

Analyse Numérique I*
Sup'Galilée, Ingénieurs MACS, 1ère année / L3 MIM

François Cuvelier

Laboratoire d'Analyse Géométrie et Applications
Institut Galilée
Université Paris XIII.

2024/10/26

*Compilé le 2024/10/26 à 12:15:30



2024/10/26 1 / 45

Chapitre IV
Résolution de systèmes linéaires



2024/10/26 2 / 45

Plan

- 1 Conditionnement
- 2 Méthodes directes
- 3 Méthodes itératives
 - o Principe et résultats généraux
 - o Notations
 - o Méthode de Jacobi
 - o Méthode de Gauss-Seidel
 - o Méthode de relaxation

- o Etude de la convergence
- o Algorithmes scalaires
 - o Principe de base
 - o Méthode de Jacobi
 - o Méthode de Gauss-Seidel
 - o Jeux algorithmiques
 - o Méthode S.O.R.
- o Algorithmes matriciels
- o Autres méthodes



Méthodes itératives

Principe et résultats généraux

2024/10/26 3 / 45

Méthodes itératives pour la résolution du système linéaire

$$\mathbb{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}.$$

Trouver une **matrice d'itération** \mathbb{B} et d'un vecteur \mathbf{c} telles que

$$\mathbf{x}^{[k+1]} = \mathbb{B}\mathbf{x}^{[k]} + \mathbf{c}, \quad k \geq 0, \quad \mathbf{x}^{[0]} \text{ arbitraire}$$

vérifie

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{x}^{[k]} = \tilde{\mathbf{x}} \quad \text{avec} \quad \tilde{\mathbf{x}} = \mathbb{A}^{-1}\mathbf{b}$$



Méthodes itératives

Principe et résultats généraux

2024/10/26 4 / 45

Exercice 1

Soit A une matrice inversible décomposée sous la forme $A = M - N$ avec M inversible. On pose

$$B = M^{-1}N \quad \text{et} \quad c = M^{-1}b.$$

Montrer que la suite définie par

$$x^{[0]} \in \mathbb{K}^n \quad \text{et} \quad x^{[k+1]} = Bx^{[k]} + c$$

converge vers $\bar{x} = A^{-1}b$ quelque soit $x^{[0]}$ si et seulement si $\rho(B) < 1$.

Théorème 3.1

Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$ une matrice inversible décomposée sous la forme $A = M - N$ avec M inversible. On pose

$$B = M^{-1}N \quad \text{et} \quad c = M^{-1}b.$$

Alors la suite définie par

$$x^{[0]} \in \mathbb{K}^n \quad \text{et} \quad x^{[k+1]} = Bx^{[k]} + c$$

converge vers $\bar{x} = A^{-1}b$ quelque soit $x^{[0]}$ si et seulement si $\rho(B) < 1$.

Illustration de la convergence

Avec les notations du Théorème et, en supposant $\rho(B) < 1$, on pose

$$e^{[k]} = x^{[k]} - \bar{x}$$

Si B normale (pour simplifier) alors $\exists U$ unitaire et D diagonale t.q.

$$B = UDU^*.$$

On a alors

$$\|D\|_p = \rho(D) = \rho(B)$$

et

$$e^{[k]} = B^k e^{[0]} = (UDU^*)^k e^{[0]} = UD^k U^* e^{[0]} \quad \text{car } U \text{ unitaire}$$

En posant $E^{[k]} = U^* e^{[k]}$, on a

$$E^{[k]} = D^k E^{[0]}$$

et on obtient

$$\|E^{[k]}\|_p \leq \|D\|_p^k \|E^{[0]}\|_p = \rho(B)^k \|E^{[0]}\|_p.$$

Le **facteur asymptotique de convergence** est $\rho(B)$.

\Rightarrow Plus le rayon spectral de B est proche de 0, plus rapide est la convergence

Exercice 2

Soit $A \in \mathcal{M}_{n,n}(\mathbb{C})$ une matrice hermitienne inversible décomposée en $A = M - N$ où M est inversible. On note $B = I - M^{-1}A$.

Q.1 Montrer que la matrice $M^* + N$ est hermitienne.

On suppose maintenant que $M^* + N$ est définie positive.

Q.2 Soit x un vecteur quelconque de \mathbb{C}^n et $y = Bx$.

⊗ Montrer que

$$\langle x, Ax \rangle - \langle y, Ay \rangle = \langle x, AM^{-1}Ax \rangle + \langle M^{-1}Ax, Ax \rangle - \langle M^{-1}Ax, AM^{-1}Ax \rangle \quad (1)$$

$$\text{et} \quad x - y = M^{-1}Ax. \quad (2)$$

⊗ En déduire que

$$\langle x, Ax \rangle - \langle y, Ay \rangle = \langle (x - y), (M^* + N)(x - y) \rangle. \quad (3)$$

Q.3 Montrer que si A est définie positive alors $\rho(B) < 1$.

On suppose $\rho(B) < 1$ et on va démontrer, par l'absurde, que A est définie positive.

Q.4 On suppose qu'il existe $x^{[0]} \in \mathbb{C}^n \setminus \{0\}$ tel que $\alpha_0 \stackrel{\text{def}}{=} \langle x^{[0]}, Ax^{[0]} \rangle \in \mathbb{C} \setminus]0, +\infty[$. On définit alors les suites

$$\forall k \in \mathbb{N}^*, x^{[k]} = Bx^{[k-1]} \quad \text{et} \quad \alpha_k = \langle x^{[k]}, Ax^{[k]} \rangle.$$

⊗ Montrer que

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} x^{[k]} = 0 \quad \text{et} \quad \lim_{k \rightarrow +\infty} \alpha_k = 0.$$

⊗ Montrer que $\alpha_0 \in]-\infty, 0]$.

⊗ Démontrer par récurrence sur $k \in \mathbb{N}^*$ que

$$(P_k) : x^{[k]} \neq 0, \quad x^{[k]} - x^{[k-1]} \neq 0, \quad \text{et} \quad 0 \geq \alpha_{k-1} > \alpha_k.$$

⊗ Conclure.

Théorème 3.2

Soient A une matrice hermitienne inversible décomposée en $A = M - N$ avec M inversible et $M^* + N$ hermitienne définie positive. On a alors

$$\rho(M^{-1}N) < 1 \quad \text{si et seulement si} \quad A \text{ est définie positive.}$$

Plan

- 1 Conditionnement
 - 2 Méthodes directes
 - 3 Méthodes itératives
 - Principe et résultats généraux
 - Notations
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Méthode de relaxation
 - Etude de la convergence
 - Algorithmes scalaires
 - Principe de base
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Jeux algorithmiques
 - Méthode S.O.R.
 - Algorithmes matriciels
 - Autres méthodes
- Méthodes itératives Notations 2024/10/26 9 / 45

Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{K})$ une matrice régulière, avec $\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, A_{i,i} \neq 0$

$$A = \begin{pmatrix} A_{1,1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & A_{n,n} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ A_{2,1} & \ddots & & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ A_{n,1} & \cdots & A_{n,n-1} & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & A_{1,2} & \cdots & A_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & A_{n-1,n} \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 \end{pmatrix}$$
$$= D - E - F = \begin{pmatrix} \ddots & & & \\ & D & & \\ & & -E & \\ -F & & & \ddots \end{pmatrix}$$

Plan

- 1 Conditionnement
 - 2 Méthodes directes
 - 3 Méthodes itératives
 - Principe et résultats généraux
 - Notations
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Méthode de relaxation
 - Etude de la convergence
 - Algorithmes scalaires
 - Principe de base
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Jeux algorithmiques
 - Méthode S.O.R.
 - Algorithmes matriciels
 - Autres méthodes
- Méthodes itératives Méthode de Jacobi 2024/10/26 11 / 45

$$Ax = b \iff \forall i, b_i = \sum_{j=1}^n A_{i,j}x_j = \sum_{j=1}^{i-1} A_{i,j}x_j + A_{i,i}x_i + \sum_{j=i+1}^n A_{i,j}x_j$$

La méthode itérative de **Jacobi** :

$$\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, b_i = \sum_{j=1}^{i-1} A_{i,j}x_j^{[k]} + A_{i,i}x_i^{[k+1]} + \sum_{j=i+1}^n A_{i,j}x_j^{[k]}$$

ou encore

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

$$\mathbb{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \iff \forall i, b_i = \sum_{j=1}^n A_{i,j}x_j = \sum_{j=1}^{i-1} A_{i,j}x_j + A_{i,i}x_i + \sum_{j=i+1}^n A_{i,j}x_j$$

