

ESSEC 2012

J.F. COSSUTTA Ex lycée Marcelin BERTHELOT SAINT-MAUR .

jean-francois.cossutta@wanadoo.fr

Commençons par quelques remarques et quelques évidences avec quelques preuves pour faciliter le passage entre applications linéaires et matrices...

R-1 Dans la suite nous noterons $\langle \cdot, \cdot \rangle_n$ ($\langle \cdot, \cdot \rangle_m$) le produit scalaire canonique de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ (resp. $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$) et $\|\cdot\|_n$ (resp. $\|\cdot\|_m$) la norme associée.

R0 Si M est une matrice de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$, comme le texte nous le propose on posera :

$$\text{Ker } M = \{X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) \mid MX = 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})}\}.$$

$$\text{Im } M = \{Y \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R}) \mid \exists X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), Y = MX\} = \{MX \mid X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})\}.$$

R1 Soit f une application linéaire de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ dans $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ et M sa matrice relativement à la base canonique \mathcal{B}_n de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et à la base canonique \mathcal{B}_m de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$. Alors :

$$M \in \mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$$

$$\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), f(X) = MX$$

$$\text{Ker } f = \text{Ker } M$$

$$\text{Im } f = \text{Im } M$$

f est une application linéaire de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ dans $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$, $\dim \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) = n$ et $\dim \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R}) = m$. Donc M est une matrice de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$.

Notons que la matrice d'un élément X de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ dans la base canonique \mathcal{B}_n de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ est X ! De même la matrice d'un élément Y de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ dans la base canonique \mathcal{B}_m de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ est Y .

Soit X un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. La matrice de X dans \mathcal{B}_n est X donc la matrice de $f(X)$ dans la base \mathcal{B}_m est MX . Mais la matrice de $f(X)$ dans \mathcal{B}_m est également $f(X)$. Alors $f(X) = MX$.

$\text{Ker } f = \{X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) \mid f(X) = 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})}\}$ donc $\text{Ker } f = \{X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) \mid MX = 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})}\}$. Ainsi $\text{Ker } f = \text{Ker } M$.

$\text{Im } f = \{f(X) \mid X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})\}$ donc $\text{Im } f = \{MX \mid X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})\}$. Ainsi $\text{Im } f = \text{Im } M$.

R1' Soit f un endomorphisme de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et M sa matrice dans la base canonique \mathcal{B}_n de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. Alors :

$$M \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$$

$$\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), f(X) = MX$$

$$\text{Ker } f = \text{Ker } M$$

$$\text{Im } f = \text{Im } M$$

Il suffit de faire $m = n$ dans **R1**.

R2 M est une matrice de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$. On pose $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), g(X) = MX$. Alors :

- g une application linéaire de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ dans $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$.
- M est sa matrice relativement à la base canonique \mathcal{B}_n de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et à la base canonique \mathcal{B}_m de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$.
- $\text{Ker } g = \text{Ker } M$ et $\text{Im } g = \text{Im } M$.
- $\text{Ker } M$ est un sous-espace vectoriel de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $\text{Im } M$ est un sous-espace vectoriel de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$.
- $\text{rg } M = \dim \text{Im } M$.

• $M \in \mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$ donc $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $g(X) = MX \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$. g est une application de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ dans $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$.

$\forall \lambda \in \mathbb{R}$, $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $\forall X' \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $g(\lambda X + X') = M(\lambda X + X') = \lambda MX + MX' = \lambda g(X) + g(X')$. Alors g est linéaire.

Finalement g est une application linéaire de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ dans $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$.

• Soit G la matrices de g relativement aux bases \mathcal{B}_n et \mathcal{B}_m . D'après **R1** : $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $g(X) = GX$.

Donc $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $MX = g(X) = GX$.

Posons $\mathcal{B}_n = (E_1, E_2, \dots, E_n)$. $\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket$, $ME_i = GE_i$. Donc pour tout i dans $\llbracket 1, n \rrbracket$, la $i^{\text{ème}}$ colonne de M est égale à la $i^{\text{ème}}$ colonne de G . Ainsi $M = G$.

• M étant la matrice de g relativement aux bases \mathcal{B}_n et \mathcal{B}_m il résulte de **R1** que $\text{Ker } g = \text{Ker } M$ et $\text{Im } g = \text{Im } M$.

• Le cours indique que $\text{Ker } g$ est un sous-espace vectoriel de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ donc $\text{Ker } M$ est un sous-espace vectoriel de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

De même $\text{Im } g$ est un sous-espace vectoriel de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ donc $\text{Im } M$ est un sous-espace vectoriel de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$.

• $\text{rg } M = \text{rg } g = \dim \text{Im } g = \dim \text{Im } M$. Ainsi $\text{rg } M = \dim \text{Im } M$.

R3 M et M' sont deux matrices de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$. $M = M'$ si et seulement si $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $MX = M'X$.

Posons $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $g(X) = MX$ et $g'(X) = M'X$.

M (resp. M') est la matrice de g (resp. g') relativement aux bases \mathcal{B}_n et \mathcal{B}_m . Ainsi :

$M = M' \iff g = g' \iff \forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $g(X) = g'(X) \iff \forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $MX = M'X$.

R3' M est une matrice de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$.

La matrice M est la matrice nulle de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$ si et seulement si $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $MX = 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})}$.

Il suffit de faire $M' = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$ dans **R3**.

R4 **Théorème du rang.** M est une matrice de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$.

$$\dim \text{Ker } M + \dim \text{Im } M = n \quad \text{ou} \quad \dim \text{Ker } M + \text{rg } M = n.$$

Posons $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $g(X) = MX$.

D'après **R2**, g est une application linéaire de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ dans $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ telle que : $\text{Ker } M = \text{Ker } g$ et $\text{Im } M = \text{Im } g$.

D'après le théorème du rang du programme (!) : $\dim \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) = \dim \text{Ker } g + \text{rg } g$.

Alors $n = \dim \text{Ker } g + \text{rg } g = \dim \text{Ker } M + \text{rg } M$.

On a aussi $n = \dim \text{Ker } g + \dim \text{Im } g = \dim \text{Ker } M + \dim \text{Im } M$.

R5 M est une matrice de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$. $\text{rg } {}^t M = \text{rg } M$.

Résultat gracieusement admis par l'énoncé...

R6 F est un sous-espace vectoriel de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. p est la projection orthogonale sur F et P est sa matrice dans la base canonique de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

• $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $p(X) = PX$.

• $\text{Ker } p = \text{Ker } P = F^\perp$; en particulier $\forall X \in F^\perp$, $PX = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$.

• $\text{Im } p = \text{Im } P = F$.

• $\text{Ker } (p - \text{Id}_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}) = \text{Ker}(P - I_n) = F$; en particulier $\forall X \in F$, $PX = X$.

Rappelons que $F = \text{Im } p = \text{Ker } (p - \text{Id}_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})})$ et $F^\perp = \text{Ker } p$.

Notons que P et $I_n - P$ sont les matrices de p et $p - \text{Id}_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$ dans la base \mathcal{B}_n .

R1' donne alors les résultats des quatre points, non ?

R7 "Théorème de meilleure approximation".

F est un sous-espace vectoriel d'un espace vectoriel euclidien E et x est un élément de E .

1. $\text{Min}_{z \in F} \|x - z\|$ existe.

2. La projection orthogonale de x sur F est l'unique élément de F qui réalise ce minimum.

Ceci est un résultat de cours.

R8 Méthode des moindres carrés.

A est un élément de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$ et B un élément de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$. On suppose que le rang de A est n .

$\|\cdot\|_m$ est la norme de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ associée au produit scalaire canonique.

1. tAA est inversible.

2. $\text{Min}_{X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} \|AX - B\|_m$ existe.

3. Il existe un unique élément X_0 de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ tel que $\|AX_0 - B\|_m = \text{Min}_{X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} \|AX - B\|_m$.

4. $X_0 = ({}^tAA)^{-1}({}^tAB)$ ou ${}^tAAX_0 = {}^tAB$.

Ceci est un résultat de cours.

Question préliminaire.

1) Soit p la projection orthogonale sur F . P est sa matrice dans la base canonique de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

Soit X un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

(U_1, U_2, \dots, U_k) est une base orthonormée de F donc le cours indique que $p(X) = \sum_{i=1}^k \langle U_i, X \rangle_n U_i$.

Alors d'après **R1'** : $PX = p(X) = \sum_{i=1}^k \langle U_i, X \rangle_n U_i = \sum_{i=1}^k ({}^tU_i X) U_i$.

Observons que, pour tout élément i de $\llbracket 1, k \rrbracket$, ${}^tU_i X$ est une matrice de $\mathcal{M}_1(\mathbb{R})$ que l'on assimile à un réel.

Donc, pour tout élément i de $\llbracket 1, k \rrbracket$, $({}^tU_i X) U_i = U_i ({}^tU_i X)$. Alors :

$$PX = \sum_{i=1}^k U_i ({}^tU_i X) = \sum_{i=1}^k (U_i {}^tU_i) X = \left(\sum_{i=1}^k U_i {}^tU_i \right) X.$$

$\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $PX = \left(\sum_{i=1}^k U_i {}^tU_i \right) X$. **R3** donne alors $P = \sum_{i=1}^k U_i {}^tU_i$.

Ainsi : ${}^tP = {}^t \left(\sum_{i=1}^k U_i {}^tU_i \right) = \sum_{i=1}^k {}^t(U_i {}^tU_i) = \sum_{i=1}^k {}^t(U_i) {}^t({}^tU_i) = \sum_{i=1}^k U_i {}^tU_i = P$. Donc ${}^tP = P$.

Alors P est symétrique (normal pour la matrice d'une projection orthogonale dans une base orthonormée).

$$P = \sum_{i=1}^k U_i {}^t U_i \text{ et } P \text{ est une matrice symétrique.}$$

Partie I - Décomposition spectrale de la matrice ${}^t AA$ associée à une matrice A de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$.

2) (a) A est une matrice appartenant à $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$ donc ${}^t A$ est une matrice appartenant à $\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})$.

Alors ${}^t AA$ est une matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$.

${}^t AA$ est une matrice carrée d'ordre n à coefficients réels.

Soit X un élément de $\text{Ker } A$. $AX = 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})}$ donc ${}^t AAX = {}^t A 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})} = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$. Ainsi X appartient à $\text{Ker } {}^t AA$.

Finalement $\forall X \in \text{Ker } A, X \in \text{Ker } {}^t AA$. Ainsi :

$$\text{Ker } A \subset \text{Ker } {}^t AA.$$

(b) Soit X un élément de $\text{Ker } {}^t AA$.

${}^t AAX = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$. Alors $\|AX\|_m^2 = (AX)AX = {}^t X {}^t AAX = {}^t X 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} = 0$. Donc $\|AX\|_m^2 = 0$ et : $\|AX\|_m = 0$.

Si X appartient à $\text{Ker } {}^t AA$ alors $\|AX\|_m = 0$.

Soit X un élément de $\text{Ker } {}^t AA$. Alors $\|AX\|_m = 0$. Ceci donne $AX = 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})}$ et permet de dire que X est dans $\text{Ker } A$.

Donc $\forall X \in \text{Ker } {}^t AA, X \in \text{Ker } A$ et ainsi $\text{Ker } {}^t AA \subset \text{Ker } A$. Or (a) a donné $\text{Ker } A \subset \text{Ker } {}^t AA$. Alors :

$$\text{Ker } A = \text{Ker } {}^t AA.$$

D'après R3' $A = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})} \iff \forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), AX = 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})}$. Donc $A = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})} \iff \text{Ker } A = \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

De même ${}^t AA = 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})} \iff \text{Ker } {}^t AA = \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. Or $\text{Ker } A = \text{Ker } {}^t AA$. Ainsi :

$$A = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})} \iff \text{Ker } A = \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) \iff \text{Ker } {}^t AA = \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) \iff {}^t AA = 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})}.$$

A est la matrice nulle de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$ si et seulement si ${}^t AA$ est la matrice nulle de $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$. Donc A et ${}^t AA$ sont nulles simultanément.

