

Appunti di Calcolo Numerico 1

Vittorio Romeo

<http://vittorioromeo.info>

Contents

Rappresentazione in base	4
Teorema di rappresentazione in base	4
Forma normalizzata	4
Range rappresentabile	4
Overflow e underflow	5
Troncamento ed arrotondamento	5
Errori	6
Errore assoluto e relativo	6
Precisione di macchina	6
Amplificazione degli errori	6
Errore inerente	6
Errore aritmetico	7
Norme	7
Norme vettoriali	7
Tre proprietà	7
Formule	8
Equivalenza topologica	8
Norme matriciali	8
Quattro proprietà	8
Norma indotta	8
Formule	9
Sistemi lineari	9
Relazione tra rango e soluzioni	9
Metodi di risoluzione	10
Metodi diretti	10
Metodi indiretti	10

Condizionamento	10
Fattorizzazione LU	11
Stabilità	11
Formula generale	11
Metodo compatto	11
Metodo di Cholesky	12
Procedimento	13
Formule	13
Metodo di eliminazione di Gauss	13
Tre operazioni	13
Algorithmo	13
Formule	14
Metodo di Gauss-Jordan	14
Forward/backward substitution	14
Formule	15
Forward substitution	15
Backward substitution	15
Risoluzione sistemi tridiagonali	15
Procedimento	15
Metodi iterativi	16
Tecnica iterativa generale	16
Teorema convergenza metodo iterativo	16
Ipotesi	16
Dimostrazione	16
Condizione necessaria e sufficiente di convergenza	17
Metodo di Jacobi	17
Metodo di Gauss-Seidel	17
Criteri di arresto	18
Interpolazione	18
Interpolazione polinomiale	18
Base dei monomi	18
Polinomio finale	18
Interpolazione di Lagrange	19
Base di Lagrange	19
Polinomio finale	19
Interpolazione di Newton	19
Base delle potenze traslate	19
Tabella delle differenze divise	20
Polinomio di Newton	20

Dimostrazione errori con punti equidistanti	20
Ipotesi	20
Dimostrazione	21
Fenomeno di Runge	21
Nodi di Chebyshev	21
Interpolazione spline	21
Integrazione numerica	21
Formule di quadratura	21
Tecnica per ricavare formule di quadratura	22
Regola dei Trapezi	22
Regola di Cavalieri-Simpson	22
Errore quadratura	23

Rappresentazione in base

- Vogliamo rappresentare il numero reale x .

Teorema di rappresentazione in base

- Sia $B \geq 2$ un numero intero e x un numero reale non nullo.
- Allora esistono e sono unici un intero p ed una successione $\{d_i\}_{i=1,2,\dots}$ di interi, $0 \leq d_i < B$, $d_1 \neq 0$, non tutti uguali a $B - 1$ da un certo indice in poi, tali che:

$$x = \operatorname{sgn}(x)B^p \sum d_i B^{-i}$$

- Le quantità B , p , d_i , $\sum d_i B^{-i}$ vengono dette:
 - B : base della rappresentazione.
 - p : caratteristica.
 - d_i : cifre della rappresentazione.
 - $\sum d_i B^{-i}$: **mantissa**.
- La rappresentazione in base viene indicata con:

$$x = \pm(.d_1 d_2 \dots)B^p$$

Forma normalizzata

- Se $d_1 \neq 0$ e se la mantissa $\in [0, 1]$, la rappresentazione in base é **normalizzata**.
 - La normalizzazione fornisce un'approssimazione migliore.

Range rappresentabile

- Siano B , t , m , M , numeri interi tali che $B \geq 2$, $t \geq 1$, $m > 0$, $M > 0$.
- Si definisce l'insieme dei **numeri di macchina** in base B con t cifre significative l'insieme:

$$F(B, t, m, M) = \{0\} \cup \{x \in R : x = \operatorname{sgn}(x)B^p \sum_{i=1}^t d_i B^{-i}, 0 \leq d_i < B, i = 1, 2, \dots, t, d_1 \neq 0, -m \leq p \leq M\}$$

