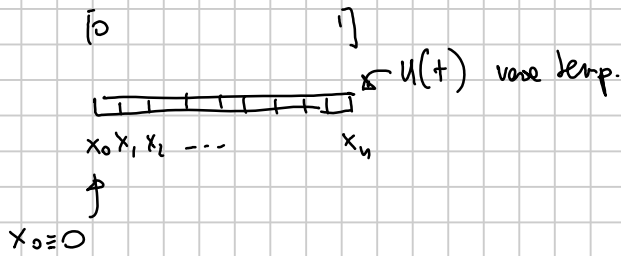


Problemi di controllo di larga scala

Note Title

2020-05-28

ES: eq. del calore su una lamina solida

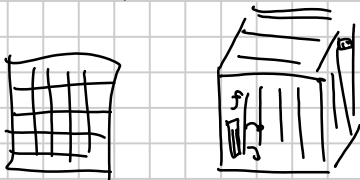


$$\dot{x} = Ax + Bu$$

$\mathbb{R}^{n \times n}$ $\mathbb{R}^{n \times 1}$



Anche 2D, 3D:



Tipicamente, A grande e sparsa, B alta e stretta ($m \ll n$)

$Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$ in $\int x^T Q x + u^T R u$ viene scelta di rango basso (target = temperatura solo in pochi punti della stanza).

$$A^T X + X A + Q - X G X = 0 \quad (\text{tutto } n \times n, n \text{ grande})$$



Andremo in realtà a risolvere solo Lyap: (con $\lambda(A) \subset \text{LHP}$)

$$AX + XA^* + BB^* = 0$$

$$A \in \mathbb{R}^{n \times n} \text{ sparse, } B \in \mathbb{R}^{n \times m}, m \ll n$$

(poi posso risolvere Riccati con Newton)

Possiamo supporre $m=1$: difetti $\rightarrow B = [b_1 \dots b_m]$

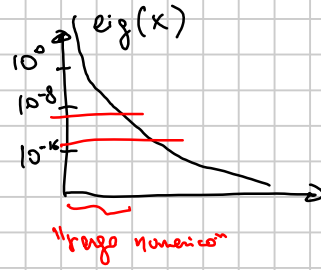
$$AX + XA^* + \underbrace{b_1 b_1^* + b_2 b_2^* + \dots + b_m b_m^*}_{(L)} = 0$$

la come sol. la somma delle sol. di $AX + XA^* + b_i b_i^* = 0, i = 1, \dots, m$

(I metodi che vedremo funzionano bene se A "non troppo lontana" da $AA^* = A^*A$)

Problema: X in generale è densa, e positiva definita ($\alpha(A, b)$ controllabile)

Soluzioni: spesso, i val. sing. di X decadono in fretta, quindi posso approssimarla bene con $X \approx Z Z^*$, Z di rango basso



Questo permette di "scegliere" solo $O(n^2)$ come complessità.

ADI ("alternating direction implicit iteration")

Idea: scegliamo $\tau > 0$, così $\Lambda(A - \tau I) \subset \text{LHP}$ $AX + XA^* + bb^* = 0$

$$\cancel{AXA^*} - \tau \cancel{XA^*} - \tau \cancel{AX} + \tau^2 \cancel{X} - (\cancel{AXA^*} + \tau \cancel{XA^*} + \tau \cancel{AX} + \tau^2 \cancel{X}) - 2\tau bb^* = 0 \quad (\Leftrightarrow)$$

$$\underbrace{(A - \tau I)}_{\beta} X \underbrace{(A - \tau I)^*}_{\beta} - \underbrace{(A + \tau I)}_{\beta} X \underbrace{(A + \tau I)^*}_{\beta} - 2\tau bb^* = 0$$

\Updownarrow

$$(S) \quad X - \underbrace{(A - \tau I)^{-1} (A + \tau I)}_{c(A)} X \underbrace{(A + \tau I)^* (A - \tau I)^{-*}}_{c(A)^*} - 2\tau \underbrace{(A - \tau I)^{-1} bb^* (A - \tau I)^{-*}}_{= bb^*, \text{ con } b_0 = \sqrt{2\tau} (A - \tau I)^{-1} b} = 0$$

$$X - c(A) X c(A)^* = bb^* \quad (\text{eq. di Stein})$$

$$c(x) = \frac{x + \tau}{x - \tau} \quad \text{"potente" di } \frac{1+x}{1-x} \text{ usata nella sezione sulla funt. segno}$$

"Cayley transform".