(c) Soit Y un élément de $\text{Im } {}^t AA$. Il existe un élément X de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ tel que $Y = {}^t AAX$.

Posons $Z = AX$. Z appartient à $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ et $Y = {}^t AZ$ donc Y appartient à $\text{Im } {}^t A$.

$\forall Y \in \text{Im } {}^t AA, Y \in \text{Im } {}^t A$ donc $\text{Im } {}^t AA \subset \text{Im } {}^t A$.

Dès lors pour montrer que $\text{Im } {}^t AA = \text{Im } {}^t A$ il suffit de montrer que $\dim \text{Im } {}^t AA = \dim \text{Im } {}^t A$ car $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ est de dimension finie.

A est une matrice de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$ et ${}^t AA$ est une matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$. R4 donne alors $\dim \text{Ker } A + \text{rg } A = n$ et $\dim \text{Ker } {}^t AA + \text{rg } {}^t AA = n$ (théorème du rang).

Or $\text{Ker } A = \text{Ker } {}^t AA$ donc $\dim \text{Ker } A = \dim \text{Ker } {}^t AA$. Ainsi $\text{rg } A = n - \dim \text{Ker } A = n - \dim \text{Ker } {}^t AA = \text{rg } {}^t AA$.

Par conséquent $\text{rg } A = \text{rg } {}^tAA$. Or $\text{rg } {}^tA = \text{rg } A$ (**R5**) donc $\text{rg } {}^tA = \text{rg } {}^tAA$.

Alors $\dim \text{Im } {}^tA = \text{rg } {}^tA = \text{rg } {}^tAA = \dim \text{Im } {}^tAA$. Ainsi $\dim \text{Im } {}^tA = \dim \text{Im } {}^tAA$.

Ceci achève de montrer que :

$$\boxed{\text{Im } {}^tA = \text{Im } {}^tAA.}$$

3) (a) tAA est une matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ et ${}^t({}^tAA) = {}^tA {}^t({}^tA) = {}^tAA$.

Donc tAA est une matrice symétrique d'ordre n à coefficients réels. Ainsi :

$$\boxed{{}^tAA \text{ est diagonalisable.}}$$

Soit λ une valeur propre de tAA . λ est un réel car tAA est une matrice symétrique de $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$.

Soit X un vecteur propre de tAA associé à la valeur propre λ .

X est un élément non nul X de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ tel que ${}^tAAX = \lambda X$.

Nous avons vu plus haut que $\|AX\|_m^2 = {}^tX {}^tAAX$. Alors $\|AX\|_m^2 = {}^tX (\lambda X) = \lambda {}^tXX = \lambda \|X\|_n^2$.

X n'est pas nul donc $\|X\|_n^2$ est strictement positif. Alors $\lambda = \frac{\|AX\|_m^2}{\|X\|_n^2}$. Plus de doute, λ est un réel positif ou nul.

$$\boxed{\text{Les valeurs propres de } {}^tAA \text{ sont des réels positifs ou nuls.}}$$

(b) Soient i et j deux éléments distincts de $\llbracket 1, p \rrbracket$.

Rappelons que les sous-espaces propres de la matrice symétrique tAA sont deux à deux orthogonaux.

Ainsi $E_{\lambda_i}({}^tAA)$ et $E_{\lambda_j}({}^tAA)$ sont orthogonaux donc $E_{\lambda_j}({}^tAA) \subset (E_{\lambda_i}({}^tAA))^\perp$.

D'après **R6** : $\text{Im } P_j = E_{\lambda_j}({}^tAA)$ et $\text{Ker } P_i = (E_{\lambda_i}({}^tAA))^\perp$. Donc $\text{Im } P_j \subset \text{Ker } P_i$.

Or $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $P_j X \in \text{Im } P_j$. Ainsi $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $P_j X \in \text{Ker } P_i$.

Ceci qui donne $\forall X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $P_i P_j X = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$. Alors **R3'** nous autorise à dire que $P_i P_j = 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})}$.

$$\boxed{\text{Si } i \text{ et } j \text{ sont deux éléments distincts de } \llbracket 1, p \rrbracket, P_i P_j = 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})}.$$

Rappelons que pour tout élément i de $\llbracket 1, p \rrbracket$, P_i est la matrice d'une projection donc $P_i^2 = P_i$. Alors :

$$\boxed{\forall (i, j) \in \llbracket 1, p \rrbracket^2, P_i P_j = \begin{cases} P_i & \text{si } i = j \\ 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})} & \text{sinon} \end{cases} .}$$

Soit X un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

$\exists! (X_1, X_2, \dots, X_p) \in E_{\lambda_1}({}^tAA) \times E_{\lambda_2}({}^tAA) \times \dots \times E_{\lambda_p}({}^tAA)$, $X = \sum_{j=1}^p X_j$ car $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) = \bigoplus_{j=1}^p E_{\lambda_j}({}^tAA)$ puisque tAA est diagonalisable.

Soit i un élément de $\llbracket 1, p \rrbracket$. $P_i X = \sum_{j=1}^p P_i X_j$. Soit j un élément de $\llbracket 1, p \rrbracket$.

Si $j = i$, $X_j = X_i \in E_{\lambda_i}({}^tAA) = \text{Ker}(P_i - I_n)$ d'après **R6**, donc $P_i X_j = P_i X_i = X_i$.

Supposons $j \neq i$.

$X_j \in E_{\lambda_j}({}^tAA) = \text{Ker}(P_j - I_n)$ d'après **R6**, donc $P_j X_j = X_j$ ou $X_j = P_j X_j$.

Alors $P_i X_j = P_i P_j X_j = 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})} X_j = 0_{\mathcal{M}_n,1(\mathbb{R})}$.

Finalement $P_i X_j = \begin{cases} X_i & \text{si } j = i \\ 0_{\mathcal{M}_n,1(\mathbb{R})} & \text{si } j \neq i \end{cases}$. Alors $P_i X = \sum_{j=1}^p P_i X_j = X_i$ et ceci pour tout i dans $\llbracket 1, p \rrbracket$.

Donc $\left(\sum_{i=1}^p P_i \right) X = \sum_{i=1}^p P_i X = \sum_{i=1}^p X_i = X$.

Ainsi : $\forall X \in \mathcal{M}_n,1(\mathbb{R})$, $\left(\sum_{i=1}^p P_i \right) X = I_n X$. **R3** donne alors :

$$I_n = \sum_{i=1}^p P_i.$$

Soit X un élément de $\mathcal{M}_n,1(\mathbb{R})$. $\exists ! (X_1, X_2, \dots, X_p) \in E_{\lambda_1}({}^tAA) \times E_{\lambda_2}({}^tAA) \times \dots \times E_{\lambda_p}({}^tAA)$, $X = \sum_{i=1}^p X_i$.

$\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket$, $X_i \in E_{\lambda_i}({}^tAA)$ donc $\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket$, ${}^tAA X_i = \lambda_i X_i$. Rappelons que $\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket$, $P_i X = X_i$. Alors :

$$\left(\sum_{i=1}^p \lambda_i P_i \right) X = \sum_{i=1}^p \lambda_i P_i X = \sum_{i=1}^p \lambda_i X_i = \sum_{i=1}^p {}^tAA X_i = {}^tAA \left(\sum_{i=1}^p X_i \right) = {}^tAA X.$$

Ainsi : $\forall X \in \mathcal{M}_n,1(\mathbb{R})$, $\left(\sum_{i=1}^p \lambda_i P_i \right) X = {}^tAA X$. **R3** donne alors :

$${}^tAA = \sum_{i=1}^p \lambda_i P_i.$$

$$4) \text{ (a) } {}^tAA = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & -3 & 0 \\ -3 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 6 \end{pmatrix}.$$

Soit λ un réel et $X = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$ un élément de $\mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$.

$${}^tAA X = \lambda X \iff \begin{cases} 3x - 3y = \lambda x \\ -3x + 3y = \lambda y \\ 6z = \lambda z \end{cases} \iff \begin{cases} 3x - 3y = \lambda x \\ \lambda(x + y) = 0 \\ (\lambda - 6)z = 0 \end{cases}.$$

Version 1

- Supposons que $\lambda \neq 0$ et $\lambda \neq 6$.

$${}^tAA X = \lambda X \iff \begin{cases} 3x - 3y = \lambda x \\ x + y = 0 \\ z = 0 \end{cases} \iff \begin{cases} y = -x \\ (3 + 3 - \lambda)x = 0 \\ z = 0 \end{cases} \iff x = y = z = 0. \text{ } \lambda \text{ n'est pas valeur propre de } {}^tAA.$$

- Si $\lambda = 0$: ${}^tAA X = \lambda X \iff \begin{cases} 3x - 3y = 0 \\ z = 0 \end{cases} \iff \begin{cases} y = x \\ z = 0 \end{cases}$. Alors 0 est valeur propre de tAA et le sous-espace propre

associé est la droite vectorielle de $\mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$ engendrée par $\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$.

- Si $\lambda = 6$, ${}^tAA X = \lambda X \iff \begin{cases} 3x - 3y = 6x \\ x + y = 0 \end{cases} \iff y = -x$.

Alors 6 est valeur propre de tAA et le sous-espace propre associé est l'hyperplan (donc le plan) d'équation $x + y = 0$ dans la base canonique de $\mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$.

Notons que $\left(\begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right)$ est une base de ce sous-espace propre.

Version 2

Si $\lambda = 6$, ${}^tAA X = \lambda X \iff \begin{cases} 3x - 3y = 6x \\ x + y = 0 \end{cases} \iff y = -x$.

Alors 6 est valeur propre de tAA et le sous-espace propre associé est le plan vectoriel d'équation $x + y = 0$ dans la base canonique de $\mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$.

Comme tAA est une matrice diagonalisable de $\mathcal{M}_3(\mathbb{R})$, tAA possède une seconde valeur propre α , et pas plus. De plus $E_6({}^tAA)$ et $E_\alpha({}^tAA)$ sont supplémentaires et orthogonaux. $E_6({}^tAA)$ étant l'hyperplan d'équation $x + y = 0$ dans la base canonique de $\mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$ qui est orthonormée, $E_\alpha({}^tAA)$ est la droite vectorielle engendrée par $\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$.

Comme ${}^tAA \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & -3 & 0 \\ -3 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$ alors $\alpha = 0$. Nous avons ainsi retrouvé les résultats de la version précédente.

Résumons le tout.

$${}^tAA = \{0, 6\}. E_0({}^tAA) = \text{Vect} \left(\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \right) \text{ et } E_6({}^tAA) = \text{Vect} \left(\begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right).$$

Notons qu'ici $p = 2$, $\lambda_1 = 0$ et $\lambda_2 = 6$. Déterminons P_1 et P_2 .

Version 1 Sans ruse !

• Posons $V_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ et $U_1 = \frac{1}{\|V_1\|} V_1$. $U_1 = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{pmatrix}$.

(V_1) est une base de $E_0({}^tAA)$. Donc (U_1) est une base orthonormée de $E_0({}^tAA)$.

Alors d'après **Q1**, $P_1 = U_1 {}^tU_1 = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$.

