

Preparazione orale analisi numerica:

CAPITOLO Errori (1):

Ricavare il coefficiente di amplificazione:

Sviluppare la serie di Taylor su \tilde{x} di centro x con $\tilde{x} = x(1 + \varepsilon_x)$

$$\varepsilon_{in} = \frac{\left(f(x) + (\tilde{x}-x)f'(x) + \frac{(\tilde{x}-x)^2}{2}f''(\xi)\right) - f(x)}{f(x)} \doteq \varepsilon_x \frac{xf'(x)}{f(x)}$$

CAPITOLO Gerschgorin (4):

Primo teorema di Gershgorin (Massimizzare il valore per riga):

Gli autovalori di una matrice A appartengono all'insieme: $\cup_{i=1}^n K_i$

Dimostrazione:

Sia x autovettore $| Ax = \lambda x$; sulla i -esima riga vale $\sum_{j=1}^n a_{i,j}x_j = \lambda x_i$

Prendiamo x_k componente di massimo modulo, vale:

$$(a_{k,k} - \lambda)x_k = -\sum_{j \neq k} a_{k,j}x_j \text{ dividiamo per } x_k \text{ e otteniamo } a_{k,k} - \lambda = -\sum_{j \neq k} a_{k,j} \frac{x_j}{x_k} \text{ ma } \left| \frac{x_j}{x_k} \right| \leq 1,$$

$$\text{quindi: } |a_{k,k} - \lambda| \leq \sum_{j \neq k} |a_{k,j}|$$

Secondo teorema di Gershgorin (Polinomio sulla matrice):

Se l'unione dei cerchi di Gerschgorin è formata da due sottoinsiemi disgiunti M_1 e M_2 dati dall'unione di m_1, m_2 cerchi, allora M_1 conterrà m_1 autovalori mentre M_2 ne conterrà m_2 .

Dimostrazione:

Data A sia $D(A)$ la matrice con i valori diagonali di A , $A(t) := D + t(A - D) | t \in [0,1]$

Gli elementi e gli autovalori di $A(t)$ sono funzioni continue di t , variandolo otteniamo:

$A(0) = D$; $A(1) = A$ sempre con gli stessi centri e raggio crescente.

Siccome M_1 e M_2 sono disgiunti allora gli autovalori non possono passare da l'uno all'altro, quindi contengono il numero di valori dati dal numero dei cerchi.

Teorema riducibile \leftrightarrow fortemente connesso:

Una matrice è riducibile \leftrightarrow Il suo grafo non è fortemente connesso.

Dimostrazione (Insiemi raggiungibili):

Osservazione: i grafi di A e $B = PAP^T$ differiscono solo di una permutazione di nodi.

\rightarrow

Portata in forma $\begin{pmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} \\ 0 & A_{2,2} \end{pmatrix}$ allora non esiste nessun cammino fra le due parti della matrice.

\leftarrow

Esiste una coppia di nodi per cui non esiste un cammino,

$Q = \{\text{nodi non raggiungibili da } p\}$; $P = \{\text{nodi raggiungibili da } p\}$

Ovviamente da nessun nodo di P posso raggiungere Q , permutando in modo tale che gli indici di P siano i primi risulta A riducibile.

Terzo teorema di Gershgorin:

Supponiamo che $\exists \lambda \mid \lambda \in K_i \rightarrow \lambda \in \delta K_i$ allora se A è irriducibile $\rightarrow \lambda$ appartiene a tutti i cerchi di Gerschgorin e quindi a tutte le loro frontiere.

Dimostrazione (Successione termini massimi):

Come il primo otteniamo $|a_{k,k} - \lambda| = \sum_{j \neq k} |a_{k,j}| \left| \frac{x_j}{x_k} \right| = \sum_{j \neq k} |a_{k,j}|$ in quanto $\lambda \in \delta K_k$.

Di conseguenza se $a_{k,j} \neq 0 \rightarrow |x_k| = |x_j|$.

Siccome A è irriducibile $\rightarrow \exists a_{k,k'} \neq 0 \rightarrow |x_k| = |x_{k'}|$.

Quindi possiamo scegliere come indice k' ed essendo A irriducibile possiamo trovare una successione che copre tutti gli indici.

