

Résolution numérique des systèmes d'équations linéaires

KHALDI Nassima

6 juin 2020

Table des matières

0.1	introduction	2
0.2	Méthodes directes	2
0.2.1	Méthode de Gauss	3
0.2.2	Méthode de Gauss-Jordan	6
0.3	Méthode itératives	8
0.3.1	Méthode de Jacobie	8
0.3.2	Méthode de Gauss-Seidel	9

0.1 introduction

L'objectif de ce chapitre est de résoudre numériquement des systèmes linéaires de la forme

$$AX = b \quad (S)$$

avec A est une matrice carée d'ordre $n \times n$, X et b sont des vecteurs colonnes à n composantes.

On note

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}$$

et

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

On cherche le vecteur X qui vérifie le système (S) .

Le théorème suivant nous donne l'existence et l'unicité de la solution X du système (S) :

Théorème 0.1.1 Soit $A = (a_{ij})_{ij}$ une matrice carée d'ordre $n \times n$. Si $\det A \neq 0$ alors le système (S) admet une solution unique telle que

$$x_i = \frac{\det(A_i)}{\det A}; \quad i = 1, \dots, n$$

où A_i sont déterminé par la méthode de Gramer.

Remarque 0.1.2 On remarque que si $n > 4$, alors les méthodes classiques deviennent très lentes en temps d'exécution. Par exemple pour $n = 10$, la méthode de Gramer exige 3×10^9 opérations.

Dans ce chapitre, on applique quelques méthodes numériques ayant des temps de calcul acceptables et de nombre d'opérations d'ordre n^3 pour $A \in \mathcal{M}_{n \times n}(\mathbb{R})$. On a deux méthodes : méthodes directes et méthodes itératives.

0.2 Méthodes directes

Les méthodes directes sont utilisées généralement lorsque $n \leq 100$ et si A est une matrice pleine (pas beaucoup de 0).

Cas particulier : Si A est une matrice triangulaire supérieure alors le système (S) est :

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

On a $\det A = a_{11} \times a_{22} \times \cdots \times a_{nn} = \prod_{i=1}^n a_{ii}$.

D'où

$$\det A \neq 0 \Leftrightarrow \prod_{i=1}^n a_{ii} \neq 0 \Leftrightarrow a_{ii} \neq 0; \quad i = 1, \dots, n$$

Le vecteur X s'obtient facilement par une remontée :

$$\begin{cases} x_1 = \frac{1}{a_{11}} [b_1 - \sum_{j=2}^n a_{1j} x_j] \\ \vdots \\ x_i = \frac{1}{a_{ii}} [b_i - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j] \\ \vdots \\ x_n = \frac{b_{nn}}{a_{nn}} \end{cases}$$

Remarque 0.2.1 On résoud d'une manière similaire un système triangulaire inférieur par une décente.

0.2.1 Méthode de Gauss

Le principe de cette méthode est de transformer la matrice $A \in \mathcal{M}_{n \times n}(\mathbb{R})$ à une matrice triangulaire supérieure c'est à dire triangulariser le système (S) .

En effet, on pose $A = A^{(1)}$ et $b = b^{(1)}$.

Soit le système (S') suivant :

$$(S') \begin{cases} a_{11}^{(1)} x_1 + a_{12}^{(1)} x_2 + a_{13}^{(1)} x_3 + \cdots + a_{1n}^{(1)} x_n = b_1^{(1)} \rightarrow L_1^{(1)} \\ a_{21}^{(1)} x_1 + a_{22}^{(1)} x_2 + a_{23}^{(1)} x_3 + \cdots + a_{2n}^{(1)} x_n = b_2^{(1)} \rightarrow L_2^{(1)} \\ \vdots \\ a_{n1}^{(1)} x_1 + a_{n2}^{(1)} x_2 + a_{n3}^{(1)} x_3 + \cdots + a_{nn}^{(1)} x_n = b_n^{(1)} \rightarrow L_n^{(1)} \end{cases}$$

où $L_i^{(1)}$ désigne les lignes du système (S') , $i = 1, \dots, n$.

