

Chrysostome Baskiotis

Laurence Lamoulié

Jean-Paul Forest

Fascicule des solutions

ANALYSE NUMÉRIQUE

Solutions des exercices



Année 2009 – 2010

1

VALEURS ET VECTEURS PROPRES

EXERCICE 1.1 Soit $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ matrice régulière et soient λ valeur propre associée au vecteur propre \mathbf{u} . Montrer que $1/\lambda$ est valeur propre de \mathbf{A}^{-1} associée au même vecteur propre \mathbf{u} .

SOL.- $\mathbf{Ax} = \lambda\mathbf{x} \Rightarrow \mathbf{x} = \lambda\mathbf{A}^{-1}\mathbf{x} \Rightarrow (1/\lambda)\mathbf{x} = \mathbf{Ax}$

EXERCICE 1.2 Soit $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ matrice régulière et soient λ valeur propre associée au vecteur propre \mathbf{u} . Montrer que λ^k est valeur propre de \mathbf{A}^k associée au même vecteur propre \mathbf{u} , $k > 1$.

SOL.- $\mathbf{Ax} = \lambda\mathbf{x} \Rightarrow \mathbf{A}^2\mathbf{x} = \lambda\mathbf{Ax} = \lambda^2\mathbf{x} \Rightarrow \mathbf{A}^3\mathbf{x} = \lambda^2\mathbf{Ax} = \lambda^3\mathbf{x} \Rightarrow \dots$

EXERCICE 1.3 Soit $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ matrice régulière. \mathbf{u} est un vecteur propre de \mathbf{A} si et seulement si \mathbf{u} est un vecteur propre de $(\mathbf{A} - \alpha\mathbf{I})^{-1}$.

SOL.- $\mathbf{Ax} = \lambda\mathbf{x} \Rightarrow (\mathbf{A} - \alpha\mathbf{I})\mathbf{x} = (\lambda - \alpha)\mathbf{x} \Rightarrow (\lambda - \alpha)^{-1}\mathbf{x} = (\mathbf{A} - \alpha\mathbf{I})^{-1}\mathbf{x}$.

EXERCICE 1.4 Si $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est nilpotente (c'est-à-dire il existe $k > 0$ tel que $\mathbf{A}^k = 0$), alors $\text{trace}(\mathbf{A}) = 0$.

SOL.- Soit $\lambda \in \sigma(\mathbf{A})$. D'après l'exercice on a $\lambda^k \in \sigma(\mathbf{A}^k) = 0$. Donc, d'après la 6-ième propriété ci-après, on a $\text{trace}(\mathbf{A}) = 0$.

EXERCICE 1.5 Soit \mathbf{A} une matrice symétrique et \mathbf{U} matrice unitaire telle que

$$\mathbf{U}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{U} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$$

Supposons que $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$. Montrer que

$$\lambda_1 = \max_{\substack{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \\ \mathbf{x} \neq \mathbf{0}}} \frac{\mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^\top \mathbf{x}}; \lambda_n = \min_{\substack{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \\ \mathbf{x} \neq \mathbf{0}}} \frac{\mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^\top \mathbf{x}}$$

De plus, si \mathbf{A} est définie positive (c'est-à-dire $\mathbf{x}^\top \mathbf{A} \mathbf{x} > 0 \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$), alors montrer que toutes ses valeurs propres sont positives.

EXERCICE 1.6 En utilisant les disques de Geršgorin, donner une estimation du nombre maximal de valeurs propres complexes des matrices suivantes :

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & -1/2 & 0 & -1/2 \\ 0 & 4 & 0 & 2 \\ -1/2 & 0 & 6 & 1/2 \\ 0 & 0 & 1 & 9 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} -5 & 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1/2 \\ 0 & 1/4 & 1/2 & 3 \end{bmatrix}$$

EXERCICE 1.7 Soit la matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ avec $|a_{ij}| < \varepsilon; \forall i = 1, \dots, n; i \neq j$.

Supposons qu'il existe une ligne $r \in \{1, \dots, n\}$ de la matrice \mathbf{A} telle que $|a_{rr} - a_{ii}| \geq \delta; \forall i = 1, \dots, n; i \neq r$.

Considérons la matrice $\mathbf{W}_r \in \mathbb{R}^{n \times n}$ avec

$$w_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{si } i \neq j \\ 1, & \text{si } i = j \text{ et } i \neq r \\ \alpha, & \text{si } i = j = r \end{cases}$$

avec $\alpha > 0$.