Perciò ciascuna componente può essere presa come quella di modulo massimo $\rightarrow \lambda \in \delta K_i$

CAPITOLO Norme (5):

Uniformemente continuità delle norme:

La funzione $x \rightarrow \|x\|$ è uniformemente continua.

Dimostrazione (Disuguaglianza triangolare):

Usiamo la disuguaglianza triangolare: $\|a\| \leq \|a - b\| + \|b\|$ da cui si ottiene:

$$\|b\| - \|a\| \leq \|-(a - b)\| = |-1| \cdot \|a - b\| = \|a - b\|$$

$$\text{Quindi } \left| \|b\| - \|a\| \right| \leq \|a - b\| = \left\| \sum (a_i - b_i) e_i \right\| \leq \sum \| (a_i - b_i) e_i \| = \sum |a_i - b_i| \cdot \|e_i\|$$

$$\text{Quindi se } |a_i - b_i| \leq \delta \rightarrow \left| \|b\| - \|a\| \right| \leq \delta \sum \|e_i\|$$

$$\text{Ossia } \forall \varepsilon \exists \delta := \frac{\varepsilon}{\sum \|e_i\|}.$$

Equivalenza delle norme vettoriali:

$$\forall \text{ coppia di norme su } \mathbb{C}^n \exists \alpha, \beta \mid \forall x \in \mathbb{C}^n \text{ vale } \alpha \|x\|_1 \leq \|x\|_2 \leq \beta \|x\|_1$$

Dimostrazione (Passando per norma infinito):

Per $x = 0$ la disuguaglianza vale.

Se si dimostra con $\| \cdot \|_2 = \| \cdot \|_\infty$ allora vale per qualsiasi coppia di norme, infatti se abbiamo:

$$\begin{cases} \alpha_1 \|x\|_\infty \leq \|x\|_1 \leq \beta_1 \|x\|_\infty \\ \alpha_2 \|x\|_\infty \leq \|x\|_2 \leq \beta_2 \|x\|_\infty \end{cases} \rightarrow \frac{\alpha_1}{\beta_2} \|x\|_2 \leq \|x\|_1 \leq \frac{\beta_1}{\alpha_2} \|x\|_2$$

L'insieme S_∞ è chiuso e limitato in \mathbb{C}^n quindi la funzione $\| \cdot \|_1$ avrà un massimo β e un minimo α .

$$\text{Allora } \alpha \leq \left\| \frac{x}{\|x\|_\infty} \right\| \leq \beta \text{ da cui la tesi.}$$

Funzione Norme di matrici:

La funzione $f: \mathbb{C}^n \rightarrow \mathbb{C}^n \mid A \rightarrow \max_{x \in S} \|Ax\|$ è una norma matriciale.

Dimostrazione:

L'unica non banale è la submoltiplicatività:

$$\text{Imponiamo } AB \neq 0 \text{ e prendiamo un vettore } y \mid \|y\| = 1; \|AB\| = \max\{\|ABx\|: x \in S\} = \|AB\| \|y\|$$

Detto $z := by \neq 0$ allora:

$$\|AB\| \|y\| = \|Az\| = \frac{\|Az\|}{\|z\|} \|z\| = \frac{\|Az\|}{\|z\|} \|B\| \|y\| = \left\| A \frac{z}{\|z\|} \right\| \|B\| \text{ e poiché } \frac{z}{\|z\|} \text{ e } y \text{ hanno norma 1 vale:}$$

$$\max \|AB\| \leq \max \|A\| \max \|B\| = \|A\| \|B\|$$

Raggio spettrale e norma:

$$\forall A \in \mathbb{C}^{n \times n}; \forall \varepsilon > 0 \exists \| \cdot \| \text{ norma di matrici indotta } \mid \rho(A) \leq \|A\| \leq \rho(A) + \varepsilon$$

Dimostrazione:

Prima disuguaglianza:

Sia λ autovalore per A e x autovettore corrispondente (Normalizzato, $\|x\| = 1$)

$$Ax = \lambda x \rightarrow \|Ax\| = \|\lambda x\| = |\lambda| \cdot \|x\| = |\lambda|$$

$$\text{Quindi } \forall \text{ autovalore } |\lambda| \leq \max_{\|x\|=1} \|Ax\| = \|A\|$$

Seconda parte:

Definiamo una norma vettoriale, S matrice non singolare allora $\|x\|_S := \|S^{-1}x\|_\infty$ è una norma.

