

---

# Normes vectorielles, normes matricielles

Niveau: 1<sup>er</sup> Année Master

Filière : Mathématiques

Option : Actuariat

Année universitaire : 2019/ 2020

**Notation 3.0.1** Dans ce qui suit:

1-  $\mathbb{k}$  est le corps  $\mathbb{R}$  ou  $\mathbb{C}$ ,

2-  $\mathbb{k}^n$  est l'espace vectoriel sur  $\mathbb{k}$  des colonnes à  $n$  éléments dans  $\mathbb{k}$

3- L'espace vectoriel des matrices à coefficients dans  $\mathbb{k}$ , à  $n$  lignes et  $p$  colonnes est noté  $\mathbf{M}_{n, m}(\mathbb{k})$ . Il est de dimension  $n \times m$ . Quand  $n = m$ , on le note  $\mathbf{M}_n(\mathbb{k})$ .

## 3.1 Normes Vectorielles

**Définition 3.1.1** Soit  $E$  un espace vectoriel sur le corps  $\mathbb{k}$ . l'application  $\|\cdot\| : E \rightarrow \mathbb{R}_+$  définit une norme sur  $E$  si elle vérifie les conditions suivantes:

1-  $\|v\| = 0$  si et seulement si  $v = 0$ ;  $\forall v \in E$ ,

2-  $\|\lambda.v\| = |\lambda| \|v\|$ ;  $\forall \lambda \in \mathbb{R}$  ou  $\mathbb{C}$ ,

3-  $\|v_1 + v_2\| \leq \|v_1\| + \|v_2\|$ ;  $\forall v_1, v_2 \in E$ .

**Définition 3.1.2** (Espace vectoriel normé) Le couple  $(E, \|\cdot\|)$  est appelé espace vectoriel normé.

**Exemple 3.1.1** Sur  $\mathbb{k}^n$  généralement, on définit les normes usuelles suivantes:

$$a. \|v\|_1 = |v_1| + |v_2| + \dots + |v_n| = \sum_{i=1}^n |v_i|,$$

$$b. \|v\|_2 = \sqrt{v_1^2 + v_2^2 + \dots + v_n^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n v_i^2} = \sqrt{\langle v, v \rangle},$$

$$c. \|v\|_p = (|v_1|^p + |v_2|^p + \dots + |v_n|^p)^{\frac{1}{p}} = \left( \sum_{i=1}^n |v_i|^p \right)^{\frac{1}{p}},$$

$$d. \|v\|_\infty = \max(|v_1|, |v_2|, \dots, |v_n|) = \max_{1 \leq i \leq n} |v_i|.$$

**Théorème 3.1.1** Soit  $p \in [1, +\infty[$ . L'application  $\|\cdot\|_p$  définit une norme. Et nous remarquons les inégalités suivantes :

### Inégalité de Minkowski

L'inégalité triangulaire :

$$\text{pour } u, v \in \mathbb{K}^n, \quad \|u + v\|_p \leq \|u\|_p + \|v\|_p$$

est appelée inégalité de Minkowski.

### Inégalité de Hölder

Pour  $p$  et  $q$  tels que  $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$ , l'inégalité :

$$\text{pour } u, v \in \mathbb{K}^n, \quad \sum_{i=1}^n |u_i v_i| \leq \|u\|_p \times \|v\|_q$$

est appelée inégalité de Hölder.

### Inégalité de Cauchy-Schwarz

Dans l'inégalité de Hölder si  $p = q = 2$ , on obtient l'inégalité :

$$\text{pour } u, v \in \mathbb{K}^n, \quad \sum_{i=1}^n |u_i v_i| \leq \|u\|_2 \times \|v\|_2.$$

Cette dernière est appelée inégalité de Cauchy-Schwarz.

