

Feuille d'exercices n°66

Exercice 1 (***)

On effectue une succession infinie de lancers indépendants d'une pièce donnant pile avec probabilité $p \in]0; 1[$ et face avec probabilité $q = 1 - p$. On dit que la première série est de longueur $n \geq 1$ si les n premiers lancers ont donné le même côté et le $n + 1$ l'autre côté. La deuxième série commence au lancer suivant la fin de la première série et se termine (si elle se termine) au lancer précédant un changement de côté. Pour $k \geq 1$, on note P_k l'événement pile au k -ième lancer F_k face au k -ième lancer et L_1 et L_2 les longueurs respectives des deux séries.

1. Déterminer la loi de L_1 .
2. Justifier que L_1 est d'espérance finie puis la calculer.
3. Déterminer la loi de L_2 .
4. Justifier que L_2 est d'espérance finie puis la calculer.
5. Les variables aléatoires L_1 et L_2 sont-elles indépendantes ?

Corrigé : 1. On a $L_1(\Omega) \subset \mathbb{N}^*$ puis

$$\forall k \geq 1 \quad \{L_1 = k\} = P_1 \dots P_k F_{k+1} \sqcup F_1 \dots F_k P_{k+1}$$

D'où

$$\boxed{\forall k \geq 1 \quad \mathbb{P}(L_1 = k) = p^k q + q^k p}$$

2. Les séries entières $\sum x^n$ et $\sum n x^n$ ont même rayon de convergence égal à 1 ce qui prouve la convergence (absolue) de $\sum k \mathbb{P}(L_1 = k)$. Par dérivation d'une série, on trouve

$$\forall x \in]-1; 1[\quad S(x) = \sum_{n=0}^{+\infty} x^n = \frac{1}{1-x} \quad \text{et} \quad xS'(x) = \sum_{n=0}^{+\infty} n x^n = \frac{x}{(1-x)^2}$$

Ainsi

$$\boxed{\mathbb{E}(L_1) = \frac{p}{q} + \frac{q}{p}}$$

3. On a $L_2(\Omega) \subset \mathbb{N}^*$ puis

$$\begin{aligned} \forall n \geq 1 \quad \{L_2 = n\} &= \bigsqcup_{k \in \mathbb{N}^*} \{L_2 = n, L_1 = k\} \\ &= \bigsqcup_{k \in \mathbb{N}^*} (P_1 \dots P_k F_{k+1} \dots F_{k+n} P_{k+n+1} \sqcup F_1 \dots F_k P_{k+1} \dots P_{k+n} F_{k+n+1}) \end{aligned}$$

Ainsi

$$\forall n \geq 1 \quad \mathbb{P}(L_2 = n) = \sum_{k=1}^{+\infty} [p^k q^n p + q^k p^n q]$$

D'où

$$\boxed{\forall n \geq 1 \quad \mathbb{P}(L_2 = n) = p^2 q^{n-1} + q^2 p^{n-1}}$$

4. Par les mêmes arguments que pour L_1 , la variable aléatoire L_2 est d'espérance finie et on trouve

$$\boxed{\mathbb{E}(L_2) = \frac{p^2}{p^2} + \frac{q^2}{q^2} = 2}$$

5. On a

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(L_1 = 1, L_2 = 1) = \mathbb{P}(L_1 = 1)\mathbb{P}(L_2 = 1) &\iff pqp + qpq = 2pq(p^2 + q^2) \\ &\iff p^2 + q^2 = \frac{1}{2} \iff p(1-p) = \frac{1}{4} \iff p = \frac{1}{2} \end{aligned}$$

Donc, pour $p \neq \frac{1}{2}$, les variables aléatoires L_1 et L_2 sont dépendantes. Supposons $p = \frac{1}{2}$. Soit $(k, n) \in (\mathbb{N}^*)^2$. On a

$$\mathbb{P}(L_1 = k, L_2 = n) = \frac{1}{2^{k+n+1}} + \frac{1}{2^{k+n+1}} = \frac{1}{2^{k+n}}$$

et
$$\mathbb{P}(L_1 = k) = \frac{1}{2^{k+1}} + \frac{1}{2^{k+1}} = \frac{1}{2^k} \quad \mathbb{P}(L_2 = n) = \frac{1}{2^{2+n-1}} + \frac{1}{2^{2+n-1}} = \frac{1}{2^n}$$

Ainsi
$$\forall (k, n) \in (\mathbb{N}^*)^2 \quad \mathbb{P}(L_1 = k, L_2 = n) = \mathbb{P}(L_1 = k)\mathbb{P}(L_2 = n)$$

On conclut Les variables $L_{1,2}$ sont indépendantes si et seulement si $p = \frac{1}{2}$.