Soit la transformation de similitude $\mathbf{B}_r = \mathbf{W}_r \mathbf{A} \mathbf{W}_r^{-1}$

- (1) Évaluer les éléments de \mathbf{B}_r en fonction des éléments de la matrice \mathbf{A} .
- (2) Calculer une borne supérieure pour les rayons des disques $D_r^{(l)}$ et $D_i^{(l)}; i = 1, \dots, n; i \neq r$ de la matrice \mathbf{B}_r .
- (3) Montrer que sous l'hypothèse $\varepsilon < \frac{\delta}{2(n-1)}$ et en choisissant $\alpha \leq \frac{2\varepsilon}{\delta}$, on réduit le rayon du disque $D_r^{(l)}$ de \mathbf{B}_r et on le rend disjoint des autres disques de la même matrice.
- (4) Application : Soit la matrice

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 4 & 0.5 & -0.4 & 0.4 \\ 0.2 & -1 & -0.1 & 0.05 \\ -0.5 & -0.4 & 2.5 & 0.4 \\ 0.1 & 0.05 & 0.1 & -3 \end{bmatrix}$$

avec valeurs propres 4.15, 2.39, -1.027, -3.01.

Nous avons $\varepsilon = 0.5$.

- (a) Calculer les disques de Geršgorin et leurs rayons pour la matrice \mathbf{A} .
- (b) Pour un indice r pour lequel le disque de Geršgorin $D_r^{(l)}$ n'est pas isolé, calculer δ .
- (c) Prendre un $\alpha \leq \frac{\delta}{2\varepsilon}$ et construire la matrice \mathbf{W}_r .
- (d) Calculer la matrice \mathbf{B}_r .
- (e) Calculer les disques de Geršgorin et leurs rayons pour la matrice \mathbf{B}_r .

Le disque $D_r^{(l)}$ a maintenant une taille réduite.

S'il y a une autre ligne r' telle que $D_r^{(l)} \cap D_{r'}^{(l)} \neq \emptyset$, répéter cette opération pour la ligne r' .

SOL. (1) \mathbf{B}_r est comme \mathbf{A} sauf que

- la ligne r est multipliée par α ;
- la colonne r est multipliée par $1/\alpha$
- $b_{rr} = a_{rr}$.

(2) On a pour les rayons des disques de \mathbf{B}_r

$$- R_r^{(l)} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq r}}^n |b_{rj}| = \alpha \cdot \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq r}}^n |a_{rj}| < \alpha \cdot (n-1) \varepsilon ;$$

$$- R_i^{(l)} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |b_{ij}| = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i, r}}^n |a_{ij}| + \frac{1}{\alpha} |a_{rj}| < (n-2) \varepsilon + \frac{\varepsilon}{\alpha}.$$

(3) Puisque $\alpha = \frac{2\varepsilon}{\delta}$, on a

$$- R_r^{(l)} < \frac{2(n-1)}{\delta} \varepsilon^2 = \frac{1}{\varepsilon} \varepsilon^2 = \varepsilon ;$$

$$- R_i^{(l)} < (n-2) \varepsilon + \frac{\varepsilon}{\alpha} = (n-2) \varepsilon + \frac{\delta}{2}$$

d'où $R_r^{(l)} + R_i^{(l)} < \varepsilon + (n-2) \varepsilon + \frac{\delta}{2} < \delta$.

Comme donc la somme du rayon du disque $D_r^{(l)}$ et du rayon de n'importe quel autre disque $D_i^{(l)}$ de \mathbf{B}_r est inférieure à δ , on en conclut que le disque $D_r^{(l)}$ est isolé des autres disques car par hypothèse on a $|a_{rr} - a_{ii}| > \delta; \forall i = 1, \dots, n; i \neq r$.

(4) On a $R_1^{(l)} = 1.3$ et centre 4, $R_2^{(l)} = 0.35$ et centre -1 , $R_3^{(l)} = 1.3$ et centre 2.5 et $R_4^{(l)} = 0.25$ et centre -3 . Donc les troisième et quatrième disques se recoupent.

On prend $r = 1$. Comme $|a_{rr} - a_{ii}| \geq 1.5; \forall i = 1, \dots, n; i \neq r$, on prendra $\delta = 1.5$ et, par conséquent, $\varepsilon < 1.5/3$. On prendra donc $\alpha = 1/23 \leq \varepsilon$.

$$\text{On a } \mathbf{B}_r = \begin{bmatrix} 4 & 0.021 & -0.01 & 0.017 \\ 4.6 & -1 & -0.1 & 0.05 \\ -11.5 & -0.4 & 2.5 & 0.4 \\ 2.3 & 0.05 & 0.1 & -3 \end{bmatrix} \text{ et le rayon du premier disque est réduit, mais ce disque est}$$

maintenant inclu dans le troisième. On répète donc cette procédure pour $r' = 3$ en utilisant les mêmes va-

$$\text{leurs que précédemment. On obtient } \mathbf{B}_{r'} = \begin{bmatrix} 4 & 0.021 & -0.04 & 0.017 \\ 4.6 & -1 & -2.3 & 0.05 \\ -0.5 & -0.017 & 2.5 & 0.4 \\ 2.3 & 0.05 & 2.3 & -3 \end{bmatrix} \text{ ce qui permet la séparation des}$$

premier et troisième disque. Cette matrice montre aussi que les deux autres disques ne sont pas maintenant séparés, mais c'est sans importance, parce que on a pu, en utilisant la matrice \mathbf{A} , localiser les deuxième et quatrième valeurs propres.

