

NORMES MATRICIELLES SUBORDONNÉES

ET

RAYON SPECTRAL

I NORMES SUR LES MATRICES

1) NORMES MATRICIELLES

- $K = \mathbb{R}$ ou \mathbb{C}
 - $M_m(K)$ est un K -espace vectoriel de dimension finie
- On connaît donc $\|\cdot\|_1$, $\|\cdot\|_2$, $\|\cdot\|_\infty$.

DÉFINITION

Une norme matricielle sur $M_m(K)$ est une norme $\|\cdot\|$ sur $M_m(K)$ vérifiant :

$$\forall (A, B) \in M_m(K)^2 \quad \|AB\| \leq \|A\| \cdot \|B\|$$

EXEMPLES

Exo 1.1

- ① La norme $\|\cdot\|_1$ est une norme matricielle
 - ② Pas pas $\|\cdot\|_\infty$. ↔ Exo 1.2
 - ③ $\|\cdot\|_2$ est aussi une norme matricielle ; elle provient de plus d'un produit scalaire sur $M_m(\mathbb{R})$ (ou hermitien sur $M_m(\mathbb{C})$) donné par
$$\langle A, B \rangle = \text{tr } {}^tAB.$$
- Pour $\|\cdot\|_2$, on le démontre :

PROPOSITION

$\|\cdot\|_2$ est une norme matricielle

démonstration : Soient $(A, B) \in \mathcal{M}_m(\mathbb{R})^2$. Alors

$$\|AB\|_2^2 = \sum_{i,j=1}^m \left(\sum_{k=1}^m a_{ik} b_{kj} \right)^2 = \sum_{i,j=1}^m \langle {}^t L_i, C_j \rangle^2$$

où L_i est la i -ème ligne de A

C_j ——— j -ème colonne de B .

D'après l'inégalité de Cauchy-Schwarz :

$$\langle {}^t L_i, C_j \rangle^2 \leq \|L_i\|^2 \|C_j\|^2$$

Ainsi

$$\|AB\|_2^2 \leq \sum_{i,j=1}^m \left(\sum_{k=1}^m a_{ik}^2 \right) \left(\sum_{l=1}^m b_{lj}^2 \right)$$

$$= \left(\sum_{i,k=1}^m a_{ik}^2 \right) \left(\sum_{j,l=1}^m b_{lj}^2 \right)$$

$$= \|A\|_2^2 \cdot \|B\|_2^2$$

On conclut en utilisant la croissance de $\sqrt{\cdot}$.

□

REMARQUES

• $\|\cdot\|_2$ est appelée norme de FROBENIUS

• $\|I_n\|_2 = \sqrt{n}$. On préférerait avoir 1, d'où la section suivante.

LEMME

Soit $\|\cdot\|$ une norme sur \mathbb{K}^n , et soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$
 L'application $\mathbb{K}^n \setminus \{0\} \rightarrow \mathbb{R}$ admet

$$\alpha \mapsto \frac{\|A\alpha\|}{\|\alpha\|}$$

 un maximum.

Démonstration

• Pour $\alpha \in \mathbb{K}^n \setminus \{0\}$, $\frac{1}{\|\alpha\|}\alpha$ est de norme 1, donc appartient à la sphère S centrée en $O \in \mathbb{K}^n$, de rayon 1 par $\|\cdot\|$.

• Cette sphère S est fermée bornée, donc compacte car \mathbb{K}^n est de dimension finie.

• L'application $f: S \rightarrow \mathbb{R}$ est continue
 $\alpha \mapsto \|A\alpha\|$

comme composition d'applications continues :

$$\mathbb{K}^n \rightarrow \mathbb{K}^m$$

$$\alpha \mapsto A\alpha$$

et $\mathbb{K}^m \rightarrow \mathbb{R}$

$$\alpha \mapsto \|\alpha\|$$

\rightarrow Alors f est bornée sur S , et atteint ses bornes.