## 3.1.1 Equivalence de deux normes

**Définition 3.1.3** Soit  $\|\cdot\|$  et  $\|\cdot\|'$  deux normes définies sur le même espace vectoriel  $E$  de dimension finie. On dit que  $\|\cdot\|$  et  $\|\cdot\|'$  sont équivalentes, s'il existe  $\alpha$  et  $\beta \in \mathbb{R}_+^*$  tels que, pour tout  $v \in E$

$$\beta \|v\| \leq \|v\|' \leq \alpha \|v\|.$$

## 3.2 Normes matricielles

### 3.2.1 Norme matricielle

**Définition 3.2.1** Une norme matricielle est une application notée  $\|\cdot\| : \mathbf{M}_n(\mathbb{k}) \rightarrow \mathbb{R}_+$  vérifiant les propriétés suivantes:

- 1-  $\|A\| = 0$  si et seulement si  $A = 0$ ; pour toute  $A \in \mathbf{M}_n(\mathbb{k})$ ,
- 2-  $\|A \times B\| \leq \|A\| \times \|B\|$ ; pour toutes  $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbb{k})$ ,
- 3-  $\|A + B\| \leq \|A\| + \|B\|$ ; pour toutes  $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbb{k})$ .

### 3.2.2 Norme matricielle subordonnée

**Définition 3.2.2** Soit  $\|\cdot\|$  une norme vectorielle sur  $E = \mathbb{k}^n$ . On appelle une norme matricielle subordonnée ou associée à cette norme vectorielle (norme matricielle induite, par cette norme vectorielle) sur  $\mathbf{M}_n(\mathbb{k})$ , toute application notée par

$$\|\cdot\| : \mathbf{M}_n(\mathbb{k}) \rightarrow \mathbb{R}_+$$

$$A \mapsto \|A\| = \sup_{v \in \mathbb{k}^n, \|v\|=1} \|Av\|$$

**Proposition 3.2.1** Si  $\|\cdot\|$  est une norme matricielle subordonnée, alors on a :

- 1- pour toute  $A \in \mathbf{M}_n(\mathbb{k})$ , pour tout  $v \in \mathbb{k}^n$  :  $\|Av\| \leq \|A\| \|v\|$ ,
- 2- pour toute  $A \in \mathbf{M}_n(\mathbb{k})$ , pour tout  $v \in \mathbb{k}^n$  :  $\|A\| = \max_{v \in \mathbb{k}^n, \|v\|=1} \|Av\|$ ,
- 3- pour toute  $A \in \mathbf{M}_n(\mathbb{k})$ , pour tout  $v \in \mathbb{k}^n$  :  $\|A\| = \max_{v \in \mathbb{k}^n, \|v\|=1} \frac{\|Av\|}{\|v\|}$ .

**Preuve** Soit  $A \in \mathbf{M}_n(\mathbb{k})$

$$1- \|Av\| \leq \|A\| \|v\|?$$

Cas 1 : Soit  $v \in \mathbb{k}^n$  non nul

On pose :  $y = \frac{1}{\|v\|}v$ , alors  $\|y\| = \left\| \frac{1}{\|v\|}v \right\| = 1$ , ce qui implique  $\|Ay\| \leq \|A\|$  (d'après la définition de la norme  $\|\cdot\|$ ).

En remplaçant  $y = \frac{1}{\|v\|}v$ , on obtient

$$\left\| A \frac{1}{\|v\|}v \right\| \leq \|A\|$$

d'où

$$\frac{\|Av\|}{\|v\|} \leq \|A\|$$

ce qui montre que

$$\|Av\| \leq \|A\| \|v\|$$

Cas 2 : Si  $v$  est nul

Dans ce cas  $Av = 0$  et l'inégalité

$$\|Av\| \leq \|A\| \|v\| \text{ est vérifiée.}$$

$$2- \|A\| = \max_{v \in \mathbb{k}^n, \|v\|=1} \|Av\|?$$

Comme l'application  $v \mapsto \|v\|$  est continue sur l'ensemble  $\{v \in \mathbb{k}^n, \|v\| = 1\}$  qui est compact de  $\mathbb{k}^n$ , donc il existe  $v_0 \in \{v \in \mathbb{k}^n, \|v\| = 1\}$  tel que :