Exercice 2 (****)

Soit $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ un espace probabilisé, $(X_n)_n$ et X des variables aléatoires réelles discrètes telles que

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \mathbb{P}(|X_n - X| \geq \varepsilon) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$$

Pour x point de continuité de $F_X : t \mapsto \mathbb{P}(X \leq t)$, montrer que

$$F_{X_n}(x) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} F_X(x)$$

Corrigé : Soit $\varepsilon > 0$. On a

$$\mathbb{P}(X_n \leq x) = \mathbb{P}(X_n \leq x, |X_n - X| < \varepsilon) + \underbrace{\mathbb{P}(X_n \leq x, |X_n - X| \geq \varepsilon)}_{=o(1)}$$

Notons $A_n = \{|X_n - X| < \varepsilon\}$. On a donc

$$F_{X_n}(x) = \mathbb{P}(\{X_n \leq x\} \cap A_n) + o(1)$$

Puis
$$\{X_n \leq x, |X_n - X| < \varepsilon\} \subset \{X_n \leq x, X < X_n + \varepsilon\} \subset \{X \leq x + \varepsilon\}$$

d'où
$$F_{X_n}(x) \leq F_X(x + \varepsilon) + o(1)$$

Comme $\{|X_n - X| < \varepsilon\} \subset \{X_n < X + \varepsilon\}$, on a également

$$\begin{aligned} \{X \leq x - \varepsilon, |X_n - X| < \varepsilon\} &\subset \{X \leq x - \varepsilon, X_n < X + \varepsilon, |X_n - X| < \varepsilon\} \\ &\subset \{X_n \leq x, |X_n - X| < \varepsilon\} \end{aligned}$$

d'où
$$\mathbb{P}(\{X \leq x - \varepsilon\} \cap A_n) \leq \mathbb{P}(\{X_n \leq x\} \cap A_n) = F_{X_n}(x) + o(1)$$

Enfin
$$F_X(x - \varepsilon) = \mathbb{P}(\{X \leq x - \varepsilon\} \cap A_n) + \underbrace{\mathbb{P}(\{X \leq x - \varepsilon\} \cap \overline{A_n})}_{=o(1)}$$

d'où
$$F_X(x - \varepsilon) + o(1) \leq F_{X_n}(x) \leq F_X(x + \varepsilon) + o(1)$$

Soit $\eta > 0$. Par continuité de F_X en x , on peut choisir $\varepsilon > 0$ tel que

$$|F_X(x) - F_X(x - \varepsilon)| \leq \eta \quad \text{et} \quad |F_X(x) - F_X(x + \varepsilon)| \leq \eta$$

Enfin, on choisit N suffisamment grand pour que les termes en $o(1)$ soient bornés par η pour $n \geq N$. Ainsi, on a trouvé N entier tel que

$$\forall n \geq N \quad |F_{X_n}(x) - F_X(x)| \leq 2\eta$$

Ainsi

$$\boxed{\text{Pour } x \text{ point de continuité de } F_X, \text{ on a } F_{X_n}(x) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} F_X(x).}$$

Exercice 3 (****)

Soient $(X_n)_n$ et X des variables aléatoires à valeurs dans \mathbb{N} . On note

$$\forall (n, k) \in \mathbb{N}^2 \quad p_{k,n} = \mathbb{P}(X_n = k) \quad \text{et} \quad p_k = \mathbb{P}(X = k)$$

1. Définir la fonction génératrice G_X et justifier qu'elle est de classe \mathcal{C}^∞ sur $[0; 1[$.
2. On suppose que $p_{k,n} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} p_k$ pour tout k entier. Montrer que la suite de fonctions $(G_{X_n})_n$ converge simplement vers G_X sur $[0; 1[$.
3. Étudier la réciproque.

