

华东师范大学期末试卷 (A 卷) 答案

2024—2025 学年第一学期

考试科目: 数据科学与工程数学基础 任课教师: 树扬

姓 名: 学 号:

专 业: 班 级:

题目	一 (选择题)	二	三	四	五	六	总分	阅卷人签名
得分								

题 1 (20 分) 选择题

单选题一道 3 分, 多选题一道 5 分, 总计 20 分。单选题不选、错选均不得分; 多选题不选、错选不得分, 少选得 3 分。

(1) 若 $A = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n] \in \mathbb{R}^{m \times n}$, 列空间为 $Col(A)$, 行空间为 $Col(A^T)$, 零空间为 $Null(A)$, 左零空间为 $Null(A^T)$ 。下列说法错误的是 (D)

(A) $Col(A^T) \perp Null(A)$, $Col(A) \perp Null(A^T)$

(B) $dim(Col(A^T)) = dim(Col(A)) = rank(A)$

(C) 若 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$ 在 $Col(A)$ 上的正交投影为 $\pi(\mathbf{x})$, 则对 $\forall i = 1, \dots, n$ 有 $\mathbf{a}_i^T(\mathbf{x} - \pi(\mathbf{x})) = 0$

(D) $dim(Null(A^T)) = n - rank(A)$, $dim(Null(A)) = m - rank(A)$

(2) 已知矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ -1 & 2 & 0 \end{bmatrix}$, $(AA^T)^{-1} = \begin{bmatrix} 5/9 & 1/9 \\ 1/9 & 2/9 \end{bmatrix}$, 则矩阵 A 的广义逆是 (B)

$$(A) \begin{bmatrix} 2/3 & -1/9 \\ 1/3 & 4/9 \\ -1/3 & -1/9 \end{bmatrix}$$

$$(B) \begin{bmatrix} 4/9 & -1/9 \\ 2/9 & 4/9 \\ -5/9 & -1/9 \end{bmatrix}$$

$$(C) \begin{bmatrix} 4/9 & -1/3 \\ 2/9 & 1/3 \\ -5/9 & -1/3 \end{bmatrix}$$

$$(D) \begin{bmatrix} 4/9 & -1/9 \\ 2/9 & 4/9 \\ -5/9 & 1/9 \end{bmatrix}$$

(3) 下面的集合不是凸集的是 (B)

(A) 一条射线, 即 $\{\mathbf{x}_0 + \theta \mathbf{v} \mid \theta \geq 0, \mathbf{v} \neq \mathbf{0}\}$

(B) 若 $0 < r_1 < r_2$, $\{(x, y) \mid r_1^2 \leq (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 \leq r_2^2\}$

(C) 设 $\|\cdot\|$ 是 \mathbb{R}^n 中的范数, $r > 0$, $\{\mathbf{x} \mid \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\| \leq r\}$

(D) 多面体 $\{\mathbf{x} \mid \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}, \mathbf{Cx} = \mathbf{d}\}$. 其中 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \mathbf{C} \in \mathbb{R}^{p \times n}, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^m, \mathbf{d} \in \mathbb{R}^p$, $\mathbf{x} \leq \mathbf{y}$ 表示向量 \mathbf{x} 的每个分量均小于等于 \mathbf{y} 的对应分量。

(4) 下列关于向量范数说法错误的是 (C)

(A) 设 \mathbf{u} 为 n 维单位列向量, I_n 为 n 维单位矩阵, $\mathbf{A} = I_n - 2\mathbf{u}\mathbf{u}^T$. 若 $\mathbf{Ax} = \mathbf{y}$, 则 $\|\mathbf{x}\|_2 = \|\mathbf{y}\|_2$

(B) 若 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, 则 $\|\mathbf{x}\|_2 \leq \|\mathbf{x}\|_1 \leq n\|\mathbf{x}\|_\infty$

(C) 若 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, $p > 0$, 则 $(\sum_{i=1}^n x_i^p)^{\frac{1}{p}}$ 是向量的 l_p 范数

(D) $\mathbf{P} = (\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_n) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为非奇异矩阵, 则对于 $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, $\|\mathbf{Px}\|_1 \leq \max_{1 \leq j \leq n} \|\mathbf{p}_j\|_1 \cdot \|\mathbf{x}\|_1$

(5) 考虑一个线性映射 $\Phi: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^3$, 其在标准基 (基矩阵为单位阵) 下的变