Notare che $\lambda \in \text{LHP} \Rightarrow |c(\lambda)| < 1$, infatti $\lambda \in \text{LHP} \Leftrightarrow \text{dist}(\lambda, -\tau) < \text{dist}(\lambda, \tau)$

$$\frac{d(\lambda, -\tau)}{d(\lambda, \tau)} = \frac{|\lambda + \tau|}{|\lambda - \tau|} < 1 \quad \begin{array}{l} \lambda(A) \in \text{LHP} \\ \Downarrow \\ \lambda(c(A)) \in \text{disco unitario} \end{array}$$



Possiamo usare un metodo di punto fisso:

$$X_{k+1} = c(A) X_k c(A)^* + bb^*$$

$$X_0 = 0 \quad X_1 = bb^* \quad X_2 = bb^* + c(A) bb^* c(A)^*$$

$$X_3 = b_0 b_0^x + c(A) b_0 b_0^x c(A)^x + c(A)^2 b_0 b_0^x c(A)^{2x}$$

$$X_k = b_0 b_0^x + c(A) b_0 b_0^x c(A)^x + \dots + c(A)^k b_0 b_0^x c(A)^{kx}$$

(una serie di serie geometrica, che converge perché $\rho(c(A)) < 1$)

Modifica 1: voglio poter cambiare τ ad ogni passo

$$c_k := \frac{x + \tau_k}{x - \tau_k} \quad C_k(A) = (A - \tau_k I)^{-1} (A + \tau_k I)$$

$$\begin{cases} X_0 = D \\ X_k = \underbrace{c_k(A)}_{\tau_k - \tau_{k-1}} \underbrace{X_{k-1}}_{\tau_{k-1}} \underbrace{c_k(A)^x}_{\tau_k - \tau_{k-1}} + \underbrace{2\tau_k (A - \tau_k I)^{-1}}_{\tau_k - \tau_{k-1}} \underbrace{b_0 b_0^x}_{\tau_k - \tau_{k-1}} \underbrace{(A - \tau_k I)^{-x}}_{\tau_k - \tau_{k-1}} \end{cases} \quad X \approx Z Z^x$$

$$X_k = Z_k Z_k^x$$

$$Z_k = \begin{bmatrix} C_k(A) Z_{k-1} & \sqrt{2\tau_k} (A - \tau_k I)^{-1} b_0 \end{bmatrix}$$

Posso riscrivere l'iterazione in termini degli Z_k !

$$\begin{cases} Z_1 = \sqrt{2\tau_1} (A - \tau_1 I)^{-1} b_0 \\ Z_k = \begin{bmatrix} C_k(A) Z_{k-1} & \sqrt{2\tau_k} (A - \tau_k I)^{-1} b_0 \end{bmatrix} \end{cases} \quad \text{"Low-rank ADI"} \quad d_k(A) = \sqrt{2\tau_k} (A - \tau_k I)^{-1}$$

Ancora costosa, ma c'è un modo che la rende più comoda da calcolare:

k iterazioni producono

$$Z_1 = d_1(A) b_0$$

$$Z_2 = \begin{bmatrix} C_2(A) d_1(A) b_0 & d_2(A) b_0 \end{bmatrix}$$

$$Z_3 = \begin{bmatrix} C_3(A) C_2(A) d_1(A) b_0 & C_3(A) d_2(A) b_0 & d_3(A) b_0 \\ \vdots & & \end{bmatrix}$$

$$Z_k = \begin{bmatrix} C_k C_{k-1} \dots C_2 d_1(A) b_0 & C_k C_{k-1} \dots C_3 d_2(A) b_0 & \dots & C_k d_{k-1}(A) b_0 & d_k(A) b_0 \end{bmatrix}$$

