

Mathématiques, DS 08-A : Centrale PC 2022

I Généralités sur les matrices symétriques réelles

- Q 1.** Supposons que A soit symétrique. Alors par le théorème spectral, elle est orthodiagonalisable.
Réciproquement, supposons A orthodiagonalisable. Alors on dispose de D diagonale et de P orthogonale telles que $A = PDP^T$. Mais alors

$$A^T = (P^T)^T D^T P^T = PDP^T = A,$$

donc $A \in \mathcal{S}_n(\mathbb{R})$.

I.A – Un exemple dans $\mathcal{M}_3(\mathbb{R})$

- Q 2.** On remarque que

$$A_1 \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} = 7 \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Ainsi $\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$ est un vecteur propre de A , associé à la valeur propre 7.

- Q 3.** On considère

$$A_1 - 7I_3 = \begin{pmatrix} -4 & -2 & 4 \\ -2 & -1 & 2 \\ 4 & 2 & -4 \end{pmatrix}$$

Alors si l'on note (C_1, C_2, C_3) les colonnes de cette matrice, $C_1 = -C_3$, ce qui indique que

$U = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$ est dans $E_7(A_1)$ (on le savait déjà), et $C_1 = 2C_2$, ce qui indique que $V = \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ 0 \end{pmatrix}$

est aussi vecteur propre de A_1 .

De plus, $A_1 \neq 7I_3$, donc $E_7(A_1) \neq \mathbb{R}^3$. Ainsi,

$$E_7(A_1) = \text{Vect} \left(\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ 0 \end{pmatrix} \right).$$

Par ailleurs, si l'on nomme λ_2 l'autre valeur propre de A_1 , on sait que $2\lambda_1 + \lambda_2 = \text{Tr}(A_1) = 12$,
donc $\lambda_2 = -2$.

- Q 4.** On orthogonalise la base trouvée : on pose

$$\begin{aligned} W &= V - \frac{1}{\|U\|^2} \langle U, V \rangle U \\ &= V - \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 \\ -4 \\ -1 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

Ainsi, une base orthonormée de $E_7(A_1)$ est

$$(e_1, e_2) = \left(\frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \frac{1}{3\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ -4 \\ -1 \end{pmatrix} \right)$$

On en déduit directement un troisième vecteur d'une BON de diagonalisation est

$$e_3 = e_1 \wedge e_2 = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 4 \\ 2 \\ -4 \end{pmatrix} = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ -2 \end{pmatrix}$$

Ainsi, en prenant

$$D = \begin{pmatrix} 7 & 0 & 0 \\ 0 & 7 & 0 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix} \text{ et } P = \frac{1}{3\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 3 & 1 & 2\sqrt{2} \\ 0 & -4 & \sqrt{2} \\ 3 & -1 & -2\sqrt{2} \end{pmatrix}$$

on a bien $A_1 = PDP^T$.

I.B – Un exemple dans $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$

Q 5. On montre que ϕ est une forme bilinéaire symétrique définie positive.

- déjà, par commutativité du produit dans \mathbb{R} , ϕ est symétrique : pour tous P et Q dans $\mathbb{R}_{n-1}[X]$, $\phi(P, Q) = \phi(Q, P)$.
- ensuite, on montre la bilinéarité.
Soit $Q \in \mathbb{R}_{n-1}[X]$, $(P_1, P_2) \in \mathbb{R}_{n-1}[X]^2$, $(\lambda_1, \lambda_2) \in \mathbb{R}^2$. Alors

$$\begin{aligned} \phi(\lambda_1 P_1 + \lambda_2 P_2, Q) &= \int_0^1 (\lambda_1 P_1 + \lambda_2 P_2)(t) Q(t) dt \\ &= \lambda_1 \int_0^1 P_1(t) Q(t) dt + \lambda_2 \int_0^1 P_2(t) Q(t) dt \text{ par linéarité de l'intégrale} \\ &= \lambda_1 \phi(P_1, Q) + \lambda_2 \phi(P_2, Q). \end{aligned}$$

D'où la linéarité par rapport à la première variable et, par symétrie, la bilinéarité.

