第1章 向量及其运算

□ 1.1 引言

线性代数的中心问题是求解线性方程组。 如给定一个线性方程组:

$$\begin{cases} x + 2y = 4 \\ 2x - 3y = -2 \end{cases}$$

它能表示为:

$$x \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} + y \begin{bmatrix} 2 \\ -3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 \\ -2 \end{bmatrix}$$

此方程组可解等价于: $\begin{bmatrix} 4 \\ -2 \end{bmatrix}$ 可表示为 $\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$ 和 $\begin{bmatrix} 2 \\ -3 \end{bmatrix}$ 的线性组合。

□ 1.2 n维向量空间的点

一维:每个实数x一一对应于数轴上的点;

二维:每个二元有序数组(x,y)一一对应于二维平面上的点;

三维:每个三元有序数组(x, y, z)一一对应于三维空间中的点。

n 维:

定义 n 维空间的点为一个 n 元有序数组 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots x_n)$ 称 x_i 是点 \mathbf{x} 的第 i 个坐标。

□ 1.3 向量

向量(vector)是空间中具有一定长度和方向的直线段。

向量的加法(addition): 平行四边形法则或三角形法则。 向量的数乘(scalar multiplication)

如果固定向量的起点为原点,向量由其终点唯一确定。

也就是: (1) n 维空间中的点,(2) n 元有序数组,(3) n 维空间中由原点出发的向量,都是等价的。

记:

$$\boldsymbol{a} = \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix}$$

为列向量。 a_i 是向量a第 i 个分量。也可以简写为 (a_1, \dots, a_n) 。

□ 1.4 向量空间的定义

由向量元素构成的非空集合 V, 若定义了加法和数乘运算, 且对任意向量 a,b,c 及数 $k,l \in F$ (没特殊说明就当实数)满足 8 条性质(封闭性):

1)
$$a + (b + c) = (a + b) + c$$

- 2) a + b = b + a
- 3) 存在零向量 0: a + 0 = a
- 4) 对任意向量 \mathbf{a} ,存在唯一相反向量 $-\mathbf{a}$,使得 $\mathbf{a} + (-\mathbf{a}) = 0$
- 5) $1 \cdot a = a$
- 6) (kl)a = k(la)

- 7) $k(\boldsymbol{a} + \boldsymbol{b}) = k\boldsymbol{a} + k\boldsymbol{b}$
- 8) $(k+l)\mathbf{a} = k\mathbf{a} + l\mathbf{a}$

则称 V为定义在数域 F上的向量空间(vector space)。

□ 1.5 向量空间的线性组合

设 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_m$ 是 $m \land n$ 维向量, $c_1, \dots, c_m \in R$,则称 $c_1 \mathbf{v}_1 + \dots + c_m \mathbf{v}_m$ 是向量 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_m$ 的一个线性组合(linear combination)。

3 维空间中,向量 $\mathbf{u}(\mathbf{t} \mathbf{0})$ 、 \mathbf{u} , $\mathbf{v}(\mathbf{r}, \mathbf{v}, \mathbf{w}(\mathbf{r}, \mathbf{v}, \mathbf{w}))$ 的所有线性组合分别是一条直线、一个平面、整个 3 维空间。

□ 1.6 向量的点积、长度

设**v** = (v_1, \dots, v_n) , **w** = (w_1, \dots, w_n) 是两个 n 维向量,定义:

$$\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = v_1 w_1 + \dots + v_n w_n$$

为 v 和 w 的点积(dot product),又称内积(inner product)或数量积(scalar product)。 注意:点积是一个数。

例: 经济学中的点积

已知三种商品价格为 p_1 , p_2 , p_3 ,其交易数量分别为 q_1 , q_2 , q_3 ,其中 $q_i > 0$ 表示卖出, $q_i < 0$ 表示买入。则总收入= $p_1q_1 + p_2q_2 + p_3q_3$ 若记价格向量为 $\mathbf{p} = (p_1, p_2, p_3)$,交易数量向量为 $\mathbf{q} = (q_1, q_2, q_3)$ 则总收入= $\mathbf{p} \cdot \mathbf{q}$ 。若 $\mathbf{p} \cdot \mathbf{q}$ 。若 $\mathbf{p} \cdot \mathbf{q}$ 。

向量 v 的长度(length)或模(norm)定义为:

$$||\mathbf{v}|| = \sqrt{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}} = \sqrt{v_1^2 + \dots + v_n^2}$$

若 $||\mathbf{v}|| = 1$,则称为单位向量(unit vector)。

如:
$$\mathbf{i} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$
, $\mathbf{j} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{u} = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix}$ 都是二维单位向量。

单位化:任一非零向量 \mathbf{v} ,则 $\mathbf{v}/||\mathbf{v}||$ 是沿 \mathbf{v} 方向的单位向量。

□ 1.7 向量的夹角

规定:零向量与任意向量垂直。

两非零向量 v,w 的夹角 θ 满足(根据余弦定理可证):

$$cos\theta = \frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}}{||\mathbf{v}||||\mathbf{w}||}$$

□ 1.8 两个不等式

① Cauchy-Schwarz 不等式(Cauchy-Schwarz inequality)

$$|\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}| \le ||\mathbf{v}|| ||\mathbf{w}||$$

由−1 ≤ $cos\theta$ ≤ 1即可得。

等号当且仅当一个向量是另一个向量的倍数($\theta = 0$ or π)。

② 三角不等式(triangle inequality)

$$||v + w|| \le ||v|| + ||w||$$

两边取平方,由 Cauchy-Schwarz 不等式可证。

等号当且仅当一个向量是另一个向量的非负倍数($\theta = 0$)。

几何意义: 三角形中两边之和大于第三边。

例: $\mathbf{v} = (a, b), \mathbf{w} = (b, a),$ 由 Cauchy-Schwarz 不等式得:

$$|\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}| = 2ab \le ||\mathbf{v}|| ||\mathbf{w}|| = a^2 + b^2$$

令 $x = a^2, y = b^2$ 得:

$$\sqrt{xy} \le \frac{x+y}{2}$$

即几何平均数(Geometric mean)不大于算术平均数(Arithmetic mean)。

第2章 矩阵与线性方程组

□ 2.1 矩阵与向量的乘积

英国数学家 Cayley 是矩阵论的奠基人,他提到矩阵的出现或是在行列式的发展之后,或是作为描述线性方程组的简便方法而来。

例:

$$\begin{cases} x_1 + x_2 - x_3 = 1 \\ 2x_1 + x_3 = 3 \\ 2x_2 + x_3 = 3 \end{cases}$$

改写为线性组合形式:

$$x_1 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 0 \end{bmatrix} + x_2 \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix} + x_3 \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 3 \end{bmatrix}$$

记 3 个列向量为 u,v,w, 常数向量记为 b,

令:
$$A = (\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w}), \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$
, 则:

$$A\mathbf{x} = (\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w}) \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = x_1 \mathbf{u} + x_2 \mathbf{v} + x_3 \mathbf{w} = \mathbf{b}$$

Ax = b记成矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 2 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 3 \end{bmatrix}$$

矩阵 A 与未知向量 \mathbf{x} 的乘积等于矩阵的列向量的线性组合。矩阵 A 称为系数矩阵(coefficient matrix)。

上述方程组也可改写为:

$$\begin{cases} (1,1,-1) \cdot (x_1, x_2, x_3) = 1 \\ (2,0,1) \cdot (x_1, x_2, x_3) = 3 \\ (0,2,1) \cdot (x_1, x_2, x_3) = 3 \end{cases}$$

也就是:

$$A\mathbf{x} = \begin{bmatrix} (\text{row1}) \cdot \mathbf{x} \\ (\text{row2}) \cdot \mathbf{x} \\ (\text{row3}) \cdot \mathbf{x} \end{bmatrix}$$

矩阵的每一行与列向量x的点积是Ax向量的每一个分量。

所以上述线性方程组可有两种理解:

1) 求列向量
$$\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 0 \end{bmatrix}$$
, $\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$ 的线性组合,使之等于 $\begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 3 \end{bmatrix}$

2) 求向量
$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$
, 使之与系数矩阵行向量 $\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} 2 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} 0 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$ 的点积分别为 1,3,3

注: 此处的矩阵都是行数和列数相同的矩阵,即方阵。

山 2.2 可逆矩阵

若Ax = b对任意向量 b 有唯一解,则 A 是可逆的(invertible)

例:
$$\begin{cases} x_1 = b_1 \\ -x_1 + x_2 = b_2 \\ -x_2 + x_3 = b_3 \end{cases} \leftrightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix}$$

给定任意 b_1,b_2,b_3 ,方程组有唯一解 $\begin{cases} x_1=b_1\\ x_2=b_1+b_2\\ x_3=b_1+b_2+b_3 \end{cases}$

故系数矩阵
$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix}$$
 是可逆矩阵(invertible matrix)。

对线性方程组 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$,若A可逆,则可由常数项 \mathbf{b} 求得 \mathbf{x} 。

如例子的未知向量 \mathbf{x} ,使用常数向量 \mathbf{b} 表示为:

$$\begin{cases} x_1 = b_1 \\ x_2 = b_1 + b_2 \\ x_3 = b_1 + b_2 + b_3 \end{cases} \leftrightarrow \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = S\mathbf{b}$$

