

线性代数(2023-2024)第十三次作业参考答案

1 复习知识点

- 牢记Gram-Schmidt算法, 熟练掌握如何用Gram-Schmidt算法将一个内积空间里的一组基底转化为一组标准正交基底。作为重要应用, 熟练掌握使用Gram-Schmidt算法得到对称矩阵的各个特征空间的标准正交基底, 从而将对称矩阵正交对角化。
- 二次型的定义, orthogonal change of variables的定义, Theorem 7.17 (The principal axes theorem)的内容, 以及熟练掌握如何用orthogonal change of variables化简一个给定的二次型, 参考讲义196页-197页, 198页-199页的两个例子。
- 二次型的positive definite, negative definite, indefinite与其对应的对称矩阵特征值的关系, 如何判断一个对称矩阵是否是positive definite。
- 熟练掌握QR分解与奇异值分解(SVD)的具体计算过程。

2 习题部分

Problem A(6 Points)

令 V 为一个内积空间, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 为 V 上的内积。假设 $S = \{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_n\}$ 是 V 的一组基底。对 S 使用Gram-Schmidt算法, 依次得到

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_1 &= \mathbf{u}_1 / \|\mathbf{u}_1\|; \\ \mathbf{v}_2 &= \frac{\mathbf{u}_2 - \langle \mathbf{u}_2, \mathbf{v}_1 \rangle \mathbf{v}_1}{\|\mathbf{u}_2 - \langle \mathbf{u}_2, \mathbf{v}_1 \rangle \mathbf{v}_1\|}; \\ \mathbf{v}_j &= \frac{\mathbf{u}_j - \langle \mathbf{u}_j, \mathbf{v}_1 \rangle \mathbf{v}_1 - \dots - \langle \mathbf{u}_j, \mathbf{v}_{j-1} \rangle \mathbf{v}_{j-1}}{\|\mathbf{u}_j - \langle \mathbf{u}_j, \mathbf{v}_1 \rangle \mathbf{v}_1 - \dots - \langle \mathbf{u}_j, \mathbf{v}_{j-1} \rangle \mathbf{v}_{j-1}\|}, j = 1, \dots, n. \end{aligned}$$

用尽量严格的数学语言证明, 对任何 $j = 1, \dots, n$, 都有

$$\text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_j\} = \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j\}.$$

答案: 我们对 $j = 1, \dots, n$ 使用数学归纳法。

对于 $j = 1$, 由于 $\mathbf{v}_1 = \mathbf{u}_1 / \|\mathbf{u}_1\|$, 显然有 $\text{span}\{\mathbf{v}_1\} = \text{span}\{\mathbf{u}_1\}$ 。

现在假设对某个 $1 \leq j < n$, 我们有 $\text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_j\} = \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j\}$ 。我们考虑 $j+1$ 的情况。首先注意, 令 $\mathbf{v}'_{j+1} = \mathbf{u}_{j+1} - (\langle \mathbf{u}_{j+1}, \mathbf{v}_1 \rangle \mathbf{v}_1 + \dots + \langle \mathbf{u}_{j+1}, \mathbf{v}_j \rangle \mathbf{v}_j)$, 那么 $\mathbf{v}_{j+1} = \frac{\mathbf{v}'_{j+1}}{\|\mathbf{v}'_{j+1}\|}$ 。因此不难看出 $\text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j, \mathbf{v}_{j+1}\} = \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j, \mathbf{v}'_{j+1}\}$ 。因此我们只需证明

$$\text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_j, \mathbf{u}_{j+1}\} = \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j, \mathbf{v}'_{j+1}\}.$$

令 $W = \text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_j\}$ 。由归纳假设, 我们有 $W = \text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_j\} = \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j\}$ 。那么 $\mathbf{v}'_{j+1} = \mathbf{u}_{j+1} - (\langle \mathbf{u}_{j+1}, \mathbf{v}_1 \rangle \mathbf{v}_1 + \dots + \langle \mathbf{u}_{j+1}, \mathbf{v}_j \rangle \mathbf{v}_j) = \mathbf{u}_{j+1} - \text{proj}_W(\mathbf{u}_{j+1})$, 特别地, 我们有

$$\text{proj}_W(\mathbf{u}_{j+1}) \in W = \text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_j\},$$

也即存在实数 d_1, \dots, d_j 使得 $\text{proj}_W(\mathbf{u}_{j+1}) = d_1 \mathbf{u}_1 + \dots + d_j \mathbf{u}_j$ 。因此, 任何关于 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j, \mathbf{v}'_{j+1}$ 的线性组合

$$c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_j \mathbf{v}_j + c_{j+1} \mathbf{v}'_{j+1}$$