换矩阵为: $\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \\ 4 & 2 \end{bmatrix}$ 我们寻找一组新的基下的 Φ 的变换矩阵。令新的基分别为:

$$\tilde{\mathbf{B}} = \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \right), \tilde{\mathbf{C}} = \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right)$$

通过计算可得：

$$\tilde{\mathbf{B}}^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}, \quad \tilde{\mathbf{C}}^{-1} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

请问下面哪项为新的基下的变换矩阵 (A)

$$(A) \frac{1}{2} \begin{pmatrix} -1 & 3 \\ 7 & 1 \\ 5 & 3 \end{pmatrix} \quad (B) \begin{pmatrix} -1 & 3 \\ 7 & 1 \\ 5 & 3 \end{pmatrix} \quad (C) \begin{pmatrix} -5 & 5 \\ 1 & 4 \\ -2 & 5 \end{pmatrix} \quad (D) \frac{1}{2} \begin{pmatrix} -7 & 3 \\ 5 & 1 \\ -1 & 3 \end{pmatrix}$$

(6) 【多选】设矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ，它的完全奇异值分解为 $\mathbf{A} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T$ ，紧奇异值分解为 $\mathbf{A} = \mathbf{U}_r \Sigma_r \mathbf{V}_r^T$ ， $r = \text{rank}(\mathbf{A})$ ，下列关于 SVD(奇异值分解) 的说法错误的是 (ADE)

(A) 对矩阵 \mathbf{A} 的奇异值分解中， \mathbf{U}, \mathbf{V} 矩阵是唯一的

(B) $\text{rank}(\mathbf{A}) = \text{rank}(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) = \text{rank}(\mathbf{A} \mathbf{A}^T)$

(C) \mathbf{A} 的奇异值分解可以表示为： $\mathbf{A} = \sum_{i=1}^r \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$ 。在 $r \geq 2$ 时，令 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^n$ 为一个向量且满足： $\mathbf{w} = \alpha \mathbf{v}_1 + \beta \mathbf{v}_2$ ，则 $\mathbf{A} \mathbf{w} = \alpha \sigma_1 \mathbf{u}_1 + \beta \sigma_2 \mathbf{u}_2$

(D) $\forall i = r+1, \dots, m, j = 1, \dots, n, \mathbf{u}_i^T \mathbf{A} \mathbf{v}_j \neq 0$

(E) 利用截断 SVD 方法，寻找秩为 k ($k < r$) 的矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 使得 $\|\mathbf{A} - \mathbf{X}\|_F$ 最小。寻找得到的最优矩阵就是在紧奇异值分解中对 \sum_r 任意地选择 k 个奇异值 σ_i 和其对应的 \mathbf{U}_r 、 \mathbf{V}_r 中的向量 $\mathbf{u}_i, \mathbf{v}_i$ ，再将选择到的 $\sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$ 累加求和即可。

题 2 (12 分) 完成以下问题:

(1) (4 分) $A = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 4 & 5 \\ 0 & -3 \end{bmatrix}$ 分别求 A 的 l_1 范数, 1 范数, l_∞ 范数, ∞ 范数

(2) (5 分) 求向量 $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}$ 在矩阵 $M = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 2 & 4 \\ 4 & 2 \end{bmatrix}$ 的列空间上的正交投影。

【已知: $(M^T M)^{-1} = \frac{1}{72} \begin{bmatrix} 7 & -5 \\ -5 & 7 \end{bmatrix}$ 】

(3) (3 分) 设 $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, I 是 n 阶单位矩阵, $\|\mathbf{B}\|$ 是关于 \mathbf{B} 的矩阵 l_2 范数。已知 $\|\mathbf{B}\| < 1$, $I - \mathbf{B}$ 可逆, 证明: $(1 - \|\mathbf{B}\|) \cdot \|(I - \mathbf{B})^{-1}\| \leq n$ 。

【提示: $I = (I - \mathbf{B})^{-1} \cdot (I - \mathbf{B}) = (I - \mathbf{B})^{-1} - (I - \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}$,

则 $(I - \mathbf{B})^{-1} = I + (I - \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}$ 】

解 (1) l_1 范数: $\sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^2 |a_{ij}| = 15$, 1 范数: $\max\{1+4, 2+5+|-3|\} = 10$
 l_∞ 范数: $\max\{1, 2, 4, 5, 0, |-3|\} = 5$, ∞ 范数: $\max\{1+2, 4+5, 0+|-3|\} = 9$

