

$$\text{vec}(AXB) = \begin{matrix} \text{-----} \\ \text{vec } X \end{matrix}$$

$$(AXB)_{ij} = \sum_{a,k} A_{ia} X_{ak} B_{kj}$$

$$\left[\begin{array}{cccc} A_{11}B_{11} & A_{11}B_{12} & \dots & A_{1m}B_{1n} \\ A_{12}B_{11} & A_{12}B_{12} & \dots & A_{12}B_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{m1}B_{11} & A_{m1}B_{12} & \dots & A_{m1}B_{1n} \end{array} \right]$$

Matrix resultante:

$$B^T \otimes A =$$

⚠ Andar se complexi, semo con i jato

$$\left[\begin{array}{cccc} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1m} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{m1} & X_{m2} & \dots & X_{mn} \end{array} \right]$$

$$\begin{bmatrix} b_{n_1} A & b_{z_1} A & \dots & b_{m_1} A \\ b_{n_2} A & b_{z_2} A & \dots & b_{m_2} A \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \end{bmatrix}$$

Teo: $\text{vec}(A \times B) = (B^T \otimes A) \text{vec } X$

Teo: $(A \otimes B) (C \otimes D) = A \cdot C \otimes B \cdot D$

(quando le dim. sono compatibili)

Dim: $(A \otimes B) (C \otimes D) \text{vec } X = A \otimes B \cdot \text{vec}(D \times C^T)$

$$=_{\text{vec}} (B D) \times (C^T A^T) = (A C \otimes B D) \text{vec } X$$

□

$$\begin{aligned}
 (Q_1 \otimes Q_2)(Q_1 \otimes Q_2)^T &= (Q_1 \otimes Q_2)(Q_1^T \otimes Q_2^T) = \\
 &= Q_1 Q_1^T \otimes Q_2 Q_2^T = I \otimes I =
 \end{aligned}$$

$$\text{diag} \otimes \text{diag} = \text{diag}$$

$$\text{triangulare sup} \otimes \text{tri. sup} = \text{tri. sup}$$

$$\left[\begin{array}{cccc}
 1 \cdot I & 0 \cdot I & 0 \cdot I & \dots \\
 & 1 \cdot I & & \\
 & & \dots & \\
 & & & 1 \cdot I
 \end{array} \right]$$

$$\left[\begin{array}{cccc}
 \Delta & \Delta & \Delta & \Delta \\
 0 & \Delta & \Delta & \Delta \\
 0 & 0 & \Delta & \Delta \\
 0 & 0 & \dots & \Delta
 \end{array} \right]$$

$$A \otimes B = (U_1 S_1 V_1^*) \otimes (U_2 S_2 V_2^*) = (U_1 \otimes U_2) (S_1 \otimes S_2) (V_1 \otimes V_2)^*$$

↳ sulla diagonale, dotti il prodotto $\sigma_i \tau_j$ $i, j = 1, \dots, n$

dove $(\sigma_i) = \text{svd}(A)$, $(\tau_j) = \text{svd}(B)$

Condizion: $\|A \otimes B\|_2 = \|A\|_2 \cdot \|B\|_2$ $(\max \sigma_i \tau_j = \max \sigma_i \cdot \max \tau_j)$

$$\underbrace{A X \cdot I_m - I_m X B = C}_{A \in \mathbb{R}^{m \times m} \quad B \in \mathbb{R}^{n \times n} \quad X, C \in \mathbb{R}^{m \times n}}$$

$$= \text{vec}(A X I) - \text{vec}(I X B) = \text{vec } C$$

$$= (I_n \otimes A) \text{vec } X - (B^T \otimes I_m) \text{vec } X = \text{vec } C$$

$$= \underbrace{\begin{pmatrix} I_n \otimes A & - \\ & B \otimes I_m \end{pmatrix}}_{\substack{\text{vec } X = \text{vec } C}} \text{vec } X = \text{vec } C$$

$$\boxed{T}$$

$$\cdot \text{vec } X = \text{vec } C$$

Sol. unica per ogni $C \Leftrightarrow T$ invertibile

Soluz:

$$A = Q_A T_A Q_A^*$$

T_A tr. sup.

$$B = Q_B T_B Q_B^*$$

T_B tr. sup.

