

## Linear Algebra 06

时间: 2022年5月12日

注意纠正Linear Algebra 05 中第三题的误区

(方阵可逆, 非方阵的逆不存在, 所以第二题求解坐标变换矩阵只能用方法三, 不可以使用方法一和方法二)

1.  $A$  和  $B$  分别是  $m \times n$  和  $n \times p$  矩阵, 证明:  $r(AB) + n \geq r(A) + r(B)$ 。

提示: (1) 设  $A$  是  $m \times n$  矩阵,  $B$  是  $n \times s$  矩阵, 若  $AB = O$ , 证明  $\text{rank}(A) + \text{rank}(B) \leq n$ 。

(2) 设  $A, B$  是行数相同的矩阵,  $(A, B)$  是由  $A, B$  并排组成的矩阵, 证明  $\text{rank}(A, B) \leq \text{rank}(A) + \text{rank}(B)$ 。

### 引理1

设  $A$  是  $m \times n$  矩阵,  $B$  是  $n \times s$  矩阵, 若  $AB = O$ , 证明  $\text{rank}(A) + \text{rank}(B) \leq n$ 。

第一题的证明方法有多种, 我们采用方程组的形式给大家讲解

1. 引理1. 作业 Linear Algebra 01 的证明题。

证明: 思路, 对矩阵  $B$  分块考虑

于是  $B = [\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \vec{\beta}_3, \dots, \vec{\beta}_s]$ 。

故  $AB = O \Leftrightarrow [A\vec{\beta}_1, A\vec{\beta}_2, A\vec{\beta}_3, \dots, A\vec{\beta}_s] = O$

对于  $i \in \{1, s\}$ ,  $\vec{\beta}_i$  为  $A\vec{\beta}_i = \vec{0}$  的零空间 (这个是书上的秩定理) 参考23页定理14。

所以  $\text{rank}(\vec{\beta}_i) = n - \text{rank}(A)$ 。

提对于矩阵  $B$  而言  $\text{rank}(\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \vec{\beta}_3, \dots, \vec{\beta}_s) = \text{rank}(B)$ 。

~~$\text{rank}(\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \vec{\beta}_3, \dots, \vec{\beta}_s) \leq \text{rank}(\vec{\beta}_1) + \text{rank}(\vec{\beta}_2)$~~

而  $B$  的各列  $\vec{\beta}_i$  都含于齐次线性方程组的  $AX = \vec{0}$  的零空间  $V_A$ 。

由于  $\dim V_A = n - \text{rank}(A)$ , 而由于  $V_A$  的子集  $\{\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \dots, \vec{\beta}_s\}$  最多有  $n - \text{rank}(A)$  个线性无关的向量, 因此  $\text{rank}(B) \leq n - \text{rank}(A)$   $\square$ 。

[证明]

分析: 总体思路: 采用矩阵分块的方式求解, 题目具有一定难度。

证明:

对矩阵  $B$  按照列分块, 我们记  $B = [\beta_1 \ \beta_2 \ \beta_3 \ \dots \ \beta_s]$

那么有

$$\begin{aligned} AB &= A[\beta_1 \ \beta_2 \ \beta_3 \ \dots \ \beta_s] \\ &= [A\beta_1 \ A\beta_2 \ A\beta_3 \ \dots \ A\beta_s] \\ &= [\vec{0} \ \vec{0} \ \vec{0} \ \dots \ \vec{0}] \end{aligned}$$

于是我们有  $A\beta_j = \vec{0}, j = 1, 2, 3, \dots, s$ ,

所以  $B$  的列向量都是齐次方程组  $A\vec{x} = \vec{0}$  的解, 由于方程组  $A\vec{x} = \vec{0}$  的解向量的  $\text{rank}(\vec{x}) = n - \text{rank}(A)$ , 这里的  $\vec{x}$  与  $\vec{\beta}$  含义等价, 所以

$$\text{rank}(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_s) \leq n - \text{rank}(A)$$

我们又知道

$$\text{rank}(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_s) = \text{rank}(B)$$

所以:  $\text{rank}(A) + \text{rank}(B) \leq n$ 。

### 引理2

设  $A, B$  是行数相同的矩阵,  $(A, B)$  是由  $A, B$  并排组成的矩阵, 证明  $\text{rank}(A, B) \leq \text{rank}(A) + \text{rank}(B)$ .