该矩阵记为S,则S是原来系数矩阵A的逆矩阵(inverse matrix),记为: A^{-1}

设
$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{bmatrix}$$
, $\mathbf{v} = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{bmatrix}$, $\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \end{bmatrix}$, 若 $A = (\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w})$ 可逆,则 $\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w}$ 的全部线性组合

是整个3维空间。

此时 $\mathbf{0}$ 写成 \mathbf{u} , \mathbf{v} , \mathbf{w} 的线性组合只有一种可能: $\mathbf{0} = 0\mathbf{u} + 0\mathbf{v} + 0\mathbf{w}$ 这时称向量 \mathbf{u} , \mathbf{v} , \mathbf{w} 线性无关(linearly independent),对应 $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 只有零解。

否则 $\mathbf{0}$ 可以写成 \mathbf{u} , \mathbf{v} , \mathbf{w} 的多种线性组合。此时称矩阵 $A = (\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w})$ 是奇异的 (singular),向量 \mathbf{u} , \mathbf{v} , \mathbf{w} 线性相关(linearly dependent)。 也就是 $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 存在非零解。

例:循环差分矩阵

$$\begin{cases} x_1 - x_3 = b_1 \\ x_2 - x_1 = b_2 \\ x_3 - x_2 = b_3 \end{cases} \leftrightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix}$$

若
$$\mathbf{b} = 0$$
,则 $\mathbf{x} = \mathbf{c} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$, c 是任意实数。(无穷多解)

若
$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 5 \end{bmatrix}$$
,则方程无解。

从几何上看,3 个列向量 $\begin{bmatrix} 1\\ -1\\ 0 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} 0\\ 1\\ -1 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} -1\\ 0\\ 1 \end{bmatrix}$ 线性相关,全部线性组合都在平面

x+y+z=0上。向量 $\begin{bmatrix} 1\\ 3\\ 5 \end{bmatrix}$ 在该平面外部,不能写成 3 个列向量线性组合。

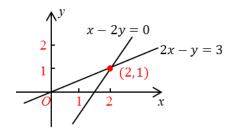
总结:

- 1) 若方阵 A 的列向量线性无关,则 A 可逆, $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 只有零解;
- 2) 若方阵 A 的列向量线性相关,则 A 奇异, $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 有无穷多解。

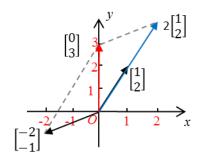
2.3 线性方程组的行图和列图

给定线性方程组
$$\begin{cases} x - 2y = 0 \\ 2x - y = 3 \end{cases}$$

- 1) 可以写成矩阵形式: $\begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 2 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \end{bmatrix}$
- 2) 从行的角度看,每行代表一条直线,方程组的解是两条直线的交点。 方程组的行图(row picture):



3) 从列的角度看,方程组可改写为: $x \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} + y \begin{bmatrix} -2 \\ -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \end{bmatrix}$ 解方程组等价于: $\bar{x} \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \end{bmatrix}$ 关于系数矩阵列向量 $\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$ 和 $\begin{bmatrix} -2 \\ -1 \end{bmatrix}$ 的线性组合。方程组的列图(column picture):



4) 系数矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 2 & -1 \end{bmatrix}$ 是可逆的。

考虑
$$\begin{cases} x - 2y = b_1 \\ 2x - y = b_2 \end{cases}$$
 求得:
$$\begin{cases} x = \frac{-b_1 + 2b_2}{3} \\ y = \frac{-2b_1 + b_2}{3} \end{cases}$$
 (唯一解) 即:
$$A^{-1} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$$

一般地, $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 的每行表示一条直线(n=2),或一张平面(n=3)或超平面(n>3)。解方程组等价于:

- 1) 看这些直线、平面、超平面有没有交点。
- 2) b 能否表示为系数矩阵的列向量线性组合。

方程组对任意 **b** 有唯一解,等价于: A 可逆。 此时**x** = A^{-1} **b**,即 **x** 可表示为 A^{-1} 列向量的线性组合。

第3章 高斯消元法

四 3.1 Gauss 消元法

Gauss 享有数学王子的美誉。

例 1:
$$\begin{cases} 2x + y + z = 1 \\ 6x + 2y + z = -1 \\ -2x + 2y + z = 7 \end{cases}$$

利用第一主元消元,消去第2,3个方程的x:

$$\begin{cases} 2x + y + z = 1 \\ -1y - 2z = -4 \\ 3y + 2z = 8 \end{cases}$$

利用第二主元消元,消去第3个方程的y:

$$\begin{cases} 2x + y + z = 1 \\ -1y - 2z = -4 \\ 4z = -4 \end{cases}$$

消元的目的是得到上三角系统(upper trianglar system)。 很容易求得z = 1,回代(back substitution)得: y = 2, x = -1 对应矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 6 & 2 & 1 \\ -2 & 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 7 \end{bmatrix} \xrightarrow{(2)-3(1),(3)+(1)} \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 0 & -1 & -2 \\ 0 & 3 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ -4 \\ 8 \end{bmatrix} \xrightarrow{(3)+3(2)}$$

$$\begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & -2 \\ 0 & 0 & -4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ -4 \\ -4 \end{bmatrix}$$

得到的系数矩阵是上三角矩阵,记为 U。矩阵对角线的 2 < -1 < 4 称为主元(pivot),主元位置必须非 0。

例 2:

①
$$\begin{cases} 1x - 2y = 2 & (2) - 3(1) \\ 3x - 6y = 16 & \end{cases} \begin{cases} 1x - 2y = 2 \\ 0 = 10 & \end{cases}$$
 无解

②
$$\begin{cases} 1x - 2y = 2 & (2) - 3(1) \\ 3x - 6y = 6 & \end{cases} \begin{cases} 1x - 2y = 2 \\ 0 = 0 & \text{ } \end{cases}$$
 无穷多解

从行图角度: ①是两条平行的直线,没有交点,所以方程组无解; ②的两条直线重合,有无穷多交点,方程组有无穷多解。

从列图角度: ①是两个列向量(1,3)(-2,-6)共线,常数向量(2,16)不在这条直线上, 所以无法线性组合; ②的常数向量(2,6)与两个共线的列向量在同一直线。

若消元过程出现 $0 = c \neq 0$ 或0 = 0,则消元法中止。

例 3:
$$\begin{cases} y-z=3\\ -2x+4y-z=1\\ -2x+5y-4z=-2 \end{cases}$$

第一主元位置是 0, 看似无法消元, 但是交换 row1 和 row2 就可以继续消元:

$$\frac{(1)\leftrightarrow(2)}{\longrightarrow} \begin{cases}
-2x + 4y - z = 1 \\
y - z = 3
\end{cases}
\xrightarrow{(3)-(1)} \begin{cases}
-2x + 4y - z = 1 \\
y - z = 3
\end{cases}
\xrightarrow{(3)-(2)} \begin{cases}
y - z = 3
\end{cases}
\xrightarrow{(3)-(2)} \begin{cases}
y - z = 3
\end{cases}$$

$$\begin{cases}
-2x + 4y - z = 1 \\
y - 3z = -3
\end{cases}$$

$$\begin{cases}
-2x + 4y - z = 1 \\
y - 3z = -3
\end{cases}$$

对应矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 \\ -2 & 4 & -1 \\ -2 & 5 & -4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ -2 \end{bmatrix} \xrightarrow{(1) \leftrightarrow (2)} \begin{bmatrix} -2 & 4 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \\ -2 & 5 & -4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ -2 \end{bmatrix} \xrightarrow{(3) - (1)}$$

$$\begin{bmatrix} -2 & 4 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 1 & -3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ -6 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ -6 \end{bmatrix}$$

上述求解过程可以推广到含n个未知量n个方程的情形。Gauss 消元法步骤:

1) 若方程组的第一主元为 0, 则交换方程以得到第一主元;

- 2) 用第一个方程的倍数消去第一主元下方所有系数;
- 3) 确定第二主元,继续以上消元过程;
- 4) 最后得到含有一个未知量的方程,回代得方程组的解。

n个方程有n个主元,方程组有唯一解。

消元中止,表示方程组无解或有无穷多解(出现 $0 = c \neq 0$ 或0 = 0)。

□ 3.2 消元法的矩阵表示

※ 3.2.1 消去矩阵

例:
$$\begin{cases} x + 2y + z = 2\\ 3x + 8y + z = 12\\ 4y + z = 2 \end{cases}$$

$$A\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 3 & 8 & 1 \\ 0 & 4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 12 \\ 2 \end{bmatrix} = \mathbf{b} \xrightarrow{(2)-3(1)} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & -2 \\ 0 & 4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 6 \\ 2 \end{bmatrix} \xrightarrow{(3)-2(2)}$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{1} & 2 & 1 \\ 0 & \mathbf{2} & -2 \\ 0 & 0 & \mathbf{5} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 6 \\ -10 \end{bmatrix}$$

若将系数矩阵A第 2 行第 2 列元素由 8 换成 6,则消元法第二步要暂停,需要先将第 2、3 行交换:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 3 & 6 & 1 \\ 0 & 4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 12 \\ 2 \end{bmatrix} \xrightarrow{(2)-3(1)} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & -2 \\ 0 & 4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 6 \\ 2 \end{bmatrix}$$

