

## 1 Lezione del 24-02-25

### 1.1 Introduzione al corso

Il corso di **calcolo numerico**, o come viene definito oggi *analisi numerica*, tratta lo studio degli algoritmi per problemi in campi continui (incognite in  $\mathbb{R}$ , siano queste numeri o funzioni, ecc...) o su grandi moli di dati.

Il programma del corso è così suddiviso:

1. Analisi dell'errore per funzioni scalari;
2. Richiami di algebra lineare (calcolo vettoriale e matriciale, ecc...);
3. Risoluzione di sistemi lineari, cioè forme  $Ax = b$ ;
4. Interpolazione e approssimazione di funzioni nel senso dei minimi quadrati;
5. Metodi per l'integrazione, cioè per forme  $\int_a^b f(x) dx$ ;
6. Equazioni non lineari, cioè ricerca dei punti  $g(x) = 0$  per  $g(x)$  non lineari;
7. Problemi agli autovalori, cioè date matrici  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , trovare  $(\lambda, x)$  tali che  $Ax = \lambda x$ .

#### 1.1.1 Matematica del continuo

Abbiamo detto che i valori trattati sono continui, che intendiamo per appartenenti ad  $\mathbb{R}$ . Un problema apparente dei numeri reali è che richiedono teoricamente un numero infinito di cifre per la loro rappresentazione. Si rende quindi necessaria un'approssimazione in modo da ovviare ai problemi:

- Rappresentare oggetti matematici con un numero infinito di parametri;
- Risolvere problemi che non hanno formule chiuse per la soluzione, ma richiedono approcci iterativi (discesa a gradiente, ecc...) e quindi che richiedono un'approssimazione data dall'impossibilità di effettuare infiniti passi.

#### 1.1.2 Errori

Avremo quindi bisogno di valutare degli **errori**, che saranno gli *errori di approssimazione* come riportata sopra, uniti agli *errori nei dati* già presenti nella nostra mole di dati.

Una domanda che potremo porci è come questi errori influiscono sul risultato che ci interessa. Una prima distinzione può essere fra algoritmi **instabili** e **stabili**, cioè che *amplificano* l'errore o lo mantengono costante. Una seconda distinzione può essere sul **condizionamento** del problema, cioè la tendenza del problema a reagire in maniera drastica a piccole variazioni delle condizioni iniziali.

### 1.1.3 Efficienza

Un'altra considerazione importante è quella dell'**efficienza** degli algoritmi, cioè il tempo che questi richiedono per convergere ad una soluzione valida (non ottima, in quanto abbiamo visto dobbiamo troncare il numero di passi nel caso di approcci iterativi, che altrimenti potrebbe tendere ad infinito). Questo viene stimato attraverso il *costo computazionale*, tenendo conto di una certa *accuratezza* che vogliamo stabilire.

## 1.2 Rappresentazione dei reali

Introduciamo la classe dei **numeri reali in virgola mobile**, atta a rappresentare numeri  $x \in \mathbb{R}$  usando parametri che stanno in  $\mathbb{N}$ , o al limite in  $\mathbb{Z}$ , in quanto abbiamo visto possiamo gestire numeri di questo tipo in modo esatto nei calcolatori.

### Teorema 1.1: Rappresentazione dei reali in virgola mobile

Fissata una base  $\beta > 1$ , con  $\beta \in \mathbb{N}$ , si può sempre trovare un esponente  $e \in \mathbb{Z}$  e una successione di cifre  $\{\alpha_j\}_{j=1,2,\dots}$  tali per cui:

$$x = \text{sgn}(x) \cdot \beta^e \cdot \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j \beta^{-j}$$

Osserviamo che scelte tipiche per  $\beta$  sono 10 (decimale), 2 (binario) e 16 (esadecimale).

Un problema di questa rappresentazione è che non è propriamente **unica**: ad esempio, potremo scrivere un'approssimazione di  $\pi$  come 3.14, o come  $0.314 \cdot 10$ , equivalentemente. Inoltre, possono esistere casi di numeri periodici, come  $2.\overline{9}$ , che sono effettivamente uguali ad altri (in questo caso 3).

Sfruttiamo allora il seguente teorema, dato senza dimostrazione:

### Teorema 1.2: Teorema di rappresentazione

Dati  $\beta \in \mathbb{N}, \beta > 1$  base e  $x \in \mathbb{R}, x \neq 0$ , allora esiste ed è unica la rappresentazione  $x = \text{sgn}(x) \cdot \beta^e \cdot \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j \beta^{-j}$  (dal Teorema 1.1) tale che:

- $\alpha_1 \neq 0$ ;
- $\exists k \in \mathbb{N} : \alpha_j = \beta - 1 \ \forall j > k$ .

Introducendo queste due limitazioni possiamo quindi ovviare al problema dell'unicità.

Diamo quindi alcune definizioni, riguardo alla rappresentazione appena vista:

### Definizione 1.1: Rappresentazione in virgola mobile normalizzata

L'unica rappresentazione che verifica il Teorema 1.2 si dice **rappresentazione in virgola mobile normalizzata**.

e riguardo alla successione  $\{\alpha_j\}$ :

### Definizione 1.2: Mantissa

Prende il nome di **mantissa** la serie  $\sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j \beta^{-j}$ .

Notiamo che vale:

$$\frac{1}{\beta} \leq \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j \beta^{-j} < 1$$

In quanto:

- Per il limite inferiore:

$$\sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j \beta^{-j} \geq \beta^{-1} = \frac{1}{\beta}$$

- Per il limite superiore:

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j \beta^{-j} &< (\beta - 1) \sum_{j=1}^{\infty} \beta^{-j} = (\beta - 1) \left( \frac{1}{1 - \beta^{-1}} - 1 \right) \\ &= (\beta - 1) \frac{\beta^{-1}}{1 - \beta^{-1}} = (\beta - 1) \frac{1}{\beta - 1} = 1 \end{aligned}$$

□

Vediamo che la mantissa non è effettivamente rappresentabile nella sua interezza in un calcolatore, in quanto richiederebbe un numero infinito di cifre. Si tronca quindi la mantissa, e si considera un range limitato per l'esponente. Si definisce quindi un sottinsieme:

### Definizione 1.3: Numeri di macchina

Dati:  $\beta \in \mathbb{N}$ ,  $m \in \mathbb{N}$ ,  $L, U \in \mathbb{Z}$  tali che  $L \leq U$ , si definisce  $F(\beta, m, L, U)$  come:

$$F = \{x \in \mathbb{R} : x = \text{sgn}(x) \cdot \beta^e \cdot \sum_{j=1}^m \alpha_j \beta^{-j}, L \leq e \leq U, \alpha_j = \{0, \dots, \beta-1\}, \alpha_1 \neq 0\} \cup \{0\}$$

detto **numero di macchina**.

L'inclusione dello zero è necessario in quanto questo non è compreso nel primo insieme dato.

Notiamo che l'insieme dei numeri di macchina non è equispaziato (ci sono più numeri vicino allo zero). Presi intervalli  $[\beta^{e-1}, \beta^e)$ , questi risulterebbero equispaziati se venissero considerati su una scala logaritmica base  $\beta$ . All'interno di questi intervalli, invece, si hanno effettivamente numeri equispaziati, con periodo  $\beta^e \cdot \beta^{-m} = \beta^{e-m}$ .

#### 1.2.1 Limiti inferiori e superiori

Potremmo chiederci quali sono i numeri **minimi** e **massimi** rappresentabili.

Osservando la definizione di  $F$  si ha che il numero più piccolo possibile è quello che si ha prendendo  $\beta = L$ , e  $\alpha_j = 0$  per ogni  $j > 1$ , e  $\alpha_1 = 1$ , quindi:

$$\beta^L \cdot 1 \cdot \beta^{-1} = \beta^{L-1}$$

Il numero più grande si ha invece prendendo  $\beta = U$  e  $\alpha_j = \beta - 1$ , e quindi:

$$\begin{aligned}\beta^U(\beta - 1) \sum_{j=1}^m \beta^{-j} &= \beta^U \left( \frac{1 - \beta^{-m-1}}{1 - \beta^{-1}} - 1 \right) (\beta - 1) \\ &= \beta^U \left( \frac{1 - \beta^{-m}}{\beta - 1} \right) (\beta - 1) = \beta^U (1 - \beta^{-m})\end{aligned}$$

Potremmo poi chiederci quanti numeri macchina esistono fissati  $\beta, m, L$  e  $U$ . Si hanno intanto due scelte di segno,  $(U - L + 1)$  scelte di esponenti e  $(\beta^m - \beta^{m-1})$  scelte di mantisse (tutti i numeri rappresentabili su  $m$  cifre base  $\beta$  meno quelli con prima cifra nulla) più lo zero, da cui:

$$2 \cdot (U - L + 1) \cdot (\beta^m - \beta^{m-1}) + 1$$

Le rappresentazioni più comuni dei numeri macchina sono definite dallo standard IEEE 754, che definisce:

Precisione	$\beta$	$m$	$L$	$U$	Dimensione
Singola	2	24	-126	127	4 byte (32 bit)
Doppia	2	53	-1022	1023	8 byte (64 bit)
Quadrupla	2	113	-16382	16383	16 byte (128 bit)

Casi particolari potrebbero richiedere precisioni più grandi o più lasche. Ultimamente, in particolare, si sono diffuse rappresentazioni a precisione più bassa (su 16 o addirittura 8 bit), in particolare nel campo delle reti neurali.

Il pacchetto MATLAB utilizza di default la precisione **doppia** come definita dallo standard IEEE 754.

### 1.3 Arrotondamento

Abbiamo visto come ci stiamo spostando dalla matematica esatta a una serie di approssimazioni. In generale, vorremo partire da un certo numero reale  $x \in \mathbb{R}$ , ma non appartenente all'insieme dei numeri macchina ( $x \notin F(\beta, m, L, U)$ ). L'obiettivo è quello di riportare  $x$  ad una sua *approssimazione* appartenente ad  $F(\beta, m, L, U)$ .

Esistono 3 possibili situazioni:

- $|x| > \beta^U (1 - \beta^{-m})$ , cioè  $x$  maggiore del massimo rappresentabile (**overflow**);
- $|x| < \beta^{L-1}$ , cioè  $x$  minore del minimo rappresentabile (**underflow**);
- $\beta^{L-1} \leq x \leq \beta^U (1 - \beta^{-m})$ . Se nei casi precedenti si poteva scegliere, rispettivamente, un  $M$  molto grande, o  $\infty$ , e 0, qui si può effettivamente procedere con l'arrotondamento.

#### Definizione 1.4: Arrotondamento

Un arrotondamento è una funzione  $RD : \mathbb{R} \rightarrow F(\beta, m, L, U)$ , con  $RD(x)$  uno dei numeri di macchina in  $F(\beta, m, L, U)$  "vicini" ad  $x$ .

Preso un certo reale  $x$ , avremo un numero di macchina a sinistra è uno a destra, cioè il primo più piccolo e il primo più grande. Possiamo allora definire i seguenti arrotondamenti:

- **Troncamento** (*round down*):

$$Tr(x) = \lfloor x \rfloor$$

- **Round-up:**

$$Ru(x) = \lceil x \rceil$$

- **Round-to-nearest:**

$$Rn(x) = \begin{cases} \lceil x \rceil, & \alpha_{m+1} \geq \frac{\beta}{2} \\ \lfloor x \rfloor, & \alpha_{m+1} < \frac{\beta}{2} \end{cases}$$

con  $\alpha_{m+1}$  la prima cifra che viene scartata dall'arrotondamento.

Notiamo poi che preso il troncamento:

$$Tr(x) = \text{sgn}(x)\beta^e \sum_{j=1}^m \alpha_j \beta^{-j}$$

il round up corrispondente sarà:

$$Ru(x) = \text{sgn}(x)\beta^e \left( \sum_{j=1}^m \alpha_j \beta^{-j} + \beta^{-m} \right)$$

### 1.3.1 Errore di arrotondamento

Valgono le disuguaglianze:

- $|Tr(x) - x| \leq \beta^{e-m}$
- $|Rn(x) - x| \leq \frac{\beta^{e-m}}{2}$ , che è il minimo errore possibile cioè:

$$|Rn(x) - x| = \min_{RD(x)} (RD(x) - x)$$

Per questo motivo da qui in poi assumeremo quindi di prendere sempre  $Rn(x)$ .

#### Definizione 1.5: Errori di arrotondamento

Definiamo:

- **Errore assoluto di arrotondamento:**  $x - Rn(x) = \sigma_x$
- **Errore relativo di arrotondamento:**  $\frac{x - Rn(x)}{x} = \epsilon_x$

La definizione di errore relativo è utile per avere un errore pressochè costante su tutta la retta dei reali. Si ha quindi che:

- Riguardo all'errore assoluto:

$$|\sigma_x| \leq \frac{\beta^{e-m}}{2}$$

- Riguardo all'errore relativo:

$$|\epsilon_x| \leq \frac{\beta^{e-m}}{2\beta^{e-1}} = \frac{1}{2}\beta^{1-m}$$

visto che  $|x| > \beta^{e-1}$ . Notiamo che questo errore non dipende dall'esponente  $e$ , che è quello che desideravamo.

Abbiamo quindi che l'insieme dei numeri in virgola mobile garantiscono un errore relativo limitato in modo uniforme, se non si incombe in overflow o underflow.

#### Definizione 1.6: Precisione

La quantità  $U = \beta^{1-m}$  viene detta **precisione di macchina** di una certa rappresentazione a virgola mobile.