2

DÉCOMPOSITION EN VALEURS SINGULIÈRES

EXERCICE 2.1 Déterminer la projection orthogonale $\mathbf{x} = [2, 0, 1]^T$ dans $\text{vect}\{\mathbf{u}\}$ ainsi que la projection orthogonale de \mathbf{x} dans \mathbf{u}^\perp . On prendra $\mathbf{u} = [2, -1, 3]^T$. Préciser le projecteur orthogonal $\mathbf{P}_\mathbf{u}$ dans $\text{vect}\{\mathbf{u}\}$ et le projecteur orthogonal $\mathbf{P}_{\mathbf{u}^\perp}$ dans \mathbf{u}^\perp .

SOL.- Il faut que \mathbf{u} soit unitaire. Donc on prend $\mathbf{u}' = \mathbf{u}/\|\mathbf{u}\|$. La projection orthogonale de \mathbf{x} dans $\text{vect}\{\mathbf{u}\}$ est

$$\frac{\mathbf{u}}{\|\mathbf{u}\|} \left(\frac{\mathbf{u}}{\|\mathbf{u}\|} \right)^T \mathbf{x} = \frac{\mathbf{u}\mathbf{u}^T}{\mathbf{u}^T\mathbf{u}} \mathbf{x} = \frac{1}{2} [2, -1, 3]^T$$

La projection orthogonale de \mathbf{x} dans \mathbf{u}^\perp est

$$\left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{u}\mathbf{u}^T}{\mathbf{u}^T\mathbf{u}} \right) \mathbf{x} = \mathbf{x} - \frac{\mathbf{u}\mathbf{u}^T\mathbf{x}}{\mathbf{u}^T\mathbf{u}} = \frac{1}{2} [2, 1, -1]$$

$$\text{On a } \mathbf{P}_\mathbf{u} = \frac{\mathbf{u}\mathbf{u}^T}{\mathbf{u}^T\mathbf{u}} \text{ et } \mathbf{P}_{\mathbf{u}^\perp} = \mathbf{I} - \frac{\mathbf{u}\mathbf{u}^T}{\mathbf{u}^T\mathbf{u}}.$$

EXERCICE 2.2 Toute matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ carrée, diagonalement dominante strictement (c'est-à-dire telle que $|a_{ii}| > \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}|$; $i = 1, \dots, n$) est régulière.

SOL.- Il faut trouver que $\text{rang } \mathbf{A} = n$, c'est-à-dire que $N(\mathbf{A}) = \{\mathbf{0}\}$. On suppose qu'il existe un vecteur $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_n]^T \neq \mathbf{0}$, solution du système $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}$. Supposons que $x_k = \max_i x_i$. La k -ième ligne

du système $\mathbf{Ax} = \mathbf{0}$ donne

$$a_{kk}x_k = - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n a_{kj}x_j$$

d'où on obtient

$$|a_{kk}||x_k| = \left| \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n a_{kj}x_j \right| \leq \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |a_{kj}x_j| = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |a_{kj}||x_j| \leq \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |a_{kj}| \right) |x_k|$$

et donc

$$|a_{kk}| \leq \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |a_{kj}|$$

qui contredit l'hypothèse de la stricte dominance diagonale. Par conséquent on a $N(\mathbf{A}) = \{\mathbf{0}\}$.

EXERCICE 2.3 Soit l'application linéaire $A : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ définie sur les vecteurs de la base canonique par les relations

$$A(\mathbf{e}_1) = 2\mathbf{e}_1 + 6\mathbf{e}_2; A(\mathbf{e}_2) = -\mathbf{e}_2; A(\mathbf{e}_3) = \mathbf{e}_1 + \mathbf{e}_3$$

où \mathbf{e}_i vecteur de la base canonique \mathcal{B} .

(1) Écrire la matrice \mathbf{A} de l'application linéaire A dans la base \mathcal{B} .

$$\text{SOL.- } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 6 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(2) Déterminer $N(\mathbf{A})$ et $R(\mathbf{A})$ ainsi que leurs dimensions.

SOL.- $N(\mathbf{A}) = \{\mathbf{0}\}$ et $\dim N(\mathbf{A}) = 0$ car $\det \mathbf{A} = -2 \neq 0$, donc \mathbf{A} est régulière, donc l'application A est bijective.