Pour triangulariser le système (S') on suit les étapes suivantes :

Etape 1 : Si $a_{11} \neq 0$ on ne change pas la première ligne.

Pour $i = 2, \dots, n$ et $j = 1, \dots, n$, on fait

$$L_i^{(2)} \leftarrow L_i^{(1)} - \frac{a_{i1}^{(1)}}{a_{11}^{(1)}} L_1^{(1)}$$

On obtient

$$\begin{cases} a_{1j}^{(2)} = a_{1j}^{(1)} \\ a_{2j}^{(2)} = a_{ij}^{(1)} - \frac{a_{i1}^{(1)}}{a_{11}^{(1)}} a_{ij}^{(1)} \end{cases}$$

et

$$\begin{cases} b_1^{(2)} = b_1^{(1)} \\ b_i^{(2)} = b_i^{(1)} - \frac{a_{i1}^{(1)}}{a_{11}^{(1)}} b_1^{(1)} \end{cases}$$

ou bien

$$\begin{pmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \cdots & a_{1n}^{(1)} & b_1^{(1)} \\ a_{21}^{(1)} & a_{22}^{(1)} & \cdots & a_{2n}^{(1)} & b_2^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{n1}^{(1)} & a_{n2}^{(1)} & \cdots & a_{nn}^{(1)} & b_n^{(1)} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \cdots & a_{1n}^{(1)} & b_1^{(1)} \\ 0 & a_{22}^{(2)} & \cdots & a_{2n}^{(2)} & b_2^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n2}^{(2)} & \cdots & a_{nn}^{(2)} & b_n^{(2)} \end{pmatrix}$$

Si $a_{11} = 0$, alors on cherche $a_{k1}^{(1)} \neq 0$, $k = 2, \dots, n$. Puis on permute les lignes $L_1^{(1)}$ et $L_k^{(1)}$.

Etape p : pour $i = 1, \dots, p-1$, on a

$$L_i^{(p)} \leftarrow L_i^{(p-1)}$$

et pour $i = p, \dots, n$, on a

$$L_i^{(p)} \leftarrow L_i^{(p-1)} - \frac{a_{i(p-1)}^{(p-1)}}{a_{(p-1)(p-1)}^{(p-1)}} L_{p-1}^{(p-1)}$$

Finalement, à l'étape $n-1$ on obtient :

$$\begin{pmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \cdots & a_{1n}^{(1)} \\ 0 & a_{22}^{(2)} & & a_{2n}^{(2)} \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_{nn}^{(n)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1^{(1)} \\ b_2^{(2)} \\ \vdots \\ b_n^{(n)} \end{pmatrix}$$

Ainsi la solution du (S) est

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = \frac{1}{a_{11}^{(1)}} [b_1^{(1)} - \sum_{j=2}^n a_{1j}^{(1)} x_j] \\ \vdots \\ x_i = \frac{1}{a_{ii}^{(i)}} [b_i^{(i)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij}^{(i)} x_j] \\ \vdots \\ x_n = \frac{b_{nn}^{(n)}}{a_{nn}^{(n)}} \end{array} \right.$$

On détermine x_n puis x_{n-1} ainsi de suite jusqu'à obtention x_1 .

Les coefficients $a_{11}^{(1)}, a_{22}^{(2)}, \dots, a_{nn}^{(n)}$ sont appelés respectivement le 1^{er} pivot, 2^{me} pivot, ... n^{me} pivot.

Remarque 0.2.2 La méthode de Gauss nous permet de calculer le déterminant de la matrice A tel que :

$$\det A = (-1)^p \prod_{i=1}^n a_{ii}^{(i)}$$

où p est le nombre de permutation des lignes.

De plus, cette méthode nécessite $\frac{2}{3}n^3$ d'opérations pour un système d'ordre n .