都可以表示为

$$c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_j \mathbf{v}_j + c_{j+1} (\mathbf{u}_{j+1} - (d_1 \mathbf{u}_1 + \dots + d_j \mathbf{u}_j)) = c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_j \mathbf{v}_j - c_{j+1} (d_1 \mathbf{u}_1 + \dots + d_j \mathbf{u}_j) + c_{j+1} \mathbf{u}_{j+1}.$$

再次利用归纳假设, $c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_j \mathbf{v}_j \in W = \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j\} = \text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_j\}$, 因此存在另一组系数 k_1, \dots, k_j 使得

$$c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_j \mathbf{v}_j = k_1 \mathbf{u}_1 + \dots + k_j \mathbf{u}_j,$$

因此等式

$$c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_j \mathbf{v}_j + c_{j+1} \mathbf{v}'_{j+1} = c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_j \mathbf{v}_j - c_{j+1} (d_1 \mathbf{u}_1 + \dots + d_j \mathbf{u}_j) + c_{j+1} \mathbf{u}_{j+1}.$$

又可以表示为

$$c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_j \mathbf{v}_j + c_{j+1} \mathbf{v}'_{j+1} = k_1 \mathbf{u}_1 + \dots + k_j \mathbf{u}_j - c_{j+1} (d_1 \mathbf{u}_1 + \dots + d_j \mathbf{u}_j) + c_{j+1} \mathbf{u}_{j+1}.$$

显然, 这意味着 $c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_j \mathbf{v}_j + c_{j+1} \mathbf{v}'_{j+1} \in \text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_{j+1}\}$, 也即我们得到 $\text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j, \mathbf{v}'_{j+1}\} \subset \text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_{j+1}\}$ 。

同理可证, 对于任何关于 $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_{j+1}$ 的线性组合

$$c_1 \mathbf{u}_1 + \dots + c_j \mathbf{u}_j + c_{j+1} \mathbf{u}_{j+1},$$

由于 $\mathbf{u}_{j+1} = \mathbf{v}'_{j+1} + \text{proj}_W(\mathbf{u}_{j+1})$, 且 $W = \text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_j\} = \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j\}$ 故而有 $\text{proj}_W(\mathbf{u}_{j+1}) \in \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j\}$, 以及 $c_1 \mathbf{u}_1 + \dots + c_j \mathbf{u}_j \in W = \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j\}$, 我们有

$$c_1 \mathbf{u}_1 + \dots + c_j \mathbf{u}_j + c_{j+1} \mathbf{u}_{j+1} = \underbrace{(c_1 \mathbf{u}_1 + \dots + c_j \mathbf{u}_j + c_{j+1} \text{proj}_W(\mathbf{u}_{j+1}))}_{\in \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j\}} + c_{j+1} \mathbf{v}'_{j+1}$$

即 $c_1 \mathbf{u}_1 + \dots + c_j \mathbf{u}_j + c_{j+1} \mathbf{u}_{j+1} \in \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j, \mathbf{v}'_{j+1}\}$, 因此

$$\text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}'_{j+1}\} \subset \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j, \mathbf{v}'_{j+1}\}$$

综上, 得到

$$\text{span}\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_j, \mathbf{u}_{j+1}\} = \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_j, \mathbf{v}'_{j+1}\},$$

因此该结论对任何 $j = 1, \dots, n$ 成立。

Problem B(6 Points), 2022-2023年线性代数期末考试题

Let $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_m$ be m vectors in \mathbb{R}^n . Denote by “ \cdot ” the Euclidean inner product on \mathbb{R}^n .

Prove that $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_m$ are linearly dependent if and only if the determinant

$$\begin{vmatrix} \mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_2 & \dots & \mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_m \\ \mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_2 & \dots & \mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{u}_m \cdot \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_m \cdot \mathbf{u}_2 & \dots & \mathbf{u}_m \cdot \mathbf{u}_m \end{vmatrix} = 0.$$

答案： 令 $A = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \ \dots \ \mathbf{u}_m] \in M_{n \times m}$ ，即 A 的列向量依次为 $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_m$ ，那么

$$A^T A = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_2 & \dots & \mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{u}_m \\ \mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_2 & \dots & \mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{u}_m \cdot \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_m \cdot \mathbf{u}_2 & \dots & \mathbf{u}_m \cdot \mathbf{u}_m \end{bmatrix} \in M_{m \times m}.$$

