

Question 1:

الف) نشان دهید که برای ماتریس متقاضی A , رابطه زیر برقرار است:

$$\sqrt[n]{\det(A)} \leq \frac{\text{tr}(A)}{n} \leq \|A\|_2$$

$$\text{tr}(A) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad \det(A) = \prod_{i=1}^n \lambda_i$$

$$\sqrt[n]{\prod_{i=1}^n \lambda_i} \leq \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i}{n} \Rightarrow \sqrt[n]{\det(A)} \leq \frac{\text{tr}(A)}{n}$$

$$\|A\|_2 = \max_i |\lambda_i| \rightarrow \text{ابتدا مجموعه ای از ابیت در مجموعه ای از ابیت}$$

$$\lambda_i \leq \max_j |\lambda_j| \Rightarrow \sum_{i=1}^n \lambda_i \leq n \times \max_j |\lambda_j| \Rightarrow \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i}{n} \leq \max_j |\lambda_j| = \|A\|_2$$

$$\Rightarrow \sqrt[n]{\det(A)} \leq \frac{\text{tr}(A)}{n} \leq \|A\|_2$$

اگر A ممکن باشد که $A = QVQ^T$ باشد، آنگاه این را Schur Decomposition می‌نامیم.

ب) در صورتی که $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ مقادیر ویژه ماتریس مربعی A باشد، نشان دهید:

$$\sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2 \leq \|A\|_F^2$$

و تساوی هنگامی برقرار است که $A^T A = AA^T$ باشد.

Schur Decomposition $\rightarrow A = QVQ^T$

که V Conjugate Transpose Q^T و Q Unitary Matrix است.

V نیز یک ماتریس عال می‌باشد.

$$\|A\|_F^2 = \text{tr}(A^T A) = \text{tr}(QV^T Q^T QVQ^T) = \text{tr}(QV^T VQ^T) = \text{tr}(Q^T QV^T V) = \text{tr}(V^T V)$$

در اینجا V که در اینجا ماتریس اصلی می‌باشد، واقعیت داشته که روی قطر ماتریس اصلی می‌باشد.

$$A^n = \lambda^n \rightarrow QVQ^T \lambda^n \rightarrow VQ^T \lambda^n Q \rightarrow VQ^T \lambda^n Q^T \rightarrow V \lambda^n Q^T \rightarrow V \lambda^n = V$$

لذا V که در اینجا ماتریس عال می‌باشد، دارای قدرت اصلی می‌باشد.

$$\text{tr}(V^T V) = \sum_{ij} |v_{ij}|^2 \geq \sum_i |\lambda_i|^2 \Rightarrow \|A\|_F^2 \geq \sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2$$

ابتدا ماتریس اصلی:

$$A^T A = AA^T \rightarrow \|A\|_F^2 = \sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2$$

$$A^T A = AA^T \xrightarrow[\text{Decomp.}]{\text{Schur}} QV^T VQ^T = QVU^T Q^T \rightarrow$$

(تجزیه کنید که V طیور عنصر روی قطر ماتریس اصلی می‌باشد)

$$U \in \mathbb{C}^{n \times n}, U^T \in \mathbb{C}^{(n-1) \times (n-1)}$$

این که، ای اسکرا (باعم هم میزد)

$$U \in C^{n \times n}, U^* \in C^{(n-1) \times (n-1)}$$

$$U = \begin{pmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} & \dots & u_{1n} \\ \vdots & U' & & & \end{pmatrix} \Rightarrow U^* = \begin{pmatrix} u_{11}^* & & 0 \\ u_{12}^* & & \\ \vdots & & U'^* \\ u_{1n}^* & & \end{pmatrix}$$

$$UU^* = U^*U \Rightarrow |u_{11}|^2 = \sum_{i=1}^n |u_{1i}|^2 \Rightarrow \prod_{2 \leq i \leq n} u_{1i} = 0$$

در نتیجه اگر U' عطری باشد U نیز عطری است.
این اسکرا: $\left\| A \right\|_F^2 = \sum_{i=1}^n |u_{1i}|^2$

$$\left\| A \right\|_F^2 = \sum_{i=1}^n |u_{1i}|^2 \Rightarrow A^T A = AA^T$$

$$\begin{aligned} \left\| A \right\|_F^2 &= \text{tr}(U^T U) = \sum |u_{1i}|^2 \Rightarrow U \text{ ماتریس قصری است} \Rightarrow U^T U = UU^T \Rightarrow \\ &\Rightarrow Q U^T Q^T Q U Q^T = Q U Q^T Q U^T Q^T \Rightarrow A^T A = AA^T \end{aligned}$$

Question 2)

دستگاه معادلات $Ax = b$ را در نظر بگیرید که در آن $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ یک ماتریس کشیده افته ($m < n$) با رتبه کامل سطحی است.

بردار $x^* = A^T(AA^T)^{-1}b$ را در نظر بگیرید. مشخصاً این بردار در معادله $Ax = b$ صدق می کند و لذا یک جواب این دستگاه است. در این تمرین قصد داریم با استفاده از تعامد، نشان دهیم که x^* در میان جواب‌های دستگاه کمترین نرم اقلیدسی را دارد.