- Dato che lo zero non è rappresentabile, deve essere aggiunto esplicitamente.
 - Lo zero viene rappresentato con mantissa nulla e caratteristica $p = -m$.
- Un numero di macchina $x \neq 0$ viene denotato con:

$$x = \pm(.d_1d_2\dots d_t)B^p$$

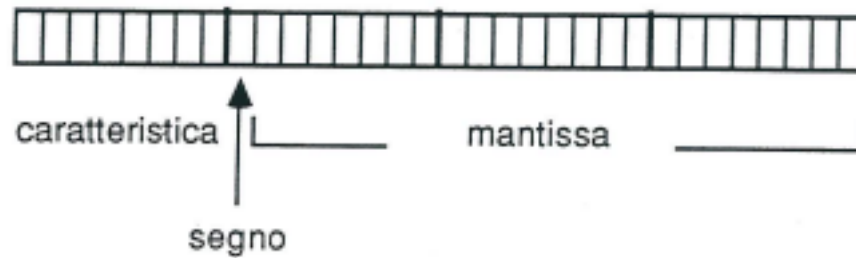


Figure 1: Rappresentazione numeri reali

- Se x non appartiene a $F(B, t, m, M)$, si pone il problema di associare un x' adeguato a x . Si presentano due casi:
 - $p \notin [-m, M]$: overflow ed underflow.
 - $p \in [-m, M], p \notin F$: troncamento ed arrotondamento.

Overflow e underflow

- L'**overflow** si verifica quando $p > M$.
 - In tal caso, x non è definita. (**NaN**)
- L'**underflow** si verifica quando $p < -m$.
 - In tal caso, x è uguale a zero.

Troncamento ed arrotondamento

- *Troncamento di x alla t -esima cifra:* $x' = \text{trn}(x) = B^p \sum_{i=1}^t d_i B^{-i}$.
- *Arrotondamento di x alla t -esima cifra:* $x' = \text{arr}(x) = B^p \text{trn}(\sum_{i=1}^{t+1} d_i B^{-i} + \frac{1}{2} B^{-t})$.
 - Può verificarsi **overflow**.

Errori

Definizioni

- La quantità u , è detta **precisione di macchina**.
- L'errore $x' - x$ è detto **errore di rappresentazione**.

Errore assoluto e relativo

- Errore commesso nel rappresentare $x \neq 0$:
 - $x' - x$: errore assoluto.
 - $\frac{x' - x}{x}$: errore relativo.

Precisione di macchina

- Condizioni:
 - Non si presenta overflow.
 - $x = B^p \sum_{i=1}^{\infty} d_i B^{-i}$.
- Maggiorazione errore relativo:
 - $u > \left| \frac{x' - x}{x} \right|$.
 - $u > \left| \frac{x' - x}{x'} \right|$.
- Quantità u :
 - Se $x' = \text{trn}(x)$, $u = B^{1-t}$.
 - Se $x' = \text{arr}(x)$, $u = \frac{1}{2} B^{1-t}$.

Amplificazione degli errori

- Avendo x_1, x_2, \dots, x_n , volendo calcolare y_1, y_2, \dots, y_n tramite $f(x)$, $f : D \rightarrow R^n$, ci sono due tipi di errori.

Errore inerente

- Causato dal condizionamento delle x .
- $x_p = x$ perturbate, $x_r = x$ reali.

- Errori εx e εy .
 - $\varepsilon x = \frac{x_p - x_r}{x_r}$.
 - $\varepsilon y = \frac{|f(x_p)| - |f(x_r)|}{|f(x_r)|}$.
 - Se $\varepsilon x \gg \varepsilon y$ allora **i dati sono malcondizionati**.

Errore aritmetico

- Riguarda le operazioni $+$, $-$, $*$, $/$.
- Definiamo $x = x(1 + \varepsilon x)$ e $y = y(1 + \varepsilon y)$.
- Moltiplicazione:

$$- xy = x(1 + \varepsilon x)y(1 + \varepsilon y).$$

$$xy \simeq 1 + \varepsilon x + \varepsilon y.$$

- Divisione:

$$- x/y \simeq 1 + \varepsilon x - \varepsilon y.$$

- Somma:

$$- x + y \simeq (x + y)(1 + \frac{x\varepsilon x}{x+y} + \frac{y\varepsilon y}{x+y}).$$

- Sottrazione:

$$- x - y \simeq (x - y)(1 + \frac{x\varepsilon x}{x+y} - \frac{y\varepsilon y}{x+y}).$$

Norme

- “Misura della grandezza” di una matrice o vettore.

Norme vettoriali

- $\|\cdot\| : \mathbb{C}^n \rightarrow \mathbb{R}$.