Corrigé : 1. On définit la fonction génératrice de X notée G_X par

$$\boxed{\forall t \in [0; 1] \quad G_X(t) = \mathbb{E}(t^X) = \sum_{n=0}^{+\infty} t^n \mathbb{P}(X = n)}$$

La série entière définissant G_X a un rayon de convergence supérieur ou égal à 1 puisque $0 \leq \mathbb{P}(X = k) \leq 1$ pour tout k entier. D'après le théorème de dérivation des séries entières, on obtient

$$\boxed{G_X \in \mathcal{C}^\infty([0; 1[, \mathbb{R})}$$

2. Soit $t \in [0; 1[$. On note $u_k : n \mapsto \mathbb{P}(X_n = k)t^k$. On a $u_k(n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \mathbb{P}(X = k)t^k$ et $|u_k(n)| \leq t^k$ avec $\sum t^k$ convergente. Ainsi, la série $\sum u_k$ converge normalement donc uniformément et d'après le théorème de double limite, on obtient

$$\sum_{k=0}^{+\infty} u_k(n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \sum_{k=0}^{+\infty} \lim_{n \rightarrow +\infty} u_k(n)$$

Ainsi

$$\boxed{G_{X_n} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{CS}} G_X \quad \text{sur} \quad [0; 1[}$$

3. Supposons $G_{X_n} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{CS}} G_X$ sur $[0; 1[$. On va utiliser un procédé diagonal sur la suite de suites $((p_{k,n})_n)_k$. Soit k entier. La suite $(p_{k,n})_n$ est à valeurs dans $[0; 1]$. Ainsi, on dispose de φ_1 extractrice telle que

$$p_{1,\varphi_1(n)} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} q_1 \in [0; 1]$$

puis de φ_2 extractrice telle que

$$p_{2,\varphi_1 \circ \varphi_2(n)} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} q_2 \in [0; 1]$$

et en itérant ce procédé, on dispose de φ_k tel que

$$p_{k,\varphi_1 \circ \dots \circ \varphi_k(n)} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} q_k \in [0; 1]$$

On pose

$$\forall n \in \mathbb{N} \quad \varphi(n) = \varphi_1 \circ \dots \circ \varphi_n(n)$$

L'application φ est clairement une extractrice (injection de $\mathbb{N} \rightarrow \mathbb{N}$ strictement croissante). Pour $n \geq k$, on a

$$\varphi(n) = \varphi_1 \circ \dots \circ \varphi_k(\psi_k(n)) \quad \text{avec} \quad \psi_k(n) = \varphi_{k+1} \circ \dots \circ \varphi_n(n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} +\infty$$

Ainsi $\forall k \in \mathbb{N} \quad p_{k, \varphi(n)} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} q_k$

On pose $\forall t \in [0; 1[\quad G(t) = \sum_{n=0}^{+\infty} q_k t^k$

La fonction G est bien définie sur $[0; 1[$ puisqu'on $0 \leq q_k \leq 1$ pour tout k entier. D'après le résultat de la deuxième question, on obtient

$$G_{X_{\varphi(n)}} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{CS}} G \quad \text{sur} \quad [0; 1[$$

Or, la suite de fonctions $(G_{X_{\varphi(n)}})_n$ est extraite de la suite $(G_{X_n})_n$ simplement convergente. Par unicité de la limite pour la convergence simple, il s'ensuit $G = G_X$, autrement dit

$$\forall t \in [0; 1[\quad \sum_{n=0}^{+\infty} q_k t^k = \sum_{n=0}^{+\infty} p_k t^k$$

Par unicité du développement en série entière, il vient

$$\forall k \in \mathbb{N} \quad q_k = p_k$$

Par récurrence forte sur k , on obtient que la suite bornée $(p_{k,n})_n$ admet p_k pour unique valeur d'adhérence. L'initialisation pour $k = 1$ est vraie puisque $p_1 = q_1$ avec q_1 une valeur d'adhérence de $(p_{1,n})_n$. On suppose le résultat vrai jusqu'au rang $k - 1$. Les suite $(p_{1,n})_n, \dots, (p_{k-1,n})_n$ sont bornées avec une unique valeur d'adhérence donc convergentes et on choisit comme extractrice $\varphi_1 = \dots = \varphi_{k-1} = \text{id}$ et φ_k une extractrice quelconque telle que $(p_{k, \varphi_1 \circ \dots \circ \varphi_k(n)})_n = (p_{k, \varphi_k(n)})_n$ converge. L'hérédité suit et on conclut

$$\boxed{\forall k \in \mathbb{N} \quad p_{k,n} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} p_k}$$

