

## HEC-ESSEC 2025 - Mathématiques approfondies - Correction

Dans tout l'énoncé,  $n, m$  et  $p$  désignent trois entiers naturels non nuls avec  $n \geq 4$  et  $n \geq p$  et  $A$  et  $B$  deux matrices réelles fixées telles que  $A \in \mathcal{M}_{n,p}(\mathbb{R})$  et  $B \in \mathcal{M}_{m,p}(\mathbb{R})$ .  $M$  désigne la matrice de  $\mathcal{M}_p(\mathbb{R})$  définie par  $M = {}^tAA$  et on pose pour tout  $X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$  :

$$D(X) = MX - {}^tAY$$

On s'intéresse au problème d'optimisation suivant :

$$\text{Minimiser } \frac{1}{2} \|AX - Y\|^2 + \mu \|BX\|, X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}),$$

où dans toute la suite, et sauf indication du contraire,  $Y \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$  désigne un vecteur fixé et  $\mu$  un réel donné.

On dira que  $X$  réalise un minimum global d'une fonction  $G$  si  $G(X)$  est un minimum global de  $G$ .

### Partie I. – Autour de l'adjoint

Dans toute cette partie,  $E$  et  $F$  désignent deux espaces euclidiens de dimensions  $p$  et  $n$  respectivement. On note  $\langle \cdot, \cdot \rangle_E$  le produit scalaire de  $E$  et  $\mathcal{B}_E = (e_1, e_2, \dots, e_p)$  une base orthonormale de  $E$ . De même, on note  $\langle \cdot, \cdot \rangle_F$  le produit scalaire de  $F$  et  $\mathcal{B}_F = (f_1, f_2, \dots, f_n)$  une base orthonormale de  $F$ . Si  $G$  est un sous-espace vectoriel de  $E$  (respectivement de  $F$ ) on note  $G^\perp$  le supplémentaire orthogonal de  $G$  dans  $E$  (respectivement dans  $F$ ).

On note  $u$  l'application linéaire de  $E$  dans  $F$  dont la matrice est  $A$  dans les bases  $\mathcal{B}_E$  et  $\mathcal{B}_F$ ; ainsi  $A = \text{Mat}_{\mathcal{B}_F, \mathcal{B}_E}(u)$ .

1. Soit  $\psi : \begin{cases} E \longrightarrow \mathcal{L}(E, \mathbb{R}) \\ a \longmapsto \varphi_a = (x \longmapsto \langle x, a \rangle_E) \end{cases}$ . On a clairement  $\psi \in \mathcal{L}(E, \mathcal{L}(E, \mathbb{R}))$  par bilinéarité de  $\langle \cdot, \cdot \rangle_E$ .

De plus, si  $a \in \ker(\psi)$  alors en particulier  $\varphi_a(a) = \|a\|_E^2 = 0$  donc  $a = 0$  : donc  $\psi$  est injective.

Mais  $E$  a même dimension finie que  $\mathcal{L}(E, \mathbb{R})$  donc, via théorème du rang,  $\psi$  est bijective.

Alors

$$a_0 = \psi^{-1}(\ell) \text{ est bien l'unique vecteur de } E \text{ tel que } \forall x \in E, \quad \ell(x) = \varphi_{a_0}(x) = \langle a_0, x \rangle_E.$$

2. Soit  $y \in F$ . Alors  $g_y = (x \longmapsto \langle u(x), y \rangle_F) \in \mathcal{L}(E, \mathbb{R})$ .

En posant  $z_y = \psi^{-1}(g_y)$ , on a bien, pour tout  $x \in E$ ,  $g_y(x) = \langle z_y, x \rangle_E$ , autrement dit

$$\text{il existe un seul } z_y \in E \text{ tel que } \forall x \in E, \langle u(x), y \rangle_F = \langle z_y, x \rangle_E.$$

3. On a clairement  $u^* = \underbrace{\psi^{-1}}_{\in \mathcal{L}(\mathcal{L}(E, \mathbb{R}), E)} \circ \underbrace{(y \longmapsto g_y)}_{\in \mathcal{L}(F, \mathcal{L}(E, \mathbb{R}))} \in \mathcal{L}(F, E)$

L'application  $u^*$  s'appelle l'application adjointe de  $u$ . On a ainsi l'identité

$$\forall x \in E, \forall y \in F, \langle u(x), y \rangle_F = \langle x, u^*(y) \rangle_E \quad (1)$$

4. Soit  $(i, j) \in \llbracket 1; n \rrbracket \times \llbracket 1; p \rrbracket$ . Alors  $\langle u^*(f_i), e_j \rangle_E = \left\langle \sum_{k=1}^p [\text{Mat}_{\mathcal{B}_E, \mathcal{B}_F}(u^*)]_{k,i} e_k, e_j \right\rangle_E$
- $$= \sum_{k=1}^p [\text{Mat}_{\mathcal{B}_E, \mathcal{B}_F}(u^*)]_{k,i} \langle e_k, e_j \rangle_E \quad \text{lin. à gauche de } \langle \cdot, \cdot \rangle_E$$
- $$= [\text{Mat}_{\mathcal{B}_E, \mathcal{B}_F}(u^*)]_{j,i} \quad \text{car } \mathcal{B}_E \text{ est orthonormale}$$
- et  $\langle u^*(f_i), e_j \rangle_E \underset{(1)}{=} \langle u(e_j), f_i \rangle_F = \left\langle \sum_{k=1}^n [\text{Mat}_{\mathcal{B}_F, \mathcal{B}_E}(u)]_{k,j} f_k, f_i \right\rangle_F$
- $$= \sum_{k=1}^n [\text{Mat}_{\mathcal{B}_F, \mathcal{B}_E}(u)]_{k,j} \langle f_k, f_i \rangle_F \quad \text{lin. à gauche de } \langle \cdot, \cdot \rangle_F$$
- $$= [\text{Mat}_{\mathcal{B}_F, \mathcal{B}_E}(u)]_{i,j} \quad \text{car } \mathcal{B}_F \text{ est orthonormale}$$

On a bien,  $\forall (i, j) \in \llbracket 1; n \rrbracket \times \llbracket 1; p \rrbracket, \quad [\text{Mat}_{\mathcal{B}_E, \mathcal{B}_F}(u^*)]_{j,i} = [\text{Mat}_{\mathcal{B}_F, \mathcal{B}_E}(u)]_{i,j} \text{ ou } \text{Mat}_{\mathcal{B}_E, \mathcal{B}_F}(u^*) = {}^t \text{Mat}_{\mathcal{B}_F, \mathcal{B}_E}(u) = {}^t A$

On sait que

$$\text{rg}(u) = \text{rg}(A) = \text{rg}({}^t A) = \text{rg}(u^*).$$

Et que  $\text{Mat}_{\mathcal{B}_F, \mathcal{B}_E}((u^*)^*) = {}^t({}^t A) = A$  donc les matrices de  $u$  et  $(u^*)^*$  relativement à  $\mathcal{B}_E$  et  $\mathcal{B}_F$  sont égales donc

$$(u^*)^* = u$$

5. Soit  $(x, y) \in \text{Im}(u^*) \times \ker(u)$ .

Soit alors  $z \in F$  tel que  $u^*(z) = y$ . Ainsi  $\langle x, y \rangle_E = \langle x, u^*(z) \rangle_E$

$$\underset{(1)}{=} \langle u(x), z \rangle_F = \langle 0_F, z \rangle_F = 0$$

Alors  $\text{Im}(u^*) \perp \ker(u)$  donc  $\text{Im}(u^*) \subset (\ker(u))^\perp$ .

