

פתרון תרגיל מספר 7 - כלים מתמטיים

שם: מיכאל גרינבאום, ת.ז: 211747639

4 בדצמבר 2020

1. פתרון:

(א) צ"ל: $\lambda_{i+j-n}(A+B) \geq \lambda_i(A) + \lambda_j(B)$ וגם $\lambda_{k+t-1}(A+B) \leq \lambda_k(A) + \lambda_t(B)$
הוכחה:

נזכר שראינו כי $\lambda_k(A) = \max_{F; \dim F=k-1} \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x$, נשתמש בכך ונשים לב כי

$$\begin{aligned} \lambda_{i+j-n}(A+B) &= \max_{F; \dim F=i+j-n-1} \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T (A+B) x \\ &= \max_{F; \dim F=i+j-n-1} \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x + x^T B x \\ &\stackrel{*}{\geq} \left(\max_{F; \dim F=i+j-n-1} \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x \right) + \left(\max_{F; \dim F=i+j-n-1} \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T B x \right) \\ &\stackrel{**}{\geq} \left(\max_{F; \dim F=i-1} \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x \right) + \left(\max_{F; \dim F=j-1} \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T B x \right) \\ &= \lambda_i(A) + \lambda_j(B) \end{aligned}$$

נשים לב ש- \star נכון כי $\min a + b \geq \min a + \min b$, נשים לב ש- $\star\star$ נכון כי $i, j \leq n$ ולכן $i-n, j-n < 0$ ולכן אם נסמן ב- $F = \operatorname{argmax}_{F; \dim F=i-1} \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x$, נוכל להגדיר $F' \subseteq F$ תת מרחב כך ש- $\dim F' = i+j-n-1$ ולקבל כי

$$\begin{aligned} \max_{F; \dim F=i+j-n-1} \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x &\geq \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F'^\perp} x^T A x \geq \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x \\ &= \max_{F; \dim F=i-1} \min_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x \end{aligned}$$

באופן דומה ל- B, j .

עתה נזכר שראינו כי $\lambda_k(A) = \min_{F; \dim F=n-k} \max_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x$, נשתמש בכך ונשים לב כי

$$\begin{aligned} \lambda_{k+t-1}(A+B) &= \min_{F; \dim F=n-k-t+1} \max_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T (A+B) x \\ &= \min_{F; \dim F=n-k-t+1} \max_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} [x^T A x + x^T B x] \\ &\stackrel{*}{\leq} \left[\min_{F; \dim F=n-k-t+1} \max_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x \right] + \left[\min_{F; \dim F=n-k-t+1} \max_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T B x \right] \\ &\stackrel{**}{\leq} \left[\min_{F; \dim F=n-k} \max_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x \right] + \left[\min_{F; \dim F=n-t} \max_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T B x \right] \\ &= \lambda_k(A) + \lambda_t(B) \end{aligned}$$

נשים לב ש- \star נכון כי $\max a + b \leq \max a + \max b$, נשים לב ש- $\star\star$ נכון כי $k, t \geq 1$ ולכן $k-1, t-1 \geq 0$ ולכן אם נסמן ב- $F = \operatorname{argmin}_{F; \dim F=n-k} \max_{\|x\|=1 \wedge x \in F^\perp} x^T A x$,

נוכל להגדיר $F' \subseteq F$ תת מרחב כך ש- $\dim F' = n - k - t + 1$ ולקבל כי

$$\begin{aligned} \min_{F; \dim F = n-k-t+1} \max_{\|x\|=1, x \in F^\perp} x^T A x &\leq \max_{\|x\|=1, x \in F'^\perp} x^T A x \leq \max_{\|x\|=1, x \in F^\perp} x^T A x \\ &= \min_{F; \dim F = k-1} \max_{\|x\|=1, x \in F^\perp} x^T A x \end{aligned}$$

באופן דומה ל- B, t .
והראנו את הנדרש.

מ.ש.ל.א. \odot

$$\lambda_k(A) + \lambda_n(B) \leq \lambda_k(A+B) \leq \lambda_k(A) + \lambda_1(B)$$

(ב) צ"ל:

הוכחה:
נשתמש בסעיף הקודם ונקבל כי

$$\lambda_k(A+B) = \lambda_{k+1-1}(A+B) \leq \lambda_k(A) + \lambda_1(B)$$

וגם

$$\lambda_k(A+B) = \lambda_{k+n-n}(A+B) \geq \lambda_k(A) + \lambda_n(B)$$

כנדרש.