(الف) نشان دهید که برای هر x دلخواه از مجموعه جواب دستگاه، $(A - x^*)x \in N(A)$ است.

$$\begin{cases} A \in \mathbb{R}^{m \times n} \\ m < n \\ A^T A = I_m \end{cases} \Rightarrow A(x - x^*) = 0 \quad \text{و} \quad (x - x^*) \in N(A)$$

(ب) با استفاده از نتیجه قسمت الف، نشان دهید که برای هر x دلخواه از مجموعه جواب دستگاه، $x^* \perp (x - x^*)$ است. با توجه به تئوری اساسی جبرخطی، x^* متعلق به کدام زیرفضای اساسی ماتریس A است.

$$x^* = A^T(AA^T)^{-1}b = A^T v$$

$$\begin{aligned} (x - x^*) \perp x^* &\Rightarrow x^T(x - x^*) = 0 \Rightarrow x^T x - x^T x^* = r^T Ax - r^T A A^T \underbrace{(AA^T)^{-1}b}_r = \\ &\Rightarrow r^T Ax - r^T b = r^T b - r^T b = 0 \end{aligned}$$

(ج) با استفاده از نتیجه قسمت ب، نشان دهید که $\|x^*\|_2^2 \geq \|x\|_2^2$ است. به عبارتی، x^* از میان تمامی پاسخ‌های دستگاه کمترین نرم اقلیدسی را دارد.

$$(x - x^*) \in N(A) \Rightarrow x = x^* + y \rightarrow \begin{cases} y \in N(A) \\ x^* \perp y \end{cases}$$

$$\|x\|_2^2 = \|(x^* + y)\|_2^2 = \|x^*\|_2^2 + \|y\|_2^2 \Rightarrow \|x\|_2^2 \geq \|x^*\|_2^2$$

(د) ماتریس نگاشت به فضای سطحی و فضای پوجی را به دست آورید. توجه کنید که این ماتریس‌ها قرار است بردار x را به زیرفضاهای گفته شده نگاشت کنند و سایز آنها $n \times n$ است. رتبه این ماتریس‌ها را نیز بیان کنید.

$$x = x_r + x_n \quad \xrightarrow{(x - x^*) \in N(A)} \quad x - x^* \cdot r \quad \rightarrow$$

$\dim r$

$\dim r$

زیرفضاهای گفته شده تگاشت کنند و سایز آنها را نیز بیان کنید.

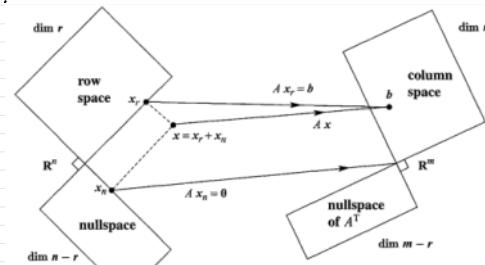
$$x = x_r + x_n \xrightarrow{(x-n) \in N(A)} x = n^* + x_n \Rightarrow$$

$$\Rightarrow x = A^T(AA^T)^{-1}b + x_n = A^T(AA^T)^{-1}A_n + x_n \Rightarrow$$

$$\Rightarrow x = P_n x + x_n \Rightarrow x_n \in (\mathcal{L} - P)x \Rightarrow$$

$$\Rightarrow A^T(AA^T)^{-1}A \rightarrow \text{ماتریس که ممکن است مختصات مولفه ای را بخواهد}$$

$$\mathcal{L} - A^T(AA^T)^{-1}A \rightarrow \text{ماتریس که ممکن است مختصات مولفه ای را نداشته باشد}$$



Question 3)

(الف) ماتریس بلوکی $M = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix}$ را در نظر بگیرید که در آن $D \in \mathbb{R}^{m \times m}$, $B \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ و $C \in \mathbb{R}^{m \times n}$ است. با نوشتن رابطه وارون ماتریس بلوکی، اتحاد زیر که به لم معکوس ماتریس موسوم است را اثبات کنید. فرض کنید که معکوس ماتریس‌های موجود در این رابطه وجود داشته باشد.

$$(A - BD^{-1}C)^{-1} = A^{-1} + A^{-1}B(D - CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}$$

برای ماتریس که ممکن است مختصات مولفه ای را بخواهد و ماتریس که ممکن است مختصات مولفه ای را نداشته باشد

$$\begin{bmatrix} A & B \\ 0 & D \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} A^{-1} & -A^{-1}BD^{-1} \\ 0 & D^{-1} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} A & 0 \\ C & D \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} A^{-1} & 0 \\ -D^{-1}CA^{-1} & D^{-1} \end{bmatrix}$$

Decomposition معنی M که ممکن است مختصات مولفه ای را بخواهد

$$\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & 0 \\ C & D_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_n & A^{-1}B \\ 0 & D - CA^{-1}B \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_n & A^{-1} \\ 0 & D_m \end{bmatrix}$$