Mais  $\dim(\text{Im}(u^*)) = \text{rg}(u^*) = \text{rg}(u) = \dim(E) - \dim(\ker(u)) = \dim((\ker(u))^\perp)$  par théorème du rang.

Par inclusion et égalité des dimensions,

$$\boxed{\text{Im}(u^*) = (\ker(u))^\perp}$$

6. A l'évidence,  $\ker(u) \subset \ker(u^* \circ u)$ .

Soit  $x \in \ker(u^* \circ u)$ .

Alors  $u^* \circ u(x) = 0_E$  donc  $0 = \langle u^* \circ u(x), x \rangle_E \stackrel{(1)}{=} \langle u(x), u(x) \rangle_F \implies u(x) = 0 \implies x \in \ker(u)$ .

On a donc également  $\ker(u^* \circ u) \subset \ker(u)$  et ainsi

$$\boxed{\ker(u^* \circ u) = \ker(u)}$$

A nouveau, l'inclusion  $\text{Im}(u^* \circ u) \subset \text{Im}(u^*)$  est claire.

Par théorème du rang,  $\dim(\text{Im}(u^* \circ u)) = \dim(E) - \dim(\ker(u^* \circ u)) = \dim(E) - \dim(\ker(u)) = \text{rg}(u) = \text{rg}(u^*)$ .

Par inclusion et égalité des dimensions,

$$\boxed{\text{Im}(u^* \circ u) = \text{Im}(u^*)}$$

7. La linéarité de  $u, u^*$  et la stabilité de l'image d'un endomorphisme (en l'occurrence  $u^* \circ u$ ) par lui-même garantissent que  $w \in \mathcal{L}(\text{Im}(u^*))$ .

Soit  $x \in \ker(w)$ . Alors  $w(x) = 0_E$  et donc  $0 = \langle w(x), x \rangle_E = \langle u^* \circ u(x), x \rangle_E \stackrel{(1)}{=} \langle u(x), u(x) \rangle_F \implies u(x) = 0_F$ .

Or  $x \in \text{Im}(u^*)$  ainsi  $x \in \ker(u) \cap \text{Im}(u^*) = \{0_E\}$  car  $\text{Im}(u^*) = (\ker(u))^\perp$ .

Ainsi  $w$  est injective donc bijective en tant qu'endomorphisme d'un espace de dimension finie :

$$\boxed{w \text{ est un isomorphisme de } \text{Im}(u^*)}$$

Matriciellement, cela se traduit en :

$$\boxed{\forall Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \exists ! Y \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) : {}^t A A {}^t A Y = {}^t A Z}$$

8. Soit  $\pi$  le projecteur orthogonal de  $F$  sur  $\text{Im}(u)$  et  $Q$  sa matrice dans la base  $\mathcal{B}_F$ .

$$\begin{aligned} \text{(a)} \text{ Soit } x \in F. \text{ On a alors } u^* \circ \pi(x) &= u^*(\pi(x)) = u^*(x + \pi(x) - x) \\ &= u^*(x) + \underbrace{u^*(\pi(x) - x)}_{\in (\text{Im}(u))^\perp} \end{aligned}$$

Or,  $\text{Im}(u) = \text{Im}((u^*)^*) = (\ker(u^*))^\perp$  selon 5.. Donc  $(\text{Im}(u))^\perp = \ker(u^*)$  et ainsi  $\underbrace{u^*(\pi(x) - x)}_{\in (\text{Im}(u))^\perp} = 0_E$ .

Autrement dit, pour tout  $x \in F$ ,  $u^* \circ \pi(x) = u^*(x)$ .

Matriciellement, on a bien

$$\boxed{{}^t A Q = {}^t A}$$

- (b) Soit  $\mathcal{B}_u$  une base de  $\text{Im}(u)$  que l'on complète en  $\mathcal{B}'_F$  une base de  $F$  par une base de  $(\text{Im}(u))^\perp$ . Alors  $\text{Mat}_{\mathcal{B}'_F}(\pi)$  est diagonale et sa diagonale comporte autant de 1 que la dimension de  $\text{Im}(u)$  et des zéros ailleurs.

Donc  $\text{Tr}(\text{Mat}_{\mathcal{B}'_F}(\pi)) = \text{rg}(u)$ .

Par invariance de la trace pour des matrices semblables,

$$\boxed{\text{Tr}(Q) = \text{rg}(u)}.$$

9.  $M \in \mathcal{M}_p(\mathbb{R})$  est inversible  $\iff \text{rg}(M) = p$ .

Or  $\text{rg}(M) = \text{rg}({}^t A A) = \text{rg}(u^* \circ u) \stackrel{\text{quest. 6.}}{=} \text{rg}(u^*) \stackrel{\text{quest. 4.}}{=} \text{rg}(u) = \text{rg}(A)$ .

On a bien

$$\boxed{M \text{ est inversible si et seulement si } A \text{ est de rang égal à } p.}$$

10. On suppose que le rang de  $A$  est égal à  $p$ .

- (a) Soit  $x \in F$ . On a alors :

$$\begin{aligned} (u \circ (u^* \circ u)^{-1} \circ u^*)(x) &= (u \circ (u^* \circ u)^{-1} \circ u^*)(\pi(x) + x - \pi(x)) \\ &= (u \circ (u^* \circ u)^{-1} \circ u^*)(\underbrace{\pi(x)}_{\in \text{Im}(u)}) + (u \circ (u^* \circ u)^{-1} \circ u^*)(\underbrace{x - \pi(x)}_{\in (\text{Im}(u))^\perp}) \\ &= (u \circ (u^* \circ u)^{-1} \circ u^*)(u(y)) + (u \circ (u^* \circ u)^{-1})(u^*(x - \pi(x))) \quad \text{où } y \in F \text{ tel que } u(y) = \pi(x) \\ &= (u \circ (u^* \circ u)^{-1})(u^* \circ u(y)) + (u \circ (u^* \circ u)^{-1})(0_E) \quad \text{selon 5. en raisonnant comme en 8a.} \\ &= u \circ (u^* \circ u)^{-1} \circ (u^* \circ u)(y) \\ &= u(y) \stackrel{\text{déf.}}{=} \pi(x) \end{aligned}$$