由讲义 **Theorem 4.38** 可知， $\text{rank}(A^T A) = \text{rank}(A)$ ，因此我们有

$$\{\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_m\} \text{ 线性相关} \iff \text{rank}(A) < m \iff \text{rank}(A^T A) < m \iff \det(A^T A) = 0.$$

Problem C(6 Points)

已知 $\mathbf{v} = (1, 1, 1)$ 是二次型 $Q_A(\mathbf{x}) = 2x_1^2 + x_2^2 + ax_3^2 + 2x_1x_2 + 2bx_1x_3 + 2x_2x_3$ 对应的对称矩阵 A 的一个特征向量，其中 a, b 为待定实数。

1. (2 points) 求 a 与 b 的值，并求出对阵矩阵 A 。

答案： 设对称矩阵 $A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$ 。注意 $a_{12} = a_{21}, a_{13} = a_{31}, a_{23} = a_{32}$ 。

此时有

$$Q_A(\mathbf{x}) = a_{11}x_1^2 + a_{22}x_2^2 + a_{33}x_3^2 + 2a_{12}x_1x_2 + 2a_{13}x_1x_3 + 2a_{23}x_2x_3.$$

比较 $Q_A(\mathbf{x}) = 2x_1^2 + x_2^2 + ax_3^2 + 2x_1x_2 + 2bx_1x_3 + 2x_2x_3$ 的系数，可得

$$a_{11} = 2, a_{22} = 1, a_{33} = a, a_{12} = a_{21} = 1, a_{13} = a_{31} = b, a_{23} = a_{32} = 1,$$

即 $A = \begin{bmatrix} 2 & 1 & b \\ 1 & 1 & 1 \\ b & 1 & a \end{bmatrix}$ 。已知 $\mathbf{v} = (1, 1, 1)$ 是 A 的一个特征向量，因此存在 $\lambda \in \mathbb{R}$ 使得

$$A\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v} \Rightarrow \begin{bmatrix} 3+b \\ 3 \\ a+b+1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda \\ \lambda \\ \lambda \end{bmatrix},$$

由此可得 $\lambda = 3, a = 2, b = 0$ 。因此 $A = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$ 。

2. (3 points) 利用 orthogonal change of variables $\mathbf{y} = P^T \mathbf{x}$ 求出二次型关于 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, y_3)$ 的表达式。

答案：通过解 A 的特征方程

$$p_A(\lambda) = \det(\lambda I_3 - A) = 0$$

可解得 A 的三个特征值为 $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = 2, \lambda_3 = 3$ ，因此 A 的正交对角化 $D = P^T A P$ 里出现的对角矩阵为

$$D = \begin{bmatrix} 0 & & \\ & 2 & \\ & & 3 \end{bmatrix}.$$

因此二次型关于 $\mathbf{y} = P^T \mathbf{x}$ 的表达式为 $0y_1^2 + 2y_2^2 + 3y_3^2 = 2y_2^2 + 3y_3^2$ 。

3. (1 point) 判断对称矩阵 A 是否是 positive definite。

答案：由讲义 Theorem 7.19 可知， A 是 positive definite 当且仅当它的所有特征值都大于零。我们已经知道 A 有一个为 0 的特征值，故 A 并非 positive definite。实际上由于 A 的所有特征值都是非负的，所以 A 是 positive semidefinite。

Problem D(6 Points), 2022-2023 年线性代数期末延期考试题

Let $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}$. Find a decomposition $A = QRP$ such that: P and Q are orthogonal matrices, and

$$R = \begin{bmatrix} a & 0 & d \\ 0 & b & e \\ 0 & 0 & c \end{bmatrix}$$

is an upper triangular matrix with $a, b, c, d, e \in \mathbb{R}$.

答案： 该题的解答思路如下：由于 $\text{rank}(A) = 3$ 以及 $A = QRP$ 的分解中要求 Q 为正交矩阵， R 为上三角矩阵，我们首先想到的就是对 A 本身进行QR分解。那么，令 $A = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \ \mathbf{u}_3]$ ，即 $\mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix}$ ， $\mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$ ， $\mathbf{u}_3 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$ ，我们利用Gram-Schmidt算法将其转化为一组标准正交基底 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3$ ，即

$$\mathbf{v}_1 = \frac{1}{\|\mathbf{u}_1\|}\mathbf{u}_1, \mathbf{v}_2 = \frac{\mathbf{u}_2 - (\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{v}_1)\mathbf{v}_1}{\|\mathbf{u}_2 - (\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{v}_1)\mathbf{v}_1\|}, \mathbf{v}_3 = \frac{\mathbf{u}_3 - (\mathbf{u}_3 \cdot \mathbf{v}_1)\mathbf{v}_1 - (\mathbf{u}_3 \cdot \mathbf{v}_2)\mathbf{v}_2}{\|\mathbf{u}_3 - (\mathbf{u}_3 \cdot \mathbf{v}_1)\mathbf{v}_1 - (\mathbf{u}_3 \cdot \mathbf{v}_2)\mathbf{v}_2\|}.$$