La méthode itérative de **Jacobi** :

$$\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, b_i = \sum_{j=1}^{i-1} A_{i,j}x_j^{[k]} + A_{i,i}x_i^{[k+1]} + \sum_{j=i+1}^n A_{i,j}x_j^{[k]}$$

$$\iff \mathbf{b} = -\mathbb{E}\mathbf{x}^{[k]} + \mathbb{D}\mathbf{x}^{[k+1]} - \mathbb{F}\mathbf{x}^{[k]}$$

ou encore

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

$$\iff \mathbf{x}^{[k+1]} = \mathbb{D}^{-1}(\mathbb{E} + \mathbb{F})\mathbf{x}^{[k]} + \mathbb{D}^{-1}\mathbf{b}$$

On note \mathbb{J} sa matrice d'itération

$$\mathbb{J} \stackrel{\text{def}}{=} \mathbb{D}^{-1}(\mathbb{E} + \mathbb{F}).$$

Navigation icons

Plan

- 1 Conditionnement
- 2 Méthodes directes
- 3 Méthodes itératives
 - Principe et résultats généraux
 - Notations
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Jeux algorithmiques
 - Méthode S.O.R.
- Etude de la convergence
- Algorithmes scalaires
 - Principe de base
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Jeux algorithmiques
 - Méthode S.O.R.
- Algorithmes matriciels
- Autres méthodes

Navigation icons

$$\mathbb{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \iff \forall i, b_i = \sum_{j=1}^n A_{i,j}x_j = \sum_{j=1}^{i-1} A_{i,j}x_j + A_{i,i}x_i + \sum_{j=i+1}^n A_{i,j}x_j$$

La méthode itérative de **Gauss-Seidel** :

$$\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, b_i = A_{i,i}x_i^{[k+1]} + \sum_{j=1}^{i-1} A_{i,j}x_j^{[k+1]} + \sum_{j=i+1}^n A_{i,j}x_j^{[k]} \quad \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket$$

ou encore

$$\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, x_i^{[k+1]} = \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij}x_j^{[k+1]} - \sum_{j=i+1}^n A_{ij}x_j^{[k]} \right)$$

Navigation icons

$$\mathbb{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \iff \forall i, b_i = \sum_{j=1}^n A_{i,j}x_j = \sum_{j=1}^{i-1} A_{i,j}x_j + A_{i,i}x_i + \sum_{j=i+1}^n A_{i,j}x_j$$

La méthode itérative de **Gauss-Seidel** :

$$\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, b_i = A_{i,i}x_i^{[k+1]} + \sum_{j=1}^{i-1} A_{i,j}x_j^{[k+1]} + \sum_{j=i+1}^n A_{i,j}x_j^{[k]} \quad \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket$$

$$\iff \mathbf{b} = -\mathbb{E}\mathbf{x}^{[k+1]} + \mathbb{D}\mathbf{x}^{[k+1]} - \mathbb{F}\mathbf{x}^{[k]}$$

ou encore

$$\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, x_i^{[k+1]} = \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij}x_j^{[k+1]} - \sum_{j=i+1}^n A_{ij}x_j^{[k]} \right)$$

$$\iff \mathbf{x}^{[k+1]} = (\mathbb{D} - \mathbb{E})^{-1}\mathbb{F}\mathbf{x}^{[k]} + (\mathbb{D} - \mathbb{E})^{-1}\mathbf{b}$$

On note \mathbb{G} sa matrice d'itération

$$\mathbb{G} \stackrel{\text{def}}{=} (\mathbb{D} - \mathbb{E})^{-1}\mathbb{F}$$

Navigation icons

Plan

- 1 Conditionnement
- 2 Méthodes directes
- 3 Méthodes itératives
 - Principe et résultats généraux
 - Notations
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Méthode de relaxation
- Etude de la convergence
- Algorithmes scalaires
 - Principe de base
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Jeux algorithmiques
 - Méthode S.O.R.
- Algorithmes matriciels
- Autres méthodes

Soit $w \in \mathbb{R}^*$.

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

où $\hat{x}_i^{[k+1]}$ est obtenu à partir de l'une des deux méthodes précédentes.
Avec la méthode de Gauss-Seidel : méthode S.O.R. (successive over relaxation)

Exercice 3

Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ une matrice inversible dont les éléments diagonaux sont non nuls. On note $A_{i,j}$ la composante (i,j) de la matrice A . On décompose la matrice A sous la forme $A = D - E - F$, où D représente la diagonale de A , $-E$ la partie triangulaire inférieure stricte et $-F$ la partie triangulaire supérieure stricte. La méthode S.O.R. (successive over relaxation) est donnée par

$$x_i^{[k+1]} = \frac{w}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij}x_j^{[k+1]} - \sum_{j=i+1}^n A_{ij}x_j^{[k]} \right) + (1-w)x_i^{[k]}, \quad \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket$$

Q.1 Déterminer la matrice d'itération B et le vecteur c tels que

$$x^{[k+1]} = Bx^{[k]} + c$$

en fonction de D, E, F , et b .

La méthode itérative **S.O.R.** de paramètre $w \in \mathbb{R}$

$$\forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket, x_i^{[k+1]} = \frac{w}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij}x_j^{[k+1]} - \sum_{j=i+1}^n A_{ij}x_j^{[k]} \right) + (1-w)x_i^{[k]}$$

ou vectoriellement

$$x^{[k+1]} = \left(\frac{D}{w} - E \right)^{-1} \left(\frac{1-w}{w} D + F \right) x^{[k]} + \left(\frac{D}{w} - E \right)^{-1} b.$$

Sa matrice d'itération est

$$\mathcal{L}_w \stackrel{\text{def}}{=} \left(\frac{D}{w} - E \right)^{-1} \left(\frac{1-w}{w} D + F \right). \quad (1)$$

En particulier, on a $\mathcal{L}_1 = G$ matrice d'itération de Gauss-Seidel.

Plan

- 1 Conditionnement
- 2 Méthodes directes
- 3 Méthodes itératives
 - Principe et résultats généraux
 - Notations
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Méthode de relaxation
- Etude de la convergence
- Algorithmes scalaires
 - Principe de base
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Jeux algorithmiques
 - Méthode S.O.R.
- Algorithmes matriciels
- Autres méthodes

Avec les notations du Théorème 3.1, on a

- Jacobi : $\mathcal{J} \stackrel{\text{def}}{=} \mathbb{D}^{-1}(\mathbb{E} + \mathbb{F})$ avec $\mathbb{M} = \mathbb{D}$ et $\mathbb{N} = \mathbb{E} + \mathbb{F}$
convergence si et seulement si $\rho(\mathcal{J}) < 1$.
- Gauss-Seidel : $\mathcal{G} \stackrel{\text{def}}{=} (\mathbb{D} - \mathbb{E})^{-1}\mathbb{F}$ avec $\mathbb{M} = \mathbb{D} - \mathbb{E}$ et $\mathbb{N} = \mathbb{F}$
convergence si et seulement si $\rho(\mathcal{G}) < 1$.
- S.O.R. : $\mathcal{L}_w \stackrel{\text{def}}{=} \left(\frac{\mathbb{D}}{w} - \mathbb{E}\right)^{-1} \left(\frac{1-w}{w}\mathbb{D} + \mathbb{F}\right)$ avec $\mathbb{M} = \frac{\mathbb{D}}{w} - \mathbb{E}$ et $\mathbb{N} = \frac{1-w}{w}\mathbb{D} + \mathbb{F}$
convergence si et seulement si $\rho(\mathcal{L}_w) < 1$.

Le Théorème 3.2 peut aussi être utilisé:

\mathbb{A} et $(\mathbb{M}^* + \mathbb{N})$ hermitiennes définies positives alors convergence.

Exercice 4

Soit $\mathbb{A} \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ une matrice inversible dont les éléments diagonaux sont non nuls. On note $A_{i,j}$ la composante (i,j) de la matrice \mathbb{A} . On décompose la matrice \mathbb{A} sous la forme $\mathbb{A} = \mathbb{D} - \mathbb{E} - \mathbb{F}$, où \mathbb{D} représente la diagonale de \mathbb{A} , $-\mathbb{E}$ la partie triangulaire inférieure stricte et $-\mathbb{F}$ la partie triangulaire supérieure stricte.

La matrice d'itération de la méthode S.O.R., notée \mathcal{L}_w , est donnée par

$$\mathcal{L}_w = \left(\frac{\mathbb{D}}{w} - \mathbb{E}\right)^{-1} \left(\frac{1-w}{w}\mathbb{D} + \mathbb{F}\right). \tag{1}$$

On pose $\mathbb{L} = \mathbb{D}^{-1}\mathbb{E}$ et $\mathbb{U} = \mathbb{D}^{-1}\mathbb{F}$.