La norma matriciale indotta è:

$$\|A\|_S = \max_{\|y\|_S=1} \|Ay\|_S = \max_{\|S^{-1}x\|_\infty=1} \|S^{-1}Ax\|_\infty = \max_{\|y\|_\infty} \|S^{-1}ASy\|_\infty$$

Quindi $A \rightarrow \|S^{-1}AS\|_\infty$ è una matrice indotta.

Terza parte:

Sia $J = T^{-1}AT$ la forma di Jordan di A ; $E = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \varepsilon & & & \\ & & \varepsilon^2 & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & \varepsilon^{n-1} \end{pmatrix}$

Coniugando otteniamo: $E^{-1}JE$ diagonale a blocchi del tipo $D_j = \begin{pmatrix} \lambda_j & \varepsilon & & \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & \varepsilon \\ & & & \lambda_j \end{pmatrix}$

Passando alle norme: $\|E^{-1}JE\|_\infty = \|E^{-1}T^{-1}ATE\|_\infty = \|A\|_{TE}$ che è la massima somma sulle righe dei moduli degli elementi di J ossia:

$$\max_{i,j} \|D_i^{(j)}\|_\infty \leq \rho(A) + \varepsilon$$

Osservazione:

Il raggio spettrale è una norma nel caso in cui valga l'uguaglianza, ossia gli autovalori di modulo massimo compaiono in blocchi di dimensione 1.

Limite norma e raggio spettrale:

Vedere pagina 17 dispense.

CAPITOLO Forma normale di Schur (1):

Teorema Forma normale di Schur:

$$\forall A \in \mathbb{C}^{n \times n} \exists T \text{ triangolare superiore e } Q \in \mathbb{C}^{n \times n} \text{ unitaria} \mid QAQ^H = T$$

Dimostrazione (Induzione su dimensione):

Induzione su dimensione di A .

Se $n = 1$ vale $A = 1 \cdot A \cdot 1$

$(n - 1) \rightarrow n$: Sia x autovettore normalizzato ($x^H x = 1$; $Ax = \lambda x$).

Sia $S = \langle x \rangle$ e (y_2, \dots, y_n) base ortonormale di S^\perp .

Sia $U = (x, y_2, \dots, y_n)$, osserviamo che $U^H A U e_1 = U^H A x = U^H \lambda x = \lambda U^H x = \lambda e_1$

Perciò $U^H A U = \begin{pmatrix} \lambda & b^H \\ 0 & A_{n-1} \end{pmatrix}$ con $b \in \mathbb{C}^{n-1}$; per HP induttiva $\exists Q_n = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & Q_{n-1} \end{pmatrix} \mid$

$$A = U Q_n \begin{pmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & T \end{pmatrix} Q_n^H U^H$$

CAPITOLO Metodi diretti per sistemi lineari (3):

Condizionamento:

Consideriamo una perturbazione del vettore dei termini noti $b \rightarrow b + \delta_b$

Vogliamo studiare quanto debba essere perturbato il vettore iniziale per rendere vera

l'uguaglianza: $A(x + \delta_x) = b + \delta_b$

$A\delta_x = \delta_b \rightarrow \delta_x = A^{-1}\delta_b$ scelta una norma vale $\|\delta_x\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|\delta_b\|$

Siccome vogliamo studiare l'errore relativo $\left(\frac{\|\delta_x\|}{\|x\|}\right)$ sfruttiamo la seconda disuguaglianza:

$$\|b\| = \|Ax\| \leq \|A\| \cdot \|x\|$$

$$\text{Allora: } \frac{\|\delta_x\|}{\|x\|} \leq \frac{\|A^{-1}\| \cdot \|\delta_b\|}{\|A\|^{-1} \|b\|} = \|A^{-1}\| \cdot \|A\| \cdot \frac{\|\delta_b\|}{\|b\|}$$

Il valore $\mu(A) = \|A^{-1}\| \cdot \|A\|$ è detto numero di condizionamento.

Teorema di esistenza e unicità della fattorizzazione LU:

Sia $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, la fattorizzazione LU $\exists!$ se tutti i minori principali sono invertibili.

