

# 2.8, 2.9, feuille 3.

2.8

$\|\cdot\|$  norme sur  $\mathbb{K}^n$



$\|\cdot\|$  norme subordonnée associée sur  $M_n(\mathbb{K})$

$$\|A\| = \sup_{\substack{x \in \mathbb{K}^n \\ x \neq 0}} \frac{\|Ax\|}{\|x\|}$$

Si  $A \in M_n(\mathbb{K})$  est inversible, le conditionnement de  $A$  est  $\text{cond}(A) = \|A\| \cdot \|A^{-1}\|$

Quand on part de  $\|\cdot\|_p$ , on note  $\|\cdot\|_p$  et  $\text{cond}_p(\cdot)$   
 Le plus important est  $p=2$ .

1 a) Soit  $A$  inversible  
 Soit  $b \in \mathbb{K}^n, b \neq 0$  et  $\Delta b \in \mathbb{K}^n$   
 Soit  $x \in \mathbb{K}^n, x \neq 0$  et  $\Delta x \in \mathbb{K}^n$  } tels que  $Ax = b$   
 $A(x + \Delta x) = b + \Delta b$

Comme  $A$  est inversible, étant donné  $b$  et  $\Delta b$ , il existe un unique couple  $(x, \Delta x)$  vérifiant les 2 équations.

$$\| \Delta x \| \leq \text{cond}(A) \frac{\| \Delta b \|}{\| b \|}$$

erreur relative pour  $x$ 
erreur relative pour  $b$

- On a les inégalités  $\|Ay\| \leq \|A\| \cdot \|y\|$   
 $\|A^{-1}y\| \leq \|A^{-1}\| \|y\|$   
 $\|z\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|Az\|$   $y = Az$

•  $b + \Delta b = A(x + \Delta x) = Ax + A\Delta x = b + A\Delta x$   
 $\Delta b = A\Delta x \quad \Delta x = A^{-1}\Delta b \quad Ax = b$

$$\|\Delta x\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|\Delta b\| \quad (1)$$

$$\|b\| \leq \|A\| \cdot \|x\| \Rightarrow \frac{1}{\|x\|} \leq \|A\| \frac{1}{\|b\|} \quad (2)$$

et (1)x(2) donne  $\frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} \leq \underbrace{\|A^{-1}\| \cdot \|A\|}_{\text{cond}(A)} \frac{\|\Delta b\|}{\|b\|}$

Idee: si  $\text{cond}(A)$  est petit, une petite erreur sur  $b$   
 entraîne une petite erreur sur  $x$

Idee: si  $\text{cond}(A)$  est petit, une petite erreur donne une petite erreur sur  $x$

(b) Donner  $b$  et  $\Delta b$  tels qu'on ait égalité.

Il suffit d'avoir égalité dans (1) et (2)

dans (2)  $\left[ \frac{\|Ax\|}{\|x\|} \leq \|A\| \cdot \|x\| \right]$  on peut trouver [par compacité de la boule unité]

un vecteur  $x$  tel que  $\|x\|=1$  et  $\|Ax\| = \|A\|$ . On pose alors  $b = Ax$

$$\begin{aligned} \|A\| &= \sup_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|}{\|x\|} \\ &= \sup_{\|x\|=1} \|Ax\| \\ &= \sup_{\|x\| \leq 1} \|Ax\| \end{aligned}$$

dans (1)  $\left[ \|A^{-1} \Delta b\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|\Delta b\| \right]$

on peut de même trouver  $\Delta b$  tel que

$$\|\Delta b\| = 1 \text{ ou } 10^{-4}$$

$$\|A^{-1} \Delta b\| = \|A^{-1}\| \text{ ou } 10^{-4} \|A^{-1}\|$$

Une fonction continue sur un compact atteint ses bornes.

