

سؤال یک :

$$\det(\lambda I - A) = (\lambda - \lambda_1)(\lambda - \lambda_2)(\lambda - \lambda_3) \dots (\lambda - \lambda_n)$$

(الف)

$$= \lambda^n + c_{n-1}\lambda^{n-1} + \dots + c_1\lambda + c_0$$

$$c_{n-1} = - \sum_{i=1}^n \lambda_i$$

$$|A - \lambda I| = \begin{vmatrix} a_{11}-\lambda & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22}-\lambda & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \dots & \dots & a_{nn}-\lambda \end{vmatrix} = (a_{11}-\lambda)(a_{22}-\lambda) \dots (a_{nn}-\lambda) + Q(\lambda)$$

که در آن $Q(\lambda)$ حداکثر $n-2$ تا از عبارت های $(a_{ii}-\lambda)$ را دارد پس حداکثر دارای عبارت با درجه λ^{n-2}

می باشد بنابراین ضرب $(-\lambda)^{n-1}$ در $A - \lambda I$ می شود $\sum_{i=1}^n a_{ii}$ که همان $\text{trace}(A)$

(است)

$$|\lambda I - A| = -|A - \lambda I| \Rightarrow -c_{n-1} = \text{trace}(A) \Rightarrow$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = \text{trace}(A)$$

(ب) برای بخش ب اگر $\lambda = 0$ را در چند جمله ای جایگذاری کنیم داریم

$$|A - \lambda I| = (\lambda_1 - \lambda)(\lambda_2 - \lambda) \dots (\lambda_n - \lambda) \xrightarrow{\lambda=0} |A| = \lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n$$

(ج) اثبات : $\lambda \in \sigma(AB) \Rightarrow \exists x \neq 0, ABx = \lambda x \Rightarrow BA(Bx) = \lambda(Bx)$

$$x \neq 0 \Rightarrow \lambda x \neq 0 \Rightarrow ABx = \lambda x \neq 0 \Rightarrow Bx \neq 0 \Rightarrow \lambda \in \sigma(BA) \Rightarrow \sigma(AB) \subset \sigma(BA)$$

به طریق مشابه برعکس هم ثابت می شود یعنی $\sigma(BA) \subset \sigma(AB)$ بنابراین $\sigma(AB) = \sigma(BA)$

$$|A - \lambda I| = |(A - \lambda I)^T| = |A^T - \lambda I^T| = |A^T - \lambda I| \quad (>$$

پس چند جمله ای مشخصه برای A و A^T یکسان است بنابراین مقادیر ویژه یکسانی دارند.

$$\text{Var}(E\{x|Y\}) = E[(E\{x|Y\})^2] - (E[E\{x|Y\}])^2$$

$$\begin{aligned} E[\text{var}(x|Y)] &= E[E\{x^2|Y\} - (E\{x|Y\})^2] = \\ &= E[E\{x^2|Y\}] - E[(E\{x|Y\})^2] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(E\{x|Y\}) + E[\text{var}(x|Y)] &= \\ &= \underbrace{E[(E\{x|Y\})^2]}_{E^2[x]} - \underbrace{E[E\{x^2|Y\}]}_{E[x^2]} + \underbrace{E[E\{x^2|Y\}]}_{E[x^2]} - \underbrace{E[(E\{x|Y\})^2]}_{E^2[x]} = \\ &= E\{x^2\} - E^2[x] = \text{Var}(x) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Cov}(x, y|z) &= E[(x - E\{x|z\})(y - E\{y|z\})|z] = \\ &= E[x y - \underbrace{y E\{x|z\}}_{\text{تابع بر حسب } z} - \underbrace{x E\{y|z\}}_{\text{تابع بر حسب } z} + \underbrace{E\{x|z\} E\{y|z\}}_{\text{تابع بر حسب } z} | z] = \\ &= E\{x y|z\} - E[\underbrace{y E\{x|z\}}_{\text{ثابت}}|z] - E[\underbrace{x E\{y|z\}}_{\text{ثابت}}|z] + E[E\{x|z\} E\{y|z\}|z] \stackrel{\text{لیم}}{=} \\ &= E\{x y|z\} - E\{x|z\} E\{y|z\} - E\{y|z\} E\{x|z\} + E\{x|z\} E\{y|z\} = \\ &= E\{x y|z\} - E\{x|z\} E\{y|z\} \end{aligned}$$