若系数矩阵A第3行第3列元素由1换成-4,则消元法中止,得不到第三主元:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & -2 \\ 0 & 4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 6 \\ 2 \end{bmatrix} \xrightarrow{(3)-2(2)} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & -2 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 6 \\ -10 \end{bmatrix}$$

消元法成功,相当于原来的系数矩阵A可逆,等价于最后变换的系数矩阵U是可逆的上三角矩阵。

对于 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 线性方程组,怎么用尽可能简洁的方式描述对方程组消元化简的过程? 设 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 位n 行n 列的方阵, $\mathbf{x} = (x_1, \cdots x_n)$ 是n 维向量:

矩阵乘向量
$$A\mathbf{x} = x_1\overrightarrow{col_1} + \dots + x_n\overrightarrow{col_n} = \begin{bmatrix} \overrightarrow{row_1} \cdot \mathbf{x} \\ \vdots \\ \overrightarrow{row_n} \cdot \mathbf{x} \end{bmatrix}$$

 $A\mathbf{x}$ 的第 i 个分量= $a_{i1}x_1 + \cdots a_{in}x_n$

上例消元法的第一步: 第二个方程减去第一个方程的 3 倍:

$$\boldsymbol{b} = \begin{bmatrix} 2 \\ 12 \\ 2 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 2 \\ 6 \\ 2 \end{bmatrix}$$

使用一个矩阵实现此步消元:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -3 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 - 3b_1 \\ b_3 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -3 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 12 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 6 \\ 2 \end{bmatrix}$$

此矩阵记为 E_{21} ,其效果是第一、三个分量保持不变,第二个分量减去第一个分量的 3 倍。

上例消元法的第二步: 第三个方程减去第二个方程的 2 倍:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 - 2b_2 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 6 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 6 \\ -10 \end{bmatrix}$$

此矩阵记为 E_{32} ,其效果是第一、二个分量保持不变,第三个分量减去第二个分量的 2 倍。

$$E_{21} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -3 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 是单位矩阵 $I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 第二行减去第一行 3 倍得到。

$$E_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$
是单位矩阵 $I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 第三行减去第二行 2 倍得到。

称 E_{21} , E_{32} 这样的矩阵为消去矩阵(elimination matrix)。 这是一类初等矩阵(elementary matrix)。

定义矩阵的乘法:

$$AB = A(\mathbf{b_1} \quad \mathbf{b_2} \quad \mathbf{b_3}) := (A\mathbf{b_1} \quad A\mathbf{b_2} \quad A\mathbf{b_3})$$

矩阵 E_{21} 与A的乘法运算:

$$E_{21}A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -3 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 3 & 8 & 1 \\ 0 & 4 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & -2 \\ 0 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

消元过程就是: 消去矩阵同时左乘系数矩阵 A 和常数项 \mathbf{b} 。 即: $EA\mathbf{x} = E\mathbf{b}$

※ 3.2.2 置换矩阵

若主元位置为 0, 需先交换方程。如 3.1 的例 3:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 \\ -2 & 4 & -1 \\ -2 & 5 & -4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ -2 \end{bmatrix} \xrightarrow{(1) \leftrightarrow (2)} \begin{bmatrix} -2 & 4 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \\ -2 & 5 & -4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ -2 \end{bmatrix}$$

矩阵
$$P_{12} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
同时满足: $P_{12} \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 \\ -2 & 4 & -1 \\ -2 & 5 & -4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2 & 4 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \\ -2 & 5 & -4 \end{bmatrix}$

$$P_{12} \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ -2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ -2 \end{bmatrix}$$

 P_{12} 是单位矩阵 I 交换第一、二行所得。 将单位矩阵 I 的第 i,j 行交换得到的矩阵称为置换矩阵(permutation matrix)。 P_{ij} A 将矩阵 A 的第 i,j 行交换。

※ 3.2.3 初等行变换和初等矩阵

对方程组Ax = b,消元法涉及三种同解变形:

- 1) 将一个方程减去另一个方程的倍数;
- 2) 交换两个方程;
- 3) 用一个非零数乘一个方程。

称矩阵($A|\mathbf{b}$)为增广矩阵(augmented matrix)。相应地对其做三种行变换:

- 1) 将一行减去另一行的倍数;
- 2) 交换两行;
- 3) 用一个非零数乘一行。

这样的变换称为初等行变换。

由单位矩阵经过一次行变换得到的矩阵称为初等矩阵。

例:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{row2-row1\times l} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -l & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = E_{21}(-l)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{row2\leftrightarrow row3} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = P_{23}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{row2\times c} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = D_{2}(c), c \neq 0$$

 $E(A|\mathbf{b}) = (EA|E\mathbf{b}), E$ 为初等矩阵。

对线性方程组 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 做消元法,实质上是对矩阵($A|\mathbf{b}$)做消元或换行,即使用一系列初等矩阵左乘矩阵($A|\mathbf{b}$)。

例:
$$E_{21} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -4 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
, $P_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$, A 是三阶方阵

 $E_{21}A: A$ 的第二行减去第一行的 4 倍;

 $P_{32}A: A$ 的第二、三行交换。

如果初等矩阵右乘矩阵 A 呢?

$$AE_{21} = A \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -4 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} [col1 & col2 & col3] \begin{bmatrix} 1 \\ -4 \\ 0 \end{bmatrix} & [col1 & col2 & col3] \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} & [col1 & col2 & col3] \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

 $= [col1 - 4col2 \quad col2 \quad col3]$

也就是 AE_{21} : A 的第一列减去第二列的 4 倍。

同理, AP32: A的第二、三列交换。

初等矩阵乘 A: 左乘换行, 右乘换列。

第4章 矩阵的运算

□ 4.1 矩阵

矩阵(matrix)由英国数学家 Sylvester 于 1850 年首先提出,指行列式的子式。在逻辑上,矩阵的概念先于行列式的概念,而历史顺序刚好相反。在矩阵引进时其基本性质就已经清楚了。英国数学家 Cayley 被公认为矩阵论的创立者。

矩阵是长方形的数表,一个m行n列的矩阵称为 $m \times n$ 矩阵。 矩阵A的第i行第j列元素用 a_{ij} 表示,称为A的(i,j)元素。

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mj} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}$$

矩阵可用列向量表示为 $A = (a_1 \cdots a_n)$

若两个矩阵有相同的行数和列数,且对应元素都相等,则两个矩阵相等。

元素全是0的 $m \times n$ 矩阵称为零矩阵,用0表示。

矩阵行数和列数相等时, 称为方阵。

方阵 A 的对角元 $a_{11}, a_{22}, \cdots a_{nn}$ 构成 A 的主对角线。

对角矩阵是非对角元都是0的方阵。

主对角线元素都是 1 的对角矩阵称为单位矩阵,记为 I。

□ 4.2 矩阵的加法和数乘

设 $A = (a_{ij}), B = (b_{ij})$ 是 $m \times n$ 矩阵, $c \in F$,则:

加法:
$$A + B := (a_{ij} + b_{ij})_{m \times n}$$

数乘:
$$cA := (ca_{ij})_{m \times n}$$

对数域 F 上任意 $m \times n$ 矩阵 A, B, C 及任意 $k, l \in F$,矩阵的加法和数乘满足 8 条运算规则(和向量满足的 8 条性质一样):

1)
$$(A + B) + C = A + (B + C)$$

2)
$$A + B = B + A$$

- 3) A + 0 = 0 + A = A
- 4) A的负矩阵记为-A,有A + (-A) = 0
- 5) 1A = A
- 6) (kl)A = k(lA)
- 7) (k+l)A = kA + lA
- 8) k(A + B) = kA + kB

全体 $m \times n$ 矩阵成为数域 F 上的一个向量空间。

□ 4.3 矩阵的乘法

设矩阵 B 的列是 $\mathbf{b_1}$ $\mathbf{b_2}$ ··· $\mathbf{b_p}$,借助矩阵与向量的乘法,定义矩阵的乘法:

$$AB = A[\mathbf{b_1} \quad \mathbf{b_2} \quad \cdots \quad \mathbf{b_p}] := [A\mathbf{b_1} \quad A\mathbf{b_2} \quad \cdots \quad A\mathbf{b_p}]$$

A 和 B 可乘,需要满足: A 的列数 = B 的行数

$$(AB)_{ij} = (A\mathbf{b_j})_i = a_{i1}b_{1j} + a_{i2}b_{2j} + \cdots + a_{in}b_{nj} = \sum_{k=1}^n a_{ik}b_{kj}$$

即 A 的第 i 行向量和 B 的第 i 列向量的点积。

AB 的第 i 行就是 A 的第 i 行与 B 的各列相乘所得。将 A 写成行向量形式:

$$A = \begin{bmatrix} \mathbf{a_1} \\ \vdots \\ \mathbf{a_m} \end{bmatrix} \rightarrow AB = \begin{bmatrix} \mathbf{a_1} \\ \vdots \\ \mathbf{a_m} \end{bmatrix} B = \begin{bmatrix} \mathbf{a_1}B \\ \vdots \\ \mathbf{a_m}B \end{bmatrix}$$