□

On en déduit :

DEFINITION

4

Soit $\|\cdot\|$ une norme sur \mathbb{K}^m . On appelle **norme matricielle subordonnée à $\|\cdot\|$** l'application

$$\|\cdot\| : \mathcal{M}_m(\mathbb{K}) \longrightarrow \mathbb{R}$$

$$A \longmapsto \|A\| = \max_{x \in \mathbb{K}^m \setminus \{0\}}$$

$$\frac{\|Ax\|}{\|x\|}$$

LEMME

$\|\cdot\|$ est une norme matricielle sur $\mathcal{M}_m(\mathbb{K})$

Démonstration Soit $A \in \mathcal{M}_m(\mathbb{K})$ et soit $B \in \mathcal{M}_m(\mathbb{K})$.

- $\|A\| \geq 0$: ok !
- Si $\|A\| = 0$, alors pour tout $x \neq 0$ on a $\|Ax\| = 0$, d'où $Ax = 0$. C'est aussi vrai pour $x = 0$, et A induit donc l'application nulle sur \mathbb{K}^m , d'où A est la matrice nulle.

• Soit $\lambda \in \mathbb{K}$. Alors

$$\forall x \in \mathbb{K}^m \quad \|\lambda Ax\| = |\lambda| \|Ax\|$$

$$\text{d'où} \quad \|\lambda A\| = |\lambda| \|A\|$$

• Pour $x \in \mathbb{K}^m$ on a

d'où si $x \neq 0$:

$$\frac{\|(A+B)(x)\|}{\|x\|} \leq \frac{\|Ax\|}{\|x\|} + \frac{\|Bx\|}{\|x\|}$$

$$\leq \|A\| + \|B\|$$

Reste à prendre le maximum à gauche.

• Soit $x \neq 0$ tel que $Bx \neq 0$. Alors

$$\frac{\|ABx\|}{\|x\|} = \frac{\|ABx\|}{\|Bx\|} \cdot \frac{\|Bx\|}{\|x\|} \leq \|A\| \cdot \|B\|$$

(notez que si $Bx=0$, le terme de gauche est nul)

En passant au maximum à gauche, il vient:

$$\|AB\| \leq \|A\| \cdot \|B\|$$

REMARQUE

Pour n'importe quelle norme $\|\cdot\|$ sur \mathbb{K}^m , on a $\|I_m\|=1$.

THÉORÈME

Soit $A \in \mathcal{M}_m(\mathbb{K})$. Alors

$$\|A\|_1 = \max_{j \in \{1, \dots, m\}}$$

$\|C_j\|_1$ où C_j est la j -ème colonne de A

$$\sum_{i=1}^m |a_{ij}|$$

$$\|A\|_\infty = \max_{i \in \{1, \dots, m\}}$$

$$\sum_{j=1}^m |a_{ij}|$$

$\|L_i\|_1$ où L_i est la i -ème ligne de A

REMARQUES

• Pour $\|\cdot\|_2$, on verra plus tard...

• Pour $\|\cdot\|_\infty$, voir Ex 1.2

Démonstration pour $\|\cdot\|_1$

26

• Soit $x \in \mathbb{K}^m$. Alors

$$\|Ax\|_1 = \sum_{i=1}^m \left| \sum_{j=1}^m a_{ij} x_j \right|$$

$$\leq \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m |a_{ij}| |x_j| \quad \text{par 'inégalité triangulaire'}$$

$$= \sum_{j=1}^m \left(\sum_{i=1}^m |a_{ij}| \right) |x_j|$$

$$\leq \left(\max_{j \in \{1, \dots, m\}} \sum_{i=1}^m |a_{ij}| \right) \underbrace{\sum_{j=1}^m |x_j|}_{\|x\|_1}$$

d'où

$$\frac{\|Ax\|_1}{\|x\|_1} \leq \dots$$

et donc $\|A\|_1 \leq \dots$

• Pour montrer l'égalité, on va trouver un $x \in \mathbb{K}^m$ qui réalise l'égalité.