Q. 1 Montrer que

$$\mathcal{L}_w = (\mathbb{I} - w\mathbb{L})^{-1}((1-w)\mathbb{I} + w\mathbb{U}).$$

Q. 2 En déduire que

$$\rho(\mathcal{L}_w) \geq |w - 1|. \tag{2}$$

Proposition 3.1

Soit \mathbb{A} une matrice inversible telle que tous ses éléments diagonaux soient non nuls. On note $\mathbb{D} = \text{diag}(\mathbb{A})$ et \mathbb{E}, \mathbb{F} , les matrices à diagonales nulles respectivement triangulaire inférieure et supérieure telles que $\mathbb{A} = \mathbb{D} - \mathbb{E} - \mathbb{F}$.

La matrice d'itération de la méthode S.O.R., notée \mathcal{L}_w , donnée par

$$\mathcal{L}_w = \left(\frac{\mathbb{D}}{w} - \mathbb{E}\right)^{-1} \left(\frac{1-w}{w}\mathbb{D} + \mathbb{F}\right)$$

vérifie

$$\rho(\mathcal{L}_w) \geq |w - 1|. \tag{2}$$

La méthode S.O.R. diverge si $w \in]-\infty, 0] \cup [2, +\infty[$.
Une condition nécessaire de convergence de la méthode S.O.R. est $0 < w < 2$.

⚠ La condition $0 < w < 2$ est nécessaire mais non suffisante pour avoir convergence!

Exercice 5

On note $\mathbb{T} \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$ la matrice tridiagonale

$$\mathbb{T} = \begin{pmatrix} a_1 & c_1 & 0 & \dots & 0 \\ b_2 & a_2 & \dots & \dots & \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & b_n & a_n \end{pmatrix}. \tag{1}$$

- Q. 1 Soit $\mu \in \mathbb{C}^*$. On note $Q(\mu) \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$ la matrice diagonale de diagonale $(\mu, \mu^2, \dots, \mu^n)$.
- ⓐ Expliquer la matrice $\mathbb{T}(\mu) \stackrel{\text{def}}{=} Q(\mu)\mathbb{T}Q^{-1}(\mu)$ en fonction des coefficients tridiagonaux de la matrice \mathbb{T} et de μ .
 - ⓑ Déterminer $\det(\mathbb{T}(\mu))$ en fonction de $\det(\mathbb{T})$.

Soit $\mathbb{A} \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ une matrice inversible dont les éléments diagonaux sont non nuls. On note $A_{i,j}$ la composante (i,j) de la matrice \mathbb{A} . On décompose la matrice \mathbb{A} sous la forme $\mathbb{A} = \mathbb{D} - \mathbb{E} - \mathbb{F}$, où \mathbb{D} représente la diagonale de \mathbb{A} , $-\mathbb{E}$ la partie triangulaire inférieure stricte et $-\mathbb{F}$ la partie triangulaire supérieure stricte.

$$\mathbb{A} = \begin{pmatrix} \alpha_1 & \beta_1 & 0 & \dots & 0 \\ \beta_2 & \alpha_2 & \dots & \dots & \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \beta_n & \alpha_n \end{pmatrix} \tag{2}$$

- et que ses éléments diagonaux sont non nuls.
- Q. 2
- ⓐ Montrer que les valeurs propres de \mathbb{J} sont les racines du polynôme $q_{\mathbb{J}}(\lambda) \stackrel{\text{def}}{=} \det(\mathbb{A}\mathbb{D} - \lambda\mathbb{E} - \mathbb{F})$.
 - ⓑ En utilisant la question 1, montrer que $q_{\mathbb{J}}(\lambda) = \det(\mathbb{A}\mathbb{D} - \lambda\mathbb{E} - \frac{1}{\lambda}\mathbb{F})$.
 - ⓒ En déduire que si $\lambda \in \mathbb{C}$ est valeur propre de \mathbb{J} alors $-\lambda$ l'est aussi.
- Q. 3
- ⓐ Montrer que les valeurs propres de \mathbb{L}_1 sont les racines du polynôme $q_{\mathbb{L}_1}(\lambda) \stackrel{\text{def}}{=} \det(\mathbb{A}\mathbb{D} - \lambda\mathbb{E} - \mathbb{F})$.
 - ⓑ En déduire que $\forall \lambda \in \mathbb{C}^*, q_{\mathbb{L}_1}(\lambda^2) = \lambda^2 q_{\mathbb{J}}(\lambda)$.
- Q. 4
- ⓐ Comparer les valeurs propres de \mathbb{J} à celles de \mathbb{L}_1 .
 - ⓑ Une des deux méthodes est-elle à privilégier dans ce cas?



Proposition 3.2 :



Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ une matrice tridiagonale (i.e. $A_{i,j} = 0$, si $|i - j| > 1$) d'éléments diagonaux non nuls.

Alors les rayons spectraux des matrices d'itération de Jacobi, \mathbb{J} , et de Gauss-Seidel, \mathcal{L}_1 , vérifient

$$\rho(\mathcal{L}_1) = \rho(\mathbb{J})^2.$$

Dans ce cas,

- les méthodes de Jacobi et de Gauss-Seidel convergent ou divergent simultanément.
- Si elles convergent, alors la méthode de Gauss-Seidel converge plus rapidement.



Proposition 3.3 : voir Ciarlet[2006], Introduction à l'analyse numérique matricielle et à l'optimisation, Théorème 5.3-5,

pages 106 à 109.

Soit $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ une matrice tridiagonale dont les éléments diagonaux sont non nuls. On suppose que les valeurs propres de la matrice d'itération de Jacobi \mathbb{J} sont réelles et que $\rho(\mathbb{J}) < 1$. On note w_0 le paramètre optimal de la méthode S.O.R. vérifiant

$$\rho(\mathcal{L}_{w_0}) = \min_{w \in]0,2[} (\rho(\mathcal{L}_w)).$$

et donné par

$$w_0 = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - \rho(\mathbb{J})^2}} > 1. \quad (3)$$

On a alors

$$\rho(\mathcal{L}_{w_0}) = w_0 - 1 \text{ et } \rho(\mathcal{L}_{w_0}) \leq \rho(\mathcal{L}_1) = \rho(\mathbb{J})^2 < \rho(\mathbb{J}).$$

Ici, $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$, matrice tridiagonale aléatoire inversible à éléments diagonaux non nuls t.q. les valeurs propres de \mathbb{J} sont réelles et $\rho(\mathbb{J}) < 1$. D'après la proposition précédente

$$w_0 = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - \rho(\mathbb{J})^2}} > 1, \quad \rho(\mathcal{L}_{w_0}) = \min (\rho(\mathcal{L}_w), w \in]0,2[), \quad \rho(\mathcal{L}_{w_0}) = w_0 - 1.$$

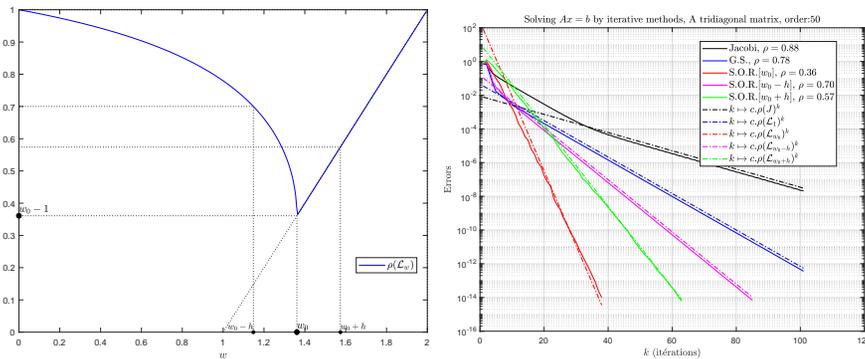


Figure: A est d'ordre $n = 50$.

Ici, $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$, matrice tridiagonale aléatoire inversible à éléments diagonaux non nuls t.q. les valeurs propres de \mathbb{J} sont réelles et $\rho(\mathbb{J}) < 1$. D'après la proposition précédente

$$w_0 = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - \rho(\mathbb{J})^2}} > 1, \quad \rho(\mathcal{L}_{w_0}) = \min (\rho(\mathcal{L}_w), w \in]0,2[), \quad \rho(\mathcal{L}_{w_0}) = w_0 - 1.$$

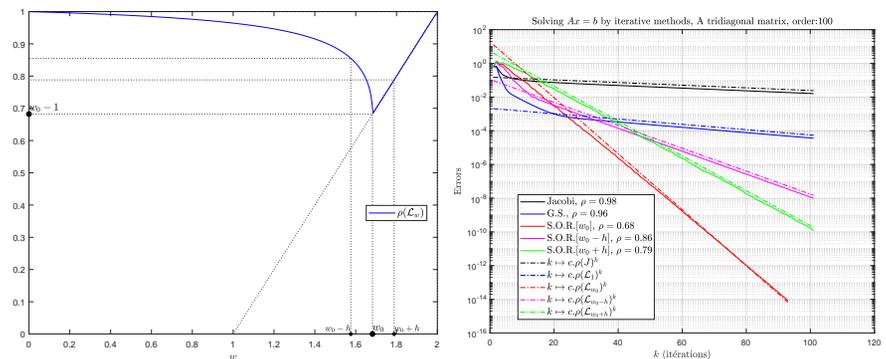


Figure: A est d'ordre $n = 100$.



