

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

Cadre: K est un corps commutatif. $n, p \in \mathbb{N}^+$

I. Système d'équations linéaires

1) Définition - Traduction matricielle.

Déf. (1): On appelle système d'équations linéaires un système du type: $\begin{cases} a_{11}x_1 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ \vdots \\ a_{p1}x_1 + \dots + a_{pn}x_n = b_p \end{cases} \quad (*)$

où les a_{ij} et les b_i où $1 \leq i \leq p$ et $1 \leq j \leq n$ sont des éléments de K et (x_1, \dots, x_n) sont les inconnues du système.

Le système est dit homogène si $(b_1, \dots, b_p) = (0, \dots, 0)$.

PRg (2): La traduction matricielle de $(*)$ est: si $A = (a_{ij}) \in \mathbb{M}_{p,n}(K)$ $b = (b_1, \dots, b_p) \in K^p$ et $x = (x_1, \dots, x_n)$, on a:

(x_1, \dots, x_n) est solution de $(*)$ SSI $Ax = b$.

Prop. (3): Si $A \in GL_n(K)$, $Ax = b$ admet une unique solution pour tout $b \in K^n$.

2) Pivot. Système échelonné.

Déf. (4): Soit A une matrice. Le pivot d'une ligne non nulle est le coefficient non nul situé dans la colonne la plus à gauche.

A est dite échelonnée (en lignes) lorsque :

- 1) si une ligne est nulle, toutes les lignes suivantes sont nulles.
- 2) le pivot d'une ligne est strictement plus à droite que le pivot des lignes précédentes.

Déf. (5): Le système $(*)$ est dit échelonné si $A \in \mathbb{M}_{p,n}(K)$ est échelonné.

PRg (6): $A \in \mathbb{M}_n(K)$ est échelonné SSI A est triangulaire supérieure.

Prop. (7): Si $A \in GL_n(K)$ est une matrice échelonnée et $b \in K^n$, alors l'unique solution de $Ax = b$ peut être obtenue en $O(n^2)$ opérations (méthode de remontée).

Ex. (8): L'unique solution de $\begin{cases} x_1 + 2x_2 - 3x_3 = 4 \\ x_2 + 4x_3 = 7 \\ -2x_1 = -2 \end{cases}$ est $(x_1, x_2, x_3) = (1, 3, 1)$. (oui/non faux)

2) Système de Cramer

Déf. (9): On appelle système de Cramer un système dont la matrice A est carree et inversible.

Th. (10): (Cramer)

Un système de Cramer $Ax = b$ où $A = [c_1, \dots, c_n] \in GL_n(K)$ et $b \in K^n$ admet pour unique solution $x = (x_1, \dots, x_n)$ où

$$\forall 1 \leq i \leq n, x_i = \frac{\det [c_1, \dots, c_{i-1}, b, c_{i+1}, \dots, c_n]}{\det A}$$

Ex. (11): Dans Ex. (8), $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -3 \\ 0 & 1 & 4 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$ et $b = \begin{pmatrix} 4 \\ 7 \\ 2 \end{pmatrix}$.

$\det A = -2$ et on retrouve bien: $\frac{1}{-2} \cdot \begin{vmatrix} 1 & 2 & -3 \\ 0 & 1 & 4 \\ 0 & 0 & 2 \end{vmatrix} = \frac{1}{-2} \cdot (2 \cdot 11 - 2 \cdot (-10)) = \frac{1}{-2} = x_0$

PRg (12): 1) La formule de Cramer ne s'applique que si $A \in GL_n(K)$
2) Si $A \in GL_n(K)$, le calcul de $\det A = \sum_{\tau \in S_n} E(\tau) \prod_{i=1}^n a_{i\tau(i)}$ se fait $O(n \cdot n!)$ opérations.

Une telle complexité rend difficilement utilisable en pratique.

