

## Échauffements

1. La fonction  $(x,y) \in \mathcal{D} \mapsto y-x$  est polynomiale donc de classe  $C^2$  sur  $\mathcal{D}$  et à valeurs dans  $\mathbb{R}_*^+$ . De plus, la fonction logarithme est de classe  $C^2$  sur  $\mathbb{R}_*^+$ . Par composition,  $(x,y) \in \mathcal{D} \mapsto \ln(y-x)$  est  $C^2$  sur  $\mathcal{D}$ . Par somme avec une fonction polynomiale,  $f$  est  $C^2$  sur  $\mathcal{D}$ .

Pour  $(x,y) \in \mathcal{D}$

$$\partial_1 f(x,y) = 2x + \frac{1}{y-x} \quad \partial_2 f(x,y) = 2y - \frac{1}{y-x}.$$

et

$$\partial_{1,1}^2 f(x,y) = 2 + \frac{1}{(y-x)^2}, \quad \partial_{2,2}^2 f(x,y) = 2 + \frac{1}{(y-x)^2}$$

Enfin, par le théorème de Schwarz

$$\partial_{1,2}^2 f(x,y) = -\frac{1}{(y-x)^2}$$

2.  $(x,y) \in \mathcal{D}$  est point critique si et seulement si

$$\begin{cases} 2x + \frac{1}{y-x} = 0 \\ 2y - \frac{1}{y-x} = 0 \end{cases} \iff L_1 \leftarrow L_1 + L_2 \begin{cases} 2x + 2y = 0 \\ 2y - \frac{1}{y-x} = 0 \end{cases}$$

$$\iff \begin{cases} x = -y \\ 2y = \frac{1}{2y} \end{cases} \iff \begin{cases} x = -y \\ y^2 = \frac{1}{4} \end{cases}$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} x = -\frac{1}{2} \\ y = \frac{1}{2} \end{cases} \text{ ou } \begin{cases} x = \frac{1}{2} \\ y = -\frac{1}{2} \end{cases}$$

Le second cas est à exclure car  $(x, y) \in \partial$ . Finalement, On a un unique point critique donné par  $(x, y) = (-\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$ .

3. On a :

$$A \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = 2 \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \text{ et } A \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} = 4 \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}.$$

Comme  $A \in M_2(\mathbb{R})$ , on a

$$\text{Sp}(A) = \{2; 4\}.$$

La matrice hessienne au point critique est :

$$\nabla^2 f(-\frac{1}{2}; \frac{1}{2}) = \begin{bmatrix} 3 & -1 \\ -1 & 3 \end{bmatrix}$$

et d'après ce qui précède, le spectre est inclus dans  $\mathbb{R}_*^+$ . On sait alors que  $f(-\frac{1}{2}; \frac{1}{2})$  est un minimum local car  $\partial$  est une partie ouverte.

Soit  $(x, y) \in \mathcal{D}$ . Posons  $\alpha = 1/(y-x)^2$  de sorte que

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{bmatrix} 2+\alpha & -\alpha \\ -\alpha & 2+\alpha \end{bmatrix}$$

On a en particulier

$$\nabla^2 f(x, y) \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = 2 \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{et } \nabla^2 f(x, y) \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2+2\alpha \\ -2\alpha-2 \end{bmatrix} = (2+2\alpha) \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}.$$

On en déduit que

$$Sp(\nabla^2 f(x, y)) = \{2; 2+2\alpha\} \subset \mathbb{R}^+ \text{ car } \alpha \in \mathbb{R}^+.$$

En fin,  $\mathcal{D}$  est une partie convexe, on sait alors que le minimum est global.

## Mathématique et finance

5.  $R$  admet une variance car chaque  $R_i$  admet un moment d'ordre 2.

$$\begin{aligned} V(R) &= \text{Cov} \left( \sum_{i=1}^n x_i R_i ; \sum_{j=1}^n x_j R_j \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i x_j \text{Cov}(R_i, R_j) \\ &= \sum_{i=1}^n x_i^2 \text{Cov}(R_i, R_i) + 2 \sum_{i < j} x_j x_i \text{Cov}(R_i, R_j) \end{aligned}$$

D'où le résultat car  $\text{Cov}(R_i, R_i) = V(R_i)$ .