(各 1 分)

(2) 可得 $\text{rank}(M) = 2$, 列空间 $\text{span}\left\{\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 4 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1 \\ 4 \\ 2 \end{bmatrix}\right\}$, 故 $A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 2 & 4 \\ 4 & 2 \end{bmatrix}$

投影矩阵 $P = A(A^T A)^{-1} A^T = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & -\frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} & \frac{5}{6} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{6} & \frac{5}{6} \end{bmatrix}$

(列出投影矩阵式子 1 分, 算出投影矩阵 2 分)

则 \mathbf{x} 在 M 的列空间上的正交投影为 $P\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} \\ \frac{11}{6} \\ \frac{19}{6} \end{bmatrix}$ (求出最后的结果 2 分)

(3) 证明: $(I - \mathbf{B})^{-1} = I + (I - \mathbf{B})^{-1}\mathbf{B}$

根据三角不等式和矩阵 l_2 范数的相容性, 有

$$\|(I - \mathbf{B})^{-1}\| = \|I + (I - \mathbf{B})^{-1}\mathbf{B}\| \leq \|I\| + \|(I - \mathbf{B})^{-1}\mathbf{B}\| \leq \|I\| + \|(I - \mathbf{B})^{-1}\| \cdot \|\mathbf{B}\|$$

(利用三角不等式 1 分, 利用相容性 1 分)

移项, 可得 $(1 - \|\mathbf{B}\|) \cdot \|(I - \mathbf{B})^{-1}\| \leq \|I\| = \sqrt{n} \leq n$

(最终结果不等式 1 分)

题 3 (17 分)

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 0 \\ 2 & 3 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 3 & 1 \\ 0 & 4 & -2 \\ 2 & 1 & -1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{c} = \begin{bmatrix} 17 \\ 6 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{d} = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 4 \end{bmatrix}$$

(1) (2 分) 矩阵 \mathbf{A} 能否进行 QR 分解, 为什么? 直接写出结论及原因即可。

(2) (6 分) 求矩阵 \mathbf{B} 的 QR 分解。

(3) (5 分) 利用 (2) 中的分解结果来求解方程组 $\mathbf{B}\mathbf{x} = \mathbf{c}$

(4) (4 分) 利用正规化方程组, 求解 \mathbf{A} 和 \mathbf{d} 所对应的最小二乘问题 $\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{d}\|_2$ 的全部解。【对正规化方程组的求解方法不限】

解 (1) 因为 \mathbf{A} 列满秩, 所以它能进行 QR 分解。

(写出能进行 QR 分解给 1 分, 写出列满秩给 1 分)

(2) 利用施密特正交化方法进行 QR 分解

$$b_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix}, \quad b_2 = \begin{bmatrix} 3 \\ 4 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad b_3 = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ -1 \end{bmatrix}$$

$$c_1 = b_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$c_2 = b_2 - \frac{\langle c_1, b_2 \rangle}{\langle c_1, c_1 \rangle} c_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 4 \\ 1 \end{bmatrix} - \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ 4 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$c_3 = b_3 - \frac{\langle c_2, b_3 \rangle}{\langle c_2, c_2 \rangle} c_2 - \frac{\langle c_1, b_3 \rangle}{\langle c_1, c_1 \rangle} c_1 = \begin{bmatrix} \frac{8}{5} \\ -\frac{6}{5} \\ 0 \end{bmatrix}$$

(正交化正确得 2 分)

再单位化可得 $q_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$, $q_2 = \begin{bmatrix} \frac{3}{5} \\ \frac{4}{5} \\ 0 \end{bmatrix}$, $q_3 = \begin{bmatrix} \frac{4}{5} \\ -\frac{3}{5} \\ 0 \end{bmatrix}$

(单位化正确得 1 分)

$$R = \begin{bmatrix} |c_1| & \langle b_2, q_1 \rangle & \langle b_3, q_1 \rangle \\ 0 & |c_2| & \langle b_3, q_2 \rangle \\ 0 & 0 & |c_3| \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 1 & -1 \\ 0 & 5 & -1 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

(正确写出 R 得 3 分)

故 $B = \begin{bmatrix} 0 & \frac{3}{5} & \frac{4}{5} \\ 0 & \frac{4}{5} & -\frac{3}{5} \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$