Théorème 3.3 : voir Lascaux-Théodor, vol.2, Théorème 19 et 20, pages 346 à 349

Soit A une matrice à diagonale strictement dominante ou une matrice inversible à diagonale fortement dominante alors

- la méthode de Jacobi est convergente,
- si $w \in]0, 1]$ la méthode S.O.R. est convergente.



Théorème 3.4 : voir Lascaux-Théodor, vol.2, Corollaire 24, page 351

Soit A une matrice hermitienne définie positive, alors la méthode S.O.R. converge si et seulement si $w \in]0, 2[$.

Plan

- 1 Conditionnement
- 2 Méthodes directes
- 3 Méthodes itératives
 - Principe et résultats généraux
 - Notations
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Méthode de relaxation
- Etude de la convergence
 - Algorithmes scalaires
 - Principe de base
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Jeux algorithmiques
 - Méthode S.O.R.
 - Algorithmes matriciels
 - Autres méthodes

Principe de base

Résoudre :

$$Ax = b$$

Méthodes itératives :

$$x^{[0]} \in \mathbb{K}^n \text{ et } x^{[k+1]} = Bx^{[k]} + c$$

Algorithme :

$x^{[0]}$ donné
Pour $k = 0, 1, \dots$ **faire**
 $x^{[k+1]} \leftarrow Bx^{[k]} + c$
Fin Pour

Critère d'arrêt? Stockage de tous les $x^{[k]}$?

La convergence de ces méthodes n'est pas assurée et si il y a convergence le nombre d'itération nécessaire n'est (à priori) pas connu.

⇒ boucle **Tantque**

Critères d'arrêt :

- nombre maximum d'itérations
- $\varepsilon > 0$ permet l'arrêt des calculs si $x^{[k]}$ suffisamment proche de $\bar{x} = A^{-1}b$

Comment choisir le critère d'arrêt pour la convergence?

Exemple de critère d'arrêt pour la convergence :

Soit $r^{[k]} = b - Ax^{[k]}$ le résidu.

$$\frac{\|r^{[k]}\|}{\|b\|} \leq \varepsilon$$

Car dans ce cas, on a avec $e^{[k]} \stackrel{\text{def}}{=} \bar{x} - x^{[k]} = A^{-1}r^{[k]}$

$$\frac{\|e^{[k]}\|}{\|\bar{x}\|} \leq \varepsilon \text{ cond}(A)$$

Pour éviter des problèmes avec b proche de 0 :

$$\frac{\|r^{[k]}\|}{\|b\| + 1} \leq \varepsilon$$

Algorithme Méthode itérative pour la résolution d'un système linéaire $\Delta x = b$

Données :

- Δ : matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$,
- b : vecteur de \mathbb{K}^n ,
- x^0 : vecteur initial de \mathbb{K}^n ,
- ε : la tolérance, $\varepsilon \in \mathbb{R}^+$,
- kmax : nombre maximum d'itérations, kmax $\in \mathbb{N}^*$

Résultat :

x^{tol} : un vecteur de \mathbb{K}^n si convergence, sinon \emptyset

- 1: $k \leftarrow 0, x^{tol} \leftarrow \emptyset$
- 2: $x \leftarrow x^0, r \leftarrow b - \Delta x,$
- 3: tol $\leftarrow \varepsilon(\|b\| + 1)$
- 4: **Tantque** $\|r\| > \text{tol}$ et $k \leq \text{kmax}$ **faire**
- 5: $k \leftarrow k + 1$
- 6: $p \leftarrow x$ $\triangleright p$ contient le vecteur précédent
- 7: $x \leftarrow$ calcul de l'itérée suivante en fonction de p, Δ, b, \dots
- 8: $r \leftarrow b - \Delta x,$
- 9: **Fin Tantque**
- 10: **Si** $\|r\| \leq \text{tol}$ **alors** \triangleright Convergence
- 11: $x^{tol} \leftarrow x$
- 12: **Fin Si**

$$\text{Jacobi: } x_i^{[k+1]} = \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1, j \neq i}^n A_{ij} x_j^{[k]} \right), \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket.$$

Algorithme 2 \mathcal{R}_0

- 1: $k \leftarrow 0, x^{tol} \leftarrow \emptyset$
- 2: $x \leftarrow x^0, r \leftarrow b - \Delta x,$
- 3: tol $\leftarrow \varepsilon(\|b\| + 1)$
- 4: **Tantque** $\|r\| > \text{tol}$ et $k \leq \text{kmax}$ **faire**
- 5: $k \leftarrow k + 1$
- 6: $p \leftarrow x$
- 7:
- 8: $x \leftarrow$ calcul par Jacobi \triangleright Convergence
- 9: $r \leftarrow b - \Delta x,$
- 10: **Fin Tantque**
- 11: **Si** $\|r\| \leq \text{tol}$ **alors**
- 12: $x^{tol} \leftarrow x$
- 13: **Fin Si**

Algorithme 2 \mathcal{R}_1

- 1: $k \leftarrow 0, x^{tol} \leftarrow \emptyset$
- 2: $x \leftarrow x^0, r \leftarrow b - \Delta x,$
- 3: tol $\leftarrow \varepsilon(\|b\| + 1)$
- 4: **Tantque** $\|r\| > \text{tol}$ et $k \leq \text{kmax}$ **faire**
- 5: $k \leftarrow k + 1$
- 6: $p \leftarrow x$
- 7: **Pour** $i \leftarrow 1$ à n **faire**
- 8: $x_i \leftarrow \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1, j \neq i}^n A_{ij} p_j \right)$
- 9: **Fin Pour**
- 10: $r \leftarrow b - \Delta x,$
- 11: **Fin Tantque**
- 12: **Si** $\|r\| \leq \text{tol}$ **alors** \triangleright Convergence
- 13: $x^{tol} \leftarrow x$
- 14: **Fin Si**

$$\text{Jacobi: } x_i^{[k+1]} = \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1, j \neq i}^n A_{ij} x_j^{[k]} \right), \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket.$$

Algorithme 2 \mathcal{R}_1

- 1: $k \leftarrow 0, x^{tol} \leftarrow \emptyset$
- 2: $x \leftarrow x^0, r \leftarrow b - \Delta x,$
- 3: tol $\leftarrow \varepsilon(\|b\| + 1)$
- 4: **Tantque** $\|r\| > \text{tol}$ et $k \leq \text{kmax}$ **faire**
- 5: $k \leftarrow k + 1$
- 6: $p \leftarrow x$
- 7: **Pour** $i \leftarrow 1$ à n **faire**
- 8: $x_i \leftarrow \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1, j \neq i}^n A_{ij} p_j \right)$
- 9: **Fin Pour**
- 10: $r \leftarrow b - \Delta x,$
- 11: **Fin Tantque**
- 12: **Si** $\|r\| \leq \text{tol}$ **alors**
- 13: $x^{tol} \leftarrow x$
- 14: **Fin Si**

Algorithme 2 \mathcal{R}_2

- 1: $k \leftarrow 0, x^{tol} \leftarrow \emptyset$
- 2: $x \leftarrow x^0, r \leftarrow b - \Delta x,$
- 3: tol $\leftarrow \varepsilon(\|b\| + 1)$
- 4: **Tantque** $\|r\| > \text{tol}$ et $k \leq \text{kmax}$ **faire**
- 5: $k \leftarrow k + 1$
- 6: $p \leftarrow x$
- 7: **Pour** $i \leftarrow 1$ à n **faire**
- 8: $S \leftarrow 0$
- 9: **Pour** $j \leftarrow 1$ à n ($j \neq i$) **faire**
- 10: $S \leftarrow S + A_{ij} p_j$
- 11: **Fin Pour**
- 12: $x_i \leftarrow \frac{1}{A_{ii}} (b_i - S)$
- 13: **Fin Pour**
- 14: $r \leftarrow b - \Delta x,$
- 15: **Fin Tantque**
- 16: **Si** $\|r\| \leq \text{tol}$ **alors**
- 17: $x^{tol} \leftarrow x$
- 18: **Fin Si**

Algorithme Méthode itérative de Jacobi pour la résolution d'un système linéaire $\Delta x = b$

Données :

