Lezione 9 - Errore di Interpolazione e Minimi Quadrati

Errore di interpolazione

Sia
$$I=[x_0,x_n]$$
, e sia $f\in C^0([x_0,x_n])$. Considerando $\{(x_i,\underbrace{y_i}_{f(x_i)})\}_{i=0}^n$ con x_i distanti.

Se $f \in C^{n+1}(\overline{I})$ allora $\forall x \in I \ \exists \alpha = \alpha(x) \in I$ tale che:

$$Enf(x)=f(x)-\Pi_nf(x)=rac{f^{n+1}(lpha(x))}{(n+1)!}\cdot\prod_{i=0}^n(x-x_i)$$

L'errore è un valore preciso, non è una disuguaglianza. L'unico problema è che non sappiamo cosa sia α e la funzione deve esser n+1 volte regolare che è un molto restrittivo sulla funzioni a cui possiamo applicarlo.

L'unico cosa che sappiamo per fatto è che a tutti i nodi l'errore e nullo per come abbiamo costruito la funzione interpolante.

Per rendere questo errore più concreto, cerchiamo il massimo di questo errore:

$$\max_{x\in I} |Enf(x)| \leq \max_{x\in I} rac{|f^{n+1}(x)|}{(n+1)!} \cdot |\prod_{i=0}^n (x-x_i)|$$

Nel momento in cui lo massimizziamo, l' α si rimuove, questo perché o alfa(x) stesso e il punto di massimo, o un'altro x lo è, quindi ponendo x come quel punto dove lo è l'errore alla destra potrà solo esser maggiore o uguale all'errore ad $\alpha(x)$ che è il massimo errore della interpolazione. (Non ho spiegato bene)

Nodi Equidistanti

Prendendo nodi equidistanti riusciamo a semplificare ulteriormente il calcolo dell'errore dell'interpolazione.

Prendiamo la distanza tra due nodi come:

$$h=rac{x_n-x_i}{n}$$

Per generalizzare avremmo che:

$$x_k = x_{k-1} + h \rightarrow \text{per } k = 1, \dots, n$$

O possiamo scriverlo come:

$$x_k = x_0 + kh o \operatorname{con} k = 0, \dots, n$$

Se i nodi sono equispaziati, si può dimostrare che:

$$egin{align} |\prod_{i=0}^n (x-x)i| &\leq rac{h^{n+1}}{4} n! \ \implies \max_{x \in I} |Enf(x)| &\leq \max_{x \in I} rac{|f^{n+1}(x)|}{(n+1)!} \cdot rac{h^{n+1}}{4}
ot \ &\leq \max_{x \in I} rac{|f^{n+1}|}{n+1} \cdot rac{h^{n+1}}{4} \end{aligned}$$

Per i nodi equispaziati, possiamo dire che:

$$\max_{x\in I} |Enf(x)| \leq rac{h^{n+1}}{4(n+1)} \cdot \max_{x\in I} |f^{n+1}(x)|$$

Più nodi abbiamo, meglio si approssima la funzione.

Per $n o \infty$ \Longrightarrow Enf o 0, questo dipende dall'ordine delle due parti della funzione.

Il blocco A:

$$rac{h^{n+1}}{4(n+1)} o 0 ext{ per } n o \infty$$

Invece il blocco B:

$$\max_{x \in I} \lvert f^{n+1}(x)
vert$$

Ha 3 possibilità:

- può andare a 0
- · può andare a una costante
- può andare a ∞

I primi due casi non sono problematici, il terzo lo può esser.

Nel caso in cui il blocco B tenda a ∞ , la determinazione della convergenza dell'errore dipende dall'ordine di convergenza del blocco A e B.

Se il blocco a destra ha ordine maggiore, ordine va male, come si manifesta questo è una oscillazione che peggiora più ci si avvicina agli estremi della funzione.

Un esempio sarebbe:

Questo fenomeno di oscillazione a causa dell'errore è noto come il fenomeno di Runge, e ci sono diversi modi per correggerlo.

Metodi per correre l'errore

Ci son diversi modi per diminuire l'effetto di Runge. Principalmente questi metodi operano sulla distribuzione di nodi nell'intervallo e considerando il l'andamento della funzione stessa per scegliere i nodi.