On en déduit que  $u \circ (u^* \circ u)^{-1} \circ u^* = \pi$  i.e.

$$\boxed{Q = A(M)^{-1} {}^t A}$$

(b) Par exemple :

```
def Calcule_Q(A):
    if np.shape(A)[1] == al.matrix_rank(A):
        tA = np.transpose(A)
        M = np.dot(tA, A)
        return np.dot(A, np.dot(al.inv(M), tA))
    else:
        return "erreur"
```

$$\begin{aligned} 11. \text{ Soit } X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) \text{ alors } {}^tXMX &= {}^tX^tAAX \\ &= {}^t(AX)AX \\ &= \langle AX, AX \rangle = \|AX\|^2 \geq 0 \end{aligned}$$

On a bien,

$$\forall X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}), \quad {}^tXMX \geq 0$$

## Partie II. – Minimisation d'une fonction quadratique

Dans cette partie, on s'intéresse à la minimisation de la fonction  $J_0$ , définie sur  $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$  par :

$$J_0(X) = \frac{1}{2} \|AX - Y\|^2, \text{ pour tout } X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}).$$

12. Soit  $(X, H) \in (\mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}))^2$ . On a alors :

$$\begin{aligned} 2(J_0(X+H) - J_0(X)) &= \|A(X+H) - Y\|^2 - \|AX - Y\|^2 \\ &= \underbrace{\|AX + AH\|^2}_{\|AX\|^2 + \|AH\|^2 + 2\langle AX, AH \rangle} + \|Y\|^2 - 2\langle AX + AH, Y \rangle - \|AX\|^2 - \|Y\|^2 + 2\langle AX, Y \rangle \\ &= 2\langle AX, AH \rangle + \|AH\|^2 - 2\langle AH, Y \rangle \\ &= 2\langle AX - Y, AH \rangle + \|AH\|^2 \\ &= 2\langle {}^tA(AX - Y), H \rangle + {}^tH^tAAH \\ &= 2\langle D(X), H \rangle + {}^tHMH \end{aligned}$$

$$\text{On a bien } \boxed{\text{pour tout } X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) \text{ et tout } H \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) : J_0(X+H) - J_0(X) = \langle D(X), H \rangle + \frac{1}{2} {}^tHMH} \quad (2)$$

13. Si  $D(X) = 0$  alors pour tout  $H \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$  on a  $J_0(X+H) - J_0(X) = {}^tHMH \geq 0$  selon 11. donc  $J_0$  admet bien un minimum global en  $X$ .

Supposons qu'à contrario,  $D(X) \neq 0$ . Notons  $\varphi : \begin{cases} \mathbb{R} \longrightarrow \mathbb{R} \\ t \longrightarrow J_0(X + tD(X)) - J_0(X) \end{cases}$

Pour tout  $t \in \mathbb{R}$ ,  $\varphi(t) = (\frac{1}{2} {}^tD(X)MD(X))t^2 + \|D(X)\|^2 \cdot t$ .

$\varphi$  est une fonction trinôme de discriminant  $\Delta_\varphi = \|D(X)\|^4 > 0$ .

Donc  $\varphi$  n'est pas de signe constant sur  $\mathbb{R}$  et en particulier il existe  $t_0 \in \mathbb{R}$  tel que  $\varphi(t_0) < 0$ .

Dans ces conditions  $J_0$  ne présente pas en  $X$  un minimum global.

On a bien

$$\boxed{J_0 \text{ possède un minimum global en un point } X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) \text{ si et seulement si } D(X) = 0}$$

14. Selon 7.,  $\forall Y \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \exists ! Z \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) : {}^tA A {}^tA Z = {}^tA Y$  ou encore  $M^tA Z = {}^tA Y$ .

On peut aussi écrire :  $\exists ! Z \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) : D({}^tA Z) = 0$ .

Or  $(\ker(A))^\perp = \text{Im}({}^tA)$  selon 5..

Ainsi

$$\boxed{\text{il existe } X_0 \in \ker(A)^\perp \text{ tel que } S_0 \cap \ker(A)^\perp = \{X_0\}.$$

15. (a)  $X \in S_0 \implies MX = {}^tAY$

$$\implies AM^{-1}MX = AM^{-1}{}^tAY \quad \text{car } M \text{ inversible}$$

$$\implies AX = QY \quad \text{car } AM^{-1}{}^tA = Q \text{ selon 10a.}$$

On a bien :

$$\boxed{AX = QY}$$

(3)

$$(b) (X, X_0) \in S_0^2 \implies {}^tAY = MX = MX_0 \implies M(X - X_0) = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} \implies \boxed{X - X_0 \in \ker(M) = \ker(A)} \text{ selon 6..}$$

$$\text{Et alors } \|X\|^2 = \underbrace{\|X_0\|^2}_{\in (\ker(A))^\perp} + \underbrace{\|X - X_0\|^2}_{\in \ker(A)} \stackrel{\text{Th. Pythagore}}{=} \|X_0\|^2 + \underbrace{\|X - X_0\|^2}_{>0 \text{ si } X \neq X_0}.$$

Ainsi

$$\boxed{\text{si } X \neq X_0 \text{ alors } \|X\| > \|X_0\|}$$

(c) Comme  $\text{rg}(A) = p$  selon **9.**,  $M$  est inversible. Ainsi :

$$\boxed{X \in S_0 \iff MX = {}^tAY \iff X = M^{-1} {}^tAY}$$

Et on a bien

$$\boxed{S_0 = \{M^{-1} {}^tAY\}}$$

**16. (a)** Comme  $Q$  est la matrice d'une projection orthogonale relativement à une base orthonormale,  $Q^2 = Q$  et  ${}^tQ = Q$

Ainsi

$$\boxed{T = \|QZ\|^2 = \langle QZ, QZ \rangle = {}^tZ {}^tQQZ = {}^tZQZ}$$

(b) Par exemple :

```
def simuleT(A, sigma):
    p = np.shape(A)[0]
    Z = rd.normal(0, sigma, p)
    W = np.dot(Calculer_Q(A), Z)
    return np.dot(W, W)
```

(c) Par exemple :

```
def esperanceT(A, sigma):
    return np.mean(np.array([simuleT(A, sigma) for k in range(10**4)]))
```

(d) • Pour  $i \in \llbracket 1; 3 \rrbracket$  on a  $\text{rg}(A) = p$  et il semble y avoir  $\mathbb{E}(T) = p\sigma$  ou  $\mathbb{E}(T) = p\sigma^2$ .