- Δ : matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$,
- b : vecteur de \mathbb{K}^n ,
- x^0 : vecteur initial de \mathbb{K}^n ,
- ε : la tolérance, $\varepsilon \in \mathbb{R}^+$,
- kmax : nombre maximum d'itérations, kmax $\in \mathbb{N}^*$

Résultat :

X : un vecteur de \mathbb{K}^n

- 1: **Fonction** $X \leftarrow \text{RSLJacobi}(\Delta, b, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$
- 2: $k \leftarrow 0, X \leftarrow \emptyset$
- 3: $x \leftarrow x^0, r \leftarrow b - \Delta * x,$
- 4: tol $\leftarrow \varepsilon(\|b\| + 1)$
- 5: **Tantque** $\|r\| > \text{tol}$ et $k \leq \text{kmax}$ **faire**
- 6: $k \leftarrow k + 1$
- 7: $p \leftarrow x$
- 8: **Pour** $i \leftarrow 1$ à n **faire**
- 9: $S \leftarrow 0$
- 10: **Pour** $j \leftarrow 1$ à n ($j \neq i$) **faire**
- 11: $S \leftarrow S + A(i, j) * p(j)$
- 12: **Fin Pour**
- 13: $x(i) \leftarrow (b(i) - S) / A(i, i)$
- 14: **Fin Pour**
- 15: $r \leftarrow b - \Delta * x,$
- 16: **Fin Tantque**
- 17: **Si** $\|r\| \leq \text{tol}$ **alors**
- 18: $X \leftarrow x$
- 19: **Fin Si**
- 20: **Fin Fonction**

$$\text{Gauss-Seidel: } x_i^{(k+1)} = \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij}x_j^{[k+1]} - \sum_{j=i+1}^n A_{ij}x_j^{[k]} \right) \quad \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket$$

Algorithme 3 \mathcal{R}_0

```

1:  $k \leftarrow 0, \mathbf{x}^{\text{tol}} \leftarrow \emptyset$ 
2:  $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}^0, \mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
3:  $\text{tol} \leftarrow \varepsilon(\|\mathbf{b}\| + 1)$ 
4: Tantque  $\|\mathbf{r}\| > \text{tol}$  et  $k \leq \text{kmax}$  faire
5:    $k \leftarrow k + 1$ 
6:    $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{x}$ 
7:    $\mathbf{x} \leftarrow$  calcul par Gauss-Seidel
8:    $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
9: Fin Tantque
10: Si  $\|\mathbf{r}\| \leq \text{tol}$  alors
11:    $\mathbf{x}^{\text{tol}} \leftarrow \mathbf{x}$ 
12: Fin Si
13: Fin Si

```

Algorithme 3 \mathcal{R}_1

```

1:  $k \leftarrow 0, \mathbf{x}^{\text{tol}} \leftarrow \emptyset$ 
2:  $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}^0, \mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
3:  $\text{tol} \leftarrow \varepsilon(\|\mathbf{b}\| + 1)$ 
4: Tantque  $\|\mathbf{r}\| > \text{tol}$  et  $k \leq \text{kmax}$  faire
5:    $k \leftarrow k + 1$ 
6:    $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{x}$ 
7:   Pour  $i \leftarrow 1$  à  $n$  faire
8:      $x_i \leftarrow \frac{1}{A_{ii}} \left( b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij}x_j - \sum_{j=i+1}^n A_{ij}p_j \right)$ 
9:   Fin Pour
10:   $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
11: Fin Tantque
12: Si  $\|\mathbf{r}\| \leq \text{tol}$  alors
13:    $\mathbf{x}^{\text{tol}} \leftarrow \mathbf{x}$ 
14: Fin Si

```

$$\text{Gauss-Seidel: } x_i^{(k+1)} = \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij}x_j^{[k+1]} - \sum_{j=i+1}^n A_{ij}x_j^{[k]} \right) \quad \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket$$

Algorithme 3 \mathcal{R}_1

```

1:  $k \leftarrow 0, \mathbf{x}^{\text{tol}} \leftarrow \emptyset$ 
2:  $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}^0, \mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
3:  $\text{tol} \leftarrow \varepsilon(\|\mathbf{b}\| + 1)$ 
4: Tantque  $\|\mathbf{r}\| > \text{tol}$  et  $k \leq \text{kmax}$  faire
5:    $k \leftarrow k + 1$ 
6:    $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{x}$ 
7:   Pour  $i \leftarrow 1$  à  $n$  faire
8:      $x_i \leftarrow \frac{1}{A_{ii}} \left( b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij}x_j - \sum_{j=i+1}^n A_{ij}p_j \right)$ 
9:   Fin Pour
10:   $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
11: Fin Tantque
12: Si  $\|\mathbf{r}\| \leq \text{tol}$  alors
13:    $\mathbf{x}^{\text{tol}} \leftarrow \mathbf{x}$ 
14: Fin Si

```

Algorithme 3 \mathcal{R}_2

```

1:  $k \leftarrow 0, \mathbf{x}^{\text{tol}} \leftarrow \emptyset$ 
2:  $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}^0, \mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
3:  $\text{tol} \leftarrow \varepsilon(\|\mathbf{b}\| + 1)$ 
4: Tantque  $\|\mathbf{r}\| > \text{tol}$  et  $k \leq \text{kmax}$  faire
5:    $k \leftarrow k + 1$ 
6:    $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{x}$ 
7:   Pour  $i \leftarrow 1$  à  $n$  faire
8:      $S \leftarrow 0$ 
9:     Pour  $j \leftarrow 1$  à  $i - 1$  faire
10:       $S \leftarrow S + A_{ij}x_j$ 
11:     Fin Pour
12:     Pour  $j \leftarrow i + 1$  à  $n$  faire
13:       $S \leftarrow S + A_{ij}p_j$ 
14:     Fin Pour
15:      $x_i \leftarrow \frac{1}{A_{ii}} (b_i - S)$ 
16:   Fin Pour
17:   $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
18: Fin Tantque
19: Si  $\|\mathbf{r}\| \leq \text{tol}$  alors
20:    $\mathbf{x}^{\text{tol}} \leftarrow \mathbf{x}$ 
21: Fin Si

```

Algorithme Méthode itérative de Gauss-Seidel pour la résolution d'un système linéaire $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$

Données :

- \mathbf{A} : matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$,
- \mathbf{b} : vecteur de \mathbb{K}^n ,
- \mathbf{x}^0 : vecteur initial de \mathbb{K}^n ,
- ε : la tolérance, $\varepsilon \in \mathbb{R}^+$,
- kmax : nombre maximum d'itérations, kmax $\in \mathbb{N}^*$

Résultat :

\mathbf{X} : un vecteur de \mathbb{K}^n

```

1: Fonction  $\mathbf{X} \leftarrow \text{RSLGaussSeidel}(\mathbf{A}, \mathbf{b}, \mathbf{x}^0, \varepsilon, \text{kmax})$ 
2:  $k \leftarrow 0, \mathbf{X} \leftarrow \emptyset$ 
3:  $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}^0, \mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
4:  $\text{tol} \leftarrow \varepsilon(\|\mathbf{b}\| + 1)$ 
5: Tantque  $\|\mathbf{r}\| > \text{tol}$  et  $k \leq \text{kmax}$  faire
6:    $k \leftarrow k + 1$ 
7:    $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{x}$ 
8:   Pour  $i \leftarrow 1$  à  $n$  faire
9:      $S \leftarrow 0$ 
10:    Pour  $j \leftarrow 1$  à  $i - 1$  faire
11:       $S \leftarrow S + A(i, j) * x(j)$ 
12:    Fin Pour
13:    Pour  $j \leftarrow i + 1$  à  $n$  faire
14:       $S \leftarrow S + A(i, j) * p(j)$ 
15:    Fin Pour
16:     $x(i) \leftarrow (b(i) - S) / A(i, i)$ 
17:  Fin Pour
18:   $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
19: Fin Tantque
20: Si  $\|\mathbf{r}\| \leq \text{tol}$  alors
21:    $\mathbf{X} \leftarrow \mathbf{x}$ 
22: Fin Si
23: Fin Fonction

```

Fonction $\mathbf{X} \leftarrow \text{RSLJacobi}(\mathbf{A}, \mathbf{b}, \mathbf{x}^0, \varepsilon, \text{kmax})$

```

 $k \leftarrow 0, \mathbf{X} \leftarrow \emptyset$ 
 $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}^0, \mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
 $\text{tol} \leftarrow \varepsilon(\|\mathbf{b}\| + 1)$ 
Tantque  $\|\mathbf{r}\| > \text{tol}$  et  $k \leq \text{kmax}$  faire
   $k \leftarrow k + 1$ 
   $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{x}$ 
  Pour  $i \leftarrow 1$  à  $n$  faire
     $S \leftarrow 0$ 
    Pour  $j \leftarrow 1$  à  $n$  ( $j \neq i$ ) faire
       $S \leftarrow S + A(i, j) * p(j)$ 
    Fin Pour
     $x(i) \leftarrow (b(i) - S) / A(i, i)$ 
  Fin Pour
   $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
Fin Tantque
Si  $\|\mathbf{r}\| \leq \text{tol}$  alors
   $\mathbf{X} \leftarrow \mathbf{x}$ 
Fin Si
Fin Fonction

