

MIT-18.06：线性代数

[课程视频](#) 和 [配套教材](#)（提取码：whs9）在这里！

如果我大二的时候学的是这套线代教程，我的人生轨迹就会发生变化：可能绩点会有大的改观，可能拿到保研资格，可能不会因为考研不考数学而跟医工院深度绑定，可能离开天津前往上海，可能硕士毕业就参加工作，可能不会在一个不喜欢的行业继续读博苟延残喘，之后的人生理应处处发生改变吧。

这份文档并非是面面俱到的笔记，而是我在学习相关课程中发现的重要结论与新的收获。

若无特殊说明，本文中大写字母表示二维矩阵，小写字母表示行向量。

1. 方程组的几何解释

1.1 矩阵的“列视图”

对于多元一次线性方程组：

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 = b_2 \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 = b_3 \end{cases} \quad (1-1)$$

式 (1-1) 可以改写为矩阵 & 向量的乘法形式：

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} \quad (1-2)$$

$$\mathbf{A}\mathbf{x}^T = \mathbf{b}^T \quad (1-3)$$

在面对式 (1-2) 这种类型的矩阵乘法时，我们通常习惯以“**元素的加权和**”这一视角来描述一种“数群”至“数字”的运算过程，即存在这样的思维习惯： $b_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3$ 。此时我们接受系数矩阵 \mathbf{A} 的方式是逐行进行的，是一种略显复杂的动态过程。

列视图是一种我以前未曾发现的全新视角，其本质为矩阵列的线性组合，基于列视图，我们可以把式 (1-2) 改写为：

$$x_1 \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ a_{31} \end{bmatrix} + x_2 \begin{bmatrix} a_{12} \\ a_{22} \\ a_{32} \end{bmatrix} + x_3 \begin{bmatrix} a_{13} \\ a_{23} \\ a_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} \quad (1-4)$$

显然，在面对形如“矩阵右乘向量”之类的运算时，使用**列视图**能够更好地简化思路，在实际应用中帮助我们明确信息传递的真实意义。

2. 矩阵消元

2.1 矩阵的“行视图”

对于向量 & 矩阵的乘法 $\mathbf{aX} = \mathbf{b}$:

$$\begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 & b_2 & b_3 \end{bmatrix} \quad (2-1)$$

与式 (1-4) 不同，这是“矩阵左乘向量”的运算形式，因此可以使用**行视图**对其进行观察与分析：

$$a_1 \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \end{bmatrix} + a_2 \begin{bmatrix} x_{21} & x_{22} & x_{23} \end{bmatrix} + a_3 \begin{bmatrix} x_{31} & x_{32} & x_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 & b_2 & b_3 \end{bmatrix} \quad (2-2)$$

掌握矩阵的**行视图**与**列视图**有助于我们进一步理解矩阵初等变换以及逆矩阵的本质。

2.2 矩阵乘法的新视角

由 1.1 以及 2.1 的内容可知，矩阵之间的乘法可视为**左矩阵**与多个**列向量**的乘法，抑或多为多个**行向量**与**右矩阵**的乘法。例如 $\mathbf{AB} = \mathbf{C}$ 除了最基础、最抽象的**运算型** (*regular way*) 表示：

The regular way: a row of \mathbf{A} times a column of \mathbf{B} to get a number of \mathbf{C}

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_i a_{1i} b_{i1} & \sum_i a_{1i} b_{i2} & \sum_i a_{1i} b_{i3} \\ \sum_i a_{2i} b_{i1} & \sum_i a_{2i} b_{i2} & \sum_i a_{2i} b_{i3} \\ \sum_i a_{3i} b_{i1} & \sum_i a_{3i} b_{i2} & \sum_i a_{3i} b_{i3} \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

还可以表示为**列型** (*column way*) 和**行型** (*row way*)：

The column way: matrix A times a column of B to get a column of C

The row way: a row of A times matrix B to get a row of C

$$AB = A \begin{bmatrix} b_{11} \\ b_{21} \end{bmatrix} \oplus A \begin{bmatrix} b_{21} \\ b_{22} \end{bmatrix} \oplus A \begin{bmatrix} b_{31} \\ b_{32} \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

$$AB = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \end{bmatrix} B \oplus \begin{bmatrix} a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} B \oplus \begin{bmatrix} a_{31} & a_{32} \end{bmatrix} B \quad (2-5)$$

此时 \oplus 视情况分别表示**列向量在横向**或**行向量在纵向**的拼接。除了上述三种运算角度，其实还有**行视图**、**列视图**混用的第四种形式：

The 4th way: a column of A times a row of B to get a partial matrix of C

$$AB = \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ a_{31} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{12} \\ a_{22} \\ a_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{21} & b_{22} & b_{23} \end{bmatrix} = \sum_i A(:, i) B(i, :) \quad (2-6)$$

这种混合视图隐藏的信息非常重要：

- (1) AB 结果中的**每一列**，都是左矩阵 A 中**各列**的**线性组合**
- (2) AB 结果中的**每一行**，都是右矩阵 B 中**各行**的**线性组合**