矩阵乘积 AB 每一行 $\mathbf{a}_{\mathbf{i}}B$ 是矩阵 B 行向量的线性组合。

□ 4.4 矩阵乘法的性质

设 A 为 $m \times n$ 矩阵,B, C 的行数列数使下列各式运算有定义,则:

- 1) A(BC) = (AB)C (乘法结合律)
- 2) A(B+C) = AB + AC (乘法左分配律)
- 3) (B + C)A = BA + CA (乘法右分配律)
- 4) k(AB) = (kA)B = A(kB)
- 5) $I_m A = A = A I_n$

矩阵乘法**没有**交换律:如 A 为 $m \times n$ 矩阵,B 为 $n \times p$ 矩阵,A 与 B 可做乘法,但 B 与 A 不一定能做乘法。即使可以,也可能 $AB \neq BA$ 。 若AB = BA,则称 A 和 B 可交换。

例:
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix}$$
, $B = \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 4 \end{bmatrix}$

$$AB = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 11 \\ 11 & 25 \end{bmatrix}$$

$$BA = \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10 & 14 \\ 14 & 20 \end{bmatrix}$$

即: $AB \neq BA$

矩阵也**不满足**消去律,即:若AB = AC,一般**不能**得到B = C。特别地,若AB 是零矩阵,一般也得不到A = 0 or B = 0。

例:
$$A = \begin{bmatrix} 3 & 2 \\ 6 & 4 \end{bmatrix}$$
, $B = \begin{bmatrix} 8 & 9 \\ 5 & 6 \end{bmatrix}$, $C = \begin{bmatrix} 6 & 7 \\ 8 & 9 \end{bmatrix}$

$$AB = \begin{bmatrix} 3 & 2 \\ 6 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 8 & 9 \\ 5 & 6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 34 & 39 \\ 68 & 78 \end{bmatrix}$$

$$AC = \begin{bmatrix} 3 & 2 \\ 6 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 6 & 7 \\ 8 & 9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 34 & 39 \\ 68 & 78 \end{bmatrix}$$

可以看出AB = AC, 但很明显 $B \neq C$ 。

□ 4.5 矩阵的方幂

设A为 $m \times n$ 矩阵,如果A能与自己乘积,需要m = n,即只有方阵才能与自身做乘积。

设 $A \ge n \times n$ 方阵,p 是正整数, A^p 称为方阵 A 的 p 次幂。规定 A 的零次幂是单位矩阵,即: $A^0 = I_n$ 。

例:
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
, 求 A^p 。
$$A^2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 2 \\ 0 & 4 & 0 \\ 2 & 0 & 2 \end{bmatrix} = 2A$$

$$\therefore A^p = 2A^{p-1} = \dots = 2^{p-1}A$$

口 4.6 关于矩阵乘法的引入

历史上, Cayley 是为描述线性变换的复合而引入矩阵乘法的定义。

如,设变换
$$\begin{cases} x_1 = a_{11}x + a_{12}y \\ y_1 = a_{21}x + a_{22}y \end{cases} \rightarrow \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$
再做变换 $\begin{cases} x_2 = b_{11}x_1 + b_{12}y_1 \\ y_2 = b_{21}x_1 + b_{22}y_1 \end{cases} \rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}$

$$\begin{cases} x_2 = (b_{11}a_{11} + b_{12}a_{21})x + (b_{11}a_{12} + b_{12}a_{22})y \\ y_2 = (b_{21}a_{11} + b_{22}a_{21})x + (b_{21}a_{12} + b_{22}a_{22})y \end{cases}$$
即: $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11}a_{11} + b_{12}a_{21} & b_{11}a_{12} + b_{12}a_{22} \\ b_{21}a_{11} + b_{22}a_{21} & b_{21}a_{12} + b_{22}a_{22} \end{bmatrix}$
 $//$ 个人非常不喜欢这么壮观的写法,容易看晕。

山 4.7 分块矩阵

处理大阶矩阵运算,常转换成小阶矩阵运算。

将矩阵用竖线和横线分成若干小块,每个小块称为矩阵的子块,分为子块的矩阵 称为分块矩阵(block matrix)。

例:
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 & 0 \\ 2 & 5 & 0 & -2 \\ 3 & 1 & -1 & 3 \end{bmatrix}$$
是一个分块矩阵,有 4 个小块:
$$A_{11} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 2 & 5 & 0 \end{bmatrix}, A_{12} = \begin{bmatrix} 0 \\ -2 \end{bmatrix}, A_{21} = \begin{bmatrix} 3 & 1 & -1 \end{bmatrix}, A_{22} = \begin{bmatrix} 3 \end{bmatrix}$$
则 A 可记为:
$$\begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}$$

例:线性方程组 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 的增广矩阵($A|\mathbf{b}$)是有两个子块的分块矩阵。 消元时,直接左乘初等矩阵 E: $E(A|\mathbf{b}) = (EA|E\mathbf{b})$

矩阵乘法的列行展开:设A为 $m \times n$ 矩阵,B为 $n \times p$ 矩阵,则 A 写成列向量,B 写成行向量:

$$AB = \begin{bmatrix} a_1 & \cdots & a_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n a_i b_i$$

即 $AB \ge A$ 的第 i 列和 B 的第 i 行相乘后,在相加。 其中 $\mathbf{a_i} \cdot \mathbf{b_i}$ 是一个 $m \times p$ 的矩阵。

例:
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 4 \\ 1 & 5 \end{bmatrix}$$
, $B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix}$ 使用列行相乘:

$$AB = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 4 \\ 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 4 & -4 \\ 0 & 5 & -5 \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} 1 & 4 & -3 \\ 1 & 5 & -4 \end{bmatrix}$$

使用之前的行列相乘:

$$AB = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 1 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 4 & -3 \\ 1 & 5 & -4 \end{bmatrix}$$

当矩阵太大时,不适于存储在高速计算机内存中,分块矩阵允许计算机一次处理 几块子矩阵。当把矩阵分块后再近些矩阵计算更有效。

山 4.8 矩阵的转置

将 $m \times n$ 矩阵 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ 的行与列互换,得到矩阵 $(a_{ji})_{n \times m}$,称为 A 的转置 (transpose),记为 A^T 。

矩阵转置的性质:

$$1) \ (A^{\mathrm{T}})^{\mathrm{T}} = A$$

2)
$$(A + B)^{T} = A^{T} + B^{T}$$

$$3) (kA)^{\mathrm{T}} = kA^{\mathrm{T}}$$

4)
$$(AB)^{T} = B^{T}A^{T}$$

矩阵转置的应用:点积

 \mathbf{x}, \mathbf{y} 是两个 n 维列向量,则 $\mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = \mathbf{x}^{\mathsf{T}} \mathbf{y} = \mathbf{y}^{\mathsf{T}} \mathbf{x}$

设A为 $m \times n$ 矩阵, x为n维向量, y为m维向量, 则:

$$(A\mathbf{x})^{\mathrm{T}}\mathbf{y} = \mathbf{x}^{\mathrm{T}}A^{\mathrm{T}}\mathbf{y} = \mathbf{x}^{\mathrm{T}}(A^{\mathrm{T}}\mathbf{y})$$

写成点积形式即: $(A\mathbf{x}) \cdot \mathbf{v} = \mathbf{x} \cdot (A^{\mathsf{T}}\mathbf{v})$

所以矩阵的转置也可以定义为: 给定 A, A^{T} ,是使 $(A\mathbf{x}) \cdot \mathbf{y} = \mathbf{x} \cdot (A^{T}\mathbf{y})$ 对任意 n 维向量 \mathbf{x} ,任意 m 维向量 \mathbf{y} 都成立的矩阵。

若 $A^{T} = A$,称A是一个对称矩阵(symmetric matrix)。

如
$$\begin{bmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 4 \end{bmatrix}$$
, $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 是对称矩阵, $\begin{bmatrix} 0 & 2 \\ -2 & 0 \end{bmatrix}$ 是反对称矩阵。

设 R 为 $m \times n$ 矩阵,则 RR^{T} 为 $m \times m$ 的对称矩阵, $R^{T}R$ 为 $n \times n$ 的对称矩阵,且其对角元均非负。

 $(RR^{\mathsf{T}})^{\mathsf{T}} = (R^{\mathsf{T}})^{\mathsf{T}} R^{\mathsf{T}} = RR^{\mathsf{T}} \to RR^{\mathsf{T}}$ 是对称矩阵, $R^{\mathsf{T}}R$ 同理可得也是对称矩阵。

 RR^{T} 的第 i 个对角元为 $(RR^{T})_{ii}$

$$= R_{i1}R^{\mathsf{T}}_{1i} + \cdots R_{in}R^{\mathsf{T}}_{ni} = \sum_{k=1}^{n} R_{ik}R^{\mathsf{T}}_{ki} = \sum_{k=1}^{n} r_{ik}^{2} \ge 0$$

 $R^{\mathrm{T}}R$ 的第 i 个对角元为 $(R^{\mathrm{T}}R)_{ii}$

$$= R^{\mathsf{T}}{}_{i1}R_{1i} + \cdots R^{\mathsf{T}}{}_{im}R_{mi} = \sum\nolimits_{k=1}^{m} R^{\mathsf{T}}{}_{ik}R_{ki} = \sum\nolimits_{k=1}^{m} r_{ki}^{2} \ge 0$$

