

## 破局五 矩阵乘法与初等变换、逆矩阵与伴随矩阵

本部分内容对应课本 3.2~3.5.

对于矩阵的初等变换, 我们或多或少已经有了一点了解. 至少在解线性方程组的时候, 矩阵的初等变换用了不少吧? 我们已经知道, 矩阵乘法实际上是一种线性映射, 可以实现向量的变换. 那么矩阵的初等变换是不是也可以和矩阵乘法起联系呢?

另外, 我还会谈一谈逆矩阵和伴随矩阵的事儿. 逆矩阵为什么叫“逆”矩阵? 既然矩阵乘法是一种线性映射, 那么逆矩阵是不是和逆映射有关呢?

### 1. 逆矩阵

在数的乘法中, 我们用到过倒数的概念. 如果两个数  $a, b$  满足  $ab = 1 = ba$ , 那么  $a$  和  $b$  互为倒数, 可以说  $a$  是  $b$  的倒数, 同时  $b$  也是  $a$  的倒数.  $a$  的倒数记作  $\frac{1}{a}$  或  $a^{-1}$ .

将其推广到矩阵, 我们给出逆矩阵的定义. 如果两个矩阵  $A, B$  满足  $AB = E = BA$ , 那么  $A$  和  $B$  互为逆矩阵, 可以说  $A$  是  $B$  的逆矩阵, 同时  $B$  也是  $A$  的逆矩阵.  $A$  的逆矩阵记作  $A^{-1}$ .

由于数的乘法满足交换律, 即  $ab = ba$ , 所以在倒数的定义中,  $ab = 1 = ba$  可以简化, 只需要  $ab = 1$  即可. 那么逆矩阵是否也满足这样?

虽然矩阵乘法并不满足交换律, 但是在逆矩阵的定义中,  $AB = E = BA$  可以简化成  $AB = E$  或  $BA = E$ . 这里不作证明, 可参考课本 P49 定理 4.

---

一个重要定理: 对  $n$  阶方阵  $A$  而言, 有

$$A \text{ 可逆} \Leftrightarrow |A| \neq 0 \Leftrightarrow r(A) = n.$$

---

我们同样略去了证明, 证明过程可参考课本 P48 定理 3. 关于逆矩阵的运算性质, 这里不作赘述, 可参考课本 P49.

### 2. 用矩阵的观点看初等变换

我们知道, 任何一个矩阵乘上一个单位阵  $E$  后都是它本身, 那么是否可以对单位阵  $E$  做一些小小的改动, 让它对矩阵产生某种效果?

---

**例 1** 已知  $A = (a_{ij})_{3 \times 3} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$ ,  $E_{12} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ , 求  $E_{12}A$  和  $AE_{12}$ .

**解** 由矩阵乘法的定义易得,  $E_{12}A = \begin{pmatrix} a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$ ,  $AE_{12} = \begin{pmatrix} a_{12} & a_{11} & a_{13} \\ a_{22} & a_{21} & a_{23} \\ a_{32} & a_{31} & a_{33} \end{pmatrix}$ .

首先分析一下  $E_{12}$  是怎么来的. 它可以看成单位阵  $E$  交换了第 1 行和第 2 行的结果, 也可以看成是单位阵  $E$  交换了第 1 列和第 2 列的结果. 将  $E_{12}$  乘在  $A$  的**左边**, 实现了对  $A$  的第 1 **行** 和第 2 **行** 的互换操作; 而将  $E_{12}$  乘在  $A$  的**右边**, 就实现了对  $A$  的第 1 **列** 和第 2 **列** 的互换操作.

**例 2** 已知  $A = (a_{ij})_{3 \times 3}$ ,  $E_2(c) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ , 求  $E_2(c)A$  和  $AE_2(c)$ .

**解**  $E_2(c)A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ ca_{21} & ca_{22} & ca_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$ ,  $AE_2(c) = \begin{pmatrix} a_{11} & ca_{12} & a_{13} \\ a_{21} & ca_{22} & a_{23} \\ a_{31} & ca_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$ .