- on montre enfin le caractère défini positif. Soit $P \in \mathbb{R}_{n-1}[X]$. Alors

$$\phi(P, P) = \int_0^1 P(t)^2 dt \geq 0 \text{ par positivité de l'intégrale.}$$

De plus, si $\phi(P, P) = 0$ alors, comme $t \mapsto P(t)^2$ est une fonction continue sur $[0, 1]$, positive, d'intégrale nulle, elle est nulle. Donc, pour tout t , $P(t)^2 = 0$.

Ainsi, P admet une infinité de racines, donc P est le polynôme nul : $P = 0_{\mathbb{R}_{n-1}[X]}$.

Ainsi, ϕ définit un produit scalaire sur $\mathbb{R}_{n-1}[X]$.

Q 6. Soient i et j dans $[[0, n-1]]$. Alors

$$\begin{aligned} \phi(X^i, X^j) &= \int_0^1 t^i t^j dt \\ &= \frac{1}{i+j+1} \end{aligned}$$

Q 7. On calcule, en notant $U = \begin{pmatrix} u_1 \\ \vdots \\ u_n \end{pmatrix}$,

$$\begin{aligned} U^T H U &= \sum_{i=0}^{n-1} u_i [HU]_{i,1} \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} u_i \sum_{j=0}^{n-1} h_{i,j} u_j \end{aligned}$$

$$\sum_{i=0}^{n-1} \phi(X^i, X^j) u_i u_j = \phi \left(\sum_{i=0}^{n-1} u_i X^i, \sum_{j=0}^{n-1} u_j X^j \right) = \phi(P, P),$$

où $P(X) = \sum_{i=0}^{n-1} u_i X^i$.

Q 8. Déjà, H est clairement symétrique car $\phi(X^i, X^j) = \phi(X^j, X^i)$.

Ensuite, pour tout U dans $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $U^T H U = \phi(P, P) \geq 0$ donc $H \in \mathcal{S}_n^+(\mathbb{R})$, c'est-à-dire que ses valeurs propres sont strictement positives.

I.C – Rayon spectral

Q 9. Si A est nilpotente, déjà A n'est pas inversible donc $0 \in \text{Sp}(A)$. Ensuite, si $\lambda \in \text{Sp}(A)$, alors on dispose de $X \neq 0$ tel que $AX = \lambda X$. Alors

$$A^p X = \lambda^p X = 0_{n,1}.$$

Mais, comme $X \neq 0$, cela signifie que $\lambda^p = 0$, i.e. $\lambda = 0$. Le spectre de A est donc réduit à $\{0\}$, ce qui signifie que $\rho(A) = 0$.

Q 10. On note

$$f : \begin{cases} \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) \rightarrow \mathbb{R} \\ U \mapsto U^T U \end{cases}$$

Comme l'application $(U, V) \mapsto U^T V$ est bilinéaire sur un espace de dimension finie, donc continue,

on en déduit que f est continue. Ainsi, $C = f^{-1}(\{1\})$ et $\{1\}$ est fermé, donc C est fermé comme image réciproque d'un fermé par une application continue.

Autre argument, C est la sphère unité pour la norme euclidienne associée au produit scalaire canonique...

Q 11. On note

$$f : \begin{cases} \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) \rightarrow \mathbb{R} \\ U \mapsto |U^T A U| \end{cases}$$

De même qu'à la question précédente, $(U, V) \mapsto U^T A V$ est bilinéaire sur un espace de dimension finie donc est continue.

De plus, C est fermé par la question précédente; C est de plus borné car C est la sphère unité pour la norme euclidienne associée au produit scalaire canonique sur $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

Donc, par le théorème des bornes atteintes, g admet un maximum sur C .