上述结论通常与行（列）空间结合，帮助我们判断矩阵是否可逆（满秩）。

2.3 矩阵初等变换的意义

对矩阵 X 进行单次初等行变换，相当于 X 左乘一个操作矩阵 H ，例如矩阵**第一行不变**、**第二行减去第一行的两倍**：

$$\begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} - 2x_{11} & x_{22} - 2x_{12} \end{bmatrix} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{bmatrix} \quad (2-7)$$

上述过程太抽象？回过头去看看式 (2-1) 和 (2-5)，想想矩阵的**行视图**、矩阵乘法的**行型**：

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{bmatrix} \quad (2-8)$$

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{bmatrix} = 1 \times \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \end{bmatrix} + 0 \times \begin{bmatrix} x_{21} & x_{22} \end{bmatrix}, \text{ (row 1)} \\ \begin{bmatrix} -2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{bmatrix} = -2 \times \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \end{bmatrix} + 1 \times \begin{bmatrix} x_{21} & x_{22} \end{bmatrix}, \text{ (row 2)} \end{cases} \quad (2-9)$$

对应地，单次初等列变换等价于 \mathbf{X} 右乘一个操作矩阵 \mathbf{V} ，例如矩阵**第一列除以2、第二列乘3以后加上第一列变换后的5倍**：

$$\begin{bmatrix} \frac{x_{11}}{2} & 3x_{12} + \frac{5x_{11}}{2} \\ \frac{x_{21}}{2} & 3x_{22} + \frac{5x_{21}}{2} \end{bmatrix} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{5}{2} \\ 0 & 3 \end{bmatrix} \quad (2-10)$$

朝闻道，夕死可矣。

3 逆矩阵

3.1 判断矩阵是否可逆

书接上回，例如病态矩阵 \mathbf{A} ：

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 4 \\ 2 & 8 \end{bmatrix} \quad (2-7)$$

要判断 \mathbf{A} 是否可逆，即寻找一个矩阵 \mathbf{A}^{-1} 使得 $\mathbf{A}\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{I}$ 。根据上一节末尾的结论， $\mathbf{A}\mathbf{A}^{-1}$ 的每一列都是 \mathbf{A} 中各列的线性组合。但是 \mathbf{A} 的各列是**共线**的，而 $[1, 0]^T$ 所在直线并不在方向向量为 $[1, 2]^T$ 的线簇中，因此在本例中我们永远无法组合出单位向量，换句话说 \mathbf{A} 不可逆。

更一般地，如果我们能找到一个非零列向量 $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ 使得以下方程成立，则 \mathbf{A} 不可逆：

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0} \quad (2-8)$$

这一结论可以从两方面理解：

(1) \mathbf{A} 中存在某一列（行）可以由其它列（行）的线性组合表示，即该列（行）对于填充矩阵必要信息没有起到任何作用，因此这个矩阵就是“病态”的，是不完整的，也就不可逆

(2) 若 \mathbf{A} 可逆，则有 $\mathbf{A}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}$ ，从而 $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ ，这与非零列向量的前提是矛盾的，所以 \mathbf{A} 不可逆

3.2 求解方阵的逆矩阵

简单起见，我们先具体到一个非奇异的二阶方阵 B ：

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 7 \end{bmatrix} \quad (2-9)$$

关于如何求解逆矩阵 B^{-1} ，有两种主要思路，**第一种**是 *Gauss's way*，即依次求解二元一次线性方程组：

$$B\mathbf{x}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, B\mathbf{x}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-10)$$

$$B^{-1} = [\mathbf{x}_1 \quad \mathbf{x}_2] \quad (2-11)$$

需要注意的是，*Gauss* 通过增广矩阵 (*augmented matrix*) 与初等行变换来实现方程组求解，以 $B\mathbf{x}_1$ 为例：

$$\hat{B} = \left[\begin{array}{cc|c} 1 & 3 & 1 \\ 2 & 7 & 0 \end{array} \right] \rightarrow \left[\begin{array}{cc|c} 1 & 3 & 1 \\ 0 & 1 & -3 \end{array} \right] \rightarrow \left[\begin{array}{cc|c} 1 & 0 & 7 \\ 0 & 1 & -2 \end{array} \right] \quad (2-12)$$

显然我们已经得到了 \mathbf{x}_1 ，以此类推可解出 \mathbf{x}_2 。

第二种是 *Gauss-Jordan's way*，即一次性求解多个多元一次线性方程组，具体实施方法是在 *Gauss* 的基础上进一步拓展增广矩阵 \hat{B} ，并通过彻底的初等行变换将增广矩阵的左半部分化简为单位阵，则增广部分即为逆矩阵：

$$\hat{B} = \left[\begin{array}{cc|cc} 1 & 3 & 1 & 0 \\ 2 & 7 & 0 & 1 \end{array} \right] \rightarrow \left[\begin{array}{cc|cc} 1 & 3 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & -2 & 1 \end{array} \right] \rightarrow \left[\begin{array}{cc|cc} 1 & 0 & 7 & -3 \\ 0 & 1 & -2 & 1 \end{array} \right] \quad (2-13)$$

$$B^{-1} = \begin{bmatrix} 7 & -3 \\ -2 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-14)$$