Soit e_j le j -ème vecteur de la base canonique de \mathbb{K}^m .

Alors
$$\|Ae_j\|_1 = \sum_{i=1}^m |a_{ij}|$$
$$= \left(\sum_{i=1}^m |a_{ij}| \right) \cdot \|e_j\|_1$$

Soit j_0 tel que $\sum_{i=1}^m |a_{ij_0}| = \max_{j \in \{1, \dots, m\}} \sum_{i=1}^m |a_{ij}|$.

Enfinement

$$\|A\|_1 \leq \max_j \sum_i |a_{ij}| = \sum_{i=1}^m |a_{ij_0}| = \frac{\|Ae_{j_0}\|_1}{\|e_{j_0}\|_1} \leq \|A\|_1$$

voir ci-dessus

car $\|A\|_1$ est le maximum

II RAYON SPECTRAL

17

Dans cette partie, $\mathbb{K} = \mathbb{C}$. Si $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$, on la voit dans $\mathcal{M}_n(\mathbb{C})$.

DÉFINITION

Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$. Le rayon spectral, noté $\rho(A)$, est

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

EXEMPLE

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix} \quad \rho(A) = 2$$

REMARQUE

On va voir que $\rho(A)$ est lié à la convergence des itérés A^k de A .

LEMME

Soit $\|\cdot\|$ une norme sur \mathbb{C}^n . Alors \forall $\rho(A) \leq \|A\|$ pour tout $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$

Démonstration: Soit $\lambda \in \text{Sp}A$ et $v \in E_\lambda(A) \setminus \{0\}$.
Alors $\|Av\| = |\lambda| \|v\|$ d'où $\|A\| \geq \frac{\|Av\|}{\|v\|} = |\lambda|$

Ceci étant vrai pour toute valeur propre λ , on a le résultat.

On a même plus :

PROPOSITION

Soit $\|\cdot\|$ une norme matricielle sur $\mathcal{M}_n(\mathbb{C})$. Alors $\rho(A) \leq \|A\|$.
De plus, pour tout $\varepsilon > 0$, il existe une norme matricielle subordonnée $\|\cdot\|$ telle que $\|A\| \leq \rho(A) + \varepsilon$ Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$

Démonstration de la 1^{ère} partie

18

Soient $\lambda \in \mathbb{C}$ et $v \in \mathbb{C}^m$ tels que: $v \in E_\lambda(A)$

$$\bullet \rho(A) = |\lambda|$$

Choisissons un vecteur $u \in \mathbb{C}^m$ tel que la matrice carrée $v^t u \in \Pi_m(\mathbb{C})$ est non nulle. (il y a plein de choix pour u)

Alors

$$\rho(A) \|v^t u\| = \|\lambda v^t u\| = \|A v^t u\| \leq \|A\| \cdot \|v^t u\|$$

$$\rho(A) = |\lambda|$$

$$v \in E_\lambda(A)$$

$\|\cdot\|$ est matricielle.

Il reste à simplifier par $\|v^t u\| \in \mathbb{C}^*$.

REMARQUE: la démonstration de la 2^{ème} partie est plus technique (fait appelle à triangularisation).

On va établir un lien entre ρ et $\|\cdot\|_2$. D'abord. \square

LEMME

Soit $A \in S_m^+(\mathbb{R})$. Notons R_A l'application

$$R_A : \mathbb{R}^m \setminus \{0\} \longrightarrow \mathbb{R}$$
$$x \longmapsto \frac{x^t A x}{x^t x} = \langle x, Ax \rangle / \|x\|_2^2$$

Alors

$$\sup_{x \neq 0} R_A(x) = \rho(A)$$

REMARQUE: R_A est appelé "quotient de RAYLEIGH".