(c) Ma si  $Ax = b$  et  $(A + \Delta A)(x + \Delta x) = b$  alors

$$\frac{\|\Delta x\|}{\|x + \Delta x\|} \leq \text{cond}(A) \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}$$

$$b = (A + \Delta A)(x + \Delta x) = \underbrace{Ax}_b + A(\Delta x) + (\Delta A)(x + \Delta x)$$

$$\text{donc } 0 = A(\Delta x) + (\Delta A)(x + \Delta x)$$

$$A(\Delta x) = -(\Delta A)(x + \Delta x)$$

$$\|A(\Delta x)\| = \|(\Delta A)(x + \Delta x)\| \leq \|\Delta A\| \cdot \|x + \Delta x\|$$

$$\text{et } \|\Delta x\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|A(\Delta x)\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|\Delta A\| \cdot \|x + \Delta x\|$$

$$\frac{\|\Delta x\|}{\|x + \Delta x\|} \leq \underbrace{\|A^{-1}\| \cdot \|A\|}_{\text{cond}(A)} \cdot \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}$$

(et on peut trouver  $b, \Delta A, \Delta x$  tels qu'il y ait égalité)

② Ma si  $B$  est singulière (= pas inversible)

$$\frac{1}{\text{cond}(A)} \leq \frac{\|A - B\|}{\|A\|} \quad (*)$$

(Rappel (exo 2.7) : si  $\|E\| < 1$  alors  $\text{Id} + E$  est inversible)

( $\Leftrightarrow$ ) Si  $\text{Id} + E$  est singulière alors  $\|E\| \geq 1$

( $\Rightarrow$ ) Si  $\text{Id}+E$  est singulière alors  $\|E\| \geq 1$

$A-B = A(\text{Id}-A^{-1}B)$ . Alors  $A^{-1}B$  est singulière

$$A^{-1}B = \text{Id} - (\text{Id} - A^{-1}B)$$

Soit  $E = A^{-1}B - \text{Id}$   $\text{Id}+E$  est singulière

$\overset{A^{-1}B}{\parallel}$

donc  $\|E\| \geq 1$

$$E = A^{-1}(B-A)$$

donc  $1 \leq \|E\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|B-A\|$

$$\text{donc } \|B-A\| \geq \frac{1}{\|A^{-1}\|} \Rightarrow \frac{\|B-A\|}{\|A\|} \geq \frac{1}{\|A\| \cdot \|A^{-1}\|} = \frac{1}{\text{cond}(A)}$$

(6) Mg  $\frac{1}{\text{cond}_2(A)} = \inf_{B \text{ singulière}} \frac{\|A-B\|_2}{\|A\|_2}$

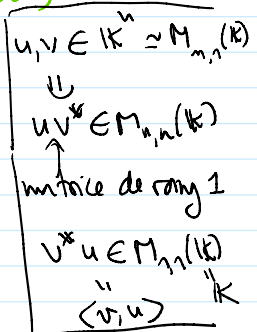
L'inégalité  $\leq$  découle de a)

L'inégalité  $\geq$  nécessite de trouver le B qui marche.

Soit  $u \in \mathbb{K}^n$  tel  $\|u\|_2 = 1$  et  $\|A^{-1}u\|_2 = \|A^{-1}\|_2 = \sup_{\|v\|_2=1} \|A^{-1}v\|_2$

(l'existence de  $u$  est garantie par la compacité de la sphère unité)

On pose  $B_0 = A - \frac{u(A^{-1}u)^*}{\|A^{-1}u\|_2^2}$



• Montrons que  $B_0$  est singulière

Posons  $w = A^{-1}u \neq 0$   $\|w\|_2 = \|A^{-1}\|_2$

$$B_0 w = \underbrace{AA^{-1}}_w w - \frac{u(A^{-1}u)^*(A^{-1}u)}{\|A^{-1}u\|_2^2}$$

$$= w - \frac{\langle A^{-1}u, A^{-1}u \rangle}{\|A^{-1}u\|_2^2} w$$

$$= w - w = 0$$

donc  $B_0$  est singulière

• Calculons  $\|A-B_0\|_2 = \frac{\|uw^*\|_2}{\|A^{-1}u\|_2^2}$

Que vaut  $\|uw^*\|_2$  ?