(3) Montrer que les vecteurs

$$\mathbf{f}_1 = \mathbf{e}_2; \mathbf{f}_2 = \mathbf{e}_1 + 2\mathbf{e}_2; \mathbf{f}_3 = -\mathbf{e}_1 - 3\mathbf{e}_2 + \mathbf{e}_3$$

forment une nouvelle base \mathcal{B}' .

SOL.- La matrice de l'application est $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 \\ 1 & 2 & -3 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ d'où $\det \mathbf{B} = -1 \neq 0$, donc les vecteurs $\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2,$

et \mathbf{f}_3 sont indépendants.

(4) Écrire la matrice \mathbf{A} dans la nouvelle base \mathcal{B}' .

SOL.- La matrice de changement de base est $\mathbf{S} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 0 \\ -1 & -3 & 1 \end{bmatrix}$ d'où $\mathbf{S}^{-1} = \begin{bmatrix} -2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$, donc $\mathbf{A}' =$

$$\mathbf{S}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{S} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ -1 & -7 & 3 \end{bmatrix}.$$

EXERCICE 2.4 Soit la matrice

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & 6 \end{bmatrix} \quad (2.0.1)$$

(1) Calculer les matrices $\mathbf{L} \in \mathbf{R}^{2 \times 2}$, $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{2 \times 3}$ telles que $\mathbf{A} = \mathbf{LU}$.

SOL. $\mathbf{L} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{U} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$

(2) Déterminer les quatre espaces associés avec \mathbf{A} et préciser leur base.

SOL.- $N(\mathbf{A}) = \{ \mathbf{x} \in \mathbf{R}^3 / \mathbf{Ax} = \mathbf{0} \} = N(\mathbf{A}) = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbf{R}^3 / \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \right\} \Rightarrow \mathbf{n}_1 = [-2 \ 1 \ 0]^T$, $\mathbf{n}_2 = [-3 \ 0 \ 1]^T$. Le 3e vecteur $\mathbf{n}_2 = [0 \ -3 \ 2]^T$ n'est pas indépendant de deux autres. Donc $N(\mathbf{A}) = \text{vect} \{ \mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2 \}$ et $\dim N(\mathbf{A}) = 2$.

Par conséquent

$$\dim R(\mathbf{A}) = 1. R(\mathbf{A}) = \{ \mathbf{Ax} \in \mathbf{R}^2 / \mathbf{x} \in \mathbf{R}^3 \} = \left\{ \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^2 / \mathbf{x} \in \mathbf{R}^3 \right\} \Rightarrow$$

$$y_1 = 1, y_2 = 2 \Rightarrow \mathbf{r}_1 = [1 \ 2]^T \Rightarrow R(\mathbf{A}) = \text{vect} \{ \mathbf{r}_1 \}.$$

$$R(\mathbf{A}^T) = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbf{R}^3 / \mathbf{x} = \mathbf{A}^T \mathbf{y}, \mathbf{y} \in \mathbf{R}^2 \right\} = \left\{ \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^3 / \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 4 \\ 3 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} \right\} \Rightarrow \rho_1 = [1 \ 2 \ 3]^T.$$

Donc $R(\mathbf{A}^T) = \text{vect} \{ \rho_1 \}$ et $\dim R(\mathbf{A}^T) = 1$.

$$N(\mathbf{A}^T) = \{ \mathbf{y} \in \mathbf{R}^2 / \mathbf{A}^T \mathbf{y} = \mathbf{0} \} = \left\{ \mathbf{y} \in \mathbf{R}^2 / \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 4 \\ 3 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \right\} \Rightarrow \nu_1 = [-2 \ 1]^T. \text{ Donc}$$

$N(\mathbf{A}^T) = \text{vect} \{ \nu_1 \}$ et $\dim N(\mathbf{A}^T) = 1$.

(3) En utilisant la réponse à la question précédente, expliquer pourquoi le système $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$, avec $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$ n'a pas de solution. Trouver le vecteur \mathbf{b}' le plus proche de \mathbf{b} pour lequel le système a une solution.

SOL. Nous avons $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} \notin R(\mathbf{A})$. Donc \mathbf{b} n'est pas une solution du système.

Le vecteur \mathbf{b}' qui est solution du système doit être dans $R(\mathbf{A})$. On cherche donc le vecteur de $R(\mathbf{A})$ qui est le plus proche de \mathbf{b} . Donc \mathbf{b}' doit être la projection orthogonale de \mathbf{b} dans $R(\mathbf{A})$. Par conséquent le vecteur $\mathbf{b} - \mathbf{b}'$ doit être orthogonal à $\mathbf{r}_1 \Rightarrow \mathbf{r}_1^T (\mathbf{b} - \mathbf{b}') = 0 \Rightarrow \mathbf{r}_1^T \mathbf{b} = \mathbf{r}_1^T \mathbf{b}'$. Comme $\mathbf{b} \in R(\mathbf{A}) \Rightarrow \mathbf{b} = \alpha \mathbf{r}_1$ avec $\alpha \in \mathbf{R} \Rightarrow \mathbf{r}_1^T \mathbf{b} = \mathbf{r}_1^T \alpha \mathbf{r}_1 \Rightarrow \alpha = \frac{\mathbf{r}_1^T \mathbf{b}}{\mathbf{r}_1^T \mathbf{r}_1} = \frac{[1 \ 2] \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}}{[1 \ 2] \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}} = -\frac{1}{5} \Rightarrow \mathbf{b}' =$