同样, 这里的  $E_2(c)$  既可以看成是单位阵  $E$  的第 2 行乘了一个常数  $c$ , 也可以看成是单位阵  $E$  的第 2 列乘了一个常数  $c$ . 将  $E_2(c)$  乘在  $A$  的**左边**, 对  $A$  的第 2 **行** 进行了倍乘; 而将  $E_2(c)$  乘在  $A$  的**右边**, 就对  $A$  的第 2 **列** 进行了倍乘.

**例 3** 已知  $A = (a_{ij})_{3 \times 3}$ ,  $E_{13}(c) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & c \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ , 求  $E_{13}(c)A$  和  $AE_{13}(c)$ .

**解**  $E_{13}(c)A = \begin{pmatrix} a_{11} + ca_{31} & a_{12} + ca_{32} & a_{13} + ca_{33} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$ ,  $AE_{13}(c) = \begin{pmatrix} a_{11} + ca_{13} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} + ca_{23} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} + ca_{33} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$ .

同样, 这里的  $E_{13}(c)$  可以看成  $E$  经过了  $R_1 + cR_3$  (行) 的倍加, 也可以看成  $E$  经过了  $C_1 + cC_3$  (列) 的倍加. 将  $E_{13}(c)$  乘在  $A$  的**左边**, 就对  $A$  进行了  $R_1 + cR_3$  (**行**) 的倍加; 而将  $E_{13}(c)$  乘在  $A$  的**右边**, 就对  $A$  进行了  $C_1 + cC_3$  (**列**) 的倍加.

上面三个例题中出现的  $E_{12}$  (互换),  $E_2(c)$  (倍乘),  $E_{13}(c)$  (倍加) 都是单位阵  $E$  经过一次初等变换得到的, 因此叫**初等矩阵**. 将初等矩阵乘在矩阵  $A$  的**左边**, 相当于对  $A$  进行了一次**初等行变换**; 而将初等矩阵乘在矩阵  $A$  的**右边**, 就相当于对  $A$  进行了一次**初等列变换**.

### 3. 用初等行变换求逆矩阵

任意给定一个满秩的方阵  $A$ ，你能用初等行变换把它化成单位阵  $E$  吗？这是很容易的吧？如果你一下子反应不过来，那就想想， $E$  不是一种非常特殊的阶梯型矩阵吗？把一个矩阵化成阶梯型矩阵，想必你已经很熟练了吧？

如果用矩阵乘法表示上面所说的这个过程，那就是

$$L_1 L_2 \dots L_k A = E. \quad (5.1)$$

因为  $A$  满秩，所以  $A$  可逆，根据逆矩阵的定义， $L_1 L_2 \dots L_k = A^{-1}$ 。在等号左边乘一个单位阵  $E$ ，等号依然成立，所以

$$L_1 L_2 \dots L_k E = A^{-1}. \quad (5.2)$$

利用分块矩阵，将式 (5.1) 和 (5.2) 写成一个式子

$$L_1 L_2 \dots L_k (A | E) = (E | A^{-1}).$$

也就是说

$$(A | E) \xrightarrow{\text{初等行变换}} (E | A^{-1}).$$

初等列变换同理，这里不再赘述。

具体例子可参考课本 P61 例 16。

### 4. 矩阵乘法与矩阵的秩

这部分在课本 P63-P65 有详细的讲述，主要就是几个证明过程，本资料从略。这里只是整理一下这些结论并给出直观理解，帮助记忆。

(1) 若  $P$  为可逆矩阵，则  $r(PA) = r(A)$ ， $r(AP) = r(A)$ 。

可逆意味着  $P$  是满秩方阵，而满秩方阵是可以拆成一系列初等矩阵的，所以  $PA$  就是对  $A$  进行了初等行变换，而初等行变换不改变矩阵的秩，因此  $r(PA) = r(A)$ 。后式同理。

(2)  $r(AB) \leq \min\{r(A), r(B)\}$ ，或者说  $r(AB) \leq r(A)$  且  $r(AB) \leq r(B)$ 。