La matrice, dans la base canonique de $\mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$, de la projection orthogonale sur $E_0({}^tAA)$ est

$$P_1 = \begin{pmatrix} 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

Posons $V_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}$, $V_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$, $U_2 = \frac{1}{\|V_2\|} V_2$ et $U_3 = \frac{1}{\|V_3\|} V_3$. $U_2 = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{pmatrix}$ et $U_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$.

(V_2, V_3) est une base de $E_6({}^tAA)$. Mieux c'est une base orthogonale de $E_6({}^tAA)$.

Alors (U_2, U_3) est une base orthonormée de $E_6({}^tAA)$.

Ainsi $P_2 = U_2 {}^tU_2 + U_3 {}^tU_3 = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/2 & -1/2 & 0 \\ -1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$.

Finalement $P_2 = \begin{pmatrix} 1/2 & -1/2 & 0 \\ -1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$.

La matrice, dans la base canonique de $\mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$, de la projection orthogonale sur $E_6({}^tAA)$ est

$$P_2 = \begin{pmatrix} 1/2 & -1/2 & 0 \\ -1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Version 2 Avec ruse ! $I_3 = P_1 + P_2$ et ${}^tAA = 0P_1 + 6P_2$. Ainsi $P_2 = \frac{1}{6}{}^tAA$ et $P_1 = I_3 - \frac{1}{6}{}^tAA$.

Ceci qui redonne immédiatement $P_2 = \begin{pmatrix} 1/2 & -1/2 & 0 \\ -1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ et $P_1 = \begin{pmatrix} 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$.

La décomposition spectrale de tAA est : $0 \begin{pmatrix} 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} + 6 \begin{pmatrix} 1/2 & -1/2 & 0 \\ -1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$.

(b) Rappelons que A^tA est assimilable à un réel car $A^tA \in \mathcal{M}_1(\mathbb{R})$ puisque $A \in \mathcal{M}_{1,n}(\mathbb{R})$.

$$({}^tAA)^2 - (A^tA){}^tAA = {}^tAA{}^tAA - (A^tA){}^tAA = {}^tA(A^tA)A - (A^tA){}^tAA.$$

Or A^tA est un réel donc $({}^tAA)^2 - (A^tA){}^tAA = (A^tA){}^tAA - (A^tA){}^tAA = 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})}$. Ainsi :

$$X^2 - (A^tA)X \text{ est un polynôme annulateur de } {}^tAA.$$

Les zéros du polynôme $X^2 - (A^tA)X$ sont 0 et A^tA . Donc le spectre de tAA est contenu dans $\{0, A^tA\}$.

1^{er} cas $n = 1$. Alors tAA est la matrice de $\mathcal{M}_1(\mathbb{R})$ égale à (a_1^2) . Alors a_1^2 est la seule valeur propre de tAA .

Ici $p = 1$, $\lambda_1 = a_1^2 = A^tA$ et $P_1 = I_1$.

Si $n = 1$, $\text{Sp } {}^tAA = \{a_1^2\} = \{A^tA\}$. La décomposition spectrale de tAA est ${}^tAA = (A^tA)I_1$!

2^{ième} cas $n > 1$.

Soit $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. Notons que $AX \in \mathbb{R}$. Alors : ${}^tAAX = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} \iff (AX){}^tA = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$.

or ${}^tA \neq 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$ donc ${}^tAAX = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} \iff AX = 0 \iff {}^t({}^tA)X = 0 \iff \langle {}^tA, X \rangle_n = 0 \iff X \in (\text{Vect}({}^tA))^\perp$.

Ainsi $\text{Ker } {}^tAA = (\text{Vect}({}^tA))^\perp$. Comme ${}^tA \neq 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$, $\dim \text{Vect}({}^tA) = 1$. Alors $\dim \text{Ker } {}^tAA = n - 1$.

Comme $n - 1 > 0$, $\text{Ker } {}^tAA$ n'est pas réduit à la matrice nulle de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et ainsi 0 est valeur propre de tAA .

Le sous-espace propre associé est l'hyperplan $(\text{Vect}({}^tA))^\perp$. $E_0({}^tAA) = (\text{Vect}({}^tA))^\perp$.

Comme tAA est diagonalisable, tAA a nécessairement une autre valeur propre qui ne peut être que A^tA car $\text{Sp } {}^tAA$ est contenu dans $\{0, A^tA\}$.

De plus $E_0({}^tAA)$ et $E_{A^tA}({}^tAA)$ sont supplémentaires et orthogonaux car tAA est une matrice symétrique de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

Alors $E_{A^tA}({}^tAA) = (E_0({}^tAA))^\perp = ((\text{Vect}({}^tA))^\perp)^\perp = \text{Vect}({}^tA)$. $E_{A^tA}({}^tAA) = \text{Vect}({}^tA)$.

Si $n \geq 2$, $\text{Sp } {}^tAA = \{0, A^tA\}$. $E_0({}^tAA) = (\text{Vect}({}^tA))^\perp$ et $E_{A^tA}({}^tAA) = \text{Vect}({}^tA)$.

Ici $p = 2$, $\lambda_1 = 0$ et $\lambda_2 = A^t A$.

Remarque Notons que :

- ${}^t AA = (a_i a_j)_{(i,j) \in [1,n]^2}$
- $E_0({}^t AA)$ est l'hyperplan de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ d'équation $a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_n x_n = 0$ dans la base canonique de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.
- $A^t A = \sum_{k=1}^n a_k^2$ et $E_{A^t A}({}^t AA)$ est la droite vectorielle de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ engendrée par $\begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}$

Version 1 $I_n = P_1 + P_2$ et ${}^t AA = \lambda_1 P_1 + \lambda_2 P_2 = (A^t A) P_2$.

Donc $P_2 = \frac{1}{A^t A} {}^t AA$ et $P_1 = I_n - \frac{1}{A^t A} {}^t AA$. Notons que $P_2 = \frac{1}{A^t A} {}^t AA = \frac{1}{\sum_{k=1}^n a_k^2} (a_i a_j)$.

Version 2 Posons $V_2 = {}^t A$ et $U_2 = \frac{1}{\|{}^t A\|_n} {}^t A$.

(V_2) est une base de $E_{A^t A}({}^t AA)$. (U_2) est une base orthonormée de $E_{A^t A}({}^t AA)$.

Alors $P_2 = U_2 {}^t U_2 = \left(\frac{1}{\|{}^t A\|_n} {}^t A \right) \left(\frac{1}{\|{}^t A\|_n} {}^t A \right) = \frac{1}{\|{}^t A\|_n^2} {}^t A {}^t ({}^t A) = \frac{1}{\|{}^t A\|_n^2} {}^t AA = \frac{1}{t({}^t A) {}^t A} {}^t AA = \frac{1}{A^t A} {}^t AA$.

On retrouve ainsi $P_2 = \frac{1}{A^t A} {}^t AA$ et $P_1 = I_n - P_2 = I_n - \frac{1}{A^t A} {}^t AA$.

Si $n \geq 2$, la décomposition spectrale de ${}^t AA$ est ${}^t AA = 0 P_1 + (A^t A) P_2$ avec $P_2 = \frac{1}{A^t A} {}^t AA = \frac{1}{\sum_{k=1}^n a_k^2} (a_i a_j)$ et $P_1 = I_n - P_2$!

Partie II - Pseudo solution d'une équation linéaire.

5) Dans toute la suite conformément au texte nous parlerons le plus souvent de l'équation $AX = B$ alors qu'il serait sans doute préférable de parler de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$.

► On suppose ici que l'équation $AX = B$ admet au moins une solution que nous noterons X_0 .

Soit X' un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

- Supposons que X' est une pseudo solution de l'équation $AX = B$.

Alors $\forall Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \|AX' - B\|_m \leq \|AZ - B\|_m$.

En particulier $\|AX' - B\|_m \leq \|AX_0 - B\|_m = 0$. Alors $\|AX' - B\|_m = 0$ donc $AX' - B = 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})}$.

Ainsi $AX' = B$ et X' est solution de l'équation $AX = B$.

- Supposons que X' est solution de l'équation $AX = B$.

Alors $\forall Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \|AX' - B\|_m = 0 \leq \|AZ - B\|_m$. Donc X' est une pseudo solution de l'équation $AX = B$.

Si l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ admet au moins une solution, l'ensemble de ses pseudo solutions est l'ensemble de ses solutions.

6) *Remarque* Notons que les résultats de Q6 et Q7 sont presque dans notre cours au niveau de la méthode des moindres carrés. Sauf que dans le théorème concerné il y a une hypothèse supplémentaire : $\text{rg } A = n$. Cette hypothèse assurant l'unicité d'une pseudo solution (comme nous le verrons dans Q9).

Notons également que l'on peut obtenir les résultats de Q6 et Q7 en utilisant le "théorème de meilleure approximation". Nous en dirons deux mots à la fin de Q7.

Commençons par établir un résultat que nous utiliserons dans Q6 et dans Q7. Montrons donc que :

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}, \forall (X, Y) \in \left(\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})\right)^2, \|A(X + \lambda Y) - B\|_m^2 - \|AX - B\|_m^2 = \lambda^2 \|AY\|_m^2 + 2\lambda {}^t Y^t A(AX - B) \quad (1).$$

Soit λ un réel. Soient X et Y deux éléments quelconques de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

$$\|A(X + \lambda Y) - B\|_m^2 = \|(AX - B) + (\lambda AY)\|_m^2 = \|AX - B\|_m^2 + 2 \langle AX - B, \lambda AY \rangle_m + \|\lambda AY\|_m^2.$$

$$\|A(X + \lambda Y) - B\|_m^2 - \|AX - B\|_m^2 = 2\lambda \langle AY, AX - B \rangle_m + \lambda^2 \|AY\|_m^2 = 2\lambda {}^t (AY)(AX - B) + \lambda^2 \|AY\|_m^2.$$

$$\text{Ainsi : } \|A(X + \lambda Y) - B\|_m^2 - \|AX - B\|_m^2 = \lambda^2 \|AY\|_m^2 + 2\lambda {}^t Y^t A(AX - B).$$

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}, \forall (X, Y) \in \left(\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})\right)^2, \|A(X + \lambda Y) - B\|_m^2 - \|AX - B\|_m^2 = \lambda^2 \|AY\|_m^2 + 2\lambda {}^t Y^t A(AX - B) \quad (1).$$

► Supposons maintenant que X est une pseudo solution de l'équation.

$$\forall Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), 0 \leq \|AX - B\|_m \leq \|AZ - B\|_m \text{ donc } \forall Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \|AX - B\|_m^2 \leq \|AZ - B\|_m^2.$$

$$\text{Ce qui donne encore } \forall Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \|AZ - B\|_m^2 - \|AX - B\|_m^2 \geq 0.$$

$$\text{Ainsi } \forall \lambda \in \mathbb{R}, \forall Y \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \|A(X + \lambda Y) - B\|_m^2 - \|AX - B\|_m^2 \geq 0.$$

$$\text{Alors } \forall \lambda \in \mathbb{R}, \forall Y \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \lambda^2 \|AY\|_m^2 + 2\lambda {}^t Y^t A(AX - B) \geq 0 \text{ d'après (1).}$$

$$\text{Si } X \text{ est une pseudo solution de l'équation : } \forall \lambda \in \mathbb{R}, \forall Y \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \lambda^2 \|AY\|_m^2 + 2\lambda {}^t Y^t A(AX - B) \geq 0.$$

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}, \forall Y \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \lambda^2 \|AY\|_m^2 + 2\lambda {}^t Y^t A(AX - B) \geq 0.$$