6. Utilisons la formule

$$V(R) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j$$

pour en déduire le code :

```
def Variance(Q, A):  
    n = len(Q) ; S = 0  
    for i in range(n):  
        for j in range(n):  
            S += Q[i] * Q[j] * A[i, j]  
    return S.
```

11. La fonction affine  $p: x \in \mathbb{R}^n \mapsto x_1 + \dots + x_n$  est continue, donc l'ensemble

## 7. Calculs

8. a La matrice  $A$  est symétrique réelle donc diagonalisable

b. Si  $U$  est vecteur propre pour  $A$  avec la valeur propre  $\lambda$ . On a d'une part

$${}^t U A U = \lambda {}^t U U = \lambda \|U\|^2$$

$$\text{et } {}^t U A U = V(R) \geq 0$$

Comme  $\|U\|^2 > 0$ , on a bien  $\lambda \geq 0$ .

9. La fonction  $F$  est  $C^2$  sur  $\mathbb{R}^n$  car polynomiale.  
De plus, pour tout indice  $k$  fixé

$$\begin{aligned} \partial_k F(x_1, \dots, x_n) &= 2x_k V(R_k) + 2 \sum_{\substack{i \in \llbracket 1, n \rrbracket \\ i \neq k}} x_i \times 1 \operatorname{Cov}(R_i, R_k) \\ &= 2 \sum_{i=1}^n x_i \operatorname{Cov}(R_i, R_k) \end{aligned}$$

$$\text{car } V(R_k) = \operatorname{Cov}(R_k, R_k)$$

et par définition de  $A$  et  $X$ , le coefficient de  $2AX$  en position  $k$  est:

$$\begin{aligned} [2AX]_k &= 2 \sum_{i=1}^n [A_{ki}] [X]_i \\ &= 2 \sum_{i=1}^n \operatorname{Cov}(R_k, R_i) x_i \\ &= \partial_k F(x) \end{aligned}$$

On a bien

$$\nabla F(x) = 2AX$$

Ensuite, on a pour tout  $(i, j) \in \llbracket 1; n \rrbracket^2$

$$\partial_{ij}^2 F(x) = 2 \operatorname{Cov}(R_i, R_j) = 2a_{ij}$$

D'où

$$\nabla^2 F(x) = 2A.$$

10. L'ensemble des points critiques est donné par le noyau de  $A$ . En particulier, il y a au moins  $0_{\mathbb{R}^n}$  comme point critique.

Et, d'après 8.b, pour tout  $x$

$$\operatorname{Sp}(\nabla^2 F(x)) = \operatorname{Sp}(2A) \subset \mathbb{R}^+$$

Comme  $\mathbb{R}^n$  est convexe, on sait que tout point critique donne un minimum global.

Comme il y a en au moins un,  $F$  admet un minimum global. (et pas de maximum global).

11.  $H_0 = \{x \in \mathbb{R}^n \mid \varphi(x) = 1\}.$

est fermé. Les ensembles

$H_i = \{x \in \mathbb{R}^n \mid x_i \geq 0\}$  pour  $i \in \llbracket 1, n \rrbracket$   
sont aussi fermés. Par intersection

$$H = H_0 \cap H_1 \cap \dots \cap H_n$$

est un fermé.

De plus, pour tout  $x \in H$ , on a.

$$\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, \quad x_i \in [0; 1].$$

On en déduit que  $H$  est aussi borné.

12. En tant que fonction continue (car polynomiale) sur une partie fermée et bornée,  $f$  admet un minimum sur  $H$ .

13. D'après l'inégalité de Cauchy-Schwarz pour la covariance, on a

$$|c| = |\text{Cov}(X, Y)| \leq \sqrt{V(X)} \cdot \sqrt{V(Y)} = 6.$$

14 a) Soit  $a \in [0; 1]$

$$V(R) = V(aX + (1-a)Y)$$

$$= a^2 V(X) + (1-a)^2 V(Y) + a(1-a) \cdot 2\text{cov}(X, Y)$$

$$= 12a^2 + (1-a)^2 \cdot 3 + 2a(1-a)c$$

$$V(R) = (15 - 2c)a^2 + 2(c - 3)a + 3.$$

14b) La fonction  $h$  est polynomiale donc dérivable et

$$\begin{aligned}\forall x \in [0;1], \quad h'(x) &= 2(15-2c)x + 2(c-3) \\ &= 2(15-2c) \left( x - \frac{3-c}{15-2c} \right) \\ &= 2(15-2c) (x - c_0).\end{aligned}$$

$$\text{où } c_0 = \frac{3-c}{15-2c}.$$

Distinguons plusieurs cas.

