

Exercice 4

Si X est une variable aléatoire réelle discrète admettant une espérance, on note $E(X)$ cette espérance.

Soit (Ω, \mathcal{A}, P) un espace probabilisé, et X une variable aléatoire discrète sur cet espace à valeurs dans $[-1, 1]$. On considère une suite $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ de variables aléatoires discrètes sur (Ω, \mathcal{A}, P) , *mutuellement indépendantes*, et toutes de même loi que X .

Pour tout $n \in \mathbb{N}^*$, on pose :

$$S_n = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n}.$$

On se propose de prouver que si X est centrée, c'est-à-dire si $E(X) = 0$, alors la suite (S_n) converge presque sûrement vers 0 (c'est un cas particulier de la loi forte des grands nombres, dans le cas de variables aléatoires bornées).

1. Montrer que X possède une espérance.

Par hypothèse, $|X| \leq 1$. La constante 1 possédant une espérance, il en va de même de X (théorème de comparaison).

On suppose désormais que X est centrée.

2. Prouver que pour tout $\alpha > 0$:

$$P(|X| \geq \alpha) \leq \frac{E(|X|)}{\alpha}.$$

L'inégalité de Markov affirme que si Y est une variable aléatoire discrète possédant un moment d'ordre n et si t est un réel positif, alors :

$$P(|Y| \geq t) \leq \frac{E(|Y|^n)}{t^n}.$$

On applique cette inégalité à la variable aléatoire $|X|$ (qui possède une espérance puisque X en possède une) et $n = 1$.

3. Montrer que $\forall \varepsilon, t > 0$ et $\forall n \in \mathbb{N}^*$, on a :

$$P(S_n \geq \varepsilon) = P(e^{tnS_n} \geq e^{tn\varepsilon}) \leq \frac{(E(e^{tX}))^n}{e^{tn\varepsilon}}.$$

Par croissance de l'exponentielle et par multiplication par les réels positifs t et n , on a l'égalité des événements suivants :

$$(S_n \geq \varepsilon) = (tnS_n \geq tn\varepsilon) = (e^{tnS_n} \geq e^{tn\varepsilon}).$$

On utilise alors l'inégalité de Markov (on peut puisque la variable aléatoire e^{tnS_n} est bornée, donc possède une espérance) :

$$P(S_n \geq \varepsilon) = P(e^{tnS_n} \geq e^{tn\varepsilon}) \leq \frac{E(e^{tnS_n})}{e^{tn\varepsilon}}.$$

Mais $e^{tnS_n} = e^{t(X_1 + \dots + X_n)} = e^{tX_1} \times \dots \times e^{tX_n}$ et on sait que les variables aléatoires X_k étant mutuellement indépendantes, il en va de même des e^{tX_k} . Il vient donc, les X_k possédant toutes la même loi que X :

$$\mathbb{E}(e^{tS_n}) = \mathbb{E}(e^{t(X_1 + \dots + X_n)}) = \mathbb{E}(e^{tX_1}) \times \dots \times \mathbb{E}(e^{tX_n}) = \mathbb{E}(e^{tX})^n.$$

4. Soit $a > 1$. On considère la fonction g_a définie par :

$$\forall x \in \mathbb{R}, g_a(x) = \frac{1-x}{2} a^{-1} + \frac{1+x}{2} a - a^x.$$

a. Prouver que la fonction g_a' est décroissante et en déduire que g_a est positive sur $[-1, 1]$.

La fonction g_a étant combinaison linéaire de fonctions affines et d'exponentielle de base a , elle est évidemment deux fois dérivable sur \mathbb{R} . De plus :

$$\begin{aligned} \forall x \in \mathbb{R}, g_a'(x) &= -\frac{1}{2} a^{-1} + \frac{1}{2} a - \ln a a^x \\ g_a''(x) &= -(\ln a)^2 a^x \leq 0. \end{aligned}$$

Mais il est clair que $g_a(-1) = g_a(1) = 0$, et on est même en droit de se demander si ce n'est pas étudié pour ! On dispose alors de deux moyens pour conclure : dresser le tableau de variations de g_a pour parvenir à la conclusion demandée, ou bien utiliser les arguments que tout cela cache et dire que la fonction g_a est concave, son graphe est donc au-dessus de ses cordes (Rq : on n'a pas utilisé l'hypothèse $a > 1$, $a > 0$ suffit).

b. Prouver que pour tout $t > 0$ et pour tout $x \in [-1, 1]$, on a :

$$e^{tx} \leq \frac{1-x}{2} e^{-t} + \frac{1+x}{2} e^t.$$

Pour $t > 0$, $a = e^t > 1$. On utilise alors la question précédente :

$$g_{e^t}(x) \geq 0, \text{ ou encore } e^{tx} \leq \frac{1-x}{2} e^{-t} + \frac{1+x}{2} e^t.$$

c. En déduire que pour tout $t > 0$, $\mathbb{E}(e^{tX}) \leq \text{ch } t$.

L'inégalité précédente peut aussi s'écrire $e^{tx} \leq \text{ch } t + x \text{sh } t$. Alors, par linéarité et croissance de l'espérance, il vient :

$$\mathbb{E}(e^{tX}) \leq \text{ch } t + \text{sh } t \mathbb{E}(X) = \text{ch } t.$$

d. Montrer que pour tout entier k et tout réel t , on a :

$$\frac{t^{2k}}{(2k)!} \leq \frac{1}{k!} \left(\frac{t^2}{2} \right)^k.$$

Pour tout entier k , il est clair que $(2k)! = k!(k+1)\dots(2k-1)2k \geq k!2^k \underbrace{\frac{k+1}{2} \dots \frac{2k}{2}}_{\geq 1} \geq k!2^k$.