仅仅为了记忆的话，或许可以把两个矩阵的乘法  $AB$  与两个集合的交集类比？

(3)  $r(A+B) \leq r(A) + r(B)$ 。

仅仅为了记忆的话，或许可以把两个矩阵的加法  $A+B$  与两个集合的并集类比？

$$(4) \quad r \begin{vmatrix} A & O \\ O & B \end{vmatrix} = r(A) + r(B).$$

为了记忆，就设想  $A$  和  $B$  都是阶梯型矩阵好了，这样就可以直接数阶梯头的个数了，显然  $A$  和  $B$  的阶梯头不会互相干扰吧？那就只要把两个阶梯头的数量加起来就行了。

(5) Sylvester 不等式：若  $A, B$  都是  $n$  阶方阵，则

$$r(AB) \geq r(A) + r(B) - n.$$

说不出来，就一直觉得和集合里的某些结论有点像。

(6) Frobenius 不等式: 若  $A, B, C$  都是  $n$  阶方阵, 则

$$r(ABC) \geq r(AB) + r(BC) - r(B).$$

特例: 当  $B = E$  时, 式 (6) 就退化成式 (5).

(7) 零积秩不等式: 若  $A, B$  都是  $n$  阶方阵, 且  $AB = O$ , 则  $r(A) + r(B) \leq n$ .

这个式子虽然出现在课本 P74 第 59 题, 但这个式子用到的场合还是蛮多的. 建议有能力的可以记一下.

---

**例 4** 证明零积秩不等式.

**证明** 由 Sylvester 不等式,  $r(AB) \geq r(A) + r(B) - n$ .

又  $AB = O$ , 所以  $0 \geq r(A) + r(B) - n$ , 整理得  $r(A) + r(B) \leq n$ .

---

## 5. 伴随矩阵

还记得下面这个重要定理吗?

对  $n$  阶方阵  $A$  而言:  $A$  可逆  $\Leftrightarrow |A| \neq 0 \Leftrightarrow r(A) = n$ .

课本在证明第一个充要条件时用到了这个矩阵:

$$A^* = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{21} & \cdots & A_{n1} \\ A_{12} & A_{22} & \cdots & A_{n2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ A_{1n} & A_{2n} & \cdots & A_{nn} \end{pmatrix},$$

其中  $A_{ij}$  是代数余子式.

这个矩阵叫**伴随矩阵**. 为什么会出现这个矩阵? 主要是因为它的性质:

$$AA^* = A^*A = |A|E.$$

这样, 当  $|A| \neq 0$  时, 就有

$$A \left( \frac{A^*}{|A|} \right) = \left( \frac{A^*}{|A|} \right) A = E.$$

也就是说, 当  $|A| \neq 0$  时, 我们就能找到  $A$  的逆矩阵  $A^{-1} = \frac{A^*}{|A|}$ . 这为我们求逆矩阵提供

了一种思路. 不过, 这种求逆矩阵的方法和行列式的定义式一样, **不适用于计算**. 想想也知道, 如果要求一个  $n$  阶方阵的伴随矩阵, 用这种方式就得求  $n^2$  个代数余子式, 谁愿意呢? 所以, 它只适合用在证明题里. (个人教训: 本人在秋冬学期的某次小测中用这种方法求了一个逆矩阵, 但是行列式忘记除了, 痛失一题的分)

将上面这个式子稍作变形, 得  $A^* = |A|A^{-1}$ . 这个式子用处可大了! 关于伴随矩阵有很多结论的证明都会用到它. 不过, 要是在这里把一堆结论列出来, 恐怕只会徒增负担. 所以, 下面只举一个例子来展现一下它的作用.

---

**例5** 证明:  $|A^*| = |A|^{n-1}$ .

**证明** 若  $A$  可逆, 则  $A^* = |A|A^{-1}$ , 于是  $|A^*| = ||A|A^{-1}| = |A|^n |A^{-1}| = |A|^n |A|^{-1} = |A|^{n-1}$ .

若  $A$  不可逆, 则  $|A| = 0$ , 于是  $|A|^{n-1} = 0$ . 接下来只要证  $|A^*| = 0$ .

我们用反证法, 假设  $|A^*| \neq 0$ , 则  $A^*$  可逆.