$$T = \begin{pmatrix} I_n \otimes Q_B Q_B^* & \\ & Q_A T_A Q_A^* \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} Q_B T_B Q_B^* \otimes I_m & \\ & I_m \end{pmatrix}$$

$$= \underbrace{\begin{pmatrix} Q_B \otimes Q_A \\ & Q_A \end{pmatrix}}_{\text{Orto.}} \underbrace{\begin{pmatrix} I_n \otimes T_A - T_B \otimes I_m \\ & Q_B \otimes Q_A \end{pmatrix}}_{\text{Orto.}}^*$$

$$\begin{bmatrix} \Delta & & & & \\ & \Delta & & & \\ & & \ddots & & \\ & & & \Delta & \\ & & & & \Delta \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} / & / & / & / & / \\ / & / & / & / & / \\ / & / & / & / & / \\ / & / & / & / & / \\ / & / & / & / & / \end{bmatrix}$$

Sulle diagonali, $(T_A)_{ii} - (T_B)_{jj}$, $i=1, \dots, m$, $j=1, \dots, n$

$(T_A)_{ii} = \text{autoval. di } A$

$(T_B)_{jj} = \text{autoval. di } B^T = \text{autoval. di } B$

T invertibile $\Leftrightarrow \Lambda(A) \cap \Lambda(B) = \emptyset$. \square

Se fornisco T e risolvo il sys. lineare con Gauss, LU, QR...

$$\text{costo} = O(m^3 n^3)$$

m passi di GMRES/CG: mn .

$$\text{Calcolo } (I \otimes A - B^T \otimes I) \cdot v = \text{vec}(AV - VB)$$

dove $V \hat{=} \hat{x}$ l.c. $\text{vec } V = v$

$$O(m^2 n^2)$$

$$O(m^2 n + mn^2)$$

Si risparmia qualcosa (ma poco)

Barlels-Stewart: algoritmo con costo $O(m^3 + n^3)$

per risolvere $AX - XB = C$

Idea: sfrutta la def. vista prima

$$T = I \otimes A - B^T \otimes I = (Q_B \otimes Q_A) (I \otimes T_A - T_B \otimes I) (Q_B \otimes Q_A)^*$$

$$\text{vec } X = T^{-1} \text{vec } C = (Q_B \otimes Q_A) \underbrace{\left(I \otimes T_A - T_B \otimes I \right)^{-1}}_{\text{green}} \underbrace{\left(Q_B \otimes Q_A \right)^* \text{vec } C}_{\text{red}}$$

$$\underbrace{\left(Q_B \otimes Q_A \right)^* \text{vec } C = \text{vec} \left(Q_A^* C Q_B \right)}_{\text{dashed}} \quad \text{no costs cubics} \quad O(m^2 n + n^2 m)$$

$(I \otimes T_A - T_B \otimes I)^{-1} y$: back-substitution

$$O(\cancel{(mn)^2}) \quad O(mn^2) = O(mn(m+n))$$

cubics

+ $O(m^3 + n^3)$ per le form di Schar

Detto in modo alternativo:

1) Mi riduce a una Sylvester triangolare:

$$AX - XB = C$$

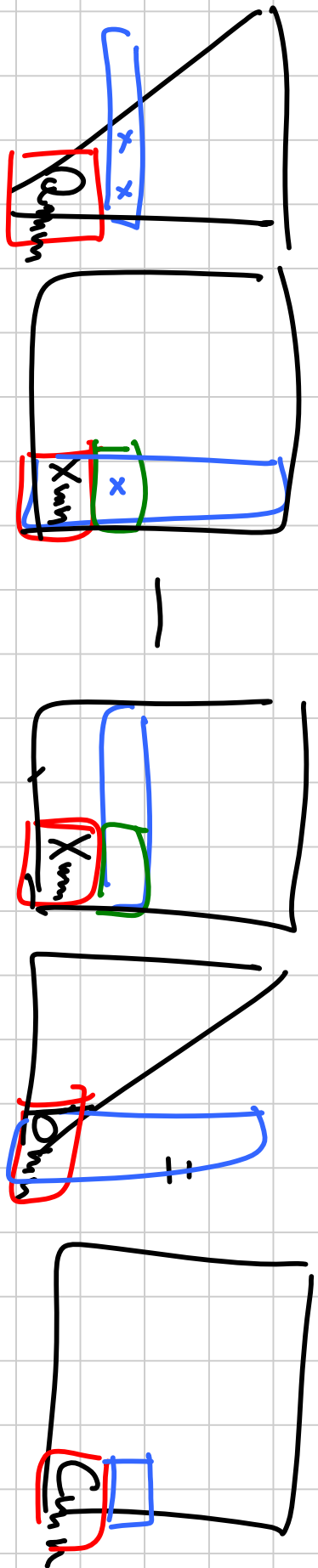
(facciamo solo
realtà per semplicità)

$$Q_A^T A Q_A - X Q_B^T B Q_B^T = C$$

$$\underbrace{Q_A^T A Q_A}_{\hat{X}} - \underbrace{Q_A^T X Q_B^T}_{\hat{X}} = \underbrace{Q_A^T C Q_B}_{\hat{C}}$$

$$\hat{A} \hat{X} - \hat{X} \hat{B} = \hat{C} \quad \nabla \square - \square \nabla = \square$$

