

Exercice principal S84

1. Question de cours : Donner deux conditions suffisantes et non nécessaires de diagonalisabilité d'une matrice.

Soit n un entier de \mathbb{N}^* et $A = (a_{i,j})_{1 \leq i,j \leq n}$, la matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ telle que pour tout $(i,j) \in [1,n]^2$, on a : $a_{i,j} = \min(i,j)$.

2.a) Soit $L = (l_{i,j})_{1 \leq i,j \leq n}$ une matrice triangulaire inférieure et $U = (u_{i,j})_{1 \leq i,j \leq n}$ une matrice triangulaire supérieure. On pose : $M = LU = (m_{i,j})_{1 \leq i,j \leq n}$.

Montrer que pour tout $(i,j) \in [1,n]^2$, on a : $m_{i,j} = \sum_{k=1}^{\min(i,j)} l_{i,k} u_{k,j}$.

b) En déduire l'existence d'une matrice triangulaire supérieure T telle que $A = {}^t T T$.

c) Montrer que les matrices A et T sont de même rang.

d) Justifier que A est diagonalisable et déduire des questions précédentes que ses valeurs propres sont toutes strictement positives.

e) Justifier l'inversibilité de A et déterminer son inverse.

3. Soit $p \in]0,1[$ et X_1, X_2, \dots, X_n , n variables aléatoires définies sur un espace probabilisé (Ω, \mathcal{A}, P) , indépendantes et de même loi de Bernoulli de paramètre p .

On pose pour tout $k \in [1,n]$, $S_k = \sum_{i=1}^k X_i$.

On note Σ_S la matrice de variance-covariance du vecteur aléatoire (S_1, S_2, \dots, S_n) .

a) Montrer que les valeurs propres de Σ_S sont toutes positives.

b) Pour tout $(i,j) \in [1,n]^2$, déterminer $\text{Cov}(S_i, S_j)$.

c) Exprimer Σ_S en fonction de A .

Exercice sans préparation S84

1. Soit $(u_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ la suite définie par : pour tout $n \in \mathbb{N}^*$, $u_n = \sum_{k=1}^n \frac{1}{n+k}$. Déterminer $\lim_{n \rightarrow +\infty} u_n$.

2. Soit $(v_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$ la suite définie par : pour tout $n \in \mathbb{N}^*$, $v_n = \sum_{k=1}^n \ln \left(1 + \frac{1}{n+k} \right)$. Déterminer $\lim_{n \rightarrow +\infty} v_n$.

Exercice principale S 84

Q1) Soit une matrice de $M_n(\mathbb{R})$. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- i) π est diagonalisable
- ii) existe une base de \mathbb{R}^n constituée de vecteurs propres de π .
- iii) π est semblable à une matrice diagonale
- iv) l'endomorphisme canoniquement associé à π est diagonalisable.
- v) $\sum_{\lambda \in \text{Sp}(\pi)} \dim \text{SEP}(\pi, \lambda) = n$

$\oplus \text{ SEP}(\pi, \lambda) = \pi_{n,1}(\mathbb{R})$
 $\lambda \in \text{Sp}(\pi)$

matrice triangulaire supérieure ($u_{k,j} = 0$ si $k > j$)

Q2) a) $\forall (i,j) \in [1,n]^2, m_{i,j} = \sum_{k=1}^n p_{i,k} u_{k,j} = \sum_{k=1}^{\min(i,j)} p_{i,k} u_{k,j} = \sum_{k=1}^{\min(i,j)} p_{i,k} u_{k,j}$
 $\forall (i,j) \in [1,n]^2, m_{i,j} = \sum_{k=1}^{\min(i,j)} p_{i,k} u_{k,j}$
 (ici matrice triangulaire inférieure ($p_{i,k} = 0$ si $i < k$))

b) soit T la matrice triangulaire supérieure de $M_n(\mathbb{R})$ telle que $m = T = (t_{i,j})$:

$\forall (i,j) \in [1,n]^2, t_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{si } i \leq j \\ 0 & \text{si } i > j \end{cases}$ Par ailleurs $t = (t'_{i,j})$.