Démonstration

• $A \in S_m^+(\mathbb{R})$ donc il existe $O \in O_m(\mathbb{R})$ telle que

$${}^t O A O = D = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \lambda_m \end{pmatrix} \quad \text{avec } 0 \leq \lambda_1 \leq \dots \leq \lambda_m.$$

• Notons C_1, \dots, C_m les vecteurs colonnes de O . Ainsi (C_1, \dots, C_m) est une base orthogonale de \mathbb{R}^m .

• Soit $v \in \mathbb{R}^m$. Il existe $c_1, \dots, c_m \in \mathbb{R}$ tels que

$$v = \sum_{i=1}^m c_i C_i$$

• Posons $w = {}^t O v$. Alors $w = {}^t O v = \sum_{i=1}^m c_i {}^t O C_i = \begin{pmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_m \end{pmatrix}$

• Calculons $R_A(v)$:

$$R_A(v) = \frac{{}^t v A v}{{}^t v v} = \frac{{}^t w {}^t O A O w}{{}^t w {}^t O O w} = \frac{{}^t w D w}{{}^t w w} = \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i c_i^2}{\sum_{i=1}^m c_i^2}$$

$\lambda_i \leq \lambda_m$ \rightarrow $\leq \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_m c_i^2}{\sum_{i=1}^m c_i^2} = \lambda_m$

et de plus la valeur λ_m est atteinte par $w = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$

c'est-à-dire $v = C_m$.

Conclusion: la fonction R_A est majorée par λ_m , et la valeur λ_m est atteinte, donc

$$\sup_{x \neq 0} R_A(x) = \lambda_m = \rho(A)$$

\uparrow les valeurs propres sont positives

Voici le lien entre ρ et $\|\cdot\|_2$.

10

THÉORÈME

Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$. Alors $\|A\|_2 = \sqrt{\rho({}^tAA)}$

REMARQUE

Si $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$, alors le résultat devient $\|A\|_2 = \sqrt{\rho({}^t\bar{A}A)}$.

Démonstration

Soit $v \in \mathbb{R}^m$ non nul. Alors

$$\left(\frac{\|Av\|_2}{\|v\|_2} \right)^2 = \frac{{}^t(Av) \cdot Av}{{}^tvv} = \frac{{}^tv {}^tAA v}{{}^tvv} = R_{{}^tAA}(v)$$

Ainsi

$$\|A\|_2^2 = \sup_{v \neq 0} R_{{}^tAA}(v) = \rho({}^tAA)$$

d'après le lemme précédent. Ainsi $\|A\|_2 = \sqrt{\rho({}^tAA)}$

□

(un des) Intérêt(s) du rayon spectral: étude de la suite $(A^k)_{k \in \mathbb{N}}$

RAPPEL: convergence et norme

→ sur un espace vectoriel de dimension finie, toutes les normes sont équivalentes

→ choisissant $\|\cdot\|_\infty$, la convergence d'une suite de vecteurs (ou de matrices) revient à la convergence coefficient par coefficient.

THÉORÈME

Soit $A \in \mathcal{M}_m(\mathbb{C})$. Les propriétés suivantes sont équivalentes

(i) $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0 \in \mathcal{M}_m(\mathbb{C})$

(ii) Pour tout $v \in \mathbb{C}^m$, $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k v = 0 \in \mathbb{C}^m$

(iii) $\rho(A) < 1$

(iv) Il existe une norme matricielle subordonnée telle que $\|A\| < 1$

Démonstration

(i) \Rightarrow (ii) Soit $\|\cdot\|$ une norme vectorielle sur \mathbb{C}^m . Alors, pour $v \in \mathbb{C}^m$, on obtient :

$$\|A^k v\| \leq \|A^k\| \|v\|$$

où $\|\cdot\|$ est la norme subordonnée à $\|\cdot\|$.

Or $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A^k\| = 0$ d'après (i), d'où (ii).

(ii) \Rightarrow (iii) Par la contraposée. Supposons $\rho(A) \geq 1$.