Variante : Si on ne pense pas à la diagonale de Cantor, on peut encore aboutir au résultat mais c'est technique. Supposons $G_{X_n} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{CS}} G_X$ sur $[0; 1[$. On va montrer qu'il y a en réalité convergence normale sur tout segment de $[0; 1[$ pour $(G_{X_n})_n$ et ses dérivées. Soit $a \in]0; 1[$. Les fonctions G_{X_n} et G_X sont continues. On peut alors considérer

$$\forall n \in \mathbb{N} \quad \delta_n = \|G_{X_n} - G_X\|_{\infty, [0; a]}$$

Par continuité sur un segment, on a

$$\forall n \in \mathbb{N} \quad \exists t_n \in [0; a] \quad | \delta_n = |G_{X_n}(t_n) - G_X(t_n)|$$

Par compacité de $[0; a]$, il existe φ extractrice telle que $t_{\varphi(n)} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} t^* \in [0; a]$. Puis, par inégalité triangulaire

$$\delta_n \leq \underbrace{|G_{X_n}(t_n) - G_{X_n}(t^*)|}_{=\alpha_n} + \underbrace{|G_{X_n}(t^*) - G_X(t^*)|}_{=\beta_n} + \underbrace{|G_X(t^*) - G_X(t_n)|}_{=\gamma_n}$$

Par convergence simple, on a $\beta_n = o(1)$ et par continuité de G_X , on a $\gamma_{\varphi(n)} = o(1)$. Puis, par linéarité du symbole Σ , convergence absolue par convergence de $\sum a^k$ et inégalité triangulaire, il vient

$$\alpha_n = \left| \sum_{k=0}^{+\infty} p_{k,n} (t_n^k - t^{*k}) \right| \leq \sum_{k=0}^{+\infty} |t_n^k - t^{*k}|$$

En commençant la somme à $k = 1$ et avec l'identité de Bernoulli

$$t_n^k - t^{*k} = (t_n - t^*) \sum_{j=0}^{k-1} t_n^j t^{*k-1-j} \implies |t_n^k - t^{*k}| \leq |t_n - t^*| k a^{k-1}$$

La série $\sum_{k \geq 1} ka^{k-1}$ converge (série entière dérivée) et par suite

$$\alpha_n \leq |t_n - t^*| \sum_{k=1}^{+\infty} ka^{k-1}$$

d'où $\alpha_{\varphi(n)} = o(1)$ et par conséquent $\delta_{\varphi(n)} = o(1)$. Puis, on a

$$\forall t \in [0; 1[\quad 0 \leq G_{X_n}(t) \leq \sum_{k=0}^{+\infty} p_{k,n} = 1 \quad \text{et} \quad 0 \leq G_X(t) \leq \sum_{k=0}^{+\infty} p_k = 1$$

d'où $\forall n \in \mathbb{N} \quad 0 \leq \delta_n \leq 2$

La suite $(\delta_n)_n$ est donc à valeurs dans le compact $[0; 2]$. Soit ψ une extractrice telle que $(\delta_{\psi(n)})_n$ converge. Le résultat précédemment établi sur $(\delta_n)_n$ vaut pour $(\delta_{\psi(n)})_n$. Ainsi, il existe φ extractrice telle que $\delta_{\psi \circ \varphi(n)} = o(1)$. Il s'ensuit que $\delta_{\psi(n)} = o(1)$ et zéro est donc l'unique valeur d'adhérence de la suite $(\delta_n)_n$. Ainsi, on a $\delta_n = o(1)$. On procède ensuite par récurrence au rang ℓ pour établir $\delta_n^{(\ell)} = o(1)$ avec $\delta_n^{(\ell)} = \|G_{X_n}^{(\ell)} - G_X^{(\ell)}\|_{\infty, [0; a]}$. On suit un schéma de preuve analogue et le seul terme délicat à contrôler est

$$\alpha_n^{(\ell)} = \left| \sum_{k=\ell}^{+\infty} p_{k,n} \frac{\ell!}{(k-\ell)!} (t_n^{k-\ell} - t^{*k-\ell}) \right| = \left| \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{(\ell+k)!}{k!} (t_n^k - t^{*k}) \right|$$