(3) 由 (2) 得 $Q = \begin{bmatrix} 0 & \frac{3}{5} & \frac{4}{5} \\ 0 & \frac{4}{5} & -\frac{3}{5} \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ $R = \begin{bmatrix} 2 & 1 & -1 \\ 0 & 5 & -1 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$

求解 $Bx = c$ 即求解 $QRx = c$

(列出该式子得 1 分)

令 $y = Rx$ 先解 $Qy = c$, 可得 $y = \begin{bmatrix} 1 \\ 15 \\ 10 \end{bmatrix}$

(正确解得 y 得 2 分)

再求解 $y = Rx$, 可得 $x = \begin{bmatrix} 1 \\ 4 \\ 5 \end{bmatrix}$

(正确解得 x 得 2 分)

(4) 求解 \mathbf{A} 和 \mathbf{d} 所对应的最小二乘问题即求解方程 $\mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{A}^T \mathbf{d}$

(列出该式子得 2 分)

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 9 & 7 \\ 7 & 10 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}^T \mathbf{d} = \begin{bmatrix} 5 \\ 13 \end{bmatrix}$$

可以解得最小二乘问题的解为 $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix}$

(正确解得 \mathbf{x} 得 2 分)

题 4 (15 分)

(1) (6 分) 给定矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 \\ -1 & 2 & 3 \\ 4 & 2 & -2 \end{bmatrix}$, 分别求其完全 SVD 和紧 SVD。

【已知: $\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 18 & 9 & -9 \\ 9 & 17 & 8 \\ -9 & 8 & 17 \end{bmatrix}$, $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 的特征值 $\lambda_1 = 27, \lambda_2 = 25, \lambda_3 = 0$, 特征向量为 $\mathbf{q}_1 = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 1 \end{bmatrix}^T, \mathbf{q}_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}^T, \mathbf{q}_3 = \begin{bmatrix} -1 & 1 & -1 \end{bmatrix}^T$ 】

(2) (4 分) 假设 \mathbf{M} 是任意一个非奇异 $n \times n$ 的矩阵, 已知其奇异值分解 (SVD) 为 $\mathbf{M} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T$, 其中 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n]$, $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$, $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n]$ 。请写出 \mathbf{M} 的逆矩阵的 SVD 分解。

(3) (5 分) 已知矩阵 $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 的元素非负, $r = \text{rank}(\mathbf{M})$, 其奇异值分解为 $\mathbf{M} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T$, 其中 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_r]$, $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$, $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_r]$ 。求拼接矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{M} \\ \mathbf{M}^T & \mathbf{O} \end{bmatrix}$ 的非零特征值和其对应的特征向量。【结果用 $\mathbf{u}_i, \mathbf{v}_i, \sigma_i$ 相关形式表示】

解 (1) 通过 $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 的特征向量, 可得: $v_1 = \mathbf{q}_1, v_2 = \mathbf{q}_2, v_3 = \mathbf{q}_3$

$$\mathbf{u}_1 = \frac{\mathbf{A} \mathbf{v}_1}{\sigma_1} = \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{bmatrix} -1 & 1 & -4 \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{u}_2 = \frac{\mathbf{A} \mathbf{v}_2}{\sigma_2} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}^T$$

(正确解得 \mathbf{U} 的前两个向量得 2 分)

可得紧 SVD:
$$\begin{bmatrix} -\frac{1}{3\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{3\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{4}{3\sqrt{2}} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3\sqrt{3} & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \\ -\frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}^T$$
 (写出紧 SVD 得 2 分)

求解方程 $A^T x = 0$, 可得基础解系向量为 $\begin{bmatrix} -2 & 2 & 1 \end{bmatrix}^T$ 故完全 SVD:

$$\begin{bmatrix} -\frac{1}{3\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{2}{3} \\ \frac{1}{3\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{2}{3} \\ -\frac{4}{3\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3\sqrt{3} & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\frac{2}{\sqrt{6}} & 0 & -\frac{1}{\sqrt{3}} \\ -\frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{3}} \end{bmatrix}^T$$

(正确求得完全 SVD 得 2 分)

(2) 因为 M 的 SVD 分解为

$$M = U \Sigma V^T = (u_1 | \cdots | u_n) [\text{diag}_{n \times n}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)] (v_1 | \cdots | v_n)^T$$