Ad esempio, nella precisioni doppia e singola,  $U \approx 10^{-16}$  e  $U \approx 10^{-8}$ , che significa rispettivamente prime 15 o prime 7 cifre esatte.

### 1.3.2 Dettagli di implementazione

Prendiamo ad esempio la doppia precisione. Avremo:

- 1 bit di segno;
- 52 bit di mantissa (con 1 bit implicito impostato ad 1, per  $\alpha_1 = 1$ );
- 11 bit di esponente in rappresentazione con offset.

Riguardo agli altri formati si ha:

Precisione	Segno	Esponente	Mantissa	U
Singola	1	8	23	$\approx 10^{-8}$
Doppia	1	11	52	$\approx 10^{-16}$
Quadrupla	1	15	112	$\approx 10^{-34}$

### 1.4 Numeri sottonormalizzati

Vediamo una tecnica per la rappresentazione di numeri più piccoli di  $\beta^{L-1}$ , implementata nella maggior parte dei pacchetti software moderni (e nelle implementazioni degli standard a virgola mobile disponibili nei processori moderni). Si ha che se  $x \in [0, \beta^{L-1}]$ , allora si assume come prima cifra della mantissa 0, con esponente fisso ad  $L$ . Questo ci permette di rappresentare più numeri vicino allo zero.

Si avranno quindi numeri equispaziati fra 0 e  $\beta^{L-1}$  con distanza  $\beta^{L-m}$ . Inoltre, sui numeri sottonormalizzati si avrà un errore relativo non limitato da  $\frac{1}{2}\beta^{1-m}$ , ma che invece aumenta avvicinandosi a 0.

I numeri sottonormalizzati sono indicati da un **valore speciale dell'esponente**, cosa che accade anche per:

- I valori  $+\infty$  e  $-\infty$ ;
- I valori NaN (Not a Number) con relativi codici di errore in mantissa.

La presenza di questi valori rende necessaria l'approssimazione delle precisioni per i numeri in virgola mobile.

## 2 Lezione del 28-02-25

### 2.1 Operazioni sui numeri macchina

Abbiamo introdotto l'insieme dei numeri macchina. Vediamo adesso come eseguire **operazioni** fra elementi di questi insiemi.

Notiamo che, di base, dati  $x, y \in F(\beta, m, L, U)$ , non necessariamente  $x \circ y \in F(\beta, m, L, U)$  per le comuni operazioni aritmetiche  $+, -, \times, \div$ .

Quello che faremo è quindi approssimare tali operazioni, cioè dire:

- $x \oplus y = Rn(x + y)$
- $x \ominus y = Rn(x - y)$
- $x \otimes y = Rn(x \times y)$
- $x \oslash y = Rn(x \div y)$

Effetto di questa approssimazione è negare proprietà note dei reali, come ad esempio l'associativa:

$$(x \oplus y) \oplus z \neq x \oplus (y \oplus z)$$

$$(x \oplus y) \otimes z \neq x \oplus (y \otimes z)$$

Cioè, la valutazione di una formula con ordini diversi ma equivalenti in aritmetica esatta può portare a risultati differenti nell'insieme dei numeri di macchina.

#### 2.1.1 Errore nel calcolo di funzione

Sia  $f : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ , e si voglia calcolare  $f(P_0)$ , con  $P_0 = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_m^{(0)}) \in \mathbb{R}^m$ . Le operazioni aritmetiche  $+, -, \times, \div$  possono essere viste come funzioni di questo tipo. Ci interroghiamo quindi sulla fonte dell'errore nella loro valutazione:

1. Nel caso contenga funzioni irrazionali o trascendenti,  $f$  verrà approssimata con una funzione  $\bar{f}$  che coinvolge solo operazioni aritmetiche di base  $+, -, \times, \div$ ;
2.  $\bar{f}$  viene tradotta in un *algoritmo*  $\bar{f}_a$ , ovvero in una formula che coinvolge  $\oplus, \ominus, \otimes, \oslash \leftarrow +, -, \times, \div$ . La formula ottenuta finora viene detta **algoritmo**;
3. Potrebbe essere che  $P_0 \notin F(\beta, m, L, U)$ , e quindi viene approssimato a  $P_1 = Rn(P_0)$ .

Quindi, vogliamo  $f(P_0)$  ma possiamo solo approssimarla come  $\bar{f}_a(P_1)$ .

Ad esempio, poniamo di voler calcolare  $e^\pi$ . I passaggi nell'ordine appena visto saranno:

1. Approssimiamo l'esponenziale al secondo grado dello sviluppo di Taylor:

$$e^x \approx 1 + x + \frac{x^2}{2} = \bar{f}(x)$$

2. Si riporta la  $\bar{f}(x)$  a  $\bar{f}_a(x)$ :

$$1 \oplus (x \oplus ((x \otimes x) \oslash 2))$$

Indicheremo algoritmi di questo tipo anche attraverso **risultati intermedi**:

- $r_1 = x \cdot x$
- $r_2 = \frac{r_1}{2}$
- $r_3 = x + r_2$
- $r_4 = 1 + r_3$

con il risultato finale inteso come l'ultimo risultato intermedio. Un modo di visualizzare i risultati intermedi di un algoritmo può essere un albero:

$$\begin{array}{c}
 r_4 = 1 + r_3 \\
 | \\
 r_3 = x + r_2 \\
 | \\
 r_2 = \frac{r_1}{2} \\
 | \\
 r_1 = x \cdot x \\
 \swarrow \quad \searrow \\
 x \quad x
 \end{array}$$

dove la *radice* rappresenta il **risultato** e le *foglie* rappresentano le variabili della funzione.

3. Si approssima  $\pi$  al numero macchina più vicino:

$$Rn(\pi) = 3.1415 = P_1$$

Avremo quindi la formula finale:

$$1 \oplus (P_1 \oplus ((P_1 \otimes P_1) \odot 2))$$

Diamo quindi la definizione di **errore assoluto**:

#### Definizione 2.1: Errore assoluto

Data  $f : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ , un punto  $P_0 \in \mathbb{R}^m$  ed un algoritmo  $\bar{f}_a$ , l'errore assoluto è dato da:

$$\sigma_f = \bar{f}_a(P_1) - f(P_0), \quad P_1 = Rn(P_0)$$

e di errore relativo:

#### Definizione 2.2: Errore relativo

Date le ipotesi della definizione 2.1, l'errore relativo è dato da:

$$\epsilon_f = \frac{\bar{f}_a(P_1) - f(P_0)}{f(P_0)} = \frac{\sigma_f}{f(P_0)}$$



### 2.1.2 Errore di funzioni razionali

Assumiamo per adesso  $f$  **funzione razionale**, ovvero  $f$  si può definire con un numero di operazioni in  $+$ ,  $-$ ,  $\times$ ,  $\div$ . Assumere funzioni razionali ci permette di prendere  $f = \bar{f}$  e  $f_a = \bar{f}_a$  (non ci sono irrazionali da riportare ai razionali). Potremo allora dire:

$$\sigma_f = f_a(P_1) - f(P_0) = f_a(P_1) - f(P_1) + f(P_1) - f(P_0)$$

che possiamo dividere in:

$$\sigma_f = \sigma_a + \sigma_d, \quad \sigma_a = f_a(P_1) - f(P_1), \quad \sigma_d = f(P_1) - f(P_0)$$

che chiamiamo rispettivamente **errore assoluto algoritmico** e **errore assoluto inerente**.

Allo stesso modo possiamo definire l'**errore relativo**:

$$\begin{aligned} \epsilon_f &= \frac{\sigma_f}{f(P_0)} = \frac{f_a(P_1) - f(P_0)}{f(P_0)} = \frac{f_a(P_1) - f(P_1)}{f(P_0)} + \frac{f(P_1) - f(P_0)}{f(P_0)} \\ &= \frac{f_a(P_1) - f(P_1)}{f(P_1)} \cdot \frac{f(P_1)}{f(P_0)} + \frac{f(P_1) - f(P_0)}{f(P_0)} \end{aligned}$$

che si divide nuovamente in :

$$\epsilon_f = \epsilon_a + \epsilon_d, \quad \epsilon_a = \frac{f_a(P_1) - f(P_1)}{f(P_1)}, \quad \epsilon_d = \frac{f(P_1) - f(P_0)}{f(P_0)}$$

che chiamiamo rispettivamente **errore relativo algoritmico** e **errore relativo inerente**.

Questo viene da:

$$\epsilon_f = [\dots] = \frac{f_a(P_1) - f(P_1)}{f(P_1)} \cdot \frac{f(P_1)}{f(P_0)} + \frac{f(P_1) - f(P_0)}{f(P_0)}$$

si nota che  $\frac{f(P_1)}{f(P_0)} = 1 + \frac{f(P_1) - f(P_0)}{f(P_0)}$ , e quindi:

$$= \epsilon_a \cdot \left(1 + \frac{f(P_1) - f(P_0)}{f(P_0)}\right) + \epsilon_d = \epsilon_a(1 + \epsilon_d) + \epsilon_d = \epsilon_a + \epsilon_d + \epsilon_a\epsilon_d \approx \epsilon_a + \epsilon_d$$

assumendo  $\epsilon_a\epsilon_d \approx 0$ .

Ci interessa dare stime superiori per i valori assoluti di errori assoluti e relativi, come avevamo fatto per gli errori delle funzioni di arrotondamento da reali a numeri macchina. In generale, quindi, per limitare  $|\sigma_f|$  cercheremo disuguaglianze  $|\sigma_a| < \tau_1$ ,  $|\sigma_d| < \tau_2$ , da cui:

$$|\sigma_f| < \tau_1 + \tau_2$$

### 2.1.3 Stima dell'errore inerente

Avevamo quindi definito l'**errore assoluto inerente**:

$$\sigma_d = f(P_1) - f(P_0)$$

Sotto l'ipotesi  $f \in C^1(D)$  per  $D \subset \mathbb{R}^m$  che contiene  $P_0$ , si può usare lo sviluppo di Taylor di  $f$  in  $P_0$ , troncato al primo ordine:

$$f(P_1) - f(P_0) = f(P_0) + \nabla f(\bar{P})^T(P_1 - P_0) - f(P_0) = \nabla f(\bar{P})^T(P_1 - P_0)$$

$$= \sum_{j=1}^m \frac{\partial f}{\partial x_j}(\bar{P}) \cdot (x_j^{(1)} - x_j^{(0)}) \approx \sum_{j=1}^m \frac{\partial f}{\partial x_j} P_0 \cdot (x_j^{(1)} - x_j^{(0)})$$

dove  $\bar{P}$  è un punto che sta sul segmento  $\overline{P_1 P_0}$ . Da questo potremo dire:

$$\sigma_d = \sum_{j=1}^m \frac{\partial f}{\partial x_j} P_0 \cdot \sigma_j$$

dove  $\sigma_j = (x_j^{(1)} - x_j^{(0)})$  è l'**errore di arrotondamento** nella componente  $j$  di  $P_0$ , e  $\frac{\partial f}{\partial x_j} P_0$  viene detto **coefficiente di amplificazione**.

Per l'**errore relativo inerente**, che avevamo definito come:

$$\epsilon_d = \frac{f(P_1) - f(P_0)}{f(P_0)}$$

potremo fare considerazioni simili:

$$\epsilon_d = \frac{\sum_{j=1}^m \frac{\partial f}{\partial x_j}(P_0) \cdot \sigma_j}{f(P_0)} = \sum_{j=1}^m \frac{x_j^{(1)} - x_j^{(0)}}{x_j^{(0)}} \cdot \frac{\partial f}{\partial x_j}(P_0) \cdot \frac{x_j^{(0)}}{f(P_0)}$$

dove  $\epsilon_j = \frac{x_j^{(1)} - x_j^{(0)}}{x_j^{(0)}}$  sarà l'**errore di arrotondamento relativo** nella componente  $j$  di  $P_0$  e

$P_j = \frac{\partial f}{\partial x_j}(P_0) \cdot \frac{x_j^{(0)}}{f(P_0)}$  viene detto **coefficiente di amplificazione dell'errore relativo**.

La formula finale sarà quindi:

$$\epsilon_d = \sum_{j=1}^m \epsilon_j P_j$$

I problemi in cui si devono calcolare  $f$  i cui coefficienti di amplificazione degli errori relativi sono grandi in modulo (o ce n'è almeno uno sufficientemente grande) si dicono **malcondizionati**. Viceversa, se  $|P_j|$  è vicino a 1 per ogni  $j$  il problema si dice **ben condizionato**, cioè che  $\epsilon_d$  è di un ordine di grandezza comparabile a  $\max(\epsilon_i)$

Notiamo inoltre che il condizionamento di un problema dipende solamente dalla sua struttura matematica.

## 2.1.4 Errori inerenti delle operazioni aritmetiche

Vediamo gli errori inerenti associati alle 4 operazioni aritmetiche  $+$ ,  $-$ ,  $\times$ ,  $\div$ :

Operazione	$\sigma_d$	$\epsilon_d$
$x \oplus y$	$\sigma_x + \sigma_y$	$\frac{x}{x+y} \epsilon_x + \frac{y}{x+y} \epsilon_y$
$x \ominus y$	$\sigma_x - \sigma_y$	$\frac{x}{x-y} \epsilon_x - \frac{y}{x-y} \epsilon_y$
$x \otimes y$	$y \sigma_x + x \sigma_y$	$\epsilon_x + \epsilon_y$
$x \oslash y$	$\frac{1}{y} \sigma_x - \frac{x}{y^2} \sigma_y$	$\epsilon_x - \epsilon_y$

Notiamo come somme e sottrazioni non amplificano gli errori totali, mentre prodotti e divisioni non amplificano gli errori relativi (riguardo agli errori inerenti). Questo significa che somme e sottrazioni possono avere errori relativi grandi quando  $|x + y| \ll \min\{|x|, |y|\}$ . Questo effetto viene detto **cancellazione numerica**.

