

华东师范大学期末试卷 (A 卷)

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 ()

(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 ()

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

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

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

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

(3) 下面的集合不是凸集的是 ()

(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 $\{\mathbf{x} \mid \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}, \mathbf{C}\mathbf{x} = \mathbf{d}\}$. 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 ()

(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 $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{y}$, 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 $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, $\|\mathbf{P}\mathbf{x}\|_1 \leq \max_{1 \leq j \leq n} \|\mathbf{p}_j\|_1 \cdot \|\mathbf{x}\|_1$

(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（ ）

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

(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（ ）

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

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】

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】

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 $f(\mathbf{X}) = \text{Tr}(\mathbf{X}^T \mathbf{X}^{-1} \mathbf{A})$ 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。

$\mathbf{X}_{1,1}$	$\mathbf{X}_{1,2}$	$\mathbf{X}_{1,3}$
$\mathbf{X}_{2,1}$	$\mathbf{X}_{2,2}$	$\mathbf{X}_{2,3}$
$\mathbf{X}_{3,1}$	$\mathbf{X}_{3,2}$	$\mathbf{X}_{3,3}$

输入

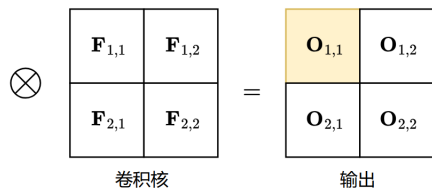
$$\mathbf{O}_{1,1} = \mathbf{X}_{1,1} \times \mathbf{F}_{1,1} + \mathbf{X}_{1,2} \times \mathbf{F}_{1,2} + \mathbf{X}_{2,1} \times \mathbf{F}_{2,1} + \mathbf{X}_{2,2} \times \mathbf{F}_{2,2}$$

$$\mathbf{O}_{1,2} = \mathbf{X}_{1,2} \times \mathbf{F}_{1,1} + \mathbf{X}_{1,3} \times \mathbf{F}_{1,2} + \mathbf{X}_{2,2} \times \mathbf{F}_{2,1} + \mathbf{X}_{2,3} \times \mathbf{F}_{2,2}$$

$$\mathbf{O}_{2,1} = \mathbf{X}_{2,1} \times \mathbf{F}_{1,1} + \mathbf{X}_{2,2} \times \mathbf{F}_{1,2} + \mathbf{X}_{3,1} \times \mathbf{F}_{2,1} + \mathbf{X}_{3,2} \times \mathbf{F}_{2,2}$$

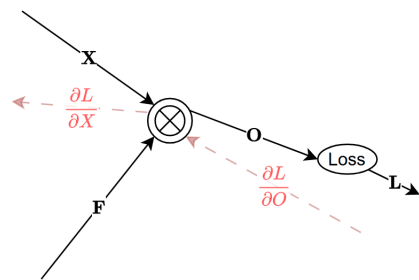
$$\mathbf{O}_{2,2} = \mathbf{X}_{2,2} \times \mathbf{F}_{1,1} + \mathbf{X}_{2,3} \times \mathbf{F}_{1,2} + \mathbf{X}_{3,2} \times \mathbf{F}_{2,1} + \mathbf{X}_{3,3} \times \mathbf{F}_{2,2}$$

(a) 卷积过程演示



卷积核

输出



(b) 卷积的反向传播演示

- (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。

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

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 $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{O}} = \begin{bmatrix} 3 & 7 \\ 6 & 8 \end{bmatrix}$, 请据此求解 $\frac{\partial L}{\partial x_{11}}$ 和 $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{X}}$

题 6 (17 分)

- (1) (5 分) 判断函数 $f(\mathbf{x}) = \max(\|\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{b}\|_2, \sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}) + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{P} \mathbf{x}$ (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:

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