$$\|A\| = \|Av_0\| = \max_{v \in \mathbb{k}^n, \|v\|=1} \|Av\|.$$

$$3- \|A\| = \max_{v \in \mathbb{k}^n, \|v\|=1} \frac{\|Av\|}{\|v\|}?$$

Si  $v$  est non nul, on a

$$\frac{\|Av\|}{\|v\|} = \left\| A \left( \frac{x}{\|v\|} \right) \right\|$$

et

$$\frac{x}{\|v\|} \in \{v \in \mathbb{k}^n, \|v\| = 1\}$$

ce qui montre que

$$\|A\| = \max_{v \in \mathbb{k}^n, \|v\|=1} \frac{\|Av\|}{\|v\|}.$$

**Proposition 3.2.2** Soit  $A = (a_{ij})_{1 \leq i, j \leq n} \in \mathbf{M}_n(\mathbb{k})$ . Alors :

$$1- \|A\|_1 = \sup \frac{\|Av\|_1}{\|v\|_1} = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|,$$

$$2- \|A\|_\infty = \sup \frac{\|Av\|_\infty}{\|v\|_\infty} = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$$

**Preuve** 1- Pour tout vecteur  $v$ , on a :

$$\begin{aligned} \|Av\|_1 &= \sum_{i=1}^n \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} v_j \right| \\ &\leq \sum_{j=1}^n |v_j| \sum_{i=1}^n |a_{ij}| \\ &\leq \left( \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}| \right) \|v\|_1 \end{aligned}$$

Maintenant montrons que le nombre  $\left( \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}| \right)$  est le plus petit nombre  $\alpha$  pour lequel l'inégalité  $\|Av\|_1 \leq \alpha \|v\|_1$  a lieu pour vecteur  $v$ .

Construisons un vecteur  $u$  tel que:

$$\|Au\|_1 = \left( \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}| \right) \|u\|_1$$

On considère  $u$  de composantes

$$u_i = \begin{cases} 0 & \text{si } i \neq j_0 \\ 1 & \text{si } i = j_0 \end{cases}$$

où  $j_0$  est un indice vérifiant:

$$\max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}| = \sum_{i=1}^n |a_{ij_0}|.$$

2- De la même façon, on a

$$\begin{aligned} \|Av\|_\infty &= \max_{1 \leq i \leq n} \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} \right| \\ &\leq \left( \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right) \|v\|_\infty \end{aligned}$$

Maintenant montrons que le nombre  $\left( \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right)$  est le plus petit nombre  $\beta$  pour lequel l'inégalité  $\|Av\|_\infty \leq \beta \|v\|_\infty$  a lieu pour vecteur  $v$ .

Construisons un vecteur  $u$  tel que:

$$\|Au\|_\infty = \left( \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right) \|u\|_\infty$$

On considère  $u$  de composantes

$$u_j = \begin{cases} \frac{\overline{a_{i_0 j}}}{|a_{i_0 j}|} & \text{si } a_{i_0 j} \neq 0 \\ 1 & \text{si } a_{i_0 j} = 0 \end{cases}$$

où  $i_0$  est un indice vérifiant:

$$\max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}| = \sum_{j=1}^n |a_{i_0 j}|.$$

**Exemple 3.2.1** *Si*

$$A = \begin{pmatrix} 1 & -2 \\ 3 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq 2} \sum_{i=1}^2 |a_{ij}| = \max(a_{11} + a_{21}, a_{12} + a_{22}) = \max(4, -2) = 4,$$

$$\|A\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}| = \max(a_{11} + a_{12}, a_{21} + a_{22}) = \max(-1, 3) = 3.$$

