## Il metodo di eliminazione gaussiana - Pivoting

Il metodo di Gauss si arresta se si genera un elemento pivotale nullo.

$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 + 3x_3 &= 6 \\ 2x_1 + 4x_2 - x_3 &= 5 \leadsto m_{1,2} = 2/1 \\ x_1 - 2x_2 + 2x_3 &= 1 \leadsto m_{1,3} = 1/1 \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 + 3x_3 &= 6 \\ 0x_2 - 7x_3 &= -7 \\ -4x_2 - x_3 &= -5 \leadsto m_{2,3} = -4/0 \end{cases}$$
??

Ma in realtà il sistema ha soluzione. Scambiando la seconda e la terza riga.

$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 + 3x_3 &= 6 \\ -4x_2 - x_3 &= -5 \\ -7x_3 &= -7 \end{cases}$$

- Se la matrice è invertibile e si trova un elemento pivotale nullo, il MEG può andare avanti usando la tecnica del pivoting ~> scambiando righe.
- Scambiare righe in una matrice equivale a moltiplicarla per una matrice di permutazione

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \qquad A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & -7 \\ 0 & -4 & -1 \end{bmatrix}$$

$$PA = \left[ \begin{array}{ccc} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -4 & -1 \\ 0 & 0 & -7 \end{array} \right]$$

Se l'elemento pivotale k-esimo è nullo  $a_{k,k}^{(k)} = 0$  si cerca una riga i sotto la riga k-esima che abbia un elemento non nullo nella colonna k

$$i > k$$
 tale che  $a_{i,k}^{(k)} \neq 0$ 

e si scambiano queste due righe.

- Se la matrice è invertibile questa riga c'è.
- ▶ Un valore grande  $m_{i,k}$  generato ad esempio da un elemento pivotale  $a_{k,k}^{(k)}$  piccolo può amplificare eventuali errori di arrotondamento negli elementi  $a_{k,j}^{(k)}$   $(k < j \le n)$  e  $b_k^{(k)}$ .

Questa operazione viene generalmente operata ad ogni passaggio anche quando non si incontrano elementi pivotali nulli.

$$U = M_{n-1}P_{n-1}\dots M_1P_1A$$

Si sceglie come elemento pivotale l'elemento di modulo massimo della colonna k-essima sotto la diagonale principale.

$$U=M_{n-1}P_{n-1}\dots M_1P_1A$$
  
Ponendo  $M=M_{n-1}P_{n-1}\dots M_1P_1$  e  $P=P_{n-1}\dots P_1$   $U=MA=(MP^{-1})PA$ ;  $(PM^{-1})U=PA$ 

La matrice  $L = PM^{-1}$  è triangolare inferiore con elementi diagonali pari ad uno.

$$PA = LU$$

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b} \qquad PA\mathbf{x} = P\mathbf{b}$$

$$\begin{cases} L\mathbf{y} = P\mathbf{b} \\ U\mathbf{x} = \mathbf{y} \end{cases}$$

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b}$$
  $A\mathbf{y} = \mathbf{b} + \delta \mathbf{b}$   $A(\mathbf{x} + \delta \mathbf{x}) = \mathbf{b} + \delta \mathbf{b}$ 

Dobbiamo misurare  $\frac{\|\delta \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|}$  in funzione di  $\frac{\|\delta \mathbf{b}\|}{\|\mathbf{b}\|}$ .

Una norma in  $\mathbb{R}^n$  è un'applicazione  $\|\cdot\|:\mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  tale che

- ▶  $\|\mathbf{x}\| \ge 0$ ,  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  e  $\|\mathbf{x}\| = 0$  se e solo se  $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ .
- $| | | \alpha \mathbf{x} | | = | \alpha | | | \mathbf{x} | |, \ \forall \ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \ \mathbf{e} \ \forall \ \alpha \in \mathbb{R}.$
- $||\mathbf{x} + \mathbf{y}|| \le ||\mathbf{x}|| + ||\mathbf{y}||, \ \forall \ \mathbf{x}, \ \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$

#### Esempi:

$$\|\mathbf{x}\|_{2} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} x_{i}^{2}}.$$

$$\|\mathbf{x}\|_{1} = \sum_{i=1}^{n} |x_{i}|.$$

$$\|\mathbf{x}\|_{\infty} = \max_{1 \le i \le n} |x_{i}|.$$

 $\triangleright$  Per definire una norma matriciale usaremo le norme in  $\mathbb{R}^n$ 

$$||A|| := \sup_{\mathbf{x} \neq \mathbf{0}} \frac{||A\mathbf{x}||}{||\mathbf{x}||}.$$

Questa norma si dice norma matriciale indotta o subordinata.