$\text{I} \Rightarrow$  Si  $c \in [-6, 3]$ , alors on vérifie que  $c_0 \in ]0;1[$

On en déduit que  $h$  est strictement décroissante sur  $[0; c_0]$ , strictement croissante sur  $[c_0; 1]$ . On a donc un minimum uniquement atteint en  $c_0$  donné par

$$h(c_0) = \frac{36-c^2}{15-2c}.$$

$\text{II} \Rightarrow$  Si  $c \in [3; 6]$  alors  $c_0 \leq 0$  et  $h'(x) > 0$  sur  $]0;1]$ .

La fonction est donc strictement croissante sur  $[0; 1]$  avec un minimum  $h(0) = 3$ .

$\rightarrow$  Dans les deux cas, on a un unique minimum pour  $\forall c \in \mathbb{R}$

On a donc bien un unique portefeuille.

Lorsque  $c \in [-6; 3]$ , il vaut  $(c_0; 1-c_0)$

Lorsque  $c \in [3; 6]$ , il vaut  $(0; 1)$

15a) Lorsque  $c = -6$ , on a  $c_0 = \frac{1}{3}$ ,  $1 - c_0 = \frac{2}{3}$ .

Le portefeuille de variance minimale est  $(\frac{1}{3}; \frac{2}{3})$   
et dans ce cas  $V(R) = 0$ .

On sait alors que la variable est presque sûrement constante.

15b) Dans ce cas,  $c = \text{Cov}(X, Y) = 0$  et  $c_0 = \frac{1}{5}$ .

Le portefeuille est  $(\frac{1}{5}, \frac{4}{5})$ .

16. On a alors

$$R = \frac{1}{5}X + \frac{4}{5}Y.$$

Et par la stabilité par combinaison linéaire de variables indépendantes de lois normales

$$R \hookrightarrow \mathcal{N}\left(\frac{18}{5}, \frac{12}{5}\right)$$

Dans ce cas

$$P(R \geq 4) = 1 - P(R < 4) = 1 - P(R \leq 4) \quad (\text{à densité})$$

$$\text{Or } P(R \leq 4) = P\left(\frac{R - \frac{18}{5}}{\sqrt{12/5}} \leq \frac{4 - \frac{18}{5}}{\sqrt{12/5}}\right)$$

$$= P(R^* \leq \frac{1}{\sqrt{15}}) \quad \text{où } R^* \hookrightarrow \mathcal{N}(0, 1)$$

Ce qui donne

$$P(R \geq 4) \approx 1 - 0,6 \approx 0,4.$$

18. On a :

$$E(X) = \frac{12+0}{2} = 6$$

$$E(Y) = \frac{6+0}{2} = 3$$

$$V(X) = \frac{(12-0)^2}{12} = 12$$

$$V(Y) = \frac{(6-0)^2}{12} = 3.$$

19. a) def simu() :

$x = 12 * \text{rd.rand}()$  # simulation de  $X$

$y = 6 * \text{rd.rand}()$  # simulation de  $Y$ .

return  $x + 4 * y$ .

19. b) Par exemple

def Ech(m) :

$E = \text{np.zeros}(m)$

for  $i$  in range(m) :

$E[i] = \text{simu}()$

plt.hist( $E$ , 30, density=True)

plt.show().

20. Par les règles de transformation affine des lois uniformes, on sait que

$$4Y \hookrightarrow U([0; 24]).$$

Appliquons le théorème de sommation

→  $X$  et  $4Y$  sont indépendantes

→ pour tout  $x \in \mathbb{R}$ , l'intégrale

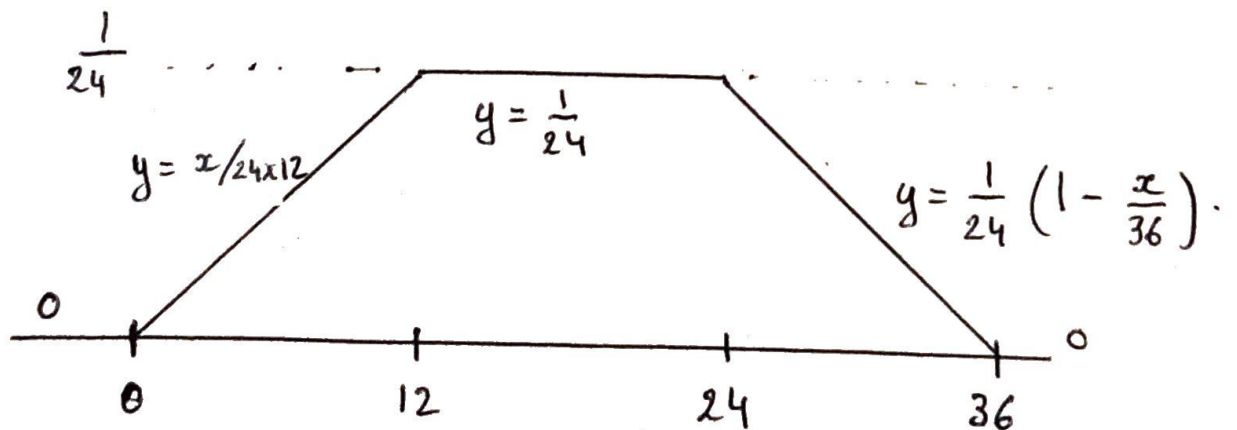
$$h(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g(x-t)dt \text{ avec } \begin{cases} f \text{ une densité de } X \\ g \text{ une densité de } Y \end{cases}$$