• On a des approximations de  $\mathbb{E}(T)$  pour la matrice  $A_1$  et  $\sigma \in \llbracket 1; 6 \rrbracket$ . Il semble que l'on ait  $\mathbb{E}(T) = p\sigma^2$ .

(e)  $\boxed{\mathbb{E}(z_1^2) = \mathbb{V}(z_1) + (\mathbb{E}(z_1))^2 = \sigma^2}$ .

Notons  $f$  la densité continue (et même  $\mathcal{C}^\infty$ ) sur  $\mathbb{R}$  de  $z_1$ .

Soit  $k \in \{1; 2\}$ . Pour tout  $M > 0$ , les fonctions  $t \mapsto t^{k+1}$  et  $-f$  étant de classe  $\mathcal{C}^\infty$  sur  $[0, M]$ , on a par intégration par

$$\begin{aligned} \text{parties : } \int_0^M t^{k+2} f(t) dt &= \sigma^2 \int_0^M t^{k+1} (-f'(t)) dt = \sigma^2 \left[ t^{k+1} (-f(t)) \right]_0^M - \sigma^2 \int_0^M (k+1) t^k (-f(t)) dt \\ &= -\sigma^2 M^{k+1} f(M) + (k+1) \sigma^2 \int_0^M t^k f(t) dt \end{aligned}$$

Par croissances comparées,  $\sigma^2 M^{k+1} f(M) \xrightarrow{M \rightarrow +\infty} 0$  et comme  $\mathbb{E}(z_1^k)$  existe, par théorème de transfert,  $\int_0^{+\infty} t^k f(t) dt$

converge. On en déduit que  $\int_0^{+\infty} t^{k+2} f(t) dt$  converge et  $\int_0^{+\infty} t^{k+2} f(t) dt = (k+1) \sigma^2 \int_0^{+\infty} t^k f(t) dt$ .

Ainsi,  $\int_0^{+\infty} t^{k+2} f(t) dt = (k+1) \sigma^2 \int_0^{+\infty} t^k f(t) dt$ .

Par le changement de variable affine  $u = -t$ , ceci assure aussi la convergence et l'identité  $(-1)^{k+2} \int_{-\infty}^0 u^{k+2} f(u) du =$

$\int_0^{+\infty} t^{k+2} f(t) dt$ . Enfin, la fonction  $t \mapsto t^{k+2} f(t)$  étant de signe constant sur  $\mathbb{R}_+$  et  $\mathbb{R}_-$ , on en déduit l'absolue convergence

de  $\int_{-\infty}^{+\infty} t^{k+2} f(t) dt$ . Par théorème de transfert on a donc l'existence de  $\mathbb{E}(z_1^{k+2})$  et l'identité  $\mathbb{E}(z_1^{k+2}) = (k+1) \sigma^2 \mathbb{E}(z_1^k)$ .

On en déduit alors

$$\boxed{\mathbb{E}(z_1^3) = 0} \text{ et } \boxed{\mathbb{E}(z_1^4) = 3\sigma^4}.$$

(f) On a :  $T = \|QZ\|^2 = {}^tZQZ$  selon **16a.**

$$\begin{aligned} &= (z_1 \quad \cdots \quad z_n) \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n Q_{1,j} z_j \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^n Q_{n,j} z_j \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^n z_i \sum_{j=1}^n Q_{i,j} z_j = \sum_{(i,j) \in \llbracket 1;n \rrbracket^2} Q_{i,j} z_i z_j \\ &= \sum_{i=1}^n Q_{i,i} z_i^2 + \sum_{\substack{(i,j) \in \llbracket 1;n \rrbracket^2 \\ i > j}} Q_{i,j} z_i z_j + \sum_{\substack{(i,j) \in \llbracket 1;n \rrbracket^2 \\ i < j}} Q_{i,j} z_i z_j \\ &= \sum_{i=1}^n Q_{i,i} z_i^2 + 2 \sum_{\substack{(i,j) \in \llbracket 1;n \rrbracket^2 \\ i > j}} Q_{i,j} z_i z_j \quad \text{car } {}^tQ = Q \end{aligned}$$

On a bien

$$\boxed{T = T_1 + 2T_2}$$

$T_1$  et  $T_2$  admettent une espérance comme somme de variables aléatoires en admettant une. Et par linéarité :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(T_1) &= \mathbb{E}\left(\sum_{i=1}^n Q_{i,i} z_i^2\right) = \sum_{i=1}^n Q_{i,i} \mathbb{E}(z_i^2) \\ &= \sigma^2 \text{Tr}(Q) = p\sigma^2 \quad \text{selon 8b.} \end{aligned} \quad \text{puis } \mathbb{E}(T_2) = \mathbb{E}\left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n Q_{i,j} z_i z_j\right) = \sum_{1 \leq i < j \leq n} Q_{i,j} \mathbb{E}(z_i z_j)$$

$$= \sum_{1 \leq i < j \leq n} Q_{i,j} \mathbb{E}(z_i) \mathbb{E}(z_j) \quad \text{par indépendance de } z_1, \dots, z_n$$

$$= 0$$

Ainsi

$$\boxed{\mathbb{E}(T_1) = p\sigma^2, \mathbb{E}(T_2) = 0 \text{ et } \mathbb{E}(T) = p\sigma^2}$$

(g) On a  $T_1 T_2 = \left(\sum_{i=1}^n Q_{i,i} z_i^2\right) \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n Q_{i,j} z_i z_j\right) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n Q_{k,k} Q_{i,j} z_k^2 z_i z_j$

$T_1 T_2$  admet une espérance comme combinaison linéaires de variables admettant une espérance puisque  $z_1, \dots, z_n$  admettent des moments de tous ordres.

Or, pour tout  $(i, j, k) \in \llbracket 1; n \rrbracket^3$  tel que  $j > i$ , l'indépendance de  $z_1, \dots, z_n$  et le lemme des coalitions assure que  $z_j$  est indépendante de  $z_k^2 z_i$  ou bien  $z_i$  est indépendante de  $z_k^2 z_j$ . Dans tous les cas  $\mathbb{E}(z_k^2 z_i z_j) = 0$  car les variables  $z_1, \dots, z_n$  sont centrées.