其中 $U, V \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 正交, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_n \geq 0$ 。因为 M 可逆, 有 $\text{rank}(M) = n$, 故 $\lambda_i > 0, \forall i \in \{1, \dots, n\}$ 。又由 $M = U \Sigma V^T$ 有 $M v_i = \lambda_i u_i \forall i \in \{1, \dots, n\}$, 因此

$$M^{-1} u_i = M^{-1} \left(\frac{1}{\lambda_i} M v_i \right) = \frac{1}{\lambda_i} v_i$$

其中 $\frac{1}{\lambda_n} \geq \cdots \geq \frac{1}{\lambda_2} \geq \frac{1}{\lambda_1} > 0$ 。综上

$$M^{-1} = (v_n | \cdots | v_2 | v_1) \left[\text{diag}_{n \times n} \left(\frac{1}{\lambda_n}, \dots, \frac{1}{\lambda_2}, \frac{1}{\lambda_1} \right) \right] (u_n | \cdots | u_2 | u_1)^T,$$

(4 分)

(3) 根据特征值的定义, 取 $y \in \mathbb{R}^m, z \in \mathbb{R}^n$, 设 A 的非零特征值为 λ , 有:

$$A \begin{bmatrix} y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Mz \\ M^T y \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} y \\ z \end{bmatrix}$$

可得: $Mz = \lambda y$ 且 $M^T y = \lambda z$

(根据特征值定义得到该式子得 2 分)

由 $Mz = \lambda y$ 可得 $y = \frac{1}{\lambda} Mz$ 将其代入 $M^T y = \lambda z$ 可得 $\frac{1}{\lambda} M^T M z = \lambda z$, 即 $M^T M z = \lambda^2 z$

可以看到 λ^2 为 $M^T M$ 的特征值, z 为 $M^T M$ 对应的特征向量

由于 $\Sigma_1 = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$ 可得 $M^T M$ 的特征值为 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_r^2$

1. 若 $\lambda_i = \sigma_i$, 显然 λ^2 为 $M^T M$ 的特征值, 由于 $M^T M$ 的特征向量为 v_i , 故此时 $z = v_i$, 再代入 $y = \frac{1}{\lambda} Mz$ 可得 $y = \frac{1}{\lambda_i} Mz = \frac{1}{\sigma_i} Mv_i$

根据奇异值分解的性质, $\frac{1}{\sigma_i} Mv_i = u_i$ 故此时 $y = u_i$, 此时特征向量为 $\begin{bmatrix} u_i \\ v_i \end{bmatrix}$
(1.5 分)

2. 若 $\lambda_i = -\sigma_i$, 显然 λ^2 为 $M^T M$ 的特征值, 由于 $M^T M$ 的特征向量为 v_i , 故此时 $z = v_i$, 再代入 $y = \frac{1}{\lambda} Mz$ 可得 $y = \frac{1}{\lambda_i} Mz = -\frac{1}{\sigma_i} Mv_i$

根据奇异值分解的性质, $-\frac{1}{\sigma_i} Mv_i = -u_i$ 故此时 $y = -u_i$, 此时特征向量为 $\begin{bmatrix} -u_i \\ v_i \end{bmatrix}$
(1.5 分)

题 5 (19 分)

(1) (2 分) 已知 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 非奇异, 求证: $d(\mathbf{X}^{-1}) = -\mathbf{X}^{-1} d\mathbf{X} \mathbf{X}^{-1}$ 。

(2) (5 分) 利用迹微分法求函数 $f(\mathbf{X}) = \text{Tr}(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}^{-1} \mathbf{A})$ 关于变量 \mathbf{X} 的梯度矩阵, 其中 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 非奇异, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是常数矩阵。

(3) (7 分) 考虑一个两层的全连接神经网络:

$$\mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = \text{ReLU}(\mathbf{A}_2(\text{ReLU}(\mathbf{A}_1 \mathbf{x} + \mathbf{b}_1)) + \mathbf{b}_2)$$