Soit Y un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. Montrons que ${}^t Y^t A(AX - B) = 0$

$$\text{Version 1 } \forall \lambda \in \mathbb{R}, \lambda^2 \|AY\|_m^2 + 2\lambda {}^t Y^t A(AX - B) \geq 0.$$

$$\text{Donc pour tout réel strictement positif } \lambda \|AY\|_m^2 + 2{}^t Y^t A(AX - B) \geq 0 \quad (2).$$

$$\text{Et pour tout réel strictement négatif } \lambda \|AY\|_m^2 + 2{}^t Y^t A(AX - B) \leq 0 \quad (3).$$

$$\text{En faisant tendre } \lambda \text{ vers } 0 \text{ par valeurs supérieures dans (2) il vient : } 2{}^t Y^t A(AX - B) \geq 0 \text{ ou } {}^t Y^t A(AX - B) \geq 0.$$

$$\text{En faisant tendre } \lambda \text{ vers } 0 \text{ par valeurs inférieures dans (3) il vient : } 2{}^t Y^t A(AX - B) \leq 0 \text{ ou } {}^t Y^t A(AX - B) \leq 0.$$

$$\text{Alors } {}^t Y^t A(AX - B) = 0.$$

$$\text{Version 2 } \mathbf{1^{er} cas} \quad AY = 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})}.$$

$$\text{Alors } {}^t Y^t A(AX - B) = {}^t (AY)(AX - B) = {}^t (0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})})(AX - B) = 0_{\mathcal{M}_{1,m}(\mathbb{R})} \times (AX - B) = 0.$$

$$\mathbf{2^{ième} cas} \quad AY \neq 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})}.$$

$$\text{Alors } \|AY\|_m^2 \neq 0. \text{ Donc } \lambda \rightarrow \lambda^2 \|AY\|_m^2 + 2\lambda {}^t Y^t A(AX - B) \text{ est un polynôme du second degré à coefficients réels.}$$

$$\text{De plus ses zéros dans } \mathbb{R} \text{ sont } 0 \text{ et } -\frac{2{}^t Y^t A(AX - B)}{\|AY\|_m^2}.$$

Or ce polynôme du second degré est positif sur \mathbb{R} donc il ne peut pas avoir deux racines distinctes dans \mathbb{R} .

Ainsi : $-\frac{2^t Y^t A(AX - B)}{\|AY\|_m^2} = 0$. Alors ${}^t Y^t A(AX - B) = 0$.

Finalement ${}^t Y^t A(AX - B) = 0$ et ceci pour tout Y dans $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

Donc $\forall Y \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $\langle Y, {}^t A(AX - B) \rangle_n = 0$. Donc ${}^t A(AX - B) \in (\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}))^\perp = \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\}$.

Alors ${}^t A(AX - B) = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$ ou ${}^t AAX - {}^t AB = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$, et ainsi ${}^t AAX = {}^t AB$.

Si X est une pseudo solution de l'équation $X' \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX' = B$ alors ${}^t AAX = {}^t AB$.

7) Soit X un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ tel que ${}^t AAX = {}^t AB$.

Montrons que X est une pseudo solution de l'équation $X' \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX' = B$.

Soit Z un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. Posons $Y = Z - X$. Alors $Z = X + Y$. En appliquant (1) avec $\lambda = 1$ il vient :

$$\|AZ - B\|_m^2 - \|AX - B\|_m^2 = \|A(X + Y) - B\|_m^2 - \|AX - B\|_m^2 = 1^2 \times \|AY\|_m^2 + 2 \times 1 \times {}^t Y^t A(AX - B).$$

$$\|AZ - B\|_m^2 - \|AX - B\|_m^2 = \|AY\|_m^2 + 2 {}^t Y^t A(AX - B).$$

Par hypothèse ${}^t AAX = {}^t AB$ donc ${}^t A(AX - B) = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$ alors $\|AZ - B\|_m^2 - \|AX - B\|_m^2 = \|AY\|_m^2$.

Donc $\|AZ - B\|_m^2 - \|AX - B\|_m^2 \geq 0$ ce qui donne $\|AX - B\|_m^2 \leq \|AZ - B\|_m^2$ puis $\|AX - B\|_m \leq \|AZ - B\|_m$.

Ainsi $\forall Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, $\|AX - B\|_m \leq \|AZ - B\|_m$. X est donc une pseudo solution de l'équation.

Si X est un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ tel que ${}^t AAX = {}^t AB$, X est une pseudo solution de l'équation $X' \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX' = B$.

Ce résultat ajouté à celui de Q6 permet de dire :

si X est un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$, X est une pseudo solution de l'équation $X' \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX' = B$ si et seulement si ${}^t AAX = {}^t AB$.

${}^t AB$ appartient à $\text{Im } {}^t A$ et nous avons vu dans Q2 (c) que $\text{Im } {}^t A = \text{Im } {}^t AA$. Alors ${}^t AB$ appartient à $\text{Im } {}^t AA$. Ainsi il existe au moins un élément X_0 de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ tel que ${}^t AAX_0 = {}^t AB$. Plus de doute :

l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ a au moins une pseudo solution.

► Retrouvons tous ces résultats (plus rapidement) en utilisant le "théorème de meilleure approximation" (R7).

$\text{Min}_{Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} \|AZ - B\|_m$ existe si et seulement si $\text{Min}_{Y \in \text{Im } A} \|Y - B\|_m$ existe.

Or $\text{Im } A$ est un sous-espace vectoriel de l'espace vectoriel euclidien $(\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R}), \langle \cdot, \cdot \rangle_m)$. Alors R7 montre que $\text{Min}_{Y \in \text{Im } A} \|Y - B\|_m$ existe et que la projection orthogonale B' de B sur $\text{Im } A$ est l'unique élément de $\text{Im } A$ qui réalise ce minimum.

Ainsi $\text{Min}_{Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} \|AZ - B\|_m$ existe et les éléments qui réalisent ce minimum sont les éléments X de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ tels que $AX = B'$.

Alors l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ admet des pseudo solutions qui sont les éléments X de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ tels que $AX = B'$ (il en existe car $B' \in \text{Im } A$...).

Soit X un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. AX appartient à l'image de A .

Ainsi AX est la projection orthogonale B' de B sur $\text{Im } A$ si et seulement si $B - AX$ ou $AX - B$ appartient à $(\text{Im } A)^\perp$.

$$AX - B \in (\text{Im } A)^\perp \iff \forall Y \in \text{Im } A, \langle Y, AX - B \rangle_m = 0 \iff \forall Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \langle AZ, AX - B \rangle_m = 0.$$

$$AX - B \in (\text{Im } A)^\perp \iff \forall Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), {}^t(AZ)(AX - B) = 0 \iff \forall Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), {}^tZ^tA(AX - B) = 0.$$

$$AX - B \in (\text{Im } A)^\perp \iff \forall Z \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \langle Z, {}^tA(AX - B) \rangle_n = 0 \iff {}^tA(AX - B) \in (\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}))^\perp.$$

Or $(\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}))^\perp = \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\}$ donc :

$$AX - B \in (\text{Im } A)^\perp \iff {}^tA(AX - B) = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} \iff {}^tAAX - {}^tAB = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} \iff {}^tAAX = {}^tAB.$$

Alors $AX = B'$ si et seulement si ${}^tAAX = {}^tAB$. Donc X est une pseudo solution de l'équation si et seulement si ${}^tAAX = {}^tAB$.

Ainsi avons nous retrouvé l'ensemble des résultats de Q6 et Q7.

8) Soit $X = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$ un élément de $\mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$.

$${}^tAAX = {}^tAB \iff \begin{pmatrix} 3 & -3 & 0 \\ -3 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix} \iff \begin{cases} 3x - 3y = 3 \\ -3x + 3y = -3 \\ 6z = 6 \end{cases} \iff \begin{cases} y = x - 1 \\ z = 1 \end{cases}.$$

L'ensemble des pseudo solutions de l'équation $X \in \mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ est $\left\{ \begin{pmatrix} x \\ x - 1 \\ 1 \end{pmatrix}; x \in \mathbb{R} \right\}$.

Soit x un réel. Posons $T_x = \begin{pmatrix} x \\ x - 1 \\ 1 \end{pmatrix}$.

$$\|T_x\|_3^2 = x^2 + (x - 1)^2 + 1^2 = 2x^2 - 2x + 2 = 2(x^2 - x) + 2 = 2\left(x - \frac{1}{2}\right)^2 - 2\left(\frac{1}{2}\right)^2 + 2 = 2\left(x - \frac{1}{2}\right)^2 + \frac{3}{2}.$$

Si x n'est pas égal à $\frac{1}{2}$, $\|T_x\|_3^2 = 2\left(x - \frac{1}{2}\right)^2 + \frac{3}{2} > \frac{3}{2} = \|T_{\frac{1}{2}}\|_3^2$.

Donc $\forall x \in \mathbb{R}, x \neq \frac{1}{2} \Rightarrow \|T_x\|_3 > \|T_{\frac{1}{2}}\|_3$.

Rappelons que l'ensemble des pseudo solutions de l'équation $X \in \mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ est $\left\{ \begin{pmatrix} x \\ x - 1 \\ 1 \end{pmatrix}; x \in \mathbb{R} \right\}$ soit encore $\{T_x; x \in \mathbb{R}\}$.

$T_{\frac{1}{2}}$ est donc l'unique pseudo solution de l'équation, de norme minimale. Notons que $T_{\frac{1}{2}} = \begin{pmatrix} 1/2 \\ -1/2 \\ 1 \end{pmatrix}$.

L'équation $X \in \mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ admet une pseudo solution de norme minimale et une seule qui est $\begin{pmatrix} 1/2 \\ -1/2 \\ 1 \end{pmatrix}$.

9) Soit X_0 une pseudo solution de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$. ${}^tAAX_0 = {}^tAB$.

Soit X un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

X est une pseudo solution de l'équation si et seulement si ${}^tAAX = {}^tAB$.

$${}^tAAX = {}^tAB \iff {}^tAAX = {}^tAAX_0 \iff {}^tAA(X - X_0) = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} \iff X - X_0 \in \text{Ker } {}^tAA.$$

${}^tAAX = {}^tAB \iff \exists Y \in \text{Ker } {}^tAA, X - X_0 = Y \iff \exists Y \in \text{Ker } {}^tAA, X = X_0 + Y$. Rappelons que $\text{Ker } {}^tAA = \text{Ker } A$.

Alors ${}^tAAX \iff \exists Y \in \text{Ker } A, X = X_0 + Y$.

Donc l'ensemble des pseudo solutions de l'équation est $\{X_0 + Y; Y \in \text{Ker } A\}$.

Si X_0 est une pseudo solution de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$, l'ensemble des pseudo solutions de cette équation est $\{X_0 + Y; Y \in \text{Ker } A\}$.

Plus de doute alors, l'équation admet une pseudo solution et une seule si et seulement si $\text{Ker } A = \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\}$.

R4 donne $\dim \text{Ker } A + \text{rg } A = n$. Alors $\text{Ker } A = \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\} \iff \dim \text{Ker } A = 0 \iff \text{rg } A = n$.

L'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ admet une pseudo solution et une seule si et seulement si $\text{rg } A = n$.

Remarque Supposons que $\text{rg } A = n$. Nous avons vu dans **Q2 (c)** que $\text{rg } {}^tAA = \text{rg } {}^tA = \text{rg } A$. Alors $\text{rg } {}^tAA = n$ et tAA est une matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ donc tAA est inversible. L'unique pseudo solution de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ est alors $({}^tAA)^{-1}({}^tAB)$. Nous retrouvons ainsi la totalité des résultats du théorème de la méthode des moindres carrés (**R8**). Nous y reviendrons encore dans Q11 (a).

Partie III - Pseudo solution d'une matrice.