Par linéarité de l'espérance, on a bien :

$$\boxed{\mathbb{E}(T_1 T_2) = 0}$$

(h) Ces deux espérances existent par les mêmes arguments que précédemment et toujours par linéarité de l'espérance :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(T_1^2) &= \mathbb{E}\left(\left(\sum_{i=1}^n Q_{i,i} z_i^2\right)^2\right) = \sum_{i=1}^n Q_{i,i}^2 \mathbb{E}(z_i^4) + \sum_{\substack{(i,j) \in \llbracket 1; n \rrbracket^2 \\ i \neq j}} Q_{i,i} Q_{j,j} \mathbb{E}(z_i^2 z_j^2) \\ &= 3\sigma^4 \sum_{i=1}^n Q_{i,i}^2 + \sum_{\substack{(i,j) \in \llbracket 1; n \rrbracket^2 \\ i \neq j}} Q_{i,i} Q_{j,j} \mathbb{E}(z_i^2) \mathbb{E}(z_j^2) = 3q\sigma^4 + \sigma^4 \left( \left(\sum_{i=1}^n Q_{i,i}\right)^2 - \sum_{i=1}^n Q_{i,i}^2 \right) \\ &= 3q\sigma^4 + \sigma^4 (\text{Tr}(Q)^2 - q) = 3q\sigma^4 + \sigma^4 (p^2 - q) \end{aligned}$$

On a bien

$$\boxed{\mathbb{E}(T_1^2) = \sigma^4 (2q + p^2)}$$

Si  $1 \leq i < j \leq n$  et  $1 \leq k < \ell \leq n$  alors  $\mathbb{E}(z_i z_j z_k z_\ell) = \begin{cases} \mathbb{E}(z_i^2)^2 & \text{si } (i, j) = (k, \ell) \\ 0 & \text{si } (i, j) \neq (k, \ell) \end{cases}$  par le lemme des coalitions

puisque  $z_1, \dots, z_n$  sont indépendantes et centrées. En effet, si  $i \neq k$  alors  $\min(i, k) \notin \{\max(i, k), j, \ell\}$  donc  $z_{\min(i, k)}$  est indépendante des 3 autres VAR du produit et  $\mathbb{E}(z_i z_j z_k z_\ell) = \mathbb{E}(z_{\min(i, k)}) \mathbb{E}(z_{\max(i, k)} z_j z_k) = 0$ . Le raisonnement similaire

si  $k \neq \ell$ . Ainsi :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(T_2^2) &= \mathbb{E}\left(\left(\sum_{1 \leq i < j \leq n} Q_{i,j} z_i z_j\right)^2\right) = \sum_{\substack{1 \leq i < j \leq n \\ 1 \leq k < \ell \leq n}} Q_{i,j} Q_{k,\ell} \mathbb{E}(z_i z_j z_k z_\ell) \\ &= \sigma^4 \sum_{1 \leq i < j \leq n} Q_{i,j}^2 = \frac{\sigma^4}{2} \left( \sum_{(i,j) \in \llbracket 1; n \rrbracket^2} Q_{i,j}^2 - \sum_{i=1}^n Q_{i,i}^2 \right) \quad \text{car } Q = {}^t Q \\ &= \frac{\sigma^4}{2} (\text{Tr}({}^t Q Q) - q) = \frac{\sigma^4}{2} (\text{Tr}(Q) - q) \quad \text{car } {}^t Q Q = Q^2 = Q \\ &= \frac{\sigma^4}{2} (p - q) \quad \text{selon 8b.} \end{aligned}$$

On a bien

$$\boxed{\mathbb{E}(T_2^2) = \frac{\sigma^4}{2} (p - q)}$$

(i) On en déduit que  $\mathbb{E}(T^2) = \mathbb{E}((T_1 + 2T_2)^2) = \mathbb{E}(T_1^2) + 4\mathbb{E}(T_1 T_2) + 4\mathbb{E}(T_2^2) = \sigma^4 (2q + p^2) + 2\sigma^4 (p - q) = \sigma^4 (p^2 + 2p)$

Et donc

$$\boxed{\mathbb{V}(T) = \mathbb{E}(T^2) - (\mathbb{E}(T))^2 = \sigma^4 (p^2 + 2p) - p^2 \sigma^4 = 2p\sigma^4}$$

Comme  $T$  admet une variance et que pour tout  $\alpha > 0$  on a  $p\sigma^2 \alpha > 0$ , selon l'inégalité de Bienaymé-Tchebychev :

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(|T - \mathbb{E}(T)| > p\sigma^2 \alpha) &\leq \frac{\mathbb{V}(T)}{p^2 \sigma^4 \alpha^2} \iff \mathbb{P}(|T - p\sigma^2| > p\sigma^2 \alpha) \leq \frac{2p\sigma^4}{p^2 \sigma^4 \alpha^2} \\ &\implies \mathbb{P}(T - p\sigma^2 > p\sigma^2 \alpha) \leq \frac{2p\sigma^4}{p^2 \sigma^4 \alpha^2} = \frac{2}{p\alpha^2} \quad \text{car } [T - p\sigma^2 > p\sigma^2 \alpha] \subset [|T - p\sigma^2| > p\sigma^2 \alpha] \end{aligned}$$

On a bien

$$\boxed{\mathbb{P}(T > p\sigma^2 (1 + \alpha)) \leq \frac{2}{p\alpha^2}}$$

### Partie III. – Minimisation d'une fonction non différentiable

Dans cette partie, on suppose à nouveau que  $Y \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$  est un vecteur fixé (et non une variable aléatoire). On s'intéresse désormais à la fonction  $J$  définie sur  $\mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$  par :

$$J(X) = \frac{1}{2} \|AX - Y\|^2 + \|BX\|, \text{ pour } X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}). \quad (4)$$

Pour tout  $X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$ , on note  $\mathcal{N}(X)$  l'ensemble

$$\mathcal{N}(X) = \{ {}^tBV \mid V \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R}), \|V\| \leq 1 \text{ et } \|BX\|V - BX = 0 \}$$

17. Pour tout  $t \in \mathbb{R}^*$  on a :

$$\begin{aligned} \frac{\|u + tv\| - \|u\|}{t} &= \frac{\|u + tv\|^2 - \|u\|^2}{t(\|u + tv\| + \|u\|)} \quad \text{car } u \neq 0 \implies \|u\| \neq 0 \\ &= \frac{\|u\|^2 + 2t\langle u, v \rangle + t^2\|v\|^2 - \|u\|^2}{t(\|u + tv\| + \|u\|)} \\ &= \frac{2\langle u, v \rangle + t\|v\|^2}{\|u + tv\| + \|u\|} \end{aligned}$$

Or  $\|u + tv\| + \|u\| = \sqrt{\|u\|^2 + 2t\langle u, v \rangle + t^2\|v\|^2} \xrightarrow{t \rightarrow 0} \sqrt{\|u\|^2} = \|u\|$  par continuité de la fonction racine carrée.

Ainsi, par opérations élémentaires sur les limites et puisque  $\|u\| \neq 0$ , on a bien :

$$\boxed{\lim_{t \rightarrow 0} \frac{\|u + tv\| - \|u\|}{t} = \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|}} \quad (6)$$

18. Soit  $H \in \mathcal{M}_{p,1}$ . On définit la fonction :  $\varphi_H : \begin{cases} \mathbb{R} \longrightarrow \mathbb{R} \\ t \longmapsto J(X_0 + tH) \end{cases}$ .