故 RR^{T} 和 $R^{\mathsf{T}}R$ 的对角元非负。

矩阵对角元的和称为 trace (矩阵的迹)。RR^T和R^TR的 trace 相等。

$$tr(RR^{\mathrm{T}}) = \sum_{i=1}^{m} \sum_{k=1}^{n} r_{ik}^{2} = tr(R^{\mathrm{T}}R) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{k=1}^{m} r_{ki}^{2}$$

例:
$$R = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$
, $R^{T} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$

$$RR^{\mathrm{T}} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 2 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}$$

$$R^{\mathsf{T}}R = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 2 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$tr(RR^{T}) = 5 + 2 = 7, tr(R^{T}R) = 1 + 5 + 1 = 7$$

第5章 矩阵的逆

□ 5.1 可逆矩阵的定义

对方阵 A,若存在矩阵 B,满足AB = BA = I,则称 A 是可逆的(invertible)。称 B 是 A 的逆矩阵(inverse matrix),记为: A^{-1} 。

不可逆矩阵也称为奇异矩阵(singular matrix),如 0、 $\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$ 是不可逆矩阵。可逆矩阵也称为非奇异矩阵(nonsingular matrix)。

□ 5.2 矩阵可逆的性质

- ① 若方阵 A 满足AB = I, CA = I, 则B = C,即方阵的逆唯一。证明: C = CI = C(AB) = (CA)B = IB = B
- ③ A 可逆 $\leftrightarrow A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 只有零解; $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 有非零解 $\leftrightarrow A$ 不可逆。
- ④ 矩阵 $\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$ 可逆 \Leftrightarrow $ad bc \neq 0$ (行列式 $det(A) \neq 0$),且:

$$A^{-1} = \frac{1}{ad - bc} \begin{bmatrix} d & -b \\ -c & a \end{bmatrix}$$

例: $A = \begin{bmatrix} 3 & 4 \\ 5 & 6 \end{bmatrix}$, $\det(A) = 18 - 20 = -2 \neq 0$, 即A可逆。

$$A^{-1} = \frac{1}{-2} \begin{bmatrix} 6 & -4 \\ -5 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -3 & 2 \\ 2.5 & -1.5 \end{bmatrix}$$

⑤ 对角矩阵
$$D=\begin{bmatrix} d_1 & & \\ & \ddots & \\ & & d_n \end{bmatrix}$$
可逆 \Leftrightarrow $d_i \neq 0 \ (1 \leq i \leq n)$,且:

$$D^{-1} = \begin{bmatrix} 1/d_1 & & \\ & \ddots & \\ & & 1/d_n \end{bmatrix}$$

⑥ 若方阵A, B满足AB = I,则BA = I,且 $A^{-1} = B$ 。

定理:

- 1) 若A是可逆矩阵,则 A^{-1} 也可逆,且 $(A^{-1})^{-1} = A$
- 2) 若n阶方阵A,B都可逆,则AB可逆,且 $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$
- 3) 若A可逆,则 A^T 也可逆,且 $(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T$

□ 5.3 初等矩阵的逆

初等矩阵E都是可逆的,其逆矩阵将E变回I。 消去矩阵 $E_{21}(-5)$ 的逆矩阵是 $E_{21}(5)$ 。(row₂-5row₁ 和 row₂+5row₁) 换行矩阵 P_{12} 的逆矩阵是自身 P_{12} 。(交换 row₁ 和 row₂,交换 2 次变回原来) $D_2(c)$, $c \neq 0$ 的逆矩阵是 $D_2(1/c)$ 。(row₂*=c)

两个消去矩阵相乘:

$$E_{32}(-4)E_{21}(-5) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -5 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -5 & 1 & 0 \\ 20 & -4 & 1 \end{bmatrix}$$

它们乘积的逆矩阵为:

$$E_{21}(-5)^{-1}E_{32}(-4)^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 5 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 4 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 5 & 1 & 0 \\ 0 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

可以看出第二种: row3没有受到 row1影响。

□ 5.4 Gauss-Jordan 消元法求逆

例:
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 7 \end{bmatrix}$$

设 $A^{-1} = \begin{bmatrix} a & c \\ b & d \end{bmatrix}$ 则 $AA^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a & c \\ b & d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c \\ d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

两个方程组有相同的系数矩阵A,可以一起消元。

增广矩阵写成: $\begin{bmatrix} 1 & 3 & 1 & 0 \\ 2 & 7 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 即(A|I)。

通过初等矩阵记录消元过程。

$$[A \mid I] \begin{bmatrix} 1 & 3 \mid 1 & 0 \\ 2 & 7 \mid 0 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{r2-2r1} \begin{bmatrix} 1 & 3 \mid 1 & 0 \\ 0 & 1 \mid -2 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{r1-3r2} \begin{bmatrix} 1 & 0 \mid 7 & -3 \\ 0 & 1 \mid -2 & 1 \end{bmatrix} = [I \mid A^{-1}]$$

Gauss 消元法在第一步就结束了,因为已经是上三角矩阵。Jordan 的贡献是继续消元,即主元上方元素消成 0, 左边成为单位矩阵。即:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7 \\ -2 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c \\ d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -3 \\ 1 \end{bmatrix} \end{bmatrix}$$

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

也就是当增广矩阵左边变为单位矩阵时,右边即为所求逆矩阵。

小结:设A可逆: $[A \mid I_n] \rightarrow [I_n \mid A^{-1}]$ 经过一系列初等行变换,当A变为单位矩阵,右边的单位矩阵就变为 A^{-1} 。

由 Gauss-Jordan 消元法求逆矩阵过程可知: 若A可逆,A可经一系列初等行变换化为单位矩阵I。

因此有初等矩阵 E_1, \dots, E_k 使得:

Gauss-Jordan 消元法过程可以表示为:

$$E_k \cdots E_2 E_1 [A \mid I] = A^{-1} [A \mid I] = [I \mid A^{-1}]$$

A可逆⇔A可以表示为一系列初等矩阵的乘积。

□ 5.5 矩阵可逆与主元个数

口 5.6 下三角矩阵的逆

主对角线下(上)方元素全是0的方阵称为上(下)三角矩阵。

例:
$$A = \begin{bmatrix} a & 0 \\ b & c \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} x & 0 \\ y & z \end{bmatrix}$$

$$AB = \begin{bmatrix} a & 0 \\ b & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x & 0 \\ y & z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ax & 0 \\ bx + cy & cz \end{bmatrix}$$

两个n阶下(上)三角矩阵A与B的乘积仍是下(上)三角矩阵,且AB的主对角元等于A与B相应主对角元的乘积。

例:
$$L = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 3 & 1 & 0 \\ 4 & 5 & 1 \end{bmatrix}$$
, 求 L^{-1}

$$[L \quad I] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 4 & 5 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_2 - 3r_1} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -3 & 1 & 0 \\ 4 & 5 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_3 - 5r_2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -3 & 1 & 0 \\ 0 & 5 & 1 & -4 & 0 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_3 - 5r_2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -3 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 11 & -5 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbb{P}: L^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -3 & 1 & 0 \\ 11 & -5 & 1 \end{bmatrix}$$

- 1) 下三角矩阵可逆⇔主对角元素都是非零。
- 2) 可逆下三角矩阵的逆也是下三角矩阵,特别地,若原矩阵对角元素都是1,逆的对角元也都是1。

□ 5.7 分块矩阵的消元和逆

分块矩阵 $\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix}$, 其中A可逆。

则可进行分块矩阵的初等行变换, 使之变为分块上三角矩阵:

$$\begin{bmatrix} A & B \\ \bar{C} & \bar{D} \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} A & B \\ 0 & D - CA^{-1}B \end{bmatrix}$$

使用分块初等矩阵描述为:

$$\begin{bmatrix} I & 0 \\ -CA^{-1} & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ 0 & D - CA^{-1}B \end{bmatrix}$$

分块矩阵的三种初等行变换:

1) 将一个块行减去 P 左乘另一块行:

$$\begin{bmatrix} I & 0 \\ -P & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ C - PA & D - PB \end{bmatrix}$$

2) 互换两个块行位置:

$$\begin{bmatrix} 0 & I \\ I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C & D \\ A & B \end{bmatrix}$$

3) 用一个可逆矩阵左乘某一块行:

$$\begin{bmatrix} P & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} PA & PB \\ C & D \end{bmatrix}$$

类似有分块矩阵的初等列变换,将上面左乘换为右乘。

例: 设 $A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ 0 & A_{22} \end{bmatrix}$ 为可逆的分块上三角矩阵,其中 A_{11} 是 $p \times p$ 矩阵, A_{22} 是 $q \times q$ 矩阵,求 A^{-1} 。

设 $B = A^{-1}$ 且将其分块使:

所以:
$$\begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ \hline 0 & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} \\ \overline{B_{21}} & \overline{B_{22}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_p & 0 \\ \hline 0 & I_q \end{bmatrix}$$
 所以:
$$\begin{cases} A_{11}B_{11} + A_{12}B_{21} = I_p \\ A_{11}B_{12} + A_{12}B_{22} = 0 \\ A_{22}B_{21} = 0 \\ A_{22}B_{22} = I_q \end{cases}$$

