

تمرین ۰ یادگیری ماشین

نویسنده:

سید احسان حسن بیگی - ۴۰۲۲۱۱۷۲۳

آمار و احتمال

پرسش ۱

$X_i \sim \text{Uniform}(0,1)$

* بار ۱: $Y_n = \max\{X_1, \dots, X_n\}$ پس احتمال اینکه Y_n کمتر از مقداری باشد برابر است با احتمال اینکه تمام X_i ها کمتر از آن مقدار باشند.

$P(Y_n \leq x) = P(X_1 \leq x \cap X_2 \leq x \cap \dots \cap X_n \leq x) \stackrel{\text{مستقل بودن } X_i}{=} \prod_{i=1}^n P(X_i \leq x) = x^n$

تعریف CDF است

$$\rightarrow F_Y(x) = x^n \xrightarrow{\text{مشتق}} f_Y(x) = n x^{n-1}$$

$0 \leq x \leq 1$ $0 \leq x \leq 1$

$$\rightarrow E[Y] = \int_0^1 x f(x) dx = \int_0^1 n x^n dx = n \left(\frac{1}{n+1} x^{n+1} \right) \Big|_0^1 = \boxed{\frac{n}{n+1}}$$

$$\text{Var}[X] = \frac{1}{\lambda^2} \frac{d^2}{dx^2} \Big|_{x=0} \cdot E[X] = 2 \sigma^2 \cdot E[X] = \frac{1}{\lambda} \frac{d}{dx} \Big|_{x=0} \cdot a = \lambda = \frac{1}{2} \quad \sigma^2 \cdot f_X(x) = \lambda e^{-\lambda x} \quad \frac{d}{dx} \Big|_{x=0} \cdot \lambda e^{-\lambda x} = \lambda \quad (*)$$

: $f_X(x)$ λ σ^2 $\text{Var}[X] = 4 \sigma^2$

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(u) du = 1 \rightarrow \int_0^{\infty} a e^{-\frac{u}{2}} du = 1 \rightarrow -2a e^{-\frac{u}{2}} \Big|_0^{\infty} = 1 \rightarrow \frac{e^{-\infty}}{0} - \frac{e^0}{1} = \frac{-1}{2a}$$

$$\rightarrow 2a = 1 \rightarrow a = \frac{1}{2}$$

$$E[X] = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx = \int_0^{\infty} \underbrace{\frac{1}{2} x e^{-x/2}}_u \underbrace{dx}_{dv} \xrightarrow{\text{integration by parts}} \frac{1}{2} \left[\overbrace{(x)(-2e^{-x/2})}^0 \right]_0^{\infty} - \overbrace{4e^{-x/2}}^{-4} \bigg|_0^{\infty} = \frac{1}{2} \times 4 = \boxed{2}$$

$$E[X^2] = \int_0^\infty \underbrace{\frac{1}{2} n^2}_{u} \underbrace{e^{-\frac{n}{2}}}_{dv} \frac{1}{2} \left[\underbrace{(n^2)(-2e^{-\frac{n}{2}})}_0 \Big|_0^\infty - \underbrace{\int_0^\infty -2e^{-\frac{n}{2}} 2n dn}_{\substack{-8E[X] \\ -16}} \right] = \frac{1}{2} \times 16 = 8$$

$$\text{Var}[X] = E[X^2] - E^2[X] = 8 - 4 = \boxed{4}$$

1.3.1 (law of total expectation)

⊛ اگر X و Y پیوسته باشند داریم:

$$\begin{aligned}
 E_x[X|Y] &= \int_{\text{Range}_X} x f_{X|Y}(x|y) dx \rightarrow E_Y[E_x[X|Y]] = \int_{R_Y} \int_{R_X} x f_{X|Y}(x|y) dx f_Y(y) dy \\
 &= \int_{R_Y} \int_{R_X} x f_{X|Y}(x|y) f_Y(y) dx dy = \int_{R_X} x \underbrace{\int_{R_Y} f_{X|Y}(x|y) f_Y(y) dy}_{f_X(x)} dx \\
 &= \int_{R_X} x f_X(x) dx = E_X[X]
 \end{aligned}$$

