

Analyse numérique matricielle et optimisation (CSC104)

Final 2017-2018 ⌚ 2h :00

Centre de : Beyrouth



Documents Autorisés : Calculatrice programmable



En Annexe un formulaire regroupant les algorithmes et les principaux résultats

Examen proposé par : J.SAAB

Exercice 1 (20 points) On pose

$$A = \begin{pmatrix} -2 & 1 & -1 & 1 \\ 2 & 0 & 4 & -3 \\ -4 & -1 & -12 & 9 \\ -2 & 1 & 1 & -4 \end{pmatrix}$$

1. Donner la décomposition LU de la matrice A
2. En déduire la solution du système $Ax = b$ où $b = {}^t(1.5, 4, -14, -6.5)$
3. Soit $B = ({}^tU).A.({}^tL)$. Sans calculs supplémentaire, donner une décomposition LU de la matrice B

Exercice 2 (40 points) : Soit $A \in M_n(\mathbb{R})$, une matrice symétrique définie positive. On note par λ_i les valeurs propres de A telles que

$$\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n.$$

On considère l'algorithme du gradient à pas constant, associé au système linéaire $Ax = b$:

$$\begin{cases} r^k & = -(\nabla J)(x^k) = b - Ax^k \\ x^{k+1} & = x^k + \alpha.r^k \end{cases} \quad \text{où } \alpha > 0$$

1. Donner B , la matrice de la méthode itérative.
2. Montrer que cette méthode converge si $\alpha = \frac{2}{\lambda_1 + \lambda_n}$
3. Montrer que $\|A\|_2 = \rho(A)$ en déduire que $Cond(A) = \frac{\lambda_n}{\lambda_1}$ où $\|\cdot\|_2$ désigne la norme matricielle subordonnée à la norme euclidienne, $\rho(A)$ désigne le spectre de A et $Cond(A) = \|A\|_2 \cdot \|A^{-1}\|_2$ est le conditionnement de A .
4. On note par $e^k = x^k - \bar{x}$ où \bar{x} est la solution exacte du système $Ax = b$. Interpréter e^k et montrer que

$$e^{k+1} = B.e^k$$

en déduire que $\|e^{k+1}\|_2 \leq \frac{Cond(A) - 1}{Cond(A) + 1} \|e^k\|_2$. Donner un sens analytique à une matrice bien conditionnée !

5. Application : On pose

$$A = \begin{pmatrix} 8 & -4 \\ -4 & 4 \end{pmatrix}; X = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}; b = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

On rappelle que la fonctionnelle du gradient associée à ce système est

$$J(X) = \frac{1}{2}({}^t X)AX - {}^t (b)X$$

- Exprimer J sous la forme d'une fonction à deux variables (x, y)
- Ecrire deux itérations X^1 et X^2 de l'algorithme du gradient à pas optimal ; on part de $X^0 = {}^t (2, 1)$.

Exercice 3 (40 points) : Soit $A \in M_n(\mathbb{R})$ une matrice inversible telle que ses éléments diagonaux soient tous non nuls et soit b un vecteur de \mathbb{R}^n . On souhaite résoudre le système linéaire $Ax = b$ en utilisant la méthode itérative suivante :

α étant un réel non nul et le vecteur $x_0 \in \mathbb{R}^n$ étant donné, on construit la suite $(x_k)_{k \in \mathbb{N}}$ par la formule de récurrence

$$x_{k+1} = (I - \alpha D^{-1}A)x_k + \alpha D^{-1}b. \quad (1)$$

où I est la matrice identité et D la matrice diagonale constituée de la diagonale de A ($D_{ii} = A_{ii}$).

- Montrer que si la suite (x_k) converge vers $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$ alors \bar{x} est la solution du système linéaire $Ax = b$.
- Exprimer les coefficients de la matrice $(I - \alpha D^{-1}A)$ en fonction des coefficients de A
- On suppose que A est à diagonale strictement dominante et que $0 < \alpha \leq 1$. Montrer que

$$\|I - \alpha D^{-1}A\|_\infty < 1 \quad (2)$$

On rappelle qu'une matrice $B \in M_n(\mathbb{R})$ est dite à diagonale strictement dominante si

$$\forall i \in \mathbb{N}, 1 \leq i \leq n, \sum_{j=1, j \neq i}^n |B_{ij}| < |B_{ii}|$$

- Montrer que, sous les hypothèses de la question précédente, la méthode itérative (1) converge
- Quelle méthode étudiée en cours retrouve-t-on quand $\alpha = 1$?



Formulaires



1. Algorithme de factorisation LU

$$A = A_0 = \begin{pmatrix} a_{11}^{(0)} & \cdots & a_{1n}^{(0)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1}^{(0)} & \cdots & a_{nn}^{(0)} \end{pmatrix};$$

à l'étape k on pose $L_k =$
$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & & \\ \vdots & 0 & 1 & 0 & \\ \vdots & \frac{a_{k+1,k}^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}} & \ddots & & \\ \vdots & \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \frac{a_{n,k}^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}} & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}; \quad \tilde{L}_k = (L_k)^{-1}$$

$$A_k = \begin{pmatrix} a_{11}^0 & \cdots & & & a_{1n}^0 \\ 0 & & & & \\ \vdots & & a_{kk}^{(k-1)} & \cdots & a_{kn}^{(k-1)} \\ & & 0 & a_{ij}^{(k)} & \\ 0 & & \vdots & & \end{pmatrix}$$

avec $a_{ij}^{(k)} = a_{ij}^{(k-1)} - \frac{a_{i,k}^{(k-1)} \cdot a_{k,j}^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}}, i, j = k+1 \dots n$

à l'étape $n-1$, $A_{n-1} = \tilde{L}_{n-1} \cdots \tilde{L}_1 \cdot A_0$

$$A = \underbrace{L_1 \cdot L_2 \cdots L_{n-1}}_L \underbrace{A_{n-1}}_U$$

2. $\forall x \in \mathbb{R}^n, \|x\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|; \|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$
3. $\forall A \in M_n(\mathbb{R}), \|A\|_\infty = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_\infty}{\|x\|_\infty} = \max_{1 \leq i \leq n} \left(\sum_{j=1}^n |A_{i,j}| \right)$
4. $\forall A \in M_n(\mathbb{R}), \|A\|_2 = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2} = \sqrt{\rho(A^t A)}$