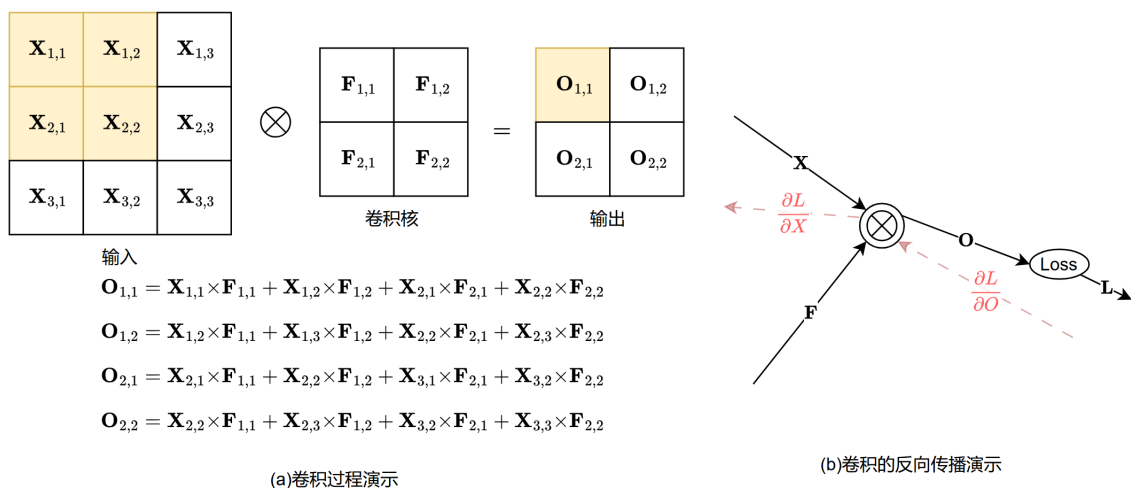
ReLU 的含义: 若 $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$, 则 $\text{ReLU}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \text{ReLU}(x_1) \\ \vdots \\ \text{ReLU}(x_n) \end{bmatrix}$, 其中

$$\text{ReLU}(x_i) = \begin{cases} 0, & \text{if } x_i < 0 \\ x_i, & \text{if } x_i \geq 0 \end{cases}$$

已知:

$$\mathbf{A}_1 = \begin{bmatrix} 2 & 3 \\ -2 & 1 \\ 3 & -1 \end{bmatrix}, \mathbf{A}_2 = \begin{bmatrix} 3 & -1 & 0 \\ 1 & -2 & 2 \end{bmatrix}, \mathbf{b}_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -3 \end{bmatrix}, \mathbf{b}_2 = \begin{bmatrix} -7 \\ 3 \end{bmatrix}$$

假设输入为 $\mathbf{x} = (-1, 2)^T$, 并且对应的真实输出为 $\hat{\mathbf{y}} = (0, 1)^T$, 采用平方损失 $L = \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}\|_2^2$. 试计算函数 L 关于 \mathbf{b}_1 的梯度.



- (4) (5 分) 卷积是常用的数学运算, 运算过程中, 卷积核矩阵 \mathbf{F} 在输入矩阵 \mathbf{X} 上滑动, 卷积核每滑动到与输入矩阵的某一子矩阵重叠时, 卷积核与该子矩阵对应位置元素相乘再累加, 得到输出结果在该位置的值。以步长 (每次滑动的距离) 等于 1 为例, 其得到输出矩阵 \mathbf{O} 的过程和公式如图所示。

已知, 输入 $\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 2 \\ 7 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \end{bmatrix} = (x_{ij})_{3 \times 3}$, 卷积核 $\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ -1 & 3 \end{bmatrix} = (f_{ij})_{2 \times 2}$

根据卷积过程易得输出 $\mathbf{O} = \begin{bmatrix} 0 & 4 \\ 14 & 9 \end{bmatrix}$, $L = \text{Loss}(\mathbf{O})$ 是关于 \mathbf{O} 的某种损失

函数。现在假设 $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{0}} = \begin{bmatrix} 3 & 7 \\ 6 & 8 \end{bmatrix}$ ，请据此求解 $\frac{\partial L}{\partial x_{11}}$ 和 $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{X}}$

解 (1) $\mathbf{X}\mathbf{X}^{-1} = \mathbf{I}$ 对两边同时作微分，有 $\mathbf{0} = d\mathbf{I} = d(\mathbf{X}\mathbf{X}^{-1}) = d\mathbf{X}\mathbf{X}^{-1} + \mathbf{X}d(\mathbf{X}^{-1})$

整理可得 $d(\mathbf{X}^{-1}) = -\mathbf{X}^{-1}d\mathbf{X}\mathbf{X}^{-1}$ (2 分)