$$\|uw^*\|_2 = \sup_{\|v\|_2=1} \|uv^*\|_2$$

$$= \sup_{\|v\|_2=1} \langle v, w \rangle \cdot \|u\|_2$$

$$\text{donc } \|uv^*\|_2 = \|u\|_2 \|v\|_2 = \sup_{\|w\|_2 \leq 1} \langle v, w \rangle \cdot \|u\|_2 = \|v\|_2$$

$$\text{Ainsi } \|A - B_0\|_2 = \frac{\|u\|_2 \|v\|_2}{\|A^{-1}\|_2^2} = \frac{1 \cdot \|A^{-1}\|_2}{\|A^{-1}\|_2^2} = \frac{1}{\|A\|_2^{-1}}$$

$$\text{et donc } \frac{\|A - B_0\|_2}{\|A\|_2} = \frac{1}{\|A\|_2 \cdot \|A^{-1}\|_2} = \frac{1}{\text{cond}_2(A)}$$

Pour  $\epsilon > 0$ ,

2.9

$$A_\epsilon = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1+\epsilon \end{pmatrix} \quad \det(A_\epsilon) = \epsilon > 0$$

donc  $A_\epsilon$  est inversible

① Résolvons  $A_\epsilon x = b$

$$\text{Si } b = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix} \Rightarrow x = \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\text{Si } b = \begin{pmatrix} 2 \\ 2+\epsilon \end{pmatrix} \Rightarrow x = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

Pour  $\epsilon$  petit, changer légèrement  $b$   
change beaucoup  $x$   
 $\Rightarrow A_\epsilon$  est "mal conditionnée"

② Si on pose  $b = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix}$   $\Delta b = \begin{pmatrix} 0 \\ \epsilon \end{pmatrix}$   $b + \Delta b = \begin{pmatrix} 2 \\ 2+\epsilon \end{pmatrix}$   
 $x = \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \end{pmatrix}$   $\Delta x = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$   $x + \Delta x = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$

$$\text{On a } A_\epsilon x = b \quad A_\epsilon(x + \Delta x) = b + \Delta b$$

donc par le 2.8

$$\frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} \leq \text{cond}(A_\epsilon) \cdot \frac{\|\Delta b\|}{\|b\|} \quad \left[ \text{pour toute norme} \right]$$

pour  $\|\cdot\|_1$   $\|\Delta x\|_1 = 2$   $\|x\|_1 = 2$   
 $\|\Delta b\|_1 = \epsilon$   $\|b\|_1 = 4$

$$\text{donc } \frac{2}{2} \leq \text{cond}_1(A_\epsilon) \frac{\epsilon}{4}$$

$$\Rightarrow \text{cond}_1(A_\epsilon) \geq \frac{4}{\epsilon}$$

On peut calculer la valeur exacte de  $\text{cond}_1(A_\epsilon)$   
 $\|A_\epsilon\|_1 \cdot \|A_\epsilon^{-1}\|_1$

par le 2.4  $\|A_\epsilon\|_1 = \max_j \sum_i |A_{ij}| = 2 + \epsilon$

$$A_\varepsilon^{-1} = \frac{1}{\varepsilon} \begin{bmatrix} 1+\varepsilon & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad \|A_\varepsilon^{-1}\|_1 = \frac{1}{\varepsilon}(2+\varepsilon)$$

$$\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{ad-bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d-b \\ -c & a \\ ad-bc & 0 \\ 0 & ad-bc \end{pmatrix}$$

et donc  $\text{cond}_1(A_\varepsilon) = \|A_\varepsilon\|_1 \|A_\varepsilon^{-1}\|_1 = \frac{(2+\varepsilon)^2}{\varepsilon}$

qui est  $\geq$   
et proche de  $\frac{4}{\varepsilon}$

On peut aussi calculer  $\text{cond}_2(A_\varepsilon) = \frac{|\lambda_{\max}(A_\varepsilon)|}{|\lambda_{\min}(A_\varepsilon)|}$  d'après 2.5(6b).

