

# Université Gaston Berger de Saint-Louis

## Résolution numérique de systèmes linéaires Méthodes itératives

#### Pr. Ousmane THIARE

http://www.ousmanethiare.com

May 10, 2024

#### Méthodes itératives

#### Méthodes itératives

### Suite de vecteurs et de matrices

#### Définition 4.1

Soit V un espace vectoriel muni d'une norme  $\|\cdot\|$ , on dit qu'une suite  $(v_k)$  d'éléments de V converge vers un élément  $v \in V$ , si

$$\lim_{k\to\infty} \lVert v_k - v\rVert = 0$$

et on écrit

$$v = \lim_{k \to \infty} v_k$$

### Remarque 4.1

Sur un espace vectoriel de dimension finie, toutes les normes sont équivalentes. Donc  $v_k$  tend vers v si et seulement si  $||v_k - v||$  tend vers v pour une norme.

### Suite de vecteurs et de matrices

#### Théorème 4.1

1. Soit  $\|\cdot\|$  une norme matricielle subordonnée, et  $\mathbb B$  une matrice vérifiant

$$\|\mathbb{B}\| < 1$$

Alors la matrice  $(\mathbb{I} + \mathbb{B})$  est inversible, et

$$\|(\mathbb{I}+\mathbb{B})^{-1}\|\leq rac{1}{1-\|\mathbb{B}\|}$$

2. Si une matrice de la forme  $(\mathbb{I} + \mathbb{B})$  est singulière, alors nécessairement

$$\|\mathbb{B}\| \geq 1$$

pour toute norme matricielle, subordonnée ou non.

### Suite de vecteurs et de matrices

#### Théorème 4.2

Soit  $\ensuremath{\mathbb{B}}$  une matrice carrée. Les conditions suivantes sont équivalentes .

- 1.  $\lim_{k\to\infty} \mathbb{B}^k = 0$
- 2.  $\lim_{k\to\infty} \mathbb{B}^k v = 0$  pour tout vecteur v
- 3.  $\rho(\mathbb{B}) < 1$
- 4.  $\|\mathbb{B}\| < 1$  pour au moins une norme matricielle subordonnée  $\|\cdot\|$

### Théorème 4.3

Soit  $\mathbb B$  une matrice carrée, et  $\|\cdot\|$  une norme matricielle quelconque. Alors

$$\lim_{k o \infty} \lVert \mathbb{B}^k \rVert^{rac{1}{k}} = 
ho(\mathbb{B})$$

#### Méthodes itératives

Soit  $\mathbb{A} \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$  une matrice régulière et  $\mathbf{b} \in \mathbb{K}^n$ . Il s'agit de résoudre le système  $\mathbb{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$  par une méthode itérative, c'est-à-dire de créer une suite  $\mathbf{x}^k$  qui converge vers  $\mathbf{x}$ . On note  $\mathbb{D} = diag(\mathbb{A}), \mathbb{E}$  la matrice triangulaire inférieure vérifiant

$$\begin{cases}
e_{ij} = 0, & i \leq j \\
e_{ij} = -a_{ij}, & i > j
\end{cases}$$

et  ${\mathbb F}$  la matrice triangulaire supérieure vérifiant

$$\begin{cases}
f_{ij} = 0, & i \ge j \\
f_{ij} = -a_{ij}, & i > j
\end{cases}$$

On a alors

$$\mathbb{A} = \begin{pmatrix} \ddots & & -\mathbb{F} \\ & \mathbb{D} & \\ -\mathbb{E} & & \ddots \end{pmatrix} = \mathbb{D} - \mathbb{E} - \mathbb{F}$$

#### Méthode de Jacobi

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left( b_i - \sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) \forall i \in \{1, \cdots, n\}$$

#### Méthode de Gauss-Seidel

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left( b_i - \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) \forall i \in \{1, \cdots, n\}$$

#### Méthode de relaxation

$$x_i^{(k+1)} = \omega \hat{x}_i^{(k+1)} + (1 - \omega) x_i^{(k)}$$

où  $\hat{x}_i^{(k+1)}$  est obtenu à partir de  $x^{(k)}$  par l'une des deux méthodes précédentes.

Avec la méthode de Jacobi

$$x_i^{(k+1)} = \frac{\omega}{a_{ii}} \left( b_i - \sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) + (1-\omega) x_i^{(k)} \forall i \in \{1, \cdots, n\}$$

Avec la méthode de Gauss-Seidel

$$x_i^{(k+1)} = \frac{w}{a_{ii}} \left( b_i - \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) + (1-\omega) x_i^{(k)} \forall i \in \{1, \cdots, m\}$$

Cette méthode de relaxation est appelée méthode S.O.R. (successive over relaxation) Toutes ces méthodes se mettent sous la forme

$$Mx^{k+1} = Nx^k + b$$

avec

Jacobi	M = D	N = E + F
Gauss-Seidel	M = D - E	N = F
SOR	$M = \frac{1}{\omega}D - E$	$N = \frac{1 - \omega}{\omega} D + F$

Programmation d'une étape de l'algorithme de Jacobi :

<u>Test d'arrêt</u>: on définit le résidu à l'étape k comme  $r^{(k)} = b - Ax^{(k)}$ . Le test s'écrit : tant que  $||r^{(k)}|| > eps$ , on continue.