Toujours avec l'identité de Bernoulli, on obtient

$$\alpha_n^{(\ell)} \leq |t_n - t^*| \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{(\ell+k)!}{k!} ka^{k-1} = |t_n - t^*| \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{(\ell+1+k)!}{k!} a^k$$

grâce à la convergence de la série $\sum_{k=0}^{+\infty} \frac{(\ell+1+k)!}{k!} a^k$, série entière dérivée à l'ordre $\ell+1$. L'hérédité s'ensuit. On en déduit

$$\forall k \in \mathbb{N} \quad \frac{G_{X_n}^{(k)}(0)}{k!} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \frac{G_X^{(k)}(0)}{k!}$$

Et finalement

$$\boxed{\forall k \in \mathbb{N} \quad p_{k,n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} p_k}$$

Exercice 4 (***)

Soit $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ un espace probabilisé et Y une variable aléatoire réelle discrète centrée telle que $Y(\omega) \subset [a; b]$. Montrer

$$\forall \lambda \in \mathbb{R} \quad \ln \mathbb{E}(e^{\lambda Y}) \leq \frac{\lambda^2(b-a)^2}{8}$$

Corrigé : Soit $Z = Y - \frac{a+b}{2}$. On trouve

$$\mathbb{V}(Y) = \mathbb{V}(Z) \leq \mathbb{E}(Z^2) \leq \frac{(b-a)^2}{4}$$

Soit λ réel. On pose $\forall A \in \mathcal{A} \quad \mathbb{Q}(A) = \mathbb{E} \left(\mathbf{1}_A \frac{e^{\lambda Y}}{\mathbb{E}(e^{\lambda Y})} \right)$

On vérifie sans difficulté que \mathbb{Q} définit une probabilité sur (Ω, \mathcal{A}) . Soit $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ telle que $f(Y)$ est d'espérance finie. Par transfert, il vient

$$\mathbb{E}_{\mathbb{Q}}(f(Y)) = \sum_{y \in Y(\Omega)} f(y) \mathbb{Q}(Y=y) = \sum_{y \in Y(\Omega)} f(y) e^{\lambda y} \frac{\mathbb{P}(Y=y)}{\mathbb{E}(e^{\lambda Y})} = \frac{\mathbb{E}(f(Y)e^{\lambda Y})}{\mathbb{E}(e^{\lambda Y})}$$

Puis, d'après la relation de König-Huygens

$$\mathbb{V}_{\mathbb{Q}}(Y) = \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}(Y^2) - \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}(Y)^2 = \frac{\mathbb{E}(Y^2 e^{\lambda Y})}{\mathbb{E}(e^{\lambda Y})} - \left(\frac{\mathbb{E}(Y e^{\lambda Y})}{\mathbb{E}(e^{\lambda Y})} \right)^2$$

On pose $\forall (n, \lambda) \in \mathbb{N} \times \mathbb{R} \quad u_n(\lambda) = e^{\lambda y_n} \mathbb{P}(Y = y_n)$

Les u_n sont de classe \mathcal{C}^k avec k entier et

$$\forall n \in \mathbb{N} \quad u_n^{(k)}(\lambda) = y_n^k e^{\lambda y_n}$$

La fonction $(\lambda, y) \mapsto e^{\lambda y}$ est bornée sur le compact $[\alpha; \beta] \times [a; b]$ d'où

$$\forall n \in \mathbb{N} \quad \|u_n^{(k)}\|_{\infty, [\alpha; \beta]} = O(\mathbb{P}(Y = y_n))$$

ce qui prouve la convergence normale et donc uniforme de $\sum u_n^{(k)}$. Par dérivation d'une série de fonction, il vient

$$\frac{d^k}{d\lambda^k} \mathbb{E}(e^{\lambda Y}) = \frac{d^k}{d\lambda^k} \sum_{n=0}^{+\infty} e^{\lambda y_n} \mathbb{P}(Y = y_n) = \sum_{n=0}^{+\infty} y_n^k e^{\lambda y_n} \mathbb{P}(Y = y_n) = \mathbb{E}(Y^k e^{\lambda Y})$$

Puis on trouve $\mathbb{V}_{\mathbb{Q}}(Y) = \varphi''(\lambda)$ avec $\varphi(\lambda) = \ln \mathbb{E}(e^{\lambda Y})$