10) Nous allons donner deux (?) solutions à cette question.

Avant de commencer rappelons que $\text{Ker } A = \text{Ker } {}^tAA$.

Version 1 Le texte incite à construire une pseudo solution S orthogonale à $\text{Ker } {}^tAA$ non ? Alors allons y.

Soit X_0 une pseudo solution de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$.

L'ensemble des pseudo solutions de cette équation est $\{X_0 + Y; Y \in \text{Ker } A\}$ ou $\{X_0 + Y; Y \in \text{Ker } {}^tAA\}$.

Soit X'_0 la projection orthogonale de X_0 sur $\text{Ker } {}^tAA$ ou sur $\text{Ker } A$. Alors $X_0 - X'_0$ appartient à $(\text{Ker } {}^tAA)^\perp$.

Posons donc $S = X_0 - X'_0$. Notons que S est orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$.

De plus $S = X_0 + (-X'_0)$ et $(-X'_0)$ appartient à $\text{Ker } A$ donc S est une pseudo solution de l'équation $AX = B$.

Notons alors que l'ensemble des pseudo solutions de l'équation $AX = B$ est encore $\{S + Y; Y \in \text{Ker } A\}$.

Soit Z une pseudo solution de l'équation $AX = B$ distincte de S . Il existe un élément non nul Y de $\text{Ker } A$ tel que $Z = S + Y$.

$S \in (\text{Ker } {}^tAA)^\perp$ et $Y \in \text{Ker } A = \text{Ker } {}^tAA$ donc S et Y sont orthogonaux.

Le théorème de Pythagore donne alors : $\|S + Y\|_n^2 = \|S\|_n^2 + \|Y\|_n^2$.

Ainsi $\|Z\|_n^2 = \|S + Y\|_n^2 = \|S\|_n^2 + \|Y\|_n^2 > \|S\|_n^2$ car $\|Y\|_n^2 > 0$.

Donc $\|Z\|_n > \|S\|_n$ et ceci pour toute pseudo solution Z de l'équation $AX = B$ distincte de S .

Ceci montre qu'il existe une unique pseudo solution de l'équation $AX = B$ de norme minimale et que cette pseudo solution est S .

Notons que ${}^tAAS = {}^tAB$ (car S est une pseudo solution de l'équation) et que S est orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$.

Montrons que ceci caractérise S .

Supposons que S' soit un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ tel que ${}^tAAS' = {}^tAB$ et qui soit orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$.

Notons que $S' - S$ est orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$ car S et S' sont tous les deux orthogonaux à $\text{Ker } {}^tAA$.

${}^tAAS' = {}^tAB$ donc S' est une pseudo solution de l'équation. Ainsi il existe Y' dans $\text{Ker } A$ tel que $S' = S + Y'$.

Alors $S' - S = Y'$ et ainsi $S' - S$ appartient à $\text{Ker } A$ donc à $\text{Ker } {}^tAA$.

Finalement $S' - S \in (\text{Ker } {}^tAA)^\perp \cap \text{Ker } {}^tAA = \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\}$. Alors $S' = S$. Ce qui achève de montrer que :

l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ admet une unique pseudo solution de norme minimale notée S et caractérisée par les deux conditions ${}^tAAS = {}^tAB$ et S est orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$.

Version 2 Soit X_0 une pseudo solution de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$.

L'ensemble \mathcal{H} des pseudo solutions de l'équation est $\{X_0 + Y; Y \in \text{Ker } A\}$ ou $\{X_0 - Y; Y \in \text{Ker } A\}$ (car $\text{Ker } A$ est un sous-espace vectoriel).

Comme $\text{Ker } A$ est un sous-espace vectoriel de l'espace vectoriel euclidien $(\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}), \langle \cdot, \cdot \rangle_n)$, le "théorème de meilleure approximation" (**R7**) montre que $\text{Min}_{Y \in \text{Ker } A} \|X_0 - Y\|_n$ existe et que la projection orthogonale X'_0 de X_0 sur $\text{Ker } A$ est l'unique élément de $\text{Ker } A$ qui réalise ce minimum.

Donc $\text{Min}_{Z \in \mathcal{H}} \|Z\|_n$ existe et $X_0 - X'_0$ est l'unique élément de \mathcal{H} qui réalise ce minimum.

Posons $S = X_0 - X'_0$. Alors S est l'unique pseudo solution de l'équation $AX = B$ de norme minimale et S est orthogonal à $\text{Ker } A$ donc à $\text{Ker } {}^tAA$ car X'_0 est la projection orthogonale de X_0 sur $\text{Ker } A$.

Soit S' un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ tel que ${}^tAAS' = {}^tAB$ et qui soit orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$ donc à $\text{Ker } A$.

${}^tAAS' = {}^tAB$ donc S' est une pseudo solution de l'équation $AX = B$. Ainsi il existe Y' appartenant à $\text{Ker } A$ tel que $S' = X_0 + Y'$.

Alors $X_0 = (-Y') + S'$ avec $-Y' \in \text{Ker } A$ et $S' \in (\text{Ker } A)^\perp$. Donc $-Y'$ est la projection orthogonale de X_0 sur $\text{Ker } A$ donc $-Y' = X'_0$.

Alors $S' = X_0 + Y' = X_0 - X'_0 = S$. Ceci achève de démontrer le résultat demandé.

11) (a) Supposons que A est de rang n . Nous avons vu dans **Q9** que l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ admet une pseudo solution et une seule que nous noterons S . S est nécessairement la pseudo solution de l'équation $AX = B$ de norme minimale!

Nous avons vu dans **Q2 (c)** que $\text{rg } {}^tAA = \text{rg } A$. Alors $\text{rg } {}^tAA = n$ et tAA est une matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ donc tAA est inversible.

Or ${}^tAAS = {}^tAB$ donc $S = ({}^tAA)^{-1} ({}^tAB)$.

Si $\text{rg } A = n$, tAA est inversible et l'unique pseudo solution (de norme minimale) de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ est $({}^tAA)^{-1} ({}^tAB)$.

Exercice Montrer que si $\text{rg } A = n : ({}^tAA)^{-1} = \sum_{i=1}^p \frac{1}{\lambda_i} P_i$ et $({}^tAA)^{-1} ({}^tAB) = \sum_{i=1}^p \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB$.

(b) Supposons que A est la matrice nulle de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$. Alors $\text{Ker } A = \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. Donc $(\text{Ker } A)^\perp = \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\}$.

Soit S l'unique pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$.

S est orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$ donc à $\text{Ker } A$. Alors $S \in (\text{Ker } A)^\perp$ donc $S = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$.

Si A est la matrice nulle de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$, l'unique pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ est $0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$.

Remarque Notons que si A est nulle, l'ensemble des pseudo solutions de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ est $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. Il n'est donc pas étonnant que la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ soit $0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$.

12) Notons φ l'application qui à tout élément B de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ associe la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$.

- Par définition φ est une application de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ dans $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.
- Montrons que φ est linéaire. Soient B et B' deux éléments de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$. Soit λ un réel.

Posons $S = \varphi(B)$ et $S' = \varphi(B')$. Montrons que $\varphi(\lambda B + B') = \lambda S + S'$. Pour cela il convient de montrer que $\lambda S + S'$ est la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = \lambda B + B'$. Donc de montrer que ${}^tAA(\lambda S + S') = {}^tA(\lambda B + B')$ et que $\lambda S + S'$ est orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$.

$S = \varphi(B)$ et $S' = \varphi(B')$ donc ${}^tAAS = {}^tAB$, ${}^tAAS' = {}^tAB'$ et, S et S' sont orthogonaux à $\text{Ker } {}^tAA$.

Alors ${}^tAA(\lambda S + S') = \lambda {}^tAAS + {}^tAAS' = \lambda {}^tAB + {}^tAB' = {}^tA(\lambda B + B')$.

De plus $\lambda S + S'$ est orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$ car S et S' sont orthogonaux à $\text{Ker } {}^tAA$.

Ceci achève de montrer que $\lambda S + S'$ est la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = \lambda B + B'$.

Donc $\varphi(\lambda B + B') = \lambda S + S'$. Ainsi $\varphi(\lambda B + B') = \lambda \varphi(B) + \varphi(B')$. φ est linéaire.

L'application qui à tout élément B de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ associe l'unique pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ est une application linéaire de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ dans $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

13) Rappelons que dans toute cette question A n'est pas la matrice nulle.

(a) Montrons que tAA possède au moins une valeur propre non nulle.

Raisonnons par l'absurde et supposons que tAA ne possède pas de valeur propre non nulle.

Comme tAA est diagonalisable, 0 est la seule valeur propre de tAA . Ainsi $p = 1$ et $\lambda_1 = 0$.

Alors ${}^tAA = \sum_{i=1}^p \lambda_i P_i = \lambda_1 P_1 = 0 \times P_1 = 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})}$. tAA est nulle.

Or d'après **Q2 (b)** A et tAA sont simultanément nulles. Ainsi A est nulle ce qui contredit l'hypothèse.

$\Gamma(A)$ n'est pas vide car tAA possède au moins une valeur propre non nulle !

(b) Nous allons proposer deux solutions pour cette question. La première version rebondira sur le résultat donné. La seconde, plus intéressante, retrouvera le résultat proposé. Mais avant cela établissons trois résultats utiles dans la suite.

R9 $\forall j \in \llbracket 1, p \rrbracket, {}^tAAP_j = \lambda_j P_j.$

Rappelons que $\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket, \forall j \in \llbracket 1, p \rrbracket, P_i P_j = \begin{cases} P_j & \text{si } i = j \\ 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})} & \text{sinon} \end{cases}$.

Donc $\forall j \in \llbracket 1, p \rrbracket, {}^tAAP_j = \left(\sum_{i=1}^p \lambda_i P_i \right) P_j = \sum_{i=1}^p \lambda_i P_i P_j = \lambda_j P_j$.

Remarques 1. Notons que ce résultat vaut encore si A est la matrice nulle car dans ce cas : $p = 1, \lambda_1 = 0$ et ${}^tAA = 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})}$.

2. Clairement $\forall j \in \llbracket 1, p \rrbracket, P_j {}^tAA = \lambda_j P_j$. Nous le verrons dans Q16).

$$\boxed{\mathbf{R10}} \quad (\text{Ker } {}^tAA)^\perp = \bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA) = \text{Im } {}^tAA = \text{Im } {}^tA.$$

Notons que **Q2 (c)** nous a déjà donné $\text{Im } {}^tAA = \text{Im } {}^tA$.

1^{er} cas $\text{Ker } {}^tAA = \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\}$.

Alors 0 n'est pas valeur propre de tAA . Donc $\Gamma(A) = \llbracket 1, p \rrbracket$.

$$(\text{Ker } {}^tAA)^\perp = (\{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\})^\perp = \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}).$$

tAA est inversible car 0 n'est pas valeur propre de tAA donc $\text{Im } {}^tAA = \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

$$\text{Rappelons que } {}^tAA \text{ est diagonalisable donc } \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) = \bigoplus_{i=1}^p E_{\lambda_i}({}^tAA) = \bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA).$$

$$\text{Ce qui précède donne alors } (\text{Ker } {}^tAA)^\perp = \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) = \bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA) = \text{Im } {}^tAA = \text{Im } {}^tA.$$

2^{ième} cas $\text{Ker } {}^tAA \neq \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\}$.