$$\textcircled{1} E[\text{Cov}(x, y|z)] = E[E\{x y|z\} - E\{x|z\} E\{y|z\}] =$$

$$= E\{x y\} - E[E\{x|z\} E\{y|z\}]$$

$$\begin{aligned} \textcircled{2} \text{Cov}(E\{x|z\}, E\{y|z\}) &= E[E\{x|z\} E\{y|z\}] - E[E\{x|z\}] E[E\{y|z\}] \\ &= E[E\{x|z\} E\{y|z\}] - E\{x\} E\{y\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow \textcircled{1} + \textcircled{2} &= E\{x y\} - E[E\{x|z\} E\{y|z\}] + E[E\{x|z\} E\{y|z\}] - E\{x\} E\{y\} = \\ &= E\{x y\} - E\{x\} E\{y\} = \text{Cov}(x, y) \end{aligned}$$

توجه کنید که در اینجا ب تساوی * به وسیله لیم صفتی بعد اثبات شده است.

$$E[E(x|z)Y|z] = E(x|z)E(Y|z) \quad \text{لـم :}$$

$$\int E(x|z) y f_{y|z}(y) dy = \int y f_{y|z}(y) \int x f_{x|z}(x) dx dy \quad \text{الـبـا :}$$

$$= \int y f_{y|z}(y) dy \times \int x f_{x|z}(x) dx = E(y|z) E(x|z)$$

$$E[E(x|z)E(Y|z)|z] = E(x|z)E(Y|z) \quad \text{لـم :}$$

$$\text{طبق لـم بالا} \quad E[E(x|z) \underbrace{E(Y|z)}_T | z] = E(x|z) E(T|z) =$$

$$= E(x|z) E(\underbrace{E(Y|z)}_{\text{تابع يـرـجـبـ Z}} | z) = E(x|z) E(Y|z)$$

سؤال سوم:

$$x^T A x = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i a_{ij} x_j$$

الف) توجه کنید طبق صورت سؤال جواب را برادر سطر
اعلام کرده است.

$$x^T A x = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq K}}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq K}}^n x_i a_{ij} x_j + x_K^2 a_{KK} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq K}}^n x_K a_{Kj} x_j + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq K}}^n x_i a_{iK} x_K$$

$$\frac{\partial x^T A x}{\partial x_K} = 2x_K a_{KK} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq K}}^n a_{Kj} x_j + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq K}}^n x_i a_{iK} = \sum_{i=1}^n x_i a_{iK} + \sum_{j=1}^n x_j a_{Kj}$$

$$= x^T \underbrace{a_{:K}}_{\text{ستون } K\text{ام}} + x^T \underbrace{a_{K:}}_{\text{سطر } K\text{ام}} \Rightarrow \frac{\partial x^T A x}{\partial x} = x^T A + x^T A^T = 2x^T A \quad \text{مشتار } A$$

ب) می دانیم در $x^T A x$ دارای ستون نام وسط نام از $x_i^T A x_i$ بدست می آید که آن ستون

$$\text{trace}(x^T A x) = \sum_{i=1}^n x_i^T A x_i \quad \text{نام از ماتریس } x \text{ است.}$$

$$\frac{\partial \text{trace}(x^T A x)}{\partial x_{ij}} = \frac{\partial x_j^T A x_j}{\partial x_{ij}} \stackrel{\text{بخش قبلی}}{=} \sum_{m=1}^n x_{mj} a_{mi} + \sum_{l=1}^n x_{jl} a_{li}$$

$$= x_j^T \underbrace{a_{:i}}_{\text{ستون نام}} + x_j^T \underbrace{a_{i:}}_{\text{سطر نام}} = \text{دارای اول نام ماتریس} \Rightarrow \text{مشتار}$$

$$\frac{\partial \text{trace}(x^T A x)}{\partial x_i} = x_i^T A + x_i^T A^T \Rightarrow$$

$$\frac{\partial \text{trace}(x^T A x)}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_1^T A x_1}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial x_n^T A x_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^T (A + A^T) \\ \vdots \\ x_n^T (A + A^T) \end{bmatrix} = x^T (A + A^T)$$

توجه کنید که اگر x یک بردار باشد $x^T A x$ یک عدد خواهد بود و trace آن خودش است و دقیقاً به الف می خورد با این تفاوت که A متعلق نیست.