Decomposition معنی M^{-1} که ممکن است مختصات مولفه ای را نداشته باشد

$$M^{-1} = \begin{bmatrix} I_n & A^{-1}B \\ 0 & D - CA^{-1}B \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} A & 0 \\ C & D_m \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} I_n & -A^{-1}B(D - CA^{-1}B)^{-1} \\ 0 & (D - CA^{-1}B)^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A^{-1} & 0 \\ -CA^{-1} & D_m \end{bmatrix}^{-1} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow M^{-1} = \begin{bmatrix} A^{-1} + A^{-1}B(D - CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1} & -A^{-1}B(D - CA^{-1}B)^{-1} \\ -(D - CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1} & (D - CA^{-1}B)^{-1} \end{bmatrix}$$

$$M^{-1} = \begin{bmatrix} I_n & 0 \\ C & D \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} A - BD^{-1}C & BD^{-1} \\ 0 & D_m \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} I_n & 0 \\ -D^{-1}C & D \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} (A - BD^{-1}C)^{-1} & - (A - BD^{-1}C)^{-1}BD^{-1} \\ D^{-1}C(A - BD^{-1}C)^{-1}BD^{-1} + D \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow M^{-1} = \begin{bmatrix} (A - BD^{-1}C)^{-1} & - (A - BD^{-1}C)^{-1}BD^{-1} \\ -D^{-1}C(A - BD^{-1}C)^{-1} & D^{-1}C(A - BD^{-1}C)^{-1}BD^{-1} + D \end{bmatrix}$$

$$M_{11}^{-1}, M_{22}^{-1} \Rightarrow (A - BD^{-1}C)^{-1} = A^{-1} + A^{-1}B(D - CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}$$

$$M_{u \times u}^{-1} \rightarrow (A - BD^{-1}C)^{-1} = A^{-1} + A^{-1}B(D - CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}$$

ب) شرایط معکوس پذیری و معکوس ماتریس $I + uv^T$ را به دست آورید که در آن $I \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ماتریس همانی بوده و $u, v \in \mathbb{R}^n$ است.

$$M = \begin{bmatrix} L & u \\ v^T & -1 \end{bmatrix} \text{ و } MGR^{(n+1) \times (n+1)}$$

ماتریس بدل M / صورت رویرو مرکز پذیری: $L + uv^T$ \Rightarrow $L + uv^T$ ماتریس متمم اک

$$(L + uv^T)^{-1} = L + L u (-1 - v^T u)^{-1} v^T L = L - u (I + v^T u)^{-1} v^T$$

$$(L + uv^T)^{-1} = L - \frac{uv^T}{(I + v^T u)}$$

ج) به ازای هر ماتریس معکوس پذیر $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ و هر دو بردار $u, v \in \mathbb{R}^n$ نشان دهید:

$$(A + uv^T)^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}uv^TA^{-1}}{1 + v^TA^{-1}u}$$

$$M = \begin{bmatrix} A & v^T \\ u & -1 \end{bmatrix}$$

ماتریس بدل M / صورت

$$(A + uv^T)^{-1} = A^{-1} + A^{-1}u(-1 - v^T A^{-1}u)^{-1}v^T A^{-1} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow (A + uv^T)^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}uv^TA^{-1}}{1 + v^TA^{-1}u}$$

Question 4)

$$U \succ 0 \rightarrow \forall x \neq 0 \quad x^T U x \succ 0$$

$$U \succ 0 \rightarrow \forall x \neq 0 \quad x^T U x \succ 0$$

یکی از مفاهیم پرکاربرد در درس، بررسی مثبت معین یا نیمه معین بودن یک ماتریس متقاضن است. ماتریس بلوکی $M \in \mathbb{R}^{m \times n}$ به صورت $M = \begin{bmatrix} A & B \\ B^T & C \end{bmatrix}$ در نظر بگیرید که در آن $A \in \mathbb{R}^{k \times k}$, $B \in \mathbb{R}^{k \times (n-k)}$ و $C \in \mathbb{R}^{(n-k) \times (n-k)}$ است. با فرض ماتریس A مکمل شور ماتریس $S = C - B^T A^{-1} B$ را می نامیم. نشان دهید:

(الف) $M \succ 0$ است اگر و تنها اگر $A \succ 0$ و $S \succ 0$ باشد

در مرحله اول ماتریس بلوکی M / صورت نیم مثبت:

$$M = \begin{bmatrix} A & B \\ B^T & C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_n & 0 \\ B^T A^{-1} & I_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & C - B^T A^{-1} B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_n & A^T B \\ 0 & I_m \end{bmatrix} = Q^T L Q \rightsquigarrow L = \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & S \end{bmatrix}$$

$M \succ 0 \Rightarrow A \succ 0$, $S \succ 0$ (صحت اول)

$$M \succ 0 \Rightarrow x^T M x \succ 0 \Rightarrow x^T Q^T L Q x \succ 0 \Rightarrow y^T L y \succ 0 \Rightarrow \begin{bmatrix} y_1^T & y_2^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & S \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} \succ 0$$

$$\Rightarrow \forall y_1, y_2 : y_1^T A y_1 + y_2^T S y_2 \succ 0 \Rightarrow \begin{cases} \forall y_1 : y_1^T A y_1 \succ 0 \Rightarrow A \succ 0 \\ \forall y_2 : y_2^T S y_2 \succ 0 \Rightarrow S \succ 0 \end{cases}$$

$A \succ 0$, $S \succ 0 \Rightarrow M \succ 0$ (صحت دوم)

$$A \succ 0, S \succ 0 \Rightarrow M \succ 0 \quad \text{قسمت دوم}$$

$$\begin{aligned} A \succ 0 \rightarrow \forall y_1 : y_1^T A y_1 > 0 \\ S \succ 0 \rightarrow \forall y_2 : y_2^T S y_2 > 0 \end{aligned} \quad \left\{ \begin{array}{l} \Rightarrow \forall y_1, y_2 : y_1^T A y_1 + y_2^T S y_2 > 0 \Rightarrow \\ \Rightarrow \forall y_1, y_2 : [y_1^T y_2^T] \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & S \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} > 0 \Rightarrow \\ \Rightarrow \forall y : y^T \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & S \end{bmatrix} y > 0 \Rightarrow \forall y : y^T Q^T L Q y > 0 \Rightarrow \\ \Rightarrow \forall x : x^T M x > 0 \Rightarrow M \succ 0 \quad \checkmark \end{array} \right.$$

