

线性代数 (VII)

Lecturer: 杨启哲

Last modified: 2025 年 4 月 8 日

在这一章，我们将首先给出上一章所遗留的定理的证明：

定理 0.1

给定一个 $m \times n$ 的矩阵 A ，则 $\text{row-rank}(A) = \text{column-rank}(A)$.

然后我们将给出一般情况下 $Ax = b$ 的解的情况。

1 矩阵的秩

回顾之前的高斯消元法，其作用是将一个方阵 A 转换成了一个上三角矩阵 U ，如下所示：

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 9 \\ 7 & 8 & 16 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -3 & -3 \\ 7 & 8 & 16 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -3 & -3 \\ 0 & -6 & -5 \end{bmatrix} \Rightarrow U = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -3 & -3 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

我们将通过解方程的方式来证明定理 0.1，为此我们需要在一般情况下（方程个数和变元个数不一定相同）时进一步讨论高斯消元法。注意到对任意的矩阵，上述变元的消去过程可能如下所示：

$$\begin{array}{c} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 0 \\ 4 & 5 & 9 & 2 \\ 7 & 8 & 16 & 7 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 0 \\ 0 & -3 & -3 & 2 \\ 7 & 8 & 16 & 7 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 0 \\ 0 & -3 & -3 & 2 \\ 0 & -6 & -5 & 7 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 0 \\ 0 & -3 & -3 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & 3 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 9 \\ 7 & 8 & 16 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -3 & -3 \\ 7 & 8 & 16 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -3 & -3 \\ 0 & -6 & -5 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -3 & -3 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{array}$$

我们称这样最后形成的矩阵为行阶梯形矩阵：

定义 1.1 (行阶梯形矩阵)

对于一个 $m \times n$ 的矩阵 A ：

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}$$

对于其中每个 $i \in [m]$, 我们定义:

$$j_i = \begin{cases} +\infty & \text{如果第 } i \text{ 行是零行} \\ \min\{j \in [n] : a_{ij} \neq 0\} & \text{o.w.} \end{cases}$$

即 a_{ji} 是第 j 行中 **最左边的不为 0 的系数**。如果存在 $0 \leq r \leq m$ 使得:

$$j_1 < j_2 < \cdots < j_r, \quad j_{r+1} = \cdots = j_m = +\infty$$

则称 A 为**行阶梯形矩阵**。

如果 $Ax = b$ 的 A 是行阶梯形, 则我们称其是**行阶梯形的**。

一些例子。 上三角矩阵都是行阶梯形:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -3 & -3 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -3 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

下列矩阵也是行阶梯形矩阵:

$$\begin{bmatrix} 4 & -13 & 0 & 2 \\ 0 & 11 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} 4 & -13 & 0 & 2 \\ 0 & 11 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

命题 1.2

令方程组 $Ax = b$ 是行阶梯形的, 并且令 r 满足:

$$j_1 < j_2 < \cdots < j_r, \quad j_{r+1} = \cdots = j_m = +\infty$$

则方程组有 r 个首元。

证明: 由首元和行阶梯形的定义即得。 □

现在我们可以给出高斯消元法在一般方程组下的更为精确的描述:

高斯消元法的一般描述。 对于方程组 $Ax = b$, 我们维护一个值 $r \leq m$ 使得:

R1 第一行到第 r 行已经满足行阶梯形的形式 (Row Echelon Form), 即:

$$j_1 < j_2 < \cdots < j_r \leq n$$

R2 对于矩阵中第 $r+1$ 行到第 m 行第 1 列到第 j_r 列是一个全零矩阵, 即:

$$a_{ij} = 0, \quad \forall i \in [r+1, m], \forall j \in [1, j_r]$$

第一步: 初始 $r = 0$:

1. 选择最小的 $j \in [n]$ 使得第 j 列有非零的元素, 如果这样的 j 不存在, 意味着 $A = O$ 并且当 $r = 0$ 时 $R1, R2$ 已经满足, 算法结束。
2. 选择最大的 $i \in [m]$ 使得第 $a_{ij} \neq 0$ 。
3. 将第 1 行与第 i 行进行交换, 交换后我们得到在新的第一行中 $a_{1j} \neq 0$, 并且对于所有的 $t \in [1, j-1]$ 都有 $a_{1t} = 0$, 此时我们有: $j_1 = j$.
4. 对每个 $i' > 1$, 我们将第 i' 行替换成:

$$(\text{row } i') - \frac{a_{i'j}}{a_{1j}} (\text{row } 1)$$

替换之后我们有对于所有的 $i' > 1$, $a_{i'j} = 0$ 。

显然此时对于 $r = 1$, $R1$ 和 $R2$ 都是满足的。

第 $i+1$ 步: 假设对于 $r = i$, $R1$ 和 $R2$ 都是满足的, 我们继续进行如下操作:

1. 选择最小的 $j \in [j_i + 1, n]$ 使得存在 $i' \in [i+1, m]$ 使得 $a_{i'j} \neq 0$, 如果这样的 j 不存在, 算法结束。
2. 选择最大的 $i' \in [i+1, m]$ 使得第 $a_{i'j} \neq 0$ 。
3. 将第 $i+1$ 行与第 i' 行进行交换, 交换后我们得到在新的第 $i+1$ 行中 $a_{(i+1)j} \neq 0$, 并且对于所有的 $t \in [1, j-1]$ 都有 $a_{(i+1)t} = 0$, 此时我们有: $j_{i+1} = j$.
4. 对每个 $i' > i+1$, 我们将第 i' 行替换成:

$$(\text{row } i') - \frac{a_{i'j}}{a_{(i+1)j}} (\text{row } (i+1))$$

替换之后我们有对于所有的 $i' > i+1$, $a_{i'j} = 0$ 。

显然此时对于 $r = i+1$, $R1$ 和 $R2$ 都是满足的。注意到 $r \leq m$, 每一步使得算法结束或者满足 $R1$ 和 $R2$ 的 r 增加 1, 因此算法一定会结束。因此:

引理 1.3

给定一个 $m \times n$ 的矩阵 A , 高斯消元法将 A 变成一个有 r 个首元的行阶梯形矩阵 U 。

注 1.4

上述过程中, 选择最大的是可以更改的, 如课堂里我们是按最小的来选择的, 这一步主要是为了挑选一个用来进行消元的行。

我们再用一个例子来说明上述过程:

显然我们有如下结论：

引理 1.6

给定一个 $m \times n$ 的矩阵 A , 高斯消元法将 A 变成一个有 r 个首元的行阶梯形矩阵 U 。

现在我们用首元的个数来定义矩阵的秩:

定义 1.7 (矩阵的秩)

给定一个 $m \times n$ 的矩阵 A , 其秩 (rank) 定义为:

$$\text{rank}(A) = \text{矩阵 } A \text{ 的首元的个数} = r.$$

注 1.8 (关于矩阵的秩)

关于矩阵的秩, 有很多定义方式, 比如同济大学数学科学学院编制的教材《工程数学线性代数》第 7 版中给出的定义为矩阵 A 的最高阶非零子式, 而梁鑫等人编著的《线性代数入门》则是直接定义为矩阵 A 的列秩。这些定义方式都是等价的, 当然我会慢慢的证明, 对于一个矩阵, 这些定义下的秩都是一样的, 从而在使用的时候可以进行混淆。

例 1.9 (可逆矩阵的逆)

顾上一节, 注意到一个 n 阶可逆矩阵自然会有 n 个首元, 从而:

给定一个 n 阶可逆矩阵 A , 则:

$$\text{rank}(A) = \text{column-rank}(A) = \text{row-rank}(A) = n.$$

现在我们来考察上述的行阶梯形矩阵, 如:

$$A = \begin{bmatrix} 4 & -13 & 0 & 2 \\ 0 & 11 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

不难发现: $\text{rank}(A) = \text{row-rank}(A) = 2$, 所以我们有:

命题 1.11

令 A 是一个 $m \times n$ 的行阶梯形矩阵, 则 $\text{rank}(A) = \text{row-rank}(A)$.