▶ Ha le stesse proprietà della norma vettoriale è in più

$$||AB|| \le ||A|| ||B||, \forall A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}.$$

► Esempi:

$$\begin{array}{l} \|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{i,j}|, \\ \|A\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{i,j}|. \end{array}$$

▶ Il raggio spettrale di una matrice A è

$$\rho(A) = \max_{1 \le i \le n} |\lambda_i|,$$

dove  $\lambda_i$  sono gli autovalori di A.

Per ogni norma matriciale subordinata

$$\rho(A) \leq \|A\|.$$

▶  $||A||_2 = \sqrt{\rho(A^T A)}$ . Se A è simmetrica  $||A||_2 = \rho(A)$ . Questa norma si chiama anche norma spettrale.

Dobbiamo misurare 
$$\frac{\|\delta\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|}$$
 in funzione di  $\frac{\|\delta\mathbf{b}\|}{\|\mathbf{b}\|}$ . 
$$\|\mathbf{b}\| = \|A\mathbf{x}\| \le \|A\| \|\mathbf{x}\| \leadsto \|\mathbf{x}\| \ge \frac{\|\mathbf{b}\|}{\|A\|}$$
 
$$\delta\mathbf{b} = A\,\delta\mathbf{x} \leadsto \delta\mathbf{x} = A^{-1}\delta\mathbf{b}$$
 
$$\|\delta\mathbf{x}\| \le \|A^{-1}\| \|\delta\mathbf{b}\|$$

 $\frac{\|\delta \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \le \|A\| \|A^{-1}\| \frac{\|\delta \mathbf{b}\|}{\|\mathbf{b}\|}$ 

 $K(A) := ||A|| ||A^{-1}||$  numero di condizionamento di A

 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$   $A(\mathbf{x} + \delta \mathbf{x}) = \mathbf{b} + \delta \mathbf{b}$ 

Oppure

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b} \quad (A + \delta A)(\mathbf{x} + \delta \mathbf{x}) = \mathbf{b}$$

$$A\delta \mathbf{x} + \delta A(\mathbf{x} + \delta \mathbf{x}) = \mathbf{0} \leadsto \delta \mathbf{x} = -A^{-1}\delta A(\mathbf{x} + \delta \mathbf{x})$$

$$\|\delta \mathbf{x}\| \le \|A^{-1}\| \|\delta A\| \|\mathbf{x} + \delta \mathbf{x}\|$$

$$\frac{\|\delta \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x} + \delta \mathbf{x}\|} \le K(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}.$$

Osserviamo che  $K(A) \ge 1$ .

Una matrice A si dice malcondizionata se K(A) >> 1.

Esempio di matrice malcondizionata --> Matrici di Hilbert

$$H_4 = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 & 1/3 & 1/4 \\ 1/2 & 1/3 & 1/4 & 1/5 \\ 1/3 & 1/4 & 1/5 & 1/6 \\ 1/4 & 1/5 & 1/6 & 1/7 \end{bmatrix}$$

$$K(H_4) > 10^4 \quad K(H_8) > 10^{10}$$

▶ Verificare (senza fare la fattorizzazione) che esiste la fattorizzaione LU della matrice

$$A = \left[ \begin{array}{rrrr} 3 & -1 & 1 & 0 \\ 1 & 3 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & -4 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & -3 \end{array} \right]$$

cioè A = LU con L matrice triangolare inferiore con elementi diagonali pari a uno e U matrice triangolare superiore.

Calcolare la fattorizzazione LU della matrice A.

#### Risolvere il sistema lineare

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & -1 \\ 2 & 4 & 2 & 1 \\ -1 & 0 & 1 & 3 \\ 2 & 1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \\ -3 \\ 0 \end{bmatrix}$$

usando il metodo di eliminazione di Gauss con pivotazione parziale per righe.

Si consideri il sistema lineare

$$\begin{cases} 0.005x_1 + x_2 &= 0.5 \\ x_1 + x_2 &= 1 \end{cases}$$

- Calcolare la soluzione in aritmetica esatta.
- Usando aritmetica floating point con due cifre di mantissa calcolare la soluzione usando
  - ▶ il metodo di eliminazione di Gauss senza pivotazione.
  - il metodo di eliminazione di Gauss con pivotazione parziale per righe.

Confrontare i risultati.

Calcolare la fattorizzazione di Cholesky  $A = R R^T$  della matrice simmetrica definita positiva

$$A = \left[ \begin{array}{rrr} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 4 \end{array} \right]$$

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{1,1} & & & \\ r_{2,1} & r_{2,2} & & \\ r_{3,1} & r_{3,2} & r_{3,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{2,1} & r_{3,1} \\ & r_{2,2} & r_{3,2} \\ & & r_{3,3} \end{bmatrix}$$