Q 12. Soit $\lambda \in \text{Sp}(A)$, X un vecteur propre associé, $Y = \frac{1}{\|X\|}X$. Alors $Y \in C$ et

$$g(Y) = |Y^T A Y| = |Y^T \lambda Y| = |\lambda| |Y^T Y| = |\lambda|.$$

Mais $g(Y) \leq \max_{U \in C} |U^T A U|$, donc

$$|\lambda| \leq \max_{U \in C} |U^T A U|,$$

d'où

$$\rho(A) = \max_{\lambda \in \text{Sp}(A)} |\lambda| \leq \max_{U \in C} |U^T A U|.$$

I.D – Rayon spectral d'une matrice symétrique

Q 13. Par le théorème spectral, la matrice A est diagonalisable en base orthonormée.

Notons $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ les valeurs propres, ordonnées de sorte que $|\lambda_1| \leq \dots \leq |\lambda_n|$.

Notons ensuite (e_1, \dots, e_n) une base orthonormée de diagonalisation telle que $Ae_i = \lambda_i e_i$.

Soit $U \in C$, écrivons $U = \sum_{i=1}^n u_i e_i$. Alors

$$\begin{aligned} |U^T A U| &= |\langle U, AU \rangle| \\ &= \left| \sum_{i=1}^n \lambda_i u_i^2 \right| \\ &\leq \sum_{i=1}^n |\lambda_i| u_i^2 \\ &\leq |\lambda_n| \sum_{i=1}^n u_i^2 = |\lambda_n| \end{aligned}$$

Ainsi,

$$\max_{U \in C} |U^T A U| \leq |\lambda_n| = \rho(A),$$

d'où l'égalité entre les deux quantités par l'inégalité de la question 12.

Q 14. Si toutes les valeurs propres de A sont positives, on a pour tout U

$$|U^T A U| = U^T A U$$

et $|\lambda_i| = \lambda_i$ pour tout i . Les raisonnements précédents fonctionnent toujours, mais sans valeur absolue. Donc

$$\rho(A) = \max_{U \in C} (U^T A U).$$

Q 15. Vérifions que ρ satisfait toutes les hypothèses d'une norme :

- déjà, ρ est bien à valeurs dans \mathbb{R}_+ ,
- ensuite, si $A \in \mathcal{S}_n(\mathbb{R})$ et $\alpha \in \mathbb{R}$, si $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ sont les valeurs propres de A , $\alpha\lambda_1, \dots, \alpha\lambda_n$ sont les valeurs propres de αA , donc

$$\rho(\alpha A) = \max_{\lambda \in \text{Sp}(A)} |\alpha\lambda| = |\alpha| \max_{\lambda \in \text{Sp}(A)} |\lambda| = |\alpha| \rho(A)$$

D'où l'homogénéité.

- considérons maintenant $A \in \mathcal{S}_n(\mathbb{R})$ telle que $\rho(A) = 0$. Alors $\text{Sp}(A) = \{0\}$ donc, comme A est diagonalisable, A est nulle. D'où la séparation.
- enfin, soient A et B dans $\mathcal{S}_n(\mathbb{R})$. Soit $U \in \mathbb{C}$. Alors

$$\begin{aligned} |U^\top (A + B)U| &= |U^\top AU + U^\top BU| \\ &\leq |U^\top AU| + |U^\top BU| \text{ par inégalité triangulaire avec la valeur absolue.} \\ &\leq \rho(A) + \rho(B) \text{ par la question 13} \end{aligned}$$

On en déduit que

$$\rho(A + B) = \max_{U \in \mathbb{C}} |U^\top (A + B)U| \leq \rho(A) + \rho(B)$$

D'où l'inégalité triangulaire.

Donc ρ définit bien une norme sur $\mathcal{S}_n(\mathbb{R})$.

II Matrice de covariance

II.A

Q 16. On sait que la covariance est une forme bilinéaire symétrique, donc, pour tous i et j ,

$$\sigma_{ij} = \text{Cov}(Y_i, Y_j) = \text{Cov}(Y_j, Y_i) = \sigma_{ji}.$$

Ensuite, on sait que

$$\begin{aligned} \text{Cov}(Y_i, Y_j) &= \mathbb{E}((Y_i - \mathbb{E}(Y_i))(Y_j - \mathbb{E}(Y_j))) \\ &= \mathbb{E}([VV^\top]_{ij}), \end{aligned}$$

en posant

$$V = \begin{pmatrix} Y_1 - \mathbb{E}(Y_1) \\ \vdots \\ Y_n - \mathbb{E}(Y_n) \end{pmatrix} = Y - \mathbb{E}(Y).$$

Le résultat demandé est ainsi démontré.