$\forall (i,j) \in [1,n]^2, t'_{i,j} = t_{j,i} = \begin{cases} 1 & \text{si } j \leq i \\ 0 & \text{si } j > i \end{cases}$ Notons que t' est triangulaire inférieure

Alors d'après a) $t' t = \left(\sum_{k=1}^{\min(i,j)} t'_{i,k} t_{k,j} \right) = \left(\sum_{k=1}^{\min(i,j)} 1 \times 1 \right) = (\min(i,j)) = A$.

si $k \leq \min(i,j) : t'_{i,k} = t_{k,j} = 1$
 si $k > \min(i,j) : t'_{i,k} = 0$ ou $t_{k,j} = 0$

soit T la matrice triangulaire supérieure telle que $T = (t_{i,j})$ avec $t_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{si } i \leq j \\ 0 & \text{si } i > j \end{cases}$

$t' t = A$

c) notons que $\{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = 0_{\mathbb{R}^n}\} = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Tx = 0_{\mathbb{R}^n}\}$.

• soit x un élément de \mathbb{R}^n tel que $Ax = 0_{\mathbb{R}^n}$.

Alors $t' t x = 0_{\mathbb{R}^n}$. Ainsi $0_{\mathbb{R}^n} = t' x + t t x = t' (Tx) + t x = \|Tx\|^2$. Alors $\|x\| = 0$.

Par conséquent $Tx = 0_{\mathbb{R}^n}$.

• Soit $X \in \Pi_{n,1}(\mathbb{R})$ tel que $TX = 0_{\Pi_{n,1}(\mathbb{R})}$. $AX = {}^tTX = {}^tT 0_{\Pi_{n,1}(\mathbb{R})} = 0_{\Pi_{n,1}(\mathbb{R})}$.

Ceci achève de montrer que $\{X \in \Pi_{n,1}(\mathbb{R}) \mid AX = 0_{\Pi_{n,1}(\mathbb{R})}\} = \{X \in \Pi_{n,1}(\mathbb{R}) \mid TX = 0_{\Pi_{n,1}(\mathbb{R})}\}$.

Evitons d'exploiter le théorème du rang pour les matrices...

Soit f_A (resp. f_T) l'endomorphisme de \mathbb{R}^n canoniquement associé à A (resp. T).

Ce qui précède montre que $\{x \in \mathbb{R}^n \mid f_A(x) = 0\} = \{x \in \mathbb{R}^n \mid f_T(x) = 0\}$. Ainsi $\text{Ker } f_A = \text{Ker } f_T$.

Alors $\text{rg } A = \text{rg } f_A = \dim \mathbb{R}^n - \dim \text{Ker } f_A = \dim \mathbb{R}^n - \dim \text{Ker } f_T = \text{rg } f_T = \text{rg } T$.

A et T ont même rang.

d) ${}^tA = {}^t({}^tT) = T({}^tT) = {}^tT T = A$.

Alors A est une matrice symétrique de $\Pi_n(\mathbb{R})$. A est diagonalisable.

Soit λ une valeur propre de A et X un vecteur propre associé.

$$AX = \lambda X. \quad \lambda \|X\|^2 = \lambda \langle X, X \rangle = \langle \lambda X, X \rangle = \langle AX, X \rangle = \langle X, AX \rangle = \langle X, {}^tTX \rangle = {}^tX ({}^tTA) = {}^t(TX)TX = \|TX\|^2.$$

Donc $\lambda = \frac{\|TX\|^2}{\|X\|^2}$ car $\|X\| \neq 0$. Alors $\lambda = \left(\frac{\|TX\|}{\|X\|}\right)^2 \geq 0$.

Supposons que $\lambda = 0$. Alors $\|TX\|^2 = 0 \Rightarrow \|TX\| = 0 \Rightarrow TX = 0_{\Pi_{n,1}(\mathbb{R})}$. Posons $X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$

Par définition de T : $TX = 0_{\Pi_{n,1}(\mathbb{R})}$ donne $\begin{cases} x_1 + x_2 + \dots + x_n = 0 \\ x_2 + \dots + x_n = 0 \\ \dots \\ x_n = 0 \end{cases}$. En faisant les opérations.

$$L_1 \leftarrow L_1 - L_2, L_2 \leftarrow L_2 - L_3, \dots, L_{n-1} \leftarrow L_{n-1} - L_n \text{ on obtient } x_1 = x_2 = \dots = x_n = 0.$$

Ainsi $X = 0_{\Pi_{n,1}(\mathbb{R})}$!! Finalement $\lambda \geq 0$ et $\lambda \neq 0 \Rightarrow \lambda > 0$.