II. Matrices de transvections, de dilatations et de transpositions

1) Définitions et propriétés

Déf. (13): Une matrice de transvection (resp. dilatation) de $GL_n(K)$ est une matrice de la forme:

$$T_{ij}(\lambda) = \begin{pmatrix} 1 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & 1 & & & \\ & & & \lambda & & \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & 1 \end{pmatrix}_i \quad (\text{resp. } D_i(\lambda) = \begin{pmatrix} \lambda & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & \lambda & & & \\ & & & \ddots & & \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & \lambda \end{pmatrix}_i)$$

où $1 \leq i \neq j \leq n$
et $\lambda \in K \setminus \{0, 1\}$

où $1 \leq i \leq n$ et $\lambda \in K \setminus \{0, 1\}$

Prop. (14): Soient $T_{ij}(\lambda)$ une matrice de transvection et $D_i(\lambda)$ une matrice de dilatation. Alors:

$$1) T_{ij}(\lambda) \in SL_n(K) \text{ et } (T_{ij}(\lambda))^{-1} = T_{ij}(-\lambda).$$

$$2) D_i(\lambda) \in GL_n(K) \text{ et } (D_i(\lambda))^{-1} = D_i\left(\frac{1}{\lambda}\right).$$

Def. (15): Soit $\tau \in S_n$ une permutation et $(e_1 \dots e_n)$ la base canonique de K^n . La matrice de permutation associée à τ , notée P_τ est définie par : $P_\tau e_i = e_{\tau(i)} \quad \forall 1 \leq i \leq n$.

Prop. (16): Soit $\tau \in S_n$. Alors $P_\tau \in GL_n(K)$ et $\det P_\tau = \varepsilon(\tau)$.

Notation (17): Si $\tau = (ij) \in S_n$ est une transposition, on notera P_{ij} la matrice de permutation associée.

Prop. (18): La multiplication à gauche ou à droite d'une matrice $A \in GL_{p,n}(K)$ par une matrice de transvection, de dilatation ou de transposition a un effet décrit en [ANNEXE].

Prop. (19): Si $A \in GL_{p,n}(K)$ et $\Pi \in GL_p(K)$, alors $\text{rg}(A) = \text{rg}(\Pi A)$

2) Applications

Th. (20): a) Toute matrice $\Pi \in SL_n(K)$ est produit de matrices de transvection.

b) Toute matrice $\Pi \in GL_n(K)$ est produit de matrices de transvection et d'au plus une matrice de dilatation.

Appli. (20): 1) $SL_n(\mathbb{R}), SL_n(\mathbb{C})$ et $GL_n(\mathbb{Q})$ sont connexes

2) $GL_n(\mathbb{R})$ a deux composantes connexes : $GL^+(\mathbb{R})$ et $GL^-(\mathbb{R})$

Prop. (21): $\Phi: (S_n, \circ) \rightarrow (GL_n(K), \times)$ est un morphisme de groupes $\tau \mapsto P_\tau$ injectif.

Appli. (22): Si G est un groupe fini et $|G| = p^k m$ où p premier, $\alpha \in \mathbb{N}^*$ et $p \nmid m$, alors G est isomorphe à un sous-groupe

de $GL_n(\mathbb{F}_p)$ (voir démonstration du 1^{er} théorème de Sylow)

III. Algorithme du pivot de Gauss. Applications

1) Pivot de Gauss

Algo. (23): Soit $A \in GL_{p,n}(K)$. L'algorithme du pivot de Gauss consiste à transformer A en une matrice échelonnée en la multipliant à gauche par des matrices de transvections et de transpositions.

Prop. (24): Si $A \in GL_n(K)$, le pivot de Gauss est réalisé en $O(n^3)$ opérations.

$$\text{Ex. (25)}: \text{If: } \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{Par. } \Pi} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{T_{32}(-2)} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix}$$

2) Applications

Appli. (26): Si $A \in GL_{p,n}(K)$, $b \in K^p$ et $\Pi \in GL_n(K)$, alors $Ax = b \Leftrightarrow \Pi Ax = \Pi b$. Le pivot de Gauss permet alors de résoudre un système d'équations linéaires, notamment avec Prop. (7) si $p = n$.

Ex. (27): [ANNEXE]

Appli. (28): Si $A \in GL_{p,n}(K)$ est une matrice échelonnée, le rang de A est égal au nombre de pivots non nuls.

Ex. (29): (algorithme de Berlekamp)

Soit \mathbb{F}_q un corps fini, $P \in \mathbb{F}_q[x]$ sans facteur carré de décomposition en facteurs irréductibles $P = \prod_{i=1}^n P_i^{e_i}$ et $L = \mathbb{F}_q[x]/(P)$.

On pose $S_P: L \xrightarrow{q \mapsto q^p}$. Alors $n_L = \deg P - \text{rg}(S_P - \text{id}_L)$.

Appli. (30): Si $A \in GL_n(K)$, le pivot de Gauss permet de calculer $\det A$ ($\Delta \det(P_\tau) = -1$)

Ex. (31): Dans Ex. (25), $\det \Pi = 2$.