由第 4 式得: $B_{22} = A_{22}^{-1}$, 其中 A_{22} 可逆。

因为 A_{22} 可逆,根据第 3 式得: $B_{21} = 0$ 。

将 $B_{21} = 0$ 代入第 1 式得: $B_{11} = A_{11}^{-1}$, 其中 A_{11} 可逆。

最后根据第 2 式的:
$$B_{12} = -A_{11}^{-1}A_{12}A_{22}^{-1}$$
。
所以: $A^{-1} = \begin{bmatrix} A_{11}^{-1} & -A_{11}^{-1}A_{12}A_{22}^{-1} \\ 0 & A_{22}^{-1} \end{bmatrix}$

分块上三角矩阵可逆⇔主对角线上各分块都可逆。

第6章 LU分解

山 6.1 LU 分解

回忆高斯消元法: 方阵 A 经过一系列初等行变换变为上三角矩阵 U。 使用矩阵表示: EA = U, E是初等矩阵的乘积

例:
$$A = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 8 & 7 \end{bmatrix} \xrightarrow{r2-4r1} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 0 & 3 \end{bmatrix} = U$$

$$E_{21} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -4 & 1 \end{bmatrix}, E_{21}A = U$$

$$\rightarrow A = E_{21}^{-1}U = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 0 & 3 \end{bmatrix} \rightarrow A = LU$$

目标:将矩阵A分解为一个下三角矩阵(lower triangular matrix)和一个上三角矩阵 (upper triangular matrix)的乘积。

三阶方阵的情况:

假设不需要做换行,A经过 Gauss 消元法变为上三角矩阵U:

$$(E_{32}E_{31}E_{21})A = U$$

于是:

$$A = (E_{21}^{-1}E_{31}^{-1}E_{32}^{-1})U = LU$$

 $A = (E_{21}^{-1}E_{31}^{-1}E_{32}^{-1})U = LU$ 消去矩阵为下三角矩阵,下三角矩阵的逆、乘积均是下三角矩阵。

为什么用A = LU,而不是 $U = (E_{32}E_{31}E_{21})A$? **例**:与 P17 类似

$$E_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -5 & 1 \end{bmatrix}, E_{31} = I_3, E_{21} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$E_{32}E_{31}E_{21} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -5 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -2 & 1 & 0 \\ 10 & -5 & 1 \end{bmatrix} = E$$

$$E_{21}^{-1}E_{31}^{-1}E_{32}^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 5 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ 0 & 5 & 1 \end{bmatrix} = L$$

L容易计算, E不容易计算。

L只包括消去信息,E包含其他信息。

L可以这样得到:将消元的乘数写在对应位置上:

$$L = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ l_{21} & 1 & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{bmatrix}$$

 l_{ii} 表示将矩阵的第i行减去j行的 l_{ij} 倍。

$$\ \mathcal{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{a_1} \\ \mathbf{a_2} \\ \mathbf{a_3} \end{bmatrix}, U = \begin{bmatrix} \mathbf{u_1} \\ \mathbf{u_2} \\ \mathbf{u_3} \end{bmatrix}, \mathcal{H}$$
入得:
$$\begin{bmatrix} \mathbf{a_1} \\ \mathbf{a_2} \\ \mathbf{a_3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ l_{21} & 1 & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u_1} \\ \mathbf{u_2} \\ \mathbf{u_3} \end{bmatrix}$$

$$\begin{cases} \mathbf{u_1} = \mathbf{a_1} \\ \mathbf{u_2} = \mathbf{a_2} - l_{21} \mathbf{u_1} \\ \mathbf{u_3} = \mathbf{a_3} - l_{31} \mathbf{u_1} - l_{32} \mathbf{u_2} \end{cases}$$

例:

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_2 - \left(-\frac{1}{2}\right)r_1} \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2} & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_3 - \left(-\frac{2}{3}\right)r_2} \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2} & -1 \\ 0 & 0 & \frac{4}{2} \end{bmatrix} = U$$

$$\Rightarrow A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{2} & 1 & 0 \\ 0 & -\frac{2}{3} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2} & -1 \\ 0 & 0 & \frac{4}{3} \end{bmatrix} = LU$$

U为上三角矩阵,对角元是的A主元。

L是下三角矩阵,对角元为1,乘数 l_{ii} 位于对角元下方。

有时U也写成对角矩阵和上三角矩阵的乘积,如上例:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{2} & 1 & 0 \\ 0 & -\frac{2}{3} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{4}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 1 & -\frac{2}{3} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = LDU$$

其中D为对角矩阵,U为上三角矩阵,L为下三角矩阵,L和U对角元都是 1。

对角矩阵,以三阶为例:

$$\begin{bmatrix} d_1 & 0 & 0 \\ 0 & d_2 & 0 \\ 0 & 0 & d_3 \end{bmatrix} A = \begin{bmatrix} d_1 & 0 & 0 \\ 0 & d_2 & 0 \\ 0 & 0 & d_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} row_1 \\ row_2 \\ row_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1row_1 \\ d_2row_2 \\ d_3row_3 \end{bmatrix}$$

对角矩阵左乘矩阵A,相当于A的i行数乘 d_i 倍。

□ 6.2 用 LU 分解解线性方程组

设A = LU,则方程组 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 可变为:

$$LU\mathbf{x} = \mathbf{b} \rightarrow \begin{cases} L\mathbf{c} = \mathbf{b} \text{ (上三角方程组)} \\ U\mathbf{x} = \mathbf{c} \text{ (下三角方程组)} \end{cases}$$

例: 已知
$$A = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} & 1 & 0 \\ 0 & \frac{2}{3} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2} & 1 \\ 0 & 0 & \frac{4}{3} \end{bmatrix} = LU$$

应用 LU 分解求解 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$,其中 $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 10 \\ 17 \\ 16 \end{bmatrix}$

$$L\mathbf{c} = \mathbf{b} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} & 1 & 0 \\ 0 & \frac{2}{3} & 1 \end{bmatrix} \mathbf{c} = \begin{bmatrix} 10 \\ 17 \\ 16 \end{bmatrix} \rightarrow \mathbf{c} = \begin{bmatrix} 10 \\ 12 \\ 8 \end{bmatrix}$$

$$U\mathbf{x} = \mathbf{c} \rightarrow \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{3}{2} & 1 \\ 0 & 0 & \frac{4}{3} \end{bmatrix} \mathbf{x} = \begin{bmatrix} 10 \\ 12 \\ 8 \end{bmatrix} \rightarrow \mathbf{x} = \begin{bmatrix} 3 \\ 4 \\ 6 \end{bmatrix}$$

不计 LU 分解的运算,解两个方程组 $L\mathbf{c} = \mathbf{b}$ 和 $U\mathbf{x} = \mathbf{c}$ 比直接解 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 简单。如果算在内,计算量是相当的。

实际问题通常需要解一系列具有相同系数矩阵的线性方程组。

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b_1}, A\mathbf{x} = \mathbf{b_2}, \cdots, A\mathbf{x} = \mathbf{b_n}$$

当A可逆,可求 A^{-1} ,再求每个解。

实际中:

- 1) 消元法解第一个方程组,同时得到A的 LU 分解
- 2) 用 LU 分解解剩下方程组。

□ 6.3 消元法的计算量

A为n阶矩阵,用 Gauss 消元法解 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 需要多少次加减乘除运算?

第一列第一主元下方全部消为 0,需要n(n-1)次乘法和减法(第一行不变)。经过第一轮后,需要继续消元的矩阵大小变为n-1阶,也就是需要(n-1)(n-2)次乘法和减法。因此总共需要乘法和减法的次数为:

$$\sum_{k=2}^{n} k(k-1) \approx \sum_{k=1}^{n} k^2 = \frac{n(n+1)(2n+1)}{6} \approx \frac{1}{3}n^3$$

故左侧A的消元大约需要 $\frac{1}{3}n^3$ 次乘法(multiplication)和 $\frac{1}{3}n^3$ 次减法(subtraction)。

右侧b消元法过程乘法和减法次数都是:

$$\sum_{k=1}^{n-1} k = \frac{n(n-1)}{2} \approx \frac{n^2}{2}$$

回代过程:含乘法次数:

$$\sum_{k=1}^{n} k = \frac{n(n+1)}{2} \approx \frac{n^2}{2}$$

含减法次数:

$$\sum_{k=0}^{n-1} k = \frac{n(n-1)}{2} \approx \frac{n^2}{2}$$

故右侧总共有 n^2 次乘法和 n^2 次减法。

□ 6.4 LU 分解的存在性和唯一性

并非每个矩阵A都有 LU 分解,即使A可逆。

例: 若
$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 2 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ l_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ 0 & u_{22} \end{bmatrix} = LU$$

则 $u_{11} = 0$, $u_{12} = 1$, $l_{21}u_{11} = 2 = 0$? 故A没有 LU 分解。

设 A_k 是A的左上角 $k \times k$ 子矩阵,称为A的k阶顺序主子阵。

定理: 设可逆矩阵A的顺序主子阵 $A_k(k=1,\cdots,n)$ 均为可逆矩阵,则A有 LU 分解。 证明:对A的阶数n使用数学归纳法。

定理:设n阶可逆矩阵A = LU,其中L为下三角矩阵,U为上三角矩阵,且 $l_{ii} = 1$, $u_{ii} \neq 0$ (L 对角元全为 1,U 对角元全非 0),则 LU 分解唯一。**证明**:使用反正法。