احتمال joint x, y را sum out کنیم

⊛ به همین صورت اگر به جایی از Σ استفاده کنیم برای متغیرهای تصادفی گسسته نیز اثبات می شود

1.3.2 (law of total variance)

$$\begin{aligned}
 E[X^2] &\stackrel{\text{سوال قبل}}{=} E[E[X^2|Y]] \\
 &\stackrel{\text{⊛}}{=} E[\text{var}[X|Y] + E^2[X|Y]] \\
 &= E[\text{var}[X|Y]] + E[E^2[X|Y]]
 \end{aligned}$$

⊛ از درس آمار، داریم که:

$$\begin{aligned}
 \text{var}[X] &= E[X^2] - E^2[X] \\
 \rightarrow E[X^2] &= \text{var}[X] + E^2[X] \quad \text{⊛}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \xrightarrow{\text{طبق سوال قبل}} \frac{E[X^2] - E^2[X]}{-E^2[X]} &= \underbrace{E[\text{var}[X|Y]] + E[E^2[X|Y]] - E^2[X]}_{\text{طبق سوال قبل}} \\
 &= \text{var}[X]
 \end{aligned}$$

$$\rightarrow \text{var}[X] = E[\text{var}[X|Y]] + \text{var}[E[X|Y]]$$

X, Y are iid geometric(p), $q=1-p$

$$W = X - Y$$

$$Z = \min(X, Y)$$

$$p_{Z,W}(z, w) = p_Z(z) \cdot p_W(w) \quad \text{چون متغیرهای شان همبسته نیستند}$$

اینجا $p_W(w)$ و $p_Z(z)$ را بدست می آوریم

$$p_W(w) = p(W=w) = p(X-Y=w) \xrightarrow{\text{convolution formula}} \sum_{n=\max(0,w)}^{\infty} p(X=n, Y=n-w)$$

$$\xrightarrow{\text{استقلال}} p_W(w) = \sum_{n=\max(0,w)}^{\infty} p(X=n) p(Y=n-w) = \sum_{n=\max(0,w)}^{\infty} (q^n p) (q^{n-w} p)$$

چون X, Y هر دو geometric هستند باید داشته باشیم

- $n \geq 0$
- $n-w \geq 0 \rightarrow n \geq w$

$$= p^2 q^w \sum_{n=\max(0,w)}^{\infty} q^{2(n-w)} = p^2 q^w \sum_{n=\max(-w,0)}^{\infty} q^{2n}$$

$$\begin{aligned} 1. \text{ حالت } w \geq 0 & \rightarrow p^2 q^w \sum_{n=0}^{\infty} q^{2n} = \frac{p^2 q^w}{1-q^2} \\ 2. \text{ حالت } w < 0 & \rightarrow p^2 q^w \sum_{n=-w}^{\infty} q^{2n} = \frac{p^2 q^{-w}}{1-q^2} \end{aligned} \quad \left. \vphantom{\sum_{n=-w}^{\infty}} \right\} \rightarrow p_W(w) = \frac{p^2 q^{|w|}}{1-q^2}$$

$w \in \text{اعداد صحیح}$

توزیع هندسی یعنی تعداد (k) سکه تابی که نیاز است بماندیم تا برنده شویم (با احتمال برد p برای هر تپ)

$Z = \min(X, Y)$ یعنی این آزمایش را 2 بار میزنیم و مسئله انجام می دهیم و در هر مرحله سکه را از X یا Y که برنده شود، برنده شده ایم

این معاد آن است که یک توزیع هندسی با احتمال باخت q^2 داشته باشیم زیرا در هر مرحله برای باخت باید هم X بازه و هم Y ($q^2 = q^2$)

$$Z \sim \text{geometric}(1-q^2)$$

$$p_Z(z) = q_z^z p_z = (q^{2z}) \underbrace{(1-(1-p)^2)}_{(2-p)p} = p q^{2z} (2-p) = \boxed{p q^{2z} (1+q)}$$