Alors 0 est valeur propre de tAA . Donc $p \geq 2$, $\lambda_1 = 0$, $E_{\lambda_1}({}^tAA) = \text{Ker } {}^tAA$ et $\Gamma(A) = \llbracket 2, p \rrbracket$.

$$\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R}) = \bigoplus_{i=1}^p E_{\lambda_i}({}^tAA) = E_{\lambda_1}({}^tAA) \oplus \left(\bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA) \right) = \text{Ker } {}^tAA \oplus \left(\bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA) \right).$$

Donc $\text{Ker } {}^tAA$ et $\bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA)$ sont supplémentaires.

Pour tout élément i de $\llbracket 2, p \rrbracket$, $E_{\lambda_1}({}^tAA)$ et $E_{\lambda_i}({}^tAA)$ sont orthogonaux donc $E_{\lambda_1}({}^tAA)$ et $\bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA)$ sont orthogonaux.

Alors $\text{Ker } {}^tAA$ et $\bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA)$ sont supplémentaires et orthogonaux donc $(\text{Ker } {}^tAA)^\perp = \bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA)$.

Soit i un élément de $\Gamma(A)$. Soit X un élément de $E_{\lambda_i}({}^tAA)$.

${}^tAAX = \lambda_i X$ et $\lambda_i \neq 0$ donc $X = \frac{1}{\lambda_i} {}^tAAX = {}^tAA \left(\frac{1}{\lambda_i} X \right)$. Alors X appartient à $\text{Im } {}^tAA$.

Donc pour tout élément i de $\Gamma(A)$, $E_{\lambda_i}({}^tAA)$ est contenu dans $\text{Im } {}^tAA$. Ainsi $\bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA) \subset \text{Im } {}^tAA$.

Or $\bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA) = (\text{Ker } {}^tAA)^\perp$ donc $\dim \bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA) = \dim (\text{Ker } {}^tAA)^\perp = n - \dim \text{Ker } {}^tAA = \dim \text{Im } {}^tAA$.

Alors $\bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA) \subset \text{Im } {}^tAA$ et $\dim \bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA) = \dim \text{Im } {}^tAA$ donc $\bigoplus_{i \in \Gamma(A)} E_{\lambda_i}({}^tAA) = \text{Im } {}^tAA = \text{Im } {}^tA$.

Ceci achève la preuve de **R10**.

Exercice Retrouver $(\text{Ker } {}^tAA)^\perp = \text{Im } {}^tAA$ en montrant d'abord que $(\text{Im } {}^tAA)^\perp = \text{Ker } {}^tAA$.

$$\boxed{\mathbf{R11}} \quad \text{Si } 0 \text{ est valeur propre de } {}^tAA \text{ c'est à dire si } \text{Ker } {}^tAA \neq \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\} : \boxed{P_1 {}^tA = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}}.$$

Soit X un élément de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$. tAX appartient à l'image de tA .

Or $\text{Im } {}^tA = \text{Im } {}^tAA = (\text{Ker } {}^tAA)^\perp = (E_{\lambda_1}({}^tAA))^\perp = \text{Ker } P_1$. Ainsi $P_1 {}^tAX = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$.

$\forall X \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$, $P_1 {}^tAX = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$. **R3'** donne alors $P_1 {}^tA = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$.

Remarque Notons que ce résultat vaut encore si A est la matrice nulle car dans ce cas : ${}^tAA = 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})}$, 0 est valeur propre de tAA et ${}^tA = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$.

♣ *Exercice* Sous les hypothèses de R11 montrer que $AP_1 = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$ (ce sera fait dans Q16)).

Montrons alors que $A^+ = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tA$.

Pour cela, d'après [R3], il suffit de montrer que $\forall B \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$, $A^+B = \left(\sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tA \right) B$.

Version 1 Soit B un élément de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$.

Posons $H = \left(\sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tA \right) B$ et montrons que $H = A^+B$.

Ce qui revient à montrer que H est la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ ou encore que ${}^tAAH = {}^tAB$ et que H est orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$.

Notons que $H = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB$.

$${}^tAAH = {}^tAA \left(\sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB \right) = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} {}^tAAP_i {}^tAB = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} \lambda_i P_i {}^tAB = \sum_{i \in \Gamma(A)} P_i {}^tAB \text{ d'après [R9].}$$

1^{er} cas $\text{Ker } {}^tAA = \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\}$.

Alors $\Gamma(A) = \llbracket 1, p \rrbracket$. Donc ${}^tAAH = \sum_{i \in \Gamma(A)} P_i {}^tAB = \sum_{i=1}^p P_i {}^tAB = \left(\sum_{i=1}^p P_i \right) {}^tAB = {}^tAB$ car $\sum_{i=1}^p P_i = I_n$.

2^{ième} cas $\text{Ker } {}^tAA \neq \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\}$.

Alors 0 est valeur propre de tAA . Donc $p \geq 2$ et $\Gamma(A) = \llbracket 2, p \rrbracket$. [R11] donne $P_1 {}^tA = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$ donc $P_1 {}^tAB = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$.

$$\text{Ainsi : } {}^tAAH = \sum_{i \in \Gamma(A)} P_i {}^tAB = \sum_{i=2}^p P_i {}^tAB = \sum_{i=1}^p P_i {}^tAB = {}^tAB \text{ car } \sum_{i=1}^p P_i = I_n.$$

Ne reste plus qu'à montrer que H est orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$. C'est à dire à montrer que H appartient à $(\text{Ker } {}^tAA)^\perp$ ou à $\text{Im } {}^tAA$.

Soit i un élément de $\Gamma(A)$. $P_i {}^tAB$ appartient à $\text{Im } P_i$ et $\text{Im } P_i = E_{\lambda_i}({}^tAA) \subset \bigoplus_{j \in \Gamma(A)} E_{\lambda_j}({}^tAA) = \text{Im } {}^tAA$ d'après

[R10].

Donc $P_i {}^tAB \in \text{Im } {}^tAA$. Alors $\frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tA \in \text{Im } {}^tAA$ et ceci pour tout élément i de $\Gamma(A)$.

Ainsi $H = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB \in \text{Im } {}^tAA$. Comme $\text{Im } {}^tAA = (\text{Ker } {}^tAA)^\perp$, H est orthogonal à $\text{Ker } {}^tAA$.

Ceci achève de de montrer que $H = A^+B$.

Donc $\left(\sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tA \right) B = A^+B$ et ceci pour tout élément B de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$. Alors [R3] donne :

$$A^+ = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tA.$$

Version 2 Soit B un élément de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$.

Soit S la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$.

${}^tAAS = {}^tAB$ et $S \in (\text{Ker } {}^tAA)^\perp$. Montrons que $S = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB$.

$S = \sum_{i=1}^p P_i S$ car $\sum_{i=1}^p P_i = I_n$ de même ${}^tAB = \sum_{i=1}^p P_i {}^tAB$ car tAB est un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

Alors $\sum_{i=1}^p P_i {}^tAB = {}^tAB = {}^tAAS = {}^tAA \left(\sum_{i=1}^p P_i S \right) = \sum_{i=1}^p {}^tAAP_i S = \sum_{i=1}^p \lambda_i P_i S$ d'après **R9**.

Or $\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket$, $P_i {}^tAB \in \text{Im } P_i = E_{\lambda_i}({}^tAA)$.

De même $\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket$, $P_i S \in E_{\lambda_i}({}^tAA)$ donc $\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket$, $\lambda_i P_i S \in E_{\lambda_i}({}^tAA)$.

Alors comme la somme $E_{\lambda_1}({}^tAA) + E_{\lambda_2}({}^tAA) + \dots + E_{\lambda_p}({}^tAA)$ est directe l'égalité $\sum_{i=1}^p P_i {}^tAB = \sum_{i=1}^p \lambda_i P_i S$ donne :

$\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket$, $P_i {}^tAB = \lambda_i P_i S$. Alors $\forall i \in \Gamma(A)$, $P_i S = \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB$.

1^{er} cas $\text{Ker } {}^tAA = \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\}$.

0 n'est pas valeur propre de tAA . Alors $\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket$, $\lambda_i \neq 0$ et $\Gamma(A) = \llbracket 1, p \rrbracket$.

Donc $\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket$, $P_i S = \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB$. Ainsi $S = \sum_{i=1}^p P_i S = \sum_{i=1}^p \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB$.

2^{ième} cas $\text{Ker } {}^tAA \neq \{0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}\}$.

Alors 0 est valeur propre de tAA . Donc $p \geq 2$, $\lambda_1 = 0$, $E_{\lambda_1}({}^tAA) = \text{Ker } {}^tAA = \text{Im } P_1$ et $\Gamma(A) = \llbracket 2, p \rrbracket$.

S appartient à $(\text{Ker } {}^tAA)^\perp$ donc à $\text{Ker } P_1$. Alors $P_1 S = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$ et $S = \sum_{i=1}^p P_i S = \sum_{i=2}^p P_i S = \sum_{i \in \Gamma(A)} P_i S$.

Or nous avons vu plus haut que $\forall i \in \Gamma(A)$, $P_i S = \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB$, donc $S = \sum_{i \in \Gamma(A)} P_i S = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB$.

Dans les deux cas $\sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB$ est donc la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$.

Ainsi $A^+ B = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB$.

$\forall B \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$, $A^+ B = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAB = \left(\sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tA \right) B$. Alors $A^+ = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tA$ d'après **R3**.

Remarque Ceci fournit clairement des pistes pour donner une troisième solution à la question 10 ou pour faire simultanément les questions 10 et 13..

Pour être complet examinons le cas où $A = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$.

D'après **Q11** (b), pour tout élément B de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$, la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ est $0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$.

Alors $\forall B \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$, $A^+ B = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$. **R3'** donne alors $A^+ = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$.

Si A est la matrice nulle de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$, A^+ est la matrice nulle de $\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})$.

14) Notons que A n'est pas la matrice nulle. De plus $p = 2$, $\lambda_1 = 0$ et $\lambda_2 = 6$. Alors $\Gamma(A) = \{6\}$ et $A^+ = \frac{1}{6}P_2^t A$.

$$A^+ = \frac{1}{6}P_2^t A = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 1/2 & -1/2 & 0 \\ -1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}.$$

$$A^+ = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}.$$

$$A^+ B = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/2 \\ -1/2 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Nous retrouvons que si $A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$ et $B = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$, la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_3(\mathbb{R})$ et $AX = B$ est $\begin{pmatrix} 1/2 \\ -1/2 \\ 1 \end{pmatrix}$.

15) Nous poserons $A = (a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n)$.

1^{er} cas $A = 0_{\mathcal{M}_{1,n}(\mathbb{R})}$.

En faisant $m = 1$ dans **Q11 (b)** nous pouvons dire que pour tout élément $B \in \mathcal{M}_{1,1}(\mathbb{R})$ la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ est $0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$.

Alors $\forall B \in \mathcal{M}_{1,1}(\mathbb{R})$, $A^+ B = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$. Donc d'après **R3'** : $A^+ = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$ (résultat que nous avons déjà montré à la fin de Q13).

2^{ième} cas $A \neq 0_{\mathcal{M}_{1,n}(\mathbb{R})}$.

• $n = 1$. Nous avons vu dans **Q4 (b)** que $\text{Sp}^t AA = \{a_1^2\} = \{A^t A\}$, $p = 1$, $\lambda_1 = A^t A = a_1^2$, $P_1 = I_1$.

Comme A n'est pas la matrice nulle, a_1 est différent de 0 et il en est de même de λ_1 . $\Gamma(A) = \llbracket 1, 1 \rrbracket$.

Alors $A^+ = \frac{1}{\lambda_1} P_1^t A = \frac{1}{\lambda_1} I_1^t A = \frac{1}{\lambda_1} {}^t A = \frac{1}{A^t A} {}^t A$. Donc $A^+ = \frac{1}{A^t A} {}^t A$.