Tre proprietà

1. $\|x\| > 0$ per $\forall x \in \mathbb{C}^n$, $\|x\| = 0$ solo per $x = 0$.
2. $\|\alpha x\| = |\alpha| \|x\|$ per $\alpha \in \mathbb{R}, \alpha \neq 0$.

3. $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$. (*Disuguaglianza triangolare.*)

Formule

- $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$.
- $\|x\|_2 = \sqrt{x^T x} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i)^2}$.
- $\|x\|_\infty = \max_{i=1}^n |x_i|$.

Equivalenza topologica

- $\forall \|\cdot\|_*, \|\cdot\|_{**} \exists \alpha, \beta \in \mathbb{R}, 0 \leq \alpha \leq \beta : \forall x \in \mathbb{C}^n \text{ allora } \alpha \|x\|_* \leq \|x\|_{**} \leq \beta \|x\|_*$.
– Le norme **si limitano a vicenda**.

Norme matriciali

- $\|\cdot\| : \mathbb{C}^{n \times m} \rightarrow \mathbb{R}$.

Quattro proprietà

1. $\|A\| > 0$ per $\forall A \in \mathbb{C}^{n \times m}$, $\|A\| = 0$ solo per $A = 0$.
2. $\|\alpha A\| = |\alpha| \|A\|$ per $\alpha \in \mathbb{R}, \alpha \neq 0$.
3. $\|A + B\| \leq \|A\| + \|B\|$.
4. $\|AB\| \leq \|A\| \|B\|$.

Norma indotta

- Dato che la norma vettoriale è **una funzione continua**...
– ... allora $\{x \in \mathbb{R}^n : \|x\| = 0\}$ è **un insieme chiuso**.
* *Insieme chiuso: il bordo dell'insieme appartiene all'insieme stesso.*
- Dato che $\exists \alpha : \|x\|_\infty \leq \alpha \|x\|$ (*per l'equivalenza topologica*)...
– ... cioè $\max_{i=1, \dots, n} |x_i| \leq \alpha \dots$
– ... allora l'insieme è **anche limitato**.
- In un insieme **chiuso e limitato** è possibile trovare un minimo ed un massimo.

- Quindi $\exists \max_{\|x\|=1} \|Ax\|$.
- Dato $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $x \in \mathbb{R}^n$ e data una norma $\|\cdot\| \dots$
 - \dots allora $\exists \|A\| = \max_{\|x\|=1} \|Ax\|$ ed è detta **norma indotta**.

Formule

- $\|A\|_1 = \max_{j \in [1, n]} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$.
- $\|A\|_2 = \sqrt{\rho(A^T A)}$. (*Calcolo molto oneroso.*)
- $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n (a_{ij})^2)}$. (*Approssima la norma 2.*)
- $\|A\|_\infty = \max_{i \in [1, n]} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$.

Sistemi lineari

- $Ax = b$, $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$.

$$\begin{bmatrix} a_{11}x_1 & a_{12}x_2 & \dots & a_{1n}x_n \\ a_{21}x_1 & a_{22}x_2 & \dots & a_{2n}x_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}x_1 & a_{m2}x_2 & \dots & a_{mn}x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix}$$

Relazione tra rango e soluzioni

- Se $r(A) \neq r(A|b) \rightarrow$ non ci sono soluzioni.
- Se $r(A) = r(A|b) \rightarrow \dots$
 - \dots e $n = r \rightarrow$ una sola soluzione.
 - \dots e $n > r \rightarrow \infty^{(n-r)}$ soluzioni.
 - (*Teorema di Rouché-Capelli.*)

Metodi di risoluzione

Metodi diretti

- Risolvono i sistemi tramite una **fattorizzazione LU** e la **backward/forward substitution**.
- Metodi per la fattorizzazione LU:
 - Metodo di **Gauss**, metodo di **Cholesky**.

Metodi indiretti

- Risolvono i sistemi partendo da un x arbitraria, avvicinandosi alla soluzione reale con ogni iterazione.
 - Metodo di **Jacobi**, metodo di **Gauss-Seidel**.