Dimostrazione (Induzione su dimensione/Assurdo):

←

Se $n = 1$ nulla da dimostrare.

Se valido $\forall m < n$ allora mi basta mostrare che posso smontare A nella forma:

$$A = \begin{pmatrix} A_{n-1} & b \\ a^T & a_{n,n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_{n-1} & 0 \\ a^T & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_{n-1} & u \\ 0 & k \end{pmatrix}$$

Perché esista la condizione è: $A_{n-1} = L_{n-1}U_{n-1}$ vera per induzione e

$$b = L_{n-1}u; a^T = v^T U_{n-1}; a_{n,n} = v^T u + k$$

Poiché A_{n-1} è invertibile per ipotesi allora per il T. di Binet lo sono anche L_{n-1} e U_{n-1} .

Quindi $u; v$ si ricavano dai due sistemi $\begin{cases} u = L_{n-1}^{-1}b \\ v^T = U_{n-1}^{-1}a^T \end{cases}$ di dimensione $n - 1$ non singolari.

Ricavati $u; v$ allora $k = a_{n,n} - v^T u$.

→

Supponiamo per assurdo che $\exists k \leq n - 1 \mid \det A_k = 0$ se la fattorizzazione LU \nexists la dimostrazione è finita, se esiste non è unica, infatti:

$$A = \begin{pmatrix} A_k & B \\ C & D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_k & 0 \\ V & Z \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_k & T \\ 0 & W \end{pmatrix}$$

Considerando $A_k = L_k U_k \rightarrow \det A_k = 0 = \det L_k \det U_k$ e siccome $\det L_k = 1 \rightarrow \det U_k = 0$

Ma allora $C = V U_k \rightarrow$ le soluzioni di V non sono uniche.

Matrici elementari

Matrice della forma: $E := I - \sigma v v^H$

Osservazioni:

Il rango della matrice uv^H è 1

Se $x \in v^\perp \rightarrow Ex = x - \sigma v v^H(x) = x$ ossia x è autovettore relativo ad 1 ($n - 1$ indipendenti).

Se $u \notin v^\perp$ allora $Eu = u - \sigma v v^H u = u(1 - \sigma v^H u)$ da cui $(1 - \sigma v^H u)$ autovalore con autovettore u e E invertibile se $\sigma v^H u \neq 1$.

Se vale $u \in v^\perp$ allora l'autovalore 1 ha $\mu_a(1) = n; \mu_g(1) = n - 1$

CAPITOLO Metodi iterativi per sistemi lineari (5):

Proposizione (Condizione sufficiente di convergenza):

Data P matrice di iterazione, se $\exists \| \cdot \|$ norma matriciale indotta $| \|P\| < 1$ allora la successione converge.

Dimostrazione:

Data $\| \cdot \|$ norma indotta $| \|P\| < 1$, se il limite \exists sappiamo che è soluzione del sistema e che:

$x_{k+1} = Px_k + b$; $x_{sol} = Px_{sol} + b$ sottraendoli l'uno all'altro otteniamo:

$$x_{k+1} - x_{sol} = P(x_k - x_{sol}) \rightarrow e_{k+1} = Pe_k \rightarrow e_k = P^k e_0$$

Passando alle norme vale:

$$\|e_k\| \leq \|P\|^k \|e_0\| \text{ siccome } \|P\| < 1 \rightarrow \text{per il T. dei carabinieri } \|e_k\| \rightarrow 0.$$

Proposizione (Condizione necessaria e sufficiente di convergenza):

La successione converge $\leftrightarrow \rho(P) < 1$

Dimostrazione:

←

$$\rho(P) < 1 \rightarrow \exists \varepsilon | \rho(P) + \varepsilon < 1 \rightarrow \exists \| \cdot \| \text{ indotta } | \rho(P) < \|P\| < \rho(P) + \varepsilon$$

Quindi $\|P\| < 1 \rightarrow$ Proposizione di prima.

→

Se la successione converge x_0 allora lo scelgo affinché e_0 sia autovettore per P , ossia:

$$Pe_0 = \lambda e_0 \rightarrow e_k = P^k e_0 = \lambda^k e_0, \text{ per ipotesi } e_k \rightarrow 0 \text{ quindi } |\lambda|^k \rightarrow 0 \text{ cioè } |\lambda| < 1 \forall \text{ autovalore.}$$

Condizioni di arresto all'iterazione:

Le condizioni intuitive di arresto sono $\|x_k - x_{k-1}\| \leq \varepsilon$ e $\|b - Ax_k\| \leq \varepsilon$ e vogliamo che queste condizioni implicino $\|x_k - x_{sol}\| \leq \delta$ dipendente da ε .