事实上, 我们可以证明不仅是针对行阶梯形矩阵, 对于任意的矩阵 A , 其列秩、行秩和秩都是一致的:

定理 1.12

给定一个 $m \times n$ 的矩阵 A , 则

$$\text{rank}(A) = \text{row-rank}(A) = \text{column-rank}(A)$$

这也直接证明了上一章所遗留的定理0.1。证明的关键是考虑如下的一类矩阵 A :

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

其是一个行阶梯形矩阵，不仅如此其首元都是 1，并且首元的上方也都为 0，从而我们有：

$$\text{rank}(R) = \text{row-rank}(R) = \text{column-rank}(R) = 3$$

我们称这样的矩阵为行最简形：

定义 1.13

回顾一个 $m \times n$ 矩阵 A ，定义：

$$j_i = \begin{cases} +\infty & \text{如果第 } i \text{ 行是零行} \\ \min\{j \in [n] : a_{ij} \neq 0\} & \text{o.w.} \end{cases}$$

则称 A 是行最简形的 (Reduced Row Echelon Form)，如果：

1. 其是行阶梯形的，即存在 $0 \leq r \leq m$ 使得：

$$j_1 < j_2 < \cdots < j_r, \quad j_{r+1} = \cdots = j_m = +\infty$$

2. $a_{1j_1} = \cdots = a_{rj_r} = 1$ ，即所有的首元都是 1。

3. 对于所有的 $l \in [1, r], i \in [1, l-1] \cup [l+1, m]$ ，我们都有 $a_{ij_l} = 0$ ，即在首元的那一列中，除了首元之外的所有元素都是 0。

首先注意到，对于一个行最简形矩阵 R ，我们有：

命题 1.14

令 R 是一个 $m \times n$ 的行最简形矩阵，则 $\text{rank}(R) = \text{row-rank}(R) = \text{column-rank}(R)$.

其次对于一个行阶梯形矩阵 A ，我们只需要：

1. 选择最大的 j_r 满足 $j_r \neq \infty$ ，并且存在 $k < j_r$ 满足 $A(j_r, k) \neq 0$ ，如果这样的 j_r 不存在，算法结束。
2. 对每个 $k < j_r$ 满足 $A(j_r, k) \neq 0$ ，我们将第 k 行替换成：

$$(\text{row } k) - \frac{A(j_r, k)}{A(j_r, j_r)} (\text{row } j_r)$$

就能将 A 变成一个行最简形矩阵 R ，而这恰恰就是高斯-若尔当消元法：

引理 1.15

给定一个 $m \times n$ 的矩阵 A , 高斯-若尔当消元法将 A 变成一个行最简形矩阵 R , 并且有:

$$\text{rank}(A) = \text{rank}(R) = \text{column-rank}(R) = \text{row-rank}(R)$$

现在我们回到定理1.12, 我们将证明如下引理:

引理 1.16

初等行变换不改变矩阵的行秩。

引理 1.17

初等行变换不改变矩阵的列秩。

在引理1.16和引理1.17的基础上, 我们可以证明定理1.12:

证明: [定理1.12的证明]

1. 我们将 A 变成行阶梯形矩阵 U , 并且假设其有 r 个首元, 则 $\text{rank}(A) = r$ 。
2. 进一步我们将 U 变换成行最简形, 得到 R , 其还是有 r 个首元。
3. $\text{rank}(R) = \text{column-rank}(R) = \text{row-rank}(R) = \text{rank}(A)$.
4. 注意到我们只使用了初等行变换, 从而:

$$\text{column-rank}(A) = \text{column-rank}(R), \quad \text{row-rank}(A) = \text{row-rank}(R)$$

即:

$$\text{rank}(A) = \text{row-rank}(A) = \text{column-rank}(A)$$

□

下面我们完成引理1.16和引理1.17的证明, 注意到高斯若尔当消元法是基于如下的三种行变换来进行的:

1. 行加法: 将一行的倍数加到另一行, 矩阵如下所示:

$$E_{ij}(-k)A = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & \cdots & -k & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_i \\ \vdots \\ a_j \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_i - ka_j \\ \vdots \\ a_j \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix}$$

2. 行交换: 交换两行的位置, 矩阵如下所示:

$$P_{ij}A = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_i \\ \vdots \\ \mathbf{a}_j \\ \vdots \\ \mathbf{a}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_j \\ \vdots \\ \mathbf{a}_i \\ \vdots \\ \mathbf{a}_n \end{bmatrix}$$