#### Méthodes itératives

## Résultats généraux de convergence

Soit donc l'algorithme

$$Mx^{k+1} = Nx^k + b$$

avec M-N=A. Si la suite converge, elle converge vers la solution x de Ax=b, et l'erreur  $e^{(k)}=x^{(k)}-x$  est solution de  $Me^{(k+1)}=Ne^{(k)}$ . On note  $B=M^{-1}N$ . D'après le théorème 4.2, on a

### Théorème 4.4

La suite  $x^{(k)}$  converge pour toute donnée initiale  $x^0$  si et seulement si  $\rho(\mathbb{B}) < 1$ , si et seulement si  $\|\mathbb{B}\| < 1$  pour au moins une norme matricielle subordonnée  $\|\cdot\|$ .

## Résultats généraux de convergence

Il est d'usage d'affecter les noms suivants aux matrices des méthodes précédentes

#### Lemme 4.1

Pour tout  $\omega \neq 0$ , on a  $\rho(\mathcal{L}_{\omega}) \geq |\omega - 1|$ .

## Résultats généraux de convergence

On en déduit par le théorème 4.4,

#### Théorème 4.5

Si la méthode de relaxation converge pour toute donnée initiale, on a

$$0 < \omega < 2$$

On définit le taux de convergence asymptotique par

$$R(B) = -In\rho(B)$$

### Théorème 4.6

Le nombre d'itérations nécessaires pour réduire l'erreur d'un facteur  $\epsilon$  est au moins égal à  $K=\frac{-\ln\epsilon}{R(B)}$ 

#### Méthodes itératives

## Cas des matrices hermitiennes

#### Théorème 4.7

Soit A une matrice hermitienne définie positive, A=M-N, où M est inversible. Si  $M+N^*$  (qui est toujours hermitienne), est définie positive, la méthode itérative converge pour toute donnée initiale.

### Corollaire 4.1

Soit A une matrice hermitienne définie positive. Si  $\omega \in ]0,2[$ , la méthode de relaxation converge pour toute donnée initiale.

#### Méthodes itératives

## Cas des matrices tridiagonales

#### Théorème 4.8

Soit A une matrice tridiagonale. Alors  $\rho(\mathcal{L}_1) = (\rho(J))^2$ : les méthodes de Jacobi et Gauss-Seidel convergent ou divergent simultanément. Si elles convergent, la méthode de Gauss-Seidel est la plus rapide.

### Théorème 4.9

Soit A une matrice tridiagonale telles que les valeurs propres de J soient réelles. Alors les méthodes de Jacobi et de relaxation convergent ou divergent simultanément pour  $\omega \in ]0,2[$ . Si elles convergent, la fonction

$$\omega\mapsto 
ho(\mathcal{L}_\omega)$$
 a l'allure suivante : avec  $\omega^*=rac{2}{1+\sqrt{1-(
ho(J))^2}}$ 

## Cas des matrices tridiagonales

### Remarque 4.2

On ne connaît pas précisément ce  $\omega^*$  si on ne connaît pas  $\rho(J)$ . Dans ce cas, le graphe ci-dessus montre que qu'il vaut mieux choisir  $\omega$  trop grand que trop petit.

#### Méthodes itératives

## Matrices à diagonale dominante

#### Théorème 4.10

Soit A une matrice à diagonale strictement dominante ou irréductible à diagonale dominante. Alors la méthode de Jacobi converge.

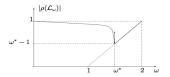


Figure: variation de  $\mathcal{L}_{\omega}$  en fonction de  $\omega$ 

#### Théorème 4.11

Soit A une matrice à diagonale strictement dominante ou irréductible à diagonale dominante. Si  $0 < \omega \le 1$ , la méthode de relaxation converge.

#### Méthodes itératives

## La matrices du laplacien

$$A_n = \left(\begin{array}{cccc} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ & \ddots & \ddots & \ddots \\ & & -1 & 2 & -1 \\ & 0 & -1 & 2 \end{array}\right)$$

On a

$$\begin{split} \rho(J) &= 1 - \frac{\pi^2}{2n^2} + \mathcal{O}(n^{-4}), \\ \rho(\mathcal{L}_1) &= 1 - \frac{\pi^2}{n^2} + \mathcal{O}(n^{-4}), \\ \omega^* &= 2(1 - \frac{\pi}{n} + \mathcal{O}(n^{-2})), \\ \rho(\mathcal{L}_{\omega^*}) &= \omega^* - 1 == 1 - \frac{2\pi}{n} + \mathcal{O}(n^{-2}). \end{split}$$

## La matrices du laplacien

Pour n=100, pour obtenir une erreur de  $\epsilon = 10^{-1}$ , on doit faire

- 9342 itérations de l'algorithme de Jacobi,
- 4671 itérations de l'algorithme de Gauss-Seidel,
- 75 itérations de l'algorithme de l'algorithme de relaxation optimale.

#### Méthodes itératives

## Complexité

Supposons la matrice A pleine. La complexité d'une itération est d'environ  $2n^2$ . Si l'on fait au moins n itérations, on a donc une complexité totale de  $2n^3$ , à comparer aux  $2n^3/3$  de la méthode de Gauss.

Pour résoudre un système linéaire, on préférera les méthodes directes dans le cas des matrices pleines, et les méthodes itératives dans le cas des matrices creuses.