设可逆矩阵A有两个 LU 分解: $A = L_1U_1 = L_2U_2$

变换得: $U_1U_2^{-1} = L_1^{-1}L_2$

因为 $U_1U_2^{-1}$ 是上三角矩阵, $L_2L_1^{-1}$ 是下三角矩阵,所以只能是对角矩阵。

因为 L_1 , L_2 对角元全为 1, 故 $L_1^{-1}L_2$ 对角元也全为 1。所以:

$$U_1U_2^{-1} = L_1^{-1}L_2 = I$$

因此: $L_1 = L_2, U_1 = U_2$, 即 LU 分解唯一。

同理也可证明 LDU 分解唯一。

□ 6.5 对称矩阵的LDL^T分解

设可逆对称矩阵A不需换行,只通过消元能化成上三角矩阵U,即:A = LDU 因为A,D是对称矩阵,有 $A = A^{T} = (LDU)^{T} = U^{T}D^{T}L^{T} = U^{T}DL^{T} = LDU$ 所以由 LDU 分解唯一性可得: $U = L^{T}$

因此对称矩阵的 LDU 分解可写为: $A = LDL^{T}$

例:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 6 & 0 \\ 1 & 0 & 6 \end{bmatrix} \xrightarrow{r2-2r1} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & -2 \\ 1 & 0 & 6 \end{bmatrix} \xrightarrow{r3-r1} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & -2 \\ 0 & -2 & 5 \end{bmatrix} \xrightarrow{r3-(-1)r2} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & -2 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} = U$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & -2 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} = LU$$

$$= \begin{bmatrix} 1 \\ 2 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 1 & 2 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} = LDL^{T}$$

山 6.6 置换矩阵

一个n阶置换是 $1,2,\dots,n$ 的一个排列,这诱导了n阶单位矩阵行的一个重排。单位矩阵行重排后得到的矩阵称为置换矩阵。

所有2×2 的置换矩阵有:
$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$
, $P_{21} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$

- 1) *n*阶单位矩阵有*n*!个置换矩阵。
- 2) 置换矩阵的逆仍是置换矩阵,置换矩阵的乘积也是置换矩阵。
- 3) 置换矩阵P满足: $P^{-1} = P^{T}$ (即逆矩阵等于转置矩阵)

\square 6.7 PA = LU分解

设A是n阶可逆矩阵,则存在置换矩阵P,使得: PA = LU证明: 对A的阶数n使用数学归纳法。

$$\Rightarrow U = E_{43}(-3)P_{42}E_{41}(-2)P_{31}A$$

$$\Rightarrow A = P_{31}E_{41}(2)P_{42}E_{43}(3)U$$

其中: $E_{41}(2)P_{42}$ 表示: 先第 2 行与第 4 行交换,再第 4 行加上第 1 行 2 倍。等同于: 先第 2 行加上第 1 行 2 倍,再第 2 行与第 4 行交换,即 $P_{42}E_{21}(2)$ 故: $E_{41}(2)P_{42} = P_{42}E_{21}(2)$

$$A = P_{31}E_{41}(2)P_{42}E_{43}(3)U = P_{31}P_{42}E_{21}(2)E_{43}(3)U$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & -6 \end{bmatrix} = PLU$$

即A = PLU,其中 $P = P_{31}P_{42} \Rightarrow P^{-1} = P_{42}P_{31} = P$ 即: $P^{-1}A = LU \Rightarrow PA = LU$

第7章 向量空间

□ 7.1 引言

线性代数主要问题: Ax = b的解

主要运算:向量的线性组合

设A**x** = **b**有两个互异解**α**, **β**, **α** ≠ **β**,则:

$$\begin{cases} A\alpha = \mathbf{b} \\ A\beta = \mathbf{b} \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} cA\alpha = c\mathbf{b} \\ (1-c)A\beta = (1-c)\mathbf{b} \end{cases} \rightarrow A(c\alpha + (1-c)\beta) = \mathbf{b}$$

即 $c\alpha + (1-c)$ β, $c \in \mathbf{R}$ 都是 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 的解,即有无穷多的解。

因此Ax = b若超过一个解,必定有无穷多个解。

 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 若有解α,则任意解β均满足β ∈ {α + N(A)},其中N(A) = { \mathbf{x} | $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ } N(A)对加法和数乘是封闭的(由此引入向量空间)。

如:
$$\mathbf{u}, \mathbf{v} \in \mathbf{N}(A) \Rightarrow A\mathbf{u} = \mathbf{0}, A\mathbf{v} = \mathbf{0}$$

 $\Rightarrow A(\mathbf{u} + \mathbf{v}) = \mathbf{0} \Rightarrow (\mathbf{u} + \mathbf{v}) \in \mathbf{N}(A)$

Ax = 0的解的情况: 1) 只有零解; 2) 有无穷多解。

口 7.2 向量空间和子空间

定义: 设 $V \in \mathbb{R}^n$ 是一些n维列向量的集合,且V关于向量加法和数乘封闭,即 $\forall \alpha, \beta \in V, \forall c_1, c_2 \in \mathbb{R} \Rightarrow c_1 \alpha + c_2 \beta \in V$,则称V为一个向量空间(vector space),或 V是 \mathbb{R}^n 的一个子空间(subspace)。

性质: 零向量属于一个向量空间V。

 $\forall \alpha \in V$ 根据数乘的封闭性得: $-\alpha \in V$; 再根据加法的封闭性: $\alpha + (-\alpha) = \mathbf{0} \in V$

更一般的定义:

一个实向量空间(real vector space)是"向量"的集合,其关于"加法"的"数乘"封闭(即线性组合封闭)且满足8条性质。

设V是一个向量空间, $W \subset V$,若W关于V的加法、数乘封闭,则W是V的一个子空间(subspace)。

例: R^3 的子空间

- 1) $W = R^3$
- 2) W是过原点的平面
- 3) W是过原点的直线
- 4) $W = \{0\}$

□ 7.3 列空间和零空间

※ 7.3.1 列空间

设
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 3 \\ 4 & 1 \end{bmatrix} = [\overrightarrow{\alpha 1} \quad \overrightarrow{\alpha 2}], \ \mathbb{M}\overrightarrow{\alpha 1}$$
和 $\overrightarrow{\alpha 2}$ 的全部线性组合是一个 \mathbb{R}^3 的子空间,称为

A的列空间(column space)。记为: C(A)。

A**x** = **b**有解⇔**b** ∈ C(A)

$$C(A) = \{c_1 \overrightarrow{\alpha 1} + c_2 \overrightarrow{\alpha 2} \mid c_1, c_2 \in \mathbb{R}\} \subseteq \mathbb{R}^3$$

几何上看C(A)是一张过原点的平面,该平面为10x - 11y + 3z = 0

例:
$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 & \alpha_4 & \alpha_5 \end{bmatrix}$$

$$V = \{c_1\alpha_1 + \dots + c_5\alpha_5 | c_i \in \mathbf{R}\} = \left\{ \begin{bmatrix} c_2 \\ -c_1 + c_3 \\ -c_2 + c_4 \\ -c_3 + c_5 \\ -c_4 \end{bmatrix} | c_i \in \mathbf{R} \right\}$$

$$= \left\{ \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_5 \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^5 | b_1 + b_3 + b_5 = 0 \right\}$$

几何上,它是 R^5 上一个超平面,是 5 维空间中的 4 维平面。 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 有解 $\leftrightarrow \mathbf{b}$ 在这个超平面上。

❸ 7.3.2 零空间

零空间 $N(A) = \{\mathbf{x} | A\mathbf{x} = \mathbf{0}\} \subset \mathbb{R}^n$

定理: $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 有无穷多解⇔ A的列向量线性相关⇔ $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 有非零解

假设 $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 有非零解,此处 $A = [\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \alpha_3]$ $\exists c_1, c_2, c_3$ 不全为 0 使得: $c_1\alpha_1 + c_2\alpha_2 + c_3\alpha_3 = \mathbf{0}$

也就是
$$\begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix} \neq \mathbf{0}$$
是 $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 的解(非零解)。

 $: \forall t \in \mathbb{R}, t \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix} \neq \mathbf{0}$ 也是 $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 的解,即 $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 只要有一个非零解,就有无穷多 个非零解。

注意: Ax = b ≠ 0的解集不是一个空间,因为x = 0不是它的解。

口 7.4 阶梯形

问题: 求解 $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 或N(A)?

例:
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 4 & 6 & 8 \\ 3 & 6 & 8 & 10 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_2 - 2r_1} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 4 \\ 3 & 6 & 8 & 10 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_3 - 3r_1} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 4 \\ 0 & 0 & 2 & 4 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_3 - r_2} \begin{bmatrix} \frac{1}{0} & \frac$$

U是一个行阶梯形式(row-echelon form)。

主元所在(1,3)列称为主列 $(pivot\ column)$,主元对应变量 (x_1,x_3) 称为主变量 $(pivot\ column)$ variable).