3. 行乘法: 将一行乘以一个非零常数, 矩阵如下所示:

$$D_i(k)A = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & k & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_i \\ \vdots \\ \mathbf{a}_j \\ \vdots \\ \mathbf{a}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \vdots \\ k\mathbf{a}_i \\ \vdots \\ \mathbf{a}_j \\ \vdots \\ \mathbf{a}_n \end{bmatrix}$$

所以我们只需要证明对于这三种初等行变换, 其不改变矩阵的列秩和行秩即可:

证明: [引理1.16的证明] 令 $A = [\mathbf{a}_1^T \ \mathbf{a}_i^T \ \cdots \ \mathbf{a}_m^T]^T$, 即令其写成行向量的形式, 这里 \mathbf{a}_i 是 $1 \times n$ 的行向量。则经过一次初等行变换后, 矩阵会变成如下的形式:

$$A' = \begin{bmatrix} \mathbf{a}'_1 \\ \vdots \\ \mathbf{a}'_i \\ \vdots \\ \mathbf{a}'_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \vdots \\ k\mathbf{a}_i \\ \vdots \\ \mathbf{a}_m \end{bmatrix} \text{ 或者 } \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_i - k\mathbf{a}_j \\ \vdots \\ \mathbf{a}_m \end{bmatrix} \text{ 或者 } \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_j \\ \vdots \\ \mathbf{a}_i \\ \vdots \\ \mathbf{a}_m \end{bmatrix}$$

从而我们有:

$$\begin{aligned} C(A^T) &= \text{span}(\{\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_i, \dots, \mathbf{a}_j, \dots, \mathbf{a}_m\}) \\ &= \text{span}(\{\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_j, \dots, \mathbf{a}_i, \dots, \mathbf{a}_m\}) \\ &= \text{span}(\{\mathbf{a}_1, \dots, k\mathbf{a}_i, \dots, \mathbf{a}_j, \dots, \mathbf{a}_m\}) \\ &= \text{span}(\{\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_i - k\mathbf{a}_j, \dots, \mathbf{a}_j, \dots, \mathbf{a}_m\}) \end{aligned}$$

即:

$$\text{row-rank}(A) = \dim(C(A^T)) = \dim(C(A'^T)) = \text{row-rank}(A')$$

□

列秩不改变的证明则略微麻烦一些。

证明: [引理1.17的证明] 我们这里仅考虑行交换的情形, 其他两种情况请同学们自行验证。令:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{j1} & \cdots & a_{jn} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} = [a_1 \ \cdots \ a_i \ \cdots \ a_j \ \cdots \ a_n]$$

交换第 i 行和第 j 行后:

$$A' = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{j1} & \cdots & a_{jn} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} = [a'_1 \ \cdots \ a'_i \ \cdots \ a'_j \ \cdots \ a'_n]$$

我们比较一下 a_i 和 a_j :

$$\begin{aligned} a_i &= [a_{i1} \ \dots \ \color{red}{a_{ik}} \ \dots \ \color{red}{a_{jk}} \ \dots \ a_{in}]^T \\ a'_i &= [a_{i1} \ \dots \ \color{red}{a_{jk}} \ \dots \ \color{red}{a_{ik}} \ \dots \ a_{in}]^T \end{aligned}$$

我们需要证明:

$$\dim(\text{span}(\{a_1, \dots, a_n\})) = \dim(\text{span}(\{a'_1, \dots, a'_n\})).$$

我们可以发现, 对于任意的 $t \in [n]$, $1 \leq k_1 \leq k_2 \leq \dots \leq k_t \leq n$ 和任意的 $c_1, \dots, c_t \in \mathbb{R}$, 我们有:

$$\sum_{l \in [t]} c_l a_{k_l} = 0 \Leftrightarrow \sum_{l \in [t]} c_l a'_{k_l} = 0$$

也就是说:

- a_{k_1}, \dots, a_{k_t} 是线性相关的当且仅当 $a'_{k_1}, \dots, a'_{k_t}$ 是线性相关的。
- a_{k_1}, \dots, a_{k_t} 是 $\text{span}(a_1, \dots, a_n)$ 的一组基当且仅当 $a'_{k_1}, \dots, a'_{k_t}$ 是 $\text{span}(a'_1, \dots, a'_n)$ 的一组基。

从而:

$$\dim(C(A)) = \dim(\text{span}(\{a_1, \dots, a_n\})) = \dim(\text{span}(\{a'_1, \dots, a'_n\})) = \dim(C(A')).$$