ب) اگر $A > 0$ باشد، آنگاه $0 \geq M$ است اگر و تنها اگر $S \geq 0$ باشد.

$$\begin{aligned} A \succ 0 \rightarrow \forall y_1 : y_1^T A y_1 > 0 \\ S \geq 0 \rightarrow \forall y_2 : y_2^T S y_2 \geq 0 \end{aligned} \quad \left\{ \begin{array}{l} \forall y_1, y_2 : y_1^T A y_1 + y_2^T S y_2 > 0 \\ \forall y_1, y_2 : y_1^T A y_1 > 0 \\ \forall y_1, y_2 : y_2^T S y_2 \geq 0 \end{array} \right\} \Rightarrow$$

$$\begin{aligned} \forall y : y^T \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} y_1^T & y_2^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & S \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} > 0 \Rightarrow y^T L y > 0 \Rightarrow \\ \forall x : x^T Q^T L Q x > 0 \Rightarrow \forall_{x \neq 0} x^T M x > 0 \Rightarrow M \succ 0 \end{aligned}$$

حال وجوه ابتدا علی این مراحل مکاری پرداخته در نهاده عبارت دست است.

ج) ماتریس‌های متقارن $A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}$ را در نظر بگیرید که A ماتریسی مثبت معین است. نشان دهید ماتریس $M = \begin{bmatrix} A & B \\ B & A \end{bmatrix}$ مثبت معین است اگر و تنها اگر مقادیر تکین ماتریس $\frac{1}{2}(BA^{-\frac{1}{2}} - BA^{-\frac{1}{2}})$ همگی کوچکتر از ۱ باشند.

$$\begin{aligned} M \succ 0 &\iff A \succ 0, S \succ 0 \\ S \succ 0 &\iff \exists y : y^T (A - BA^{-\frac{1}{2}}B) y > 0 \quad \text{محض این حکم این سوال این ابتدا که این کسر است} \\ S \succ 0 &\iff \forall_{y \neq 0} : y^T (A - BA^{-\frac{1}{2}}B) y > 0 \iff \forall_{y \neq 0} : y^T (L - A^{-\frac{1}{2}}BA^{-\frac{1}{2}}B) y > 0 \\ &\iff \forall_{y \neq 0} : y^T (L - \underbrace{(A^{-\frac{1}{2}}BA^{-\frac{1}{2}})}_{F^T} \underbrace{(A^{-\frac{1}{2}}BA^{-\frac{1}{2}})}_{F}) y > 0 \iff \forall_{y \neq 0} : y^T (L - FF^T) y > 0 \\ &\iff \lambda(FF^T) < 1 \iff \sigma(F)^2 < 1 \iff \sigma(A^{-\frac{1}{2}}BA^{-\frac{1}{2}})^2 < 1 \end{aligned}$$

Question 5)

الف) اگر $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ و متقارن باشد، آنگاه مقادیر حقیقی $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ و بردارهای دو به دو متعامد q_1, \dots, q_n وجود دارد که q_i بردار

ویژه A متناظر با مقدار ویژه λ_i باشد.

$$A \xrightarrow{\text{Schur}} A = Q \tilde{D} Q^T \quad \text{اکل مصلح}$$

$$A \xrightarrow[\text{Decomp.}]{\text{Schur}} A = Q \Delta Q^T \rightarrow \text{خطوات}\Delta$$

$A \Rightarrow \text{Symmetric} \Rightarrow A^T = A \Rightarrow Q \Delta Q^T = Q \Delta Q^T \Rightarrow \Delta \Rightarrow \Delta$ مatriks
و Δ مatriks متساوية القيمة

$$A = Q \Delta Q^T \rightarrow A Q = Q \Delta \rightarrow A(q_1 q_2 \dots q_n) = (q_1 q_2 \dots q_n) \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow A(q_1 q_2 \dots q_n) = (\lambda_1 q_1 + \lambda_2 q_2 + \dots + \lambda_n q_n) \rightarrow A q_i = \lambda_i q_i$$

لذلك λ_i هي قيم المatriks A على خط q_i

كل اشياء تتحقق على خط q_i

$A v = \lambda v$

$$\Leftrightarrow \|Av\|_2^2 = v^T A^T A v = v^T A^2 v = v^T A \lambda v = \lambda v^T A v = \lambda^2 v^T v = \lambda^2 \|v\|_2^2$$

$$\Rightarrow \lambda^2 = \frac{\|Av\|_2^2}{\|v\|_2^2} \Rightarrow \lambda^2 > 0 \Rightarrow \lambda \in \mathbb{R}$$

\Leftarrow Unitary Q ، $v \in \mathbb{C}^n$ لذا $Qv \in \mathbb{C}^n$ وبهذا $v^T Q^T Qv = v^T v = 1$