$z \in \{0, 1, 2, \dots\}$

$$\Rightarrow p_W(w) p_Z(z) = \frac{p^2 q^{|w|}}{(1-q^2)(1+q)} \times p q^{2z} (1+q) = p^2 q^{2z+|w|}$$

$w \in \text{اعداد صحیح}$
 $z \in \{0, 1, \dots\}$

⊗ حال نساج و دسم ك احوال joint نر ديم مره، موه

$$p_{z,w}(z,w) = p(\min(X,Y)=z, X-Y=w)$$

1-حال $X \geq Y$ [⊗]

$$p(Y=z, X=w+z) \xrightarrow[\text{استقلال}]{X,Y} p(Y=z) p(X=w+z)$$

بدر $w \geq 0, z \geq 0, w+z \geq 0$ [⊗]

2-حال $X < Y$ [⊗]

$$p(X=z, Y=z-w) \xrightarrow[\text{استقلال}]{X,Y} p(X=z) p(Y=z-w)$$

بدر $w < 0, z \geq 0, z-w \geq 0$ [⊗]

$$\rightarrow p_{z,w}(z,w) = \underset{w \geq 0, z \geq 0}{\overset{1\text{-حال}}{p^z p^{w+z}}} + \underset{w < 0, z \geq 0}{\overset{2\text{-حال}}{p^z p^{z-w}}} = p^2 q^{2z+|w|}$$

$w \in \text{اعداد صحیح}$
 $z \in \{0, 1, \dots\}$

$$W \sim N(22.8, 0.5)$$

1.5.1

$$P(W \leq 25) = \int_{-\infty}^{25} f_W(w) dw = F_W(25) \xrightarrow{w \rightarrow z} \Phi\left(\frac{25-22.8}{0.5}\right) = \Phi(4.4)$$

در جدول برای مقادیر بالای 4 تابع Φ را ذکر نمی‌کردند چون احتمال آن بسیار بالا می‌رود ← از calculator استفاده کردم $\Phi(4.4) = 0.99999458$

1.5.2

$$P(25 \leq W \leq 26.5) = \int_{25}^{26.5} f_W(w) dw = F_W(26.5) - F_W(25) \xrightarrow{w \rightarrow z} \Phi(7.4) - \Phi(4.4)$$

$$\Phi(7.4) - \Phi(4.4) = 0.00000541 \leftarrow \text{calculator از استفاده}$$

1.5.3

W' ای می‌خواهیم

$$P(W \geq W') = 0.75 \rightarrow F_W(W') = 0.25 \xrightarrow{w \rightarrow z} \Phi\left(\frac{W' - 22.8}{0.5}\right) = 0.25$$

$$\Phi(-0.68) = 0.25 \quad \left. \begin{array}{l} \text{از جدول} \\ \text{می‌دانیم} \end{array} \right\} \frac{W' - 22.8}{0.5} = -0.68$$

$W' = 22.46 \text{ kg}$

2.1.1

$$a^T n = [a_1, a_2, \dots, a_n] \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \\ \vdots \\ n_n \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n a_i n_i \rightarrow \begin{matrix} \frac{\partial a^T n}{\partial n_1} = a_1 \\ \vdots \\ \frac{\partial a^T n}{\partial n_n} = a_n \end{matrix} = \frac{da^T n}{dn}$$

2.1.2

$$x^T A x = [x_1 \dots x_n] \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = [x_1 \dots x_n] \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n a_{1i} x_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n a_{ni} x_i \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} &= x_1 (a_{11} x_1 + a_{12} x_2 + \dots + a_{1n} x_n) \\ &\quad + x_2 (a_{21} x_1 + a_{22} x_2 + \dots + a_{2n} x_n) \\ &\quad \vdots \\ &\quad + x_n (a_{n1} x_1 + a_{n2} x_2 + \dots + a_{nn} x_n) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial x^T A x}{\partial x_1} &= 2a_{11} x_1 + (a_{12} + a_{21}) x_2 + (a_{13} + a_{31}) x_3 + \dots + (a_{1n} + a_{n1}) x_n \\ \frac{\partial x^T A x}{\partial x_2} &= (a_{21} + a_{12}) x_1 + 2a_{22} x_2 + (a_{23} + a_{32}) x_3 + \dots + (a_{2n} + a_{n2}) x_n \\ &\vdots \\ \frac{\partial x^T A x}{\partial x_n} &= (a_{n1} + a_{1n}) x_1 + (a_{n2} + a_{2n}) x_2 + (a_{n3} + a_{3n}) x_3 + \dots + 2a_{nn} x_n \end{aligned} = \frac{d x^T A x}{d x}$$