即是: 分块矩阵的秩大于等于各分块的秩中的最大值, 小于等于各分块的秩之和.

引理2. 设  $A, B$  为行数相等, 并排组成的矩阵. 证明  $\text{rank}(A, B) \leq \text{rank}(A) + \text{rank}(B)$ .

证明: 对矩阵  $(A, B)$  分块有  $\{\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_m, \vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \dots, \vec{\beta}_n\}$ .

$$A = [\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_m]$$

$$B = [\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \dots, \vec{\beta}_n]$$

由于  $A$  的一个极大线性无关组  $A'$  和  $B$  的一个极大线性无关组  $B'$  可以表示  $(A, B)$ .

我们知道  $(A, B)$  的一个极大线性无关组的向量个数小于

$A', B'$  的向量个数之和.

$$\text{故有 } \text{rank}(A, B) \leq \text{rank}(A') + \text{rank}(B') = \text{rank}(A) + \text{rank}(B) \quad \square$$

[证明]

设  $A$  为  $s \times m$  矩阵,  $B$  为  $s \times n$  矩阵, 则  $\max\{r(A), r(B)\} \leq r(A, B) \leq r(A) + r(B)$ .

(1) 因为  $A$  和  $B$  的子式也是分块矩阵  $(A, B)$  的子式, 所以  $r(A) \leq r(A, B), r(B) \leq r(A, B)$ .

由此可见  $\max\{r(A), r(B)\} \leq r(A, B)$  成立.

(2) 设  $PA^T = U, QB^T = V$ , 其中  $P, Q$  可逆,

$U, V$  为行阶梯形矩阵,  $r(U) = r(A^T), r(V) = r(B^T)$ .

于是

$$r(A, B) = r(A, B)^T = r \begin{bmatrix} A^T \\ B^T \end{bmatrix} = r \left[ \begin{pmatrix} P & O \\ O & Q \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A^T \\ B^T \end{pmatrix} \right] = r \begin{bmatrix} U \\ V \end{bmatrix} \leq r(A^T) + r(B^T) = r(A) + r(B)$$

本题证明

本题证明: 分解  $A_{m \times n}, B_{n \times p}$  矩阵.

$$B = [\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \dots, \vec{\beta}_p]$$

$$\text{于是 } AB = [A\vec{\beta}_1, A\vec{\beta}_2, \dots, A\vec{\beta}_p] \quad \text{--- ①}$$

设  $A\vec{\beta}_{r_1}, A\vec{\beta}_{r_2}, \dots, A\vec{\beta}_{r_s}$  是 --- ① 的一个极大线性无关组.

那对于余下的  $p-s$  向量中的任意一个向量  $\vec{\beta}_j$  而言, 都有

$$A\vec{\beta}_j = k_{j1}A\vec{\beta}_{r_1} + k_{j2}A\vec{\beta}_{r_2} + \dots + k_{js}A\vec{\beta}_{r_s}, \text{ 即 } \vec{\beta}_j \text{ 可以被线性表示 (极大线性无关组)}$$

所以对于方程  $AX=0$ , 有  $A\vec{\beta}_j = A\vec{\beta}_j - \sum_{i=1}^s k_{ji}A\vec{\beta}_{r_i} = 0$ , 这样我们可以构造

$$\hat{\beta}_j = \vec{\beta}_j - \sum_{i=1}^s k_{ji}\vec{\beta}_{r_i} \text{ 为 } AX=0 \text{ 的解.}$$