```

Fonction $\mathbf{X} \leftarrow \text{RSLGaussSeidel}(\mathbf{A}, \mathbf{b}, \mathbf{x}^0, \varepsilon, \text{kmax})$

```

 $k \leftarrow 0, \mathbf{X} \leftarrow \emptyset$ 
 $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x}^0, \mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
 $\text{tol} \leftarrow \varepsilon(\|\mathbf{b}\| + 1)$ 
Tantque  $\|\mathbf{r}\| > \text{tol}$  et  $k \leq \text{kmax}$  faire
   $k \leftarrow k + 1$ 
   $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{x}$ 
  Pour  $i \leftarrow 1$  à  $n$  faire
     $S \leftarrow 0$ 
    Pour  $j \leftarrow 1$  à  $i - 1$  faire
       $S \leftarrow S + A(i, j) * x(j)$ 
    Fin Pour
    Pour  $j \leftarrow i + 1$  à  $n$  faire
       $S \leftarrow S + A(i, j) * p(j)$ 
    Fin Pour
     $x(i) \leftarrow (b(i) - S) / A(i, i)$ 
  Fin Pour
   $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}$ ,
Fin Tantque
Si  $\|\mathbf{r}\| \leq \text{tol}$  alors
   $\mathbf{X} \leftarrow \mathbf{x}$ 
Fin Si
Fin Fonction

```

Fonction $X \leftarrow \text{RSLJacobi}(A, b, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$

```
k ← 0, X ← ∅
x ← x0, r ← b - A * x,
tol ← ε * (||b|| + 1)
Tantque ||r|| > tol et k ≤ kmax faire
  k ← k + 1
  p ← x
  Pour i ← 1 à n faire
    S ← 0
    Pour j ← 1 à n (j ≠ i) faire
      S ← S + A(i, j) * x(j)
  Fin Pour
  x(i) ← (b(i) - S) / A(i, i)
Fin Pour
r ← b - A * x,
Fin Tantque
Si ||r|| ≤ tol alors
  X ← x
Fin Si
Fin Fonction
```

Fonction $X \leftarrow \text{RSLGaussSeidel}(A, b, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$

```
k ← 0, X ← ∅
x ← x0, r ← b - A * x,
tol ← ε * (||b|| + 1)
Tantque ||r|| > tol et k ≤ kmax faire
  k ← k + 1
  p ← x
  Pour i ← 1 à n faire
    S ← 0
    Pour j ← 1 à i - 1 faire
      S ← S + A(i, j) * x(j)
  Fin Pour
  Pour j ← i + 1 à n faire
    S ← S + A(i, j) * p(j)
  Fin Pour
  x(i) ← (b(i) - S) / A(i, i)
Fin Pour
r ← b - A * x,
Fin Tantque
Si ||r|| ≤ tol alors
  X ← x
Fin Si
Fin Fonction
```

Fonction $X \leftarrow \text{RSLJacobi}(A, b, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$

```
k ← 0, X ← ∅
x ← x0, r ← b - A * x,
tol ← ε * (||b|| + 1)
Tantque ||r|| > tol et k ≤ kmax faire
  k ← k + 1
  p ← x
  Pour i ← 1 à n faire
    S ← 0
    Pour j ← 1 à n (j ≠ i) faire
      S ← S + A(i, j) * p(j)
  Fin Pour
  x(i) ← (b(i) - S) / A(i, i)
Fin Pour
r ← b - A * x,
Fin Tantque
Si ||r|| ≤ tol alors
  X ← x
Fin Si
Fin Fonction
```

Algorithme Itération de Jacobi : calcul de x tel que

$$x_i = \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1, j \neq i}^n A_{ij} y_j \right), \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket.$$

Données :

A : matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$,
b : vecteur de \mathbb{K}^n ,
y : vecteur de \mathbb{K}^n ,

Résultat :

x : un vecteur de \mathbb{K}^n

- 1: Fonction $x \leftarrow \text{IterJacobi}(A, b, y)$
- 2: Pour $i \leftarrow 1$ à n faire
- 3: S ← 0
- 4: Pour $j \leftarrow 1$ à n ($j \neq i$) faire
- 5: S ← S + A(i, j) * y(j)
- 6: Fin Pour
- 7: x(i) ← (b(i) - S) / A(i, i)
- 8: Fin Pour
- 9: Fin Fonction

Même ossature puisque toutes deux basées sur l'Algorithme générique

Peut-on simplifier, clarifier et raccourcir les codes?

Fonction $X \leftarrow \text{RSLJacobi2}(A, b, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$

```
k ← 0, X ← ∅
x ← x0, r ← b - A * x,
tol ← ε * (||b|| + 1)
Tantque ||r|| > tol et k ≤ kmax faire
  k ← k + 1
  p ← x
  x ← IterJacobi(A, b, p)
  r ← b - A * x,
Fin Tantque
Si ||r|| ≤ tol alors
  X ← x
Fin Si
Fin Fonction
```

Algorithme Itération de Jacobi : calcul de x tel que

$$x_i = \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1, j \neq i}^n A_{ij} y_j \right), \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket.$$

Données :

A : matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$,
b : vecteur de \mathbb{K}^n ,
y : vecteur de \mathbb{K}^n ,

Résultat :

x : un vecteur de \mathbb{K}^n

- 1: Fonction $x \leftarrow \text{IterJacobi}(A, b, y)$
- 2: Pour $i \leftarrow 1$ à n faire
- 3: S ← 0
- 4: Pour $j \leftarrow 1$ à n ($j \neq i$) faire
- 5: S ← S + A(i, j) * y(j)
- 6: Fin Pour
- 7: x(i) ← (b(i) - S) / A(i, i)
- 8: Fin Pour
- 9: Fin Fonction

Fonction $X \leftarrow \text{RSLGaussSeidel}(A, b, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$

```
k ← 0, X ← ∅
x ← x0, r ← b - A * x,
tol ← ε * (||b|| + 1)
Tantque ||r|| > tol et k ≤ kmax faire
  k ← k + 1
  p ← x
  Pour i ← 1 à n faire
    S ← 0
    Pour j ← 1 à i - 1 faire
      S ← S + A(i, j) * x(j)
  Fin Pour
  Pour j ← i + 1 à n faire
    S ← S + A(i, j) * p(j)
  Fin Pour
  x(i) ← (b(i) - S) / A(i, i)
Fin Pour
r ← b - A * x,
Fin Tantque
Si ||r|| ≤ tol alors
  X ← x
Fin Si
Fin Fonction
```

Algorithme Itération de Gauss-Seidel : calcul de x tel que

$$x_i = \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij} x_j - \sum_{j=i+1}^n A_{ij} y_j \right), \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket.$$

Données :

A : matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$,
b : vecteur de \mathbb{K}^n ,
y : vecteur de \mathbb{K}^n ,

Résultat :

x : un vecteur de \mathbb{K}^n

- 1: Fonction $x \leftarrow \text{IterGaussSeidel}(A, b, y)$
- 2: Pour $i \leftarrow 1$ à n faire
- 3: S ← 0
- 4: Pour $j \leftarrow 1$ à $i - 1$ faire
- 5: S ← S + A(i, j) * x(j)
- 6: Fin Pour
- 7: Pour $j \leftarrow i + 1$ à n faire
- 8: S ← S + A(i, j) * y(j)
- 9: Fin Pour
- 10: x(i) ← (b(i) - S) / A(i, i)
- 11: Fin Pour
- 12: Fin Fonction

Fonction $X \leftarrow \text{RSLGaussSeidel2}(A, b, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$

```
k ← 0, X ← ∅
x ← x0, r ← b - A * x,
tol ← ε * (||b|| + 1)
Tantque ||r|| > tol et k ≤ kmax faire
  k ← k + 1
  p ← x
  x ← IterGaussSeidel(A, b, p)
  r ← b - A * x
Fin Tantque
Si ||r|| ≤ tol alors
  X ← x
Fin Si
Fin Fonction
```

Algorithme Itération de Gauss-Seidel : calcul de x tel que

$$x_i = \frac{1}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij}x_j - \sum_{j=i+1}^n A_{ij}y_j \right), \quad \forall i \in [1, n].$$