Condizionamento

1. Perturbiamo b , ottenendo δb . Avremo quindi una perturbazione δx .
 2. Da $Ax = b$, otteniamo $A(x + \delta x) = b + \delta b$.
 3. $Ax + A\delta x = b + \delta b$.
 4. $Ax = b$, quindi $A\delta x = \delta b$.
 5. Esplicitiamo δx : $\delta x = A^{-1}\delta b$.
 6. (1) Applichiamo la norma ed una delle sue proprietà: $\|\delta x\| = \|A^{-1}\delta b\| \leq \|A^{-1}\| \|\delta b\|$.
 7. (2) Applichiamo la norma a $Ax = b$: $\|b\| = \|Ax\| \leq \|A\| \|x\|$.
 8. Mettiamo in relazione 1 e 2: $\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \|A\| \|A^{-1}\| \frac{\|\delta b\|}{\|b\|}$.
- $\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} = \varepsilon x$ è la **perturbazione indotta sul vettore x** .
 - $\frac{\|\delta b\|}{\|b\|} = \varepsilon b$ è la **perturbazione di b** .
 - $\|A\| \|A^{-1}\| = \mu(A)$ è detto **indice di condizionamento**.
 - Quindi: $\varepsilon x \leq \mu(A) \varepsilon b$.

Fattorizzazione LU

- Con $A = \mathbb{R}^{n \times n}$, vogliamo $A = LU$.
 - L è una matrice **triangolare inferiore** - i valori sulla diagonale sono tutti 1.
 - U è una matrice **triangolare superiore** - i valori sulla diagonale sono $\neq 0$.

Stabilità

- Un algoritmo per la fattorizzazione LU si dice **stabile** se: $\exists \alpha, \beta$ (*indipendenti da n , a_{ij}*)
: $|l_{ij}| < \alpha \wedge |u_{ij}| < \beta$.

Formula generale

- $a_{ij} = \sum_{k=1}^{\min(i,j)} l_{ik} u_{kj}$.

Metodo compatto

- Procedendo per righe, si ha:

(3)

$$a_{ij} = \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj} + u_{ij}, (j = i, \dots, n), (i = 1, \dots, n)$$

(4)

$$a_{ij} = \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} u_{kj} + l_{ij} u_{jj}, (j = 1, \dots, i-1), (i = 2, \dots, n)$$

- Dalle (3) e (4) si ha:

(5)

$$u_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj}, (j = i, \dots, n), (i = 1, \dots, n)$$

(6)

$$l_{ij} = \frac{1}{u_{jj}} [a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} u_{kj}], (j = 1, \dots, i-1), (i = 2, \dots, n)$$

- Il calcolo procede così:
 - Per $i = 1$, dalla (5) si ha $u_{1j} = a_{1j}, (j = 1, \dots, n)$;

- Per $i = 2$, dalla (6) si ha $l_{21} = a_{21}/u_{11}$ e dalla (5) $u_{2j} = a_{2j} - l_{21}u_{1j}, (j = 2, \dots, n)$;
- Per $i = n$, dalla (6) si possono calcolare gli $l_{nk}, (k = 1, \dots, n - 1)$, utilizzando gli $l_{nk}, (k < j)$ della stessa riga già calcolati e gli u_{kj} calcolati precedentemente. Dalla (5) si può calcolare u_{nn} .

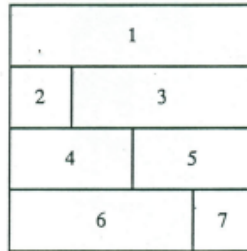


Figure 2: Calcolo tecnica compatta.

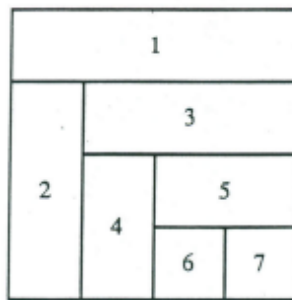


Figure 3: Calcolo tecnica di Crout.

Metodo di Cholesky

- Complessità: $n^3/6 = O(n^3)$.
- Ci fornisce la matrice L .
- Funziona solo se:
 - A è quadrata.
 - A è simmetrica.
 - A è definita positiva.
- * Una matrice è **definita positiva** quando soddisfa il **criterio di Sylvester**: tutte le sottomatrici quadrate superiori sinistre hanno determinante positivo (*i minori principali secondo l'ordine da 1 a n*).

Procedimento

1. Dato che A è simmetrica, $DD^{-1} = I$.
2. $A = LU = LIU = LD D^{-1} U$.
3. Definiamo $D^{-1}U = Y$. Quindi, $A = LDY$.
4. Dato che A è simmetrica, $L^T = Y$ e $L = Y^T$.
5. $L^T = Y = D^{-1}U$. Esplicitiamo U : $U = DL^T$.
6. $A = LU \rightarrow A = LL^T$.

