

CHAPITRE 4

THEOREMES LIMITES

Dans ce chapitre, on considère des variables aléatoires réelles et on s'intéresse

au comportement asymptotique de $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ où $(X_i)_{i \geq 1}$ est une

suite de variables aléatoires indépendantes et de même loi (*i.i.d.*).

Les principaux résultats sont la loi des grands nombres (*LGN*) qui donne

le comportement de $\frac{S_n}{n}$ et le théorème central limite (*TCL*) qui précise

ce résultat en montrant que la vitesse de convergence de $\frac{S_n}{n}$ vers $E(X_1)$

est en \sqrt{n} .

5-1 Loi faible des grands nombres

C'est une version de la *LGN* (dite faible) pour la convergence en probabilité.

Théorème

Soit $(X_n)_{n \geq 1}$ une suite de variables aléatoires indépendantes et de même loi avec un moment d'ordre 2.

Alors

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \stackrel{p}{=} E(X_1)$$

Démonstration

La variable aléatoire limite est la constante $E(X_1)$ ($= E(X_i)$ pour tout i) car les variables aléatoires X_i ont même loi, donc même espérance). Il s'agit de vérifier

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \lim_{n \rightarrow +\infty} P \left(\left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - E(X_1) \right| \geq \varepsilon \right) = 0$$

Par linéarité, on a

$$\begin{aligned} E \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \right) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) = \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_1) = E(X_1) \end{aligned}$$

D'autre part, par indépendance des X_i

$$\begin{aligned} V \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \right) &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n V(X_i) = \\ &= \frac{1}{n^2} n V(X_1) = \frac{V(X_1)}{n} \end{aligned}$$

L'inégalité de Tchebychev appliquée à $Y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ donne alors pour tout $\varepsilon > 0$ et $n \in \mathbb{N}^*$:

$$P\left(\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - E(X_1)\right| \geq \varepsilon\right) = P(|Y - E(Y)| \geq \varepsilon) \leq \frac{V(Y)}{\varepsilon^2} \leq \frac{V(X_1)}{n\varepsilon^2}$$

D'où le résultat en faisant tendre n vers l'infini.

5-2 Loi forte des grands nombres

La loi des grands nombres s'énonce aussi pour la convergence presque sûre . On parle alors de *LGN forte*. Comme la convergence *p.s.* implique la convergence en probabilité, la *LGN forte* implique la *LGN faible* déjà prouvée.

On propose une version (parmi d'autres) de la *LGN forte*.

Théorème (admis)

Soit $(X_n)_{n \geq 1}$ une suite de variables aléatoires indépendantes et de même loi (*i.i.d.*) telles que $\exists K > 0, E(X_1) = \mu$ et $E(X_n^4) \leq K$ pour tout $n \geq 1$.

Soit $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$, alors

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{S_n}{n} \stackrel{p.s.}{=} \mu$$

5-3 Théorème Central Limite (T.C.L.)

Soit $(X_n)_{n \geq 1}$ une suite de variables aléatoires indépendantes et de même loi (*i.i.d.*) d'espérance μ et de variance σ^2 .

On note $\overline{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ et Z_n les variables associées réduites.

$$Z_n = \frac{\sqrt{n}(\overline{X}_n - \mu)}{\sigma}$$

Alors pour tout intervalle $[a, b], a < b \in \mathbb{R}$, on a

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P(Z_n \in [a, b]) = P(Y \in [a, b]) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_a^b e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

où $Y \hookrightarrow \mathcal{N}(0, 1)$.

On dit que la v.a. $Z_n = \frac{\sqrt{n}(\overline{X}_n - \mu)}{\sigma}$ converge en loi vers la v.a. Y telle que Y suive la loi normale centrée réduite.