

Leçon 162 : Systèmes d'équations linéaires; opérations élémentaires, aspects algorithmiques et conséquences théoriques.

RM
2022-2023

Soit $\mathbb{K} = \mathbb{R}$ ou \mathbb{C} et $n \in \mathbb{N}^*$. On prends $A \in M_n(\mathbb{K})$ et $b \in \mathbb{K}^n$, $p \in \mathbb{N}$.

1 Systèmes d'équations linéaires et pivot de Gauss

1.1 Définitions

Définition 1 : On appelle système linéaire de p équations à n inconnues :

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ \vdots \\ a_{p1}x_1 + a_{p2}x_2 + \dots + a_{pn}x_n = b_p \end{cases} \quad (1)$$

où les a_{ij} et les b_i appartiennent à \mathbb{K} . On appelle solution tout vecteur $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{K}^n$ dont les composantes x_i satisfont toutes les équations. Le système est dit compatible s'il admet au moins une solution.

Remarque 2 : Le système (1) peut s'écrire sous forme matricielle $AX = B$ avec $A = (a_{ij}) = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{p1} & \dots & a_{pn} \end{pmatrix} \in M_{p,n}(\mathbb{K})$, $B = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_p \end{pmatrix} \in M_{p,1}(\mathbb{K})$ et $X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \in M_{n,1}(\mathbb{K})$.

Le système est dit homogène si $B = 0$.

Exemple 3 : Le système $\begin{cases} 4x - 3y = 2 \\ -x + 2y = 7 \end{cases}$ peut être représenté avec $A = \begin{pmatrix} 4 & -3 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$, $X = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$ et $B = \begin{pmatrix} 2 \\ 7 \end{pmatrix}$ par $AX = B$.

Définition 4 : Pour une matrice $A \in M_{p,n}(\mathbb{K})$, on note L_i sa ligne numéro i et C_j sa colonne numéro j .

On pose alors $d_i = \min\{j \in \llbracket 1; n \rrbracket \mid a_{ij} \neq 0\}$ pour $i \in \llbracket 1; p \rrbracket$ l'indice du premier élément non nul sur la ligne i . On dit que la matrice A non nul est alors échelonnée en ligne si il existe $r \in \llbracket 1; p \rrbracket$ tel que si $i \leq r$, $L_i \neq 0$ et si $i > r$, $L_i = 0$ et enfin $1 \leq d_1 < d_2 < \dots < d_r \leq n$. Elle est échelonnée en colonne si tA l'est en ligne.

Exemple 5 : La matrice $\begin{pmatrix} 2 & 1 & -3 & 5 \\ 0 & 1 & 3 & -7 \\ 0 & 0 & 4 & -5 \end{pmatrix}$ est échelonnée en ligne mais

ne l'est pas.

1.2 Méthode du pivot de Gauss théorique

Définition 6 : L'application $(P, A) \in GL_n(\mathbb{K}) \times M_{n,m}(\mathbb{K}) \mapsto P.A = PA \in M_{n,m}(\mathbb{K})$ définit une action de $GL_n(\mathbb{K})$ sur $M_{n,m}(\mathbb{K})$ (action de translation à gauche) et deux matrices sont dans la même orbites si et seulement si elles ont le même noyau.

Remarque 7 : On peut définir de même la translation à droite avec $P.A = AP^{-1}$.

Définition 8 : Pour $\lambda \in \mathbb{K}$ et $i, j \in \llbracket 1; n \rrbracket$ avec $i \neq j$, on appelle matrice de transvection une matrice carré de la forme $T_{i,j}(\lambda) = I_n + \lambda E_{i,j}$ et matrice de dilatation une matrice carré de la forme $D_i(\lambda) = I_n + (\lambda - 1)E_{i,i}$.

Proposition 9 : • La multiplication à gauche par une matrice de dilatation $D_i(\lambda)$ a pour effet de multiplier la ligne i par λ .

• La multiplication à gauche par une matrice de transvection $T_{i,j}(\lambda)$ a pour effet de remplacer la ligne L_i par $L_i + \lambda L_j$.

• La multiplication à droite par une matrice de dilatation $D_j(\lambda)$ a pour effet de multiplier la colonne j par λ .