### 2.1.5 Stima dell'errore algoritmico

Avevamo definito un algoritmo  $f_a(x)$  di cui vogliamo stimare l'errore algoritmico assoluto  $\sigma_a = f_a(P_1) - f(P_1)$ . Assumiamo  $P_1 = Rn(P_0) \in F(\beta, m, L, U)$ , cioè gli operandi come privi di errori iniziali di arrotondamento.

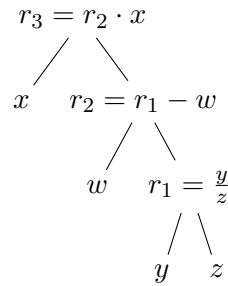
L'idea è di seguire l'errore generato dall'algoritmo sul grafo (o albero) che lo rappresenta sfruttando le relazioni per l'errore inerente nelle 4 operazioni aritmetiche. Prendiamo ad esempio la funzione:

$$f(x, y, z, w) = x \cdot \left( \frac{y}{z} - w \right)$$

Avremo i risultati intermedi:

- $r_1 = \frac{y}{z}$
- $r_2 = r_1 - w$
- $r_3 = r_2 \cdot x$

Di cui riportiamo il grafo:



dove  $\epsilon_3$ ,  $\epsilon_2$  e  $\epsilon_1$  saranno termini associati ad ogni risultato intermedio che rappresenteranno gli errori di troncamento dei risultati intermedi stessi, e  $\epsilon_{r3}$ ,  $\epsilon_{r2}$  e  $\epsilon_{r1}$  rappresenteranno gli errori inerenti delle singole operazioni per il calcolo dei risultati intermedi.

Partiamo dalla radice per valutare gli errori:

$$\begin{aligned}
 \epsilon_d &= \epsilon_{r3} = \epsilon_3 + \epsilon_x + \epsilon_{r2} = \epsilon_3 + \epsilon_{r2} \\
 &= \epsilon_3 + \epsilon_2 + \frac{-zw}{y - zw} \cdot \epsilon_w + \frac{y}{y - zw} \cdot \epsilon_{r1} = \epsilon_3 + \epsilon_2 + \frac{y}{y - zw} \cdot \epsilon_{r1} \\
 &= \epsilon_3 + \epsilon_2 + \frac{y}{y - zw} (\epsilon_1 + \epsilon_y - \epsilon_z) = \epsilon_3 + \epsilon_2 + \frac{y}{y - zw} \cdot \epsilon_1 = \epsilon_a
 \end{aligned}$$

Dove abbiamo ignorato i termini di errore relativo  $\epsilon_i$  legati ad ogni variabile (come avevamo detto sopra, gli operandi sono considerati come privi di errore di arrotondamento). Per la stima di  $\epsilon_3$ ,  $\epsilon_2$  e  $\epsilon_1$ , vale  $\epsilon_i \leq U$  precisione macchina. Nel caso di errori assoluti vale  $|\sigma_i| \leq U \cdot \max(x_i)$  considerata ogni variabile  $x_i$ .

Chiaramente, diversi algoritmi equivalenti in aritmetica esatta potranno avere errori algoritmici diversi fatte tutte le approssimazioni.

Prendiamo ad esempio la funzione  $f(x, y) = x^2 - y^2$ . Potremmo adottare due algoritmi:

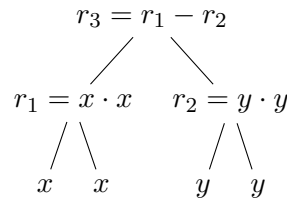
1. Si prendono i risultati intermedi:

$$r_1 = x \cdot x$$

$$r_2 = y \cdot y$$

$$r_3 = x - y$$

Da cui il grafo:



Questo approccio potrebbe risultare il più intuitivo: dalla stima dell'errore si ha:

$$\begin{aligned} \epsilon_{r_3} &= \epsilon_1 + \frac{x^2}{x^2 - y^2} \epsilon_{r_1} - \frac{y^2}{x^2 - y^2} \epsilon_{r_2} = \epsilon_1 + \frac{x^2}{x^2 - y^2} (\epsilon_1 + \epsilon_x + \epsilon_x) - \frac{y^2}{x^2 - y^2} (\epsilon_2 + \epsilon_y + \epsilon_y) \\ &= \epsilon_1 + \frac{x^2}{x^2 - y^2} \epsilon_1 - \frac{y^2}{x^2 - y^2} \epsilon_2 \end{aligned}$$

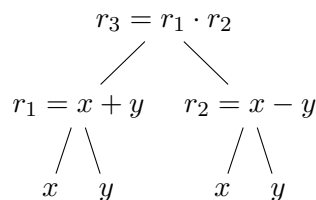
2. Un altro approccio è quello di prendere i risultati intermedi:

$$r_1 = x + y$$

$$r_2 = x - y$$

$$r_3 = r_1 \cdot r_2$$

Da cui il grafo:



Vediamo la stima dell'errore:

$$\begin{aligned} \epsilon_{r_3} &= \epsilon_3 + \epsilon_{r_1} + \epsilon_{r_2} = \epsilon_3 + \epsilon_1 + \frac{x}{x + y} \epsilon_x + \frac{y}{x + y} \epsilon_y + \epsilon_2 + \frac{x}{x - y} \epsilon_x - \frac{y}{x - y} \epsilon_y \\ &= \epsilon_3 + \epsilon_1 + \epsilon_2 \end{aligned}$$

Notiamo che la stima dell'errore del secondo approccio è più conveniente, in quanto più strettamente limitata al di sotto di un valore fisso:  $\epsilon_1 + \epsilon_2 + \epsilon_3 = 3U$ , contro il  $\left(1 + \left|\frac{x^2 + y^2}{x^2 - y^2}\right|\right) U$  del primo approccio.

Abbiamo visto quindi tenciche per la stima di  $\epsilon_a$  e  $\epsilon_d$  ( $\sigma_a$  e  $\sigma_d$ ), che ci permettono di calcolare  $|\epsilon_f| \leq |\epsilon_a| + |\epsilon_d|$  ( $|\sigma_f| \leq |\sigma_a| + |\sigma_d|$ ).

### 2.1.6 Problema diretto

Un problema classico sarà quello di, data  $f$ , un algoritmo risolutivo  $f_a$  e una stima degli errori  $d_{x_i}$ , di stimare  $\sigma_f$  per  $P_0 \in D \subset \mathbb{R}^m$ .

Ad esempio, prendiamo la funzione:

$$f : D \rightarrow \mathbb{R}, \quad f(x_1, x_2) = \frac{x_1}{x_2}, \quad D = [1, 3] \times [4, 5]$$

Diamo una stima dell'errore di arrotondamento delle variabili:

$$|\sigma_{x_i}| \leq \frac{1}{2} \cdot 10^{-2}$$

- Iniziamo con la stima dell'errore inerente. Si ha, dall'errore assoluto inerente della divisione:

$$\sigma_d = \frac{1}{x_2} \sigma_{x_1} - \frac{x_1}{x_2^2} \sigma_{x_2}$$

Quello che ci interessa è dare stime superiori, quindi prendiamo i due valori:

$$\left| \frac{1}{x_2} \right| \approx \frac{1}{4}, \quad \left| \frac{x_1}{x_2^2} \right| \approx \frac{7}{16}$$

Dai valori massimi che si possono ottenere sul dominio  $D$ , da cui:

$$|\sigma_d| \leq \frac{1}{4} \cdot \frac{1}{2} \cdot 10^{-2} + \frac{7}{16} \cdot \frac{1}{2} \cdot 10^{-2} = \left( \frac{1}{8} + \frac{7}{32} \right) \cdot 10^{-2} = \frac{7}{32} \cdot 10^{-2}$$

- Vediamo quindi la stima dell'errore algoritmico. L'albero dell'algoritmo sarà banalmente:

$$\begin{array}{c} r_1 = \frac{x_1}{x_2} \\ / \quad \backslash \\ x_1 \quad x_2 \end{array}$$

da cui posto  $\sigma_{x_i} = 0$  resterà solo l'errore di arrotondamento assoluto  $\sigma_1$ :

$$|\sigma_a| = \sigma_1 = U \cdot \max \left( \frac{x_1}{x_2} \right) = \frac{3}{4} \cdot \frac{1}{2} \cdot 10^{-2} = \frac{3}{8} \cdot 10^{-2}$$

Otteniamo quindi l'errore totale come la somma dell'errore algoritmico e dell'errore inerente, cioè:

$$|\sigma_f| = |\sigma_a| + |\sigma_d| = \left( \frac{7}{32} + \frac{3}{8} \right) \cdot 10^{-2} = \frac{19}{32} \cdot 10^{-2}$$

### 2.1.7 Problema inverso

Il problema inverso potrebbe essere quello di, dato  $\tau > 0$ ,  $f$  e un punto  $P_0 \in \mathbb{R}^n$ , determinare un algoritmo ed un valore di precisione macchina  $U$  tali per cui  $|\sigma_f| < \tau$ .

Prendiamo ad esempio il problema considerato prima, ma sul dominio:

$$D = [1, 2] \times [-2, -1]$$

e cerchiamo una precisione macchina  $U$  tale per cui l'errore assoluto  $\sigma_f$  è limitato a  $\tau = 10^{-2}$ , cioè:

$$|\sigma_f| \leq 10^{-2}$$

- Iniziamo di nuovo con la stima dell'errore inerente. Dagli stessi errori inerenti considerati prima si hanno le stime:

$$\left| \frac{1}{x_2} \right| \approx 1, \quad \left| \frac{x_1}{x_2^2} \right| \approx 2$$

Dai valori massimi che si possono ottenere sul dominio  $D$ , da cui:

$$|\sigma_d| \leq U + 2U = 3U$$

- Vediamo quindi la stima dell'errore algoritmico, che prendendo il valore massimo della funzione in maniera analoga a prima sarà:

$$|\sigma_a| = \sigma_1 = U \cdot \max \left( \frac{x_1}{x_2} \right) = 2U$$

L'errore totale sarà quindi:  $|\sigma_f| = |\sigma_a| + |\sigma_d| = 3U + 2U = 5U$

Imponiamo quindi la disuguaglianza iniziale, cioè:

$$|\sigma_f| = 5U \leq 10^{-2} \implies U \leq \frac{1}{5} \cdot 10^{-2}$$

### 3 Lezione del 03-03-25

#### 3.1 Riassunto sulla stima dell'errore

Riassumiamo quindi le regole viste per la stima dell'errore su funzioni razionali. Avevamo dato la definizione di errore **assoluto**  $\sigma_f$  e errore **relativo**  $\epsilon_f$ , entrambi composti da due fattori denominati errore **algoritmico** e errore **inerente**, con pedici rispettivamente  $a$  e  $d$ .

- Riguardo all'errore **inerente assoluto** avevamo preso su un dominio  $D$  la stime:

$$|\sigma_d| \leq \sum_{j=1}^m A_j \cdot |\sigma_j|$$

con  $|\sigma_j|$  **errore di arrotondamento** e  $A_j$  **coefficiente di amplificazione**:

$$A_j = \max_{P \in D} \left( \frac{\partial f}{\partial x_j}(P) \right)$$

Per l'errore di arrotondamento avevamo visto potevamo prendere:

$$|\sigma_j| \leq U \cdot |x_j|$$

con  $U$  precisione macchina.