## 3.3 Rayon spectral

### 3.3.1 Valeur propre d'une matrice carrée

**Définition 3.3.1** *Soit  $A$  une matrice carrée d'ordre  $n$  et  $\lambda \in \mathbb{C}$ . On dit que  $\lambda$  une valeur propre de  $A$ , s'il existe un vecteur  $v \in \mathbb{R}^n$ ,  $v \neq 0_{\mathbb{R}^n}$  telle que*

$$Av = \lambda v.$$

**Remarque 3.3.1**  *$v$  est appelé vecteur propre de  $A$  associé à  $\lambda$ .*

**Proposition 3.3.1**  *$\lambda$  est la solution de l'équation*

$$\det(A - \lambda I_n) = 0$$

**Remarque 3.3.2** *Les valeurs propres de  $A$  sont donc les racines du polynôme  $P_A(x) = \det(A - x I_n)$ , appelé polynôme caractéristique de  $A$ . C'est un polynôme de degré  $n$ , il y a donc  $n$  racines dans  $\mathbb{C}$  (non nécessairement distinctes). La matrice  $A$  a donc  $n$  valeurs propres dans  $\mathbb{C}$  (non nécessairement distinctes).*

### 3.3.2 Valeurs propres et matrices définies positives

**Proposition 3.3.2** *Soit  $A \in M_n(\mathbb{R})$  une matrice symétrique.  $A$  est définie positive si et seulement si les valeurs propres de  $A$  sont strictement positives ( $> 0$ ).*

### 3.3.3 Matrices semblables

**Définition 3.3.2** *Soit  $A$  et  $B$  deux matrices carrées d'ordres  $n$ . On dit que  $A$  et  $B$  sont semblables s'il existe une matrice inversible notée  $P$  telle que*

$$A = P^{-1} \times B \times P.$$

**Proposition 3.3.3** *Si  $A$  est une matrice carrée symétrique alors toutes ses valeurs propres sont réelles et il existe une matrice orthogonale  $P$  telle que :*

$$P^{-1} \times A \times P = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{pmatrix} = D$$

où  $P^{-1} = P^T$ , les  $\lambda_i$  sont les valeurs propres de  $A$ .

$A$  est donc semblable à la matrice diagonale  $D$ .

**Exemple 3.3.1** *Soit la matrice carrée d'ordre 3*

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \in \mathbf{M}_3(\mathbb{R})$$

On a

$$\begin{aligned} P_A(x) &= \det(A - x I_3) \\ &= (x - 2)(x + 1)^2 \end{aligned}$$

Les valeurs propres de  $A$  sont

$$\begin{cases} \lambda_1 = -1 \\ \lambda_2 = -1 \\ \lambda_3 = 2 \end{cases}$$

Les vecteurs propres associés sont

Pour  $\lambda_1 = \lambda_2 = -1$  (une valeur propre double)

$$\begin{aligned} E_{-1} &= \{v \in \mathbb{R}^3 : (A + I_3)v = 0_{\mathbb{R}^3}\} \\ &= \{(x_1, x_2, x_3) : x_1 + x_2 + x_3 = 0\} \\ &= \text{Vect} \{(-1, 0, 1), (1, -2, 1)\} \end{aligned}$$

Pour  $\lambda_3 = 2$

$$\begin{aligned} E_{-1} &= \{v \in \mathbb{R}^3 : (A - 2I_3)v = 0_{\mathbb{R}^3}\} \\ &= \{(x_1, x_2, x_3) : x_1 = x_2 = x_3\} \\ &= \mathbb{R} (1, 1, 1) \end{aligned}$$

$$\text{Si } P = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \text{ on a } P^{-1} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{6} & -\frac{1}{3} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix}$$

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$

**Remarque 3.3.3** Si on prend  $P' = \begin{pmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ 0 & -\frac{2}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{pmatrix}$ , on a  $P'^{-1} = P^T$ , et on a

$$P^TAP' = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$

**Remarque 3.3.4** Deux matrices semblables ont même trace.

### 3.3.4 Rayon spectral

**Définition 3.3.3** Le rayon spectral noté  $\rho(A)$  est le plus grand module des valeurs propres de  $A$ , et on écrit

$$\rho(A) = \max \{|\lambda|, \lambda \in \mathbb{C}, \lambda \text{ valeur propre de } A\}.$$