En observant $\varphi(0) = \varphi'(0) = 0$ et avec $\mathbb{V}_{\mathbb{Q}}(Y) \leq \frac{(b-a)^2}{4}$, il vient par intégration

$$\varphi'(\lambda) = \int_0^\lambda \varphi''(s) ds \leq \int_0^\lambda \frac{(b-a)^2}{4} ds = \frac{(b-a)^2 \lambda}{4}$$

et

$$\varphi(\lambda) = \int_0^\lambda \varphi'(s) ds \leq \int_0^\lambda \frac{(b-a)^2 s}{4} ds = \frac{(b-a)^2 \lambda^2}{8}$$

On conclut

$$\boxed{\forall \lambda \in \mathbb{R} \quad \ln \mathbb{E}(e^{\lambda Y}) \leq \frac{\lambda^2 (b-a)^2}{8}}$$

Remarque : Il s'agit du résultat intermédiaire délicat pour établir l'inégalité de concentration dite *inégalité de Hoeffding*

$$\mathbb{P}(S_n - \mathbb{E}(S_n) \geq \varepsilon) \leq \exp\left(-\frac{2\varepsilon^2}{n(b-a)^2}\right)$$

avec X_1, \dots, X_n variables aléatoires discrètes à valeurs dans $[a; b]$, $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$ et $\varepsilon > 0$.

Exercice 5 (****)

Soit $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ un espace probabilisé. Par commodité, on confond vecteur et matrice colonne. Soit $U = (U_1, \dots, U_n)$ un vecteur aléatoire discret. Le vecteur U est *d'espérance finie* si les U_i le sont et on pose $\mathbb{E}(U) = (\mathbb{E}(U_1), \dots, \mathbb{E}(U_n))$. Le vecteur U est dans L^2 si les $U_i U_j$ sont d'espérance finie et on définit $\mathbb{V}(U)$ sa *matrice de covariance* par

$$\mathbb{V}(U) = \mathbb{E}[(U - \mathbb{E}(U))(U - \mathbb{E}(U))^T]$$

On considère le *modèle de régression* décrit par

$$Y = A\theta + \varepsilon$$

avec $A \in \mathcal{M}_{n,p}(\mathbb{R})$ telle que $\text{rg } A = p$, $\theta \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$ un paramètre inconnu et ε un vecteur aléatoire discret dans L^2 avec $\mathbb{E}(\varepsilon) = 0$ et $\mathbb{V}(\varepsilon) = \sigma^2 I_n$. La grandeur d'intérêt dans ce modèle

est le paramètre θ . On observe le vecteur Y et on cherche à estimer finement θ à partir de cette observation Y . On appelle *estimateur sans biais* de θ une vecteur aléatoire $T(Y)$ avec $T: \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) \rightarrow \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$ tel que $T(Y)$ est d'espérance finie avec $\mathbb{E}(T(Y)) = \theta$.

1. Déterminer le vecteur aléatoire $\hat{\theta}$ qui minimise $\|Y - AX\|^2$ pour $X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$.
2. Montrer que $\hat{\theta}$ est un estimateur sans biais de θ .
3. Soit $\tilde{\theta} = LY$ avec $L \in \mathcal{M}_{p,n}(\mathbb{R})$. Déterminer une condition nécessaire et suffisante sur la matrice L pour que $\tilde{\theta}$ soit un estimateur sans biais de θ et ce pour tout $\theta \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$.
4. On suppose que la matrice L vérifie la condition précédemment établie. Établir

$$\mathbb{V}(\tilde{\theta}) - \mathbb{V}(\hat{\theta}) \in \mathcal{S}_n^+(\mathbb{R})$$

5. Conclure que
$$\mathbb{E}(\|\tilde{\theta} - \theta\|^2) \geq \mathbb{E}(\|\hat{\theta} - \theta\|^2)$$

Corrigé : 1. L'ensemble $\{\|Y - AX\|^2, X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})\}$ est une partie non vide minorée de \mathbb{R} et admet donc une borne inférieure finie. On a $\{AX, X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})\} = \text{Im } A$ puis, par continuité et croissance de $u \mapsto u^2$ sur \mathbb{R}_+ , il vient

$$\inf_{X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})} \|Y - AX\|^2 = \left(\inf_{X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})} \|Y - AX\| \right)^2 = \left(\inf_{Z \in \text{Im } A} \|Y - Z\| \right)^2 = d(Y, \text{Im } A)^2$$