Formule

$$l_{jj} = \sqrt{a_{jj} - \sum_{k=1}^{j-1} (l_{jk})^2}$$

$$l_{ij} = \frac{1}{l_{jj}} \left(a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} l_{jk} \right)$$

Metodo di eliminazione di Gauss

- Complessità: $n^3/3 = O(n^3)$.
- Ci fornisce la matrice U .

Tre operazioni

1. **Scambio di righe.**
2. **Operazioni elementari** sulle equazioni.
3. **Combinazione lineare.** (*Somma riga a multiplo di altra riga.*)

Algoritmo

1. Portare alla prima riga quella che ha il minor numero di zeri.
2. Far diventare zero gli elementi delle colonne sottostanti il primo elemento $\neq 0$ della riga precedente (*pivot*).
3. Continuare finché non si ottiene una matrice **a scalini**.

Formule

- Con $k \in [1, n]$ e $i \in [k + 1, n]$.
- Fattore di annullamento: $m_{ik} = \frac{a_{ik}^{(k)}}{a_{kk}^{(k)}}$.

$$a_{ij}^{(k+1)} = \begin{cases} a_{ij}^{(k)}, & \text{se } i \leq k \\ a_{ij}^{(k)} - m_{ik}a_{kj}^{(k)}, & \text{se } i > k \end{cases}$$

$$b_i^{(k+1)} = \begin{cases} b_i^{(k)}, & \text{se } i \leq k \\ b_i^{(k)} - m_{ik}b_k^{(k)}, & \text{se } i > k \end{cases}$$

Metodo di Gauss-Jordan

- Complessità: $2/3n^3 = O(n^3)$.
- Serve a calcolare A^{-1} .

Algoritmo

1. Orlare A con I .
2. Usare le operazioni di Gauss **per annullare la sottodiagonale** di A .
3. Annulliamo la sopradiagonale di A .
4. Dividiamo ogni riga per il pivot (*valore della diagonale principale*).
5. Avremo a sinistra I ed a destra $E = A^{-1}$.

Gauss con perno massimo

- Per ogni riga, prende sempre il **valore massimo**.
- La stabilità comporta che $\beta = 2^{n-1} \max_{i,j \in [1,n]} |a_{ij}|$. Dato che questa formula dipende da n , questa versione di Gauss è **stabile in senso debole**.

Forward/backward substitution

- Dopo aver scomposto una matrice in LU , per risolvere il sistema lineare ed ottenere x dobbiamo applicare la **forward** (*nel caso della L*) o **backward** (*nel caso della U*) substitution.

Formule

- *L'unica cosa che varia tra le due formule è l'indice della sommatoria.*

Forward substitution

$$x_i = \frac{1}{a_{ii}}(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} (a_{ij}x_j))$$

Backward substitution

$$x_i = \frac{1}{a_{ii}}(b_i - \sum_{j=i+1}^n (a_{ij}x_j))$$

Risoluzione sistemi tridiagonali

- $Ax = b$.
- I sistemi tridiagonali possono essere risolti più rapidamente.
- Il vettore b è la diagonale principale. I vettori a e c lo circondano.

$$\begin{bmatrix} b_1 & c_1 & 0 & 0 & 0 \\ a_1 & b_2 & c_2 & 0 & 0 \\ 0 & a_2 & b_3 & c_3 & 0 \\ 0 & 0 & a_3 & b_4 & c_4 \\ 0 & 0 & 0 & a_4 & b_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \\ d_4 \\ d_5 \end{bmatrix}$$

Procedimento

- Definiamo p come vettore della **diagonale temporanea**.
- Definiamo s come vettore della **soluzione temporanea**.
- Con $p_1 = b_1$, $s_1 = d_1$, e $i = 2, \dots, n$.
- Utilizziamo una specializzazione del metodo di Gauss:
 - $m_{ik} = q = a_i/p_{i-1}$.
 - $p_i = b_i - qc_i$.
 - $s_i = d_i - qs_{i-1}$.

- Terminiamo con la **backward substitution**:

$$- x_i = (s_i - c_i x_{i+1}) / p_i.$$

Metodi iterativi

- Dato $Ax = b$, esprimiamo $A = M - N$ con $\det M \neq 0$. Quindi, $(M - N)x = b$.
- Esplicitiamo x : $x = M^{-1}(Nx + b) = M^{-1}Nx + M^{-1}b$.