Exemple 0.2.3 Soit le système suivant :

$$(S) \quad \left\{ \begin{array}{l} x_1 + x_2 + x_3 = 0 \\ 2x_1 - x_2 + x_3 = 2 \\ x_1 - x_2 + 2x_3 = 3 \end{array} \right.$$

$$(S) \Leftrightarrow AX = b \quad \text{où} \quad A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}$$

En appliquant la méthode de Gauss, on obtient :

Etape 1 : $L_2^{(2)} \leftarrow L_2^{(1)} - \frac{a_{21}^{(1)}}{a_{11}^{(1)}} L_1^{(1)} = L_2^{(1)} - 2L_1^{(1)}$ et

$L_3^{(2)} \leftarrow L_3^{(1)} - \frac{a_{31}^{(1)}}{a_{11}^{(1)}} L_1^{(1)} = L_3^{(1)} - L_1^{(1)}$. Alors

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

Etape 2 : $L_3^{(3)} \leftarrow L_3^{(2)} - \frac{a_{32}^{(2)}}{a_{22}^{(2)}} L_2^{(2)} = L_3^{(2)} - \frac{2}{3}L_2^{(2)}$. Alors

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & -3 & -1 & 2 \\ 0 & 0 & \frac{5}{3} & \frac{5}{3} \end{pmatrix}$$

Ainsi $x_3 = 1$ $x_2 = -1$ et $x_1 = 0$.

De plus,

$$\det A = 1 \times (-3) \times \frac{5}{3} = -5$$

0.2.2 Méthode de Gauss-Jordan

La méthode de Gauss-Jordan ressemble à la méthode de Gauss sauf qu'elle aboutit directement à une matrice identité.

En effet,

Etape 1 : Si $a_{11}^{(1)} \neq 0$ on fait

$$L_1^{(2)} \leftarrow \frac{1}{a_{11}^{(1)}} L_1^{(1)}$$

$$L_i^{(2)} \leftarrow L_i^{(1)} - a_{i1}^{(1)} L_1^{(2)} \text{ pour } i = 2, \dots, n$$

on obtient

$$\begin{pmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \cdots & a_{1n}^{(1)} & b_1^{(1)} \\ a_{21}^{(1)} & a_{22}^{(1)} & \cdots & a_{2n}^{(1)} & b_2^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{n1}^{(1)} & a_{n2}^{(1)} & \cdots & a_{nn}^{(1)} & b_n^{(1)} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & a_{12}^{(2)} & \cdots & a_{1n}^{(2)} & b_1^{(2)} \\ 0 & a_{22}^{(2)} & \cdots & a_{2n}^{(2)} & b_2^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n2}^{(2)} & \cdots & a_{nn}^{(2)} & b_n^{(2)} \end{pmatrix}$$

Etape 2 : Si $a_{22}^{(2)} \neq 0$ on fait

$$L_2^{(3)} \leftarrow \frac{1}{a_{22}^{(2)}} L_2^{(2)}$$

$$L_i^{(3)} \leftarrow L_i^{(2)} - a_{i2}^{(2)} L_2^{(3)} \text{ } i = 1, \dots, n \text{ avec } i \neq 2$$

Ainsi

$$\begin{pmatrix} 1 & a_{12}^{(2)} & \cdots & a_{1n}^{(2)} & b_1^{(2)} \\ 0 & a_{22}^{(2)} & \cdots & a_{2n}^{(2)} & b_2^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n2}^{(2)} & \cdots & a_{nn}^{(2)} & b_n^{(2)} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & a_{13}^{(3)} & \cdots & a_{1n}^{(3)} & b_1^{(3)} \\ 0 & 1 & a_{23}^{(3)} & \cdots & a_{2n}^{(3)} & b_2^{(3)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & a_{n3}^{(3)} & \cdots & a_{nn}^{(3)} & b_n^{(3)} \end{pmatrix}$$

Etape n : Si $a_{nn}^{(n)} \neq 0$ on fait

$$L_n^{(n+1)} \leftarrow \frac{1}{a_{nn}^{(n)}} L_n^{(n)}$$

$$L_i^{(n+1)} \leftarrow L_i^{(n)} - a_{in}^{(n)} L_n^{(n+1)} \text{ } i = 1, \dots, n-1 \text{ avec } i \neq 2$$

Donc

$$(S) \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & b_1^{(n)} \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & b_2^{(n)} \\ & 0 & & \ddots & \vdots & \\ \vdots & & \ddots & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 & b_n^{(n)} \end{pmatrix}$$