我们有这  $p-s$  个向量  $\vec{\beta}'_1, \vec{\beta}'_2, \dots, \vec{\beta}'_{p-s}$  构成的矩阵构成  $AX=0$  的零空间,

$$\text{我们由引理1知 } \text{rank}(\vec{\beta}'_1, \vec{\beta}'_2, \dots, \vec{\beta}'_{p-s}) \leq n - \text{rank}(A)$$

$$\text{由于 } \text{rank}(B) = \text{rank}(\vec{\beta}_1, \dots, \vec{\beta}_p) = \text{rank}(\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \dots, \vec{\beta}_s, \vec{\beta}'_1, \vec{\beta}'_2, \dots, \vec{\beta}'_{p-s}) \quad \text{--- ②}$$

由引理2, 我们知道  $\text{rank}(\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \dots, \vec{\beta}_s) = \text{rank}(AB)$ ,  $\text{rank}(\vec{\beta}'_1, \vec{\beta}'_2, \dots, \vec{\beta}'_{p-s}) \leq n - \text{rank}(A)$

$$\text{--- ③ } \leq \text{rank}(\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \dots, \vec{\beta}_s) + \text{rank}(\vec{\beta}'_1, \dots, \vec{\beta}'_{p-s}) \leq \text{rank}(AB) + n - \text{rank}(A).$$

$$\text{即 } \text{rank}(B) \leq \text{rank}(AB) + n - \text{rank}(A) \quad \square$$

记  $B = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)$ , 其中  $\beta_i (i = 1, 2, \dots, p)$  是  $B$  的列向量. 那么

$$AB = (A\beta_1, A\beta_2, \dots, A\beta_p)$$

设  $A\beta_{r_1}, A\beta_{r_2}, \dots, A\beta_{r_s}$  是  $AB$  的一个极大线性无关组, 在剩下的  $p-s$  个向量中的任意一个向量  $\beta_j$ , 我们都有  $A\beta_j = k_{j1}A\beta_{r_1} + \dots + k_{js}A\beta_{r_s}$ , 因此

$$\hat{\beta}_j = \beta_j - \sum_{i=1}^s k_{ji}\beta_{r_i}$$

是方程  $AX=0$  的解, 这些  $p-s$  个解向量  $\hat{\beta}_{j_1}, \hat{\beta}_{j_2}, \dots, \hat{\beta}_{j_{p-s}}$  构成的矩阵, 我们有

$$\text{rank}(\hat{\beta}_{j_1}, \hat{\beta}_{j_2}, \dots, \hat{\beta}_{j_{p-s}}) \leq n - \text{rank}(A)$$

而

$$\text{rank}(B) = \text{rank}(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p) = \text{rank}(\beta_{r_1}, \dots, \beta_{r_s}, \hat{\beta}_{j_1}, \hat{\beta}_{j_2}, \dots, \hat{\beta}_{j_{p-s}})$$

因此

$$\text{rank}(B) \leq \text{rank}(\beta_{r_1}, \dots, \beta_{r_s}) + \text{rank}(\hat{\beta}_{j_1}, \hat{\beta}_{j_2}, \dots, \hat{\beta}_{j_{p-s}}) \leq \text{rank}(AB) + n - \text{rank}(A)$$

故命题成立。

2. 已知二次型  $f(x_1, x_2, x_3) = x_1^2 + 5x_2^2 + 5x_3^2 + 2x_1x_2 - 4x_1x_3$

(1) 写出二次型  $f$  的矩阵表达式.

(2) 用正交变换把二次型  $f$  化成标准形, 并写出相应的正交矩阵.

(3) 当  $x^T x = 2$  时,  $f(x_1, x_2, x_3)$  的极大值.

[解答]

(1)  $f(x_1, x_2, x_3) = x^T A x = [x_1, x_2, x_3] \begin{bmatrix} 1 & 1 & -2 \\ 1 & 5 & 0 \\ -2 & 0 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$   
根据定义求解

(2) 我们认为标准型是不含交叉项的.

于是在  $A$  已经是对称矩阵的前提下.

利用教材 P396 定理 2.

可以发现:  $A$  可以正交对角化.