מ.ש.ל.ב. \odot

$$\lambda_{k+r}(A) \leq \lambda_k(A+B) \leq \lambda_{k-r}(A)$$

(ג) צ"ל:

הוכחה:
נשתמש בסעיף הקודם ונקבל כי

$$\lambda_k(A+B) = \lambda_{(k-r)+(r+1)-1}(A+B) \leq \lambda_{k-r}(A) + \lambda_{r+1}(B) = \lambda_{k-r}(A) + 0 = \lambda_{k-r}(A)$$

וגם

$$\lambda_k(A+B) = \lambda_{(k+r)+(n-r)-n}(A+B) \leq \lambda_{k=r}(A) + \lambda_{n-r}(B) = \lambda_{k=r}(A) + 0 = \lambda_{k+r}(A)$$

כנדרש.

מ.ש.ל.ג. \odot

2. פתרון:

$$\text{Rank}(\tilde{A}) = 2\text{Rank}(A)$$

(א) צ"ל:

הוכחה:

$$\text{Rank}(\tilde{A}) \leq 2\text{Rank}(A)$$

תחילה נראה כי

$$\text{Rank}(\tilde{A}) > 2\text{Rank}(A), \text{ אז קיימות שורות } i_1, \dots, i_{\text{Rank}(\tilde{A})} \text{ שהן בלתי תלויות.}$$

נסמן $C = \{i_1, \dots, i_{\text{Rank}(\tilde{A})}\}$, נשים לב כי $|C| > 2\text{Rank}(A)$ וגם כל אחת מהשורות בטווח $1, \dots, 2\text{Rank}(A)$ לכן ממשפט שובך היונים, לפחות חצי מאיברי C קטנים שווים ל- $\text{Rank}(A)$ או שלפחות חצי מאיברי C גדולות מ- $\text{Rank}(A)$.

i. אם לפחות חצי מאיברי C קטנים שווים ל- $\text{Rank}(A)$, נסמנם ב- j_1, \dots, j_k כאשר $k \geq \frac{|C|}{2} > \text{Rank}(A)$, נשים לב שכל השורות האלה הן שורות של המטריצה A המקורית ולכן גם ב- A השורות j_1, \dots, j_k הן בלתי תלויות ולכן $\text{Rank}(A) \geq k$ בסתירה לכך ש- $k > \text{Rank}(A)$.

ii. אחרת לפחות חצי מאיברי C גדולים מ- $\text{Rank}(A)$, נסמנם ב- j_1, \dots, j_k כאשר $k \geq \frac{|C|}{2} > \text{Rank}(A)$, נשים לב שכל השורות האלה הן שורות של המטריצה A^T המקורית ולכן גם ב- A^T השורות $j_1 - n, \dots, j_k - n$ הן בלתי תלויות ולכן $\text{Rank}(A) = \text{Rank}(A^T) \geq k$ בסתירה לכך ש- $k > \text{Rank}(A)$.

$$\boxed{\text{Rank}(\tilde{A}) \leq 2\text{Rank}(A)}$$

עתה נסמן ב- $i_1, \dots, i_{\text{Rank}(A)}$ את אינדקסי העמודות בלתי תלויות ב- A וב- $j_1, \dots, j_{\text{Rank}(A)}$ את אינדקסי עמודות בלתי תלויות של A^T .

נסמן ב- A_l את העמודה ה- l של A ובאופן דומה ב- A_l^T את העמודה ה- l של A^T ובאופן דומה את העמודה ה- l של \tilde{A} בתור \tilde{A}_l .

נראה כי העמודות ה- $i_1, \dots, i_{\text{Rank}(A)}, j_1, \dots, j_{\text{Rank}(A)}$ של \tilde{A} בתל.