$$-\frac{1}{5} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}.$$

EXERCICE 2.5 Utiliser la DVS pour calculer l'inverse d'une matrice régulière.

Si au moins une de valeurs singulières est nulle, que peut-on conclure pour l'inversion de la matrice ?

SOL.- $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Delta}\mathbf{V}^\top \Rightarrow \mathbf{A}^{-1} = \mathbf{V}\mathbf{\Delta}^{-1}\mathbf{U}^\top$. Si $\sigma_i = 0$, alors son inverse n'existe pas et par conséquent la matrice est singulière.

EXERCICE 2.6 Soit la matrice $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}$. Calculer sa DVS.

SOL.- $\mathbf{A}^\top \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 5 & 5 \\ 5 & 5 \end{bmatrix} \Rightarrow \lambda_1 = 10, \lambda_2 = 0 \Rightarrow \mathbf{\Delta} = \begin{bmatrix} \sqrt{10} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$. Calcul des vecteurs singuliers droits orthonormaux : $\mathbf{v}_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} [1, 1]^\top$ et $\mathbf{v}_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} [1, -1]^\top$ Donc rang \mathbf{A} et $\mathbf{V} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$. Calcul des vecteurs

singuliers gauche : $\mathbf{u}_1 = \frac{1}{\sqrt{10}} \mathbf{A}\mathbf{v}_1 = \frac{1}{\sqrt{5}} [1, 2]^\top$ et $\mathbf{u}_2 = \frac{1}{\sqrt{10}} \mathbf{A}\mathbf{v}_2 = \frac{1}{\sqrt{5}} [-2, 1]^\top$, d'où $\mathbf{V} = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$.

On teste $\mathbf{U}\mathbf{\Delta}\mathbf{V}^\top = \frac{1}{\sqrt{2}} \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{10} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 2 \end{bmatrix} = \mathbf{A}$.

EXERCICE 2.7 Considérons la matrice

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 2/3 \\ 2/3 & 2/3 & 1/3 \\ 1/3 & 2/3 & 1.000000001 \\ 0.4 & 0.4 & 0.8 \\ 0.6 & 0.2 & 0.8 \end{bmatrix}$$

et la matrice perturbée

$$\mathbf{B} = \mathbf{A} + \mathbf{\Delta}\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 2/3 \\ 2/3 & 2/3 & 4/3 \\ 1/3 & 2/3 & 1 \\ 2/5 & 2/5 & 4/5 \\ 3/5 & 1/5 & 4/5 \end{bmatrix}$$

Manifestement la matrice perturbée est de rang 2 parce que la troisième colonne est la somme de deux premières colonnes.

- (1) En utilisant Scilab vérifier le rang des matrices \mathbf{A} et \mathbf{B} .
- (2) Comparer les résultats avec les nombre de valeurs singulières, en utilisant la fonction de Scilab `svd`.
- (3) Examiner si la formule (??) est vérifiée.

SOL.- rang $\mathbf{A} = 3$, rang $\mathbf{B} = 2$. Valeurs singulières de \mathbf{A} : 2.5987215, 0.3681513, 3.537×10^{-10} . Valeurs singulières de \mathbf{B} : 2.5987215, 0.3681513, 9.378×10^{-17} . Nous avons $\|\mathbf{\Delta}\mathbf{A}\|_2 = 1.0 \times 10^{-9}$ et $\max_k |\sigma_k - \hat{\sigma}_k| = 3.8493342 \times 10^{-10}$ et donc la relation (??) est vérifiée.

EXERCICE 2.8 Soit une matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ avec $r = \text{rang } \mathbf{A} < \min\{n, m\}$. Montrer que pour tout $\varepsilon > 0$, il existe une matrice $\mathbf{A}_\varepsilon \in \mathbb{R}^{m \times n}$ de rang plein, c'est-à-dire $\text{rang } \mathbf{A}_\varepsilon = \min\{n, m\}$ telle que $\|\mathbf{A} - \mathbf{A}_\varepsilon\| = \varepsilon$.