假设 $A = QR$ ，那么 $Q = [\mathbf{v}_1 \ \mathbf{v}_2 \ \mathbf{v}_3]$ ， $R = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{v}_1 & \mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{v}_1 & \mathbf{u}_3 \cdot \mathbf{v}_1 \\ \mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{v}_2 & \mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{v}_2 & \mathbf{u}_3 \cdot \mathbf{v}_2 \\ \mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{v}_3 & \mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{v}_3 & \mathbf{u}_3 \cdot \mathbf{v}_3 \end{bmatrix}$ 。然而，此

时我们注意到， R 第一行第二列上的项为 $\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{v}_1 = \frac{1}{\|\mathbf{u}_1\|} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} \neq 0$ ，与题目

所要求的 $R = \begin{bmatrix} a & 0 & d \\ 0 & b & e \\ 0 & 0 & c \end{bmatrix}$ 的形式不符合。因此我们不能直接对 A 进行QR分解。

经过观察可知， $\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{u}_3 = 0$ ，因此，以上QR分解过程暗示我们，我们需要将 A 的**第一列与第三列互换**得到矩阵

$$\tilde{A} = [\mathbf{u}_3 \ \mathbf{u}_2 \ \mathbf{u}_1],$$

再对 \tilde{A} 进行QR分解，则可以得到如题目要求的上三角矩阵 R 。所以我们现在先考虑如何从 A 得到 \tilde{A} 。显然，要交换 A 的第一列与第三列，我们可以先交换 A^T 的第一行与第三行，再对交换过后的矩阵进行一次转置即可；而将 A^T 的第一行与第三行进行交换，只需对 A^T 左乘一个初等矩阵

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

因此

$$\tilde{A} = [\mathbf{u}_3 \ \mathbf{u}_2 \ \mathbf{u}_1] = (PA^T)^T = (A^T)^T P^T = AP^T.$$

显然， $P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ 是一个正交矩阵。

现在，我们对 $\tilde{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 & \mathbf{w}_2 & \mathbf{w}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$ 进行QR分解，可求得

$$\mathbf{q}_1 = \mathbf{w}_1 / \|\mathbf{w}_1\| = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{3} \\ 1/\sqrt{3} \\ 1/\sqrt{3} \end{bmatrix}, \mathbf{q}_2 = \frac{\mathbf{w}_2 - (\mathbf{w}_2 \cdot \mathbf{q}_1)\mathbf{q}_1}{\|\mathbf{w}_2 - (\mathbf{w}_2 \cdot \mathbf{q}_1)\mathbf{q}_1\|} = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} \\ 0 \\ -1/\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

(注意，实际上我们有 $\mathbf{w}_2 \cdot \mathbf{q}_1 = 0$),

$$\mathbf{q}_3 = \frac{\mathbf{w}_3 - (\mathbf{w}_3 \cdot \mathbf{q}_1)\mathbf{q}_1 - (\mathbf{w}_3 \cdot \mathbf{q}_2)\mathbf{q}_2}{\|\mathbf{w}_3 - (\mathbf{w}_3 \cdot \mathbf{q}_1)\mathbf{q}_1 - (\mathbf{w}_3 \cdot \mathbf{q}_2)\mathbf{q}_2\|} = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{6} \\ 2/\sqrt{6} \\ -1/\sqrt{6} \end{bmatrix},$$

因此 $Q = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{3} & 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{6} \\ 1/\sqrt{3} & 0 & 2/\sqrt{6} \\ 1/\sqrt{3} & 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{6} \end{bmatrix}$ ，同时

$$R = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{q}_1 & \mathbf{w}_2 \cdot \mathbf{q}_1 & \mathbf{w}_3 \cdot \mathbf{q}_1 \\ \mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{q}_2 & \mathbf{w}_2 \cdot \mathbf{q}_2 & \mathbf{w}_3 \cdot \mathbf{q}_2 \\ \mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{q}_3 & \mathbf{w}_2 \cdot \mathbf{q}_3 & \mathbf{w}_3 \cdot \mathbf{q}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{3} & 0 & 1/\sqrt{3} \\ 0 & \sqrt{2} & \sqrt{2} \\ 0 & 0 & 2/\sqrt{6} \end{bmatrix}.$$