### 3.3.5 Approximation du rayon spectral par une norme matricielle

**Théorème 3.3.1** Soit  $A$  une matrice carrée d'ordre  $n$ , alors pour toute norme matricielle, (subordonnée ou non) on a :

$$\rho(A) \leq \|A\|.$$

**Preuve** Soit  $\lambda$  une valeur propre de  $A$  telle que:  $\rho(A) = |\lambda|$ . Il existe un vecteur non nul  $v \in \mathbb{R}^n$  tel que :

$$Av = \lambda v.$$

Puisque  $v$  est non nul, alors il existe un vecteur  $v_1 \in \mathbb{R}^n$  tel que

$$v \times v_1^T \neq 0_{\mathbb{R}^n}.$$

D'après la définition de la norme matricielle, on obtient :

$$\begin{aligned} \rho(A) \|v \times v_1^T\| &= |\lambda| \|v \times v_1^T\| \\ &= \|(\lambda v) \times v_1^T\| \\ &= \|(Av) \times v_1^T\| \\ &= \|A(v \times v_1^T)\| \\ &\leq \|A\| \|v \times v_1^T\| \end{aligned}$$

ce qui implique

$$\rho(A) \leq \|A\|$$

**Théorème 3.3.2** Soit  $A = (a_{ij})_{1 \leq i, j \leq n} \in \mathbf{M}_n(\mathbb{K})$  et  $\forall \varepsilon > 0$ . Il existe une norme matricielle subordonnée  $\|\cdot\|$  telle que :

$$\|A\| \leq \rho(A) + \varepsilon, \quad \forall \varepsilon > 0.$$

**Preuve** Exercice.

**Proposition 3.3.4** Soit  $A = (a_{ij})_{1 \leq i, j \leq n} \in \mathbf{M}_n(\mathbb{K})$ . Alors :

$$\|A\|_2 = \sup \frac{\|Av\|_2}{\|v\|_2} = \sqrt{\rho(A^* \times A)} = \|A^*\|_2.$$

**Preuve** Exercice.

### 3.3.6 Norme de Frobenius

**Théorème 3.3.3** *L'application*

$$\|\cdot\|_F : \mathbf{M}_n(\mathbb{k}) \rightarrow \mathbb{R}_+$$

$$A \mapsto \|A\|_F = \sqrt{\sum_{1 \leq i, j \leq n} |a_{ij}|^2} = \sqrt{\text{Tr}(A^* \times A)}$$

est une norme matricielle non subordonnée invariante par transformation unitaire et appelée norme de Frobenius. Elle vérifie :

$$\text{pour toute } A \in \mathbf{M}_n(\mathbb{k}), \quad \| \|A\|_2 \leq \|A\|_F \leq \sqrt{n} \| \|A\|_2.$$

## 3.4 Inversion de matrice

**Théorème 3.4.1** *On désigne par  $I_n$  la matrice identité de  $\mathbf{M}_n(\mathbb{R})$*

1- Soit  $\|\cdot\|$  une norme matricielle induite sur  $\mathbf{M}_n(\mathbb{R})$ . Si  $A \in \mathbf{M}_n(\mathbb{R})$  est telle que  $\|A\| < 1$ , alors la matrice  $I_n + A$  est inversible et

$$\|(I_n + A)^{-1}\| \leq \frac{1}{1 - \|A\|}.$$

2- Si  $I_n + A$  est singulière (non inversible), alors  $\|A\| \geq 1$ , pour toute norme matricielle  $\|\cdot\|$ .

**Preuve** 1-  $\|(I_n + A)^{-1}\| \leq \frac{1}{1 - \|A\|}$ ?

On a :

$$(I_n + A)v = 0 \Rightarrow \|v\| = \|Av\| \leq \|A\| \|v\|$$

Comme  $\|A\| < 1$ , on a :

$$\|v\| = 0$$

ce qui implique  $I_n + A$  est inversible.