est convergente car  $f$  et  $g$  sont deux densités bornées (et même nulle en dehors de  $[0;6]$  pour  $f$  et  $[0;24]$  pour  $g$ ).

On sait alors que  $X+4Y$  est une variable aléatoire à densité et une densité est donnée par  $h$ .

21.a) Comme  $f$  et  $g$  sont constantes "par morceaux",  $h$  est affine par morceaux.

De plus, l'histogramme semble "converger" vers la courbe ci-dessous



une densité serait

$$\tilde{h} : x \in \mathbb{R} \longrightarrow \begin{cases} x/288 & \text{si } x \in [0;12] \\ 1/24 & \text{si } x \in [12,24] \\ (1-x/36)/24 & \text{si } x \in [24,36] \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

21. b) Si  $x \in [0; 12]$ , on a

$$h(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) g(x-t) dt = \frac{1}{12} \int_0^{12} g(x-t) dt$$

or

$$g(u) = \begin{cases} 1/24 & \text{si } u \in [0; 24] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Ainsi  $g(x-t) = 0$  dès que  $t > x$ , on a

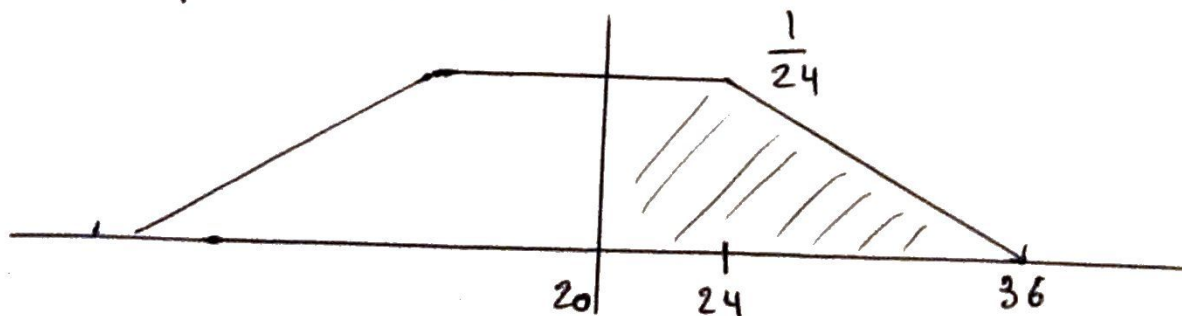
$$h(x) = \frac{1}{12} \int_0^x g(x-t) dt = \frac{1}{12} \int_0^x \frac{1}{24} dx = \frac{x}{288}.$$

Ce que confirme la simulation.