D'où la solution du système (S) est

$$x_i = b_i^{(n)}, \quad i = 1, \dots, n$$

Exemple 0.2.4 Soit le système suivant :

$$(S) \begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 0 \\ 2x_1 - x_2 + x_3 = 2 \\ x_1 - x_2 - +2x_3 = 3 \end{cases}$$

On a

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad b = \begin{pmatrix} 0 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}.$$

Etape 1 : $L_2^{(2)} \leftarrow L_2^{(1)} - \frac{a_{21}^{(1)}}{a_{11}^{(1)}} L_1^{(1)} = L_2^{(1)} - 2L_1^{(1)}$ et

$L_3^{(2)} \leftarrow L_3^{(1)} - \frac{a_{31}^{(1)}}{a_{11}^{(1)}} L_1^{(1)} = L_3^{(1)} - L_1^{(1)}$. Donc

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

Etape 2 : $L_1^{(2)} \leftarrow L_1^{(1)} - \frac{1}{a_{22}^{(2)}} L_2^{(2)} = L_1^{(1)} + \frac{1}{3} L_2^{(2)}$ et

$L_3^{(2)} \leftarrow L_3^{(1)} - \frac{a_{31}^{(1)}}{a_{11}^{(1)}} L_1^{(1)} = L_3^{(1)} - L_1^{(1)}$

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

Etape 3 : $L_2^{(3)} \leftarrow -\frac{1}{3} L_2^{(2)}$ après on fait et

$L_3^{(3)} \leftarrow L_3^{(2)} + 2L_2^{(3)}$

en suite $L_2^{(3)} \leftarrow 5L_2^{(3)} + L_3^{(3)}$. On obtient

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & \frac{2}{3} & \frac{2}{3} \\ 0 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & \frac{5}{3} & \frac{5}{3} \end{pmatrix}$$

Etape 4 : $L_3^{(4)} \leftarrow \frac{3}{5}L_3^{(3)}$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Ainsi la solution est $x_1 = 0$, $x_2 = -1$ et $x_3 = 1$.

0.3 Méthode itératives

Lorsque n est très grand, on résout le système $AX = b$ d'ordre n par les méthodes itératives. La dimension de la matrice A peut atteindre 10^5 .

Ces méthodes ont une grande stabilité relativement aux erreurs d'arrondis.

Définition 0.3.1 On appelle méthode itérative de résolution d'un système $AX = b$ une méthode qui construit une suite $(X^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$ converge vers la solution du système $AX = b$.

La suite $(X^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$ est calculée à partir de vecteur donné $X^{(0)}$.

Le principe des méthodes itératives consiste à mettre le système $AX = b$ sous la forme

$$X = BX + C, \quad X, C \in \mathbb{R}^n, B \in \mathcal{M}_{n \times n}(\mathbb{R})$$

puis créer la suite $(X^{(n)})_{n \in \mathbb{N}}$ avec $X^{(0)}$ donné tel que

$$X^{(n)} = BX^{(n-1)} + C$$

On décompose la matrice A sous la forme

$$A = M - N$$

avec M est une matrice inversible. Ainsi

$$AX = b \Leftrightarrow (M - N)X = b \Leftrightarrow MX = NX + B$$

Alors

$$X^{(n+1)} = M^{-1}NX^{(n)} + M^{-1}b$$

Pour déterminer la matrice M et N on va utiliser deux méthodes.

0.3.1 Méthode de Jacobie

On pose $A = M - N$ avec M est la matrice diagonal

$$M = D = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & a_{22} & 0 & \vdots \\ \vdots & \ddots & 0 & \\ 0 & \cdots & 0 & a_{nn} \end{pmatrix}$$

et $N = L + U$ avec

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ -a_{21} & \ddots & & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \\ -a_{n1} & \cdots & -a_{n \ n-1} & 0 \end{pmatrix}, U = \begin{pmatrix} 0 & -a_{12} & \cdots & -a_{1n} \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & & & -a_{n-1 \ n} \\ 0 & \cdots & & 0 \end{pmatrix}$$

Donc

$$AX = b \Leftrightarrow DX - (L + U)x = b \Leftrightarrow DX = (L + U)X + b$$

D'où

$$X^{(n+1)} = D^{-1}(L + U)X^{(n)} + D^{-1}b$$

On note $B_j = D^{-1}(L + U)$ la matrice de Jacobie et $C = D^{-1}b$.