Il existe donc $\lambda \in \text{Sp } A$ et $v \in \mathbb{C}^m, \{0\}$ tels que $|\lambda| \geq 1$ et $Av = \lambda v$. On en déduit $A^k v = \lambda^k v$.

Or $(\lambda^k)_{k \in \mathbb{N}}$ ne tend pas vers $0 \in \mathbb{C}$

donc $(\lambda^k v)_{k \in \mathbb{N}}$ ne tend pas vers $0 \in \mathbb{C}^m$.

(iii) \Rightarrow (iv) D'après la proposition (page 7), pour tout $\varepsilon > 0$, il existe $\|\cdot\|$ telle que $\|A\| \leq \rho(A) + \varepsilon$. Choisissons ε tel que $\rho(A) + \varepsilon < 1$.

(iv) \Rightarrow (i) Pour tout $k \in \mathbb{N}$, on a $\|A^k\| \leq \|A\|^k$

car $\|\cdot\|$ est une norme matricielle.

□

III CONDITIONNEMENT

Étudions un exemple. Soit $A = \begin{pmatrix} 10 & 7 & 8 & 7 \\ 7 & 5 & 6 & 5 \\ 8 & 6 & 10 & 9 \\ 7 & 5 & 9 & 10 \end{pmatrix}$

12

On a $\det A = 1$, donc A est inversible. En particulier pour tout $B \in \mathbb{R}^4$, le système $AX = B$ admet une unique solution $X = A^{-1}B$.

exemple Pour $B = \begin{pmatrix} 3 & 2 \\ 2 & 3 \\ 3 & 3 \\ 3 & 1 \end{pmatrix}$ on trouve $X = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$

De plus A est "raisonnable": symétrique, $\det A = 1$

A^{-1} est simple aussi:

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} 25 & -41 & 10 & -6 \\ -41 & 68 & -17 & 10 \\ 10 & -17 & 5 & -3 \\ -6 & 10 & -3 & 2 \end{pmatrix}$$

Et pourtant ... Perturbons le système linéaire et étudions la solution :

* changeons B en $B' = B + \begin{pmatrix} 0,1 \\ -0,1 \\ 0,1 \\ -0,1 \end{pmatrix}$. La solution devient $X' = \begin{pmatrix} 9,2 \\ -12,6 \\ 4,5 \\ -1,1 \end{pmatrix}$

\rightarrow une erreur relative de $\frac{\|B' - B\|_{\infty}}{\|B\|_{\infty}} = \frac{0,1}{33} \approx 0,003$ provoque

une erreur relative de $\frac{\|X - X'\|}{\|X\|} = 13,6$, soit une amplification

de l'erreur de

$$\frac{13,6}{0,003} \approx 4530$$

!!!

* changeons A en

$$A' = A + \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0,1 & 0,2 \\ 0,08 & 0,04 & 0 & 0 \\ 0 & -0,02 & -0,11 & 0 \\ -0,01 & -0,01 & 0 & -0,02 \end{pmatrix}$$

13

La solution de $A'x = B$ devient $x'' = \begin{pmatrix} -81 \\ 137 \\ -34 \\ 22 \end{pmatrix}$

$$\rightarrow \text{Ici } \frac{\|A' - A\|_\infty}{\|A\|_\infty} = 0,02 \text{ et } \frac{\|x - x''\|_\infty}{\|x\|_\infty} = 136,$$

d'où une amplification de 6800 environ !

Pour étudier ce phénomène, on introduit :

DÉFINITION

Soit $\|\cdot\|$ une norme sur \mathbb{C}^m . Le conditionnement de $A \in GL_m(\mathbb{C})$ est le nombre

$$\text{cond}(A) = \|A\| \cdot \|A^{-1}\|.$$

REMARQUE

Le conditionnement dépend du choix de la norme $\|\cdot\|$. Pour autant, pour un autre choix, les résultats sont comparables...