$$= \begin{bmatrix} 2a_{11} & a_{12} + a_{21} & \dots & a_{1n} + a_{n1} \\ a_{21} + a_{12} & 2a_{22} & \dots & a_{2n} + a_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} + a_{1n} & a_{n2} + a_{2n} & \dots & 2a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = (A + A^T) x$$

2.1.3

$$x^T A = [x_1 \dots x_n] \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n a_{i1} x_i & \dots & \sum_{i=1}^n a_{in} x_i \end{bmatrix}$$

$$\frac{d x^T A}{d x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & \dots & a_{n1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1n} & a_{2n} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} = A^T$$

2.2.1

$$Av = \lambda v \rightarrow (A - \lambda I)v = 0 \longrightarrow \det(A - \lambda I) = (-1)^n \prod_{i=1}^n (\lambda - \lambda_i) = 0$$

$$\xrightarrow[\lambda=0]{\text{جایگزینی}} \det(A - 0) = (-1)^n \underbrace{\prod_{i=1}^n -\lambda_i}_{(-1)^n \prod_{i=1}^n \lambda_i} \longrightarrow \det(A) = \prod_{i=1}^n \lambda_i$$

2.2.2

می‌دانیم که $\det(\lambda I - A) = \prod_{i=1}^n (\lambda - \lambda_i)$ توسط دو روش، ابتدا توسط سمت راست تساوی و سپس توسط سمت چپ، ضرب λ^{n-1} که به c_{n-1} می‌نامیم را محاسبه می‌کنیم و آن معادله را برابر قرار می‌دهیم

برای اینکه λ به توان $n-1$ برسد، n بار، هر دونه $(\lambda - \lambda_i)$ ها باید λ این انتخاب شود. از سایر عبارات λ باید انتخاب شود

سمت راست تساوی $(p(\lambda))$

$$(-\lambda_1 \lambda^{n-1}) + (-\lambda_2 \lambda^{n-1}) + \dots + (-\lambda_n \lambda^{n-1}) = \left(-\sum_{i=1}^n \lambda_i\right) \lambda^{n-1}$$

$$\rightarrow c_{n-1} = \boxed{-\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad \text{⊗}$$

یکی از روش‌های محاسبه دترمینان ماتریس Q آن است که به ازای تمام جایگشت‌های ممکن اعداد 1 تا n که آنها d_1, \dots, d_n می‌نامیم، همان‌های ماتریس در موقعیت‌های $q_{1d_1}, q_{2d_2}, \dots, q_{nd_n}$ را در هم ضرب کنیم و تمام $n!$ مقدار به دست آورده

سخت چپ مساوی
(ماتریس)

$$\begin{bmatrix} \lambda - a_{11} & \dots & -a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_{n1} & \dots & \lambda - a_{nn} \end{bmatrix}$$

q_{nn}

از هر جایگشت را با هم جمع/تقریب کنیم (اگر جایگشت فرد باشد تقریب را اگر زوج باشد جمع)
با توجه به اینکه λ ها تنها روی قطر اصلی ماتریس $\lambda I - A$ ظاهر شده اند، تنها یکی از جایگشت ها توانایی ایجاد λ^{n-1} را دارد و آن هم جایگشت $q_{11}, q_{22}, \dots, q_{nn}$ (قطر اصلی) است. زیرا اگر حتی یک موقعیت از جای به غیر قطر اصلی انتخاب شود q_{ii} موجود در آن سطر و آن ستون غیر قابل انتخاب می‌شوند و درجه λ حداکثر $n-2$ خواهد بود.