□

注 1.18

可以看到，对于初等行变换来说：

1. 其不会改变矩阵的行空间。
2. 其会改变矩阵的列空间，但是不会改变列空间的维数。

至此，我们完成了定理0.1的证明，

定理0.1的一个技巧性证明：我们再给出一个充满技巧性地简洁证明：

我们只需证明对任意的矩阵 A ，其有 $\text{row-rank}(A) \leq \text{column-rank}(A)$ 即可。

设 $\text{row-rank}(A) = r$, $\text{column-rank}(A) = c$ 。则存在 A 的 c 个列向量 a_{i_1}, \dots, a_{i_c} 是线性无关的，并且对于 A 中的每个列向量 $a_j (j \leq n)$ ，存在 p_{j1}, \dots, p_{jc} 使得：

$$a_j = p_{j1}a_{i_1} + \dots + p_{jc}a_{i_c}$$

从而我们有：

$$A = [a_1 \ \dots \ a_n] = [a_{i_1} \ \dots \ a_{i_c}] \begin{bmatrix} p_{11} & \dots & p_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ p_{c1} & \dots & p_{cn} \end{bmatrix}$$

记等式最右面的矩阵为 P , P 是一个 $c \times n$ 的矩阵，则有：

$$\text{row-rank}(A) \leq \text{row-rank}(P) \leq c = \text{column-rank}(A)$$

□

2 $Ax = 0$ 的解

这一节开始，我们来正式讨论方程组的解的情况。首先来关注 $Ax = 0$ ，回顾 A 的零空间 $N(A)$ 的定义：

定义 (零空间 (Null Space))

给定一个 $m \times n$ 的矩阵 A ，定义其零空间 $N(A)$ 为：

$$N(A) = \{x \mid Ax = 0\}$$

即 $N(A)$ 是所有满足 $Ax = 0$ 的 x 的集合。

显然 $N(A)$ 便是 $Ax = 0$ 的解的全体集合，注意到 $N(A)$ 是 \mathbb{R}^n 的一个子空间，所以 $Ax = 0$ 的求解实际上等价于求出 $N(A)$ 的一组基。首先我们关注一个特殊情况：

引理 2.1

令 A 是一个 $m \times n$ 的矩阵，则 $\dim(C(A)) = n$ 当且仅当 $\dim(N(A)) = 0$ 。

注 2.2

事实上，这是线性代数基本定理的一个特殊情况：

$$\dim(\mathbf{C}(A)) + \dim(\mathbf{N}(A)) = n$$

我们在后续的内容中会详细讨论这个定理。

证明：令

$$A = [\mathbf{a}_1 \ \dots \ \mathbf{a}_n]$$

则我们有：

$$\begin{aligned} \dim(\mathbf{C}(A)) &= \dim(\text{span}(\{\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n\})) = n \\ \Leftrightarrow \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n &\text{是 } \mathbf{C}(A) \text{ 的一组基} \\ \Leftrightarrow \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n &\text{线性无关} \\ \Leftrightarrow \mathbf{N}(A) &= \{\mathbf{0}\} \\ \Leftrightarrow \dim(\mathbf{N}(A)) &= 0 \end{aligned}$$

□

引理2.1实际上描述了 $Ax = \mathbf{0}$ 的一种特殊情况，即当 $\mathbf{C}(A)$ 的维数等于 n 时， $\mathbf{N}(A)$ 的维数为 0，此时对任意的 $\mathbf{b} \in \mathbf{C}(A)$ ， $Ax = \mathbf{b}$ 都只有唯一解，自然 $Ax = \mathbf{0}$ 只有平凡解 $\mathbf{0}$ 。下面我们在看几个例子。

例 2.3 (第一个例子)

考察如下的方程组：

$$\begin{array}{l} x + 2y = 0 \\ 2x + 4y = 0 \end{array} \quad (\text{记作 } A \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}) \quad \Rightarrow \quad \begin{array}{l} x + 2y = 0 \\ 0 = 0 \end{array}$$

方程组只有一个首元，我们称剩下对应的变元是自由变量 (free variable)，这里 y 是自由变量，注意到任取一个 y 的值，我们都可以构造该方程组的一个解，特别的，我们令 $y = 1$ ，此时产生的解 s ：

$$s = \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

称之为特解 (special solution)，不难验证：

$$\mathbf{N}(A) = \text{span}(\{s\}).$$

例 2.4 (第二个例子)