Données :

A : matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$,
b : vecteur de \mathbb{K}^n ,
y : vecteur de \mathbb{K}^n ,

Résultat :

x : un vecteur de \mathbb{K}^n

```
1: Fonction x ← IterGaussSeidel(A, b, y)
2: Pour i ← 1 à n faire
3:   S ← 0
4:   Pour j ← 1 à i - 1 faire
5:     S ← S + A(i, j) * x(j)
6:   Fin Pour
7:   Pour j ← i + 1 à n faire
8:     S ← S + A(i, j) * y(j)
9:   Fin Pour
10:  x(i) ← (b(i) - S) / A(i, i)
11: Fin Pour
12: Fin Fonction
```

Fonction $X \leftarrow \text{RSLGaussSeidel2}(A, b, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$

```
k ← 0, X ← ∅
x ← x0, r ← b - A * x,
tol ← ε * (||b|| + 1)
Tantque ||r|| > tol et k ≤ kmax faire
  k ← k + 1
  p ← x
  x ← IterGaussSeidel(A, b, p)
  r ← b - A * x
Fin Tantque
Si ||r|| ≤ tol alors
  X ← x
Fin Si
Fin Fonction
```

Fonction $X \leftarrow \text{RSLJacobi2}(A, b, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$

```
k ← 0, X ← ∅
x ← x0, r ← b - A * x,
tol ← ε * (||b|| + 1)
Tantque ||r|| > tol et k ≤ kmax faire
  k ← k + 1
  p ← x
  x ← IterJacobi(A, b, p)
  r ← b - A * x
Fin Tantque
Si ||r|| ≤ tol alors
  X ← x
Fin Si
Fin Fonction
```

Les deux codes sont fortement similaires!

Peut-on éviter les copier/coller et gagner encore en lisibilité?

Ecriture Algorithme générique sous forme d'une fonction et on ajoute aux paramètres d'entrées une fonction formelle **IterFonc** calculant une itérée :

$$x \leftarrow \text{IterFonc}(A, b, y).$$

Algorithme Méthode itérative pour la résolution d'un système linéaire $Ax = b$

Données :

A : matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$,
b : vecteur de \mathbb{K}^n ,
IterFonc : fonction de paramètres une matrice d'ordre n ,
et deux vecteurs de \mathbb{K}^n , retourne un vecteur de \mathbb{K}^n .
x⁰ : vecteur initial de \mathbb{K}^n ,
ε : la tolérance, $\varepsilon \in \mathbb{R}^+$,
kmax : nombre maximum d'itérations, kmax ∈ \mathbb{N}^*

Résultat :

x^{tol} : un vecteur de \mathbb{K}^n si convergence, sinon ∅

```
1: Fonction X ← RSLMethIter(A, b, IterFonc, x0, ε, kmax)
2: k ← 0, xtol ← ∅
3: x ← x0, r ← b - Ax,
4: tol ← ε * (||b|| + 1)
5: Tantque ||r|| > tol et k ≤ kmax faire
6:   k ← k + 1
7:   p ← x
8:   x ← IterFonc(A, b, p)
9:   r ← b - Ax,
10: Fin Tantque
11: Si ||r|| ≤ tol alors
12:   xtol ← x
13: Fin Si
14: Fin Fonction
```

Fonction $X \leftarrow \text{RSLJacobi3}(A, b, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$
 $X \leftarrow \text{RSLMethIter}(A, b, \text{IterJacobi}, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$
Fin Fonction

Fonction $X \leftarrow \text{RSLGaussSeidel3}(A, b, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$
 $X \leftarrow \text{RSLMethIter}(A, b, \text{IterGaussSeidel}, x^0, \varepsilon, \text{kmax})$
Fin Fonction

Algorithme Méthode itérative pour la résolution d'un système linéaire $Ax = b$

Données :

A : matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$,
b : vecteur de \mathbb{K}^n ,
IterFonc : fonction de paramètres une matrice d'ordre n ,
et deux vecteurs de \mathbb{K}^n , retourne un vecteur de \mathbb{K}^n .
x⁰ : vecteur initial de \mathbb{K}^n ,
ε : la tolérance, $\varepsilon \in \mathbb{R}^+$,
kmax : nombre maximum d'itérations, kmax ∈ \mathbb{N}^*

Résultat :

x^{tol} : un vecteur de \mathbb{K}^n si convergence, sinon ∅

```
1: Fonction X ← RSLMethIter(A, b, IterFonc, x0, ε, kmax)
2: k ← 0, xtol ← ∅
3: x ← x0, r ← b - Ax,
4: tol ← ε * (||b|| + 1)
5: Tantque ||r|| > tol et k ≤ kmax faire
6:   k ← k + 1
7:   p ← x
8:   x ← IterFonc(A, b, p)
9:   r ← b - Ax,
10: Fin Tantque
11: Si ||r|| ≤ tol alors
12:   xtol ← x
13: Fin Si
14: Fin Fonction
```

Méthode de relaxation utilisant Gauss-Seidel, avec $w \in \mathbb{R}^*$,

$$x_i^{[k+1]} = \frac{w}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij}x_j^{[k+1]} - \sum_{j=i+1}^n A_{ij}x_j^{[k]} \right) + (1-w)x_i^{[k]} \quad \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket$$

Algorithme Itération S.O.R.

Données :
 A : matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$,
 b : vecteur de \mathbb{K}^n ,
 y : vecteur de \mathbb{K}^n ,
 w : réel non nul.

Résultat :
 x : un vecteur de \mathbb{K}^n

```

1: Fonction x ← IterSOR( A, b, y, w )
2: Pour i ← 1 à n faire
3:   S ← 0
4:   Pour j ← 1 à i - 1 faire
5:     S ← S - A(i, j) * x(j)
6:   Fin Pour
7:   Pour j ← i + 1 à n faire
8:     S ← S - A(i, j) * y(j)
9:   Fin Pour
10:  x(i) ← w * (b(i) - S) / A(i, i) + (1 - w) * y(i)
11: Fin Pour
12: Fin Fonction
    
```

Paramètre w "en trop" dans l'appel de la fonction **IterSOR** pour pouvoir utiliser la fonction générique **RSLMethIter!**

Méthode de relaxation utilisant Gauss-Seidel, avec $w \in \mathbb{R}^*$,

$$x_i^{[k+1]} = \frac{w}{A_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} A_{ij}x_j^{[k+1]} - \sum_{j=i+1}^n A_{ij}x_j^{[k]} \right) + (1-w)x_i^{[k]} \quad \forall i \in \llbracket 1, n \rrbracket$$

Algorithme Itération S.O.R.

Données :
 A : matrice de $\mathcal{M}_n(\mathbb{K})$,
 b : vecteur de \mathbb{K}^n ,
 y : vecteur de \mathbb{K}^n ,
 w : réel non nul.

Résultat :
 x : un vecteur de \mathbb{K}^n

```

1: Fonction x ← IterSOR( A, b, y, w )
2: Pour i ← 1 à n faire
3:   S ← 0
4:   Pour j ← 1 à i - 1 faire
5:     S ← S - A(i, j) * x(j)
6:   Fin Pour
7:   Pour j ← i + 1 à n faire
8:     S ← S - A(i, j) * y(j)
9:   Fin Pour
10:  x(i) ← w * (b(i) - S) / A(i, i) + (1 - w) * y(i)
11: Fin Pour
12: Fin Fonction
    
```

Paramètre w "en trop" dans l'appel de la fonction **IterSOR** pour pouvoir utiliser la fonction générique **RSLMethIter!**

```

Fonction X ← RLSOR3( A, b, w, x0, ε, kmax )
IterFun ← ((M, r, s) → IterSOR(M, r, s, w))
X ← RSLMethIter(A, b, IterFun, x0, ε, kmax)
Fin Fonction
    
```

Plan

- 1 Conditionnement
- 2 Méthodes directes
- 3 Méthodes itératives
 - o Principe et résultats généraux
 - o Notations
 - o Méthode de Jacobi
 - o Méthode de Gauss-Seidel
 - o Méthode de relaxation
 - o Etude de la convergence
 - o Algorithmes scalaires
 - o Principe de base
 - o Méthode de Jacobi
 - o Méthode de Gauss-Seidel
 - o Jeux algorithmiques
 - o Méthode S.O.R.
 - o Algorithmes matriciels
 - o Autres méthodes

Les méthodes de Jacobi, Gauss-Seidel et S.O.R. peuvent s'écrire sous la forme

$$\mathbb{M}\mathbf{x}^{[k+1]} = \mathbb{N}\mathbf{x}^{[k]} + \mathbf{b}$$

avec $A = M - N$ et, dans ce cas, la matrice d'itération est $B = M^{-1}N$.