### Exo 3.1

Décomposition LU et CHOLESKY

\*  $A = LU$  avec  $L$  triangulaire inférieure avec des 1 sur la diagonale  
 $U$  triangulaire supérieure

La décomposition LU existe  $\Leftrightarrow$  les <sup>subs-</sup>matrices principales

$$A^{(k)} = (A_{ij})_{1 \leq i, j \leq k}$$

sont inversibles.

\* La décomposition de CHOLESKY est  $A = LL^t$  avec  $L$  triangulaire inférieure avec  $L_{ii} > 0$

Elle existe (et est unique) si  $A$  est définie positive

(= symétrique,  $\lambda$  v.p.  $> 0$ )

①  $A = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$

$A$  admet une décomposition de CHOLESKY

(VRAI)

$\Downarrow$   
 $A$  définie positive i.e. - symétrique ✓  
-  $\lambda$  v.p.  $> 0$  ✓

Rq pour une matrice 2x2 symétrique

$\lambda$  v.p.  $> 0 \Leftrightarrow \text{tr} > 0$   
 $\det > 0$

$\text{tr } A = 3$   
 $\det A = 1$

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

$B$  symétrique définie positive

(FAUX)

NON

③  $R$  admet une décomposition LU?

(VRAI)

③ B admet une décomposition LU? NON VRAI

C'est le cas ssi les sous-matrices principales

$$B^{(1)} = (1) \checkmark \quad B^{(2)} = \begin{pmatrix} 1 & -2 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad B^{(3)} = B$$

sont inversibles.

$$\det(B^{(2)}) = 1 \checkmark$$

$\det(B^{(3)}) = 3 \det(B^{(2)})$   
en développant par rapport à la dernière colonne

Calcul de la décomposition LU

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ l_1 & 1 & 0 \\ l_2 & l_3 & 1 \end{pmatrix} \quad U = \begin{pmatrix} u_1 & u_4 & u_5 \\ 0 & u_2 & u_6 \\ 0 & 0 & u_3 \end{pmatrix}$$

on calcule alternativement les lignes de U et les colonnes de L

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

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

- ① ligne 1 de U
- ② colonne 1 de L
- ③ ligne 2 de U.
- ④ colonne 2 de L
- ⑤ ligne 3 de U

④  $\begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 3 \end{pmatrix}$  s'écrit de la forme  $C^t C$   $(C^t C)^t = C^t C^t = C^t C$

FAUX car toute matrice de la forme  $C^t C$  est symétrique.

⑤  $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 5 \end{pmatrix}$  admet une décom. de CHOLESKI  $A = C^t C$

avec  $C = \begin{pmatrix} -1 & -1 \\ 0 & -2 \end{pmatrix}$  FAUX

$$C^t C = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ -1 & -2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & -1 \\ 0 & -2 \end{pmatrix} \quad C^t C = A$$

Cependant ce n'est pas la décomposition de CHOLESKI pour laquelle on demande  $C_{ii} > 0$

La décomposition de CHOLESKI de A est  $A = (-C)^t (-C)$ .

$A = LL^t$  avec  $L = (-C)^t$  qui est bien triangulaire inférieure.