Le sev $\text{Im } A$ est de dimension finie et par caractérisation métrique du projeté orthogonal, on a

$$d(Y, \text{Im } A) = \|Y - p_{\text{Im } A}(Y)\|$$

Comme $p_{\text{Im } A}(Y) \in \text{Im } A$, il existe $\hat{\theta}$ vecteur aléatoire dans $\mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$ tel que $p_{\text{Im } A}(Y) = A\hat{\theta}$ ce qui prouve que la borne inférieure considérée est effectivement un minimum. On a l'unicité de $\hat{\theta}$ car l'équation $AX = p_{\text{Im } A}(Y)$ admet une unique solution par injectivité de A puisque $\text{rg } A = p$. D'après la caractérisation géométrique du projeté orthogonal, il vient

$$\forall Z \in \text{Im } A \quad \langle Z, Y - p_{\text{Im } A}(Y) \rangle = 0$$

c'est-à-dire
$$\forall X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) \quad \langle AX, Y - A\hat{\theta} \rangle = 0$$

autrement dit, pour tout $X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$, on trouve $(AX)^T (Y - A\hat{\theta}) = 0$ ce qui s'interprète, en munissant $\mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$ de sa structure euclidienne canonique

$$\forall X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) \quad \langle X, A^T Y - A^T A \hat{\theta} \rangle = 0$$

d'où
$$A^T Y - A^T A \hat{\theta} = 0$$

On a l'égalité $\text{rg } A^T A = \text{rg } A = p$ et comme $A^T A \in \mathcal{M}_p(\mathbb{R})$, il en résulte que $A^T A \in \text{GL}_p(\mathbb{R})$ et on conclut

$$\boxed{\hat{\theta} = (A^T A)^{-1} A^T Y}$$

2. Notons $B = (A^T A)^{-1} A^T$. Il vient

$$\hat{\theta} = BY = (A^T A)^{-1} A^T A \theta + B\varepsilon = \theta + B\varepsilon$$

Le vecteur aléatoire ε est dans L^2 donc est d'espérance finie et $B\varepsilon$ également par combinaison linéaire. Par linéarité de l'espérance, on obtient

$$\mathbb{E}(B\varepsilon) = B\mathbb{E}(\varepsilon) = 0$$

On conclut $\text{Le vecteur aléatoire } \hat{\theta} \text{ est un estimateur sans biais de } \theta.$

3. La variable Y est d'espérance finie et $\tilde{\theta}$ également par combinaison linéaire. On trouve par linéarité de l'espérance

$$\mathbb{E}(\tilde{\theta}) = \mathbb{E}(LY) = \mathbb{E}(LA\theta + L\varepsilon) = LA\theta + L\mathbb{E}(\varepsilon) = LA\theta$$

Le vecteur aléatoire $\tilde{\theta}$ est un estimateur sans biais de θ pour tout $\theta \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$ si et seulement si

$$\forall \theta \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) \quad LA\theta = \theta$$

Par conséquent

$$\boxed{\text{La condition nécessaire et suffisante attendue est } LA = I_p.}$$

4. On a

$$\tilde{\theta} = LY = L(A\theta + \varepsilon) = \theta + L\varepsilon$$

puis

$$(\tilde{\theta} - \theta)(\tilde{\theta} - \theta)^T = (L\varepsilon)(L\varepsilon)^T = L\varepsilon\varepsilon^T L^T$$

Par combinaison linéaire, il s'ensuit que $(\tilde{\theta} - \theta)(\tilde{\theta} - \theta)^T$ est d'espérance finie ce qui prouve que le vecteur $\tilde{\theta}$ est dans L^2 . On remarque

$$BA = (A^T A)^{-1} A^T A = I_p$$

donc la matrice B vérifie la même condition que la matrice L et comme pour $\tilde{\theta}$, le vecteur $\hat{\theta}$ est dans L^2 . On trouve par linéarité de l'espérance