Si U est un vecteur constant dans $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, alors

$$\mathbb{E}(Y + U) = \mathbb{E}(Y) + U,$$

donc

$$Y + U - \mathbb{E}(Y + U) = Y - \mathbb{E}(Y),$$

donc

$$\Sigma_Y = \Sigma_{Y+U}$$

Q 17. Les coordonnées de Z sont des combinaisons linéaires de variables admettant une espérance, donc Z admet une espérance. On sait que pour $i \in \llbracket 1, p \rrbracket$,

$$[Z]_i = \sum_{j=1}^n [M]_{ij} [Y]_j$$

Ainsi, par linéarité de l'espérance,

$$\mathbb{E}([Z]_i) = \sum_{j=1}^n [M]_{ij} \mathbb{E}([Y]_j).$$

On en déduit que

$$\mathbb{E}(Z) = \begin{pmatrix} \mathbb{E}([Z]_1) \\ \vdots \\ \mathbb{E}([Z]_p) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n [M]_{1j} \mathbb{E}([Y]_j) \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^n [M]_{pj} \mathbb{E}([Y]_j) \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} \mathbb{E}([Y]_1) \\ \vdots \\ \mathbb{E}([Y]_n) \end{pmatrix} = M \mathbb{E}(Y)$$

Ainsi,

$$\begin{aligned} (Z - \mathbb{E}(Z))(Z - \mathbb{E}(Z))^T &= M(Y - \mathbb{E}(Y))(M(Y - \mathbb{E}(Y)))^T \\ &= M(Y - \mathbb{E}(Y))(Y - \mathbb{E}(Y))^T M^T \end{aligned}$$

On en déduit, en faisant le même travail sur l'espérance que précédemment, que

$$\begin{aligned} \Sigma_Z &= \mathbb{E} \left((Z - \mathbb{E}(Z))(Z - \mathbb{E}(Z))^T \right) \\ &= M \mathbb{E} \left((Y - \mathbb{E}(Y))(Y - \mathbb{E}(Y))^T \right) M^T \\ &= M \Sigma_Y M^T. \end{aligned}$$

II.B – Propriété des valeurs propres

Q 18. Par la question précédente,

$$\Sigma_X = P^T \Sigma_Y P$$

Mais P étant la matrice de passage de la base canonique à une base orthonormée formée de vecteurs propres de Σ_Y , si on note C_1, \dots, C_n les coefficients de P et λ_i la valeur propre associée à C_i , on en déduit que

$$\Sigma_X = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & (0) \\ & \ddots & \\ (0) & & \lambda_n \end{pmatrix}$$

Donc Σ_X est diagonale.

Q 19. La matrice Σ_X est diagonale et on a

$$\lambda_i = [\Sigma_X]_{ii} = \text{Cov}(X_i, X_i) = \mathbb{V}(X_i) \geq 0,$$

donc les valeurs propres $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ de Σ_Y sont positives.

Q 20. Par définition,

$$\mathbb{V}_T(X) = \sum_{i=1}^n \mathbb{V}(X_i) = \text{Tr}(\Sigma_X) = \text{Tr}(\Sigma_Y) = \mathbb{V}_T(Y),$$

car la trace est un invariant de similitude.

II.C – Étude de la réciproque

Q 21. Soient Z_1, \dots, Z_n n variables aléatoires **indépendantes** telles que $\mathbb{V}(Z_i) = \lambda_i$ (par exemple, si $\lambda_i = 0$, on prend Z_i constante et, si $\lambda_i > 0$, on prend $Z_i \sim \mathcal{P}(\lambda)$). Alors pour $i \neq j$,

$$[\Sigma_Z]_{ij} = \text{Cov}(Z_i, Z_j) = 0 \text{ par indépendance.}$$

De plus,

$$[\Sigma_Z]_{i,i} = \text{Cov}(Z_i, Z_i) = \mathbb{V}(Z_i) = \lambda_i.$$

Ainsi, on conclut bien que $\Sigma_Z = D$.