SOL.- Supposons que $n < m$. Si la matrice n'est pas de rang plein, c'est-à-dire $r < n$, alors il y a r colonnes parmi les n qui sont linéairement indépendantes. Pour la clarté de l'exposé, supposons que ce sont les premières r colonnes qui sont linéairement indépendantes. Nous avons donc la DVS $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Delta}\mathbf{V}^\top$, avec $\mathbf{\Delta} = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r, 0, \dots, 0)$. Construisons une matrice \mathbf{A}_{r+1} de rang $r+1$ qui a les mêmes valeurs singulières non nulles que la matrice \mathbf{A} , plus une valeur singulière supplémentaire, $\hat{\sigma}_{r+1} = \varepsilon$, non nulle.

Pour ce faire il faut poser $\mathbf{A}_{r+1} = \mathbf{U}\mathbf{\Delta}_{r+1}\mathbf{V}^\top$, avec $\mathbf{\Delta}_{r+1} = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r, \widehat{\sigma}_{r+1}, 0, \dots, 0)$. En utilisant la relation (??), on a que $|\sigma_{r+1} - \widehat{\sigma}_{r+1}| = \widehat{\sigma}_{r+1} = \|\mathbf{A} - \mathbf{A}_{r+1}\| = \varepsilon$. On répète cette opération pour les autres colonnes $r+2, \dots, n$ en rajoutant chaque fois une nouvelle valeur singulière non nulle $\widehat{\sigma}_{r+2} = \varepsilon, \dots, \widehat{\sigma}_n = \varepsilon$. Notons \mathbf{A}_ε la matrice obtenue à la fin. À cause toujours de (??), on a $\|\mathbf{A} - \mathbf{A}_\varepsilon\| = \varepsilon$.

3

PSEUDOINVERSE ET MOINDRES CARRÉS

EXERCICE 3.1 Soit \mathbf{A} matrice (m, n) . La pseudo-inverse \mathbf{A}^+ est une matrice (n, m) qui satisfait aux propriétés suivantes :

$$(1) \mathbf{A}^+ \mathbf{A} = \mathbf{P}; \mathbf{A} \mathbf{A}^+ = \mathbf{Q}$$

$$(2) \mathbf{A}^+ \mathbf{A} = (\mathbf{A}^+ \mathbf{A})^\top$$

$$(3) \mathbf{A} \mathbf{A}^+ = (\mathbf{A} \mathbf{A}^+)^\top$$

$$(4) \mathbf{A} \mathbf{A}^+ \mathbf{A} = \mathbf{A}$$

$$(5) \mathbf{A}^+ \mathbf{A} \mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^+$$

EXERCICE 3.2 (Conditions de Moore-Penrose) Si \mathbf{Z} est une matrice telle que

$$(1) \mathbf{Z} \mathbf{A} = (\mathbf{Z} \mathbf{A})^\top$$

$$(2) \mathbf{A} \mathbf{Z} = (\mathbf{A} \mathbf{Z})^\top$$

$$(3) \mathbf{A} \mathbf{Z} \mathbf{A} = \mathbf{A}$$

$$(4) \mathbf{Z} \mathbf{A} \mathbf{Z} = \mathbf{Z}$$

alors $\mathbf{Z} = \mathbf{A}^+$.

EXERCICE 3.3 Montrer que $(\mathbf{A}^+)^+ = \mathbf{A}$ et $(\mathbf{A}^+)^\top = (\mathbf{A}^\top)^+$.

EXERCICE 3.4 Montrer que le vecteur $\mathbf{x}^* = \mathbf{A}^+\mathbf{b}$ satisfait à

$$\|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_2 \geq \|\mathbf{Ax}^* - \mathbf{b}\|_2 \quad \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$$

De plus

$$\text{si } \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_2 = \|\mathbf{Ax}^* - \mathbf{b}\|_2 \text{ et } \mathbf{x}^* \neq \mathbf{x}, \text{ alors } \|\mathbf{x}\|_2 > \|\mathbf{x}^*\|_2$$

i.e. \mathbf{x}^* est le point de norme minimale qui minimise la norme $\|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_2$.

EXERCICE 3.5 Soit la matrice $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

(1) Calculer les valeurs propres et les vecteurs propres des matrices \mathbf{AA}^\top et $\mathbf{A}^\top\mathbf{A}$.