$$\begin{aligned} \mathbb{V}(\tilde{\theta}) &= \mathbb{E} \left[(\tilde{\theta} - \hat{\theta} + \hat{\theta} - \theta)(\tilde{\theta} - \hat{\theta} + \hat{\theta} - \theta)^T \right] \\ &= \underbrace{\mathbb{E} \left[(\tilde{\theta} - \hat{\theta})(\tilde{\theta} - \hat{\theta})^T \right]}_{\mathbb{V}(\tilde{\theta} - \hat{\theta})} + \mathbb{E} \left[(\tilde{\theta} - \hat{\theta})(\hat{\theta} - \theta)^T \right] + \mathbb{E} \left[(\hat{\theta} - \theta)(\tilde{\theta} - \hat{\theta})^T \right] + \underbrace{\mathbb{E} \left[(\hat{\theta} - \theta)(\hat{\theta} - \theta)^T \right]}_{\mathbb{V}(\hat{\theta})} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Puis} \quad \mathbb{E} \left[(\tilde{\theta} - \hat{\theta})(\hat{\theta} - \theta)^T \right] &= \mathbb{E} \left[(\theta + L\varepsilon - \theta - B\varepsilon)(\theta + B\varepsilon - \theta)^T \right] \\ &= (L - B)\mathbb{E}(\varepsilon\varepsilon^T)B^T = \sigma^2(L - B)B^T = \sigma^2(LB^T - BB^T) \end{aligned}$$

$$\text{On a} \quad LB^T = LA(A^T A)^{-1} = (A^T A)^{-1} \quad \text{et} \quad BB^T = (A^T A)^{-1} A^T A (A^T A)^{-1} = (A^T A)^{-1}$$

$$\text{Par conséquent} \quad \mathbb{E} \left[(\tilde{\theta} - \hat{\theta})(\hat{\theta} - \theta)^T \right] = 0$$

$$\text{et par transposition} \quad \mathbb{E} \left[(\hat{\theta} - \theta)(\tilde{\theta} - \hat{\theta})^T \right] = 0$$

$$\text{Finalement} \quad \mathbb{V}(\tilde{\theta}) = \mathbb{V}(\tilde{\theta} - \hat{\theta}) + \mathbb{V}(\hat{\theta})$$

Enfin, par linéarité de l'espérance, on a

$$\forall X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) \quad X^T \mathbb{V}(\tilde{\theta} - \hat{\theta}) X = \mathbb{E} \left(X^T (\tilde{\theta} - \hat{\theta})(\tilde{\theta} - \hat{\theta})^T X \right) = \underbrace{\mathbb{V} \left(X^T (\tilde{\theta} - \hat{\theta}) \right)}_{\in \mathbb{R}} \geq 0$$

On conclut

$$\boxed{\mathbb{V}(\tilde{\theta}) - \mathbb{V}(\hat{\theta}) \in \mathcal{S}_n^+(\mathbb{R})}$$

5. On note $(E_j)_{1 \leq j \leq p}$ la base canonique de $\mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$. On a

$$\|\tilde{\theta} - \theta\|^2 = \sum_{j=1}^p (\tilde{\theta}_j - \theta_j)^2 = \sum_{j=1}^p E_j^T (\tilde{\theta} - \theta)(\tilde{\theta} - \theta)^T E_j$$

Par linéarité de l'espérance, il vient

$$\mathbb{E}(\|\tilde{\theta} - \theta\|^2) = \sum_{j=1}^p \mathbf{E}_j^T \mathbb{V}(\tilde{\theta}) \mathbf{E}_j$$

En procédant de même avec $\hat{\theta}$, on obtient

$$\mathbb{E}(\|\tilde{\theta} - \theta\|^2) - \mathbb{E}(\|\hat{\theta} - \theta\|^2) = \sum_{j=1}^p \mathbf{E}_j^T (\mathbb{V}(\tilde{\theta}) - \mathbb{V}(\hat{\theta})) \mathbf{E}_j \geq 0$$

On conclut

$$\boxed{\mathbb{E}(\|\tilde{\theta} - \theta\|^2) \geq \mathbb{E}(\|\hat{\theta} - \theta\|^2)}$$

Remarque : On a démontré le *théorème de Gauss-Markov* : dans un modèle de régression linéaire avec des erreurs centrées de même variance, l'estimateur des moindres carrés $\hat{\theta}$ est d'erreur quadratique minimale parmi les estimateurs sans biais de θ .