由以上，我们得到

$$AP^\top = \tilde{A} = QR,$$

两边同时右乘 P ，利用 $P^\top P = I$ ，可得

$$A = QRP,$$

即为所求分解。

Problem E(6 Points), 最小二乘法

通过这道题目，我们简单了解一个线性代数的具体应用：最小二乘法(Least Squares)与最佳逼近(Best Approximation)。

这个应用的背景如下：假设 $A \in M_{m \times n}$ 与 $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ 给定，但方程组 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 无解。我们试图找到一个向量 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 使得 $A\mathbf{x}$ 与 \mathbf{b} 的距离尽可能的小，即：

$$\|\mathbf{b} - A\mathbf{y}\| \geq \|\mathbf{b} - A\mathbf{x}\| > 0$$

对任何 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ 都成立。满足这个条件的向量 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 被称为最小二乘法(Least Squares)的解， $\mathbf{b} - A\mathbf{x}$ 被称为最小二乘法误差向量(least squares error vector)， $\|\mathbf{b} - A\mathbf{x}\|$ 被称为最小二乘法误差(least squares error)。

现在我们讨论如何求出这个最小二乘法的解 \mathbf{x} 。这里我们需要用到下面的这个结论。

- (1 point) 令 V 为一个内积空间, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 为 V 上的一个内积, W 是 V 的一个有限维子空间, $\mathbf{b} \in V$ 。证明对于任何 $\mathbf{w} \in W$, 都有

$$\|\mathbf{b} - \text{proj}_W(\mathbf{b})\| \leq \|\mathbf{b} - \mathbf{w}\|,$$

且等号只有当 $\mathbf{w} = \text{proj}_W(\mathbf{b})$ 时才能取到。

提示: 对于任何 $\mathbf{w} \in W$, 我们有

$$\mathbf{b} - \mathbf{w} = (\mathbf{b} - \text{proj}_W(\mathbf{b})) + (\text{proj}_W(\mathbf{b}) - \mathbf{w}).$$

由于 \mathbf{b} 可以表示为 $\mathbf{b} = \text{proj}_W(\mathbf{b}) + \text{proj}_{W^\perp}(\mathbf{b})$ (讲义 Theorem 7.15), 我们又有 $\mathbf{b} - \text{proj}_W(\mathbf{b}) = \text{proj}_{W^\perp}(\mathbf{b})$, 因此 $\mathbf{b} - \text{proj}_W(\mathbf{b})$ 实际上与 $\text{proj}_W(\mathbf{b}) - \mathbf{w} \in W$ 正交。因此利用勾股定理可得

$$\|\mathbf{b} - \mathbf{w}\|^2 = \|\mathbf{b} - \text{proj}_W(\mathbf{b})\|^2 + \|\text{proj}_W(\mathbf{b}) - \mathbf{w}\|^2.$$

利用这一等式可完成证明。

答案: 由提示可得,

$$\|\mathbf{b} - \mathbf{w}\|^2 = \|\mathbf{b} - \text{proj}_W(\mathbf{b})\|^2 + \|\text{proj}_W(\mathbf{b}) - \mathbf{w}\|^2.$$

显然, 由于 $\|\text{proj}_W(\mathbf{b}) - \mathbf{w}\|^2 \geq 0$, 以上等式告诉我们

$$\|\mathbf{b} - \mathbf{w}\|^2 = \|\mathbf{b} - \text{proj}_W(\mathbf{b})\|^2 + \|\text{proj}_W(\mathbf{b}) - \mathbf{w}\|^2 \geq \|\mathbf{b} - \text{proj}_W(\mathbf{b})\|^2$$

恒成立。如果 $\mathbf{w} \neq \text{proj}_W(\mathbf{b})$, 那么必然有 $\|\text{proj}_W(\mathbf{b}) - \mathbf{w}\|^2 > 0$, 此时有 $\|\mathbf{b} - \mathbf{w}\|^2 > \|\mathbf{b} - \text{proj}_W(\mathbf{b})\|^2$ 。因此可得, 等号只有当 $\mathbf{w} = \text{proj}_W(\mathbf{b})$ 时才能取到。