$\varphi_H$  admet donc un minimum global sur  $\mathbb{R}$  en 0.

Or, pour tout  $t \in \mathbb{R}^*$ ,  $\Delta_H(t) = \frac{\varphi_H(t) - \varphi_H(0)}{t} = \frac{J_0(X_0 + tH) - J_0(X_0)}{t} + \frac{\|BX_0 + tBH\| - \|BX_0\|}{t}$

$$\begin{aligned} &\stackrel{(2)}{=} \frac{\langle D(X), tH \rangle + \frac{1}{2} {}^t(tH)M(tH)}{t} + \frac{\|BX_0 + tBH\| - \|BX_0\|}{t} \\ &= \langle D(X), H \rangle + \frac{t}{2} {}^tHMH + \frac{\|BX_0 + tBH\| - \|BX_0\|}{t} \\ &\xrightarrow{t \rightarrow 0} \langle D(X), H \rangle + \frac{\langle BX_0, BH \rangle}{\|BX_0\|} \quad \text{via (6) car } BX_0 \neq 0 \end{aligned}$$

Donc  $\varphi_H$  est dérivable en 0 et  $\varphi'_H(0) = \langle D(X), H \rangle + \frac{\langle BX_0, BH \rangle}{\|BX_0\|}$ . Mais alors puisque  $\varphi_H$  admet un extremum en  $0 \in \mathbb{R}$  (intervalle ouvert de  $\mathbb{R}$ ) on a  $\boxed{\varphi'_H(0) = 0}$ . En effet,  $\Delta_H(t) \geq 0$  si  $t > 0$  et  $\Delta_H(t) \leq 0$  si  $t < 0$ . L'existence et l'unicité de la limite en 0 garantit que  $\varphi'_H(0) = \lim_0 \Delta_H = 0$ .

On en déduit que,  $\forall H \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$ ,  $\varphi'_H(0) = \langle D(X_0), H \rangle + \frac{\langle BX_0, BH \rangle}{\|BX_0\|} = 0$

$$\iff \|BX_0\| \langle D(X_0), H \rangle + \langle {}^tBBX_0, H \rangle = 0$$

$$\iff \langle \|BX_0\| D(X_0) + {}^tBBX_0, H \rangle = 0$$

$$\iff \|BX_0\| D(X_0) + {}^tBBX_0 \in (\text{Vect}(H))^\perp$$

Ceci étant réalisé pour tout  $H \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$  on en déduit  $\|BX_0\| D(X_0) + {}^tBBX_0 = 0_{\mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})}$  et on a bien

$$\boxed{-D(X_0) = \frac{1}{\|BX_0\|} {}^tBBX_0}$$

Dès lors,  $-D(X_0) = {}^tB \left( \frac{1}{\|BX_0\|} BX_0 \right)$ , et on a

- $\frac{1}{\|BX_0\|} BX_0 \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$  car  $B \in \mathcal{M}_{p,m}(\mathbb{R})$ ,
- $\left\| \frac{1}{\|BX_0\|} BX_0 \right\| = \frac{1}{\|BX_0\|} \|BX_0\| = 1 \leq 1$ ,
- $\|BX_0\| \frac{1}{\|BX_0\|} BX_0 - BX_0 = 0$ .

donc

$$\boxed{-D(X_0) \in \mathcal{N}(X_0)}$$

- 19. (a)** Soit  $H \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$ , en reprenant la fonction  $\varphi_H$  qui présente toujours un minimum global sur  $\mathbb{R}$  en 0, on a donc puisque  $BX_0 = 0$  :

$$\begin{aligned} \forall t \in \mathbb{R}, \quad 0 \leq \varphi_H(t) - \varphi(0) &= t \langle D(X_0), H \rangle + \frac{t^2}{2} {}^tHMH + |t| \|BH\| \\ &= \begin{cases} t (\langle D(X_0), H \rangle + \|BH\| + \frac{t}{2} {}^tHMH) & \text{si } t \geq 0 \\ -t (\|BH\| - \langle D(X_0), H \rangle - \frac{t}{2} {}^tHMH) & \text{si } t < 0 \end{cases} \end{aligned}$$

Ceci impose que les fonctions affines  $t \mapsto \langle D(X_0), H \rangle + \|BH\| + \frac{t}{2} {}^tHMH$  et  $t \mapsto \|BH\| - \langle D(X_0), H \rangle - \frac{t}{2} {}^tHMH$  prennent des valeurs positives en 0 id est :

$$\begin{cases} \langle D(X_0), H \rangle + \|BH\| \geq 0 \\ \|BH\| - \langle D(X_0), H \rangle \geq 0 \end{cases}$$

On en déduit

$$|\langle D(X_0), H \rangle| \leq \|BH\| \text{ et donc } \langle D(X_0), H \rangle \leq \|BH\|$$

- (b)** Soit  $H \in \ker(B)$ . Alors  $-H \in \ker(B)$  également et l'inégalité précédente pour  $H$  et  $-H$  garantissent que  $\langle D(X_0), H \rangle = 0$  donc

$$D(X_0) \in \ker(B)^\perp$$

- (c)** On sait que  $D(X_0) \in \ker(B)^\perp = \text{Im}({}^tB)$  selon **5.** donc

$$\text{il existe un vecteur } W \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R}) \text{ tel que } D(X_0) = {}^tBW$$

- (d)** Selon **6.** on dispose de  $\text{Im}({}^tB) = \text{Im}({}^tBB)$  et en vertu du résultat précédent

$$\text{il existe un vecteur } V \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) \text{ tel que } D(X_0) = {}^tBBV$$

- (e)** L'inégalité de **19a.**, valable pour tout  $H \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$  l'étoici pour  $H = V$  et produit  $\|BV\|^2 \leq \|BV\|$  qui impose  $\|BV\| = 0$  ou  $\|BV\| \leq 1$  qui dans les deux cas assurent

$$\|BV\| \leq 1$$

Ces derniers résultats montrent que, lorsque  $BX_0 = 0$ , on a encore

$$-D(X_0) \in \mathcal{N}(X_0)$$

- 20. (a)** On a

$$\begin{aligned} \|u + v\|^2 - \left( \|u\| + \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|} \right)^2 &= \|u\|^2 + \|v\|^2 + 2\langle u, v \rangle - \left( \|u\|^2 + 2\langle u, v \rangle + \frac{\langle u, v \rangle^2}{\|u\|^2} \right) \\ &= \|v\|^2 - \frac{\langle u, v \rangle^2}{\|u\|^2} \end{aligned}$$

$$\text{et donc : } \|u + v\|^2 - \left( \|u\| + \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|} \right)^2 = \frac{\|u\|^2 \|v\|^2 - \langle u, v \rangle^2}{\|u\|^2}$$

- (b)** Ceci est valable et utilisé dans la suite pour  $E = \mathbb{R}^q$  où  $q \in \{n, m, p\}$  et pour tout  $(u, v) \in E^2$  et  $u \neq 0$ .

