

تکلیف اول زهرا توکلی 40120063 «سببه عالی»

جبر خطی کاربردی

سؤال ۱: نرم p - نرم یک بردار: $\|x\|_p = (|x_1|^p + \dots + |x_n|^p)^{1/p}$
نرم یک بردار باید سه خاصیت: $positivity$ و $homogeneity$ و در نهایت $triangle inequality$ را داشته باشد.

بنابراین:

a . بزرگ ترین درایه بردار الزاماً خاصیت $positivity$ را ندارد اگر عددی منفی باشد. مثلاً در بردار $\begin{bmatrix} -2 \\ -1 \end{bmatrix}$ ،
۱- را می توانیم به عنوان نرم بردار در نظر بگیریم.

b . قدر مطلق بزرگ ترین درایه الزاماً خاصیت $homogeneity$ را ندارد. مثلاً اگر بردار $\begin{bmatrix} -2 \\ -1 \end{bmatrix}$ را در نظر بگیریم،
نرم آن برابر $|-1| = 1$ است می شود. اگر $\alpha = 2$ را در بردار ضرب کنیم، نرم بردار حاصل 4
($4 = |4| = 2 \times 2$) می شود که $2 \times 1 = 2 \neq 4$.

c . تعداد درایه های بردار هم خاصیت $homogeneity$ را ندارد. مثلاً نرم بردار $\begin{bmatrix} -2 \\ -1 \end{bmatrix}$ می شود، نرم
بردار $\begin{bmatrix} -2\alpha \\ -\alpha \end{bmatrix}$ می شود که α هایی وجود دارد که $2 \neq |\alpha|$. به عبارتی وقتی برداری
در $scalar$ ای ضرب می شود سکوداً انتظار داریم نرم آن به همان نسبت زیاد یا کم شود ولی تعداد درایه های
آن ثابت می ماند. پس اگر این تابع را به عنوان نرم در نظر بگیریم تفاوتی بین اندازه بردار هم بعد حاصل می شود و
در خوبی از اندازه بردار به ما می دهد.

d . داری قدر مطلق کوچک ترین درایه بردار هم خاصیت $homogeneity$ را ندارد. مثلاً بردار $\begin{bmatrix} 0.001 \\ 0.001 \end{bmatrix}$
برابر 1000 می شود نرم بردار $\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$ برابر می شود در حالی که با سکوداً از اندازه بردار لحاظ بقیت ندارد هم چنین
اگر α را 1000 در نظر بگیریم $1000 \times 1000 = 1 \neq 1000$ است.

e . مجموع درایه های بردار هم الزاماً خاصیت $positivity$ را ندارد مثلاً اگر همه درایه های بردار منفی باشند.
و علاوه بر این نرم بردار $\begin{bmatrix} 1000 \\ -1000 \end{bmatrix}$ از نرم $\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$ کم تری شود در حالی که اندازه آن سکوداً بزرگ تر است.

f . حاصل ضرب قدر مطلق درایه های بردار هم خاصیت $homogeneity$ را ندارد. مثلاً $|x_1 x_2 x_3| = |x_1| |x_2| |x_3|$
برای $\alpha \neq \pm 1$ و $\alpha \neq 0$ نیست. $\left\| \begin{bmatrix} \alpha x_1 \\ \alpha x_2 \\ \alpha x_3 \end{bmatrix} \right\| = |\alpha x_1 \alpha x_2 \alpha x_3| = |\alpha|^3 |x_1 x_2 x_3|$

$$a. (a+b)^T (a-b) = \|a\|^2 - \|b\|^2 \quad 3.4$$

$$\rightarrow (a+b)^T (a-b) = a^T a - a^T b + b^T a - b^T b = a^T a - b^T b = \|a\|^2 - \|b\|^2$$

$$b. \|a+b\|^2 + \|a-b\|^2 = 2(\|a\|^2 + \|b\|^2)$$

$$(a+b)^T (a+b) + (a-b)^T (a-b) = a^T a + a^T b + b^T a + b^T b + a^T a - a^T b - b^T a + b^T b$$

$$= 2a^T a + 2b^T b = 2(a^T a + b^T b) = 2(\|a\|^2 + \|b\|^2)$$

هو 3.14: اگر بزرگ ترین درایه بردار، درایه x باشد نزدیک ترین بردار یک استاندارد به این بردار e است. اگر چند درایه بزرگ ترین مقدار را داشته باشند، e های نظیر تمام آنها نزدیک ترین همسایه های بردار خواهند بود. سفودا در برداری $\begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ 2 \end{bmatrix}$ که درایه اول بزرگ ترین است، بردار $\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ بیشترین شباهت را به آن دارد چون درایه اولش از بقیه بزرگ تر است.