יהיו $a_1, \dots, a_{\text{Rank}(A)}, b_1, \dots, b_{\text{Rank}(A)} \in \mathbb{R}$ כך ש- $0 = \sum_{l=1}^{\text{Rank}(A)} a_l \cdot \tilde{A}_{i_l} + \sum_{l=1}^{\text{Rank}(A)} b_l \cdot \tilde{A}_{j_l}$ נשים לב כי

$$\begin{aligned} 0 &= \sum_{l=1}^{\text{Rank}(A)} a_l \cdot \tilde{A}_{i_l} + \sum_{l=1}^{\text{Rank}(A)} b_l \cdot \tilde{A}_{j_l} = \sum_{l=1}^{\text{Rank}(A)} a_l \cdot [\tilde{A} \cdot e_{i_l+n}] + \sum_{l=1}^{\text{Rank}(A)} b_l \cdot [\tilde{A} \cdot e_{j_l}] \\ &= \sum_{l=1}^{\text{Rank}(A)} a_l \cdot \begin{bmatrix} A_{i_l} \\ 0 \end{bmatrix} + \sum_{l=1}^{\text{Rank}(A)} b_l \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ A_{j_l}^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{l=1}^{\text{Rank}(A)} a_l \cdot A_{i_l} \\ \sum_{l=1}^{\text{Rank}(A)} b_l \cdot A_{j_l}^T \end{bmatrix} \end{aligned}$$

נשים לב ש- $A_{i_1}, \dots, A_{i_{\text{Rank}(A)}}$ בלתי תלויות ולכן $a_1 = \dots = a_{\text{Rank}(A)} = 0$

נשים לב ש- $A_{j_1}^T, \dots, A_{j_{\text{Rank}(A)}^T}^T$ בלתי תלויות ולכן $b_1 = \dots = b_{\text{Rank}(A)} = 0$ כלומר כל המקדמים הם 0 ולכן העמודות בלתי תלויות ולכן

$$\text{Rank}(\tilde{A}) \geq |\{i_1, \dots, i_{\text{Rank}(A)}, j_1, \dots, j_{\text{Rank}(A)}\}| = 2\text{Rank}(A)$$

משילוב 2 האי שוויונות שהוכחנו, נקבל כי $\boxed{\text{Rank}(\tilde{A}) = 2\text{Rank}(A)}$ כנדרש

מ.ש.ל.א. ☺

(ב) צ"ל: הערכים העצמיים שאינם 0 של \tilde{A} הם בדיוק $\pm\sigma_1(A), \dots, \pm\sigma_r(A)$

הוכחה:

נסמן ב- v_1, \dots, v_r את הוקטורים העצמיים המתאימים לערכים העצמיים שאינם 0 במטריצה $A \cdot A^T$, נשים לב שהערכים העצמיים שאינם 0 במטריצה $A \cdot A^T$ לפי משפט ה- SVD הם בדיוק $\sigma_1^2(A), \dots, \sigma_r^2(A)$. בלי הגבלת הכלליות נגדיר את v_i להיות הוקטור העצמי המתאים ל- $\sigma_i^2(A)$. יהי $1 \leq i \leq r$ נשים לב כי

$$\begin{aligned} \tilde{A} \cdot \begin{bmatrix} v_i \\ \frac{1}{\sigma_i} A^T v_i \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} A \cdot \left(\frac{1}{\sigma_i} A^T v_i \right) \\ A^T \cdot v_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_i} A \cdot A^T v_i \\ A^T \cdot v_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_i} (A \cdot A^T) v_i \\ A^T \cdot v_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_i} \sigma_i^2 \cdot v_i \\ A^T \cdot v_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_i \cdot v_i \\ A^T \cdot v_i \end{bmatrix} \\ &= \sigma_i \cdot \begin{bmatrix} v_i \\ \frac{1}{\sigma_i} A^T v_i \end{bmatrix} \end{aligned}$$

כלומר σ_i הוא ערך עצמי של A .

נשים לב כי

$$\begin{aligned} \tilde{A} \cdot \begin{bmatrix} v_i \\ \frac{-1}{\sigma_i} A^T v_i \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} A \cdot \left(\frac{-1}{\sigma_i} A^T v_i \right) \\ A^T \cdot v_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{\sigma_i} A \cdot A^T v_i \\ A^T \cdot v_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{\sigma_i} (A \cdot A^T) v_i \\ A^T \cdot v_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{\sigma_i} \sigma_i^2 \cdot v_i \\ A^T \cdot v_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sigma_i \cdot v_i \\ A^T \cdot v_i \end{bmatrix} \\ &= -\sigma_i \cdot \begin{bmatrix} v_i \\ \frac{-1}{\sigma_i} A^T v_i \end{bmatrix} \end{aligned}$$

כלומר $-\sigma_i$ הוא ערך עצמי של A .