⑥  $D = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \quad D^t = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

(a)  $DD^t$  admet une décom. de CHOLESKI FAUX  $DD^t$  matrice 3x3  
VRAI  $D^t D$  matrice 2x2

(a)  $DD^t$  admet une décom. de CHOLESKI **FAUX** DD matrice 3x3  
 (b)  $D^t D$  **VRAI**  $D^t D$  matrice 2x2

a)  $\text{rg}(D) \leq 2 \Rightarrow \text{rg}(DD^t) \leq 2$  et 0 est donc v.p. de  $DD^t$  qui ne peut donc pas être définie positive

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

b)  $D^t D = ?$   $\begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$   
 $\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \leftarrow$  matrice 2x2 symétrique à trace et déterminant  $> 0$ , donc définie positive.

Calculons la décomposition de CHOLESKI de  $D^t D$

on veut  $\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} = L L^t$  avec  $L = \begin{pmatrix} l_1 & 0 \\ 0 & l_2 \end{pmatrix}$   $\begin{matrix} l_1 > 0 \\ l_2 > 0 \end{matrix}$

$$L^t = \begin{pmatrix} \sqrt{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & \sqrt{2} \end{pmatrix}$$

$$L = \begin{pmatrix} \sqrt{2} & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \sqrt{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

①  $l_1^2 = 2$  (position 1,1)  
 $\Rightarrow l_1 = \sqrt{2}$

②  $\sqrt{2} l_2 = 1$  (position 1,2 ou 2,1)  
 $\Rightarrow l_2 = \frac{1}{\sqrt{2}}$

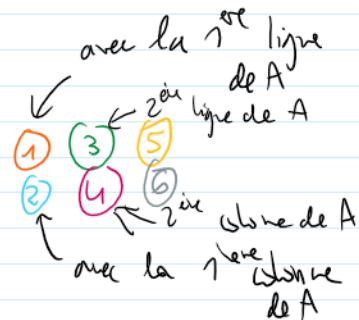
③  $\frac{1}{2} + l_3^2 = 2$  (position 2,2)  
 $l_3^2 = \frac{3}{2}$

**3.2**

1) LU pour  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \end{pmatrix}$

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad U = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad U = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -3 \end{pmatrix}$$



2)  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$

$A^{[1]} = (1)$  est inversible  
 $A^{[2]} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$  n'est pas inversible

$\Rightarrow$  pas de décomposition LU

$\Rightarrow$  pas de décomposition LU  
(l'algorithme LU ne fonctionne pas).

Mais on peut permurer les lignes de A en  
 $A' = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = Id$  ( $L_2 \leftrightarrow L_3$ )

En fait  $A^2 = Id$   $PA = Id$  avec  $P = A$  la matrice de la permutation

A n'a pas de décomposition LU  $1 \rightarrow 1$   $2 \rightarrow 3$   $3 \rightarrow 2$

$PA = Id$  a une décomposition LU avec  $L = U = I_n$ .

3) A chercher

3.3

$A_n =$  matrice  $n \times n$

$$A_n = \begin{pmatrix} 1 & 1 & & & 1 \\ 1 & 2 & & & 2 \\ | & | & 3 & & 3 \\ | & | & | & & \\ | & | & | & & \\ 1 & 2 & 3 & & n \end{pmatrix}$$

$$(A_n)_{ij} = \min(i, j)$$

① Mg  $\det(A_n) = 1$

Soustrayons  $L_1$  à toutes les autres lignes

$$\begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 & & 1 \\ 1 & 2 & & & 2 \\ | & | & 3 & & 3 \\ | & | & | & & \\ | & | & | & & \\ 1 & 2 & 3 & & n \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & 1 & & & 1 \\ 0 & 1 & & & 1 \\ 0 & 1 & 2 & & 2 \\ 0 & 1 & 2 & 3 & 3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \\ 0 & 1 & 2 & 3 & n-1 \end{vmatrix} \quad A_{n-1}!$$

puis on développe par rapport à la 1<sup>ère</sup> colonne

On obtient ainsi  $\det(A_n) = \det(A_{n-1})$

et donc  $\det(A_n) = 1$  pour tout  $n$ .

En particulier,  $A_n$  est inversible.

A chercher: déc. de CHOLESTKI de  $A_n$ .