سؤال چهار:

$$Y = X^2$$

برای حل این سؤال از قضیه بنیادی آمارو احتمال استفاده می‌کنیم:

$$y = g(x) = x^2, g'(x) = 2x$$

$$x = \pm \sqrt{y} \Rightarrow f_Y(y) = \frac{f_X(\sqrt{y})}{|2\sqrt{y}|} + \frac{f_X(-\sqrt{y})}{|-2\sqrt{y}|} = \frac{1}{2\sqrt{y}} \quad y \in (0, 1]$$

$$\Rightarrow f_Y(y) = \begin{cases} \frac{1}{2\sqrt{y}} & 0 < y \leq 1 \\ 0 & \text{و.ا} \end{cases}$$

$$Y = \sqrt{X}, g(x) = \sqrt{x} = y \Rightarrow \begin{matrix} y > 0 \\ x = y^2 \end{matrix}$$

$$g'(x) = \frac{1}{2\sqrt{x}}$$

$$\Rightarrow f_Y(y) = \frac{f_X(y^2)}{\frac{1}{2\sqrt{y^2}}} = \frac{1}{2|y|} = 2|y| \quad y \in (0, 1]$$

$$\Rightarrow f_Y(y) = \begin{cases} 2y & 0 < y \leq 1 \\ 0 & \text{و.ا} \end{cases}$$

سؤال پنج:

$$\lambda \in \sigma(M) \Rightarrow Mx = \lambda x \Rightarrow P^{-1}MP(P^{-1}x) = P^{-1}(Mx) = P^{-1}(\lambda x) = \lambda(P^{-1}x) \Rightarrow \lambda \in \sigma(P^{-1}MP)$$

P قابل رتک است P^{-1} نیز قابل رتک است پس $P^{-1}x \neq 0$ است.

$$\lambda' \in \sigma(P^{-1}MP) \Rightarrow P^{-1}MPx = \lambda'x \Rightarrow M(Px) = \lambda'(Px) \Rightarrow \lambda' \in \sigma(M)$$

چون P قابل رتک است $Px \neq 0$ است.

بنابراین این مجموعه مقادیر ویژه یکسان است.

(الف)
 سؤال نشی: چون ماتریس متعادل است یعنی $A = A^T$ و تمامی مقادیر ویژه مثبت است آن گاه قطری پذیر است
 که P بردار ویژه ها هستند و D مقادیر ویژه که چون A معین مثبت و متعادل است
 بردارهای ویژه متعامد زیرا هستند یعنی $P^{-1} = P^T$ پس داریم:

$$A = P^{-1}DP = P^TDP = (P^T D^{1/2} \times D^{1/2} P) = (D^{1/2} P)^T (D^{1/2} P)$$

چون P و $D^{1/2}$ هر دو وارون پذیر هستند $D^{1/2} P$ نیز وارون پذیر است بنابراین دارای تجزیه یکتای QR است که R ماتریس بالامثلی با قطر مثبت است. (اگر صفر باشد یعنی A وارون ناپذیر است که تناقض است)

$$A = (QR)^T (QR) = R^T \underbrace{Q^T Q}_I R = R^T R$$

که R^T ماتریس پایینی مثلثی با قطر مثبت است.

$$\text{پس } L = R^T \text{ داریم } A = LL^T$$

$$A = L_1 L_1^T = L_2 L_2^T \Rightarrow (L_2^{-1} L_1) (L_1^T L_2^T) = I \quad \text{اثبات یکتایی:}$$

$$\Rightarrow \underline{L_2^{-1} L_1} = L_2^T L_1^{-T} = (\underline{L_2^{-1} L_1})^T$$