EXEMPLES

1) Pour $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, on a $A^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ d'où

$$\text{cond}_\infty A = \|A\|_\infty \cdot \|A^{-1}\|_\infty = 2 \times 3 = 6. \quad \left(\|A\|_\infty = \max_{\text{lignes}} \sum |a_{ij}| \right)$$

2) Dans l'exemple introductif $\text{cond}_\infty A = 4352$

LEMME

- Soit $A \in GL_n(\mathbb{C})$. Alors
- (i) $\text{Cond } A = \text{Cond } A^{-1}$
 - (ii) $\text{Cond}(\lambda A) = \text{Cond } A$ pour $\lambda \in \mathbb{C}$
 - (iii) $\text{Cond } A \geq 1$

Démonstration

- (i) clair!
- (ii) $(\lambda A)^{-1} = \frac{1}{\lambda} A^{-1}$
- (iii) $1 = \|I\| = \|A \cdot A^{-1}\| \leq \|A\| \cdot \|A^{-1}\| = \text{Cond } A$

norme matricielle

On utilise le conditionnement pour estimer les erreurs de calculs.

THÉORÈME 1

avec $B \neq 0$

Soit $A \in GL_n(\mathbb{C})$, et soient $B, B' \in \mathbb{C}^m$. On note X et X' les solutions de $AX=B$ et $AX'=B'$. Alors

$$\frac{\|X - X'\|}{\|X\|} \leq \text{Cond}(A) \frac{\|B - B'\|}{\|B\|}$$

erreur relative sur la solution

erreur relative sur la donnée du second membre

Démonstration On a $A(X - X') = B - B'$ d'où $X - X' = A^{-1}(B - B')$

On en déduit

$$\|X - X'\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|B - B'\|$$

De même $AX=B$ entraîne

$$\|B\| \leq \|A\| \cdot \|X\|$$

On obtient ainsi

$$\frac{\|X - X'\|}{\|X\|} \leq \|A^{-1}\| \cdot \|B - B'\| \cdot \frac{\|A\|}{\|B\|} = \text{Cond } A \cdot \frac{\|B - B'\|}{\|B\|} \quad \square$$

THÉOREME 2

Soit $A \in GL_m(\mathbb{C})$ et $B \in \mathbb{C}^m \setminus \{0\}$. Soit $A' \in GL_m(\mathbb{C})$ et notons x et x' les solutions de $Ax = B$ et $A'x' = B$

Alors

$$\frac{\|x - x'\|}{\|x'\|} \leq \text{Cond } A \frac{\|A - A'\|}{\|A\|}$$

et

$$\frac{\|x - x'\|}{\|x\|} \leq \text{Cond } A \frac{\|A - A'\|}{\|A\|} (1 + O(\|A - A'\|))$$

erreur relative sur la solution

Démonstration

• De $Ax = B = A'x'$ on déduit $0 = A(x - x') + (A - A')x'$

Ainsi $x - x' = -A^{-1}(A - A')x'$

et $\|x - x'\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \frac{\|A - A'\|}{\|A\|} \cdot \|x'\| \cdot \|A\|$

d'où

$$\frac{\|x - x'\|}{\|x'\|} \leq \text{Cond } A \cdot \frac{\|A - A'\|}{\|A\|}$$

• De même $0 = (A - A')x + A'(x - x')$

et $x - x' = -A'^{-1}(A - A')x$

d'où $\|x - x'\| \leq \|A'^{-1}\| \cdot \|A - A'\| \cdot \|x\| \cdot \frac{\text{Cond } A}{\|A\| \cdot \|A'^{-1}\|}$

et $\frac{\|x - x'\|}{\|x\|} \leq \text{Cond } A \cdot \frac{\|A - A'\|}{\|A\|} \cdot \left(\frac{\|A'^{-1}\|}{\|A'^{-1}\|} \right)$

→ 1
quand $A' \rightarrow A$

□

FIN