步骤 ①. 求解特征根 (步骤可参考教材 P396 页例 3).

$$\begin{aligned} |\lambda E - A| &= \begin{vmatrix} 1-\lambda & 1 & -2 \\ 1 & 5-\lambda & 0 \\ -2 & 0 & 5-\lambda \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1-\lambda & 1 & -2 \\ 1 & 5-\lambda & 0 \\ 0 & 2(5-\lambda) & 5-\lambda \end{vmatrix} = (5-\lambda) \begin{vmatrix} 1-\lambda & 1 & -2 \\ 1 & 5-\lambda & 0 \\ 0 & 2 & 1 \end{vmatrix} \\ &= (5-\lambda) \begin{vmatrix} 1-\lambda & 1+2 \times 2 & 1 \times 2 - 2 \\ 1 & 5-\lambda & 0 \\ 0 & 2 & 1 \end{vmatrix} \\ \Rightarrow |\lambda E - A| &= (5-\lambda) \cdot (-1)^{2+3} \begin{vmatrix} 1-\lambda & 5 \\ 1 & 5-\lambda \end{vmatrix} = (5-\lambda)(\lambda^2 - 6\lambda) \\ &= \lambda(5-\lambda)(\lambda-6) \end{aligned}$$

于是特征值  $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = 5, \lambda_3 = 6$ .



$$\circ \text{ 当 } \lambda_1 = 0 \text{ 时, } \begin{bmatrix} 1 & 1 & -2 \\ 1 & 5 & 0 \\ -2 & 0 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 1 & -2 & 0 \\ 1 & 5 & 0 & 0 \\ -2 & 0 & 5 & 0 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} 1 & 1 & -2 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & 0 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} 1 & 1 & -2 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\lambda_1 = 0 \Rightarrow \vec{x} = \begin{bmatrix} 5 \\ -1 \\ 2 \end{bmatrix} \quad \sim \begin{bmatrix} 1 & 5 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{matrix} x_1 + 5x_2 = 0 \\ 2x_2 + x_3 = 0 \end{matrix} \Rightarrow \vec{x} = \begin{bmatrix} 5 \\ -1 \\ 2 \end{bmatrix} = \vec{x}$$

$$\circ \text{ 当 } \lambda_2 = 5 \text{ 时, } \begin{bmatrix} -4 & 1 & -2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ -2 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 \\ 4 & -1 & 2 & 0 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{matrix} x_1 = 0 \\ x_2 - 2x_3 = 0 \end{matrix} \Rightarrow \vec{x} = \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\lambda_1 = 5, \vec{x} = \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\circ \text{ 当 } \lambda_3 = 6 \text{ 时, } \begin{bmatrix} -5 & 1 & -2 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ -2 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 1 & 0 \\ 5 & -1 & 2 & 0 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \vec{x} = \begin{bmatrix} -2 \\ -2 \\ 4 \end{bmatrix}$$

经检查, 上述特征向量均正交.

现在需单位化即可.  $\vec{v}_1 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 5 \\ -1 \\ 2 \end{bmatrix}$   $\vec{v}_2 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$   $\vec{v}_3 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 4 \end{bmatrix}$

于是  $P = [\vec{v}_1, \vec{v}_2, \vec{v}_3] = \begin{bmatrix} \frac{5}{\sqrt{5}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{5}} \\ \frac{-1}{\sqrt{5}} & \frac{2}{\sqrt{5}} & \frac{-2}{\sqrt{5}} \\ \frac{2}{\sqrt{5}} & \frac{1}{\sqrt{5}} & \frac{4}{\sqrt{5}} \end{bmatrix}$

经过正交变换  $\vec{x} = P\vec{y}$ , 二次型可化为标准型 (可参考教材 P402 例 4).

$$f(x_1, x_2, x_3) = \vec{x}^T A \vec{x} = (P\vec{y})^T A P \vec{y} = \vec{y}^T P^T A P \vec{y} = \vec{y}^T (P^T A P) \vec{y} = \vec{y}^T \Lambda \vec{y}$$

$$\vec{y}^T \Lambda \vec{y} = \cancel{5x_1^2} \pm 6x_2^2 + 6x_3^2$$

(1)  $f$  的矩阵表示为

$$f(x_1, x_2, x_3) = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3] \begin{bmatrix} 1 & 1 & -2 \\ 1 & 5 & 0 \\ -2 & 0 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$