(2)

$$\begin{aligned} dTr(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}^{-1} \mathbf{A}) &= Tr(d(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}^{-1} \mathbf{A})) \\ &= Tr(d\mathbf{X}^\top \mathbf{X}^{-1} \mathbf{A} - \mathbf{X}^\top \mathbf{X}^{-1} d\mathbf{X} \mathbf{X}^{-1} \mathbf{A}) \\ &= Tr((\mathbf{A}^\top (\mathbf{X}^{-1})^\top - \mathbf{X}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{X}^\top \mathbf{X}^{-1}) d\mathbf{X}) \end{aligned}$$

即

$$\frac{\partial Tr(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}^{-1} \mathbf{A})}{\partial \mathbf{X}} = (\mathbf{A}^\top (\mathbf{X}^{-1})^\top - \mathbf{X}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{X}^\top \mathbf{X}^{-1})^\top$$

(5 分)

(3) 先计算前项过程：

$$A_1 x + b_1 = \begin{bmatrix} 4 \\ 4 \\ -8 \end{bmatrix}, \text{ReLU}(A_1 x + b_1) = \begin{bmatrix} 4 \\ 4 \\ 0 \end{bmatrix}, A_2(\text{ReLU}(A_1 x + b_1)) + b_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}.$$

$$y = \text{ReLU}(A_2(\text{ReLU}(A_1 x + b_1)) + b_2) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, L = 1$$

(前向过程计算正确得 3 分)

记： $k = \text{ReLU}(A_1 x + b_1)$

$$\text{然后分别计算： } \frac{\partial L}{\partial y} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}, \quad \frac{\partial y^T}{\partial k} = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \frac{\partial k^T}{\partial b_1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

(三个矩阵各 1 分)

所以有：

$$\frac{\partial L}{\partial b_1} = \frac{\partial k^T}{\partial b_1} \frac{\partial y^T}{\partial k} \frac{\partial L}{\partial y} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

(写出最终结果 1 分)

(3) 根据链式法则, 利用公式 $\frac{\partial L}{\partial X_{ij}} = \sum_{pq} \frac{\partial O_{pq}}{\partial X_{ij}} \frac{\partial L}{\partial O_{pq}}$ 其中输出 O_{pq} 和输入 X_{ij} 有关联, $\frac{\partial O_{pq}}{\partial X_{ij}}$ 由卷积核 \mathbf{F} 具体的元素和 X_{ij} 在 \mathbf{F} 中的相对位置决定

$$\text{比如 } \frac{\partial L}{\partial X_{11}} = \frac{\partial O_{11}}{\partial X_{11}} \frac{\partial L}{\partial O_{11}}, \quad \frac{\partial L}{\partial X_{12}} = \frac{\partial O_{11}}{\partial X_{12}} \frac{\partial L}{\partial O_{11}} + \frac{\partial O_{12}}{\partial X_{12}} \frac{\partial L}{\partial O_{12}}$$

$$\text{比如 } \frac{\partial O_{11}}{\partial X_{11}} = F_{11} = 1, \quad \frac{\partial O_{11}}{\partial X_{12}} = F_{12} = -2, \quad \frac{\partial O_{12}}{\partial X_{12}} = F_{11} = 1$$

$$\text{同理, 代入, 可得: } \frac{\partial L}{\partial \mathbf{X}} = \begin{bmatrix} 3 & 1 & -14 \\ 3 & -2 & 5 \\ -6 & 10 & 24 \end{bmatrix}$$

(求得第一个元素得 2 分, 求得完整的结果再得 3 分)

题 6 (17 分)

(1) (5 分) 判断函数 $f(\mathbf{x}) = \max(\|\mathbf{Ax} + \mathbf{b}\|_2, \sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}) + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{Px}$ (其中 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$, \mathbf{P} 为 n 阶半正定矩阵) 是否为凸函数, 并说明理由。

(2) (4 分) 考虑优化问题 $\min f(\mathbf{x}) = x_1^2 + 4x_1x_2$, 从初始点 $\mathbf{x}^{(0)} = (1, 0)^T$ 出发, 写出用梯度下降法迭代一步的过程, 迭代时采用精确线搜索方法。

(3) (4 分) 利用二阶最优性条件找到问题 $\min f(\mathbf{x}) = x_1^2 + 4x_2^2 + 2x_1x_2$ 的全局最优解。

(4) (4 分) 证明 $f(\mathbf{x}) = \left(\prod_{k=1}^n x_k\right)^{\frac{1}{n}}$, ($\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 且 $x_i > 0$) 是凹函数。

