

Oss: $\sup \{ \# \} < +\infty$

Es: $N_\infty(Av) \leq [N_\infty(a_1) + \dots] N_\infty(v)$

Oss: (formule di calcolo):

$N_1(A) = \max \{ N_1(a_1), \dots, N_1(a_n) \} = \|A\|_1$

$N_\infty(A) = \max \{ N_1(r_1^T), \dots, N_1(r_m^T) \} = \|A\|_\infty (= \|A^T\|_1)$

$N_2(A) = \sqrt{\max \{ \lambda \in \mathbb{R} \mid \lambda \text{ autovalore di } ATA \}}$

Oss: ATA è simm semidef pos \Rightarrow autoval ≥ 0

Es: $A = \begin{pmatrix} 3 & -1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$;
 • $\|A\|_1 = \max \{ 3, 2 \} = 3$
 • $\|A\|_\infty = \max \{ 4, 1 \} = 4$

• $ATA = \begin{pmatrix} 9 & -3 \\ -3 & 2 \end{pmatrix}$ SDP; $\|A\|_2 = \sqrt{\max \{ \lambda_1, \lambda_2 \}}$.

• PROPRIETA' delle NORME INDOTTE: \mathbb{R}^n, N

(I) $\forall A \in \mathbb{R}^{n \times m}, v \in \mathbb{R}^m: N(Av) \leq \|A\|_N N(v)$

Es (per caso): dimostrare usando le def di norme indotta.

(II) $\forall A \in \mathbb{R}^{n \times m}: \|A\|_N = \max \{ N(Av), N(v) = 1 \}$

$\forall A \in \mathbb{R}^{n \times m}$ invert: $\|A^{-1}\|_N = \left(\min \{ N(Av), N(v) = 1 \} \right)^{-1}$

(III) $\forall A, B \in \mathbb{R}^{n \times m}: \|AB\|_N \leq \|A\|_N \|B\|_N$ (dim: no)

Oss: F_∞ non indotta: $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$

Oss: $\mathbb{R}^{n \times m}$ sp rett su \mathbb{R} di dim n^2 ;

N norma in $\mathbb{R}^n \Rightarrow f: \mathbb{R}^{n \times m} \rightarrow \mathbb{R}$ t.c. $f(M) = \|M\|_N$
 e' norma in $\mathbb{R}^{n \times m}$

(dim: f verifica le propr $N1, N2$ ed $N3$)

Es (norme in $\mathbb{R}^{n \times m}$): $M \in \mathbb{R}^{n \times m}$ di comp m_{ij} (\sim vettore di \mathbb{R}^{n^2} ...)

(1) $f_1: M \rightarrow \sum_{i,j} |m_{ij}|$

(2) $f_2: M \rightarrow \sqrt{\sum_{i,j} |m_{ij}|^2}$ (FROBENIUS)

(∞) $f_\infty: M \rightarrow \max \{ |m_{11}|, \dots, |m_{nn}| \}$

Oss: f_1, f_2 non sono indotte
 [\nexists norma in \mathbb{R}^n t.c. ...]:
 $f_1(I) = n; f_2(I) = \sqrt{n}$
 se fossero indotte sarebbe = 1.

• CONDIZIONAMENTO

dati: $A \in \mathbb{R}^{n \times m}$ invert, $b \in \mathbb{R}^n$

soluz: x^* t.c. $Ax^* = b$

dati perturbati: $A + \delta A \in \mathbb{R}^{n \times m}$ invert, $b + \delta b \in \mathbb{R}^n$

PERTURBAZIONE dei dati

soluz: \hat{x} t.c. $(A + \delta A)\hat{x} = b + \delta b$

Es: $A = \begin{bmatrix} 10 & 6 \\ -1 & 4 \end{bmatrix}, A + \delta A = \begin{bmatrix} 9 & 6,1 \\ -1 & 3,8 \end{bmatrix} \Rightarrow \delta A = \begin{bmatrix} -1 & 0,1 \\ 0 & -0,2 \end{bmatrix}$

$\left\{ \frac{N(Av)}{N(v)}, v \neq 0 \right\} = \left\{ N\left(A \frac{v}{N(v)}\right), v \neq 0 \right\} = \left\{ N(Av), \frac{N(v)=1}{\uparrow \text{chiuso e limitato in } \mathbb{R}^n} \right\}$
 \uparrow continuo $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$
 $\Rightarrow \exists \max \& \min \rightarrow \exists A$ invert:
 \downarrow
 $\equiv \|A\|_N = (\|A^{-1}\|_N)^{-1}$

Introduciamo le MISURE RELATIVE
delle perturbazioni e della variazione
della soluzioni:

$$\varepsilon_A = \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}$$

$$\varepsilon_b = \frac{\|\delta b\|}{\|b\|}$$

$$\varepsilon_d = \frac{\|\delta x\|}{\|x^*\|} = \frac{\|\hat{x} - x^*\|}{\|x^*\|}$$

• CASO 1: $\delta A = 0$, $b \neq 0$

Teo (condiz, I): $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, invert;

- $\forall b \begin{cases} \in \mathbb{R}^n \\ \neq 0 \end{cases}$, $\forall \delta b \in \mathbb{R}^n$: $\varepsilon_d \leq c(A) \varepsilon_b$
- $\exists b \begin{cases} \in \mathbb{R}^n \\ \neq 0 \end{cases}$, $\exists \delta b \in \mathbb{R}^n$: $\varepsilon_d = c(A) \varepsilon_b$

def (numero di condizionam): $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, invertibile;

$$c(A) = \|A\| \|A^{-1}\| \quad \text{NUMERO DI CONDIZIONAM di A}$$