Comme

$$(I_n + A)^{-1} = I_n - A(I_n + A)^{-1}$$

on a

$$\begin{aligned} \|(I_n + A)^{-1}\| &= \|I_n - A(I_n + A)^{-1}\| \\ &\leq 1 + \|A\| \times \|(I_n + A)^{-1}\| \end{aligned}$$

ce qui implique

$$(1 - \|A\|) \times \|(I_n + A)^{-1}\| \leq 1$$

donc

$$\|(I_n + A)^{-1}\| \leq \frac{1}{1 - \|A\|}.$$

2- Si  $I_n + A$  est singulière (non inversible), alors  $\|A\| \geq 1$ , pour toute norme matricielle  $\|\cdot\|$ ?

Puisque  $I_n + A$  est singulière, alors  $\det(I_n + A) = 0$ , ceci est équivalent à  $\lambda = -1$  est une valeur propre de  $A$ .

Soit  $\rho(A) = \max\{|\lambda|, \lambda \in \mathbb{C}, \lambda \text{ valeur propre de } A\}$ , alors :

$$1 \leq \rho(A) \leq \|A\|.$$

**Corollaire 3.4.1** Toute matrice à diagonale strictement dominante est inversible.

## 3.5 Suites de vecteurs et de matrices

**Proposition 3.5.1** Soit  $B \in M_n(\mathbb{K})$ . Les conditions suivantes sont équivalentes:

- (i)  $\lim_{k \rightarrow +\infty} B^k = 0$ ,
- (2i) pour tout  $v \in \mathbb{K}^n$ ,  $\lim_{k \rightarrow +\infty} B^k v = 0$ ,
- (3i)  $\rho(B) < 1$ ,
- (4i)  $\|B\| < 1$  pour au moins une norme matricielle.

**Preuve** (i)  $\implies$  (2i)?

Soit  $\|\cdot\|$  une norme vectorielle et  $\|\|\cdot\|\|$  la norme matricielle subordonnée. Alors

$$\forall k \geq 0, \forall v \in \mathbb{K}^n, 0 \leq \|B^k v\| \leq \|\|B^k\|\| \|v\|.$$

Par passage à la limite avec  $\lim_{k \rightarrow +\infty} \|\|B^k\|\| = 0$ , on obtien

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} \|B^k v\| = 0$$

et donc

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} B^k v = 0$$

(2i)  $\implies$  (3i)?

Supposons que

$$\rho(B) \geq 1 \text{ (par contraposée)}$$

Alors, il existe  $\lambda \in \mathbb{k}$  tel que  $|\lambda| \geq 1$  et un vecteur  $v \in \mathbb{k}^n$ ,  $v \neq 0$  tel que

$$Bv = \lambda v$$

Par récurrence  $\forall k \geq 1$ , on montre que

$$B^k v = B^k (Bv) = \lambda B^{k-1} v = \dots = \lambda^k v$$

donc, pour toute norme vectoriel, on a

$$\|B^k v\| = |\lambda|^k \|v\|$$

Or

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} |\lambda|^k = +\infty \text{ ou } 1 \text{ (car } |\lambda| \geq 1)$$

donc

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} B^k v \neq 0$$

ce qui contredit  $\lim_{k \rightarrow +\infty} B^k v = 0$ .

D'où (2i)  $\implies$  (3i)

(3i)  $\implies$  (4i)?

On a  $\rho(B) < 1$ , alors

$$1 - \rho(B) > 0.$$

Posons

$$\varepsilon = \frac{1 - \rho(B)}{2} > 0.$$

D'après le Théorème (2.3), il existe une norme matricielle subordonnée telle que

$$\begin{aligned} \|B\| &\leq \rho(B) + \varepsilon \\ &= \rho(B) + \frac{1 - \rho(B)}{2} \\ &= \frac{1 + \rho(B)}{2} < 1. \end{aligned}$$

D'où (3i)  $\implies$  (4i).

(4i)  $\implies$  (i)?

Par récurrence, nous pouvons montrer qu'on a  $\forall k \geq 1$

$$\|B^k\| \leq \|B\| \|B^{k-1}\| \leq \dots \leq \|B\|^k.$$

Puisque  $\|B\| < 1$ , donc

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} \|B\|^k = 0$$

ce qui montre que

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} B^k = 0.$$