- Riguardo all'errore **inerente relativo** avevamo invece preso:

$$|\epsilon_d| \leq \sum_{j=1}^m \bar{A}_j \cdot |\epsilon_j|$$

con  $|\epsilon_j|$  **errore di arrotondamento relativo** e  $\overline{\sigma_j}$  **coefficiente di amplificazione relativo**:

$$\overline{A_j} = \max_{P \in D} \left( \frac{x_j \cdot \frac{\partial f}{\partial x_j}(P)}{f(P)} \right)$$

Per l'errore di arrotondamento relativo potevamo quindi prendere:

$$|\epsilon_j| \leq U$$

Vediamo come ultimo esempio il calcolo dell'errore relativo  $|\epsilon_f|$  per la funzione:

$$f(x_1, x_2) = (x_1 + 1)x_1 + x_2$$

- Iniziamo con il calcolo dell'errore inerente, senza fare assunzioni su  $\epsilon_{x_i}$ :

$$|\epsilon_d| \leq \frac{x_1 \cdot \frac{\partial f}{\partial x_1}(x_1, x_2)}{f(x_1, x_2)} \epsilon_{x_1} + \frac{x_2 \cdot \frac{\partial f}{\partial x_2}(x_1, x_2)}{f(x_1, x_2)} \epsilon_{x_2} = \frac{x_1(2x_1 + 1)}{(x_1 + 1)x_1 + x_2} \epsilon_{x_1} + \frac{x_2}{(x_1 + 1)x_1 + x_2} \epsilon_{x_2}$$

- Calcoliamo poi l'errore algoritmico dell'algoritmo:

$$\begin{array}{c} r_3 = r_2 + x_2 \\ \swarrow \quad \searrow \\ r_2 = r_1 x_1 \quad x_2 \\ \swarrow \quad \searrow \\ r_1 = x_1 + 1 \quad x_1 \\ \swarrow \quad \searrow \\ x_1 \quad 1 \end{array}$$

da cui:

$$\begin{aligned} |\epsilon_a| &\leq \epsilon_3 + \frac{(x_1 + 1)x_1}{(x_1 + 1)x_1 + x_2} \epsilon_{r_2} + \frac{x_2}{(x_1 + 1)x_1 + x_2} \epsilon_{x_2} = \epsilon_3 + \frac{(x_1 + 1)x_1}{(x_1 + 1)x_1 + x_2} (\epsilon_2 + \epsilon_{r_1} + \epsilon_{x_1}) \\ &= \epsilon_3 + \frac{(x_1 + 1)x_1}{(x_1 + 1)x_1 + x_2} (\epsilon_2 + \epsilon_1 + \frac{x_1}{x_1 + 1} \epsilon_{x_1} + \frac{1}{x_1 + 1} \cdot 0) = \epsilon_3 + \frac{(x_1 + 1)x_1}{(x_1 + 1)x_1 + x_2} (\epsilon_2 + \epsilon_1) \end{aligned}$$

Abbiamo quindi l'errore complessivo:

$$|\epsilon_f| \leq |\epsilon_a| + |\epsilon_d| = \epsilon_3 + \frac{(x_1 + 1)x_1}{(x_1 + 1)x_1 + x_2} (\epsilon_2 + \epsilon_1) + \frac{x_1(2x_1 + 1)}{(x_1 + 1)x_1 + x_2} \epsilon_{x_1} + \frac{x_2}{(x_1 + 1)x_1 + x_2} \epsilon_{x_2}$$

### 3.2 Errori di funzioni non razionali

Abbiamo finora trascurato il caso di funzioni non razionali. Prendiamo ad esempio di voler calcolare l'errore su funzioni come  $e^{\cos(x+y)}$ . In questo caso sarà necessario usare un'approssimazione razionale di  $f$  che chiamiamo  $\bar{f}$ , che poi porteremo a  $\bar{f}_a$  che usa operazioni macchina detta **algoritmo**. In questo caso l'errore sarà dato dall'*errore inerente*, dall'*errore algoritmico* e dall'**errore analitico**  $\sigma_{an}$  della funzione, cioè potremo dire:

$$\bar{f}_a(P_1) - f(P_0) = \bar{f}_a(P_1) - \bar{f}(P_1) + \bar{f}(P_1) - f(P_1) + f(P_1) - f(P_0) = \sigma_a + \sigma_{an} + \sigma_d$$

L'errore inerente sarà calcolato sulla  $f$  originale, mentre l'errore analitico sarà calcolato con la nuova  $\bar{f}$ , e in particolare dipenderà dall'approssimazione razionale che usiamo.

Vediamo per adesso approssimazioni polinomiali attraverso la **formula di Taylor**. Nel caso scalare si ha:

### Teorema 3.1: Formula di Taylor

Data  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $f \in C^1$ , allora dato  $x_0 \in \mathbb{R}$  si ha:

$$f(x) = \sum_{n=0}^k \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!} \cdot (x - x_0)^n + \frac{f^{(k+1)}(\eta)}{(k+1)!} (x - x_0)^{k+1}$$

Dove:

$$\epsilon_l = \frac{f^{(k+1)}(\eta)}{(k+1)!} (x - x_0)^{k+1}$$

rappresenta l'**errore di Lagrange** al  $k$ -esimo grado, con  $\eta \in [x_0, x]$  il punto di massimo della  $k+1$ -esima derivata di  $f$ .

In questo caso:

$$\bar{f}(x) = \sum_{n=0}^k \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!} \cdot (x - x_0)^n$$

cioè la serie di Taylor troncata al  $k$ -esimo grado sarà una buona approssimazione per  $f$ , e l'errore analitico sarà dato da:

$$\sigma_{an} = R(x) = f(x) - T(x, k, x_0)$$

con  $R(x)$  il resto fra lo sviluppo di Taylor troncato  $T(x, k)$  e la funzione stessa  $f(x)$ . In questo caso fissato  $k$  si potrà dare una stima di errore direttamente dall'errore di Lagrange, cioè:

$$R(x) = f(x) - T(x, k, x_0) = \frac{f^{(k+1)}(\eta)}{(k+1)!} (x - x_0)^{k+1}$$

e più in particolare, sfruttando il limite superiore dato da:

$$R(x) \leq \epsilon_l = \frac{\max_{[x_0, x]} (f^{(k+1)})}{(k+1)!} (x - x_0)^{k+1} = \frac{M}{(k+1)!} (x - x_0)^{k+1}$$

### 3.2.1 Approssimazione dell'esponenziale

Prendiamo di volere calcolare l'errore dato dall'approssimazione dell'esponenziale al  $k$ -esimo grado su un intervallo comprensivo di  $x_0 = 0$ , che chiamiamo  $D = [-l, u]$ . Avremo quindi l'approssimazione:

$$e^x = T(x, k, 0) = \sum_{n=0}^k \frac{(x - x_0)^n}{n!}$$

e la funzione resto:

$$R(x) = e^x - T(x, k, 0) = \frac{f^{(k+1)}(\eta)}{(k+1)!} x^{k+1}$$



prendiamo quindi la stima superiore di  $f^{(k+1)}(\eta)$  su  $\eta \in D$  (il caso peggiore sarà quello in cui valutiamo  $x$  sull'estremo superiore  $u$ ):

$$f^{(k+1)}(\eta) \leq \max_{\eta \in [0, u]} f^{(k+1)}(\eta) = e^u$$

da cui:

$$R(x) \leq \frac{e^u x^{k+1}}{(k+1)!}$$

Stimiamo allora l'errore analitico relativo come:

$$|\epsilon_{an}| = \frac{R(x)}{f(x)} \leq \frac{\max_{[-l, u]} \left| \frac{e^u x^{k+1}}{(k+1)!} \right|}{\min_{[-l, u]} e^x} = \frac{e^{u-l} u^{k+1}}{(k+1)!}$$

### 3.2.2 Note sull'implementazione dell'esponenziale

Vediamo alcuni dettagli sull'implementazione pratica di un'approssimazione dell'esponenziale nel linguaggio MATLAB/Octave. Il primo modo che potrebbe venire in mente prevede di mantenere un numeratore e un denominatore:

```
1 function val = myexp1(x, n)
2     num = 1;
3     den = 1;
4
5     val = 1;
6
7     for i = 1:n
8         num = num * x;
9         den = den * i;
10
11         val = val + num / den;
12     end
13 end
```

Notiamo però che questo approccio presenta notevole instabilità numerica con grandi valori di  $k$ , ad esempio si veda:

```
1 >> myexp(20, 500)
2 ans =
3 NaN
```

Questo deriva dal fatto che per grandi valori di  $k$  si ottiene eventualmente  $\text{num} = \text{Inf}$  e  $\text{den} = \text{Inf}$ , da cui il **NaN**. Un'approccio migliore si ha quindi mantenendo direttamente il termine e accumulandolo:

```
1 function acc = myexp2(x, n)
2     term = 1;
3     acc = 1;
4
5     for i = 1:n
6         term = term * x / i;
7         acc = acc + term;
8     end
9 end
```

Notiamo però che in questo caso si hanno problemi di cancellazione per argomenti negativi, ad esempio si veda:

```

1 >> myexp(-30, 500)
2 ans =
3 -3.0668e-05

```

In questo caso si ha più accuratezza imponendo argomenti positivi, ad esempio sfruttando:

$$e^{-x} = \frac{1}{e^x}$$

Si veda ad esempio:

```

1 >> 1/myexp(30, 500)
2 ans =
3 9.3576e-14

```

Modifichiamo quindi la funzione per rilevare automaticamente esponenti negativi e adottare la forma corretta:

```

1 function acc = myexp3(x, n)
2     neg = false;
3     if x < 0
4         neg = true;
5         x = -x;
6     end
7
8     term = 1;
9     acc = 1;
10
11    for i = 1:n
12        term = term * x / i;
13        acc = acc + term;
14    end
15
16    if neg
17        acc = 1 / acc;
18    end
19 end

```

Provando questa funzione su un range di interi da  $-30$  a  $30$ , con la serie di Taylor troncata a  $500$ , dà un errore massimo rispetto al valore reale di circa  $10^{-16} \sim 10^{-17}$ .

Veniamo quindi a fare alcuni richiami di algebra lineare. Nella maggior parte dei casi che ci interessano vorremo trattare non di scalari, ma di quantità vettoriali, ad esempio  $x \in \mathbb{C}^n$ , con  $n > 1$ .

### 3.3 Matrici complesse

Ci saranno utili le matrici perchè rappresentano direttamente tutte le **funzioni lineari**. Ad esempio, posta  $f: \mathbb{C}^n \rightarrow \mathbb{C}^m$  tale che:

- $f(x + y) = f(x) + f(y)$  (addittività);
- $f(\lambda x) = \lambda f(x)$  (omogeneità)

detta *funzione lineare* allora  $\exists! A \in \mathbb{C}^{m \times n}$  tale che  $f(x) = Ax, \forall x \in \mathbb{C}^n$ .

Nel corso useremo sia matrici in  $\mathbb{R}$  che matrici in  $\mathbb{C}$ , dove l'appartenenza a ciascuno di questi campi dipende dalla appartenenza di essi delle **entrate**  $A_{ij}$  della matrice. In ogni caso, una matrice reale non sarà che un caso particolare delle matrici complesse.

Si danno poi per scontate le definizioni di matrici:

- *Quadrate* ( $n = m$ );
- *Rettangolari* ( $n \neq m$ );
- *Diagonali* (elementi nulli fuori dalla diagonale);
- *Triangolari superiori/inferiori* (elementi nulli sotto/sopra la diagonale)

### 3.3.1 Trasposta coniugata

Definiamo infine la **trasposta coniugata** di una certa matrice, generalizzata al campo complesso dalla **matrice hermitiana**:

#### Definizione 3.1: Trasposta coniugata

Data una matrice  $A \in \mathbb{C}^{n \times m}$ , la trasposta coniugata  $A^T$  sarà:

$$(A^T)_{ij} = A_{ji}$$

e la matrice hermitiana  $A^H$  sarà:

$$(A^H)_{ij} = \overline{A_{ji}}$$

## 3.4 Algebra vettoriale

Diamo alcune nozioni riguardo alle operazioni fra vettori.

### 3.4.1 Prodotto scalare

Diamo la definizione di prodotto scalare, generalizzato al campo complesso dal **prodotto hermitiano** (entrambi *prodotti interni*):

#### Definizione 3.2: Prodotto interno

Definiamo il prodotto interno fra due vettori  $x, y \in \mathbb{C}^n$  come:

$$\langle x, y \rangle = \sum_{j=1}^n x_j \overline{y_j}$$

dove  $\overline{y_j}$  rappresenta il **coniugato** di  $y_j$ , che chiaramente in  $\mathbb{R}$  si riduce a  $y_j$  stesso e quindi:

$$\langle x, y \rangle = \sum_{j=1}^n x_j y_j, \quad x, y \in \mathbb{R}^n$$

### 3.4.2 Indipendenza lineare

Diamo la definizione di indipendenza lineare:

#### Definizione 3.3:

Un insieme di vettori  $\{x_1, \dots, x_s\}$  si dice linearmente indipendente se:

$$x_1 + \dots + x_s = 0 \Leftrightarrow x_1, \dots, x_s = 0$$

Possiamo sfruttare l'indipendenza lineare per definire **basi**:

#### Definizione 3.4: Base

Se  $s = n$  l'insieme  $\{x_1, \dots, x_s\}$  si dice **base** di  $\mathbb{C}^n$ .

Questo significa che  $\forall y \in \mathbb{C}^n, \exists! \{c_1, \dots, c_s\}$  tali che  $y = \sum_{j=1}^n c_j x_j$ , cioè combinazioni lineari dei vettori di base individuano qualsiasi vettore nello spazio  $\mathbb{C}^n$ .

### 3.5 Operazioni fra matrici

Date due matrici  $A$  e  $B$  con lo stesso numero di righe e colonne si possono definire le operazioni:

- **Somma:**  $A, B, C \in \mathbb{C}^{m \times n}, A + B = C, c_{ij} = a_{ij} + b_{ij}$ ;
- **Prodotto:**  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}, B \in \mathbb{C}^{n \times p}, C \in \mathbb{C}^{m \times p}, A \cdot B = C, c_{ij} = \sum_{h=1}^n a_{ih} b_{hj}$  sia in reali che in complessi.

#### 3.5.1 Considerazioni computazionali sulle operazioni matriciali

Dal punto di vista computazionale, è immediato che il prodotto scalare ha complessità  $O(n)$ , la somma matriciale ha complessità  $O(m \cdot n)$ .

Per la moltiplicazione matriciale, poste:

$$A \in \mathbb{C}^{m \times n}, \quad B \in \mathbb{C}^{n \times p} \implies A \cdot B = C \in \mathbb{C}^{m \times p}$$

si ha che la complessità è  $O(m \cdot n \cdot p)$ .

L'ultimo risultato dipende dal fatto che la moltiplicazione richiede di effettuare effettivamente  $m \cdot p$  prodotti scalari, e  $n$  è la lunghezza di uno di questi prodotti scalari, cioè il numero di colonne di  $A$  o di righe di  $B$  (che sappiamo essere uguali perché la moltiplicazione sia possibile in primo luogo).