ب) ماتريكس متقارن A را با مقادير ويزه $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_n$ در نظر بگيريد. نشان دهيد:

$$\lambda_k = \max_{\substack{S \subseteq \mathbb{R}^n \\ \dim(S)=k}} \min_{\substack{x \in S \\ x \neq 0}} \frac{x^T A x}{x^T x} = \min_{\substack{C \subseteq \mathbb{R}^n \\ \dim(C)=n-k+1}} \max_{\substack{x \in C \\ x \neq 0}} \frac{x^T A x}{x^T x}$$

$$\lambda_k = \max_{\substack{S \subseteq \mathbb{R}^n \\ \dim(S)=k}} \min_{\substack{x \in S \\ x \neq 0}} \frac{x^T A x}{x^T x}$$

$$A = Q \Delta Q^T$$

لذلك λ_k هي قيم المatriks A على خط q_i

$$\langle q_i | q_j \rangle = 0 \quad \text{و} \quad R = \text{Span} \{ q_1, q_2, \dots, q_n \}$$

$$S'_k = \text{Span} \{ q_k, \dots, q_n \} \quad \dim S'_k = n - k + 1$$

$$\text{iff } u = \sum_{i=1}^m (q_i^T u) q_i$$

$$\frac{u^T A u}{u^T u} = \frac{y^T \Delta y}{y^T y} \leq \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i (q_i^T y)^2}{\sum_{i=1}^m (q_i^T y)^2} \leq \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_k (q_i^T y)^2}{\sum_{i=1}^m (q_i^T y)^2} = \lambda_k$$

$$\lambda_k \text{ هي قيم المatriks } A \text{ على خط } q_i$$

$$y = \sum_{i=1}^k (q_i^T y) q_i$$

وهو طرد

$$y^T A x = \sum_{i=1}^k (\mathbf{q}_i^T y) q_i$$

و جرد کار

$$\frac{x^T A x}{x^T x} = \frac{y^T D y}{y^T y} = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i (\mathbf{q}_i^T y)^2}{\sum_{i=1}^k (\mathbf{q}_i^T y)^2} \geq \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_k (\mathbf{q}_i^T y)^2}{\sum_{i=1}^k (\mathbf{q}_i^T y)^2} = \lambda_k$$

$$\lambda_k = \max_{\substack{S \subseteq \mathbb{R}^n \\ \dim(S)=k}} \min_{\substack{y \in S \\ x \neq 0}} \frac{x^T A x}{x^T x}$$

$$\lambda_k = \min_{\substack{S \subseteq \mathbb{R}^n \\ \dim(S)=n-k+1}} \max_{\substack{y \in S \\ x \neq 0}} \frac{x^T A x}{x^T x}$$

ج) اگر $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ماتریس‌هایی متقارن باشند، پاسخ مساله بهینه‌سازی زیر را بدست آورید:

$$\max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{B} \mathbf{x}}$$

لوس اول: $B^{-\frac{1}{2}}$ عیف کنم

$$\max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{B} \mathbf{x}} = \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{(\mathbf{x} B^{-\frac{1}{2}})^T (B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x})} = \max_{\mathbf{y} \neq 0} \frac{\mathbf{y}^T B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T \mathbf{y}} = \lambda_{\max}(B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}})$$

$$B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} = \lambda \mathbf{x} \Rightarrow B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} = \lambda B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x} \Rightarrow B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} \mathbf{x} = \lambda \mathbf{x}$$

$$\lambda_{\max}(B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}}) = \lambda_{\max}(B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}})$$

$$\max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{B} \mathbf{x}} \rightarrow \lambda_{\max}(B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}})$$

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{B} \mathbf{x}} &= \max_{\mathbf{x} \neq 0} -\frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{B}^T \mathbf{x}} = -\min_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{B}^T \mathbf{x}} = -\min_{\mathbf{y} \neq 0} \frac{\mathbf{y}^T B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T \mathbf{y}} = \\ &= -\lambda_{\min}(B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}}) = -\lambda_{\min}(B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}}) = -(-\lambda_{\max}(B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}})) = \lambda_{\max}(B^{-\frac{1}{2}} \mathbf{A} B^{-\frac{1}{2}}) \end{aligned}$$

Question 6)

یکی از کاربردهای تجزیه به مقادیر تکین، محاسبه تقریب رتبه پایین یک ماتریس است. ماتریس $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ با رتبه r را با تجزیه به مقادیر تکین $\mathbf{A} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T$ در نظر گیرید. به ازای یک عدد $k \leq r$ ماتریس $\mathbf{A}_k \in \mathbb{R}^{m \times n}$ را به صورت $\mathbf{A}_k = \mathbf{U}_k \Sigma_k \mathbf{V}_k^T$ تعریف کنیم که در آن \mathbf{U}_k و \mathbf{V}_k به ترتیب k ستون اول \mathbf{U} و \mathbf{V} بوده و Σ_k یک $k \times k$ ماتریس می‌شود. به عبارت دیگر، \mathbf{A}_k را می‌توان به صورت $\mathbf{A}_k = \sum_{i=1}^k \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$ بیان کرد که ماتریسی Σ است که شامل مقدار تکین بزرگ \mathbf{A} می‌شود.