Tecnica iterativa generale

- Si comincia con un $x^{(0)}$ arbitrario. (*Stima iniziale.*)
- $x^{(k)} = M^{-1}Nx^{(k-1)} + M^{-1}b$.
- Definiamo la **matrice di iterazione** $T = M^{-1}N$.

$$- x^{(k)} = Tx^{(k-1)} + M^{-1}b.$$

Teorema convergenza metodo iterativo

Ipotesi

- Dati $A = M - N$, $P = M^{-1}N$, e $\|P\| < 1$.
- $\lim_{k \rightarrow \infty} x^k = x^*$.
- Dove x^* è la soluzione *esatta*.

Dimostrazione

1. $Ax = b$, $A = M - N$, $P = M^{-1}N$, e $Q = M^{-1}b$.
2. Esplicitiamo x : $x = M^{-1}(Nx + b) = M^{-1}Nx + M^{-1}b$.
3. Sostituiamo con P e Q : $x = Px + Q$.
4. (7) Usiamo la tecnica iterativa: $x^{(k)} = Px^{(k-1)} + Q$.
5. Se (*per ipotesi*) $\lim_{k \rightarrow \infty} x^k = x^*$, allora $x^* = Px^* + Q$.
6. Definiamo l'errore $e^{(k)} = x^* - x^{(k)}$.
7. Mettiamo l'errore in relazione con 4 e 6: $e^{(k)} = x^* - x^{(k)} = P(x^* - x^{(k-1)}) = Pe^{(k-1)}$.

8. $e^{(k)} = P^1(e^{(k-1)})$.
9. In generale: $e^{(k)} = P^k(e^{(0)}) = P^1(e^{(k-1)}) = P^2(e^{(k-2)}) = \dots$
10. Applichiamo la norma: $\|e^{(k)}\| = \|P^k(e^{(0)})\| \leq \|P^k\| \|e^{(0)}\|$ (per ipotesi $\|P\| < 1$).
11. Dato che e e P sono in relazione, analizziamo i limiti. Se $\lim_{k \rightarrow \infty} \|P\|^k = 0$, allora $\lim_{k \rightarrow \infty} \|e^{(k)}\| = 0$, allora $\lim_{k \rightarrow \infty} e^k = 0$.
12. Se $\lim_{k \rightarrow \infty} e^k = 0$, allora l'errore converge a 0.

Condizione necessaria e sufficiente di convergenza

- Se A è diagonale strettamente dominante (*tutti gli elementi sulla diagonale sono maggiori di quella sulla riga*), allora sia **Gauss-Seidel** che **Jacobi** convergono.
- Se A è definita positiva, **Gauss-Seidel** converge - su Jacobi non si può dire nulla.

Metodo di Jacobi

- Complessità: $2n^2 = O(n^2)$.
- $A = M - N$, $M = D$, $N = -(E + F)$, $A = D + E + F$.
- $x^{(k)} = M^{-1}Nx^{(k-1)} + M^{-1}b$.
- $x^{(k)} = -D^{-1}(E - F)x^{(k-1)} + D^{-1}b$.
 - $-D^{-1}(E + F)$ è detta matrice di iterazione T_j .
- $x_i^{(k)} = \frac{1}{a_{ii}}(\sum_{j=1, j \neq i}^n -a_{ij}x_j^{(k-1)} + b_i)$.

Metodo di Gauss-Seidel

- Complessità: $2n^2 = O(n^2)$. Usa meno memoria del metodo di Jacobi (*conserva solo la metà delle soluzioni precedenti*).
- $A = M - N$, $M = E + D$, $N = -F$.
- $x^{(k)} = -(E + D)^{-1}Fx^{(k-1)} + (E + D)^{-1}b$.
 - Dove $-(E + D)^{-1}F$ è la matrice di iterazione.
- $x_i^{(k)} = \frac{1}{a_{ii}}(\sum_{j=1}^{i-1} a_{ij}x_j^{(k)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij}x_j^{(k-1)} + b_i)$

Criteri di arresto

- Due possibili scelte, fissato un valore ε .

1. $\|x^{(k)} - x^{(k-1)}\| \leq \varepsilon$.

2. $\frac{\|x^{(k)} - x^{(k-1)}\|}{\|x^{(k)}\|} \leq \varepsilon$.