(2) 由矩阵  $\mathbf{A}$  的特征多项式

$$|\lambda \mathbf{E} - \mathbf{A}| = \begin{vmatrix} \lambda - 1 & -1 & 2 \\ -1 & \lambda - 5 & 0 \\ 2 & 0 & \lambda - 5 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \lambda - 1 & -1 & 2 \\ -1 & \lambda - 5 & 0 \\ 0 & 2(\lambda - 5) & \lambda - 5 \end{vmatrix}$$

$$= \begin{vmatrix} \lambda - 1 & -5 & 2 \\ -1 & \lambda - 5 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda - 5 \end{vmatrix} = (\lambda - 5)(\lambda^2 - 6\lambda)$$

得到  $\mathbf{A}$  的特征值是 0, 5, 6.

$$(1) \text{ 当 } \lambda = 0 \text{ 时, 由 } (0\mathbf{E} - \mathbf{A})\mathbf{x} = \mathbf{0}, \text{ 即 } \begin{bmatrix} -1 & -1 & 2 \\ -1 & -5 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 5 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

得基础解系  $\alpha_1 = [5, -1, 2]^T$ , 即  $\lambda = 0$  的特征向量.

(2) 当  $\lambda = 5$  时, 由  $(5\mathbf{E} - \mathbf{A})\mathbf{x} = \mathbf{0}$ , 即

$$\begin{bmatrix} 4 & -1 & 2 \\ -1 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

得基础解系,  $\alpha_2 = [0, 2, 1]^T$ , 即  $\lambda = 5$  的特征向量.

(3) 当  $\lambda = 6$  时, 由  $(6\mathbf{E} - \mathbf{A})\mathbf{x} = \mathbf{0}$ , 即

$$\begin{bmatrix} 5 & -1 & 2 \\ -1 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

得基础解系  $\alpha_3 = [1, 1, -2]^T$ , 即  $\lambda = 6$  的特征向量.

对于实对称矩阵, 特征值不同, 特征向量已正交, 故只需单位化, 有

$$\gamma_1 = \frac{1}{\sqrt{30}} \begin{bmatrix} 5 \\ -1 \\ 2 \end{bmatrix}, \gamma_2 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, \gamma_3 = \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -2 \end{bmatrix}$$

那么, 令

$$P = (\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3) = \begin{bmatrix} \frac{5}{\sqrt{30}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ -\frac{1}{\sqrt{30}} & \frac{2}{\sqrt{5}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{2}{\sqrt{30}} & \frac{1}{\sqrt{5}} & -\frac{2}{\sqrt{6}} \end{bmatrix}$$

经正交变换  $x = Py$ , 二次型化为标准形

$$f(x_1, x_2, x_3) = x^T A x = y^T A y = 5y_2^2 + 6y_3^2$$

(3). 当  $\vec{x}^T \vec{x} = 2$  时, ~~for~~  $\vec{x}^T \vec{x} = (P\vec{y})^T P\vec{y} = \vec{y}^T P^T P \vec{y} = \vec{y}^T \vec{y} = y_1^2 + y_2^2 + y_3^2 = 2$ .

于是  $\vec{x}^T A \vec{x} = 5y_2^2 + 6y_3^2$

等价于  $\Leftrightarrow x_1 + x_2 + x_3 = 2$

$$\max (5x_2 + 6x_3) = \max (5(2 - x_1 - x_3) + 6x_3)$$

$$= \max (10 - 5x_1 + x_3)$$

此时  $x_1$  min,  $x_3$  max.

$x_1, x_2, x_3 \geq 0$ . 故  $x_3 = 2, x_2 = 0, x_1 = 0$ .

有  $\max = 12$ .

(3)  $x^T x = (Py)^T (Py) = y^T P^T P y = y^T y = y_1^2 + y_2^2 + y_3^2 = 2$

$$x^T A x = 5y_2^2 + 6y_3^2 \leq 6(y_1^2 + y_2^2 + y_3^2)$$

所以,  $f_{\max} = 12$ .