بنابراین c_{n-1} تنها در $\prod_{i=1}^n q_{ii}$ خواهد بود

$$(-a_{11}\lambda^{n-1}) + (-a_{22}\lambda^{n-1}) + \dots + (-a_{nn}\lambda^{n-1}) = \left(-\sum_{i=1}^n a_{ii}\right) \lambda^{n-1}$$

$$\rightarrow c_{n-1} = -\sum_{i=1}^n a_{ii} = -\text{trace}(A) \quad (**)$$

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

2.2.3

$$\det(A - \lambda I) = \det(A^T - \lambda I) \left\{ \begin{array}{l} \bullet \text{ داریم که برای هر ماتریس } Q, \det(Q) = \det(Q^T) \\ \bullet \text{ داریم که } (A - \lambda I)^T = A^T - \lambda I^T = A^T - \lambda I \end{array} \right.$$

A^T و A معادله مشخصه‌های یکسان و eigen value های یکسان دارند

2.2.4

تعریف eigen vector آن است که بردارهایی (v) وجود دارند که اعمال ماتریس A بر روی آنها مانند اسکالر کردنشان به اندازه λ است
($Av = \lambda v$)

$$\left(A^k v = A^{k-1} (\lambda v) = \dots = \lambda^k v \right)$$

بنابراین A^k به معنی k بار اعمال این اسکالر است پس داریم که λ^k مقدار ویژه ماتریس A^k است

2.3.1

با استقرا ثابت می‌کنیم

حالت پایه $k=2$ برهان خلف فرض می‌کنیم $\lambda_1 \neq \lambda_2$ اما q_1, q_2 وابسته خطی هستند

$$\alpha_1 q_1 + \alpha_2 q_2 = 0 \xrightarrow{A} \alpha_1 A q_1 + \alpha_2 A q_2 = A 0 \rightarrow \alpha_1 \lambda_1 q_1 + \alpha_2 \lambda_2 q_2 = 0 \quad \text{I}$$

$$\xrightarrow{\text{ضرب در } \lambda_2} \alpha_1 \lambda_1 q_1 + \alpha_2 \lambda_1 q_2 = 0 \quad \text{II}$$

$$\text{I} - \text{II} \rightarrow (\lambda_2 - \lambda_1) \alpha_2 q_2 = 0 \xrightarrow[\substack{\lambda_1 \neq \lambda_2 \\ q_2 \neq 0}]{\lambda_1 \neq \lambda_2} \alpha_2 = 0 \xrightarrow[q_1 \neq 0]{\alpha_2 = 0} \alpha_1 = 0$$

بنابراین به تناقض رسیدیم و q_1, q_2 مستقل خطی اند

 $k \rightarrow k+1$ فرض می‌کنیم q_1, \dots, q_k طبق شرایط ذکر شده مستقل خطی باشند. می‌خواهیم نشان دهیم q_{k+1} نیز از بقیه مستقل است.
برهان خلف فرض می‌کنیم q_{k+1} ، سایر q_i ها وابسته خطی است

$$\sum_{i=1}^k \alpha_i q_i = q_{k+1}$$

$$\xrightarrow{A} \sum_{i=1}^k \alpha_i A q_i = A q_{k+1} \rightarrow \sum_{i=1}^k \alpha_i \lambda_i q_i = \lambda_{k+1} q_{k+1} = \lambda_{k+1} \underbrace{\sum_{i=1}^k \alpha_i q_i}_{q_{k+1}} = \sum_{i=1}^k \alpha_i \lambda_{k+1} q_i$$

$$\rightarrow \sum_{i=1}^k (\lambda_i - \lambda_{k+1}) \alpha_i q_i = 0 \xrightarrow[\substack{\lambda_i \neq \lambda_{k+1} \\ q_i \neq 0}]{\lambda_i \neq \lambda_{k+1}} \alpha_i = 0 \quad 1 \leq i \leq k$$