اثبات: فرض کنیم x بزرگ ترین درایه بردار x باشد. می خواهیم ثابت کنیم $\|x - e_i\| \leq \|x - e_j\|$ $\forall i \neq j$ حالت تساوی وقتی رخ می دهد که $x_i = x_j$ و x هم از بزرگ ترین درایه ها باشد.
با برهان خلف فرض می کنیم $x_i < x_j$ و $\|x - e_i\| \geq \|x - e_j\|$ باشد:

$$\|x - e_i\| \geq \|x - e_j\| \Rightarrow \|x - e_i\|^2 \geq \|x - e_j\|^2$$

$$\Rightarrow x_1^2 + x_2^2 + \dots + (x_i - 1)^2 + \dots + x_n^2 \geq x_1^2 + x_2^2 + \dots + (x_j - 1)^2 + \dots + x_n^2$$

$$\Rightarrow (x_i - 1)^2 + x_j^2 \geq (x_j - 1)^2 + x_i^2$$

$$\Rightarrow x_i^2 - 2x_i + 1 + x_j^2 \geq x_j^2 - 2x_j + 1 + x_i^2 \Rightarrow -2x_i \geq -2x_j \Rightarrow x_i \leq x_j$$

با فرض تناقض \Rightarrow دارند بنابراین نزدیک ترین بردار یک استاندارد به بردار x بردار e_i خواهد بود.

$$3.15: \text{می دانیم } \text{rms}(x)^2 = \text{std}(x)^2 + \text{avg}(x)^2 \quad 3.5$$

$$3.5 \Rightarrow \text{std}(x)^2 \leq \text{rms}(x)^2 \Rightarrow \sqrt{\text{std}(x)^2} \leq \sqrt{\text{rms}(x)^2} \Rightarrow |\text{std}(x)| \leq |\text{rms}(x)| \Rightarrow \text{std}(x) \leq \text{rms}(x)$$

$$3.5 \Rightarrow \text{avg}(x)^2 \leq \text{rms}(x)^2 \Rightarrow \sqrt{\text{avg}(x)^2} \leq \sqrt{\text{rms}(x)^2} \Rightarrow |\text{avg}(x)| \leq |\text{rms}(x)| \Rightarrow \text{avg}(x) \leq \text{rms}(x)$$

$$a \cdot Z = \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \dots + \alpha_k x_k \quad 3.17$$

$$\Rightarrow Z = \begin{bmatrix} \alpha_1 x_{11} + \alpha_2 x_{21} + \dots + \alpha_k x_{k1} \\ \alpha_1 x_{12} + \alpha_2 x_{22} + \dots + \alpha_k x_{k2} \\ \vdots \\ \alpha_1 x_{1n} + \alpha_2 x_{2n} + \dots + \alpha_k x_{kn} \end{bmatrix} \Rightarrow \text{avg}(Z) = \frac{(\alpha_1 x_{11} + \alpha_2 x_{21} + \dots + \alpha_k x_{k1}) + \dots + (\alpha_1 x_{1n} + \alpha_2 x_{2n} + \dots + \alpha_k x_{kn})}{n}$$

$$= \frac{\alpha_1 (x_{11} + x_{12} + \dots + x_{1n}) + \dots + \alpha_k (x_{k1} + x_{k2} + \dots + x_{kn})}{n}$$

$$= \alpha_1 \frac{(x_{11} + \dots + x_{1n})}{n} + \dots + \alpha_k \frac{(x_{k1} + \dots + x_{kn})}{n}$$

$$= \alpha_1 \text{avg}(x_1) + \alpha_2 \text{avg}(x_2) + \dots + \alpha_k \text{avg}(x_k)$$