Questo significa che per matrici quadrate si ha generalmente complessità  $O(n^3)$  (anche se esistono algoritmi che si avvicinano al bound inferiore di  $O(n^2)$ ).

## 4 Lezione del 07-03-25

Proseguiamo i richiami di algebra lineare.

### 4.0.1 Approfondimento sulle prestazioni delle operazioni matriciali

Usiamo MATLAB per studiare il tempo di computazione richiesto per effettuare alcune delle operazioni che abbiamo visto.

- Potremmo iniziare con il **prodotto scalare**. Avevamo detto che la complessità era  $O(n)$ . Scriviamo allora uno script per valutare, in scala logaritmica, il prodotto scalare fra vettori di dimensioni crescenti:

```
1 function n = time_scalar(num, base, mul)
2     if nargin < 3
3         mul = 100;
4     end
5     if nargin < 2
6         base = 2;
```

```

7   end
8
9   n = zeros(num, 1);
10  for i = 1:num
11      n(i) = base^(i - 1) * mul;
12  end
13
14  times = zeros(num, 1);
15
16  for i = 1:num
17      A = randn(1, n(i));
18      B = randn(n(i), 1);
19      tic;
20      C = A * B;
21      times(i) = toc;
22  end
23
24  loglog(n, times);
25  xlabel('Size');
26  ylabel('Computation Time (s)');
27 end

```

Un esempio di esecuzione potrebbe allora essere:

```

1 >> n = time_scalar(20);
2 >> hold on;
3 >> loglog(n, n * 10^-9);
4 >> hold off;

```

dove si è cercato di fare il *fitting* della curva ottenuta con la funzione  $y = x$  (dove la variabile è chiaramente  $n$ , e si è aggiunta una costante moltiplicativa  $k$  per avvicinarci di più al grafico originale). Il grafico ottenuto è quindi:



Vediamo dal grafico che le prestazioni sono effettivamente vicine a quelle previste dalla complessità computazionale, se non per errori dati all'overhead di inizializzazione del timer `tic` e `toc` di MATLAB (lato sinistro del grafico) e della velocità generale molto elevata delle operazioni, che rende più visibile il rumore dato dallo scheduling della CPU e altri fattori di basso livello.

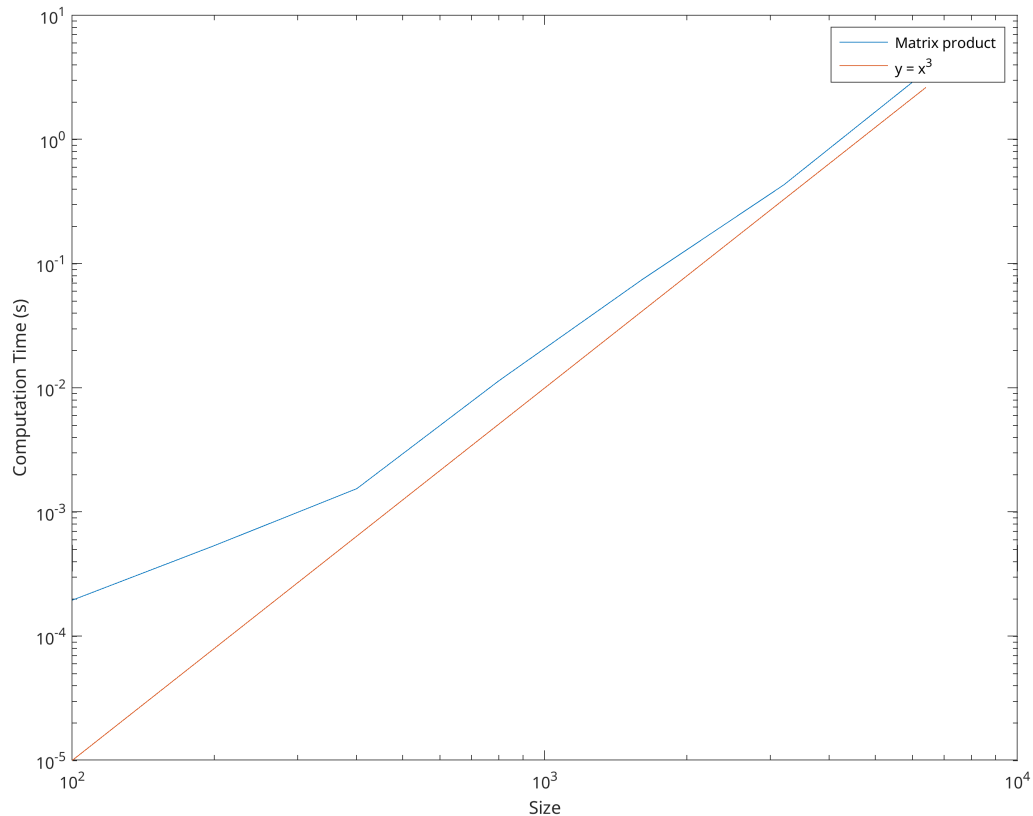
- Vediamo allora l'andamento del **prodotto fra matrici**. Lo script MATLAB è praticamente identico al precedente:

```
1 function n = time_matrix(num, base, mul)
2     if nargin < 3
3         mul = 100;
4     end
5     if nargin < 2
6         base = 2;
7     end
8
9     n = zeros(num, 1);
10    for i = 1:num
11        n(i) = base^(i - 1) * mul;
12    end
13
14    times = zeros(num, 1);
15
16    for i = 1:num
17        A = randn(n(i));
18        B = randn(n(i));
19        tic;
20        C = A * B;
21        times(i) = toc;
22    end
23
24    loglog(n, times);
25    xlabel('Size');
26    ylabel('Computation Time (s)');
27 end
```

che eseguito come:

```
1 >> n = time_matrix(7);
2 >> hold on;
3 >> loglog(n, n.^3 * 10^-11);
4 >> hold off;
```

ci restituisce il grafico:



che notiamo è già più vicino del prodotto scalare (a causa del tempo di esecuzione maggiore richiesto, che "maschera" bene gli effetti a basso livello della CPU).

#### 4.1 Proprietà del prodotto matriciale

Abbiamo che in genere il prodotto fra matrici non è **commutativo**, cioè:

$$AB \neq BA$$

di contro, vale l'**associativa**:

$$(A \cdot B) \cdot C = A \cdot (B \cdot C)$$

e la **distributiva**, separatamente ai due lati:

$$(A + B) \cdot C = A \cdot C + B \cdot C$$

$$C \cdot (A + B) = C \cdot A + C \cdot B$$

Inoltre, notiamo che quello delle matrici non è un *dominio integrale*:

$$A \cdot B = 0 \not\Rightarrow A = 0 \vee B = 0$$

Vediamo ad esempio come sfruttare la proprietà associativa può permetterci di ottenere algoritmi più veloci. Supponiamo di voler calcolare:

$$(A \cdot B) \cdot C = A \cdot (B \cdot C)$$

con  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ;  $B \in \mathbb{C}^{n \times p}$ ,  $C \in \mathbb{C}^{p \times q}$ .

L'uguaglianza ci darà due metodi:

- $(A \cdot B) \cdot C$ :
  - $A \cdot B = P \in \mathbb{C}^{m \times p}, \quad O(m \cdot n \cdot p)$
  - $P \cdot C = R \in \mathbb{C}^{m \times q}, \quad O(m \cdot p \cdot q)$ $\implies O(mnp + mpq) = O(mp(n + q))$
- $A \cdot (B \cdot C)$ :
  - $B \cdot C = P \in \mathbb{C}^{n \times q}, \quad O(n \cdot p \cdot q)$
  - $A \cdot P = R \in \mathbb{C}^{m \times q}, \quad O(m \cdot n \cdot q)$ $\implies O(npq + mnq) = O(nq(p + m))$

che sono quindi uguali per  $m = n = p$ , ma (anche radicalmente diversi) diversi al variare di questi parametri.

In generale, quindi, se si hanno matrici con poche righe o poche colonne, è opportuno cercare di mantenere questa proprietà più a lungo possibile nei risultati intermedi.

Possiamo fare considerazioni simili a quelle fatte sull'associativa con la distributiva. Ad esempio, posta l'uguaglianza:

$$(A + B) \cdot C = AC + BC$$

con  $A, B \in \mathbb{C}^{m \times n}$  e  $C \in \mathbb{C}^{n \times p}$ , abbiamo due metodi:

- $(A + B) \cdot C$ :
  - $A + B = P \in \mathbb{C}^{m \times n}, \quad O(m \cdot n)$
  - $P \cdot C = R \in \mathbb{C}^{m \times p}, \quad O(m \cdot n \cdot p)$ $\implies O(mn + mnp) = O(mn(1 + p))$
- $AC + BC$ :
  - $A \cdot C = P_1 \in \mathbb{C}^{m \times p}, \quad O(m \cdot n \cdot p)$
  - $B \cdot C = P_2 \in \mathbb{C}^{m \times p}, \quad O(m \cdot n \cdot p)$ $\implies O(mnp + mnp + mp) = O(mp(1 + 2n))$

che sono sì asintoticamente uguali per  $m = n = p$  ( $O(n^3)$ ), ma non esattamente uguali in quanto da un lato si ha  $O(n^2 + n^3)$  e dall'altro  $O(n^2 + 2n^3)$ . Questo risulta chiaramente dal fatto che col secondo metodo decidiamo di effettuare il prodotto matriciale (che è l'operazione più costosa) non una ma 2 volte.

Un'altra proprietà del prodotto di matrici è che si può vedere il risultato riga per riga o colonna per colonna nei seguenti modi:

$$A = \begin{pmatrix} A_1 \\ \dots \\ A_m \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} B_1 & \dots & B_p \end{pmatrix}$$

$$\implies A \cdot B = \begin{pmatrix} A \cdot B_1 & \dots & A \cdot B_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_1 B \\ \dots \\ A_m B \end{pmatrix}$$

Questo ci dice che le colonne (le righe) di  $C = A \times B$  sono combinazioni lineari delle colonne (delle righe) di  $A$ .



## 4.2 Determinante

Abbiamo visto la definizione di **determinante** per matrici quadrate:

### Definizione 4.1: Determinante

Si definisce la funzione:

$$\det(A) : \mathbb{C}^{n \times n} \rightarrow \mathbb{C}$$

con:

$$\det(A) = \begin{cases} a_{11}, & n = 1 \\ a_{11}a_{22} - a_{12}a_{21}, & n = 2 \\ \sum_{j=1}^n (-1)^{i+j} \det(A_{ij}), & n > 2 \quad (\text{sviluppo di Laplace}) \end{cases}$$

determinante.

Osserviamo che il calcolo del determinante attraverso lo sviluppo di Laplace ha complessità algoritmica  $O(n!)$ .

### 4.2.1 Proprietà del determinante

Sappiamo che  $A$  invertibile  $\Leftrightarrow \det(A) \neq 0$  (cioè  $A$  **singolare**). Inoltre valgono:

$$\det(A^T) = \det(A)$$

$$\det(A^H) = \overline{\det(A)}$$

## 4.3 Rango

Vediamo poi come ci può servire il determinante delle **sottomatrici**:

### Definizione 4.2: Sottomatrice

Una sottomatrice di  $A$  è una matrice ottenuta prendendo la restrizione di  $A$  a un sottoinsieme di righe e di colonne, cioè data  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ,  $I, J \subseteq \{1, \dots, n\}$  con  $|I| = n_1$  e  $|J| = n_2$ , sarà allora:

$$A(I, J) \in \mathbb{C}^{n_1 \times n_2}$$

ottenuta incrociando le righe in  $I$  con le colonne in  $J$ .

Definiamo quindi i **minori**:

### Definizione 4.3: Minore

Si dice minore di ordine  $k$ , con  $k \in \{1, \dots, n\}$  il determinante di una sottomatrice quadrata  $k \times k$ .

E le sottomatrici **principali** e **principali di testa**:

### Definizione 4.4: Sottomatrice principale

Una sottomatrice si dice principale se gli insiemi  $I, J$  usati per estrarla sono  $I = J$ .

**Definizione 4.5: Sottomatrice principale di testa**

Una sottomatrice quadrata di ordine  $k$  si dice sottomatrice principale di testa se  $I = J = \{1, \dots, k\}$ .

Allo stesso modo si possono definire **matrici di coda** (basterà prendere indici da  $k$  ad  $n$ ).

Possiamo quindi definire il **rango** di matrice:

**Definizione 4.6: Rango**

Il rango  $\text{rank}(A)$  di una matrice  $A$  è definito come il massimo numero di colonne (o di righe) linearmente indipendenti, ed è uguale all'ordine massimo dei minori  $\neq 0$  in  $A$ .

**4.3.1 Proprietà del rango**

Caso particolare del rango sarà chiaramente quello dove prendiamo come sottomatrice la matrice stessa:  $\det(A) \neq 0 \Leftrightarrow \text{rank}(A) = n$ , e quindi gli insiemi delle colonne e delle righe di  $A$  sono tutte linearmente indipendenti.

Si ha poi che:

$$\text{rank}(A) = \dim(\text{Im}(A))$$

dove  $\text{Im}(A)$  è la dimensione dell'**immagine** di  $A$ :

$$\text{Im}(A) = \{y \in \mathbb{C}^m : y = Ax, x \in \mathbb{C}^n\}$$

**4.3.2 Teorema di Binet-Cauchy**

Concludiamo enunciando il teorema di Binet-Cauchy sul determinante rispetto al prodotto matriciale.