SOL. $\mathbf{AA}^\top = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \Rightarrow$ valeurs propres de \mathbf{AA}^\top : $\lambda_1 = 2, \lambda_2 = 1$; valeurs propres de $\mathbf{A}^\top\mathbf{A}$:

$$\lambda_1 = 2, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 0 \Rightarrow \mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Vecteurs propres pour \mathbf{AA}^\top : $\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{i1} \\ u_{i2} \end{bmatrix} = \lambda_i \begin{bmatrix} u_{i1} \\ u_{i2} \end{bmatrix}; i = 1, 2 \Rightarrow \mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \Rightarrow$

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Vecteurs propres pour $\mathbf{A}^\top\mathbf{A}$ on utilisera la DVS de la matrice \mathbf{A} : $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^{1/2}\mathbf{V}^\top \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{2} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{11} & v_{21} & v_{31} \\ v_{12} & v_{22} & v_{32} \\ v_{13} & v_{23} & v_{33} \end{bmatrix} \Rightarrow$$

$$\begin{aligned} \sqrt{2}v_{11} &= 1 \Rightarrow v_{11} = \frac{1}{\sqrt{2}}, v_{12} = 0 \\ \sqrt{2}v_{21} &= 1 \Rightarrow v_{21} = \frac{1}{\sqrt{2}}, v_{22} = 0 \\ \sqrt{2}v_{31} &= 0 \Rightarrow v_{31} = 0, v_{32} = 1 \end{aligned}$$

Pour la 3e ligne de \mathbf{V}^\top on n'a pas de résultat. On pose $\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{31} \\ v_{32} \\ v_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow v_{31} + v_{32} =$

$0, v_{33} = 0$. De plus le vecteur \mathbf{v}_3 doit être orthogonal aux deux autres et donc on obtient $\begin{bmatrix} v_{31} \\ v_{32} \\ v_{33} \end{bmatrix} =$

$$\begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \mathbf{V} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

(2) Calculer les quatre espace fondamentaux associés à la matrice \mathbf{A} .

SOL.- Nous avons $\text{rang } \mathbf{A} = 2$. Donc $R(\mathbf{A})$ est engendré par \mathbf{U} . Donc $R(\mathbf{A}) = \text{vect}\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2\}$ et $\dim R(\mathbf{A}) = 2$.

$N(\mathbf{A})$ est engendré par les $3 - 2 = 1$ dernières colonnes de \mathbf{V} . Donc $N(\mathbf{A}) = \text{vect}\{\mathbf{v}_3\}$ et $\dim N(\mathbf{A}) = 1$.

$R(\mathbf{A}^\top)$ est engendré par les $2 - 2 = 0$ dernières colonnes de \mathbf{U} . Donc $R(\mathbf{A}^\top) = \{0\}$.

$N(\mathbf{A}^\top)$ est engendré par les $3 - 1 = 2$ premières dernières colonnes de \mathbf{V} . Donc $N(\mathbf{A}^\top) = \text{vect}\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2\}$ et $\dim N(\mathbf{A}^\top) = 2$.

(3) Calculer la pseudo-inverse de \mathbf{A} sans faire usage de la DVS.

SOL.- (i) Construction de la projection $\mathbf{P}_{R(\mathbf{A}^\top)}$ que l'on notera $\mathbf{P} : \mathbb{R}^3 \rightarrow N(\mathbf{A})$ telle que $\mathbf{P}\mathbf{x} = \mathbf{0} \Leftrightarrow \mathbf{x} \in N(\mathbf{A})$,

c'est-à-dire $\mathbf{P} \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{bmatrix} = \mathbf{0}$. Il faut aussi que $\mathbf{P} = \mathbf{P}^\top = \mathbf{P}^2$, d'où $\begin{bmatrix} p_1 & p_2 & p_3 \\ p_2 & p_4 & p_5 \\ p_3 & p_5 & p_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \Rightarrow p_1 =$

$p_2 = p_4 = p, p_3 = p_5 = 0, p_6 = p' \Rightarrow$

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p & p & 0 \\ p & p & 0 \\ 0 & 0 & p' \end{bmatrix} \text{ et } \mathbf{P}^2 = \begin{bmatrix} 2p^2 & 2p^2 & 0 \\ 2p^2 & 2p^2 & 0 \\ 0 & 0 & p'^2 \end{bmatrix} = \mathbf{P} \Rightarrow p = 0.5, p' = 1 \Rightarrow \mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

(ii) Construction de la projection $\mathbf{P}_{R(\mathbf{A})}$ que l'on notera $\mathbf{Q} : \mathbb{R}^2 \rightarrow R(\mathbf{A})$ telle que $\mathbf{Q}\mathbf{b} = \mathbf{b} \Leftrightarrow \mathbf{b} \in R(\mathbf{A})$

et $\mathbf{Q} = \mathbf{Q}^\top = \mathbf{Q}^2$. On a $\mathbf{Q}\mathbf{b} = \mathbf{b} \Leftrightarrow \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

(iii) Construction de l'application $\mathbf{A}_{N(\mathbf{A})^\perp}^{-1} : R(\mathbf{A}) \rightarrow N(\mathbf{A})^\perp$ que l'on notera f . f est définie par

$R(\mathbf{A}) \ni \mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} \mapsto f(\mathbf{b}) \in N(\mathbf{A})^\perp$. Prenons un vecteur $\mathbf{b} \in R(\mathbf{A})$, par exemple $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} \in R(\mathbf{A})$.