Les valeurs propres de A sont strictement positives.

e) Comme dans e) précédente on a: $\forall X \in \Pi_{n,1}(\mathbb{R}), TX = 0_{\Pi_{n,1}(\mathbb{R})} \Rightarrow X = 0_{\Pi_{n,1}(\mathbb{R})}$.

Ainsi T est inversible. $n = \text{rg } T = \text{rg } A$. $\text{rg } A = n$.

Alors A est inversible.

$$A^{-1} = ({}^tT T)^{-1} = T^{-1} ({}^tT)^{-1} = T^{-1} {}^tT^{-1} \text{ chadon } T^{-1}.$$

Soient $X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$ et $Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$ deux éléments de $\Pi_n(\mathbb{R})$ tels que $TX = Y$.

$$\begin{cases} x_1 + x_2 + \dots + x_n = y_1 \\ x_2 + \dots + x_n = y_2 \\ \dots \\ x_n = y_n \end{cases} \text{ En faisant les opérations } L_1 \leftarrow L_1 - L_2, L_2 \leftarrow L_2 - L_3, \dots, L_{n-1} \leftarrow L_{n-1} - L_n \text{ on obtient } \begin{cases} x_1 = y_1 - y_2 \\ x_2 = y_2 - y_3 \\ \dots \\ x_{n-1} = y_{n-1} - y_n \\ x_n = y_n \end{cases}$$

Q3 a) Soit λ une valeur propre de Σ_S . Soit $x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$ un vecteur propre associé.

$$\lambda \|x\|^2 = \lambda \langle x, x \rangle = \langle x, \lambda x \rangle = \langle x, \Sigma_S x \rangle = \sum_{i=1}^n x_i \left(\sum_{j=1}^n \text{cov}(S_i, S_j) y_j \right).$$

$$\lambda \|x\|^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i y_j \text{cov}(S_i, S_j) = \text{cov} \left(\sum_{i=1}^n x_i S_i, \sum_{j=1}^n x_j S_j \right) = V \left(\sum_{i=1}^n x_i S_i \right) \geq 0. \lambda \|x\|^2 \geq 0.$$

Ce x n'est pas nul donc $\|x\|^2 > 0$. Ainsi $\lambda \geq 0$.

Les valeurs propres de Σ_S sont toutes positives.

b) Soit $(i, j) \in \llbracket 1, n \rrbracket^2$.

et c) $\text{cov}(S_i, S_j) = \text{cov} \left(\sum_{k=1}^i X_k, \sum_{l=1}^j X_l \right) = \sum_{k=1}^i \sum_{l=1}^j \text{cov}(X_k, X_l)$. Rappelons que (X_1, X_2, \dots, X_n)

est une suite de variables aléatoires réelles, ou (X, \mathcal{B}, P) indépendantes

Alors $\forall (k, l) \in \llbracket 1, n \rrbracket^2, \text{cov}(X_k, X_l) = \begin{cases} V(X_k) & k = l \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$.

donc $\forall (k, l) \in \llbracket 1, n \rrbracket^2, \text{cov}(X_k, X_l) = \begin{cases} p(1-p) & k = l \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

1^{er} cas $i \leq j$. $\text{cov}(S_i, S_j) = \sum_{k=1}^i \sum_{l=1}^j \text{cov}(X_k, X_l) = \sum_{k=1}^i \text{cov}(X_k, X_k) = \sum_{k=1}^i V(X_k) = i p(1-p)$

2^{em} cas $i > j$. $\text{cov}(S_i, S_j) = \sum_{k=1}^i \sum_{l=1}^j \text{cov}(X_k, X_l) = \sum_{l=1}^j \sum_{k=1}^i \text{cov}(X_k, X_l) = \sum_{l=1}^j \text{cov}(X_l, X_l) = \sum_{l=1}^j V(X_l) = j p(1-p)$.

donc $\text{cov}(S_i, S_j) = \begin{cases} p(1-p) i & \text{si } i \leq j \\ p(1-p) j & \text{si } i > j \end{cases}$; $\text{cov}(S_i, S_j) = p(1-p) \min(i, j)$.

$\forall (i, j) \in \llbracket 1, n \rrbracket^2, \text{cov}(S_i, S_j) = p(1-p) \min(i, j)$. $\Sigma_S = p(1-p) A$.

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} 2 & -1 & & (0) \\ -1 & 2 & -1 & \\ & \diagdown & \diagdown & \\ (0) & & -1 & 2 & -1 \\ & & & -1 & 2 \end{pmatrix}$$

si vous trouvez des erreurs importantes ne le dites pas.