L'inégalité demandée en découle clairement.

On somme maintenant ces inégalités et on utilise les développements en série entière de l'exponentielle et du cosinus hyperbolique. On obtient alors :

$$\text{ch } t = \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{t^{2k}}{(2k)!} \leq \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{1}{k!} \left(\frac{t^2}{2} \right)^k = e^{\frac{t^2}{2}}.$$

e. En déduire que pour tout $t > 0$, on a :

$$\mathbb{E}(e^{tX}) \leq \frac{e^{\frac{t^2}{2}}}{2}.$$

On conclut finalement, grâce à la question 4.c, que $\mathbb{E}(e^{tX}) \leq e^{\frac{t^2}{2}}$.

5. Dans cette question, n désigne un élément de \mathbb{N}^* et ε un réel strictement positif.

a. Déterminer le minimum sur \mathbb{R} de la fonction $t \mapsto e^{-nt\varepsilon + n\frac{t^2}{2}}$.

La dérivée de la fonction considérée vaut $(-n\varepsilon + nt)e^{-nt\varepsilon + n\frac{t^2}{2}}$, elle est négative avant ε et positive après,

la fonction atteint donc un minimum global en ε en lequel elle prend la valeur $e^{-n\frac{\varepsilon^2}{2}}$.

b. En déduire que :

$$P(|S_n| \geq \varepsilon) \leq 2e^{-n\frac{\varepsilon^2}{2}}.$$

Grâce aux questions précédentes, on peut affirmer que :

$$P(S_n \geq \varepsilon) \leq \frac{\mathbf{E}(e^{tX})^n}{e^{tn\varepsilon}} \leq \frac{e^{n\frac{t^2}{2}}}{e^{tn\varepsilon}} = e^{n\frac{t^2}{2} - tn\varepsilon}.$$

Cette inégalité étant vraie pour tout t , elle est vraie pour le t réalisant le minimum de la fonction majorante. On a donc bien $P(S_n \geq \varepsilon) \leq e^{-n\frac{\varepsilon^2}{2}}$

Mais en faisant exactement le même travail avec les variables aléatoires $-X_k$ qui sont, elles-aussi, à valeurs dans $[-1,1]$, mutuellement indépendantes et centrées, on obtiendrait aussi l'inégalité :

$$P(-S_n \geq \varepsilon) \leq e^{-n\frac{\varepsilon^2}{2}}.$$

Finalement :

$$P(|S_n| \geq \varepsilon) = P(S_n \geq \varepsilon) + P(-S_n \geq \varepsilon) \leq 2e^{-n\frac{\varepsilon^2}{2}}.$$

6. a. Prouver, pour tout $\varepsilon > 0$, la convergence de la série de terme général $P(|S_n| \geq \varepsilon)$.

La série $\sum e^{-n\frac{\varepsilon^2}{2}}$ est une série géométrique convergente, donc la série $\sum P(|S_n| \geq \varepsilon)$ converge aussi.

b. On note, pour $n \in \mathbb{N}^*$ et $\varepsilon > 0$:

$$B_n(\varepsilon) = \bigcup_{m \geq n} \{\omega \in \Omega / |S_m(\omega)| > \varepsilon\}.$$

Justifier que les $B_n(\varepsilon)$ sont des évènements, et que :

$$P\left(\bigcap_{n \in \mathbb{N}^*} B_n(\varepsilon)\right) = 0.$$

S_n étant une variable aléatoire, les ensembles $\{\omega \in \Omega / |S_m(\omega)| > \varepsilon\}$ sont des évènements. $B_n(\varepsilon)$ apparaît donc comme une réunion dénombrable d'évènements, c'est un évènement.

De plus :

$$P(B_n(\varepsilon)) \leq \sum_{m \geq n} P(\{\omega \in \Omega / |S_m(\omega)| > \varepsilon\}) = \sum_{m \geq n} P(|S_m| > \varepsilon) ;$$

le majorant étant le reste d'une série convergente, il tend vers 0 quand n tend vers l'infini. On vient donc de prouver que $\lim_n P(B_n(\varepsilon)) = 0$. Mais la suite $(B_n(\varepsilon))$ est évidemment décroissante au sens de l'inclusion. Le

théorème de la limite monotone permet alors d'affirmer que $P\left(\bigcap_{n > 0} B_n(\varepsilon)\right) = \lim_n P(B_n(\varepsilon)) = 0$.

c. On pose, pour tout $k \in \mathbb{N}^*$:

$$\Omega_k = \left\{ \omega \in \Omega / \exists n \in \mathbb{N}^*, \forall m \geq n, |S_m(\omega)| \leq \frac{1}{k} \right\}.$$

Montrer que pour tout $k \in \mathbb{N}^*$, Ω_k est un évènement.

d. Écrire l'ensemble $A = \left\{ \omega \in \Omega / \lim_{n \rightarrow +\infty} S_n(\omega) = 0 \right\}$ à l'aide des évènements Ω_k et en déduire que A est un évènement.

e. Prouver que :

$$P(A) = 1.$$

La suite (Ω_k) est clairement décroissante au sens de l'inclusion, le théorème de la limite monotone donne donc $P(A) = \lim_k P(\Omega_k)$. Mais en passant aux évènements contraires, $P(\Omega_k) = 1 - P(\bigcap_{n>0} B_n) = 1$, d'où le résultat.