Interpolazione

- Data una funzione $f(x)$ ed n nodi o *punti base* $f(x_1) = y_1, f(x_2) = y_2, \dots, f(x_n) = y_n$, vogliamo approssimare f con g .
- Fissiamo uno spazio di infinite funzioni appartenenti alla classe $n + 1$, definite dalla seguente base:

- $\Phi_j(x), j = 0, \dots, n$.

- Tali funzioni sono definite su $[a, b]$ e sono **linearmente indipendenti**.

- Formula generatrice dello spazio di funzioni:

- $\sum_{j=0}^n c_j \Phi_j(x)$.

- Bisogna determinare $g(x) = \sum_{j=0}^n \alpha_j \Phi_j(x)$, dove $g(x) = f(x), \forall x \in x_1, \dots, x_n$.

- Tramite g determineremo un *polinomio di interpolazione** della forma: $p(x) = a_0 x^n + a_1 x^{(n-1)} + \dots + a_{n-1} x + a_n$.

Interpolazione polinomiale

Base dei monomi

- $\Phi_j(x) = x^j$.

Polinomio finale

- $g(x) = \sum_{j=0}^n f(x_j) x^j$.
- $P_n(x) = c_0 + c_1 x_1 + c_2 x_2^2 + \dots + c_n x_n^n$.

$$\begin{cases} c_0 + c_1x_1 + c_2x_1^2 + \dots + c_nx_1^n = y_1 \\ c_0 + c_1x_2 + c_2x_2^2 + \dots + c_nx_2^n = y_2 \\ \vdots \\ c_0 + c_1x_n + c_2x_n^2 + \dots + c_nx_n^n = y_n \end{cases}$$

- I coefficienti del sistema lineare ottenuto tramite l'interpolazione polinomiale sono quelli della **matrice di Vandermonde**.

$$\begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^n \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \dots & x_2^n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & \dots & x_n^n \end{bmatrix}$$

Interpolazione di Lagrange

- Ha complessità $O(n^2)$, ma l'aggiunta di un punto comporta la ricalcolazione totale della produttoria.

Base di Lagrange

- $L_j(x) = \prod_{i=0, i \neq j}^n \frac{x-x_i}{x_j-x_i}, j = 0, \dots, n.$

Polinomio finale

- $P_n(x) = \sum_{j=0}^n f(x_j)L_j(x_j).$

Interpolazione di Newton

- Ha complessità $O(n^2)$, ma l'aggiunta di un punto comporta poche operazioni in $O(n)$.

Base delle potenze traslate

- $\pi_n(x) = 1, (x - x_0), (x - x_0)(x - x_1), (x - x_0)\dots(x - x_{n-1}).$

Tabella delle differenze divise

- Differenza divisa di ordine k .
 - Per $k = 0$, $f[x_0] = f(x)$.
 - Per $k = 1$, $f[x_0, x] = \frac{f[x] - f[x_0]}{x - x_0}$.
 - Per $k = 2, \dots, n + 1$, $f[x_0, x_1, \dots, x_{k-2}, x_{k-1}, x] = \frac{f[x_0, x_1, \dots, x_{k-2}, x_{k-1}] - f[x_1, x_2, \dots, x_{k-1}, x]}{x - x_{k-1}}$.

x	$f[x]$	$f[x_0, x]$	$f[x_0, x_1, x]$	$f[x_0, x_1, x_2, x]$	\dots
x_0	$f[x_0]$				
x_1	$f[x_1]$	$f[x_0, x_1]$			
x_2	$f[x_2]$	$f[x_0, x_2]$	$f[x_0, x_1, x_2]$		
x_3	$f[x_3]$	$f[x_0, x_3]$	$f[x_0, x_1, x_3]$	$f[x_0, x_1, x_2, x_3]$	
\vdots	\vdots	\vdots			
\vdots	\vdots	\vdots			
\vdots	\vdots	\vdots			
x_n	$f[x_n]$	$f[x_0, x_n]$	$f[x_0, x_1, x_n]$	\dots	$f[x_0, x_1, \dots, x_{n-1}, x_n]$

Figure 4: Tabella delle differenze divise.

Polinomio di Newton

- $p(x) = f[x_0] + (x - x_0)f[x_0, x_1] + (x - x_0)(x - x_1)f[x_0, x_1, x_2]$.

Dimostrazione errori con punti equidistanti

- Definiamo l'errore come $r(x) = f(x) - p(x)$.
 - $r(x_i) = 0, \forall x_i \in x_1, \dots, x_n$.