Valutazione del passo:

$$x_k - x_{k-1} = (x_k - x_{sol}) - (x_{k-1} - x_{sol}) = P(x_{k-1} - x_{sol}) - (x_{k-1} - x_{sol}) = \\ = (\text{Id} - P)(x_{sol} - x_{k-1})$$

Quindi $(x_{sol} - x_{k-1}) = (\text{Id} - P)^{-1}(x_k - x_{k-1})$ invertibile perché $\rho(P) < 1$

Passando alle norme:

$$\|x_{sol} - x_{k-1}\| = \|(\text{Id} - P)^{-1}\| \varepsilon \leq (1 - \|P\|)^{-1} \varepsilon$$

Se $\|P\|$ si avvicina ad uno la costante di amplificazione diventa molto alta.

Valutazione del residuo:

Il residuo è $r_k := b - Ax_k$ quindi:

$$A^{-1}r_k = A^{-1}b - x_k = x_{sol} - x_k \text{ perciò:}$$

$$\|x_{sol} - x_k\| = \|A^{-1}r_k\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|r_k\| \leq \varepsilon \|A^{-1}\|$$

Ricavare $\|A^{-1}\|$ sarebbe troppo pesante quindi maggioriamo con:

$$\|x_{sol} - x_k\| \leq \varepsilon \frac{\mu(A)}{\|A\|}$$

$$\text{Con errore relativo: } \frac{\|x_{sol} - x_k\|}{\|x\|} \leq \varepsilon \frac{\mu(A)}{\|b\|}$$

Teoremi di convergenza sui metodi di Jacobi e Gauss-Seidel:

Se A soddisfa una delle seguenti condizioni allora $\rho(J) < 1$; $\rho(G) < 1$:

1. A è fortemente dominante diagonale.
2. A^T è fortemente dominante diagonale.
3. A è irriducibilmente dominante diagonale
4. A^T è irriducibilmente dominante diagonale

Dimostrazione (Passare dal determinante e moltiplicare per D):

(J)

Studiamo $\det(J - \lambda \text{Id}) = \det(D^{-1}(B + C) - \lambda \text{Id})$; moltiplichiamo per D , quindi $\det(B + C - \lambda D)$ con $(B + C - \lambda D)$ la matrice che (A meno del segno) ha giusto la diagonale moltiplicata per λ .

Se fosse per assurdo $|\lambda| \geq 1$ allora anche questa matrice è dominante diagonale (O irr. Dominante diagonale), quindi non singolare, perciò λ non può essere un autovalore.

(G)

Studiamo $\det(G - \lambda \text{Id}) = 0 \rightarrow \det(C - \lambda(D - B)) = 0$

La matrice così ottenuta ha parte triangolare inferiore moltiplicata per λ , pertanto se A è dominante diagonale (O irr. Dominante diagonale) lo è anche $C - \lambda(D - B)$.

Proposizione:

Se la matrice A è tridiagonale con elementi sulla diagonale diversi da 0 allora $\rho(G) = \rho(J)^2$

Dimostrazione:

Vogliamo mostrare che λ è autovalore di $J \leftrightarrow \mu = \lambda^2$ è autovalore di G .

Dati λ, μ autovalori di J, G allora $\det(J - \lambda \text{Id}) = 0$; $\det(G - \mu \text{Id}) = 0$, per definizione di G possiamo scrivere:

$$\det((D - B)^{-1}C - \mu \text{Id}) = \det(C - \mu D + \mu B) = 0$$

Consideriamo $D_\alpha := \text{Diag}(1, \alpha, \alpha^2, \dots, \alpha^{n-1})$ con $\alpha \neq 0$, coniugando il risultato di prima otteniamo:

$$\det(D_\alpha(C - \mu D + \mu B)D_\alpha^{-1}) = 0$$

Vale: $D_\alpha C D_\alpha^{-1} = \alpha^{-1} C$; $D_\alpha(\mu D)D_\alpha^{-1} = -\mu D$; $D_\alpha(\mu B)D_\alpha^{-1} = \mu \alpha B$

Moltiplicando per α otteniamo $\det(C - \mu \alpha D + \mu \alpha^2 B) = 0$ confrontandola con $\det(J - \lambda \text{Id}) = \det(D^{-1}(B + C) - \lambda \text{Id}) = \det(C - \lambda D + B) = 0$ otteniamo:

λ autovalore per J ; $\alpha = \frac{1}{\lambda}$; $\mu = \lambda^2$ otteniamo che μ lo è per G .