الف) بهترین تقریب رتبه k از \mathbf{A} با معیار نرم فروbenius از مساله بهینه‌سازی زیر بدست می‌آید:

$$\min_{\mathbf{X}: \text{rank}(\mathbf{X}) \leq k} \|\mathbf{A} - \mathbf{X}\|_F$$

نیز دهید که \mathbf{A}_k پاسخ مساله بهینه‌سازی فوق است؛ یعنی به ازای هر ماتریس دلخواه \mathbf{X} با رتبه k داریم: $\|\mathbf{A} - \mathbf{A}_k\|_F \leq \|\mathbf{A} - \mathbf{X}\|_F$

$$\text{(I)}: \quad \sigma_1(A + B) \leq \sigma_1(A) + \sigma_1(B)$$

نیز دهید که \mathbf{A}_k پاسخ مساله بهینه‌سازی فوق است؛ یعنی به ازای هر ماتریس دلخواه \mathbf{X} با رتبه k داریم: $\|\mathbf{A} - \mathbf{A}_k\|_F \leq \|\mathbf{A} - \mathbf{X}\|_F$

$$\text{II: } \|A+B\| \leq \|A\| + \|B\|$$

نشان دهید که A_k پاسخ مساله بهینه سازی فوق است؛ یعنی به ازای هر ماتریس دلخواه X با رتبه k داریم: $\|A - X\|_F \leq \|A - A_k\|_F$

ب) در صورتی که به جای ترم فربینیوس از معیار نرم ۲ در مساله فوق استفاده کنیم، نشان دهید که A_k همچنان پاسخ مساله بهینه سازی تغییر یافته خواهد بود.

$$\|A - A_k\|_2 \leq \|A - X\|_2$$

$$A = U \Sigma V^T \Rightarrow V = [v_1 | v_2 | \dots | v_r]$$

nullity(B) $\geq n-k \leftarrow \text{rank}(B) \leq k$
فرض کنیم

v' دارای کمترین
حصص ناکوایی

$$\text{rank}(v') + \text{nullity}(B) \geq n+1 \rightarrow \text{Span}(v_1, \dots, v_{k+1}) \cap \text{Null}(B) \neq \emptyset$$

د) تصور کنید $w \in \text{Span}(v_1, \dots, v_{k+1}) \cap \text{Null}(B)$ و لذا $w \in \text{Null}(B)$

$$\|w\|_2 = 1 \quad w = \sum_{i=1}^{k+1} (v_i^T w) v_i = \sum_{i=1}^{k+1} w_i v_i \rightarrow w \in \text{Null}(B)$$

$$\|A - B\|_2 = \sup_{x \in \mathbb{R}^n} \|(A - B)x\|_2 \geq \|(A - B)w\|_2 = \|Aw\|_2 = w^T A^T A w \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \|A - B\|_2 \leq w^T U \Sigma^2 V^T w \xrightarrow{w = \sum_{i=1}^{k+1} w_i v_i} = \sum_{i=1}^{k+1} \sigma_i^2 w_i^2 \geq \sigma_{k+1}^2 \sum_{i=1}^{k+1} w_i^2$$

$$\Rightarrow \|A - B\|_2^2 \geq \|A - A_k\|_2^2$$

برای اثبات صحت این نتیجه در صورت اعمال حکم:

فرض کنیم $A = X + Y$

$$\sigma_i(X) + \sigma_j(Y) \leq \sigma_i(X - Y_{i-1}) + \sigma_j(Y - Y_{j-1}) \leq \sigma_i(X + Y - X_{i-1} - Y_{j-1})$$

$$X_{i-1} + Y_{j-1} = B \rightarrow \text{rank}(B) \leq i+j-2 \quad = \sigma_i(A - X_{i-1} - Y_{j-1})$$

پس حکم صحت دارد

$$\|A - B\|_F^2 \leq \sum_{i=1}^n \sigma_i(A - B)^2 \geq \sum_{i=1}^n \sigma_{i+k}(A)^2 = \sum_{i=k+1}^n \sigma_i(A)^2 = \|A - A_k\|_F^2$$

امید

Question 7)

(الف) بر اساس تعریف ذکر شده برای نرم ۲ ماتریس، نشان دهید که $\|A\|_2 = \sigma_{\max}(A)$

$$\|A\|_2 = \sup_{\|x\|_2} \frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2} = \sup_{\|x\|_2} \frac{x^T A^T A x}{x^T x} = \lambda_{\max}(A^T A) = \sigma_{\max}(A)$$

(ب) با توجه مقادیر تکین $A^{-1} = V\Sigma^{-1}U^T$ عبارت $\kappa_A = \|A\|_2 \|A^{-1}\|_2$ را بحسب مقادیر تکین A محاسبه کرده و نشان دهید که $\kappa_A \geq 1$ است.

$$A = U \Sigma V^T \Rightarrow \Sigma = \begin{pmatrix} \kappa_1 & & & \\ & \kappa_2 & & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \kappa_n \end{pmatrix} \Rightarrow \Sigma^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\kappa_1} & & & \\ & \frac{1}{\kappa_2} & & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \frac{1}{\kappa_n} \end{pmatrix}$$

$$\|A\|_2 = \sigma_{\max}(A) \quad \|A^{-1}\|_2 = \sigma_{\max}(A^{-1}) = \frac{1}{\sigma_{\min}(A)} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \kappa(A) = \frac{\sigma_{\max}(A)}{\sigma_{\min}(A)} >$$

$$\frac{\sigma_{\max}(A)}{\sigma_{\min}(A)} = \kappa(A) > 1 \quad \text{و} \quad \sigma_{\max}(A) > \sigma_{\min}(A) \quad \text{است و} \quad \sigma_i(A) > 0 \quad \forall i$$