**Teorema 4.1: di Binet-Cauchy**

Prese due matrici,  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  e  $B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , e  $C = A \cdot B$  di dimensioni uguali, sarà:

$$\det(C) = \det(A) \cdot \det(B)$$

Nel caso generale avremo  $A \in \mathbb{C}^{n \times p}$  e  $B \in \mathbb{C}^{p \times n}$ , da cui:

$$\det(C) = \begin{cases} 0, & p > n \\ \sum_j A_{[j]} \cdot B_{[j]} & p \leq n \end{cases}$$

dove  $A_{[j]}$  e  $B_{[j]}$  sono i minori di ordine  $n$  relativi alla stessa scelta di indici in  $A$  e in  $B$ .

La dimostrazione di questo teorema si basa sullo sviluppo dei cofattori della matrice  $A \cdot B$ , dove si possono riarrangiare i termini per ottenere gli sviluppi dei cofattori delle matrici  $A$  e  $B$ .

## 4.4 Matrice inversa

Diamo la definizione di **matrice inversa**:

### Definizione 4.7: Matrice inversa

Data  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  tale che  $\det(A) \neq 0$ , si definisce  $A^{-1} \in \mathbb{C}^{n \times n}$  tale che:

$$A \cdot A^{-1} = A^{-1} \cdot A = I$$

Se si guarda ad  $A$  come una funzione lineare  $A : \mathbb{C}^n \rightarrow \mathbb{C}^n$ , sarà che:

$$A : x \rightarrow Ax, \quad A^{-1} : Ax \rightarrow x$$

questo da:

$$(A^{-1} \circ A)(x) = A^{-1}(Ax) = A^{-1}Ax = Ix = x$$

□

### 4.4.1 Proprietà della matrice inversa

Vediamo alcune proprietà di  $A^{-1}$ :

1. Ricordiamo di nuovo che  $A^{-1}$  esiste se e solo se  $\det(A) \neq 0$ , cioè equivalentemente se  $\text{rank}(A) = n$ , o  $A$  ha spazi riga e colonna linearmente indipendenti;
2. Vediamo poi il calcolo di  $\det(A^{-1})$ : da  $\det(I) = 1$ , e:

$$\det(A \cdot A^{-1}) = \det(A) \cdot \det(A^{-1}), \quad (\text{Binet})$$

$$\implies \det(A^{-1}) = \frac{1}{\det(A)}$$

3. Vediamo poi che:

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

per matrici quadrate  $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ;

4. Riguardo alle trasposte e alle Hermitiane vale:

$$(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T = A^{-T}$$

$$(A^H)^{-1} = (A^{-1})^H = A^{-H}$$

e:

$$(AB)^T = B^T A^T$$

$$(AB)^H = B^H A^H$$

## 4.5 Matrici particolari

Definiamo alcune matrici particolari:

### Definizione 4.8: Matrici particolari

Data  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , si dice di  $A$  che è:

- **Hermitiana:**  $A = A^H$ ;
- **Antiermitiana:**  $A = -A^H$ ;
- **Unitaria**  $A^H A = A A^H = I$ ,  $A^{-1} = A^H$ ;
- **Normale**  $A^H A = A A^H$ ;
- **Simmetrica**  $A = A^T$ ;
- **Antisimmetrica**  $A = -A^T$ ;
- **Ortagonale**  $A^T A = A A^T = I$ ,  $A^T = A^{-1}$

dove notiamo che **simmetrica** e **antisimmetrica** significano *hermitiana* e *antihermitiana* in  $\mathbb{R}$ , e **ortogonale** significa *unitaria* in  $\mathbb{R}$ .

Per di più vale:

$$\{\text{matrici simmetriche reali}\} \subseteq \{\text{matrici hermitiane}\} \subseteq \{\text{matrici normali}\}$$

e:

$$\{\text{matrici ortogonali}\} \subseteq \{\text{matrici unitarie}\}$$

dove notiamo che unitarie ed ortogonali hanno l'inversa "facile", nel senso che basta trasporre o trovare l'hermitiana.

## 4.6 Matrici di permutazione

Definiamo le **matrici di permutazione**:

### Definizione 4.9: Matrice di permutazione

$A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  si dice matrice di permutazione se  $A$  si ottiene dalla matrice di identità permutandone righe e colonne.

### 4.6.1 Proprietà delle matrici di permutazione

Tutte le matrici di permutazione sono matrici ortogonali (questo si vede dalla loro unimodularità, o osservando che  $P^T$  si ottiene dalla permutazione inversa).

Inoltre, vediamo che il prodotto di  $A$  con una matrice di permutazione si limita a scambiare righe e colonne in accordo con la permutazione della matrice. In particolare,  $A \cdot P$  dà la permutazione delle colonne, mentre  $P \cdot A$  dà la permutazione delle righe.

## 4.7 Sistemi lineari

Abbiamo un sistema di  $m$  equazioni lineari in  $n$  incognite:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + \dots a_{1n}x_n = b_1 \\ \dots \\ a_{m1}x_1 + \dots a_{mn}x_n = b_m \end{cases}$$

Ci è spesso utile riscrivere sistemi di questo tipo in forma matriciale:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \in \mathbb{C}^{m \times n}, \quad x = \begin{pmatrix} x_1 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix} \in \mathbb{C}^n, \quad b = \begin{pmatrix} b_1 \\ \dots \\ b_m \end{pmatrix} \in \mathbb{C}^m$$

Il problema principe sarà quello, date  $A$  e  $b$ , di trovare  $x$ .

### 4.7.1 Teorema di Rouché-Capelli

Richiamiamo il teorema:

#### Teorema 4.2: di Rouché-Capelli

$Ax = b$  ammette almeno una soluzione se  $\text{rank}(A) = \text{rank}(A|b)$ , con  $(A|b) \in \mathbb{C}^{m \times (n+1)}$  la matrice ottenuta aumentando  $A$  con  $b$ .

Per quanto riguarda l'unicità, supposto  $m \geq n$  (sistema *sovradeterminato*):

- Se  $\text{rank}(A) = n$  allora la soluzione è unica;
- Se  $\text{rank}(A) < n$  allora ci sono  $\infty$  soluzioni, e l'insieme delle soluzioni forma uno spazio vettoriale affine di dimensione  $n - \text{rank}(A)$ ;

Nel caso il vettore  $b = 0$ , il sistema si dice **omogeneo**, e la soluzione nulla esiste sempre.

Abbiamo poi che:

#### Definizione 4.10:

L'insieme delle soluzioni di  $Ax = 0$  si chiama Kernel (nucleo) della matrice:

$$\ker(A) = \{x \in \mathbb{R}^n : Ax = 0\}$$

notiamo che il kernel è un sottospazio vettoriale di dimensione  $n - \text{rank}(A)$ .

Osserviamo infine che nel caso  $m = n$ , se  $\det(A) \neq 0$ , cioè  $\text{rank}(A) = n$ , la soluzione di  $Ax = b$  è unica per ogni  $b \in \mathbb{R}^m$  e si scrive:

$$x = A^{-1}b$$

Vedremo che in generale calcolare l'inversa non è conveniente rispetto ad altri metodi di approssimazione.

#### 4.7.2 Regola di Cramer

Il vettore soluzione si può scrivere anche componente per componente come:

$$x_j = \frac{\det(A_j)}{\det(A)}$$

dove  $A_j$  è la matrice ottenuta da  $A$  sostituendo la colonna  $j$  con  $b$ .

Questa via costa come calcolare  $O(n)$  determinanti di matrici  $n \times n$ , ed è quindi poco conveniente ( $O(n^3)$ ).

## 5 Lezione del 10-03-25

### 5.1 Autovalori e autovettori

Continuiamo a parlare di matrici quadrate, e introduciamo gli **autovalori** e **autovettori**:

#### Definizione 5.1: Autovalori e autovettori destri

Data  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ,  $\lambda \in \mathbb{C}$  si dice autovalore se esiste un vettore  $v$  in  $\mathbb{C}^n$ , con  $v \neq 0$ , tale che:

$$Av = \lambda v$$

L'equazione  $Av = \lambda v$  non rappresenta un sistema lineare, in quanto sia  $v$  che  $\lambda$  sono variabili (e fra l'altro moltiplicate fra loro).

In particolare,  $v$  si dice **autovettore destro** per  $A$  rispetto a  $\lambda$ . Similmente, si può definire  $w$  **autovettore sinistro**:

#### Definizione 5.2: Autovalori e autovettori sinistri

Data  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ,  $\lambda \in \mathbb{C}$  si dice autovalore se esiste un vettore  $w$  in  $\mathbb{C}^n$ , con  $w \neq 0$ , tale che:

$$w^H A = w^H \lambda$$

Solitamente ci basta trovare gli autovettori destri in quanto:

$$(w^H A)^H = A^H w$$

$$(\lambda w^H)^H = \bar{\lambda} w$$

cioè  $w$  è un autovettore destro per  $\lambda$  se e solo se  $w$  è autovettore destro per  $A^H$  rispetto all'autovalore  $\bar{\lambda}$ . In questo caso, se la matrice è *simmetrica* o *hermitiana*, gli autovalori destri e sinistri coincidono.

#### 5.1.1 Caratterizzazione degli autovalori

Potremmo interrogarci sull'esistenza di questi oggetti. Poniamo allora:

$$Av = \lambda v \implies Av - \lambda v = 0 \implies (A - \lambda I)v = 0$$

Chiaramente il sistema è risolto per  $v = 0$ , ma abbiamo escluso a priori tale possibilità. Abbiamo allora un sistema  $A - \lambda I$ , che ha almeno una soluzione per Rouché-Capelli, che è 0 se  $\det(A - \lambda I) \neq 0$ , e un valore  $\neq 0$  altrimenti. Vogliamo quindi impostare:

$$p(\lambda) = \det(A - \lambda I) = 0$$

detta **equazione caratteristica** (del *polinomio caratteristico* posto nullo). Gli autovalori non saranno altro che le soluzioni dell'equazione caratteristica.

L'esistenza di tali soluzioni è data dal fatto che  $\deg(p(\lambda)) = n$ , e quindi dal teorema fondamentale dell'algebra esistono  $c_0, c_1, \dots, c_n$  tali che:

$$p(\lambda) = c_0 + c_1\lambda + \dots + c_n\lambda^n = c_n(\lambda - \lambda_1)\dots(\lambda - \lambda_n) \sim (-1)^n(\lambda - \lambda_1)\dots(\lambda - \lambda_n)$$

e dal punto di vista dei minori:

$$\begin{aligned} &= (-1)^n\lambda^n + (-1)^{n-1}\sigma_1\lambda^{n-1} + \dots + (-1)^1\sigma_{n-1}\lambda + (-1)^0\sigma_n \\ &= (-1)^n\lambda^n + (-1)^{n-1}\sigma_1\lambda^{n-1} + \dots - \sigma_{n-1}\lambda + \sigma_n \end{aligned}$$

dove  $\sigma_j$  è la somma dei determinanti delle sottomatrici di  $A$  di ordine  $j$ . □

Alcuni di questi  $\sigma_j$  sono semplici da calcolare:

$$\sigma_1 = \sum_{i=1}^n a_{ii} = \text{tr}(A) \quad (\text{traccia})$$

$$\sigma_n = \prod_{j=1}^n \lambda_j = \det(A)$$

vediamo quest'ultima relazione: si ha che il determinante di una matrice è uguale al prodotto dei suoi autovalori, ergo:

$$\det(A) = 0 \Leftrightarrow \exists \lambda_j = 0$$

Riepilogando una matrice  $\in \mathbb{C}^{n \times n}$  ha sempre esattamente  $n$  autovalori, contati con la loro molteplicità. In particolare:

#### Definizione 5.3: Molteplicità algebrica

Un autovalore  $\bar{\lambda}$  ha molteplicità algebrica  $k$  ( $\alpha(\bar{\lambda}) = k$ ) se  $k$  è la sua molteplicità  $\mu$  come radice del polinomio caratteristico.

Chiaramente:

$$\sum_{\bar{\lambda}} \alpha(\bar{\lambda}) = n$$

#### 5.1.2 Caratterizzazione degli autovettori

Potremmo chiederci quanti sono gli autovettori. Abbiamo allora che:

$$Av = \lambda v$$

e preso  $\theta \in \mathbb{C}$  allora:

$$A(\theta v) = \theta Av = \theta \lambda v = \lambda(\theta v)$$

cioè anche  $\theta v$  è autovalore per  $\lambda^* = \theta \lambda$ . Questo ci dice che gli autovettori non sono mai unici. Inoltre, possiamo dire che dati  $Av_1 = \lambda v_1$  e  $Av_2 = \lambda v_2$ :

$$A(v_1 + v_2) = Av_1 + Av_2 = \lambda v_1 + \lambda v_2 = \lambda(v_1 + v_2)$$

cioè sono soddisfatte le proprietà di omogeneità e additività, e quindi l'insieme degli autovettori relativi a un certo autovalore  $\lambda$  forma uno spazio vettoriale (detto **autospazio** rispetto a  $\lambda$ ).