• La multiplication à droite par une matrice de transvection $T_{i,j}(\lambda)$ a pour effet de remplacer la colonne C_j par $C_j + \lambda C_i$.

Ces opérations sont appelés opérations élémentaires sur les lignes ou les colonnes.

Théorème 10 : Soit $A \in M_{n,m}(\mathbb{K})$. Il existe une matrice $P \in GL_n(\mathbb{K})$ produit de matrices de permutation et de transvection telle que la matrice PA soit échelonnée en lignes. Cette matrice PA est donc dans l'orbite de A pour l'action par translation à gauche.

Théorème 11 : Une opération sur un système élémentaire sur les lignes d'un système linéaire $AX = b$ le transforme en un système équivalent.

Remarque 12 : On vient ici de trouver théoriquement l'existence de la matrice échelonné. La méthode consistant à l'obtenir par les opérations élémentaires est le pivot de Gauss. Il est donc similaire d'échelonner un système linéaire ou la matrice A de celui-ci.

L'idée est donc que pour résoudre $AX = B$, on met A sous forme échelonné et on remonte ensuite pour avoir les solutions.

1.3 Méthode du pivot de Gauss dans la pratique

Proposition 13 : L'ensemble des solutions d'un système linéaire ne change pas si l'on effectue sur les équations les opérations élémentaires suivantes :

- Changer l'ordre des équations.
- multiplier une équation par un scalaire non nul.
- ajouter à une équation une combinaison linéaire des autres équations.

Proposition 14 : Pour échelonner une matrice $A \in M_{p,n}(\mathbb{K})$, on procède de la façon suivante : On permute d'abord les lignes L_i de sorte que $d_1 \leq d_i \leq d_j$ pour tout $i, j \in \llbracket 1; p \rrbracket$ avec $i < j$. Ensuite, si on a $d_s = d_j$ pour $s \in \llbracket 1; p-1 \rrbracket$ et $j \llbracket s+1; p \rrbracket$, on effectue $L_j = L_j - \frac{a_{j,d_s}}{a_{s,d_s}} L_s$.

On fait parcourir s de 1 à $p-1$ et on obtient que la matrice A est échelonnée.

Exemple 15 : Prenons la matrice $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -3 \\ 1 & 3 & 1 \\ 2 & 5 & -4 \\ 4 & 11 & 0 \end{pmatrix}$. Alors

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & -3 \\ 1 & 3 & 1 \\ 2 & 5 & -4 \\ 4 & 11 & 0 \end{pmatrix} \Leftrightarrow \begin{pmatrix} 1 & 2 & -3 \\ 0 & 1 & 4 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 3 & 12 \end{pmatrix} \Leftrightarrow \begin{pmatrix} 1 & 2 & -3 \\ 0 & 1 & 4 \\ 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Proposition (Méthode pratique du pivot de Gauss) 16 : Considérons un système linéaire de la forme (1) :

i) On change d'abord si besoin l'ordre des équations pour rendre le système le plus "échelonné" possible.

ii) On échelonne ensuite le système avec la même méthode que pour la matrice. Il y a alors 2 cas : si on a $0x_1 + \dots + 0x_n = b$ et $b \neq 0$, alors il n'y a pas de solutions et si on a $0x_1 + \dots + 0x_n = 0$, alors on retire simplement cette ligne.

Il y a alors soit 1 ou plusieurs variables dans la dernière ligne.

iii) On pose ensuite des paramètres si plusieurs variables dans des lignes et on remonte le système pour avoir la solution.

Exemple 17 : On considère le système $\begin{cases} x + 2y - 2z + 3w = 2 \\ 2x + 4y - 3z + 4w = 5 \\ 5x + 10y - 8z + 11w = 12 \end{cases}$. Alors par

opérations élémentaires :

$$\begin{cases} x + 2y - 2z + 3w = 2 \\ 2x + 4y - 3z + 4w = 5 \\ 5x + 10y - 8z + 11w = 12 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} x + 2y - 2z + 3w = 2 \\ z - 2w = 1 \\ 2z - 4w = 2 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} x + 2y - 2z + 3w = 2 \\ z - 2w = 1 \\ 0 = 0 \end{cases}$$

On a donc que x et z sont les inconnues principales et on pose $y = \lambda$ et $w = \mu$

en paramètre. On a donc comme solutions du système $x = 4 - 2\lambda + \mu, y = \lambda, z = 1 + 2\mu, w = \mu$.