Ipotesi

- Se $f(x)$ è derivabile $n + 1$ volte in $[a, b]$, dove a è il minimo x_i e b è il massimo x_i . . .
 - . . . allora $r(x) = \pi_n(x) \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!}$.
 - Inoltre, $s(x) = \frac{r(x)}{\pi_n(x)}$.
 - * s è la superficie.

Dimostrazione

- Con $a < x < b$ e $x \neq x_i$, definiamo $v(y) = r(y) - s(x)\pi_n(y)$.
 - v è derivabile $n + 1$ volte.
 - v si annulla negli x_n .
- Allora, $v^{(n+1)}$ si annulla in ξ .
- $0 = v^{(n+1)}(\xi) = r^{(n+1)}(\xi) - (n + 1)!s(x) = f^{(n+1)}(\xi) - (n + 1)!s(x)$.

Fenomeno di Runge

- Se si verifica un errore molto grande agli estremi dell'intervallo $[a, b]$ (*fenomeno di Runge*) che oscilla tra i punti, esso si può limitare usando due tecniche.

Nodi di Chebyshev

- Nell'intervallo $[-1, 1]$:
 - $x_i = \cos\left(\frac{2i-1}{2n}\pi\right)$.
- Nell'intervallo $[a, b]$:
 - $x_i = \frac{a+b}{2} + \frac{b-a}{2}x_i$.

Interpolazione spline

- Divide gli intervalli in sottointervalli più piccoli con ognuno il suo polinomio interpolatore.

Integrazione numerica

- Vogliamo approssimare $S = \int_a^b f(x)dx = F(b) - F(a)$.

Formule di quadratura

- $S_n = \sum_{i=0}^n w_i f(x_i)$.
- $r_n = S - S_n$ (*errore di quadratura*).

Tecnica per ricavare formule di quadratura

- $\int_a^b p(x)dx$.
- $r_n = \int_a^b f(x)dx - \int_a^b p(x)dx = \int_a^b [f(x) - p(x)]dx$.
- Ricaviamo $p(x)$ con Lagrange: $p(x) = \sum_{i=0}^n L_i(x)f(x_i) = \sum_{i=0}^n L_i(x)y_i = \sum_{i=0}^n (\int_a^b L_i(x)dx)y_i$.
 - Con w_i indichiamo i pesi.
- Se i nodi sono equidistanti, allora $x = x_0 + th$.
 - Definiamo l'incremento con h .

Metodo di Newton-Cotes

- Per risolvere l'integrale cambiamo variabile. Parliamo di metodo di **Newton-Cotes**.
 - $dx = hdt$, $x_j = x_0 + jh$, $x_i = x_0 + ih$.
 - $\sum_{i=0}^n y_i \int_a^b (\prod_{j=1, j \neq i}^n \frac{x_0+th-x_0-jh}{x_0+ih-x_0-jh} hdt)$.
 - $\sum_{i=0}^n y_i h \int_a^b (\prod_{j=1, j \neq i}^n \frac{t+h}{i-j} dt)$.
- $S_n = h \sum_{i=0}^n \alpha_i f(x_i)$.
 - Dove $\alpha = \prod_{j=1, j \neq i}^n \frac{t+h}{i-j} dt$.

Regola dei Trapezi

- $\int_a^b f(x)dx = \frac{b-a}{2}(f(a) + f(b))$.

Versione composta

- $\int_a^b f(x)dx = \frac{b-a}{2n}(f(a) + \sum_{i=1}^{2n} f(x_i) + f(b))$.

Regola di Cavalieri-Simpson

- $\int_a^b f(x)dx = \frac{b-a}{6}(f(a) + 4f(\frac{a+b}{2}) + f(b))$.

Versione composta

- $\int_a^b f(x)dx = \frac{b-a}{6n}(f(a) + 4 \sum_{i=1}^{2n,2} f(x_i) + 2 \sum_{i=2}^{2n-1,2} f(b))$.

Errore quadratura

- $f(x) \in C^S$.
- $r_n = S_n - \int_a^b f(x)dx = \Upsilon_n h^{(s+1)} \frac{f^S(\xi)}{s!}$.
 - Se n è pari, $S = n + 2$ e $\Upsilon_n = \int_0^n t \pi_n(t) dt$.
 - Se n è dispari, $S = n + 1$ e $\Upsilon_n = \int_0^n t \pi_n(t) dt$.