- Si la famille  $(u, v)$  est liée, comme  $u \neq 0$ , il existe  $\alpha \in \mathbb{R}$  tel que  $v = \alpha u$ .

$$\text{Ainsi } \|u + v\| - \|u\| - \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|} = (|1 + \alpha| - 1 - \alpha) \|u\| = \begin{cases} 0 & \text{si } \alpha \geq -1 \\ -2(\alpha + 1) \|u\| > 0 & \text{si } \alpha < -1 \end{cases}$$

Donc, si  $(u, v)$  est liée alors  $\|u + v\| - \|u\| \geq \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|}$ .

- Supposons maintenant  $(u, v)$  libre.

Remarquons que  $\frac{\|u\|^2 \|v\|^2 - \langle u, v \rangle^2}{\|u\|^2} > 0$  en vertu de l'inégalité de Cauchy-Schwarz avec  $(u, v)$  libre.

$$\text{Donc } \|u + v\|^2 - \left( \|u\| + \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|} \right)^2 = \left( \|u + v\| - \left( \|u\| + \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|} \right) \right) \left( \|u + v\| + \left( \|u\| + \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|} \right) \right) > 0.$$

Or,  $\|v\| = \|u + v + (-u)\| \leq \|u + v\| + \|u\|$  alors que  $\frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|} < \|v\|$  selon l'inégalité de Cauchy-Schwarz encore et avec  $(u, v)$  libre.

$$\text{Ainsi } \|u + v\| + \|u\| \geq \|v\| > \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|} \text{ id est } \|u + v\| + \left( \|u\| + \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|} \right) > 0.$$

$$\text{On a donc } \|u + v\| - \left( \|u\| + \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|} \right) > 0 \text{ id est } \|u + v\| - \|u\| > \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|}.$$

Finalement, dans tous les cas on a bien

$$\|u + v\| - \|u\| \geq \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\|} \quad (7)$$

- 21. (a)** • Si  $\|BX_0\| = 0$  alors  $BX_0 = 0$  et on a :

$$\begin{aligned}
\langle W, X - X_0 \rangle &= {}^tW(X - X_0) \\
&= {}^tVB(X - X_0) \quad \text{car } W \in \mathcal{N}(X_0) \implies \exists V \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R}) \text{ tel que } W = BV \text{ et } \|V\| \leq 1 \\
&= {}^tVBX - {}^tVBX_0 = {}^tVBX \\
&= \langle V, BX \rangle \\
&\leq \|V\| \|BX\| \quad \text{d'après l'inégalité de Cauchy-Schwarz} \\
&\leq \|BX\| \quad \text{car } \|V\| \leq 1 \\
&= \|BX\| - \|BX_0\| \quad \text{car } \|BX_0\| = 0 \\
\bullet \text{ Si } \|BX_0\| \neq 0, \quad \|BX\| - \|BX_0\| &= \|BX_0 + B(X - X_0)\| - \|BX_0\| \\
&\stackrel{(7)}{\geq} \frac{\langle BX_0, B(X - X_0) \rangle}{\|BX_0\|} = \frac{\langle {}^tBBX_0, X - X_0 \rangle}{\|BX_0\|} \\
&= \frac{\langle \|BX_0\| W, X - X_0 \rangle}{\|BX_0\|} \quad \|BX_0\| V = BX_0 \text{ avec } W = {}^tBV \text{ puisque } W \in \mathcal{N}(X_0) \\
&= \langle W, X - X_0 \rangle
\end{aligned}$$

Dans tous les cas on a bien

$$\boxed{\|BX\| - \|BX_0\| \geq \langle W, B(X - X_0) \rangle}$$

$$\begin{aligned}
\text{(b) On a } J(X) - J(X_0) &= J_0(X_0 + (X - X_0)) - J_0(X_0) + \|BX\| - \|BX_0\| \\
&\stackrel{(2)}{=} \langle D(X), X - X_0 \rangle + \frac{1}{2} \underbrace{{}^t(X - X_0) M (X - X_0)}_{\geq 0 \text{ selon 11.}} + \underbrace{\|BX\| - \|BX_0\|}_{\geq \langle W, B(X - X_0) \rangle} \\
&\geq \langle D(X), X - X_0 \rangle + \langle W, B(X - X_0) \rangle \\
&= \langle D(X) + W, X - X_0 \rangle
\end{aligned}$$

On a bien

$$\boxed{J(X) - J(X_0) \geq \langle D(X_0) + W, X - X_0 \rangle.} \quad (8)$$

**22.** Si  $-D(X_0) \in \mathcal{N}(X_0)$  la relation précédente est valable en particulier pour  $W = -D(X_0)$  ce qui donne immédiatement  $J(X) - J(X_0) \geq 0$  pour tout  $X \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$ , donc  $X_0 \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$  réalise un minimum global de  $J$ .

On a déjà vu précédemment, en **18.** et **19e.**, si  $X_0 \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R})$  réalise un minimum global de  $J$  alors  $-D(X_0) \in \mathcal{N}(X_0)$ .

On a bien :  $\boxed{X_0 \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{R}) \text{ réalise un minimum global de } J \text{ si et seulement si } -D(X_0) \in \mathcal{N}(X_0)}$

$$\begin{aligned}
\text{23. (a) Soit } \lambda \in ]0, +\infty[, \quad F(\lambda) + 1 - \frac{1}{4\lambda} \sum_{i=1}^k y_i^2 &= \sum_{i=1}^k \frac{\alpha_i^2 y_i^2}{(\lambda + \alpha_i^2)^2} - \frac{y_i^2}{4\lambda} = \frac{1}{4\lambda} \sum_{i=1}^k \frac{4\lambda \alpha_i^2 y_i^2 - (\lambda y_i + \alpha_i^2 y_i)^2}{(\lambda + \alpha_i^2)^2} \\
&= \frac{1}{4\lambda} \sum_{i=1}^k \frac{4\lambda \alpha_i^2 y_i^2 - \lambda^2 y_i^2 - \alpha_i^4 y_i^2 - 2\lambda \alpha_i^2 y_i^2}{(\lambda + \alpha_i^2)^2} = \frac{-1}{4\lambda} \sum_{i=1}^k \frac{\lambda^2 y_i^2 + \alpha_i^4 y_i^2 - 2\lambda \alpha_i^2 y_i^2}{(\lambda + \alpha_i^2)^2} \\
&= \frac{-1}{4\lambda} \sum_{i=1}^k \frac{(\lambda y_i - \alpha_i^2 y_i)^2}{(\lambda + \alpha_i^2)^2}
\end{aligned}$$

Comme  $\lambda > 0$  il est clair que

$$\boxed{\forall \lambda \in ]0, +\infty[, \quad F(\lambda) \leq -1 + \frac{1}{4\lambda} \sum_{i=1}^k y_i^2.}$$

(b)  $F$  est dérivable sur  $\mathbb{R}_+^*$  comme somme de fonctions dérivables et  $\forall \lambda \in \mathbb{R}_+^*, \quad F'(\lambda) = -\sum_{i=1}^k \frac{2\alpha_i^2 y_i^2}{(\lambda + \alpha_i^2)^3} < 0$

car  $\alpha_1, \dots, \alpha_k$  sont tous non nuls (énoncé) et comme  $y_1, \dots, y_k$  ne sont pas tous nuls sinon  $\rho(Y) = 0$ .