$L_2^{-1} L_1$ پایینی مثلثی و L_1 پایینی مثلثی است پس سمت چپ پایینی مثلثی و سمت راست بالامثلی است
 پس $L_2^{-1} L_1$ ماتریس قطری است که $I = (L_2^{-1} L_1)^T (L_2^{-1} L_1)$ یعنی $L_2^{-1} L_1$ ماتریس
 قطری با قطرهای ± 1 است و چون L_2 و L_1 هر دو قطر مثبت دارند و قطر $L_2^{-1} L_1$ معکوس قطر L_2 است
 یعنی قطر $L_2^{-1} L_1$ نیز مثبت است و $L_2^{-1} L_1$ هر دو پایینی مثلثی و قطر $L_2^{-1} L_1$ حاصل ضرب دو قطر است پس
 قطر $L_2^{-1} L_1$ نیز مثبت است یعنی $L_2^{-1} L_1 = I$.

$$A = QR = U \Sigma V^T \Rightarrow R = Q^T U \Sigma V^T$$

Q ماتریس متعامد نرمال و

U نیز نیز ماتریس یک است و

$Q^T U$ نیز یک است زیرا:

$$(Q^T U) (Q^T U)^T = Q^T U U^T Q = Q^T Q = I$$

پس تجزیه SVD ماتریس R شبیه A است فقط به جای ماتریس U ماتریس $Q^T U$ قرار دارد.

$$R = U' \Sigma V^T \text{ و } U' = Q^T U$$

$$A = U \Sigma V^T$$

فرض $A^K = 0$

$$\begin{aligned} (I-A) \underbrace{(I+A+A^2+\dots+A^{K-1})}_B &= I - A + A - A^2 + A^2 - \dots - A^{K-1} + A^{K-1} - A^K = \\ &= I - \underbrace{A^K}_{0} \stackrel{\text{فرض}}{=} I \Rightarrow (I-A)^{-1} = (I+A+\dots+A^{K-1}) \end{aligned}$$

حال اگر B را از سمت چپ نیز ضرب کنیم خواهیم:

$$(I+A+\dots+A^{K-1})(I-A) = I - A + A - A^2 + \dots - A^{K-1} + A^{K-1} - A^K = I - \underbrace{A^K}_{0} = I$$

پس داریم $(I-A) = (I-A)B = I$ بنا بر این طبق تعریف داریم $BA = AB = I$

$$B = A^{-1}$$

$$F_{M, X, Y}(n, y, t) = P[X \leq n, Y \leq y, M \leq t] \stackrel{\text{بند ۱}}{=} P[X \leq n, Y \leq y | M \leq t] \times \overbrace{P[M \leq t]}^{U(0,1)}$$

$$= P[X \leq n, Y \leq y | M \leq t] \times t \stackrel{\text{استقلال } X, Y}{=} P[X \leq n | M \leq t] \times P[Y \leq y | M \leq t] \times t$$

$$= F_X(n) \times F_Y(y) \times t$$

$$f_{X, Y, M}(n, y, t) = \frac{\partial F_X(n) F_Y(y) \times t}{\partial n \partial y \partial t} = f_X(n) \times f_Y(y) \Rightarrow$$

$$f_{X, Y, M}(n, y, t) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} e^{-\left(\frac{(n-M)^2}{2} + \frac{(y-M)^2}{2}\right)} & 0 \leq t \leq 1 \\ 0 & 0 < t \end{cases}$$

$$\max_M P(M|D) = \frac{P(D|M) \times P(M)}{P(D)} \sim \max_M P(D|M) \times P(M) \quad \text{تایید} \quad \text{ب}$$

$$0 \leq M \leq 1 : P(M) = 1 \Rightarrow \max_M P(D|M) = \max_M \prod_{i=1}^n P(D_i|M)$$

$$\log P(D|M) = \sum_{i=1}^n \log P(D_i|M) = \sum_{i=1}^n -\frac{(x_i - M)^2}{2} - \frac{(y_i - M)^2}{2} + \log \frac{1}{2\pi}$$

$$\frac{d}{dM} (\log P(D|M)) = \sum_{i=1}^n -(x_i - M) - (y_i - M) = 0 \Rightarrow M = \frac{\sum x_i + y_i}{2n}$$

پس اگر $\sum x_i + y_i$ بی $[0, 1]$ باشد جواب مسئله است در غیر این صورت جواب ۰ یا ۱ است که باید بررسی شود.