现在令 $V = \mathbb{R}^m$ 为欧式内积空间。那么以上结果告诉我们

- (1 point) 证明: $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 是最小二乘法的解当且仅当 $A\mathbf{x} = \text{proj}_W(\mathbf{b})$, 这里 W 是 A 的列空间。

答案: $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 是最小二乘法的解当且仅当 $\|\mathbf{b} - A\mathbf{y}\| \geq \|\mathbf{b} - A\mathbf{x}\|$ 对任何 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ 都成立。显然, 由于

$$\{A\mathbf{y} : \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n\} = \text{RAN}(A) = \text{Col}(A) = W$$

是 A 的列空间, 见讲义 Theorem 4.51, $\|\mathbf{b} - A\mathbf{y}\| \geq \|\mathbf{b} - A\mathbf{x}\|$ 对任何 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ 都成立等价于要求

$$\|\mathbf{b} - A\mathbf{x}\| \leq \|\mathbf{b} - \mathbf{w}\|$$

对任何 $\mathbf{w} \in W = \text{Col}(A)$ 成立。因此，由上一问的结论可知，这等价于要求 $A\mathbf{x} = \text{proj}_W(\mathbf{b})$ 。因此证毕。

现在，为了求解 $A\mathbf{x} = \text{proj}_W(\mathbf{b})$ (W 是 A 的列空间)，我们首先将其写为

$$\mathbf{b} - A\mathbf{x} = \mathbf{b} - \text{proj}_W(\mathbf{b}).$$

等式两边同乘以 A^\top ，可得

$$A^\top(\mathbf{b} - A\mathbf{x}) = A^\top(\mathbf{b} - \text{proj}_W(\mathbf{b})) = A^\top(\text{proj}_{W^\perp}(\mathbf{b})).$$

- (1 point) 证明： $A^\top(\text{proj}_{W^\perp}(\mathbf{b})) = \mathbf{0}$ 。

答案：由英文教材 **Theorem 4.8.7** 可知， $\text{Null}(A^\top) = W^\perp = \text{Col}(A)^\perp$ ，因此利用 $\text{proj}_{W^\perp}(\mathbf{b}) \in W^\perp$ 可得 $\text{proj}_{W^\perp}(\mathbf{b}) \in \text{Null}(A^\top)$ ，从而有 $A^\top(\text{proj}_{W^\perp}(\mathbf{b})) = \mathbf{0}$ 。

因此，由以上结果，我们实际上得到， $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 是最小二乘法的解当且仅当 $A^\top(\mathbf{b} - A\mathbf{x}) = A^\top(\text{proj}_{W^\perp}(\mathbf{b})) = \mathbf{0}$ ，也即当且仅当 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 满足方程

$$(A^\top A)\mathbf{x} = A^\top \mathbf{b}.$$

以上方程也被称为 normal system。

- (3 points) 令 $A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 3 & 2 \\ -2 & 4 \end{bmatrix}$ ， $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 4 \\ 1 \\ 3 \end{bmatrix}$ 。证明 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 无解，并利用 normal system $(A^\top A)\mathbf{x} = A^\top \mathbf{b}$ 求出最小二乘法的解 \mathbf{x} ，接着求出最小二乘法的误差 $\|\mathbf{b} - A\mathbf{x}\|$ 。

答案：通过计算 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 的增广矩阵的阶梯型，容易看出该方程组无解。

要求最小二乘法的解 \mathbf{x} ，需要求解 normal system

$$(A^\top A)\mathbf{x} = A^\top \mathbf{b}.$$

经计算可得

$$A^\top A = \begin{bmatrix} 14 & -3 \\ -3 & 21 \end{bmatrix}, \quad A^\top \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 \\ 10 \end{bmatrix},$$

由此可得 $(A^\top A)\mathbf{x} = A^\top \mathbf{b}$ 的解为

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \frac{17}{95} \\ \frac{143}{285} \end{bmatrix}$$

此时有 $\mathbf{b} - A\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \frac{1232}{285} \\ -\frac{154}{285} \\ \frac{4}{3} \end{bmatrix}$, 从而得到

$$\|\mathbf{b} - A\mathbf{x}\| \approx 4.556.$$

Bonus: 不计入分数, 但强烈建议亲手计算

- 计算 $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$ 的QR分解。

答案: 见讲义203–204页。

- 计算 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ 的奇异值分解(SVD)。

答案: 见讲义207–208页。

Deadline: 22:00, January 14.

作业提交截止时间: 1月14日晚上22:00。