矩阵A经过一系列初等行变换转为U,相当于左乘一系列初等矩阵: U = EA所以: $A\mathbf{x} = \mathbf{0} \Rightarrow EA\mathbf{x} = E\mathbf{0} \Rightarrow U\mathbf{x} = \mathbf{0}$

(2, 4)两列是(1, 3)列的线性组合, 称为自由列(free column)。

// col2 = 2col1, col4 = 2col3 - 2col1

$$x_2, x_4$$
是自由变量,对应方程:
$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 + 2x_3 + 2x_4 = 0 \\ 2x_3 + 4x_4 = 0 \end{cases}$$

继续消元,目标:保证每个方程只有一个主变量。

$$U = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_1 - r_2} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 & -2 \\ 0 & 0 & 2 & 4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = U_0$$

$$\mathbb{E} \colon \begin{cases} \mathbf{x}_1 + 2x_2 & -2x_4 = 0 \\ 2\mathbf{x}_3 + 4x_4 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_1 = -2x_2 + 2x_4 \\ x_2 = x_2 \\ x_3 = -2x_4 \\ x_4 = x_4 \end{cases}$$

所以解为:
$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = x_2 \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + x_4 \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\therefore N(A) = \left\{ c_1 \begin{bmatrix} -2\\1\\0\\0 \end{bmatrix} + c_2 \begin{bmatrix} 2\\0\\-2\\1 \end{bmatrix} | c_1, c_1 \in \mathbb{R} \right\}$$

注:

- 1) 矩阵A经过一系列初等行变换转为U,则N(A) = N(U)
- 2) $B\mathbf{x} = \mathbf{0} \Rightarrow AB\mathbf{x} = \mathbf{0}$, 说明 $N(B) \subset N(AB)$
- 3) C(AB) ⊂ C(A), AB的每一列是A列向量的线性组合。

$$AB = A[\mathbf{b_1} \quad \cdots \quad \mathbf{b_n}] = [A\mathbf{b_1} \quad \cdots \quad A\mathbf{b_n}]$$

因为 $A\mathbf{b_i} \in C(A)$, 所以 $A\mathbf{b_i}$ 的线性组合(列空间) $C(AB) \subset C(A)$

- 4) 设 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 有一个解 \mathbf{x}^* ,则 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 解集为 $\mathbf{x}^* + N(A)$
- 5) 设 V_1, V_2 是 R^n 中两个子空间,则 $V_1 + V_2 = \{\alpha_1 + \alpha_2 | \alpha_1 \in V_1, \alpha_2 \in V_2\}$ 是一个子空间,而 $V_1 \cup V_2$ 一般不是子空间。

第8章 求解齐次线性方程组

□ 8.1 引言

给定 $(m \times n)$ 阶矩阵A,可以结合两个子空间:

- (1) 列空间(column space): C(A)是列向量的全部线性组合,是 R^m 的子空间。
- (2) 零空间(null space): N(A)是 $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ "某些"解向量的全体线性组合,是 \mathbf{R}^n 的子空间。

一般地,N(A)含无穷个向量,但这些向量可以只用有限个"特殊"的向量线性组合得出。这些特殊解满足:① 相互独立、线性无关;② 其他解容易写成这些解的线性组合。这些特殊解称为基础解系。

例: 2x + 3y + z = 0的解集N(A)是一平面。将z看成主变量,x, y看作自由变量:

$$\begin{cases} x = x \\ y = y \Leftrightarrow \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = x \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -2 \end{bmatrix} + y \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -3 \end{bmatrix}$$

$$x,y$$
任取,故 $N(A) = \left\{ a \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -2 \end{bmatrix} + b \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -3 \end{bmatrix} | a,b \in \mathbf{R} \right\}$,其中 $A = \begin{bmatrix} 2 & 3 & 1 \end{bmatrix}$

山 8.2 基础解系

例:
$$\begin{cases} x_1 + x_2 + 3x_3 - 2x_4 = 0 \\ x_1 - 2x_2 + x_3 + x_4 = 0 \end{cases}$$
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 & -2 \\ 1 & -2 & 1 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_2 - r_1} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 & -2 \\ 0 & -3 & -2 & 3 \end{bmatrix} = U$$

U是一个阶梯矩阵, $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 与 $U\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 有相同解,所以N(A) = N(U)。

行阶梯矩阵的主元所在列数严格单调递增,也就是后一个主元在前一个主元的右下方;主元以下全是 0。

继续消元,将第2主元-3上方的1消去,得:

$$U = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 & -2 \\ 0 & -3 & -2 & 3 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_1 + \frac{1}{3}r_2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{7}{3} & -1 \\ 0 & -3 & -2 & 3 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_2/(-3)} \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{7}{3} & -1 \\ 0 & 1 & \frac{2}{3} & -1 \end{bmatrix} = U_0$$

 U_0 称为简化行阶梯形(reduced row echelon form)矩阵,主元所在列除了主元为 1 其余全为 0。

$$N(A) = N(U) = N(U_0), U_0 \mathbf{x} = \mathbf{0}$$
:

$$\begin{cases} x_1 & +\frac{7}{3}x_3 - x_4 = 0 \\ x_2 + \frac{2}{3}x_3 - x_4 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_1 = -\frac{7}{3}x_3 + x_4 \\ x_2 = -\frac{2}{3}x_3 + x_4 \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = x_3 \begin{bmatrix} -\frac{7}{3} \\ -\frac{2}{3} \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} + x_4 \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \exists \exists N(A) = N(U_0) = \left\{ a \begin{bmatrix} -\frac{7}{3} \\ -\frac{2}{3} \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} + b \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} | a, b \in \mathbb{R} \right\}$$

主元对应未知量称为主变量(如有r个主变量、n个未知量),其余变量为自由变量,若干(n-r)个特殊解向量称为基础解系。

□ 8.3 简化行阶梯形的列变换

简化行阶梯形矩阵 U_0 一般不是对角矩阵。如果使用列变换,则 U_0 可化为:

 $R = \begin{bmatrix} I & F \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ 的形式,但列变换改变了未知量的次序。

$$\begin{array}{l} {\mathfrak{P}} : \begin{cases} x_1 + 2x_2 - x_3 + 3x_4 + x_5 = 0 \\ 2x_1 + 4x_2 - 2x_3 + 6x_4 + 3x_5 = 0 \\ -x_1 - 2x_2 + x_3 - x_4 + 3x_5 = 0 \end{cases} \\ A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 & 3 & 1 \\ 2 & 4 & -2 & 6 & 3 \\ -1 & -2 & 1 & -1 & 3 \end{bmatrix} \xrightarrow{\substack{r2-2r1 \\ r3+r1 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 4}} \begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 4 \end{bmatrix} \xrightarrow{\substack{r2+3r2/2 \\ r2/2 \\ 0}} \\ \begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = U_0 \\ \xrightarrow{\substack{c2\leftrightarrow 4 \\ c3\leftrightarrow c5}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 2 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} = R \end{aligned}$$

第 2 列和第 4 列交换相当于 x_2 和 x_4 交换位置; x_3 , x_5 同理:

$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 - x_3 = 0 \\ x_4 = 0 \\ x_5 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x_1 = -2x_2 + x_3 \\ x_2 = x_2 \\ x_3 = x_3 \\ x_4 = 0 \\ x_5 = 0 \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{bmatrix} = x_2 \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + x_3 \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

总结:
$$A \stackrel{E}{\rightarrow} U_0 \stackrel{P}{\rightarrow} R = \begin{bmatrix} I & F \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$
, 即 $R = EAP$

证: $A\alpha = 0 \rightarrow APP^{-1}\alpha = 0 \rightarrow EAPP^{-1}\alpha = 0 \rightarrow R(P^{-1}\alpha) = 0$ 反之也成立: 若 $\beta \in N(R)$, 则 $P\beta \in N(A)$

主元个数r =主变量个数= A的无关列向量数= A的列数n -基础解系个数 r称为矩阵A的 rank (秩)。

$$rank(A) = rank(U_0) = rank(R)$$

R的主变量是 x_1, \dots, x_r ,自由变量是 x_{r+1}, \dots, x_n

对于
$$R = \begin{bmatrix} I_r & F \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$
,求解 $R\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 的解。

引入
$$N = \begin{bmatrix} -F \\ I_{n-r} \end{bmatrix}$$
,称为零空间矩阵(null space matrix)

RN = 0表示N的每一列(共n - r列)都是 $R\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 的解。这n - r个列向量的全体线性组合就是 $R\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 的解集N(R),即N(R) = C(N)

例:
$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 4 & 5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_2 & F \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$
, 其中 $F = \begin{bmatrix} 2 & 3 \\ 4 & 5 \end{bmatrix}$

$$N = \begin{bmatrix} -F \\ I_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2 & -3 \\ -4 & -5 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$N(R) = C(N) = \left\{ c_1 \begin{bmatrix} -2 \\ -4 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} + c_2 \begin{bmatrix} -3 \\ -5 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} | c_1, c_2 \in \mathbf{R} \right\}$$

第9章 求解非齐次线性方程组

山 9.1 复习

의 9.2 求特解

□ 9.3 解的一般性讨论

第10章 线性无关、基、维数

- □ 10.1 引言
- □ 10.2 n 维空间的坐标系
- □ 10.3 无关性、基、维数
- 口 10.4 无关性、基、维数的性质
- **山** 10.5 关于 rank 的不等式