- Jacobi : $M = D$ et $N = E + F$,
- Gauss-Seidel : $M = D - E$ et $N = F$,
- S.O.R. : $M = \frac{D}{w} - E$ et $N = \frac{1-w}{w}D + F$.

En posant, $\Phi(\mathbf{x}) = M^{-1}(\mathbb{N}\mathbf{x} + \mathbf{b})$, on a

$$\mathbf{x}^{[k+1]} = \Phi(\mathbf{x}^{[k]}).$$

⇒ on peut utiliser l'algorithme vectoriel du point fixe

Algorithme Méthode de point fixe vectorielle

Données :

- Φ : $\mathbb{K}^N \rightarrow \mathbb{K}^N$,
- $\mathbf{x0}$: donnée initiale, $\mathbf{x0} \in \mathbb{K}^N$,
- tol : la tolérance, $\text{tol} \in \mathbb{R}^+$,
- kmax : nombre maximum d'itérations, $\text{kmax} \in \mathbb{N}^*$

Résultat :

α_{tol} : un réel tel que $\|\Phi(\alpha_{\text{tol}}) - \alpha_{\text{tol}}\| \leq \text{tol}$

- 1: **Fonction** $\alpha_{\text{tol}} \leftarrow \text{PtFixeVec}(\Phi, \mathbf{x0}, \text{tol}, \text{kmax})$
- 2: $k \leftarrow 0, \alpha_{\text{tol}} \leftarrow \emptyset$
- 3: $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x0}, \mathbf{fx} \leftarrow \Phi(\mathbf{x0})$,
- 4: $\text{err} \leftarrow \|\mathbf{fx} - \mathbf{x}\|$ ▷ ou $\frac{\|\mathbf{fx} - \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|+1}$
- 5: **Tantque** $\text{err} > \text{tol}$ et $k \leq \text{kmax}$ **faire**
- 6: $k \leftarrow k + 1$
- 7: $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{fx}$
- 8: $\mathbf{fx} \leftarrow \Phi(\mathbf{x})$
- 9: $\text{err} \leftarrow \|\mathbf{fx} - \mathbf{x}\|$ ▷ ou $\frac{\|\mathbf{fx} - \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|+1}$
- 10: **Fin Tantque**
- 11: **Si** $\text{err} \leq \text{tol}$ **alors**
- 12: $\alpha_{\text{tol}} \leftarrow \mathbf{x}$
- 13: **Fin Si**
- 14: **Fin Fonction**

$$\Phi(\mathbf{x}) = \mathbb{M}^{-1}(\mathbb{N}\mathbf{x} + \mathbf{b})$$

$$\mathbf{y} = \Phi(\mathbf{x}) \iff \mathbb{M}\mathbf{y} = \mathbb{N}\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

- Jacobi : $\mathbb{M} = \mathbb{D}$ (diagonale) et $\mathbb{N} = \mathbb{E} + \mathbb{F}$,

$$\Phi \leftarrow \left(\mathbf{x} \mapsto \text{RSLMatDiag}(\mathbb{M}, \mathbb{N}\mathbf{x} + \mathbf{b}) \right)$$
- Gauss-Seidel : $\mathbb{M} = \mathbb{D} - \mathbb{E}$ (tri. inf.) et $\mathbb{N} = \mathbb{F}$,

$$\Phi \leftarrow \left(\mathbf{x} \mapsto \text{RSLTriInf}(\mathbb{M}, \mathbb{N}\mathbf{x} + \mathbf{b}) \right)$$
- S.O.R. : $\mathbb{M} = \frac{\mathbb{D}}{w} - \mathbb{E}$ (tri. inf.) et $\mathbb{N} = \frac{1-w}{w}\mathbb{D} + \mathbb{F}$,

$$\Phi \leftarrow \left(\mathbf{x} \mapsto \text{RSLTriInf}(\mathbb{M}, \mathbb{N}\mathbf{x} + \mathbf{b}) \right)$$

Algorithme Méthode de point fixe vectorielle

Données :

- Φ : $\mathbb{K}^N \rightarrow \mathbb{K}^N$,
- $\mathbf{x0}$: donnée initiale, $\mathbf{x0} \in \mathbb{K}^N$,
- tol : la tolérance, $\text{tol} \in \mathbb{R}^+$,
- kmax : nombre maximum d'itérations, $\text{kmax} \in \mathbb{N}^*$

Résultat :

α_{tol} : un réel tel que $\|\Phi(\alpha_{\text{tol}}) - \alpha_{\text{tol}}\| \leq \text{tol}$

- 1: **Fonction** $\alpha_{\text{tol}} \leftarrow \text{PtFixeVec}(\Phi, \mathbf{x0}, \text{tol}, \text{kmax})$
- 2: $k \leftarrow 0, \alpha_{\text{tol}} \leftarrow \emptyset$
- 3: $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x0}, \mathbf{fx} \leftarrow \Phi(\mathbf{x0})$,
- 4: $\text{err} \leftarrow \|\mathbf{fx} - \mathbf{x}\|$ ▷ ou $\frac{\|\mathbf{fx} - \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|+1}$
- 5: **Tantque** $\text{err} > \text{tol}$ et $k \leq \text{kmax}$ **faire**
- 6: $k \leftarrow k + 1$
- 7: $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{fx}$
- 8: $\mathbf{fx} \leftarrow \Phi(\mathbf{x})$
- 9: $\text{err} \leftarrow \|\mathbf{fx} - \mathbf{x}\|$ ▷ ou $\frac{\|\mathbf{fx} - \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|+1}$
- 10: **Fin Tantque**
- 11: **Si** $\text{err} \leq \text{tol}$ **alors**
- 12: $\alpha_{\text{tol}} \leftarrow \mathbf{x}$
- 13: **Fin Si**
- 14: **Fin Fonction**

Fonction $\mathbf{X} \leftarrow \text{RSLJacobiPF}(\mathbb{A}, \mathbf{b}, \mathbf{x}^0, \varepsilon, \text{kmax})$
 $[\mathbb{M}, \mathbb{N}] \leftarrow \text{JacobiMN}(\mathbb{A})$

$$\Phi \leftarrow \left(\mathbf{x} \mapsto \text{RSLMatDiag}(\mathbb{M}, \mathbb{N}\mathbf{x} + \mathbf{b}) \right)$$

$\mathbf{X} \leftarrow \text{PtFixeVec}(\Phi, \mathbf{x0}, \text{tol}, \text{kmax})$

Fin Fonction

Fonction $\mathbf{X} \leftarrow \text{RSLGaussSeidelPF}(\mathbb{A}, \mathbf{b}, \mathbf{x}^0, \varepsilon, \text{kmax})$
 $[\mathbb{M}, \mathbb{N}] \leftarrow \text{GaussSeidelMN}(\mathbb{A})$

$$\Phi \leftarrow \left(\mathbf{x} \mapsto \text{RSLTriInf}(\mathbb{M}, \mathbb{N}\mathbf{x} + \mathbf{b}) \right)$$

$\mathbf{X} \leftarrow \text{PtFixeVec}(\Phi, \mathbf{x0}, \text{tol}, \text{kmax})$

Fin Fonction

Fonction $\mathbf{X} \leftarrow \text{RSLSORPF}(\mathbb{A}, \mathbf{b}, w, \mathbf{x}^0, \varepsilon, \text{kmax})$
 $[\mathbb{M}, \mathbb{N}] \leftarrow \text{SORmatMN}(\mathbb{A}, w)$

$$\Phi \leftarrow \left(\mathbf{x} \mapsto \text{RSLTriInf}(\mathbb{M}, \mathbb{N}\mathbf{x} + \mathbf{b}) \right)$$

$\mathbf{X} \leftarrow \text{PtFixeVec}(\Phi, \mathbf{x0}, \text{tol}, \text{kmax})$

Fin Fonction

Plan

- 1 Conditionnement
- 2 Méthodes directes
- 3 Méthodes itératives
 - Principe et résultats généraux
 - Notations
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Méthode de relaxation

- Etude de la convergence
- Algorithmes scalaires
 - Principe de base
 - Méthode de Jacobi
 - Méthode de Gauss-Seidel
 - Jeux algorithmiques
 - Méthode S.O.R.
- Algorithmes matriciels
- Autres méthodes

Nous venons de voir trois méthodes itératives classiques. Nous pouvons citer d'autres méthodes

- Méthode des directions alternées (Douglas, Peaceman, Rachford 1955)
- Méthodes de Richardson (pas constant, pas variable, préconditionnées, ...)
- Méthodes de Gradient Conjugué et dérivées: CG, CGS, BICG, BICGSTABL, ...
- *Generalized Minimal Residual method* (GMRES) et dérivées, ...
- ...