Proposition 18 : En implémentant l'algorithme du pivot de Gauss sur ordinateur, on obtient que son temps de calcul est $O(n^3)$ ou n est la taille de la matrice.

2 Méthode directe pour résoudre $AX + B$

2.1 Système de Cramer et pivot de Gauss

Proposition/Remarque 19 : Une première méthode est évidemment celle que l'on a détaillé précédemment qui est le pivot de Gauss.

Définition 20 : On appelle système de Cramer un système linéaire dont la matrice A est carrée et inversible.

Remarque 21 : On a alors que $X = A^{-1}B$ est solution du système. C'est d'ailleurs la seule, donc un système de Cramer possède une unique solution a priori.

Théorème 22 : Un système de Cramer $AX = B$ admet toujours une et une seule solution, quel que soit le vecteur B . On a alors $x_i = \frac{\det(C_1 | \dots | C_{i-1} | B | C_{i+1} | \dots | C_n)}{\det(A)}$.

Exemple 23 : Soit le système $\begin{cases} 2x - 5y + 2z = 7 \\ x + 2y - 4z = 3 \\ 3x - 4y - 6z = 5 \end{cases}$. On a $\det(A) = \begin{vmatrix} 2 & -5 & 2 \\ 1 & 2 & -4 \\ 3 & -4 & -6 \end{vmatrix} = -46$. Les formules de Cramer donne donc $x = 5, y = 1, z = 1$.

Remarque 24 : Attention! La méthode de Cramer est très mauvaise à implémenter sur ordinateur, car elle est de l'ordre de $O(n(n+1)!)$. Il vaut donc mieux quand même utiliser le pivot de Gauss pour résoudre numériquement le problème.

Théorème 25 : Soient $A, B \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$ deux matrices dont les valeurs propres sont de partie réelle strictement négative. Alors pour tout $C \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C})$, l'équation $AX + XB = C$ admet une unique solution X dans $\mathcal{M}_n(\mathbb{C})$.

Dev 1

2.2 Méthode par factorisation de matrices

Théorème (factorisation LU) 26 : Soit $A = (a_{ij})$ une matrice carrée d'ordre n telle que les n sous-matrices diagonales $\Delta_k = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1k} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{k1} & \dots & a_{kk} \end{pmatrix}, 1 \leq k \leq n$ soient

inversibles.

Alors il existe une matrice triangulaire inférieure $L = (l_{ij})$ avec $l_{ii} = 1, 1 \leq i \leq n$, et une matrice triangulaire supérieure U telle que $A = LU$. De plus, une telle factorisation est unique.

Application 27 : La factorisation LU est intéressante si on doit résoudre plusieurs systèmes linéaires de matrices A . Une fois $A = LU$ trouvée, on résout $AX = B$ avec $LW = B$ et $UV = W$ qui sont assez faciles car L et U sont triangulaires.

Théorème (factorisation de Cholesky) 28 : Si A est une matrice symétrique définie positive, il existe (au moins) une matrice réelle triangulaire inférieure B telle que $A = B^t B$. De plus, on peut imposer que les éléments diagonaux de la matrice B soient tous > 0 , et la factorisation $A = B^t B$ correspondante est alors unique.

Application 29 : Pour résoudre un système linéaire $AX = b$ dont A est symétrique définie positive, consiste à calculer la factorisation $A = B^t B$ de Cholesky puis de résoudre $BW = b$ et ${}^t B U = W$. Elle est meilleur dans ce cas que le pivot de Gauss.

Théorème (factorisation QR) 30 : Etant donné une matrice A d'ordre n , il existe une matrice unitaire Q et une matrice triangulaire supérieure R telles que $A = QR$. De plus, on peut s'arranger pour que les éléments diagonaux de la matrice R soient tous ≥ 0 . Si la matrice A est inversible, la factorisation $A = QR$ correspondante est alors unique.

Application 31 : En connaissant la factorisation QR de A , on a alors que $AX = B$ est équivalent à $RX = {}^t QB$ avec R triangulaire, ce qui est donc plus facile.

Remarque 32 : Les trois décompositions LU, QR et de Cholesky sont en $O(n^3)$.