【提示, 已知:

$$\nabla f(\mathbf{x}) = \left(\frac{f(\mathbf{x})}{nx_1}, \frac{f(\mathbf{x})}{nx_2}, \dots, \frac{f(\mathbf{x})}{nx_n} \right)^T, \quad \nabla^2 f(\mathbf{x}) = -\frac{f(\mathbf{x})}{n^2} \begin{bmatrix} \frac{n-1}{x_1^2} & -\frac{1}{x_1x_2} & \cdots & -\frac{1}{x_1x_n} \\ -\frac{1}{x_2x_1} & \frac{n-1}{x_2^2} & \cdots & -\frac{1}{x_2x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\frac{1}{x_nx_1} & -\frac{1}{x_nx_2} & \cdots & \frac{n-1}{x_n^2} \end{bmatrix}. \quad \mathbf{J}$$

解 (1) 由仿射函数的任意范数为凸函数可知 $\|Ax + b\|_2$ 为凸函数, 另外 $\sqrt{x^T x}$ 为 x 的 2 范数, 显然为凸函数。根据逐点取最大值具有保凸性, 可知 $\max(\|Ax + b\|_2, \sqrt{x^T x})$ 为凸函数。 (3 分)

利用二阶条件, 易得 $\frac{1}{2}x^T Px$ 也是凸函数 (1 分)

由于凸函数相加具有保凸性, $f(x)$ 是凸函数。 (1 分)

$$(2) \nabla f(\mathbf{x}) = (2x_1 + 4x_2, 4x_1)^T$$

$$-\nabla f(\mathbf{x}^{(0)}) = (-2, -4)^T \text{ 求解 } \lambda: \mathbf{x}^{(0)} - \lambda \nabla f(\mathbf{x}^{(0)}) = (1 - 2\lambda, -4\lambda)^T$$

$$f(\mathbf{x}^{(0)} - \lambda \nabla f(\mathbf{x}^{(0)})) = 36\lambda^2 - 20\lambda + 1: \lambda = \frac{-20}{-2 \times 36} = \frac{5}{18} \text{ 时 } f(\mathbf{x}^{(0)} - \lambda \nabla f(\mathbf{x}^{(0)})) \text{ 最小}$$

$$\text{代入 } \lambda = \frac{5}{18} \text{ 可得 } \mathbf{x}^{(1)} = \mathbf{x}^{(0)} - \lambda \nabla f(\mathbf{x}^{(0)}) = \left(\frac{4}{9}, -\frac{10}{9}\right)^T \quad (4 \text{ 分})$$

(3) 根据二阶最优性条件, 我们需要使得下列式子同时成立, 才能使得 \mathbf{x}_1 为全局最优解: $\nabla f(\mathbf{x}_1) = \mathbf{0}, \nabla^2 f(\mathbf{x}_1) \succ \mathbf{0}$ (两个式子各 1 分)

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix} \mathbf{x}, \quad \nabla f(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix} \mathbf{x}, \quad \nabla^2 f(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix} \succ \mathbf{0} \quad (1 \text{ 分})$$

$$\text{则只需使 } \nabla f(\mathbf{x}_1) = \mathbf{0} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix} \mathbf{x}_1 \text{ 解得 } \mathbf{x}_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \text{ 这便是问题的全局最优解。} \quad (1 \text{ 分})$$

(4) 要证 $f(\mathbf{x})$ 是凹函数, 只需证 $\nabla^2 f(\mathbf{x})$ 半负定。

(1 分)

根据提给条件

$$\nabla^2 f(\mathbf{x}) = -\frac{f(\mathbf{x})}{n^2} \begin{bmatrix} \frac{1}{x_1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{1}{x_2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \frac{1}{x_n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n-1 & -1 & \cdots & -1 \\ -1 & n-1 & \cdots & -1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -1 & -1 & \cdots & n-1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{x_1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{1}{x_2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \frac{1}{x_n} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} n-1 & -1 & \cdots & -1 \\ -1 & n-1 & \cdots & -1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -1 & -1 & \cdots & n-1 \end{bmatrix} = nI_n - \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad I_n \text{ 特征值为 } 1 \text{ (} n \text{ 重)},$$

nI_n 特征值为 n (n 重)

根据数学归纳法, $\begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$ 特征值为 n 和 0 ($n-1$ 重)

(3 分)

故中间那个矩阵是实对称矩阵, 且特征值为 n ($n-1$ 重) 和 0 , 是半正定矩阵, 因此 $\nabla^2 f(x)$ 是半负定矩阵。