Q 22. La matrice A est symétrique réelle donc, par le théorème spectral, on dispose de D diagonale et de P orthogonale telles que

$$A = PDP^T.$$

Soit maintenant Z telle que $\Sigma_Z = D$. Posons $Y = PZ$. Alors par la question **17**, on sait que

$$\Sigma_Y = P\Sigma_ZP^T = PDP^T = A.$$

II.D

Q 23. On fait bien attention, U est un vecteur colonne. Ainsi,

$$X = \sum_{i=1}^n u_i Y_i.$$

On en déduit que

$$\begin{aligned} \mathbb{V}(X) &= \mathbb{V}\left(\sum_{i=1}^n u_i Y_i\right) \\ &= \sum_{1 \leq i, j \leq n} \text{Cov}(u_i Y_i, u_j Y_j) \\ &= \sum_{1 \leq i, j \leq n} u_i \text{Cov}(Y_i, Y_j) u_j \\ &= \sum_{1 \leq i, j \leq n} u_i [\Sigma_Y]_{i,j} u_j \\ &= U^T \Sigma_Y U. \end{aligned}$$

II.E – Image de Σ_Y

Q 24. Si $r = n$, $\mathfrak{Im}(\Sigma_Y) = \mathbb{R}^n$ donc, comme pour tout ω dans Ω , $Y(\omega) - \mathbb{E}(Y) \in \mathbb{R}^n$, on en déduit que

$$\forall \omega \in \Omega, Y(\omega) - \mathbb{E}(Y) \in \mathfrak{Im}(\Sigma_Y)$$

donc que $\mathbb{P}(Y - \mathbb{E}(Y) \in \mathfrak{Im}(\Sigma_Y)) = 1$.

Q 25. Soient $X \in \ker(\Sigma_Y)$ et $X' \in \mathfrak{Im}(\Sigma_Y)$. On dispose de $U \in \mathbb{R}^n$ tel que $X' = \Sigma_Y U$. Alors

$$\begin{aligned} \langle X, X' \rangle &= \langle X, \Sigma_Y U \rangle \\ &= \langle S X, U \rangle \text{ car } S \text{ est symétrique.} \\ &= 0 \text{ car } X \in \ker(S). \end{aligned}$$

Donc X et X' sont orthogonaux, donc le noyau et l'image de Σ_Y sont orthogonaux.

De plus, par le théorème du rang, $\dim(\mathfrak{Im}(\Sigma_Y)) + \dim(\ker(\Sigma_Y)) = \dim(\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})) = n$, donc on en déduit que le noyau et l'image de Σ_Y sont supplémentaires orthogonaux.

Q 26. Soit $j \in \llbracket 1, d \rrbracket$. Alors, par la question 23,

$$\begin{aligned} \mathbb{V}(V_j^\top(Y - \mathbb{E}(Y))) &= V_j^\top \Sigma_{Y - \mathbb{E}(Y)} V_j \\ &= V_j^\top \Sigma_Y V_j \text{ par la } \span style="border: 1px solid black; padding: 2px;">\text{question 16} \\ &= 0 \text{ car } V_j \in \ker(\Sigma_Y). \end{aligned}$$

D'où le résultat.