(k colonne della matrice Z_k)

Se c, d fossero la stessa funzione, potrei calcolare questa quantità "de destra"

$$\begin{aligned} c_j(x) &= \frac{x + \tau_j}{x - \tau_j} \\ d_j(x) &= \sqrt{2\tau_j} (x - \tau_j)^{-1} \end{aligned} \quad \text{funzioni razionali}$$

in modo semplice:

$$z_k = \left[\underbrace{d_k(A) b_0}_{z_k} \mid \underbrace{d_{k-1} C_k(A) b_0}_{z_{k-1}} \mid \underbrace{d_{k-2} C_{k-1} C_k(A) b_0}_{z_{k-2}} \mid \dots \mid \underbrace{d_1 C_2 C_3 \dots C_k(A) b_0}_{z_1} \right]$$

sto applicando al vettore di partenza b_0 una funzione razionale di A di grado 1 ad ogni passo:

se ho calcolato $d_j(A) v = \sqrt{2\tau_j} (A - \tau_j I)^{-1} v$, allora

$$c_j(A) v = (A + \tau_j I) (A - \tau_j I)^{-1} v = \frac{1}{\sqrt{2\tau_j}} (A + \tau_j I) d_j(A) v$$

Iterazione:

$$z_k = d_k(A) b_0 \quad z_j = d_j \frac{1}{\sqrt{2\tau_{j+1}}} (A + \tau_{j+1} I) z_{j+1}$$

$$z_j = \sqrt{2\tau_j} (A - \tau_j I)^{-1} \frac{1}{\sqrt{2\tau_{j+1}}} (A + \tau_{j+1} I) z_{j+1}$$

ZK-ADI
"versione finale"

Iterazione "semplice" da calcolare: ad ogni passo, devo fare:

- 1 prodotto con A o si può anche eliminare riscrivendo $\sqrt{\frac{2\tau_j}{2\tau_{j+1}}} \frac{x + \tau_{j+1}}{x - \tau_j} =$
- 1 soluzione di un sist. lineare del tipo $(A - \tau_j I)^{-1} w$

$$= \sqrt{\frac{2\tau_j}{2\tau_{j+1}}} \left(1 + \frac{(\tau_{j+1} + \tau_j)}{x - \tau_j} \right)$$

$$\begin{cases} X_0 = 0 \\ X_k = C_k(A) X_{k-1} C_k(A)^* + d_k(A) b_0 b_0^* d_k(A)^* \end{cases} \quad \text{(ADI)}$$

$$c_j(x) = \frac{x + \tau_j}{x - \tau_j}$$

$$d_j(x) = \sqrt{2\tau_j} \frac{1}{x - \tau_j}$$

$$X_k = \begin{bmatrix} z_1 & z_2 & \dots & z_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1 & z_2 & \dots & z_k \end{bmatrix}^* \quad \text{equivalentemente calcolabili come}$$

$$\begin{cases} z_k = d_k(A) b_0 \\ z_j = \sqrt{\frac{2\tau_j}{2\tau_{j+1}}} (A - \tau_j I)^{-1} (A + \tau_{j+1} I) z_{j+1} \end{cases} \quad \left| \begin{array}{l} \text{versione implementabile, risolve} \\ \text{un sist. lineare per passo.} \end{array} \right.$$

Quanto velocemente converge? Cerchiamo X soluzione esatta

$$\begin{aligned} X_k &= C_k(A) X_{k-1} C_k(A)^* + d_k(A) b_0 b_0^* d_k(A)^* \\ X &= C_k(A) X C_k(A)^* + d_k(A) b_0 b_0^* d_k(A)^* \end{aligned}$$

$$X_k - X = C_k(A)(X_{k-1} - X)C_k(A)^* = C_k(A)C_{k-1}(A)(X_{k-2} - X)C_{k-1}(A)^*C_k(A)^* = \dots = g_k(A)(X_0 - X)g_k(A)^*$$

$$g_k(x) = \prod_{j=1}^k \frac{x + \tau_j}{x - \tau_j} \quad \text{residuo va a zero tanto più velocemente}$$

quanto $g_k(A)$ tende a zero.