(ج) دستگاه معادلات $Ax = b$ را در نظر بگیرید. در صورتی که بردار b در فرآیند اندازه‌گیری دچار خطای کوچک e شود

(به گونه‌ای که $\tilde{b} = b - e$ ، پاسخ دستگاه $(*)$ نیز دچار خطا خواهد شد. نشان دهید که خطای نسبی $\frac{\|\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2}$ بر حسب خطای

نسبی اندازه‌گیری $\kappa_A^{-1} \leq \frac{\|\mathbf{e}\|_2}{\|\mathbf{b}\|_2} \leq \frac{\|\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2}$ باند می‌شود. بر این اساس، اگر κ_A بزرگ باشد، خطای کوچک

اندازه‌گیری می‌تواند به خطای بزرگی در پاسخ دستگاه منجر شود. در چنین شرایطی A را بد حالت می‌نامیم.

$$\begin{cases} \tilde{A} = A - e \\ \tilde{b} = b \end{cases} \Rightarrow \tilde{A}(\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}) = e \Rightarrow \mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}} = A^{-1}e \quad , \quad A\mathbf{x} = b \Rightarrow \mathbf{x} = A^{-1}b$$

$$(I) : \|\mathbf{b}\|_2 \leq \|A\mathbf{x}\|_2 \leq \|A\|_2 \|A^{-1}\mathbf{b}\|_2 \Rightarrow \frac{1}{\|A^{-1}\mathbf{b}\|_2} \leq \frac{\|A\|_2}{\|\mathbf{b}\|_2}$$

$$\frac{\|\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2} = \frac{\|A^{-1}e\|_2}{\|A^{-1}\mathbf{b}\|_2} \leq \frac{\|A^{-1}\|_2 \|\mathbf{e}\|_2}{\|A^{-1}\mathbf{b}\|_2} \leq \frac{\|A^{-1}\|_2 \|\mathbf{e}\|_2}{\|\mathbf{b}\|_2} \leq \kappa_A \frac{\|\mathbf{e}\|_2}{\|\mathbf{b}\|_2}$$

$$(II) : \|A\mathbf{x}\|_2 \leq \|A\|_2 \|A^{-1}\mathbf{b}\|_2 \Rightarrow \frac{\|\mathbf{e}\|_2}{\|A\|_2} \leq \|A^{-1}\mathbf{b}\|_2$$

$$\frac{\|\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2} = \frac{\|A^{-1}e\|_2}{\|A^{-1}\mathbf{b}\|_2} \geq \frac{\|A^{-1}\|_2}{\|A^{-1}\|_2 \|\mathbf{b}\|_2} \geq \frac{\|\mathbf{e}\|_2}{\|A\|_2 \|A^{-1}\|_2 \|\mathbf{b}\|_2} \geq \kappa_A^{-1} \frac{\|\mathbf{e}\|_2}{\|\mathbf{b}\|_2} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \kappa_A^{-1} \frac{\|\mathbf{e}\|_2}{\|\mathbf{b}\|_2} \leq \frac{\|\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2} \leq \kappa_A \frac{\|\mathbf{e}\|_2}{\|\mathbf{b}\|_2}$$

د) در صورتی که اندازه‌گیری و مدل به صورت همزمان دچار یک خطای کوچک شوند (یعنی: $\tilde{A} = A - E$ و $\tilde{b} = b - e$)، کران بالای فرق را بازنویسی نمایید.

$$\begin{aligned}
 & A\tilde{x} = \tilde{b} - E\tilde{x} \quad \Rightarrow \quad A(\tilde{x} - x) = (\tilde{b} - b) - E\tilde{x} \quad \Rightarrow \quad (\tilde{x} - x) = A^{-1}((\tilde{b} - b) - E\tilde{x}) \\
 & A x = b \\
 & \Rightarrow \| \tilde{x} - x \|_2 \leq \| A^{-1} \|_2 \left\{ \| \tilde{b} - b \|_2 + \| E \|_2 \| \tilde{x} \|_2 \right\} \xrightarrow{\| \tilde{x} \|_2 \leq \| x \|_2 + \| \tilde{x} - x \|_2} \\
 & \Rightarrow \| \tilde{x} - x \|_2 \leq \| A^{-1} \|_2 \left\{ \| e \|_2 + \| \tilde{e} \|_2 \left(\| x \|_2 + \| \tilde{x} - x \|_2 \right) \right\} \Rightarrow \\
 & \Rightarrow \left(1 - \| A^{-1} \|_2 \| E \|_2 \right) \| \tilde{x} - x \|_2 \leq \| A^{-1} \|_2 \left\{ \frac{\| e \|_2}{\| x \|_2} + \| E \|_2 \right\} \| \tilde{b} \|_2 \xrightarrow{\| \tilde{b} \|_2 \leq \| A \|_2 \| x \|_2} \\
 & \Rightarrow \left(1 - K_A \frac{\| E \|_2}{\| A \|_2} \right) \frac{\| \tilde{x} - x \|_2}{\| x \|_2} \leq \| A^{-1} \|_2 \left\{ \frac{\| e \|_2 \| A \|_2}{\| b \|_2} + \| E \|_2 \right\} \Rightarrow \\
 & \Rightarrow \frac{\| \tilde{x} - x \|_2}{\| x \|_2} \leq \frac{K_A \left(\frac{\| e \|_2}{\| b \|_2} + \frac{\| E \|_2}{\| A \|_2} \right)}{1 - K_A \frac{\| E \|_2}{\| A \|_2}}
 \end{aligned}$$

Question 8)

دو ماتریس $A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}$ را در نظر بگیرید به صورتی که رابطه $AB = BA$ برقرار است. نشان دهید:

(الف) اگر n مقدار ویژه متمایز داشته باشد، آنگاه ماتریس‌های A و B قطری‌شدنی خواهند بود.

$$Aq = \lambda q \rightarrow A(q_1 q_2 \dots q_n) = (q_1 q_2 \dots q_n) \Lambda \rightarrow A = Q \Lambda Q^T$$

هر ویژه مربوط به مقدار ویژه λ_i است.

