

Convergence de suites de variables

A. Variables aléatoires indépendantes

Soit (X_n) une suite de variables aléatoires

Les v.a X_n sont dites indépendantes si $\forall k \geq 1$ et pour tous

$\{A_1, A_2, \dots, A_k\} \subset \mathcal{P}(\Omega)$:

$$P((X_1 \in A_1) \cap (X_2 \in A_2) \cap \dots \cap P(X_k \in A_k)) = \prod_{j=1}^k P(X_j \in A_j).$$

Propriété fondamentale:

Si les v.a X_n sont indépendantes et d'esperances finies alors:

$$(*) \quad \forall n \geq 2 \text{ on a } E(X_1 \cdot X_2 \cdot \dots \cdot X_n) = E(X_1) \cdot E(X_2) \cdot \dots \cdot E(X_n)$$

On donne ici une preuve dans le cas de 2 v.a discrettes X, Y :

supposons donc $X(\Omega) = \{x_1, x_2, \dots\}$, $Y(\Omega) = \{y_1, y_2, \dots\}$

$$\text{ona } E(X \cdot Y) = \sum_n \sum_k x_n \cdot y_k \cdot P(X = x_n, Y = y_k) = \sum_n \sum_k x_n \cdot y_k \cdot P(X = x_n) \cdot P(Y = y_k)$$

où on a utilisé l'indépendance de X et Y dans la relation

$$P(X = x_n, Y = y_k) = P(X = x_n) \cdot P(Y = y_k)$$

remarquons enfin que $\sum_n \sum_k x_n \cdot y_k \cdot P(X = x_n) \cdot P(Y = y_k)$

$$= \sum_n x_n \cdot P(X = x_n) \cdot \sum_k y_k \cdot P(Y = y_k) = E(X) \cdot E(Y)$$

Remarques:

1. Il est possible de démontrer la propriété (*) par récurrence sur n en utilisant des vecteurs aléatoires qui ne figurent pas au programme.
2. La propriété (*) est aussi vraie pour les v.a absolument continues mais nécessite des techniques d'intégration multiple.

B. Types de convergence

Soit X_n une suite de V.A. sur Ω, P , de fonction de répartition F_n

(a) Convergence en probabilité:

X_n converge en probabilité vers la V.A X si:

$$\forall \epsilon > 0, \lim_{n \rightarrow \infty} P(|X_n - X| > \epsilon) = 0 \text{ (notation } X_n \xrightarrow{P} X)$$

(b) Convergence presque sûre

X_n converge presque sûrement vers la V.A X si: $\exists A \subset \Omega$

$$\text{avec } P(A) = 0 \text{ et } \lim_{n \rightarrow \infty} X_n(\omega) = X(\omega), \forall \omega \notin A \text{ (notation } X_n \xrightarrow{p.s.} X)$$

(c) Convergence en Loi

X_n converge en loi vers la V.A X de fonction de répartition F si:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(t) = F(t) \text{ en tout point de continuité } t \text{ de } F \text{ (notation } X_n \xrightarrow{\mathcal{L}} X)$$

Approximation de la loi Binomiale par la loi de Poisson

Soit X_n une suite de V.A de loi Binomiale $\mathcal{B}(n, p_n)$, $n \geq 0$ $0 < p_n < 1$:

$$P(X_n = k) = C_n^k \cdot (p_n)^k \cdot (1 - p_n)^{n-k}$$

Supposons que $\lim_{n \rightarrow \infty} np_n = \lambda > 0$

X_n converge en loi vers la V.A X de Poisson de parametre λ

$$\text{i.e } P(X = k) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^k}{k!}, k = 0, 1, 2, 3, \dots$$

Démonstration:

Choisissons l'entier n suffisamment grand pour remplacer p_n par $\frac{\lambda}{n}$

dans ce cas $P(X_n = k) = C_n^k \cdot \left(\frac{\lambda}{n}\right)^k \cdot \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{n-k}$, pour n grand

et cela implique:

$$P(X_n = k) = \frac{n!}{k!(n-k)!} \cdot \frac{\lambda^k}{n^k} \cdot \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^n \cdot \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{-k} = \frac{\lambda^k}{k!} \cdot \frac{n!}{(n-k)! \cdot n^k} \cdot \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^n \cdot \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{-k}$$

il est facile de voir que $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n!}{(n-k)! \cdot n^k} = 1$ et $\lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{-k} = 1$

il reste à calculer $\lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^n$; on pose $x = -\frac{n}{\lambda}$

on obtient $\left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^n = \left(1 + \frac{1}{x}\right)^{-\lambda x}$ d'autre part il est bien connu que

$$\lim_{x \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{1}{x}\right)^x = e \text{ donc } \lim_{x \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{1}{x}\right)^{-\lambda x} = e^{-\lambda}$$

finalement $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n!}{(n-k)! \cdot n^k} \cdot \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^n \cdot \left(1 - \frac{\lambda}{n}\right)^{-k} = e^{-\lambda}$ et

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(X_n = k) = \frac{\lambda^k}{k!} \cdot e^{-\lambda}.$$

Theoreme

Soit X_n, X une suite de V.A. sur Ω, P , alors on a:

$$X_n \xrightarrow{p.s} X \implies X_n \xrightarrow{P} X \implies X_n \xrightarrow{\mathcal{L}} X$$

La reciproque de ces implications est fausse en general

C. Loi des grands nombres

(a) Loi faible:

Soit X_n , une suite de V.A. sur Ω, P

supposons les X_n independantes et de meme loi

(donc de meme esperance $=\mu$) alors:

$M_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$ converge en probabilité vers μ .

$$\text{i.e } P(|M_n - \mu| > \epsilon) \longrightarrow 0, \forall \epsilon > 0$$

(b) **Loi forte:**

$M_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$ converge presque sûrement vers μ .

Démonstration:

(a) **Loi faible:**

On utilise l'inégalité de Tchebychev:

Soit $\lambda > 0$ et soit X une V.A de variance finie alors

$$P(|X - E(X)| \geq \lambda) \leq \frac{V(X)}{\lambda^2}$$

on l'applique à la v.a $X = M_n = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$

puisqu les v.a sont independantes et de même loi on a:

$$E(X_i) = \mu, \forall i \text{ et } E(M_n) = \frac{n \cdot \mu}{n} = \mu \text{ et de plus } V(M_n) = \frac{\sum_{i=1}^n V(X_i)}{n^2}$$

$$\text{avec } V(X_i) = \sigma^2, \forall i \implies V(M_n) = \frac{\sigma^2}{n}$$

l'inégalité de Tchebychev donne:

$$P(|M_n - E(M_n)| \geq \epsilon) \leq \frac{V(M_n)}{\epsilon^2} = \frac{\frac{\sigma^2}{n}}{\epsilon^2} = \frac{\sigma^2}{n \cdot \epsilon^2} \longrightarrow 0 \text{ si } n \longrightarrow \infty.$$

(b) **Loi forte:**

La demonstration de la loi forte est plus elaborée et necessite des techniques avancées de théorie des probabilités qui ne sont pas au programme.