$$\text{Se } A = V \cdot \Lambda \cdot V^{-1}$$

$$\|g(A)\| = \left\| V \cdot \begin{bmatrix} g(\lambda_1) & & \\ & g(\lambda_2) & \\ & & \ddots \\ & & & g(\lambda_n) \end{bmatrix} V^{-1} \right\| \leq \kappa(V) \cdot \max_{\lambda \in \Lambda(A)} |g(\lambda)|$$

Possiamo scegliere $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k$ in modo che

$$\max_{\lambda \in \Lambda(A)} \frac{(x + \tau_1)(x + \tau_2) \dots (x + \tau_k)}{(x - \tau_1)(x - \tau_2) \dots (x - \tau_k)} \quad \text{sia piccolo?}$$

Idolmente vorrei prendere $-\tau_i =$ autovalori di A , se sono meno di $k = 0$ esattamente zero.

$$\begin{matrix} \tau_1 \\ \tau_1 \end{matrix}$$

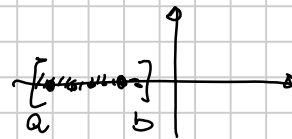
$$\begin{matrix} \tau_2 \\ \tau_2 \end{matrix}$$

$$\begin{matrix} \tau_3 \\ \tau_3 \end{matrix}$$

Detto in altro modo, stiamo cercando $p(x) = (x - \tau_1)(x - \tau_2) \dots (x - \tau_k)$

tale che $p(-\lambda)$ piccolo, $p(\lambda)$ grande per ogni autovalore λ di A

Se sapete, per esempio, che $\Lambda(A) \subseteq [a, b]$



allora potete pensare di risolvere il problema

$$\min_{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_k} \max_{[a, b]} \left| \frac{(x + \tau_1) \dots (x + \tau_k)}{(x - \tau_1) \dots (x - \tau_k)} \right|$$

Si sa da risultati classici che questo minimo va a zero come r^k per un certo $0 < r < 1$

Conseguenza.

$\|X_k - X\| \sim r^{2k} \Rightarrow$ i valori sing. di X devono essere $\neq 0$ almeno come r^k .

matrice di rango k , $(Z_k Z_k^*$ dove Z_k ha k colonne)

Le formule per Z_k mettono in evidenza che

colonne di $Z_k \in K_q(A, b_0)$

spazio di Krylov razionale $\left\{ r(A)b_0 : r(x) \text{ funzione razionale } r(x) = \frac{p(x)}{q(x)}, \right.$
 $\left. \deg p \leq \deg q \right\}$

$$q(x) = (x - \tau_1)(x - \tau_2) \dots (x - \tau_k)$$

\Rightarrow stiamo costruendo un' approssimazione di Krylov razionale di X

Alternativa:

1) Calcolo $U_k \in \mathbb{R}^{n \times k}$ base ortonormale di $K_q(A, b_0)$ con Arnoldi razionale,

2) Cerco una soluzione $X_k = U_k Y_k U_k^*$ $Y_k \in \mathbb{R}^{k \times k}$

risolvendo "proiezioni di Galerkin"

$$U_k^* (A X_k + X_k A^* + b b^*) U_k = 0 \quad \boxed{U_k^* (L_{\text{Lyap}}) U_k = 0}$$

$$(U_k^* A U_k) Y_k U_k^* U_k + U_k^* U_k Y_k (U_k^* A^* U_k) + U_k^* b b^* U_k = 0$$

\uparrow
eq. di Lyapunov "proiettate" $k \times k$ nella Y_k .

Difficoltà 1: come per ADI, trovare poli σ_j "buoni"

Difficoltà 2: se A è nonsimmetrica, può succedere che $\Lambda(A) \subset \text{LHP}$

ma $\Lambda(U_k^* A U_k) \notin \text{LHP}!$

\Rightarrow