Par ailleurs,  $\lim_{\lambda \rightarrow +\infty} F(\lambda) = -1$  et pour tout  $i \in \llbracket 1; k \rrbracket$ ,  $\frac{\alpha_i^2 y_i^2}{(\lambda + \alpha_i^2)^2} \xrightarrow{\lambda \rightarrow 0+} \frac{y_i^2}{\alpha_i^2}$  ainsi, par somme  $F(\lambda) \xrightarrow{\lambda \rightarrow 0+} -1 + \rho(\lambda) > 0$

$F$  est continue et strictement décroissante sur  $\mathbb{R}_+^*$  donc  $F$  réalise une bijection de  $\mathbb{R}_+^*$  sur  $] -1, \rho(\lambda) - 1[$  qui contient 0. Ainsi :

$$\boxed{\text{Il existe un unique } \lambda_0 \in ]0, +\infty[ \text{ tel que } F(\lambda_0) = 0.}$$

En particulier  $\lambda_0$  réalise l'inégalité de la question précédente d'où  $F(\lambda_0) = 0 \leq -1 + \frac{1}{4\lambda_0} \sum_{i=1}^k y_i^2 \iff \lambda_0 \leq \frac{1}{4} \sum_{i=1}^k y_i^2$ .

(c) Conformément à **22.** il suffit de prouver que  $-D(X_0) \in \mathcal{N}(X_0)$ .

Comme  $A = I_n$ ,  $M = {}^tAA = I_n$  donc  $-D(X_0) = -MX_0 + {}^tAY = -X_0 + Y = BV = {}^tBV$ . (9)

$$\boxed{\exists V \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R}), -D(X_0) = {}^tBV}$$

- Si  $\rho(Y) \leq 1$ .

Alors  $\beta = 0$  et on a :  $\forall i \in \llbracket 1; n \rrbracket, \quad v_i = \begin{cases} \frac{y_i}{|\alpha_i|} & \text{si } 1 \leq i \leq k \\ 0 & \text{si } k+1 \leq i \leq n \end{cases}$

$$\begin{aligned} \text{Ainsi } \|V\|^2 &= \sum_{i=1}^n v_i^2 = \sum_{i=1}^k \frac{y_i^2}{\alpha_i^2} \\ &= \rho(Y) \leq 1 \end{aligned}$$

$$\text{Par ailleurs, } BX_0 = BY - B^2V = \begin{pmatrix} \alpha_1 y_1 \\ \vdots \\ \alpha_k y_k \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \alpha_1^2 \times \frac{y_1^2}{\alpha_1^2} \\ \vdots \\ \alpha_k^2 \times \frac{y_k^2}{\alpha_k^2} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} = 0$$

Et alors

Bref,

- Si  $\rho(Y) > 1$ .

$$\text{On a alors } \beta = \lambda_0 \text{ et } V = \begin{pmatrix} \frac{\alpha_1 y_1}{\lambda_0 + \alpha_1^2} \\ \vdots \\ \frac{\alpha_k y_k}{\lambda_0 + \alpha_k^2} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \text{ et ainsi } \|V\|^2 = \sum_{i=1}^k \frac{\alpha_i^2 y_i^2}{(\lambda_0 + \alpha_i^2)^2} = F(\lambda_0) + 1 = 1$$

$$\text{Par ailleurs, } BX_0 = BY - B^2V = \begin{pmatrix} \alpha_1 y_1 \\ \vdots \\ \alpha_k y_k \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \alpha_1^2 \times \frac{\alpha_1 y_1^2}{\lambda_0 + \alpha_1^2} \\ \vdots \\ \alpha_k^2 \times \frac{\alpha_k y_k^2}{\lambda_0 + \alpha_k^2} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_1 y_1 - \alpha_1^2 \times \frac{\alpha_1 y_1^2}{\lambda_0 + \alpha_1^2} \\ \vdots \\ \alpha_k y_k - \alpha_k^2 \times \frac{\alpha_k y_k^2}{\lambda_0 + \alpha_k^2} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\alpha_1 y_1 \lambda_0}{\lambda_0 + \alpha_1^2} \\ \vdots \\ \frac{\alpha_k y_k \lambda_0}{\lambda_0 + \alpha_k^2} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\text{Ainsi } \|BX_0\|^2 = \sum_{i=1}^k \frac{\alpha_i^2 y_i^2 \lambda_0^2}{(\lambda_0 + \alpha_i^2)^2} = \lambda_0^2 (1 - F(\lambda_0)) = \lambda_0^2$$

Et comme il s'agit de réels positifs,  $\|BX_0\| = \lambda_0$  et donc  $\|BX_0\| V = BX_0$

Ainsi

On a bien

- (d) i. Par exemple :

```
def FoncSom(alpha, Y, lda):
    k = np.shape(alpha)[0]
    Numer = Y[:,k]**2
    Denom = alpha**2 + lda
    return -1 + np.sum(Numer / Denom)
```

- ii. Par exemple :

```
def CalcLmbda(alpha, Y, epsilon):
    a = 0
    b = np.sum(Y**2)/4
    while b - a > epsilon / 2:
        if FoncSom(alpha, Y, (a+b)/2) > 0: a = (a + b)/2
        else: b = (a + b)/2
    return (a + b)/2
```

- iii. Par exemple en utilisant l'expression de  $X_0$  obtenue en **23c.** via (9) :

```
def CalcSolution(alpha, Y, epsilon):
    k = np.shape(alpha)[0]
    n = np.shape(Y)[0]
```

```

rho = np.sum(Y[:k]**2 / alpha)
if rho > 1: beta = CalcLmbda(alpha,Y,epsilon)
else :      beta = 0
B = np.zeros((n,n))
for i in range(k): B[i,i] = alpha[i]
V = np.zeros(n)
for i in range(k):
    V[i] = alpha[i]*Y[i]/(beta + alpha[i]**2)
return Y - np.dot(B,V)

```