty$ . Posons  $S_n = X_1 + \dots + X_n$ , alors :

$$\frac{S_n - \mathbf{E}[S_n]}{n} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{p.s.}} 0$$

**Corollaire 25.** Soit  $(X_n)_{n \geq 1}$  une suite de v.a.r. i.i.d. de carré intégrable. Notons  $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  et  $m = \mathbf{E}(X_1)$ . Alors  $\bar{X}_n$  converge vers  $m$  p.s.

*Remarque 26.* Ce dernier résultat est vrai sous l'hypothèse que les v.a. sont simplement  $L^1$ . (admis)

**Théorème 27** (théorème central limite). Soit  $(X_n)_{n \geq 1}$  une suite de v.a.r. i.i.d. de carré intégrable. Notons  $m$  leur espérance et  $\sigma^2$  leur variance. Notons  $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ . Alors :

$$\sqrt{n}(\bar{X}_n - m) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

**Application 28** (intervalle de confiance asymptotique). Soit  $(X_n)_{n \geq 1}$  une suite de v.a.r. i.i.d. de carré intégrable. Notons  $m$  leur espérance et  $\sigma^2$  leur variance. Soient  $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  et  $\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2$ . On se donne  $\alpha \in ]0, 1[$ . Alors :

1.  $\bar{X}_n$  et  $\hat{\sigma}_n^2$  convergent p.s. vers  $m$  et  $\sigma^2$ . On dit que ce sont des estimateurs consistants de  $m$  et  $\sigma^2$ .
2. Soit  $\hat{I}_n = [\bar{X}_n - q_\alpha \frac{\hat{\sigma}_n}{\sqrt{n}}; \bar{X}_n + q_\alpha \frac{\hat{\sigma}_n}{\sqrt{n}}]$  où  $q_\alpha$  vérifie  $\mathbf{P}(Z \leq q_\alpha) = 1 - \frac{\alpha}{2}$  pour  $Z$  de loi  $\mathcal{N}(0, 1)$ . Alors :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{P}(m \in \hat{I}_n) = 1 - \alpha$$

### Développements

1. Fonction caractéristique et moments. [20]
2. Loi des grands nombres  $L^2$ . [24]

## Références

- BARBE et LEDOUX, *Probabilités*.
- CARRIEU, *Probabilité – Exercices corrigés*.
- GARET et KURTZMAN, *De l'intégration aux probabilités*.
- OUVRARD, *Probabilités 2*.