Questo ci permette di definire un'altra molteplicità:

#### Definizione 5.4: Molteplicità geometrica

Dato  $\lambda \in \mathbb{C}$  autovalore di  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  si dice molteplicità geometrica  $k$  ( $\gamma(\lambda) = k$ ) la dimensione dell'autospazio associato a  $\lambda$ , ovvero:

$$\gamma(\lambda) = \dim(\ker(A - \lambda I))$$

Per Rouché-Capelli, si ha che:

$$\gamma(\lambda) = n - \text{rank}(A - \lambda I)$$

Valgono poi le relazioni fra molteplicità algebrica e molteplicità geometrica:

$$1 \leq \gamma(\lambda) \leq \alpha(\lambda) \leq n$$

Inoltre se si hanno  $\lambda_i \neq \lambda_j$  autovalori distinti ( $\forall i \neq j, i, j \in \{1, \dots, n\}$ ), allora necessariamente:

$$\gamma(\lambda_i) = \alpha(\lambda_i) = 1, \quad \forall i = 1, \dots, n$$

cioè se tutti gli autovalori di  $A$  sono distinti, le loro molteplicità, sia  $\alpha$  che  $\gamma$ , devono essere uguali a 1.

### 5.1.3 Matrici simili

Possiamo quindi definire la **similarità** fra matrici:

#### Definizione 5.5: Matrici simili

Date  $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , si dicono simili ( $B \sim A$ ) se esiste  $S \in \mathbb{C}^{n \times n}$  invertibile tale che:

$$B = S^{-1}AS$$

in questo caso vale anche l'inverso:

$$A = SBS^{-1}$$

Le matrici fra di loro simili hanno diverse proprietà in comune. Ad esempio,  $A \sim B$  hanno gli stessi autovalori con le stesse molteplicità  $\alpha$  e  $\gamma$ . Inoltre se  $v$  è autovettore per  $A$  associato a  $\lambda$ , allora  $S^{-1}v$  è autovettore per  $B$  associato sempre a  $\lambda$ . Questo si dimostra da:

$$\det(B - \lambda I) = 0 = \det(S^{-1}AS - \lambda I) = \det(S^{-1}AS - \lambda S^{-1}S) = \det(S^{-1}(A - \lambda I)S)$$

e da Binet-Cauchy:

$$\det(S^{-1}(A - \lambda I)S) = \det(S^{-1}) \det(A - \lambda I) \det(S) = \det(A - \lambda I)$$

in quanto  $S^{-1}$  e  $S$  sono costanti moltiplicative, e quindi gli autovalori  $\lambda$  di  $A$  e  $B$  coincidono. Inoltre:

$$B - \lambda I = 0 \Rightarrow S^{-1}AS - \lambda I = 0 \Rightarrow S^{-1}(A - \lambda I)S = 0 \Rightarrow A - \lambda I = 0$$



cioè si ha lo stesso spazio delle soluzioni.

Presa  $(\lambda, v)$  *autocoppia* (coppia autovalore-autovettore) per  $A$  abbiamo allora:

$$B(S^{-1}v) = S^{-1}AS(S^{-1}v) = S^{-1}Av = S^{-1}\lambda v = \lambda(S^{-1}v)$$

e quindi  $S^{-1}v$  è autovettore per  $B$  associato a  $\lambda$ .  $\square$

#### 5.1.4 Matrici diagonalizzabili

Definiamo le matrici diagonalizzabili come matrici simili ad una matrice diagonale, cioè:

##### Definizione 5.6: Matrice diagonalizzabile

Data  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ,  $A$  si dice diagonalizzabile se  $\exists S$  invertibile tale che:

$$S^{-1}AS = A_D$$

con  $A_D = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  diagonale.

Osserviamo che se  $A$  è diagonalizzabile, la matrice diagonale (sopra,  $A_D$ ) contiene sulla diagonale gli autovalori di  $A$ .

Vediamo poi che:

$$S^{-1}AS = A_D \implies AS = SA_D$$

risultato piuttosto triste, e posto  $S = \begin{pmatrix} s_1 & \dots & s_n \end{pmatrix}$ :

$$AS = \begin{pmatrix} As_1 & \dots & As_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_1 s_1 & \dots & \lambda_n s_n \end{pmatrix}$$

da dove notiamo che da  $As_i = \lambda_i s_i$ , la matrice  $S$  ha per colonne gli autovettori di  $A$  (comodo per il calcolo della matrice  $S$  quando  $A$  è definita in base canonica).

Non tutte le matrici quadrate sono diagonalizzabili. La diagonalizzabilità dipende infatti dalla possibilità di scegliere  $n$  autovettori di  $A$  linearmente indipendenti, cioè di trovare una base di  $\mathbb{C}^n$  di autovalori di  $A$ .

Da questo deriva:

##### Teorema 5.1: Diagonalizzabilità di matrici

$A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  è diagonalizzabile se e solo se:

$$\alpha(\lambda) = \gamma(\lambda), \quad \forall \lambda$$

dove i  $\lambda$  sono gli autovalori di  $A$ .

Questo semplicemente significa che una matrice è diagonalizzabile se le molteplicità algebriche e geometriche di tutti gli autovalori coincidono.

Si ha quindi che, per  $A$  diagonalizzabile, con  $x \in \mathbb{C}^n$  si ha che  $\exists c_1, \dots, c_n \in \mathbb{C}$  tali che:

$$x = \sum_{i=1}^n c_i v_i$$

sugli autovettori  $v_j$ .

L'utilità sta nel fatto che possiamo scegliere il caso particolare dove la base di autovettori è unitaria/ortogonale (unitaria in  $\mathbb{C}$  e ortogonale in  $\mathbb{R}$ ). Da questo deriva:

**Teorema 5.2: Teorema spettrale**

Se la matrice  $A$  è unitaria, cioè  $A = A^H$ , allora:

1.  $A$  è sempre diagonalizzabile;
2. Gli autovalori di  $A$  sono reali;
3. Si può scegliere una base di autovettori unitaria/ortogonale, cioè tale che:

$$\langle v_i, v_j \rangle = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ 1, & i = j \end{cases}$$

o in modo equivalente si può trovare  $V \in \mathbb{C}^{n \times n}$  tale che:

$$V^H A V = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$$

e

$$V^H V = V V^H = I$$

Da questo teorema vengono le definizioni:

**Definizione 5.7: Matrice definita positiva/negativa**

Una matrice hermitiana viene detta definita positiva (definita negativa) quando gli autovalori  $\lambda_i$  sono tutti  $> 0$  ( $< 0$ ).

**5.1.5 Proprietà di autovalori e autovettori**

Vediamo come si comportano autovalori e autovettori sottoposti a diverse operazioni fra matrici.

1. **Somma per identità:** data  $(\lambda, v)$  autocoppia per  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ,  $\delta \in \mathbb{C}$ , allora  $A + \delta I$  ha come autocoppia  $\lambda + \delta, v$ . Questo semplicemente da:

$$(A + \delta I)v = Av + \delta v = \lambda v + \delta v = (\lambda + \delta)v$$

2. **Somma di potenze:** supponiamo  $q(x) = \sum_{i=0}^d q_i x^i$ . Si può allora definire:

$$q(A) = \sum_{i=0}^d q_i A^i$$

Allora con  $(\lambda, v)$  autocoppia di  $A$ , si avrà che  $(q(\lambda), v)$  è autocoppia per  $q(A)$ .

Notiamo che la proprietà (1) è il caso  $q(x) = x + \delta$ .

3. **Inversa:** data  $(\lambda, v)$  autocoppia per  $A$ , si avrà che  $(\lambda^{-1}, v)$  è autocoppia per  $A^{-1}$ . Questo da:

$$Av = \lambda v \implies A^{-1}Av = \lambda A^{-1}v \implies v = \lambda A^{-1}v$$

da cui:

$$\frac{1}{\lambda}v = A^{-1}v$$

□

4. **Autovalori complessi coniugati:** se  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , allora  $\lambda \in \mathbb{C}$  è autovalore di  $A$  se e solo se anche  $\bar{\lambda}$  coniugato è autovalore di  $A$ . Equivalentemente, gli autovalori complessi arrivano sempre in coppie coniugate. Questo da:

$$p(\lambda) = 0 = (-1)^n \lambda^n + (-1)^{n-1} \sigma_1 \lambda^{n-1} + \dots - \sigma_{n-1} \lambda + \sigma_n$$

con  $\lambda \in \mathbb{C} \setminus \mathbb{R}$ , dovrà essere che:

$$p(\lambda) = 0 = p(\bar{\lambda})$$

□

Definiamo infine il **raggio spettrale**, cioè il *massimo modulo* degli autovalori.

#### Definizione 5.8: Raggio spettrale

La quantità  $\rho(A) = \max_{j=\{1,\dots,n\}} |\lambda_j|$  è detta raggio spettrale di  $A$ .

Questa definizione è utile sempre al calcolo di esponenti di matrici. Ad esempio, vale il teorema:

#### Teorema 5.3: Limiti e raggio spettrale

Per un matrice  $A$  con raggio spettrale  $\rho(A)$ , vale:

$$\lim_{x \rightarrow +\infty} A^x = 0 \Leftrightarrow \rho(A) < 1$$

## 6 Lezione del 14-03-25

### 6.1 Norme

Concludiamo il ripasso di algebra lineare parlando del concetto di **norma**.

#### 6.1.1 Norme vettoriali

In molti casi è utile definire (quantificare) la "grandezza" di un vettore, prendendo il vettore 0 come nullo e ogni vettore come più grande di esso. Formalmente, quello che si fa è definire funzioni con proprietà specifiche dette **norme**.

#### Definizione 6.1: Norma

Una funzione  $|\cdot| : \mathbb{C}^n \rightarrow \mathbb{R}^+$  è detta norma se verifica le 3 proprietà:

1.  $|x| = 0 \Leftrightarrow x = 0$
2.  $|\alpha x| = |\alpha| \cdot |x|, \quad \forall \alpha \in \mathbb{C}, \forall x \in \mathbb{C}^n$
3.  $|x + y| \leq |x| + |y|, \quad \forall x, y \in \mathbb{C}^n$  (disuguaglianza del triangolo)

Possiamo dare alcuni esempi di norme:

- $|x|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$  (norma di Manhattan)

- $|x|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2}$  (norma Euclidea)
- $|x|_p = (\sum_{i=1}^n |x_i|^p)^{\frac{1}{p}}$  ( $p$ -norma)
- $|x|_\infty = \max_{i=1, \dots, n} |x_i|$  (norma a infinito)

Notiamo che l'insieme dei vettori di norma 1 cambia geometria al variare della norma che scegliamo. Ad esempio, in  $\mathbb{R}^2$ , l'insieme dei vettori di norma 1 dà un quadrato ruotato di 45 gradi, dei vettori di norma 2 una circonferenza, e via via al crescere di  $p$  si approssima un quadrato unitario centrato sull'origine (che la norma a infinito effettivamente raggiunge).

Le norme sono equivalenti in quanto esiste il teorema:

#### Teorema 6.1: Norme equivalenti

Date due norme  $|\cdot|_a$  e  $|\cdot|_b$ , si ha che  $\exists \alpha, \beta \in \mathbb{R}^+$  tali che:

$$\alpha|x|_a \leq |x|_b \leq \beta|x|_a, \quad \forall x \in \mathbb{C}^n$$

Questa proprietà è sempre valida su spazi vettoriali finiti (non vale necessariamente lo stesso su spazi infiniti). Se vale il teorema 6.1, quindi, allora vale anche che:

$$\beta^{-1}|x|_b \leq |x|_a \leq \alpha^{-1}|x|_b, \quad \forall x \in \mathbb{C}^n$$

Per le norme più comuni ( $|\cdot|_1, |\cdot|_2, |\cdot|_\infty$ ) valgono le disuguaglianze:

- $|x|_2 \leq |x|_1 \leq \sqrt{n}|x|_2$

Dimostriamo entrambe le disuguaglianze.

$$- |x|_2 \leq |x|_1$$

Questo si ha da:

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2} \leq \sum_{i=1}^n |x_i|$$

prendendo i quadrati:

$$\sum_{i=1}^n |x_i|^2 \leq \left( \sum_{i=1}^n |x_i| \right)^2 = \sum_{i=1}^n |x_i|^2 + 2 \sum_{i < j} |x_i| |x_j|$$

che è chiaramente vero con  $2 \sum_{i < j} |x_i| |x_j| > 0$ .

$$- |x|_1 \leq \sqrt{n}|x|_2$$

Questo si nota prendendo:

$$\sum_{i=1}^n |x_i| = (||x||, 1) = |x_1| \cdot 1 + \dots + |x_n| \cdot 1$$

dove  $||x||$  rappresenta il modulo componente a componente di  $x$ . Varrà allora dalla disuguaglianza di Cauchy-Schwarz:

$$(|x|, 1) \leq ||x|| \cdot |1| = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n 1^2} = \sqrt{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2}$$

che è la tesi. □

- $|x|_\infty \leq |x|_1 \leq n|x|_\infty$

Questo risulta chiaro da:

$$\max_{i=1,\dots,n} |x_i| \leq \sum_{i=1}^n |x_i| \leq n \max_{i=1,\dots,n} |x_i|$$

□

- $|x|_\infty \leq |x|_2 \leq \sqrt{n}|x|_\infty$

Anche questo risulta chiaro da:

$$\max_{i=1,\dots,n} |x_i| \leq \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2} \leq \sqrt{n} \max_{i=1,\dots,n} |x_i|$$

prendendo i quadrati:

$$\left( \max_{i=1,\dots,n} |x_i| \right)^2 \leq \sum_{i=1}^n |x_i|^2 \leq n \left( \max_{i=1,\dots,n} |x_i| \right)^2$$

□

### 6.1.2 Norme matriciali

Si possono definire norme anche per matrici.