כלומר הראנו של- \tilde{A} יש ערכים עצמיים $\pm\sigma_1(A), \dots, \pm\sigma_r(A)$

עתה מהסעיף הקודם ראינו ש- $\text{Rank}(A) = 2r$ ולכן יש $n+m-2r$ וקטורים עצמיים שמתאימים לערך העצמי 0.

כלומר מצאנו בסיס של וקטורים עצמיים $n+m-2r = 2r+n+m-2r$ ולכן הערכים העצמיים הם בדיוק $0, \pm\sigma_1(A), \dots, \pm\sigma_r(A)$ כנדרש.

מ.ש.ל.ב. ☺

3. צ"ל: לא בהכרח $\|A\|_{2,2} = \max\{\lambda_1, |\lambda_n|\}$

הוכחה:

נסתכל על $A = \begin{bmatrix} 0 & 3 \\ 2 & 0 \end{bmatrix}$, נשים לב שהפולינום האופייני הוא

$$\lambda \cdot \lambda - (-2) \cdot (-3) = \lambda^2 - 6 = (\lambda - \sqrt{6}) \cdot (\lambda + \sqrt{6})$$

כלומר A לכסינה (כי לכל ערך עצמי יש לפחות וקטור עצמי 1 וזה יוצר בסיס של וקטורים עצמיים) ונשים לב כי

$$\|A\|_{2,2} = \max_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2 \geq \|A \cdot e_2\|_2 = \left\| \begin{bmatrix} 3 \\ 0 \end{bmatrix} \right\|_2 = 3 > \sqrt{6} = \max\{\lambda_1, |\lambda_2|\}$$

כנדרש בשאלה.

מ.ש.ל. ☺

4. צ"ל: $\text{Trace}(BABA) \leq \text{Trace}(B^2A^2)$

הוכחה:

נשים לב כי

$$\begin{aligned} |\text{Trace}(BABA)| &= \left| \text{Trace}\left(BA(AB)^T\right) \right| = \langle BA, AB \rangle^2 \\ &\stackrel{\text{Cauchy-Schwarz inequality}}{\leq} \langle BA, BA \rangle \cdot \langle AB, AB \rangle \\ &= \sqrt{\text{Trace}\left(BA \cdot (BA)^T\right) \cdot \text{Trace}\left(AB \cdot (AB)^T\right)} \\ &= \sqrt{\text{Trace}\left(BA \cdot A^T B^T\right) \cdot \text{Trace}\left(ABB^T A^T\right)} \\ &\stackrel{A, B \text{ symmetric}}{=} \sqrt{\text{Trace}\left(BA^2 B\right) \cdot \text{Trace}\left(AB^2 A\right)} \\ &\stackrel{\text{Trace}(CD) = \text{Trace}(DC)}{=} \sqrt{\text{Trace}\left(A^2 B \cdot B\right) \cdot \text{Trace}\left(B^2 A \cdot A\right)} \\ &= \text{Trace}\left(A^2 B^2\right) \cdot \text{Trace}\left(B^2 A^2\right) \\ &\stackrel{\text{Trace}(CD) = \text{Trace}(DC)}{=} \sqrt{\text{Trace}\left(B^2 A^2\right) \cdot \text{Trace}\left(B^2 A^2\right)} = |\text{Trace}\left(B^2 A^2\right)| \end{aligned}$$

ועתה נשים לב כי

$$\begin{aligned} \text{Trace}\left(B^2 A^2\right) &= \text{Trace}\left(B(BAA)\right) = \text{Trace}\left(BAAB\right) = \text{Trace}\left(BAA^T B^T\right) \\ &= \text{Trace}\left(BA(BA)^T\right) \end{aligned}$$

ונשים לב כי $BA(BA)^T$ זאת מטריצה PSD כי היא מכפלה של מטריצה בטרנפוז שלה ולכן

$$\text{Trace}\left(B^2 A^2\right) = \text{Trace}\left(BA(BA)^T\right) \geq 0$$

ולכן נקבל כי

$$\text{Trace}(BABA) \leq |\text{Trace}(BABA)| \leq |\text{Trace}(B^2 A^2)| = \text{Trace}(B^2 A^2)$$

כלומר הראנו כי $\boxed{\text{Trace}(BABA) \leq \text{Trace}(B^2 A^2)}$, כנדרש

מ.ש.ל. ☺