22. On a dans ce cas  $R = \frac{1}{5}X + \frac{4}{5}Y = \frac{1}{5}(X + 4Y)$ .  
et

$$P(R \geq 4) = P(X + 4Y \geq 20).$$

Dit autrement, la probabilité recherchée correspond à l'aire

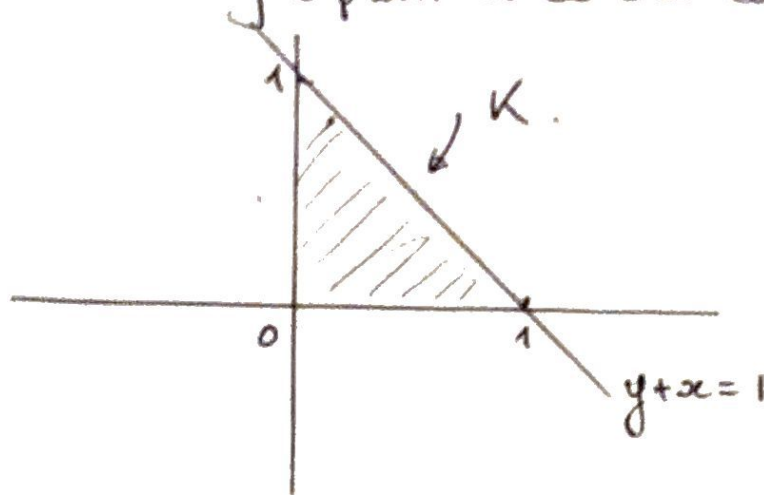


Soit

$$(24 - 20) \times \frac{1}{24} + \frac{(36 - 24)}{2} \times \frac{1}{24} = \frac{1}{6} + \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{6} = \frac{3}{12}.$$

## Partie 2

23.  $K$  est un triangle plein avec ses côtés



Comme  $f$  est polynomiale,  $f$  est continue sur un fermé borné, il y a donc un minimum sur  $K$ .

De plus

$$\begin{aligned} V(R) &= V(xX + yY + zZ) \\ &= x^2V(X) + y^2V(Y) + z^2V(Z) + 2xy\text{Cov}(X,Y) \\ &\quad + 2xz\text{Cov}(X,Z) + 2yz\text{Cov}(Y,Z) \end{aligned}$$

On continue avec les valeurs de l'énoncé et  $z=1-x-y$

$$\begin{aligned} V(R) &= 2x^2 + 6y^2 + (1-x-y)^2 6 \\ &\quad - 2xy + 4xz + 2yz \end{aligned}$$

(d'abord je mets l'expression polynomiale)

$$= \underbrace{\quad}_x x^2 + \underbrace{\quad}_y y^2 + \underbrace{\quad}_{x+y} xy + \underbrace{\quad}_{\text{terme constant}}$$

$$\begin{aligned} \text{(et je complète)} \quad &= (2+6-4)x^2 + (6+6-2)y^2 \\ &\quad + (+2 \times 6 - 2 - 4 - 2)xy + (-2 \times 6 + 4)x \end{aligned}$$

$$+ (-2 \times 6 + 2) + 6 \times 1^2$$

$$= 4x^2 + 10y^2 + 4xy - 8x - 10y + 6 = f(x, y).$$

On cherche à minimiser  $V(R)$ , soit  $f$ .

24. On a ici

$$\partial_1 f(x, y) = 8x + 4y - 8$$

$$\partial_2 f(x, y) = 20y + 4x - 10$$

et  $(x, y)$  est point critique si et seulement

$$\text{si } \begin{cases} 8x + 4y = 8 \\ 20y + 4x = 10 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} 2x + y = 2 \\ 2x + 10y = 5 \end{cases}$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} 2x + y = 2 \\ 6y = 3 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} x = 5/6 \\ y = 1/3 \end{cases}$$

On a bien un unique point critique.

25. Si  $f$  admet un minimum sur l'ouvert  $K_0$ , alors c'est atteint en un point critique. Or le seul point critique de  $f$  n'appartient pas à  $K_0$  ( $\frac{5}{6} + \frac{1}{3} > 1$ ). Absurde. Il n'y a pas de minimum pour  $f$  sur  $K_0$ .

26. Si  $(x, y) \in K_1$ , alors

$$f(x, y) = f(0, y) = 10y^2 - 10y + 6 = h(y)$$

$h$  est polynomiale de degré 2,  $h'(y) = 10(2y - 1)$

Il y a un minimum pour  $y = \frac{1}{2}$ .

Sur  $K_1$ ,  $f$  admet  $f(0; \frac{1}{2}) = \frac{7}{2}$

Si  $(x, y) \in K_2$

$$f(x, y) = 4x^2 - 8x + 6 = (2x - 2)^2 + 2 \geq 2$$

Sur  $K_2$ ,  $f$  admet  $f(1, 0) = 2$  comme minimum.

Enfin sur  $K_3$ ,

$$f(x, y) = f(x, 1-x) = 10 \left( x - \frac{7}{10} \right)^2 + \frac{11}{10}$$

et le minimum est  $\frac{11}{10}$  car  $\frac{7}{10} \in [0, 1]$ .

26. b) Résumons

- Il n'y a pas de minimum sur  $K_0$
- $7/2$  est le minimum sur  $K_1$
- 2 est celui sur  $K_2$
- et  $\frac{7}{10}$  est celui sur  $K_3$ .