于是, 由  $AA^* = |A|E = O$  可得  $AA^*(A^*)^{-1} = O$ , 于是  $AE = O$ , 即  $A = O$ .

(其实这里已经得出荒唐的结论了, 因为由  $|A| = 0$  是不能得出  $A = O$  的, 你可以很容易地找到一个  $A$  作为反例来说明  $A = O$  的错误, 因此假设不成立. 当然, 你也可以选择继续写下去, 得出与条件矛盾的结论)

于是  $A^* = O$ . ( $A$  的所有元素都为 0 了, 所有代数余子式当然都是 0)

所以  $|A^*| = 0$ , 与假设  $|A^*| \neq 0$  矛盾. 因此假设不成立,  $|A^*| = 0$  得证.

---

看到  $A^* = |A|A^{-1}$  的重要性了吗? 很多关于伴随矩阵的证明题, 一开始看的时候可能会一头雾水, 但是如果能用好这个式子的话, 应该不成难题.

从上面的例子中, 我们还能看到伴随矩阵和逆矩阵的关系. **任何方阵都有伴随矩阵, 但不一定有可逆矩阵.** 所以, 只有当方阵可逆时, 我们才能用  $A^* = |A|A^{-1}$  得到它的伴随矩阵. 如果不可逆, 就得另寻出路了.

## 6. 逆矩阵与逆映射

**破局四** 花了大量的篇幅讲述了线性映射, 现在我们来回顾一下.

将一个矩阵  $M$  作用在列向量  $a$  上, 得到一个新的列向量  $Ma$ , 这就是一种线性映射. 现在将  $M$  的逆矩阵  $M^{-1}$  作用在  $Ma$  上, 得到  $M^{-1}Ma = a$ . 发现了什么? 变回  $a$  了! 可见, 逆矩阵其实是一种逆映射, 它的作用是将线性映射后的向量还原.

---

**例6** 已知  $a = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix}$ ,  $M = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ ,  $b = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = Ma$ .

(1) 若  $x_0^2 + y_0^2 = 1$ , 求  $x$  和  $y$  应满足的关系式.

(2) 若  $x^2 + \frac{y^2}{4} = 1$ , 求  $x_0$  和  $y_0$  应满足的关系式.

**解** (1)  $b = Ma \Rightarrow \begin{bmatrix} x_0 \\ 2y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y/2 \end{bmatrix},$

$$x_0^2 + y_0^2 = 1 \Rightarrow x^2 + \frac{y^2}{4} = 1.$$

$$(2) \mathbf{b} = \mathbf{M}\mathbf{a} \Rightarrow \mathbf{a} = \mathbf{M}^{-1}\mathbf{b} \Rightarrow \begin{bmatrix} x \\ y/2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 \\ 2y_0 \end{bmatrix},$$

$$x^2 + \frac{y^2}{4} = 1 \Rightarrow x_0^2 + y_0^2 = 1.$$

通过矩阵  $\mathbf{M}$ ，我们将一个圆映射成了椭圆；通过它的逆矩阵  $\mathbf{M}^{-1}$ ，我们将椭圆还原成了圆。

那如果  $\mathbf{M}$  不可逆呢？不妨参考一下[破局四例 8](#)。我们发现， $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}$  将所有的列向量  $\mathbf{a}$  都映射到了直线  $y = 2x$  上，进行了“降维打击”。这样你还能根据映射后的向量求出原来的向量吗？

举个很简单的例子，如果  $\mathbf{a} = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$ ，那么  $\mathbf{M}\mathbf{a} = \begin{bmatrix} u+v \\ 2(u+v) \end{bmatrix}$ ；如果  $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} u+v \\ 0 \end{bmatrix}$ ，那么  $\mathbf{M}\mathbf{b} = \begin{bmatrix} u+v \\ 2(u+v) \end{bmatrix}$ 。发现问题了吗？不同的向量可以映射成同样的向量！在这种情况下，你当然是没法将映射后的向量还原的。

关于分块矩阵，这里不做讲解。分块矩阵的运算法则与一般矩阵的运算法则有许多是可以类比的。