$$b. \text{std}(Z) = \frac{(\alpha_1 x_{11} + \alpha_2 x_{21} + \dots + \alpha_k x_{k1} - \alpha_1 \text{avg}(x_1) - \dots - \alpha_k \text{avg}(x_k))^2 + \dots + (\alpha_1 x_{1n} + \alpha_2 x_{2n} + \dots + \alpha_k x_{kn} - \alpha_1 \text{avg}(x_1) - \dots - \alpha_k \text{avg}(x_k))^2}{n}$$

$$= \frac{(\alpha_1 (x_{11} - \text{avg}(x_1)) + \dots + \alpha_k (x_{k1} - \text{avg}(x_k)))^2 + \dots + (\alpha_1 (x_{1n} - \text{avg}(x_1)) + \dots + \alpha_k (x_{kn} - \text{avg}(x_k)))^2}{n}$$

اگر زیرها را به توان 2 برسانیم، به ازای هر بردار x_i ، عبارتی به صورت $\alpha_i^2 (x_{i1} - \text{avg}(x_i))^2 \dots \alpha_i^2 (x_{in} - \text{avg}(x_i))^2$ و به ازای هر بردار x_j ، عبارتی به صورت $\alpha_j^2 (x_{j1} - \text{avg}(x_j))^2 \dots \alpha_j^2 (x_{jn} - \text{avg}(x_j))^2$ داریم. عبارت نوع (د) را اگر از x_i α_i فاکتور بگیریم می توانیم به صورت $\alpha_i \alpha_j x_{ij}^T x_{ij}$ بنویسیم که چون x_i و x_j ها uncorrelated اند، این عبارات برابر صفر می شوند. عبارات نوع اول هم با فاکتورگیری از α_i^2 و تقسیم بر n برابر با $\alpha_i^2 \text{std}(x_i)^2$ می شوند.

$$\text{std}(Z)^2 = \alpha_1^2 \text{std}(x_1)^2 + \dots + \alpha_k^2 \text{std}(x_k)^2 \Rightarrow \text{std}(Z) = \sqrt{\alpha_1^2 \text{std}(x_1)^2 + \dots + \alpha_k^2 \text{std}(x_k)^2}$$

3.24

- a. فرض کنیم $x = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$ و $y = \begin{bmatrix} 1000 \\ 2000 \end{bmatrix}$ و $z = \begin{bmatrix} 3 \\ 4 \end{bmatrix}$ باشد. angle nearest neighbor بردار x بردار y است که در همان صفت قرار دارد زاویه بین آنها 0 است ولی distance nearest neighbor آن بردار z است زیرا:

$$\|y - x\| = \left\| \begin{bmatrix} 999 \\ 1998 \end{bmatrix} \right\| = \sqrt{3992004 + 998001} = 2233.8$$

$$\|z - x\| = \left\| \begin{bmatrix} 2 \\ 2 \end{bmatrix} \right\| = \sqrt{4+4} = \sqrt{8} = 2.8$$

• ب. می خواهیم ثابت اگر $\|z_i\| = 1$ باشد، angle nearest neighbor، distance nearest neighbor یکی می شوند: فرض کنیم z_i distance nearest neighbor بردار x باشد:

$$\|x - z_i\|^2 = (x - z_i)^T (x - z_i) = x^T x - x^T z_i - z_i^T x + z_i^T z_i = \|x\|^2 - 2x^T z_i + \|z_i\|^2$$

چون $\|x\|$ و $\|z_i\|$ برای همه z_i ها یکسان است، پس وقتی یکی از این z_i ها کمترین فاصله با x را خواهد داشت

- 10 $-2x^T z_i$ کمترین مقدار را داشته باشد. بنابراین برای z_i ، $\frac{x^T z_i}{\|x\| \|z_i\|}$ هم بیشترین مقدار را نسبت به $\frac{x^T z_j}{\|x\| \|z_j\|}$ ها خواهد داشت و $\theta = \cos^{-1} \frac{x^T z_i}{\|x\| \|z_i\|}$ کمترین θ خواهد بود. (باتوجه به نزدیکی بودن تابع \cos^{-1})

15

20

25