Calculons $\mathbf{x} = f(\mathbf{b})$. Il faut que $\mathbf{A}f(\mathbf{b}) = \mathbf{b} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} \Rightarrow f_1 + f_2 = 2, f_3 = 1$. Pour

que $f(\mathbf{b}) \in N(\mathbf{A})^\perp$ il faut avoir $f_1 = f_2$. Donc $f(\mathbf{b}) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}f_1 \\ \frac{1}{2}f_2 \\ f_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$.

(iv) Utilisation de la projection \mathbf{P} . Nous avons $\mathbf{b} = \mathbf{A}f(\mathbf{b}) = \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{A}[\mathbf{P} + (\mathbf{I} - \mathbf{P})]\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{P}\mathbf{x} + \mathbf{A}(\mathbf{I} - \mathbf{P})\mathbf{x}$. Comme $\mathbf{P}\mathbf{x} \in N(\mathbf{A})^\perp$, on a $\mathbf{P}\mathbf{x} \neq \mathbf{0} \Rightarrow (\mathbf{I} - \mathbf{P})\mathbf{x} \in N(\mathbf{A}) \Rightarrow (\mathbf{I} - \mathbf{P})\mathbf{x} = \mathbf{0}$. Donc $\mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{P}\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{x}_1$ avec $\mathbf{x}_1 = \mathbf{P}\mathbf{x} \in N(\mathbf{A})^\perp$ projection de \mathbf{x} dans $N(\mathbf{A})^\perp$.

Pour vérifier, on applique cette relation et on a $\begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0.5 & 0.5 & 0 \\ 0.5 & -0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix}$

(v) La pseudo-inverse de \mathbf{A} est obtenue en utilisant l'application (??) $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}_{N(\mathbf{A})^\perp}^{-1} \mathbf{P}_{R(\mathbf{A})} = f(Q) :$

$\mathbb{R}^m \rightarrow N(\mathbf{A})^\perp = R(\mathbf{A}^\top) \subseteq \mathbb{R}^n$. On a $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$, donc $f(Q) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}f_1 \\ \frac{1}{2}f_2 \\ f_3 \end{bmatrix}$. Comme $\dim N(\mathbf{A})^\perp =$

$\dim R(\mathbf{A}^\top) = r = 2$, on a que $N(\mathbf{A})^\perp$ est engendré par deux vecteurs indépendants qui respectent

la forme de $f(Q)$. On a donc $\mathbf{A}^+ = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$.

On peut vérifier que $\mathbf{A}\mathbf{A}^+ = \mathbf{I}$.

EXERCICE 3.6 (PERTURBATION DE LA MATRICE DE DONNÉES \mathbf{X}) Soit $\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & x \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, $\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ 0 \\ y_2 \end{bmatrix}$ avec

$x, y_1, y_2 > 0$. Considérons la matrice perturbée $\mathbf{X} + \Delta\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & x \\ 0 & \delta x \end{bmatrix}$. Supposons que $\hat{\mathbf{a}}$ est la solution des

moindres carrés non perturbés et $\tilde{\mathbf{a}}$ la solution des moindres carrés perturbés. Montrer que

$$\frac{\|\hat{\mathbf{a}} - \tilde{\mathbf{a}}\|_2}{\|\hat{\mathbf{a}}\|_2} \leq \frac{y_3}{a^2 y_1} \delta x$$

SOL.- On calcule :

$$\mathbf{X}^\top \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & x^2 \end{bmatrix}, (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1/x^2 \end{bmatrix}, \mathbf{X}^+ = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1/x & 0 \end{bmatrix}, \hat{\mathbf{a}} = \mathbf{X}^+ \mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$(\mathbf{X} + \Delta\mathbf{X})^\top (\mathbf{X} + \Delta\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & x^2 + \delta x^2 \end{bmatrix}, ((\mathbf{X} + \Delta\mathbf{X})^\top (\mathbf{X} + \Delta\mathbf{X}))^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \frac{1}{x^2 + \delta x^2} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{X}^+ = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{x}{x^2 + \delta x^2} & \frac{0}{x^2 + \delta x^2} \end{bmatrix}, \tilde{\mathbf{a}} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \frac{y_2 \delta x}{x^2 + \delta x^2} \end{bmatrix}.$$

Nous avons $\|\hat{\mathbf{a}}\|_2 = y_1$, $\|\hat{\mathbf{a}} - \tilde{\mathbf{a}}\|_2 = \frac{y_2 \delta x}{x^2 + \delta x^2}$ d'où $\frac{\|\hat{\mathbf{a}} - \tilde{\mathbf{a}}\|_2}{\|\hat{\mathbf{a}}\|_2} = \frac{y_2 \delta x}{y_1 (x^2 + \delta x^2)} \leq \frac{y_3}{a^2 y_1} \delta x$.