Q 27. La variable aléatoire réelle $V_j^\top(Y - \mathbb{E}(Y))$ est de variance nulle, elle est donc presque sûrement constante, égale à son espérance. Or,

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(V_j^\top(Y - \mathbb{E}(Y))) &= V_j^\top(\mathbb{E}(Y) - \mathbb{E}(Y)) \text{ par la } \span style="border: 1px solid black; padding: 2px;">\text{question 17} \\ &= 0. \end{aligned}$$

On en déduit que

$$\mathbb{P}(V_j^\top(Y - \mathbb{E}(Y)) = 0) = 1.$$

Q 28. On peut alors conclure que

$$\mathbb{P}(Y - \mathbb{E}(Y) \in \mathfrak{Im}(\Sigma_Y)) = \mathbb{P}(Y - \mathbb{E}(Y) \in \ker(\Sigma_Y)^\perp) = \mathbb{P}(\forall j \in \llbracket 1, d \rrbracket \langle Y - \mathbb{E}(Y), V_j \rangle = 0)$$

$$= \mathbb{P}\left(\bigcap_{j=1}^d \{V_j^\top(Y - \mathbb{E}(Y)) = 0\}\right) = 1,$$

car pour tout j , l'événement $\{V_j^\top(Y - \mathbb{E}(Y)) = 0\}$ est de probabilité 1.

On justifie le passage à l'intersection en remarquant que si $\mathbb{P}(A) = \mathbb{P}(B) = 1$, alors

$$\mathbb{P}(A \cup B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) - \mathbb{P}(A \cap B)$$

donc, comme $A \subset \mathbb{P}(A \cup B)$, $1 \leq \mathbb{P}(A \cup B)$ donc $\mathbb{P}(A \cup B) = 1$, donc $\mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A) + \mathbb{P}(B) - \mathbb{P}(A \cup B) = 1 + 1 - 1 = 1$. On en déduit le résultat par récurrence.

III Maximisation de la variance

III.A – Un exemple dans $\mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$

Q 29. La matrice A_2 est diagonale à coefficients positifs donc, d'après la question 21, on dispose d'un vecteur aléatoire Z donc A_2 est la matrice de covariance.

Q 30. Soit $U = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{pmatrix} \in \mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$, de norme 1 (i.e. dans C). Alors

$$\begin{aligned} q_Y(U) &= \mathbb{V}(U^\top Y) \\ &= U^\top \Sigma_Y U \\ &= 9u_1^2 + 5u_2^2 + 4u_3^2 \\ &\leq 9(u_1^2 + u_2^2 + u_3^2) = 9 \end{aligned}$$

Mais pour $U = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$, $U \in C$ et $q_Y(U) = 9$, donc

$$\max_{U \in C} q_Y(U) = 9.$$

III.B – Cas général

Q 31. Par la question 19, les valeurs propres de Σ_Y sont toutes positives; par la question 23, on sait que $q_Y(U) = U^T \Sigma_Y U$.

Mais par la question 14, on sait alors que q_Y admet un maximum sur C , égal à $\rho(\Sigma_Y)$.

Si l'on note λ_{\max} la plus grande valeur propre de Σ_Y et U_0 un vecteur propre associé, alors

$$\mathbb{V}(U_0^T Y) = q_Y(U_0) = \max_{U \in C} \mathbb{V}(U^T Y).$$

III.C – Étude d'un exemple

Q 32. On sait, par l'inégalité de Cauchy-Schwarz pour la covariance, que

$$\gamma \sigma^2 = \sigma_{ij} = \text{Cov}(Y_i, Y_j) \leq \sqrt{\mathbb{V}(X_i) \mathbb{V}(X_j)} = \sigma^2,$$

donc, σ étant strictement positif, $\gamma \leq 1$.

On a de plus

$$\Sigma_Y = \sigma^2 \gamma J + \sigma^2 (1 - \gamma) I_n.$$

Q 33. Déjà, J étant symétrique réelle, elle est diagonalisable. Ensuite, J étant non nulle et avec ses colonnes identiques, $\text{rg}(J) = 1$ donc 0 est valeur propre de J et $\dim(E_0(J)) = \dim(\ker(J)) = n - 1$. Enfin, si l'on note λ_n la dernière valeur propre de J , on sait que $\text{Tr}(J) = (n - 1) \cdot 0 + \lambda_n$ donc

$\lambda_n = n$. Un vecteur propre associé à la valeur propre n est $\begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}$.