Guardiamo 3 metodi:

- Nodi di Chebyshev
- Nodi adattativi

Interpolazione a tratti

1. Nodi di Chebyshev-Gauss-Lobatto

Con i nodi di Chevyshev aumentiamo la fittezza dei nodi agli estremi, più nodi abbiamo agli estremi più forziamo la adiacenza alla funzione vera.

Nell'intervallo [-1,1], per $i=0,\ldots,n$, prendiamo i punti:

$$x_i^* = -\cos\left(\frac{\pi i}{n}\right)$$

I punti risultano esser più vicini agli estremi e più lontani al centro.

I punti di Chebyshev usano guesta distribuzione nell'intervallo intero che stiamo guardando, facendo:

$$x_i^C = rac{b+a}{2} + rac{b-a}{2} \cdot x_i^*$$

Con questi nodi si crea un teorema, che dice:

Se
$$f \in C^1(\overline{I}) \implies \Pi_n f \to f \text{ per } n \to \infty$$

Questo significa che per un $\Pi_n f$ generato con i nodi di Chebyshev serve meno una funzione meno restrittiva per fare una interpolazione.

L'errore con Chevyshev è contenuto ma il suo problema è che funziona solo con funzioni specifiche.

2. Nodi Adattativi

I nodi adattativi sono nodi per usando la derivata della funzione per determinare la distribuzione dei nodi.

Usiamo una discretizzazione lasca dove ci sono le sezioni piatte e aumentiamo la fittezza dove il gradino è più alto.

Questo è il metodo usato dalla funzione plot in matlab.

3. Interpolazione a tratti (piecewise)

Questa è diversa dalla interpolazione di lagrange, che è globale, l'interpolazione a tratti è un insieme di interpolazioni locali.

Anziché usare tutti i nodi insieme, ne guardiamo un po' alla volta, dividendo in sotto-intervalli e poi facendo interpolazioni, sotto-intervallo per sotto-intervallo.

Se usiamo 2 nodi per intervallo, troviamo rette in ogni sotto-intervallo, visto che le rette non possono oscillare, più nodi abbiamo meno l'errore sarà.

Prendendo x_i distinti.

Il nostro intervallo sarà:

$$I_i[x_i,x_{i+1}] ext{ con } i=0,\ldots,n-1$$

La larghezza di ogni intervallo sarà $h_i=x_{i+1}-x_i$, e definiamo $H=max_ih_i$.

Prendiamo $\Pi_1^H f \in C^0(\overline{I})$, dove 1 indica che è lineare, H significa che tiene a conto di H e che stiamo facendo una interpolazione a tratti.

Imponendo una ristrizione ad I_i , prendiamo $\Pi_1^H f|_{I_i} \in \mathbb{P}_1(\overline{I}_i)$ tale che $\Pi_1^H f(x_i) = y_i$ per $i=0,\dots,n$

La caratterizzazione analitica di funzione di interpolazione intervallo per intervallo è:

$$\Pi_1^H f|_{I_i}(x) = f(x_i) + rac{f(x_{i+1}) - f(x_i)}{x_{i+1} - x_i}(x - x_i)$$

Fogliamo accertarci che sia una soluzione alle onde, l'errore massimo di interpolazione è:

$$\max_{x\in I_i} \lvert [f(x) - \Pi_1^H f(x)] \rvert_{I_i}
vert$$

Globalmente i nodi non sono equispaziati ma intervallo per intervallo lo sono, quindi visto che stiamo guardando a questa scala va bene

L'errore sarà:

$$\max_{x \in I_i} |[f(x) - \Pi_1^H f(x)]|_{I_i}| \leq rac{h_i^2}{4^*2} \cdot \max_{x \in I_i} |f''(x)|$$

Guardando l'intervallo intero, massimizziamo tutte le parti:

$$\max_{x\in I} \lvert f(x) - \Pi_1^H f(x)
vert \leq rac{H^2}{8} \max_{x\in I} \lvert f''(x)
vert$$

Per $n \to \infty$, H $\to 0$, invece la seconda parte è una costante perché non è più dipendente da n come prima. Rimane la seconda derivata perché stiamo trovando il valore per ogni sotto-intervallo della seconda derivata, per quanto ora stiamo guardando l'intervallo intero, non cambia il fatto che il nostro polinomio interpolante è una serie di polinomi interpolanti di lineari che usano la seconda derivata per stimare l'errore quindi usiamo anche lungo tutto l'intervallo la seconda derivata.