#### Definizione 6.2: Norma matriciale

Una funzione  $|\cdot| : \mathbb{C}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}^+$  è detta norma matriciale se verifica le 3 proprietà:

1.  $|A| = 0 \Leftrightarrow A = 0$
2.  $|\alpha A| = |\alpha| \cdot |A|, \quad \forall \alpha \in \mathbb{C}, \forall A \in \mathbb{C}^{m \times n}$
3.  $|A + B| \leq |A| + |B|, \quad \forall A, B \in \mathbb{C}^{m \times n}$
4. Se  $m = n$  chiediamo inoltre, visto che è ben definito il prodotto matriciale:  
 $|A \cdot B| \leq |A| \cdot |B|, \quad \forall A, B \in \mathbb{C}^{m \times n}$   
da qui in poi assumiamo solo questo caso.

Esiste un modo per trovare norme matriciali a partire da norme vettoriali.

#### Definizione 6.3: Norma indotta

Una norma matriciale  $|\cdot|_m$  si dice indotta se esiste una norma vettoriale  $|\cdot|_v$  tale che:

$$|A|_m = \sup_{|x|_v \neq 0} \frac{|Ax|_v}{|x|_v} = \sup_{|x|_v = 1} |Ax|_v$$

Intuitivamente, diciamo che una matrice è tanto più "grande" tanto più *allarga* i vettori a distanza unitaria.

Le norme matriciali indotte dalle norme vettoriali più comuni ( $|\cdot|_1, |\cdot|_2, |\cdot|_\infty$ ) sono le seguenti:

- $|A|_1 = \max_{j=1,\dots,n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$ , cioè il massimo della somme delle colonne di  $A$ ;
- $|A|_\infty = \max_{i=1,\dots,n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$ , cioè il massimo delle somme delle righe di  $A$ ;
- $|A|_2 = \sqrt{\rho(A^H A)}$ , cioè la radice dell'autovalore di modulo massimo di  $A^H A$ . Notiamo che questo metodo è sensibilmente più difficile di calcolare la somma delle entrate delle matrice in riga o in colonna.

Prendiamo  $A^H A$  anzichè  $A$  in quanto:

$$|A|_2 = \sup_{|x|_2=1} |Ax|_2$$

e:

$$|Ax|_2 = \langle Ax, Ax \rangle = \langle x, A^H A x \rangle$$

il resto della dimostrazione non viene dato in quanto si basa su un risultato che esula dal corso (*quoziente di Rayleigh*), ma resta il fatto che ci serve una forma del tipo  $A^H A$  anziché la sola matrice  $A$ .

Un esempio di norma matriciale non indotta è la norma di Frobenius:

$$|A|_F = \sqrt{\sum_{ij} |\alpha_{ij}|^2}$$

che possiamo assumere come una grande norma  $|\cdot|_2$  su tutta la matrice.

Un modo per verificare che questa norma non è effettivamente indotta è osservare che:

$$|I|_F = \sqrt{n}$$

mentre per ogni norma indotta vale che:

$$|I|_i = \sup_{|x| \neq 0} \frac{|Ix|}{|x|} = \sup_{|x| \neq 0} \frac{|x|}{|x|} = 1 \neq \sqrt{n} \quad \forall n > 1$$

□

Notiamo che questa verifica vale in una sola direzione: se la norma dell'identità valesse effettivamente 1, potremmo dire che questa proprietà non è violata, ma non che di conseguenza la norma è indotta, cioè:

$$|I|_m \neq 1 \implies |\cdot|_m \text{ non è indotta}$$

$$|I|_m = 1 \not\Rightarrow |\cdot|_m \text{ è indotta (può non esserlo)}$$

Diamo quindi la definizione di compatibilità:

#### Definizione 6.4: Compatibilità

Una norma matriciale  $|\cdot|_m$  si dice compatibile con una norma vettoriale  $|\cdot|_v$  se vale:

$$|Ax|_v \leq |A|_m \cdot |x|_v, \quad \forall A \in \mathbb{C}^{n \times n}, \quad \forall x \in \mathbb{C}^n$$

Osserviamo che le norme matriciali indotte sono ovviamente compatibili con le norme vettoriali che le inducono. Infatti posto  $x \neq 0$ :

$$\frac{|Ax|_v}{|x|_v} \leq |A|_m \implies |Ax|_v \leq |A|_m \cdot |x|_v$$

□

### 6.1.3 Norme e autovalori

Le diseguaglianze precedenti e le proprietà delle norme ci dicono che gli autovalori non possono essere ovunque sul piano complesso, ma in modulo devono essere più piccoli di  $|A|_m$  se  $|\cdot|_m$  è compatibile (a maggior ragione indotta) con una norma vettoriale. Infatti, con  $(x, \lambda)$  autocoppia per  $A$ , cioè:

$$Ax = \lambda x, \quad \lambda \in \mathbb{C}, \quad x \neq 0$$

si ha:

$$|\lambda x| = |\lambda| \cdot |x| = |Ax|_v \leq |A|_m \cdot |x|_v \implies |\lambda| \leq |A|_m$$

□

Questo significa che se si prende il "disco" centrato sull'origine con raggio uguale alla norma della matrice  $A$ , allora tutti gli autovalori di  $A$  devono trovarsi all'interno di tale disco, cioè:

$$\lambda \text{ autovalore} \Leftrightarrow \lambda \in \{z \in \mathbb{C} : |z| \leq |A|_m\}$$

In realtà l'assunzione  $|\cdot|_m$  compatibile può essere rimossa, ovvero vale il seguente teorema:

#### Teorema 6.2: di Hirsch

Data  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  allora  $\forall |\cdot|$  norma matriciale vale:

$$\rho(A) = \max\{|\lambda| \text{ autovalore}\} \leq |A|$$

Questo si dimostra prendendo  $(\lambda, x)$  autocoppia per  $A$  e considerando la matrice:

$$B = \begin{pmatrix} x & | & 0 \end{pmatrix}$$

per cui vale:

$$A \cdot B = \begin{pmatrix} Ax & A0 & \dots & A0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda x & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} x & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} = \lambda B$$

allora vale:

$$|\lambda| |B| = |\lambda B| = |A \cdot B| \leq |A| \cdot |B|$$

dividendo per  $B$  ( $B \neq 0$  da  $x \neq 0$  autovettore):

$$\frac{|\lambda| |B|}{|B|} \leq \frac{|A| \cdot |B|}{|B|} \implies |\lambda| \leq |A|$$

e quindi  $\rho(A) \leq |A|$ . □

Questa misura potrebbe non essere molto utile in quanto la norma  $|A|$  potrebbe essere arbitrariamente più grande del raggio spettrale  $\rho(A)$

### 6.1.4 Teoremi di Gershgorin

Esistono alcuni teoremi più forti riguardo alle norme degli autovalori, che prendono il nome di **teoremi di Gershgorin**.

Iniziamo dalla definizione di *cerchio* di Gershgorin:

### Definizione 6.5: Cerchio di Gershgorin

Data  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  definiamo gli insiemi:

$$\mathcal{F}_i(A) = \{z \in \mathbb{C} : |z - a_{ii}| \leq \rho_i\}, \quad \rho_i = \sum_{j \neq i}^n |a_{ij}| \geq 0$$

cerchi di Gershgorin di  $A$  associati alla riga  $i$ .

Questi sono effettivamente i cerchi di raggio uguale alla somma degli elementi fuori dalla diagonale, con centro sull'asse dei reali il valore presente sulla diagonale, per ogni riga.

Possiamo quindi enunciare i teoremi di Gershgorin:

### Teorema 6.3: di Gershgorin 1

Se  $\lambda \in \mathbb{C}$  è autovalore vale che:

$$\lambda \in \bigcup_{i=1}^n \mathcal{F}_i(A)$$

cioè gli autovalori stanno nell'unione dei cerchi di Gershgorin. Per dimostrare questo risultato si prende l'autocoppia di  $A$   $(\lambda, x)$  e si indica con  $k$  l'indice della componente di massimo modulo in  $x$ . Quindi  $x \neq 0$  perchè  $x$  autovettore, e  $k$  è scelto tale che  $|x_k| > |x_j|$ ,  $\forall j = 1, \dots, n$ . Sappiamo quindi che vale  $Ax = \lambda x$  dalla definizione di autovalore, e consideriamo la riga  $k$  nell'uguaglianza:

$$a_{k1}x_1 + a_{k2}x_2 + \dots + a_{kn}x_n = \lambda x_k \Leftrightarrow \sum_{j=1}^n a_{kj}x_j = \lambda x_k \Leftrightarrow \sum_{j \neq k}^n a_{kj}x_j = \lambda x_k - a_{kk}x_k = (\lambda - a_{kk})x_k$$

$$\Rightarrow |\lambda - a_{kk}| \cdot |x_k| = \left| \sum_{j \neq k}^n a_{kj}x_j \right| \leq \sum_{j \neq k}^n |a_{kj}| \cdot |x_j|$$

Dato  $|x_k| > 0$ , si divide da entrambi i lati per  $|x_k|$ :

$$\Rightarrow |\lambda - a_{kk}| \leq \sum_{j \neq k}^n |a_{kj}| \frac{|x_j|}{|x_k|} \leq \sum_{j \neq k}^n |a_{kj}| = \rho_k$$

Quindi:

$$|\lambda - a_{kk}| \leq \rho_k \Rightarrow \lambda \in \mathcal{F}_k(A)$$

e, dato che l'argomento utilizzato vale per un qualsiasi autovalore, abbiamo la tesi del teorema:

$$\lambda \in \bigcup_{i=1}^n \mathcal{F}_i(A)$$

□

Osserviamo che in realtà avremmo dimostrato che  $\lambda \in \mathcal{F}_k(A)$  con  $k$  indice dell'elemento di massimo modulo nell'autovettore. Tuttavia, nella situazione usuale in cui non conosciamo né  $\lambda$  né  $x$ , sapere  $k$  non è plausibile.



**Definizione 6.6: Matrice a predominanza diagonale forte**

Una matrice  $A$  si dice a predominanza diagonale forte se vale:

$$|a_{ii}| > \sum_{j \neq i}^n |a_{ij}| = \rho_i, \quad \forall i = 1, \dots, n$$

Un **corollario** del teorema 6.3 è che se  $A$  è a predominanza diagonale forte, allora  $A$  è non singolare ( $\det(A) \neq 0$ ).

Questo si dimostra dal fatto che tutti i cerchi di Gershgorin di  $A$  non comprendono l'origine, e quindi:

$$0 \notin \bigcup_{i=1}^n \mathcal{F}_i(A)$$

e 0 non può essere autovalore di  $A$ .

**Teorema 6.4: di Gershgorin 2**

Se  $M_1$  è unione di  $s$  cerchi di Gershgorin ed  $M_2$  è unione di  $n - s$  cerchi di Gershgorin e vale  $M_1 \cap M_2 = \emptyset$ , allora  $M_1$  contiene esattamente  $s$  autovalori e  $M_2$  ne contiene esattamente altri  $n - s$ .

Osserviamo che il primo teorema di Gershgorin (6.3) non ci dice che necessariamente c'è un autovalore per ogni cerchio  $\mathcal{F}_i(A)$ , cioè può succedere che  $\mathcal{F}_i(A)$  non ne contiene nemmeno uno. Il secondo teorema di Gershgorin (6.4) invece ci dice che se abbiamo un cerchio isolato, allora questo contiene esattamente un autovalore.

Un **corollario** del secondo teorema di Gershgorin è che se  $A$  ha  $n$  cerchi disgiunti, allora  $A$  ha  $n$  autovalori distinti ed è diagonalizzabile.

**6.1.5 Matrici reali e Gershgorin**

Ci sono delle note da fare sulle **matrici reali**. Osserviamo infatti che se  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , se  $\lambda$  è autovalore di  $A$  allora  $\bar{\lambda}$  è anche  $\bar{\lambda}$ . Quindi, se un cerchio di Gershgorin contiene un autovalore complesso, dovrà necessariamente contenere anche il suo coniugio. Ora, visto che un cerchio isolato contiene necessariamente un solo autovalore, sarà che un cerchio isolato in una matrice a entrate reali contiene necessariamente un autovalore reale, e quindi la matrice ha necessariamente un autovalore reale.

**6.1.6 Matrici trasposte e Gershgorin**

Dato che  $A$  e  $A^T$  hanno gli stessi autovalori (dallo stesso polinomio caratteristico), si può prendere come regione dove stanno gli autovalori l'intersezione:

$$\left[ \bigcup_{i=1}^n \mathcal{F}_i(A) \right] \cap \left[ \bigcup_{i=1}^n \mathcal{F}_i(A^T) \right]$$

dove notiamo bene che:

$$\left[ \bigcup_{i=1}^n \mathcal{F}_i(A) \right] \cap \left[ \bigcup_{i=1}^n \mathcal{F}_i(A^T) \right] \neq \bigcup_{i=1}^n (\mathcal{F}_i(A) \cap \mathcal{F}_i(A^T))$$

infatti solitamente il termine a sinistra è ben più grande. Osserviamo poi che:

$$\mathcal{F}_I(A^T) = \{z \in \mathbb{C} : |z - a_{ii}| \leq \rho_i\}, \quad \rho_i = \sum_{j \neq i}^n |a_{ij}| \geq 0$$

cioè semplicemente si prendono le colonne anziché le righe.