Riesco a risolvere una Sylv. con coeff. triangolari
a partire da X_{min} forwards in su:



Ultima equazione (m, n): $a_{m,m} \cdot x_{m,n} - x_{m,n} b_{n,n} = c_{m,n}$

$$(m-1, n) : a_{m-1, m-1} x_{m-1, n} - \underbrace{a_{m-1, m}}_{\text{nota}} x_{m,n} - x_{m-1, n} b_{n,n} = c_{m-1, n}$$

(eq. scalari risolubili se $\Lambda(A) \cap \Lambda(B) = \emptyset$)

- $AX - XB = C$

- $M \cdot \text{vec } X = \text{vec } C$, $M = I \otimes A - B^T \otimes I$

\tilde{X} calcolo dato risolve esattamente $(M+SM) \tilde{X} = \text{vec}(C+SC)$

Però, $SM \neq I \otimes SA - SB^T \otimes I$

e anche non è vero che $(A+SA) \tilde{X} - \tilde{X} (B+SB) = C+SC$

Idea: vorrei trovare SA, SB, SC t.c.

$$\underbrace{SA \cdot \tilde{X} - \tilde{X} \cdot SB - SC}_{\downarrow} = \underbrace{C - (A\tilde{X} - \tilde{X}B)}_{\downarrow}$$

Posso aspettarmi da s.s. piccola,
è il residuo ottenuto risolvendo
 $\text{vec } X = \text{vec } C$ con un metodo
stabile all'indietro

$$R := C - (A\tilde{X} - \tilde{X}B), \text{ residuo}$$

$$\begin{bmatrix} X^{\text{nr}} & -I \\ X \otimes I & -I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_A \\ S_B \\ S_C \end{bmatrix} = \text{vec } R$$

$$\begin{bmatrix} S_A \\ S_B \\ S_C \end{bmatrix} = P^{-1} W \left(\begin{bmatrix} X^{\text{nr}} & -I \\ X \otimes I & -I \end{bmatrix} \right) \cdot \text{vec } R$$

Dipende dai val. sing. di $\begin{bmatrix} X^{\text{nr}} & -I \\ X \otimes I & -I \end{bmatrix}$ se si riesce
o no a trovare S_A, S_B, S_C piccoli quando n piccolo

Applicazioni di Sylvester: disaccoppiare blocchi diagonali

$$\begin{bmatrix} I & -X \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & C \\ 0 & B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & X \\ 0 & I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & B \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} A & \underbrace{AX - XB + C} \\ 0 & B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & B \end{bmatrix}$$

Se scoglio X che risolve $AX - XB = -C$, il blocco (1,2) si annulla

Scevo formi $M \rightarrow T_M$ con transf. ortogonali

M è anche simile a una diagonale D_M , se non da blocchi di Jordan non buoni, ma da similitudine due words $M \rightarrow D_M$ non è ortogonale

$$VMV = D_M, V \text{ in gen. non è ortogonale}$$

Se $K(IA - B^T \bar{\lambda})$ è alto, a C piccola corrisponde X grande, e la trasformata per similitudine che ottiene il blocco $(1,2)$ è mal condizionata

$$K \left(\begin{bmatrix} 1 & x \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right) \text{ alto}$$

ES: caso scalare: se voglio una similitudine che trasformi

$$\begin{bmatrix} \lambda & 1 \\ 0 & \mu \end{bmatrix} \text{ in } \begin{bmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & \mu \end{bmatrix}, \text{ essa sarà}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & -x \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda & 1 \\ 0 & \mu \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & x \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

dove x risolve $(\lambda - \mu)x = -1$

$$x = -\frac{1}{\lambda - \mu}$$

se $\begin{bmatrix} A & I \\ 0 & A \end{bmatrix}$, non esiste una base per
similitudine da \mathcal{D} in

$$\begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & A \end{bmatrix}$$