Il fatto che $H \to 0$, mentre l'altra parte rimane constante, significa che l'errore anche lui tende a 0, risolvendo il problema delle oscillazioni.

Minimi Quadrati

Nel caso di molto dati molto vicini, la interpolazione non è la scelta migliore. Cerchiamo qualcosa che definisce l'andamento medio dei dati.

Questa relazione che troviamo ci permette di estrapolare un andamento generale invece di avere valori assoluti per tutti i punti, permettendoci anche ci determinare cosa succederà se volessimo estendere i dati.

Dato un insieme di coppie di dati $\{(x_i,y_i)\}_{i=0}^n$ con x_i distinti.

Dobbiamo cercare $\widetilde{f} \in \mathbb{P}_m$ di solito con $m \ll n$ tale che:

$$\sum_{i=0}^n [y_i - \widetilde{f}(x_i)]^2 \leq \sum_{i=0}^n \underbrace{[y_i - \mathop{p_m}^2(x_i)]}_{orall p_m \in \mathbb{P}_m}$$

Cioè, gli scarti quadrati associati associati a \widetilde{f} sono minori o uguali agli scarti quadratici associati a p_m generico. \widetilde{f} è fra tutti i p_m quello che minimizza lo somma degli scarti quadratici.

Osservazioni

• m è qualsiasi

- se \widetilde{f} esiste (non è garantito) è detto approssimazione ai minimi quadrati
- per m = 1, \widetilde{f} è una retta, ed è detta la retta di regressione
- se prendiamo m = n, ogni punto è nodo, quindi la somma quadratica è 0 per ogni x_i , allora $\widetilde{f}(x_i)=y_i$, allora stiamo facendo un'interpolazione. L'interpolazione è un caso speciale dei minimi quadrati quando m = n.
- Di solito $\widetilde{f}(x_i)
 eq y_i$ per $i=0,\ldots,n$

Costruzione del Polinomio e il Problema di Minimizzazione

$$\widetilde{f}(x) = a_0 + a_1 x + \dots + a_m x^m$$

Quello che vogliamo trovare sono i valori, a_0, a_1, \ldots, a_m

$$p_m(x) = b_0 + b_1 x + \dots + b_m x^m$$

$$\sum_{i=0}^n [y_i - a_0 - a_1 x_i - \dots - a_m x_i]^2 \leq \underbrace{\sum_{i=0}^n [y_i - b_0 - b_1 x_i^2 - \dots - b_m x_i^m]^2}_{\phi(b_0, b_1, \dots, b_m)}$$

Il minimo è raggiunto quando $b_0=a_0,\,b_1=a_1,\ldots,\,b_m=a_m$

$$\implies \phi(a_o,a_1,\ldots,a_m) = \min_{b_0,b_1,\ldots,b_m}\!\phi(b_0,b_1,\ldots,b_m)$$

Fissando m = 1:

$$\phi(a_0,a_1) = \min_{b_0,b_1} \phi(b_0,b_1)$$

Questa è la funzione per la retta di minimizzazione.

$$egin{split} \phi(b_0,b_1) &= \sum_{i=0}^n [y_i - b_0 - b_1 x_i]^2 \ \phi(b_0,b_1) &= \sum_{i=0}^n [y_i^2 + b_0^2 + b_1^2 x_i^2 - 2 y_i b_0 - 2 y_i b_1 x_i - 2 b_0 b_1 x_i] \end{split}$$

Trovare a_0 e a_1 allora significa trovare il minimo di paraboloide.

$$egin{aligned} rac{\partial \phi}{\partial b_0}(a_0,a_1) &= 0 \ rac{\partial \phi}{\partial b_1}(a_0,a_1) &= 0 \end{aligned}$$

$$egin{aligned} rac{\partial \phi}{\partial b_0}(b_0,b_1) &= \sum_{i=0}^n [2b_0 - 2y_i + 2b_1x_i] \ rac{\partial \phi}{\partial b_1}(b_0,b_1) &= \sum_{i=0}^n [2b_1x_i^2 - 2y_ix_i + 2b_ox_i] \end{aligned}$$

Quando $(b_0, b_1) = (a_0, a_1)$, le ultime due funzioni si annullano. Queste sono due equazioni lineari con incognite a_0 e a_1 , che possiamo trovare risolvendo il sistema.