再考虑如下的方程组:

$$x + 2y + 3z = 0, \quad \text{i.e. } \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \end{bmatrix} (\text{记作 } A) \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = 0$$

这个方程组中, y, z 都是自由变量, 分别令 $y = 1$ 和 $z = 1$ 可得两个特解 s_1, s_2 :

$$s_1 = \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad s_2 = \begin{bmatrix} -3 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

同样我们有:

$$N(A) = \text{span}(\{s_1, s_2\}).$$

上述例子给了我们求解 $Ax = 0$ 的思路, 即:

1. 将 A 变成行阶梯形 U 或者行最简形 R 。
2. 找到 U 或者 R 中的自由变量, 分别令其为 1 求得得到特解。
3. 将特解组合起来, 得到 $N(A)$ 的一组基。

特别的, 我们称:

1. 首元 (pivot) 所在的列为 **首元列 (pivot column)**, 对应的变量 x_1, x_2 称为主变量 (pivot variables).
2. 剩余列则称为 **自由列 (free columns)**, 对应的变量 x_3, x_4 称为自由变量 (free variables).

下面则是一个帮助理解的例子:

$$Cx = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 4 \\ 3 & 8 & 6 & 16 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \implies \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 4 \\ 0 & 2 & 0 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

在其行阶梯形中, 用红色来表示**首元列**, 蓝色表示**自由列**:

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

到此为止, 似乎行阶梯形已经够我们处理 $Ax = 0$ 了, 再让我们再来看下**行最简形**的好处。我们继续将上述的矩阵变成行最简形:

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

可以发现:

- 所有的首元列构成了一个 $r \times r$ 的单位矩阵，这里 r 是首元的个数。
- 每列自由列都表明了该方程组令该列对应的变元为 1 的一组特解，即：

$$\mathbf{s}_1 = \begin{bmatrix} -2 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{s}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ -2 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

我们再用一个例子来具体描述一下：令：

$$A = \begin{bmatrix} p & p & f & p & f \\ | & | & | & | & | \\ | & | & | & | & | \\ | & | & | & | & | \end{bmatrix} \implies R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & a & 0 & c \\ 0 & 1 & b & 0 & d \\ 0 & 0 & 0 & 1 & e \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

3 个首元列 p
2 个自由列 f

$$\text{rank}(R) = \text{rank}(A) = r = 3$$

从而 $Ax = 0$ 等价于：

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & a & 0 & c \\ 0 & 1 & b & 0 & d \\ 0 & 0 & 0 & 1 & e \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{bmatrix} = 0, \quad \text{i.e. } \begin{aligned} x_1 + ax_3 + cx_5 &= 0 \\ x_2 + bx_3 + dx_5 &= 0 \\ x_4 + ex_5 &= 0 \end{aligned}$$

我们有：

首元	自由变量
x_1, x_2, x_4	x_3, x_5

也即， x_3, x_5 是可以任意选择的，而 x_1, x_2, x_4 则由 x_3, x_5 决定：

$$x_1 = -ax_3 - cx_5,$$

$$x_2 = -bx_3 - dx_5,$$

$$x_4 = -ex_5$$

特别的，分别令 x_3 和 x_5 为 1 我们可以得到如下两组特解：

$$\mathbf{s}_1 = \begin{bmatrix} -a \\ -b \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{s}_2 = \begin{bmatrix} -c \\ -d \\ 0 \\ -e \\ 1 \end{bmatrix}$$

也就是说，行最简形上自由列的每一列其实都直接反映出了一个特解上首元的取值！ 同时我们有：

$$\mathbf{N}(A) = \mathbf{N}(R) = \text{span}(\{\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2\}).$$

$Ax = 0$ 的一般描述. 现在我们给出 $Ax = 0$ 的解的一般描述: 令 A 是 $m \times n$ 的矩阵, 我们考虑 $Ax = 0$ 的解。我们先使用高斯若尔当消元法将 A 转化成行最简形 R , 即:

$$Ax = 0 \iff \begin{bmatrix} 0 & \cdots & b_{1j_1} & \cdots & b_{1n} \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & b_{2n} \\ 0 & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_{j_1} \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = 0$$