حال این تصور کردی که q_i ها کمتر به λ_i مربوط نباشند. ای این که از همان حلف استفاده کردی

$$\alpha q_1 + \beta q_2 = 0 \Rightarrow A(\alpha q_1 + \beta q_2) = 0 \Rightarrow \alpha \lambda_1 q_1 + \beta \lambda_2 q_2 = 0$$

از این استدلال
از این استدلال
استفاده نمی‌کنیم

$$\alpha \lambda_1 q_1 + \beta \lambda_1 q_1 = 0 \Rightarrow \beta (\lambda_1 - \lambda_2) q_2 = 0 \xrightarrow{\lambda_1 \neq \lambda_2} \beta = 0 \times.$$

$A = Q \Lambda Q^T$

$$AB = BA \Rightarrow Q \Lambda Q^T B = B Q \Lambda Q^T \Rightarrow$$

$$\begin{aligned}
 & \Rightarrow \text{(I)}: B = Q \Lambda^{-1} Q^T B Q \Lambda Q^T \quad \Rightarrow \underbrace{\Lambda^{-1} Q^T}_{P} B Q \Lambda = \underbrace{Q \Lambda Q^T}_{B} \underbrace{\Lambda^{-1}}_{P} \Rightarrow \\
 & \text{(II)}: B = Q \Lambda Q^T B Q \Lambda Q^T
 \end{aligned}$$

$$(II) : B = Q D Q^T B Q D Q^T \quad | \quad \overbrace{A} \quad \overbrace{P}$$

$$\Rightarrow P = D^2 P D^T \Rightarrow \text{برای عصر زیرا: } P_{ij} = (D^2 P D^T)_{ij} \Rightarrow$$

این دو ماتریس
این دو ماتریس همکاری است.

$$\Rightarrow P_{ij} = \left(\frac{\lambda_i}{\lambda_j} \right)^2 P_{ij} \xrightarrow[\lambda_i \neq \lambda_j]{} P_{ij} = 0 \Rightarrow$$

$$Q^T B Q = P \xrightarrow{\text{همکاری}} B = Q D Q^T$$

$$AB = Q D Q^T Q D Q^T = Q D P Q^T \xrightarrow{\text{همکاری}} AB$$

ب) اگر A و B قطری شدنی باشند، ماتریس معکوس پذیر P وجود خواهد داشت به گونه‌ای که هر دو ماتریس $D_1 = P^{-1}AP$ و $D_2 = P^{-1}BP$ قطری باشند. در این حالت A و B را قطری شدنی هم‌زمان می‌نامیم، به عبارتی می‌توانیم هر دو ماتریس را به صورت هم‌زمان و در یک پایه مشترک قطری کنیم. آیا عکس این رابطه نیز برقرار است؟ (یعنی اگر A و B هم‌زمان قطری شدنی باشند، می‌توان گفت $(AB) = BA$)

$$D_1 = P^{-1}AP \Rightarrow A = P D_1 P^{-1} \quad D_2 = P^{-1}BP \Rightarrow B = P D_2 P^{-1}$$

$$AB = P D_1 P^{-1} P D_2 P^{-1} = P D_1 D_2 P^{-1} \quad \left. \begin{array}{l} \text{اینها قطری} \\ \text{باشند} \end{array} \right\} \xrightarrow{\text{اینها قطری}} AB = BA \quad \left. \begin{array}{l} \text{اینها قطری} \\ \text{باشند} \end{array} \right\} \xrightarrow{\text{اینها قطری}}$$

ج) برقراری شرط $AB = BA$ امری دشوار است و برای قطری‌سازی هم‌زمان دو ماتریس باید به دنبال شرطی کاربردی تر باشیم. برای این منظور، ماتریس‌های متقاضی $A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}$ را در نظر بگیرید. نشان دهید در صورتی که A مثبت معین باشد، ماتریس معکوس پذیر P وجود خواهد داشت به گونه‌ای که $I = P^T AP$ و $P^T BP = I$ قطری است.

$$A \succ 0 \rightarrow A = Q D Q^T \rightarrow \text{اینها قطری}$$

$$D = \begin{pmatrix} \sqrt{\lambda_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \sqrt{\lambda_n} \end{pmatrix} \quad \text{اینها قطری}$$

$$A = Q D^{\frac{1}{2}} D^{\frac{1}{2}} Q^T \Rightarrow D^{\frac{1}{2}} Q^T A Q D^{\frac{1}{2}} = L \Rightarrow P^T AP = L$$

$$P^T BP \xrightarrow{\text{اینها قطری}} AB = BA \quad \text{اینها قطری}$$