Le minimum sur  $K = K_0 \cup K_1 \cup K_2 \cup K_3$  est donc  $\frac{7}{10}$ .

Le portefeuille le plus sûr est donc pour

$$(x, y, z) = \left( \frac{7}{10}; \frac{3}{10}; 0 \right).$$

Soient  $U, W \in M_{n,1}(\mathbb{R})$

27. Comme  $A$  est une matrice symétrique

$$\begin{aligned}\varphi(U, W) &= {}^t U A W = {}^t ({}^t U A W) \\ &= {}^t W {}^t A {}^t ({}^t U) = {}^t W A U = \varphi(W, U).\end{aligned}$$

donc  $\varphi$  est symétrique.

De plus, pour  $U, V, W \in M_{n,1}(\mathbb{R})$ ,  $\lambda, \mu \in \mathbb{R}$

$$\begin{aligned}\varphi(\lambda U + \mu V, W) &= {}^t (\lambda U + \mu V) A W \\ &= \lambda {}^t U A W + \mu {}^t V A W \\ &= \lambda \varphi(U, W) + \mu \varphi(V, W).\end{aligned}$$

On a donc la linéarité à droite et par symétrie la linéarité à gauche.  $\varphi$  est bilinéaire.

Soit  $U \in M_{n,1}(\mathbb{R})$ . Comme  $A$  est une matrice symétrique réelle,  $A$  est diagonalisable dans une base orthonormée. Soit  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  une base orthonormée de vecteurs propres de  $A$ . et  $(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  les valeurs propres associées. Il existe  $\mu_1, \dots, \mu_n \in \mathbb{R}$  tels que  $U = \sum_{i=1}^n \mu_i X_i$

D'où

$$\begin{aligned}{}^t U A U &= \left( \sum_{i=1}^n \mu_i {}^t X_i \right) A \left( \sum_{j=1}^n \mu_j X_j \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \mu_i \mu_j {}^t X_i A X_j\end{aligned}$$

$$\text{Or } {}^tX_i A X_j = \lambda_j {}^tX_i X_j = \begin{cases} 0 & \text{si } i \neq j \\ \lambda_j & \text{si } i = j \end{cases}$$

$$\text{d'où } {}^tU A U = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mu_i^2,$$

Or on a vu que le spectre de  $A$  est inclus dans  $\mathbb{R}^+$ , donc

$$\varphi(U, U) = {}^tU A U \geq 0$$

Avec égalité si et seulement si

$$\forall i \in \llbracket 1; n \rrbracket, \quad \lambda_i \mu_i^2 = 0$$

Or,  $A$  est inversible, aucune valeur propre n'est nulle

$$\forall i \in \llbracket 1; n \rrbracket \quad \mu_i = 0$$

Soit  $U = 0$ .

On a montré que  $\varphi$  est définie positive, c'est un produit scalaire.

28. Soient  $U, W \in M_{n,1}(\mathbb{R})$ . On a

$$N\left(\frac{U+W}{2}\right)^2 = \frac{1}{4} N(U)^2 + \frac{1}{4} N(W)^2 + \frac{1}{2} \varphi(U, W)$$

$$N\left(\frac{U-W}{2}\right)^2 = \frac{1}{4} N(U)^2 + \frac{1}{4} N(W)^2 - \frac{1}{2} \varphi(U, W)$$

on obtient le résultat par somme

29. Supposons qu'il existe  $x, x'$  deux portefeuilles de variance minimale. Notons  $X$  et  $X'$  leurs matrices colonnes dans la base canonique. Le rendement de ces deux portefeuilles est identique  $R$ .

$$\begin{aligned} V(R) &= {}^t X A X = p(X, X) = N(X)^2 \\ &= {}^t X' A X' = N(X')^2. \end{aligned}$$

D'après la relation précédente.

$$\begin{aligned} N\left(\frac{X+X'}{2}\right) &= \frac{1}{2} (V(R) + V(R)) - N\left(\frac{X-X'}{2}\right) \\ &= V(R) - N\left(\frac{X-X'}{2}\right). \end{aligned}$$

Or, par définition du minimum

$$N\left(\frac{X+X'}{2}\right) \geq V(R)$$

on obtient alors

$$N\left(\frac{X-X'}{2}\right) \leq 0 \text{ puis } N\left(\frac{X-X'}{2}\right) = 0$$

et  $X-X'=0$ ,  $X=X'$  car  $N$  est une norme.

Il y a unicité du portefeuille.