• $n \geq 2$. Nous avons vu dans **Q4 (b)** que $\text{Sp}^t AA = \{0, A^t A\}$, $p = 2$, $\lambda_1 = 0$, $\lambda_2 = A^t A$, $P_1 = I_n - \frac{1}{A^t A} {}^t AA$ et $P_2 = \frac{1}{A^t A} {}^t AA$. $\Gamma(A) = \llbracket 2, 2 \rrbracket$.

Alors $A^+ = \frac{1}{\lambda_2} P_2^t A = \frac{1}{A^t A} \left(\frac{1}{A^t A} {}^t AA \right) {}^t A = \frac{1}{(A^t A)^2} ({}^t AA) {}^t A = \frac{1}{(A^t A)^2} {}^t A (A^t A)$.

Comme $A^t A$ est une matrice de $\mathcal{M}_1(\mathbb{R})$ assimilable à un réel on obtient : $A^+ = \frac{1}{(A^t A)^2} (A^t A) {}^t A$. Donc $A^+ = \frac{1}{A^t A} {}^t A$.

Ceci achève la détermination de A^+ lors que A est une matrice de $\mathcal{M}_{1,n}(\mathbb{R})$.

Si A est une matrice de $\mathcal{M}_{1,n}(\mathbb{R})$, $A^+ = \begin{cases} \frac{1}{A^t A} {}^t A & \text{si } A \neq 0_{\mathcal{M}_{1,n}(\mathbb{R})} \\ 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})} & \text{sinon} \end{cases}$.

Partie IV - Étude de l'opérateur $A \rightarrow A^+$.

► Dans toute cette partie A est une matrice de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$.

16) Supposons dans un premier temps que A est la matrice nulle de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$. Alors, d'après **Q11 (b)**, pour tout élément B de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ est $0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$.

Donc $\forall B \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$, $A^+B = 0_{\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})}$. Alors, d'après **R3'**, $A^+ = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$. Nous avons ainsi redémontré (pour la troisième fois ou presque!) que :

R12 Si A est la matrice nulle de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$ alors A^+ est la matrice nulle de $\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})$.

Donc si $A = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$ alors $A^+ = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$ et il est alors clair que $A = AA^+A$, $A^+ = A^+AA^+$, ${}^t(A^+A) = A^+A$ et ${}^t(AA^+) = AA^+$.

Supposons maintenant que A n'est pas la matrice nulle de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$. Alors $A^+ = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tA$.

Rappelons que ${}^tAA = \sum_{i=1}^p \lambda_i P_i$.

$$\bullet A^+A = \left(\sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tA \right) A = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tAA.$$

Soit i dans $\Gamma(A)$. $P_i {}^tAA = P_i \sum_{j=1}^p \lambda_j P_j = \sum_{j=1}^p \lambda_j P_i P_j = \lambda_i P_i$ car $\forall j \in \llbracket 1, p \rrbracket$, $P_i P_j = \begin{cases} P_i & \text{si } j = i \\ 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})} & \text{sinon} \end{cases}$.

$$\text{Alors } A^+A = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} \lambda_i P_i = \sum_{i \in \Gamma(A)} P_i. \quad \boxed{A^+A = \sum_{i \in \Gamma(A)} P_i}.$$

A^+A est alors une combinaison linéaire de matrices symétriques. C'est donc une matrice symétrique. Ainsi :

$$\underline{{}^t(A^+A) = A^+A}.$$

♣ *Exercice* Montrer que A^+A est la matrice de la projection orthogonale de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ sur $\text{Im } {}^tAA$ ou $(\text{Ker } {}^tAA)^\perp$ ou $\text{Im } {}^tA$ ou $(\text{Ker } A)^\perp$!

$$\bullet \text{ De plus } AA^+A = A \sum_{i \in \Gamma(A)} P_i = \sum_{i \in \Gamma(A)} AP_i.$$

Si 0 n'est pas valeur propre de A , $\Gamma(A) = \llbracket 1, p \rrbracket$ et $AA^+A = \sum_{i=1}^p AP_i = A \sum_{i=1}^p P_i = AI_n = A$.

Supposons que 0 est valeur propre de A . Alors $p \geq 2$, $\lambda_1 = 0$ et $\Gamma(A) = \llbracket 2, p \rrbracket$.

$$\text{Donc } AA^+A = \sum_{i \in \Gamma(A)} AP_i = \sum_{i=2}^p AP_i = \sum_{i=1}^p AP_i - AP_1 = A \left(\sum_{i=1}^p P_i \right) - AP_1 = AI_n - AP_1 = A - AP_1.$$

Montrons que $AP_1 = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$.

Soit X un élément de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$. $P_1X \in \text{Im } P_1$ et $\text{Im } P_1 = E_{\lambda_1}({}^tAA) = \text{Ker } {}^tAA = \text{Ker } A$.

Donc P_1X est un élément de $\text{Ker } A$. Ainsi $AP_1X = 0_{\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})}$ et ceci pour tout élément X de $\mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$.

Alors **R3'** montre que $AP_1 = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$. Donc $AA^+A = A - AP_1 = A$.

Dans les deux cas $AA^+A = A$.

$$\bullet A^+A = \sum_{i \in \Gamma(A)} P_i \text{ donc } A^+AA^+ = \sum_{i \in \Gamma(A)} P_i A^+. \text{ Soit } i \text{ un élément de } \Gamma(A).$$

$$P_i A^+ = P_i \sum_{j \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_j} P_j^t A = \sum_{j \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_j} P_i P_j^t A = \frac{1}{\lambda_i} P_i^t A \text{ car } \forall j \in \Gamma(A), P_i P_j = \begin{cases} P_i & \text{si } j = i \\ 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})} & \text{sinon} \end{cases}.$$

$$\text{Donc } A^+ A A^+ = \sum_{i \in \Gamma(A)} P_i A^+ = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i^t A = A^+. \quad \underline{A^+ A A^+ = A^+}.$$

$$\bullet AA^+ = A \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i^t A = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} A P_i^t A. \text{ Alors } {}^t(AA^+) = {}^t \left(\sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} A P_i^t A \right) = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} {}^t(A P_i^t A).$$

$${}^t(AA^+) = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} {}^t(tA) {}^t P_i^t A = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} A {}^t P_i^t A = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} A P_i^t A = A \left(\sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i^t A \right) = AA^+.$$

$\underline{{}^t(AA^+) = AA^+}$. Cela achève de montrer que :

$$\boxed{AA^+A = A} \quad \boxed{A^+AA^+ = A^+} \quad \boxed{{}^t(A^+A) = A^+A} \quad \boxed{{}^t(AA^+) = AA^+}$$

♣ *Exercice* Montrer que AA^+ est la matrice de la projection orthogonale de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$ sur $\text{Im } A$.

17) (a) • $M^t M^t A = M^t(AM) = MAM = M$ et ${}^t A^t M M = {}^t(MA)M = MAM = M$, donc :

$$\boxed{M = M^t M^t A = {}^t A^t M M}.$$

$$\bullet A^t A^t M = A^t(MA) = AMA = A \text{ et } {}^t M^t A A = {}^t(AM)A = AMA = A.$$

$$\boxed{A = A^t A^t M = {}^t M^t A A}.$$

$$\bullet A = (AM)A \text{ donc } {}^t A = {}^t A^t(AM) = {}^t A A M. \quad A = A(MA) \text{ donc } {}^t A = {}^t(MA)^t A = M A^t A. \text{ Ainsi :}$$

$$\boxed{{}^t A = {}^t A A M = M A^t A}.$$

(b) Pour montrer que $M = A^+$ il suffit de montrer que $\forall B \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R}), MB = A^+ B$ d'après $\boxed{\text{R3}}$.

Cela revient à montrer que, pour tout élément B de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$, MB est la pseudo solution de norme minimale de l'équation $X \in \mathcal{M}_{n,1}(\mathbb{R})$ et $AX = B$ ou encore que ${}^t A A M B = {}^t A B$ et $MB \in (\text{Ker } {}^t A A)^\perp$.

Soit B un élément de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$.

$$\bullet {}^t A A M B = ({}^t A A M) B = {}^t A B.$$

$$\bullet \text{ Montrons que } MB \text{ est orthogonal à } \text{Ker } {}^t A A. \text{ Rappelons que d'après } \boxed{\text{R10}}, (\text{Ker } {}^t A A)^\perp = \text{Im } {}^t A A = \text{Im } {}^t A.$$

Or $MB = ({}^t A^t M M) B = {}^t A ({}^t M M B)$. Donc MB est bien un élément de $\text{Im } {}^t A$ donc de $(\text{Ker } {}^t A A)^\perp$. Ainsi MB est orthogonal à $\text{Ker } {}^t A A$.

Ceci achève de montrer que $MB = A^+ B$ et ceci pour tout élément B de $\mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{R})$. Alors :

$$\boxed{M = A^+}.$$

Q16 montre que A^+ est une matrice de $\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})$ qui vérifie (*) et nous venons de voir qu'une matrice de $\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})$ qui vérifie (*) est égale à A^+ . Alors :

$$\boxed{A^+ \text{ est l'unique matrice de } \mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R}) \text{ qui vérifie (*)}.$$

18) (a) Notons que $(A^+)^+$ est l'unique matrice N de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$ vérifiant : $A^+ = A^+NA^+$, $N = NA^+N$, ${}^t(NA^+) = NA^+$ et ${}^t(A^+N) = A^+N$.

Or A est une matrice de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$ qui vérifie : $A^+ = A^+AA^+$, $A = AA^+A$, ${}^t(AA^+) = AA^+$ et ${}^t(A^+A) = A^+A$. Alors :

$$\boxed{(A^+)^+ = A.}$$

(b) Notons que tA est une matrice de $\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})$.

$({}^tA)^+$ est l'unique matrice L de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$ qui vérifie : ${}^tA = {}^tAL{}^tA$, $L = L{}^tAL$, ${}^t(L{}^tA) = L{}^tA$ et ${}^t({}^tAL) = {}^tAL$.

Or en transposant les quatre égalités $A = AA^+A$, $A^+ = A^+AA^+$, ${}^t(A^+A) = A^+A$, et ${}^t(AA^+) = AA^+$ il vient :

${}^tA = {}^tA{}^tA^+{}^tA$, ${}^tA^+ = {}^tA^+{}^tA{}^tA^+$, ${}^t({}^t(A^+A)) = {}^t(A^+A)$, et ${}^t({}^t(AA^+)) = {}^t(AA^+)$.

${}^t({}^t(A^+A)) = {}^t(A^+A)$ donne : ${}^t({}^tA{}^tA^+) = {}^tA{}^tA^+$ et ${}^t({}^t(AA^+)) = {}^t(AA^+)$ donne ${}^t({}^tA^+{}^tA) = {}^tA^+{}^tA$.

Finalement ${}^tA^+$ est une matrice de $\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$ qui vérifie : ${}^tA = {}^tA{}^tA^+{}^tA$, ${}^tA^+ = {}^tA^+{}^tA{}^tA^+$, ${}^t({}^tA^+{}^tA) = {}^tA^+{}^tA$ et ${}^t({}^tA{}^tA^+) = {}^tA{}^tA^+$. Donc :

$$\boxed{({}^tA)^+ = {}^tA^+.$$

19) Soit x un réel strictement positif. Nous avons vu dans **Q3 a** que les valeurs propres de tAA sont des réels positifs ou nuls donc $-x$ n'est pas valeur propre de tAA et ainsi ${}^tAA - (-x)I_n$ est inversible. Donc :

si x est un réel strictement positif la matrice ${}^tAA + xI_n$ est inversible.