μ autovalore per G ; $\alpha = \frac{1}{\sqrt{\mu}}$; $\lambda = \sqrt{\mu}$ otteniamo che λ lo è per J .

CAPITOLO Zeri di funzione e problemi di punto fisso (5):

Teorema (Condizione sufficiente di convergenza):

Sia $f \in C^1(I)$, $\alpha \in I$ | $f(\alpha) = \alpha$; $I = [\alpha - p, \alpha + p]$; $p > 0$ | $|f'(x)| < 1 \forall x \in I$; allora $\forall x_0 \in I$ vale $x_k \in I$; $\lim_k x_k = \alpha$

Dimostrazione:

Poiché $f \in C^1(I)$ per il T. di Weierstrass $|f'|$ ammette massimo e minimo.

Sia $\lambda = \max\{|f'(x)| \mid x \in I\} < 1$, vogliamo mostrare che $|x_i - \alpha| \leq \lambda^i p$ per induzione su i :
 $i = 0$ allora vale per ipotesi.

Se vale \forall indice minore di i allora per il T. del valor medio $\exists \xi_i$ compreso fra x_i e α |

$x_{i+1} - \alpha = f(x_i) - f(\alpha) = f'(\xi_i)(x_i - \alpha)$ e passando ai moduli:

$$|x_{i+1} - \alpha| = |f'(\xi_i)| |x_i - \alpha| \leq \lambda \cdot \lambda^i p$$

Teorema (Unicità punto fisso):

Sia $f \in C^1([a, b])$ con $|g'(x)| < 1 \forall x \in [a, b]$ allora esiste al più un $\alpha \in [a, b]$ | $f(\alpha) = \alpha$

Dimostrazione (Per assurdo):

Se per assurdo $\exists \beta \in [a, b]$ | $f(\beta) = \beta \rightarrow \alpha - \beta = f(\alpha) - f(\beta) = f'(\xi)(\alpha - \beta) \rightarrow f'(\xi) = 1$

Teorema (Versione floating point):

Sia α punto fisso di $f \in C^1(I)$, $\lambda := \max\{|f'(x)| \mid x \in I\} < 1$ e $\sigma := \frac{\delta}{1-\lambda}$;

Se $\sigma < \lambda$ e $|x_0 - \alpha| \leq p$ allora $|\bar{x}_i - \alpha| \leq \sigma + \lambda^i(p - \sigma)$

Dimostrazione:

Per induzione, se $i = 0$, $\bar{x}_0 = x_0$ allora $|\bar{x}_0 - \alpha| \leq p$

Se vale \forall valore minore di i allora $|\bar{x}_{i+1} - \alpha| = |f'(\xi_i)| \cdot |\bar{x}_i - \alpha| + \delta \leq$

$$\leq \lambda(\sigma + \lambda^i(p - \sigma)) + (1 - \lambda)p = \sigma + \lambda^{i+1}(p - \sigma)$$

Teorema (Velocità di convergenza):

Sia $g \in C^p([a, b])$, $g^{(1)}(\alpha) = \dots = g^{(p-1)}(\alpha) = 0$; $g^{(p)} \neq 0$ allora $\exists I := [\alpha - s, \alpha + s]$ | se $x_0 \in I \rightarrow$ la successione converge in modo superlineare ad α con ordine p .

Viceversa se $g \in C^p([a, b])$; $\alpha = g(\alpha)$ ed $\exists x_0 \in [a, b]$ | la successione converge ad α con ordine p allora $g^{(1)}(\alpha) = \dots = g^{(p-1)}(\alpha) = 0$; $g^{(p)} \neq 0$

Dimostrazione:

\rightarrow

Se $g'(\alpha) = 0$ allora $\exists I$ centrato in α in cui la derivata ha modulo minore di 1.