Algorithme de Jacobie :

$$\begin{cases} X^{(0)} \text{ donné} \\ x_i^{(n+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left[b_i - \sum_{j<i} a_{ij}x_j^{(n)} - \sum_{j>i} a_{ij}x_j^{(n)} \right] \quad i = 1, \dots, n \end{cases}$$

0.3.2 Méthode de Gauss-Seidel

Dans cette méthode, on pose $M = D - L$ et $N = -U$ avec $(D - L)$ est inversible. Alors

$$AX = b \Leftrightarrow (D - L)X = UX + b \Leftrightarrow x = (D - L)^{-1}UX + (D - L)^{-1}b$$

Donc

$$X^{(n)} = (D - L)^{-1}UX^{(n-1)} + (D - L)^{-1}b$$

On note $B_{GS} = (D - L)^{-1}UX$ la matrice de Gauss-Seidel et $C = (D - L)^{-1}b$.

Algorithme de Gauss-Seidel :

$$\begin{cases} X^{(0)} \text{ donné} \\ x_i^{(n+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left[b_i - \sum_{j<i} a_{ij}x_j^{(n+1)} - \sum_{j>i} a_{ij}x_j^{(n)} \right] \quad i = 1, \dots, n \end{cases}$$

Remarques 0.3.2 1. La méthode de Gauss-Seidel converge rapidement par rapport à la méthode de Jacobie.

2. Pour appliquer la méthode de Jacobie ou la méthode de Gauss-Seidel il faut que : $\forall i, a_{ii} \neq 0$.

Exemple 0.3.3 Soit le système suivant :

$$(S) \begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 0 \\ 2x_1 - x_2 + x_3 = 2 \\ x_1 - x_2 - +2x_3 = 3 \end{cases}$$

On a

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad b = \begin{pmatrix} 0 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Alors

$$D = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}, L = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -2 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad U = \begin{pmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Calculons la matrice de Jacobie : On a

$$D^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix}$$

Ainsi

$$B_J = D^{-1}(L + U) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & -1 & -1 \\ -2 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 2 & 0 & 1 \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix}$$

Remarque 0.3.4 Les éléments diagonaux de la matrice de Jacobie sont toujours nuls.

Soit $X^{(0)} = (0, 1, 0)^t$. Alors

$$X^{(1)} = B_J X^{(0)} + D^{-1}b = \begin{pmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 2 & 0 & 1 \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 \\ -2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

et

$$X^{(2)} = B_J X^{(1)} + D^{-1}b = \begin{pmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 2 & 0 & 1 \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 \\ -2 \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ -2 \\ \frac{1}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Calculons la matrice de Gauss-Seidel : On a

$$B_{GS} = (D - L)^{-1}U$$

avec

$$D - L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & -1 & 0 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix}$$

Ainsi

$$(D - L)^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & -1 & 0 \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}$$

D'où

$$B_{GS} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & -1 & 0 \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 0 & -2 & -1 \\ 0 & -\frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix}$$

Remarque 0.3.5 La première colonne de la matrice Gauss-Seidel est toujours nulle.

Soit $X^{(0)} = (0, 1, 0)^t$. Alors

$$X^{(1)} = B_{GS}X^{(0)} + (D - L)^{-1}b = \begin{pmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 0 & -2 & -1 \\ 0 & -\frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & -1 & 0 \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

D'où

$$X^{(1)} = \begin{pmatrix} -4 \\ -7 \\ -\frac{3}{2} \end{pmatrix}$$

$$X^{(2)} = B_{GS}X^{(1)} + (D - L)^{-1}b = \begin{pmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 0 & -2 & -1 \\ 0 & -\frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -4 \\ -7 \\ -\frac{3}{2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -3 \\ -5 \\ -1 \end{pmatrix}$$

D'où

$$X^{(2)} = \left(-\frac{23}{2}, -\frac{47}{2}, -\frac{29}{2}\right)^t$$