Développement 33 : Soit $A \in GL_n(\mathbb{C})$ tel que ses valeurs propres sont de modules distincts classé de sorte que $|\lambda_1| > |\lambda_2| > \dots > |\lambda_n| > 0$. On suppose qu'il existe $P \in GL_n(\mathbb{C})$ tel que $A = PDP^{-1}$ avec $D = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ et P^{-1} possède une factorisation LU. Alors la suite $(A_k)_{k \geq 1}$ construite de la manière suivante

$$\begin{cases} A_1 = A \\ A_{k+1} = R_k Q_k \text{ où } A_k = Q_k R_k \text{ est la décomposition QR de } A_k \end{cases} .$$

est telle que

$$\begin{aligned} \lim_{k \rightarrow +\infty} (A_k)_{i,i} &= \lambda_i, & 1 \leq i \leq n \\ \lim_{k \rightarrow +\infty} (A_k)_{i,j} &= 0, & 1 \leq j < i \leq n \end{aligned}$$

3 Méthode itérative pour résoudre $AX = B$

On cherche ici des méthodes itératives pour résoudre $Au = b$, où A est inversible et b un vecteur.

Définition (Méthode itérative) 34 : Supposons qu'on puisse trouvé une matrice B et un vecteur c tels que $I - B$ soit inversible, et que les solutions de $u = Bu + c$ soit également solutions du problème de départ. On se donne alors u_0 un vecteur initial, et on pose $(u_k)_{k \geq 0}$ tel que

$$u_{k+1} = Bu_k + c$$

On dit alors que la méthode itérative est convergente si (u_k) converge pour tout u_0 vers u , qui est solution de $Au = b$. La matrice B est appelée matrice de la méthode itérative.

Proposition 35 : Les propositions suivantes sont équivalentes :

- 1) la méthode itérative est convergente.
- 2) $\rho(B) < 1$.
- 3) $\|B\| < 1$ pour au moins une norme matricielle $\|\cdot\|$.

Application 36 : Supposons que l'on peut décomposer A sous la forme $A = M - N$ où M est une matrice inversible et "facile à inverser" de tels sorte qu'il est facile de résoudre $Mu = b$ (diagonale ou triangulaire). Alors

$$Au = b \Leftrightarrow u = M^{-1}Nu + M^{-1}b.$$

Avec $B = M^{-1}N = I - M^{-1}A$, on a alors que $I - B = M^{-1}A$ est inversible et en utilisant la méthode itérative avec donc $u_{k+1} = M^{-1}Nu_k + M^{-1}b$, cela revient à résoudre les systèmes linéaires successifs :

$$Mu_{k+1} = Nu_k + b, k \geq 0$$

Remarque 37 : Cette méthode est la composantes principale des méthodes de Jacobi, Gauss-Seidel et méthode itérative de relaxation, 3 variantes pour résoudre le problème de départ $Au = b$.

Remarque 38 : Les trois méthodes ont une complexité en $O(n^2)$.

Dev 2

Proposition 39 : En décomposant la matrice A de la forme $A = D - E - F$ (voir ciarlet, trop relou de faire la matrice) on peut résumer les méthodes dans le tableau suivant

Nom de la Méthode	Décomposition $A=M-N$	Matrice $M^{-1}N$ de la méthode itérative	Description d'une itération
Jacobi	$A = D - (E + F)$	$J = D^{-1}(E + F) = I - D^{-1}A$	$Du_{k+1} = (E + F)u_k + b$
Gauss-Seidel	$A = (D - E) - F$	$\mathcal{L}_1 = (D - E)^{-1}F$	$(D - E)u_{k+1} = Fu_k + b$
Relaxation	$A = \left(\frac{D}{\omega} - E\right) - \left(\frac{1-\omega}{\omega}D + F\right), \omega \neq 0$	$\mathcal{L}_\omega = \left(\frac{D}{\omega} - E\right)^{-1} \left(\frac{1-\omega}{\omega}D + F\right)$	$\left(\frac{D}{\omega} - E\right) u_{k+1} = \left(\frac{1-\omega}{\omega}D + F\right) u_k + b$

Références :

1. Algèbre et géométrie Rombaldi
2. Algèbre linéaire Grifonne
3. Analyse numérique matricielle Ciarlet
4. isenmann (rip)