Q 34. On vient de dire qu'il existait P orthogonale telle que

$$J = P \text{diag}(0, \dots, 0, n) P^T$$

Donc, comme $I_n = P P^T$,

$$\Sigma_Y = P \text{diag}(\sigma^2(1 - \gamma), \dots, \sigma^2(1 - \gamma), n\sigma^2\gamma + \sigma^2(1 - \gamma)) P^T$$

Donc la plus grande valeur propre de Σ_Y est

$$n\sigma^2\gamma + \sigma^2(1 - \gamma) = \sigma^2(1 + (n - 1)\gamma),$$

toujours associée au vecteur propre $\begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}$. Par la question 31, si l'on pose

$$U_0 = \frac{1}{\sqrt{n}} \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix},$$

alors la variance de $Z = U_0^T Y$, i.e. $q_Y(U_0)$, est maximale.

Q 35. On calcule alors

$$\begin{aligned}\mathbb{V}(Z) &= U_0^\top \Sigma_Z U_0 \\ &= \frac{1}{n} \sum_{1 \leq i, j \leq n} [\Sigma_Z]_{i,j} \\ &= \frac{1}{n} (n\sigma^2 + n(n-1)\gamma\sigma^2)\end{aligned}$$

De plus,

$$\mathbb{V}_T(Y) = \sum_{i=1}^n \mathbb{V}(Y_i) = \text{Tr}(\Sigma_Y) = n\sigma^2,$$

d'où

$$\begin{aligned}\frac{\mathbb{V}(Z)}{\mathbb{V}_T(Y)} &= \frac{1}{n^2} (n + n(n-1)\gamma) \\ &= \frac{1 + (n-1)\gamma}{n}.\end{aligned}$$

III.D

Q 36. On a déjà dit que C était fermé et borné. Or,

$$C' = C \cap F,$$

où

$$F = \{U \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), U_0^\top U = 0\} = \ker(\varphi),$$

où $\varphi : U \mapsto U_0^\top U$ est continue, car linéaire sur un espace de dimension finie.

Donc F est fermé donc, comme intersection de fermés, C' est fermé.

De plus, $C' \subset C$, qui est borné, donc C' est borné.

L'application q_Y étant continue car polynomiale en dimension finie, elle admet un maximum sur le fermé borné C' par le théorème des bornes atteintes.

Q 37. On considère une BON de vecteurs propres de Σ_Y , (E_1, \dots, E_n) . On a notamment $E_1 = U_0$. Alors $F = \text{Vect}(U_0)^\perp = \text{Vect}(E_2, \dots, E_n)$. Un calcul analogue à celui de la question 14 montre que le maximum de q_Y sur C' , qui est la boule unité de F , est égal à λ_2 , et $U_1 = E_2$ convient.

Q 38. On remarque que si A et B sont deux variables aléatoires réelles admettant un moment d'ordre deux, on a

$$\mathbb{V}(A+B) = \mathbb{V}(A) + 2\text{Cov}(A, B) + \mathbb{V}(B) \quad \text{et} \quad \mathbb{V}(A-B) = \mathbb{V}(A) - 2\text{Cov}(A, B) + \mathbb{V}(B)$$

donc $\text{Cov}(A, B) = \frac{1}{4} (\mathbb{V}(A+B) - \mathbb{V}(A-B))$. C'est une identité de polarisation.

On a donc

$$\begin{aligned}\text{Cov}(U_0^\top Y, U_1^\top Y) &= \frac{1}{4} (\mathbb{V}((U_0 + U_1)^\top Y) - \mathbb{V}((U_0 - U_1)^\top Y)) \\ &= \frac{1}{4} ((U_0 + U_1)^\top \Sigma_Y (U_0 + U_1) - (U_0 - U_1)^\top \Sigma_Y (U_0 - U_1)) \\ &= \frac{1}{4} ((\lambda_1 + \lambda_2) - (\lambda_1 + \lambda_2)) \\ &= 0\end{aligned}$$

les variables $U_0^\top Y$ et $U_1^\top Y$ sont donc décorréélées.