其 $\text{rank}(A) = r$ 意味着存在 r 个首元:

$$b_{1j_1} = b_{2j_2} = \cdots = b_{rj_r} = 1$$

也就是

首元	自由变量
$x_{j_1}, x_{j_2}, \dots, x_{j_r}$	$x_1, \dots, x_{j_1-1}, x_{j_1+1}, \dots, x_{j_2-1}, \dots, x_{j_r+1}, \dots, x_n$

$Rx = 0$ 对应的方程组为:

$$\begin{aligned} x_{j_1} + b_{1,j_1+1}x_{j_1+1} + \cdots + b_{1,j_2-1}x_{j_2-1} + b_{1,j_2+1}x_{j_2+1} + \cdots + b_{1n}x_n &= 0 \\ x_{j_2} + b_{2,j_2+1}x_{j_2+1} + \cdots + b_{2n}x_n &= 0 \\ &\vdots \\ x_{j_r} + \cdots + b_{rn}x_n &= 0 \end{aligned}$$

从而我们可以构造出 $n - r$ 个特殊解:

$$s_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \dots, s_{j_1-1} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \dots, s_{j_1+1} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ -b_{1,j_1+1} \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \dots,$$

这意味着:

$$\mathbf{N}(A) = \mathbf{N}(R) = \text{span}(\{s_1, \dots, s_{j_1-1}, s_{j_1+1}, \dots, s_{j_2-1}, \dots, s_{j_r+1}, \dots, s_n\}).$$

即:

$$\dim(\mathbf{N}(A)) + \text{rank}(A) = n.$$

这就是线性代数基本定理的第一部分:

定理 2.5 (Fundamental Theorem of Linear Algebra, Part I)

令 A 是一个 $m \times n$ 的矩阵并且 $\text{rank}(A) = r$, 则:

1. $\dim(\mathbf{C}(A)) = \dim(\mathbf{C}(A^T)) = r$ 。
2. $\dim(\mathbf{N}(A)) = n - r$, $\dim(\mathbf{N}(A^T)) = m - r$ 。

3 $Ax = b$ 的解

最后我们来讨论对任意的 b , $Ax = b$ 的解的情况。我们需要搞清如下的三个问题:

1. 什么时候 $Ax = b$ 有解?
2. $Ax = b$ 的解的结构是怎样的?
3. 如何计算 $Ax = b$ 的解?

事实上, 当我们搞清楚 $Ax = 0$ 的解的情况时, 上述问题都会有很清晰的解答。

第一个问题。 注意到 Ax 实际上是 A 的列向量的线性组合, 从而:

定理 3.1

$Ax = b$ 有解当且仅当 $b \in \mathbf{C}(A)$

上述定理也等价于下列的表述方式:

定理 3.2

$Ax = b$ 有解当且仅当

$$\text{rank}(A) = \text{rank}(\begin{bmatrix} A & b \end{bmatrix}).$$

证明: 将 A 写成列向量的形式, 即:

$$A = \begin{bmatrix} a_1 & \cdots & a_n \end{bmatrix}$$

则我们有:

$Ax = b$ 有解

$$\begin{aligned} &\iff b \in \mathbf{C}(A) = \text{span}(\{a_1, \dots, a_n\}) \\ &\iff \text{span}(\{a_1, \dots, a_n\}) = \text{span}(\{a_1, \dots, a_n, b\}) \\ &\iff \dim(\text{span}(\{a_1, \dots, a_n\})) = \dim(\text{span}(\{a_1, \dots, a_n, b\})) \\ &\iff \text{column-rank}(A) = \text{column-rank}(\begin{bmatrix} A & b \end{bmatrix}) \\ &\iff \text{rank}(A) = \text{rank}(\begin{bmatrix} A & b \end{bmatrix}) \end{aligned}$$

□

第二个问题。 假设 x_{p_1}, x_{p_2} 是 $Ax = b$ 的两个解, 则:

$$Ax_{p_1} - Ax_{p_2} = \mathbf{0} \implies A(x_{p_1} - x_{p_2}) = \mathbf{0}$$

即: $x_{p_1} - x_{p_2}$ 是 $Ax = \mathbf{0}$ 的一个解。从而我们有:

定理 3.3

令 A 是一个 $m \times n$ 的矩阵, $x_p \in \mathbb{R}^b$ 是方程 $Ax = b$ 的一个解, 则对任意的 $x \in \mathbb{R}^n$:

$$Ax = b \iff x - x_p \in \mathbf{N}(A).$$

定理3.3告诉我们, $Ax = b$ 的解可以分解成如下的形式:

$$\textcolor{red}{Ax = b \text{的一个解 } x_p} + \textcolor{blue}{Ax = \mathbf{0} \text{的解 } x}$$

特别的, 我们称 x_p 为 $Ax = b$ 的一个特解。从而令

$$\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_l$$

是 $Ax = \mathbf{0}$ 的一组特殊解, 即其零空间 $\mathbf{N}(A)$ 的一组基, 从而 $l = n - \text{rank}(A)$ 。则任何一个 $Ax = b$ 的解都可以表示为:

$$x = x_p + c_1 \mathbf{s}_1 + \dots + c_l \mathbf{s}_l.$$

注意到 A 的秩 r 应该满足:

$$r = \text{rank}(A) = \text{column-rank}(A) = \text{row-rank}(A) \leq \min\{m, n\}$$

从而我们有:

m	n	$\dim(\mathbf{N}(A))$	$Ax = b$ 的解的个数
$= r$	$= r$	0	1
$= r$	$> r$	≥ 1	∞
$> r$	$= r$	0	0 or 1
$> r$	$> r$	≥ 1	0 or ∞

表 1 不同情况下 $Ax = b$ 的解的情况

第三个问题。 由前面的讨论可知, 我们可以通过高斯若尔当消元法来求得 $Ax = b$ 的解:

1. 对增广矩阵 $[A \quad b]$ 使用高斯若尔当消元法, 将其变成行最简形 $[R \quad c]$ 。
2. 根据 $[R \quad c]$ 令所有的自由变量为 0, 求得 $Ax = b$ 的一组特解 x_p , 如果不存在特解, 则 $Ax = b$ 无解。
3. 根据 R 求得 $Ax = \mathbf{0}$ 的一组基 s_1, \dots, s_l 。

4. 最后 $Ax = b$ 的解可以表示为:

$$x = x_p + c_1 s_1 + \cdots + c_l s_l,$$

这里 $c_1, \dots, c_l \in \mathbb{R}$.

最后我们再通过一个例子来理解一下上述过程:

例 3.4

我们来求解下列的方程组 $Ax = b$, 其中:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 5 \\ 2 & 4 & 8 & 12 \\ 3 & 6 & 7 & 13 \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} 0 \\ 6 \\ -6 \end{bmatrix} \quad \text{即: } \begin{cases} x_1 + 2x_2 + 3x_3 + 5x_4 = 0 \\ 2x_1 + 4x_2 + 8x_3 + 12x_4 = 6 \\ 3x_1 + 6x_2 + 7x_3 + 13x_4 = -6 \end{cases}$$

解: 对 $[A \ b]$ 使用高斯若尔当消元法变成行最简形得:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 5 & 0 \\ 2 & 4 & 8 & 12 & 6 \\ 3 & 6 & 7 & 13 & -6 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 & 2 & -9 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{记为 } [R \ c])$$

1. x_1, x_3 是首元, 令自由变元 $x_2 = x_4 = 0$ 可求得 $Rx = c$ (即 $Ax = b$) 的一个解 x_p :

$$x_p = \begin{bmatrix} -9 \\ 0 \\ 3 \\ 0 \end{bmatrix}$$

2. 考察方程组 $Rx = 0$, 分别令 $x_2 = 1$ 和 $x_4 = 1$ 可以求得其解得一组基 s_1, s_2 :

$$s_1 = \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad s_2 = \begin{bmatrix} -2 \\ 0 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

3. 从而 $Ax = b$ 的解可以表示为 x :

$$x = x_p + c_1 s_1 + c_2 s_2 = \begin{bmatrix} -9 \\ 0 \\ 3 \\ 0 \end{bmatrix} + c_1 \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + c_2 \begin{bmatrix} -2 \\ 0 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -9 - 2c_1 - 2c_2 \\ c_1 \\ 3 - c_2 \\ c_2 \end{bmatrix}$$

□