[Gau]

- Appli. (32): Les applications précédentes nous permettent par exemple
- 1) de savoir si (v_1, \dots, v_k) est libre dans K^n ($\text{rg } (\text{obat}_{\text{can.}}(v_1, \dots, v_k)) \in \mathcal{B}_{n,k}(K)$) ou si (v_1, \dots, v_n) est une base de K^n
 - 2) savoir si $v \in \text{Vect}(v_1, \dots, v_k)$ dans K^n en résolvant $Ax = v$ où $A = (\text{obat}_{\text{can.}}(v_1, \dots, v_k)) \in \mathcal{B}_{n,k}(K)$ et $x \in K^k$.
 - 3) de déterminer une base de $\text{Vect}(v_1, \dots, v_k) \cap \text{Vect}(w_1, \dots, w_p)$.

h4

h5

h6

[NH262]

25

26

[Benni]

159

DVP2

Th. (37): Soit $\alpha \in \mathbb{R}^n$. On définit $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$ par :

$$\begin{cases} x_0 = \alpha \\ x_k = \frac{\|\nabla \phi(x_{k-1})\|^2}{\|\nabla \phi(x_{k-1})\|_A^2} \text{ si } x_k \neq \bar{x}, \text{ 0 sinon} \\ x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla \phi(x_k) \end{cases}$$

Alors, $x_k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \bar{x}$

DVP2

IV. Méthode indirecte de résolution

1) Limites de la méthode du pivot de Gauss

[Rq(33)]: Si l'on veut résoudre par la méthode du pivot de Gauss une EDP linéaire sur un cube de 1 m^3 découpé en cubes de 1 cm^3 , on doit à chaque pas de temps résoudre un système de taille $n = (10^2)^3 = 10^6$. L'algorithme de Gauss se fait alors en $O(n^3) = 10^{18}$ opérations (a 4 ans avec un processeur à 5 GHz).

[Rq(34)]: Si le/s pivot(s) sont "petits", les opérations élémentaires (ou bien divisé par le pivot) peuvent conduire à manipuler des "grands" flottants conduisant à des pertes d'information par arrondi (problème de conditionnement).

2) Méthode du gradient optimal

[Cadre(33)]: Soit $A \in \mathbb{M}_n^{++}(\mathbb{R})$, $b \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$ et \bar{x} l'unique solution de $Ax = b$. On pose $\Phi: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$

$$x \mapsto \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle - \langle b, x \rangle$$

On notera $\langle x, y \rangle_A = {}^t x A y$; $\|x\|_A = (\langle Ax, x \rangle)^{1/2}$ et $\|x\| = \|x\|_2$.

[Lemme(35)]: (Kantorovich)

Soit $\lambda_1, \dots, \lambda_n > 0$ les vp de A , λ_{\min} la plus petite, λ_{\max} la plus grande et $x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$.

$$\text{Alors } \frac{\|x\|^4}{\|x\|_A^2 \|x\|_{A^{-1}}^2} \geqslant 4 \times \frac{\lambda_{\max} \lambda_{\min}}{(\lambda_{\min} + \lambda_{\max})^2}$$

ANNEXE

Prop. ⑧:

$T_{ij}(\lambda) A$	$D_i(\lambda) A$	$P_{ij} A$	$A T_{ij}(\lambda)$	$A D_i(\lambda)$	$A P_{ij}$
$L_i \leftarrow L_i + \lambda L_j$	$L_i \leftarrow \lambda L_i$	$L_i \leftarrow L_j$	$C_j \leftarrow C_i + \lambda C_j$	$C_i \leftarrow \lambda C_i$	$C_i \leftarrow C_j$

Ex. ⑨:

$$\begin{pmatrix} -1 & 2 & -3 \\ 4 & 3 & 1 \\ 2 & 5 & -4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \\ 11 \\ 13 \end{pmatrix} \quad L_2 \leftarrow L_2 - L_1$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & -3 \\ 0 & 1 & 4 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \\ 7 \\ 5 \end{pmatrix} \quad L_3 \leftarrow L_3 - L_2$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & -3 \\ 0 & 1 & 4 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \\ 7 \\ -2 \end{pmatrix} \quad (\text{système de Ex. ⑧})$$

Références:

- [Gri] Grifone, Algèbre linéaire (4^e éd.)
- [NH2U2] Caldero, Nouvelles ... Tome 1
- [Lia] Liedtke, Introduction à l'ANL
- [Ber] Berhuy, Algèbre: le grand combat (2^e éd.)
- [Benn] Bennis, Analyse 40 drpt's