Notons que $\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket, \lambda_i + x > 0$ car $\forall i \in \llbracket 1, p \rrbracket, \lambda_i \geq 0$ et $x > 0$.

Posons $Q_x = \sum_{i=1}^p \frac{1}{\lambda_i + x} P_i$ et montrons que $Q_x = ({}^tAA + xI_n)^{-1}$.

Notons que ${}^tAA + xI_n = \sum_{i=1}^p \lambda_i P_i + x \sum_{i=1}^p P_i = \sum_{i=1}^p (\lambda_i + x) P_i$.

$$({}^tAA + xI_n) Q_x = \left(\sum_{i=1}^p (\lambda_i + x) P_i \right) \left(\sum_{j=1}^p \frac{1}{\lambda_j + x} P_j \right) = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \frac{\lambda_i + x}{\lambda_j + x} P_i P_j.$$

$$({}^tAA + xI_n) Q_x = \sum_{i=1}^p \frac{\lambda_i + x}{\lambda_i + x} P_i = \sum_{i=1}^p P_i = I_n \text{ car } \forall (i, j) \in \llbracket 1, p \rrbracket^2, P_i P_j = \begin{cases} P_i & \text{si } j = i \\ 0_{\mathcal{M}_n(\mathbb{R})} & \text{sinon} \end{cases}.$$

$({}^tAA + xI_n) Q_x = I_n$ ce qui suffit pour dire que $({}^tAA + xI_n)^{-1} = Q_x$. Cela redonne aussi l'inversibilité de ${}^tAA + xI_n$...

Pour tout réel strictement positif : $({}^tAA + xI_n)^{-1} = \sum_{i=1}^p \frac{1}{\lambda_i + x} P_i$.

Montrons que $A^+ = \lim_{x \rightarrow 0^+} [({}^tAA + xI_n)^{-1} {}^tA]$.

1^{er} cas $A = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$.

Alors $A^+ = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$ et ${}^tA = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$ Le résultat est alors clair car $\forall x \in \mathbb{R}_+^*, ({}^tAA + xI_n)^{-1} {}^tA = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$.

2^{ième} cas $A \neq 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$.

Alors $\Gamma(A) \neq \emptyset$. Soit x un réel strictement positif. Montrons que $({}^tAA + xI_n)^{-1} {}^tA = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i + x} P_i {}^tA$.

Si 0 n'est pas valeur propre de tAA , $\Gamma(A) = \llbracket 1, p \rrbracket$ et ainsi : $({}^tAA + xI_n)^{-1}{}^tA = \sum_{i=1}^p \frac{1}{\lambda_i + x} P_i {}^tA = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i + x} P_i {}^tA$.

Supposons que 0 soit valeur propre de tAA . $\Gamma(A) = \llbracket 2, p \rrbracket$. R11 donne $P_1 {}^tA = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$.

Alors $({}^tAA + xI_n)^{-1}{}^tA = \sum_{i=1}^p \frac{1}{\lambda_i + x} P_i {}^tA = \sum_{i=2}^p \frac{1}{\lambda_i + x} P_i {}^tA = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i + x} P_i {}^tA$.

Dans les deux cas $({}^tAA + xI_n)^{-1}{}^tA = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i + x} P_i {}^tA$.

Notons que $\forall i \in \Gamma(A)$, $\lambda_i \neq 0$ donc $\forall i \in \Gamma(A)$, $\lim_{x \rightarrow 0^+} \frac{1}{\lambda_i + x} = \frac{1}{\lambda_i}$.

Alors $\lim_{x \rightarrow 0^+} [({}^tAA + xI_n)^{-1}{}^tA] = \lim_{x \rightarrow 0^+} \left[\sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i + x} P_i {}^tA \right] = \sum_{i \in \Gamma(A)} \frac{1}{\lambda_i} P_i {}^tA = A^+$.

$$\boxed{A^+ = \lim_{x \rightarrow 0^+} [({}^tAA + xI_n)^{-1}{}^tA].}$$

Appliquons cela à la matrice A de Q8.

Soit x un réel strictement positif. Calculons $({}^tAA + xI_3)^{-1}$.

Version 1 On utilise la formule établie ci-dessus.

Ici $p = 2$, $\lambda_1 = 0$, $\lambda_2 = 6$, $P_1 = \begin{pmatrix} 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ et $P_2 = \begin{pmatrix} 1/2 & -1/2 & 0 \\ -1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$.

Alors $({}^tAA + xI_3)^{-1} = \frac{1}{x+0} P_1 + \frac{1}{x+6} P_2 = \frac{1}{x+0} \begin{pmatrix} 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} + \frac{1}{x+6} \begin{pmatrix} 1/2 & -1/2 & 0 \\ -1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$.

$({}^tAA + xI_3)^{-1} = \frac{1}{2x(x+6)} \left(\begin{pmatrix} x+6 & x+6 & 0 \\ x+6 & x+6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x & -x & 0 \\ -x & x & 0 \\ 0 & 0 & 2x \end{pmatrix} \right) = \frac{1}{2x(x+6)} \begin{pmatrix} 2x+6 & 6 & 0 \\ 6 & 2x+6 & 0 \\ 0 & 0 & 2x \end{pmatrix}$.

$({}^tAA + xI_3)^{-1} = \frac{1}{x(x+6)} \begin{pmatrix} x+3 & 3 & 0 \\ 3 & x+3 & 0 \\ 0 & 0 & x \end{pmatrix}$.

Version 2 À la main !

${}^tAA = \begin{pmatrix} 3 & -3 & 0 \\ -3 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 6 \end{pmatrix}$ donc ${}^tAA + xI_3 = \begin{pmatrix} 3+x & -3 & 0 \\ -3 & 3+x & 0 \\ 0 & 0 & 6+x \end{pmatrix}$.

Soient $X = \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix}$ et $X' = \begin{pmatrix} a' \\ b' \\ c' \end{pmatrix}$ deux éléments de $\mathcal{M}_{3,1}(\mathbb{R})$ tels que $({}^tAA + xI_3)X = X'$.

$\begin{pmatrix} 3+x & -3 & 0 \\ -3 & 3+x & 0 \\ 0 & 0 & 6+x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a' \\ b' \\ c' \end{pmatrix}$ donc $\begin{cases} (3+x)a - 3b = a' \\ -3a + (3+x)b = b' \\ (6+x)c = c' \end{cases}$ (★).

Déjà : $c = \frac{1}{6+x} c'$

En remplaçant la ligne 2 par trois fois la ligne 1 plus trois fois la ligne 2 le tout divisé par x il vient :

$$\begin{cases} (3+x)a - 3b = a' \\ 3a + 3b = \frac{3}{x}(a' + b') \end{cases}$$

La ligne un plus la ligne deux le tout divisé par $6+x$ donne : $a = \frac{1}{6+x} \left(\left(1 + \frac{3}{x}\right) a' + \frac{3}{x} b' \right)$.

Ainsi $a = \frac{1}{x(x+6)}((x+3)a' + 3b')$. En repartant de (★) :

En remplaçant la ligne 1 par trois fois la ligne 1 plus trois fois la ligne 2 le tout divisé par x il vient :

$$\begin{cases} 3a + 3b = \frac{3}{x}(a' + b') \\ -3a + (3+x)b = b' \end{cases}$$

La ligne un plus la ligne deux le tout divisé par $6+x$ donne : $b = \frac{1}{6+x} \left(\frac{3}{x} a' + \left(\frac{3}{x} + 1\right) b' \right)$.

Ainsi $b = \frac{1}{x(x+6)}(3a' + (x+3)b')$.

Finalement $a = \frac{1}{x(x+6)}((x+3)a' + 3b')$, $b = \frac{1}{x(x+6)}(3a' + (x+3)b')$ et $c = \frac{1}{6+x} c' = \frac{1}{x(x+6)} x c'$

Donc $({}^tAA + xI_3)^{-1} = \frac{1}{x(x+6)} \begin{pmatrix} x+3 & 3 & 0 \\ 3 & x+3 & 0 \\ 0 & 0 & x \end{pmatrix}$ again...

Alors $({}^tAA + xI_3)^{-1} tA = \frac{1}{x(x+6)} \begin{pmatrix} x+3 & 3 & 0 \\ 3 & x+3 & 0 \\ 0 & 0 & x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} = \frac{1}{x(x+6)} \begin{pmatrix} x & x & -x \\ -x & -x & x \\ x & x & 2x \end{pmatrix}$.

$({}^tAA + xI_3)^{-1} tA = \frac{1}{x+6} \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$.

Alors $A^+ = \lim_{x \rightarrow 0^+} \left(\frac{1}{x+6} \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} \right) = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$.

Nous retrouvons $A^+ = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$.

20) Soit α un réel non nul. Posons $A_\alpha = \alpha A$ et déterminons $(A_\alpha)^+$.

Soit x un réel strictement positif.

$({}^tA_\alpha A_\alpha + xI_n)^{-1} tA_\alpha = (\alpha^2 {}^tAA + xI_n)^{-1} \alpha tA = \left(\alpha^2 \left({}^tAA + \frac{x}{\alpha^2} I_n \right) \right)^{-1} \alpha tA = \frac{1}{\alpha^2} \left({}^tAA + \frac{x}{\alpha^2} I_n \right)^{-1} \alpha tA$.

$({}^tA_\alpha A_\alpha + xI_n)^{-1} tA_\alpha = \frac{1}{\alpha} \left({}^tAA + \frac{x}{\alpha^2} I_n \right)^{-1} tA$.

$(A_\alpha)^+ = \lim_{x \rightarrow 0^+} \left(({}^tA_\alpha A_\alpha + xI_n)^{-1} tA_\alpha \right) = \lim_{x \rightarrow 0^+} \left(\frac{1}{\alpha} \left({}^tAA + \frac{x}{\alpha^2} I_n \right)^{-1} tA \right) = \frac{1}{\alpha} \lim_{x \rightarrow 0^+} \left(\left({}^tAA + \frac{x}{\alpha^2} I_n \right)^{-1} tA \right)$.

$(A_\alpha)^+ = \frac{1}{\alpha} \lim_{z \rightarrow 0^+} \left(({}^tAA + zI_n)^{-1} tA \right) = \frac{1}{\alpha} A^+$.

$\forall \alpha \in \mathbb{R}^*, (\alpha A)^+ = \frac{1}{\alpha} A^+$.

♣ *Exercice* Retrouver ce résultat en utilisant Q17) (b) (resp. Q13) (b)).

1^{er} cas $A = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$.

Alors $\forall \alpha \in \mathbb{R}^*$, $\alpha A = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$ donc $\forall \alpha \in \mathbb{R}^+$, $(\alpha A)^+ = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$. Par conséquent $\lim_{\alpha \rightarrow 0} (\alpha A)^+ = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$.

$$\boxed{\text{Si } A = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}, \lim_{\alpha \rightarrow 0} (\alpha A)^+ = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}.$$

2^{ième} cas $A \neq 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$.

Si $A^+ = 0_{\mathcal{M}_{n,m}(\mathbb{R})}$: $A = (A^+)^+ = 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}$! Donc A^+ n'est pas la matrice nulle. Alors A^+ possède un coefficient γ non nul.

Or $\forall \alpha \in \mathbb{R}^*$, $(\alpha A)^+ = \frac{1}{\alpha} A^+$ et $\alpha \rightarrow \frac{\gamma}{\alpha}$ n'a pas de limite en 0. Ainsi la matrice $(\alpha A)^+$ n'a pas de limite lorsque α tend vers 0.

$$\boxed{\text{Si } A \neq 0_{\mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})}, \text{ la matrice } (\alpha A)^+ \text{ n'a pas de limite lorsque } \alpha \text{ tend vers 0.}$$