Per definizione la convergenza in questo intervallo è superlineare.

Sviluppiamo Taylor: $g(x_k) = g(\alpha) + (\text{Termini eliminati essendo le derivate}) + \frac{(x_k - \alpha)^p g^{(p)}(\xi_k)}{p!}$

Da cui $\lim \left| \frac{g(x_k) - \alpha}{(x_k - \alpha)^p} \right| = \frac{|g^{(p)}(\alpha)|}{p!} \in (0, +\infty)$

←

Abbiamo $1 \leq r < p$ e vogliamo mostrare che $g^{(r)}(\alpha) = 0$

Per definizione di ordine di convergenza $\lim \left| \frac{g(x_k) - g(\alpha)}{(x_k - \alpha)^r} \right| = 0$

Dimostriamolo per induzione su r :

$$0 = \lim \left| \frac{g(x_k) - g(\alpha)}{x_k - \alpha} \right| = \lim \left| \frac{x_k - \alpha}{x_k - \alpha} g'(\xi_k) \right| = \lim |g'(\xi_k)| = |g'(\alpha)|$$

Supponendo $g^{(1)}(\alpha) = \dots = g^{(r-1)}(\alpha) = 0$ vale:

$$g(x_k) - g(\alpha) = \frac{(x_k - \alpha)g'(\alpha)}{1} + \dots + \frac{(x_k - \alpha)^{r-1}g^{(r-1)}(\alpha)}{(r-1)!} + \frac{(x_k - \alpha)^r g^{(r)}(\xi_k)}{r!} = \frac{(x_k - \alpha)^r g^{(r)}(\xi_k)}{r!}$$

$$\text{Quindi: } 0 = \lim \left| \frac{g(x_k) - g(\alpha)}{(x_k - \alpha)^r} \right| = \lim \frac{|g^{(r)}(\xi_k)|}{r!} = \frac{|g^{(r)}(\alpha)|}{r!}$$

Proposizione (Convergenza metodo di Newton):

Sia $f \in C^2([a, b])$ con $f(\alpha) = 0$ e $\alpha \in [a, b]$. Se $f'(\alpha) \neq 0$ allora $\exists I := [\alpha - p, \alpha + p] \mid \forall x_0 \in I$ la successione generata dal metodo di Newton converge ad α con ordine almeno 2 (Esattamente 2 se $f''(\alpha) \neq 0$)

Dimostrazione:

Sia $g(x) := x - \frac{f(x)}{f'(x)}$; poiché $f(\alpha) = 0$ allora $\exists I := [\alpha - p, \alpha + p] \mid |g'(x)| < 1$

Sono soddisfatte le ipotesi del teorema del punto fisso quindi la successione converge ad α .

Per determinare l'ordine:

$$\lim \frac{x_{k+1} - \alpha}{x_k - \alpha} = \lim \frac{x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)} - \alpha}{x_k - \alpha} = \lim \frac{x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)} - \alpha}{x_k - \alpha}$$

Sviluppamo con Taylor f in un intorno di x_k .

$$0 = f(\alpha) = f(x_k) + (\alpha - x_k)f'(x_k) + \frac{(\alpha - x_k)^2 f''(\xi)}{2} \rightarrow -\frac{f(x_k)}{f'(x_k)} = (\alpha - x_k) + \frac{(\alpha - x_k)^2 f''(\xi)}{2 f'(x_k)}$$

Sostituendo otteniamo:

$$\lim \frac{\frac{(\alpha - x_k)^2 f''(\xi)}{2 f'(x_k)}}{(x_k - \alpha)^2} = \lim \frac{1}{2} \cdot \frac{f''(x_k)}{f'(x_k)} = \frac{1}{2} \cdot \frac{f''(\alpha)}{f'(\alpha)}$$

CAPITOLO Interpolazione (4):

Determinante di Vandermonde:

$$\text{Sia } V_n := (v_{i,j}) \mid v_{i,j} = (x_i^j); V_3 = \begin{pmatrix} 1 & x_0 & x_0^2 & x_0^3 \\ 1 & x_1 & x_1^2 & x_1^3 \\ 1 & x_2 & x_2^2 & x_2^3 \\ 1 & x_3 & x_3^2 & x_3^3 \end{pmatrix} \text{ allora } \det V_n = \prod_{i>j} (x_i - x_j)$$