بنابراین به تناقض رسیدیم و

 q_{k+1} نیز نسبت به بقیه بردارها مستقل خطی است

2.3.2

برای هر ماتریس حقیقی A ، بردارهای q_i ، q_j متعامدند $\otimes A q_i \cdot q_j = q_i \cdot A^T q_j$

$$\lambda_i (q_i \cdot q_j) = \lambda_i q_i \cdot q_j = A q_i \cdot q_j \stackrel{\otimes}{=} q_i \cdot \overset{A}{A^T} q_j = q_i \cdot \lambda_j q_j = \lambda_j (q_i \cdot q_j)$$

$$\rightarrow \lambda_i (q_i \cdot q_j) = \lambda_j (q_i \cdot q_j) \rightarrow \left. \begin{array}{l} (\lambda_i - \lambda_j) (q_i \cdot q_j) = 0 \\ \lambda_i \neq \lambda_j \end{array} \right\} \rightarrow q_i \cdot q_j = 0$$

بردارهای q_i ، q_j بر هم عمود هستند

2.4.1

$$Av = \lambda v \rightarrow (A - \lambda I)v = 0 \rightarrow \det \left(\begin{bmatrix} -\lambda & 1 \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} - \lambda \end{bmatrix} \right) = 0 \rightarrow \lambda^2 - \frac{1}{2} - \frac{1}{2} = 0$$

$$\rightarrow (\lambda - 1)(\lambda + \frac{1}{2}) = 0 \rightarrow \lambda_1 = -\frac{1}{2}, \lambda_2 = 1$$

$$\lambda_1 = -\frac{1}{2} \rightarrow \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 1 \\ \frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix} v_1 = 0 \xrightarrow{\text{elimination}} \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{array}{l} \text{مقایسه بردارهای سطر اول} \\ \frac{1}{2}v_1 + v_2 = 0 \end{array} \xrightarrow{\text{تعیین}} v_1 = \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

جواب سطر دوم

$$\lambda_2 = 1 \rightarrow \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \end{bmatrix} v_2 = 0 \xrightarrow{\text{elimination}} \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1' \\ v_2' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{array}{l} \text{مقایسه بردارهای سطر اول} \\ -v_1' + v_2' = 0 \end{array} \xrightarrow{\text{تعیین}} v_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

جواب سطر دوم

2.4.2

eigenvector matrix

$$A = P \Lambda P^{-1} = \begin{bmatrix} -2 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix} \quad P^{-1} \neq P^T$$

diag(λ_1, λ_2)

2.4.3

$$A^k = (P \Lambda P^{-1})(P \Lambda P^{-1}) \dots (P \Lambda P^{-1}) = P \Lambda^k P^{-1} \xrightarrow{\text{محدود است}} \begin{bmatrix} -2 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (-\frac{1}{2})^k & 0 \\ 0 & 1^k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix}$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = \begin{bmatrix} -2 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix}$$

$$A_{n \times m} = U \Sigma V^T$$

⊕ در singular value decomposition برای ماتریس مربعی A داریم
 $(U_{n \times n}, V_{n \times n})$ $V^T = V^{-1}$, $U^T = U^{-1}$ ← U, V ماتریس‌های orthogonal هستند •
 Σ ماتریس $n \times m$ قطری با اعداد نامنفی است •

2.5.1

$$(A^T A)^{-1} = \left((V \Sigma^T U^T) (U \Sigma V^T) \right)^{-1} = (V^T)^{-1} (\Sigma^T \Sigma)^{-1} V^{-1} = V (\Sigma^T \Sigma)^{-1} V^T$$

2.5.2

$$(A^T A)^{-1} A^T = \left(V (\Sigma^T \Sigma)^{-1} V^T \right) (V \Sigma^T U^T) = V \underbrace{(\Sigma^T \Sigma)^{-1} \Sigma^T}_{\text{pseudo inverse of } \Sigma} U^T$$

2.5.3

$$A (A^T A)^{-1} = (U \Sigma V^T) (V (\Sigma^T \Sigma)^{-1} V^T) = U \Sigma (\Sigma^T \Sigma)^{-1} V^T$$

2.5.4

$$A (A^T A)^{-1} A^T = (U \Sigma (\Sigma^T \Sigma)^{-1} V^T) (V \Sigma^T U^T) = U \Sigma \underbrace{(\Sigma^T \Sigma)^{-1} \Sigma^T}_{\text{pseudo inverse of } \Sigma} U^T$$