Dimostrazione (Induzione su n):

$n = 1$ è $x_1 - x_0$ per verifica diretta

$n - 1 \rightarrow n$ Data la matrice V_{n-1} consideriamo $V_n(x_n)$ uguale a V_n con ultima riga $(1, x_n, x_n^2, \dots, x_n^n)$

Sviluppando $\det V_n(x_n)$ rispetto all'ultima riga ed in funzione di x_n otteniamo un polinomio di grado n con coefficiente principale pari a $\det V_{n-1}$.

Raccogliamo $\det V_{n-1}$ e fattorizziamo ottenendo $\det V_n(x_n) = \det V_{n-1} (x_n - \varepsilon_1) \dots (x_n - \varepsilon_n)$

Siccome gli 0 di $\det V_n$ comprendono (x_0, \dots, x_{n-1}) sono esattamente questi.
 Quindi $\det V_n(x_n) = \det V_{n-1}(x_n - x_0) \dots (x_n - x_{n-1}) = \det V_{n-1} \prod_{i=0}^{n-1} (x_n - x_i)$.

Resto dell'interpolazione:

Per stimare il livello di approssimazione consideriamo $r_n(x) = f(x) - p_n(x)$.

Proposizione:

Sia $f \in C^{n+1}([a, b])$ allora dato $x \in [a, b] \exists \xi \in [a, b] \mid r_n(x) = \prod_{i=0}^n (x - x_i) \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!}$

Dimostrazione:

Supponiamo $x \neq x_i$, consideriamo $g(y) = r_n(y) - r_n(x) \frac{\prod(y-x_i)}{\prod(x-x_i)}$ di classe C^{n+1}

g si annulla su tutti gli x e gli x_i , $n + 2$ punti in totale, dunque per il T. di Rolle g' si annulla in almeno $n + 1$ punti, g'' su n , etc. $g^{(n+1)}$ in almeno un punto.

$$g^{(n+1)}(y) = [f^{(n+1)}(y) - 0] - \frac{(n+1)! r_n(x)}{\prod(x-x_i)}$$

Imponendo l'annullamento su ξ abbiamo la tesi.

DFT:

Proposizione:

Se ε_n è una radice dell'unità, allora vale: $\sum_{j=0}^{n-1} \varepsilon_n^{ij} = \begin{cases} n & \text{per } i \equiv 0 \pmod{n} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$

Dimostrazione:

Se $i \equiv 0 \pmod{n} \rightarrow (\varepsilon_n^i)^j = 1 \forall j$ ovvero $\sum_{j=0}^{n-1} \varepsilon_n^{ij} = n$

Altrimenti consideriamo $x^n - 1 = (x - 1)(1 + x + \dots + x^{n-1})$; ε_n lo annulla ma $\varepsilon_n^i - 1 \neq 0$

Quindi deve essere $1 + \varepsilon_n^i + \varepsilon_n^{2i} + \dots + \varepsilon_n^{(n-1)i} = 0$ che dimostra la tesi.

Proposizione:

Sia F la matrice di Vandermonde associata ai nodi ε_n^j con $0 \leq j < n$, allora:

1. $F = F^T$

2. $F^H F = n \cdot Id$

3. $F^2 = n \Pi$ con $\Pi = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 1 & \dots & 0 \end{pmatrix}$

Dimostrazione:

1. L'elemento (i, j) è $F(i, j) = \varepsilon_n^{ij} = \varepsilon_n^{ji} = F(j, i)$

2. $F^H F(i, j) = \sum_{r=0}^{n-1} \bar{\varepsilon}_n^{ir} \varepsilon_n^{jr} = \sum_{r=0}^{n-1} \varepsilon_n^{-ir} \varepsilon_n^{jr} = \sum_{r=0}^{n-1} \varepsilon_n^{r(j-i)}$

E vale per il risultato di prima: $F^H F(i, j) = \begin{cases} n & \text{per } i = j \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$

3. $F^2(i, j) = \sum_{r=0}^{n-1} \varepsilon_n^{ir} \varepsilon_n^{rj} = \sum_{r=0}^{n-1} \varepsilon_n^{r(i+j)}$