

线性方程组

消元法

对于线性方程组

[illegible]

其矩阵形式为

$$Ax = b$$

其中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}$$

称矩阵 $\begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{b} \end{bmatrix}$ (有时记为 $\widetilde{\mathbf{A}}$) 为线性方程组的增广矩阵

当 $b_i = 0$ 时, 线性方程组称为齐次的, 否则称为非齐次的; 显然, 齐次线性方程组的矩阵形式为

$$Ax = \mathbf{0}$$

设 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, n 元齐次线性方程组 $Ax = 0$ 有非零解的充要条件是系数矩阵 A 的秩 $r(A) < n$

设 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, n 元非齐次线性方程组 $Ax = b$ 有解的充要条件是系数矩阵 A 的秩等于增广矩阵 $\widetilde{A} = [A \ b]$ 的秩, 即 $r(A) = r(\widetilde{A})$

$Ax = b$		$Ax = 0$	
$r(A) = r(\widetilde{A}) = n$	有唯一解	唯一 0 解	$r(A) = n$
$r(A) = r(\widetilde{A}) < n$	欠定方程组 (无穷多解)	有非 0 解	$r(A) < n$
$r(A) \neq r(\widetilde{A})$	矛盾方程组 (无解)		

有非齐次线性方程组, 将增广矩阵 $\widetilde{\mathbf{A}}$ 化为行阶梯形矩阵, 便可直接判断其是否有解, 若有解, 化为行最简形矩阵, 便可直接写出其全部解; 其中要注意, 当 $r(\mathbf{A}) = r(\widetilde{\mathbf{A}}) < n$ 时, $\widetilde{\mathbf{A}}$ 的行阶梯形矩阵中含有 s 个非零行, 把这 s 行的第一个非零元所对应的未知量作为非自由量, 其余 $n - s$ 个作为自由未知量

向量组的线性组合

n 维向量及其线性运算

n 个有次序的数 a_1, a_2, \cdots, a_n 所组成的数组称为 n 维向量, 这 n 个数称为该向量的 n 个分量, 第 i 个数 a_i 称为第 i 个分量

分量全为实数的向量称为实向量，分量为复数的向量称为复向量

n 为向量可写成一行，也可写成一列；分别称为行向量与列向量，也就是行矩阵与列矩阵，并规定行向量与列向量都

按矩阵的运算法则进行计算；因此， n 维列向量 $\alpha = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix}$ 与 n 维行向量 $\alpha^T = [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_n]$ 总被视为是两个不同的向量

的向量

通常用黑体小写字母 α, β, a, b 等表示列向量，用 $\alpha^T, \beta^T, a^T, b^T$ 等表示行向量，所讨论的向量在没有特别指明的情况下都被视为列向量

“空间”通常作为点的集合，称为点空间； n 维向量的全体所组成的集合 $R^n = \{x = (x_1, x_2, \cdots, x_n)^T | x_1, x_2, \cdots, x_n \in \mathbb{R}\}$ 称为 n 维向量空间

若干个同维数的列向量（或行向量）所组成的集合称为**向量组**一个 $m \times n$ 矩阵 $A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}$ 的每一列

$$\alpha_j = \begin{bmatrix} a_{1j} \\ a_{2j} \\ \vdots \\ a_{mj} \end{bmatrix}$$

组成的向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_n$ 称为矩阵 A 的列向量组，而由矩阵 A 的每一行

$$\beta_i = [a_{i1}, a_{i2}, \cdots, a_{in}]$$

组成的向量组 $\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_m$ 称为矩阵 A 的行向量组

因而矩阵 A 可记为

$$A = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \cdots \ \alpha_n] = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \cdots \\ \beta_m \end{bmatrix}$$

矩阵的列向量组和行向量组都是只含有限个向量的向量组，而线性方程组

$$Ax = 0$$

的全部解（ x ）当 $r(A) < n$ 时是一个含有无限多个 n 维列向量的向量组

两个 n 维向量 $\alpha = [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_n]^T$ 与 $\beta = [b_1 \ b_2 \ \cdots \ b_n]^T$ 的各对应分量之和组成的向量，称为向量 α 与 β 的和，记为 $\alpha + \beta$ ，即

$$\alpha + \beta = [a_1 + b_1 \ a_2 + b_2 \ \cdots \ a_n + b_n]^T$$

向量的减法

$$\alpha - \beta = \alpha + (-\beta) = [a_1 - b_1 \ a_2 - b_2 \ \cdots \ a_n - b_n]^T$$

n 维向量 $\alpha = [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_n]^T$ 的各个分量都乘以实数 k 所组成的向量，称为数 k 与向量 α 的乘积（又简称为数乘），记为 $k\alpha$ ，即

$$k\alpha = [ka_1 \ ka_2 \ \cdots \ ka_n]^T$$

向量的加法和数乘运算统称为向量的线性运算

向量的线性运算与行（列）矩阵的运算规则相同

- $\alpha + \beta = \beta + \alpha$
- $(\alpha + \beta) + \gamma = \alpha + (\beta + \gamma)$
- $\alpha + \mathbf{0} = \alpha$
- $\alpha + (-\alpha) = \mathbf{0}$
- $1\alpha = \alpha$
- $k(l\alpha) = (kl)\alpha$
- $k(\alpha + \beta) = k\alpha + k\beta$
- $(k + l)\alpha = k\alpha + l\alpha$

给定向量组 $\mathbf{A}: \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ ，对于任一组实数 k_1, k_2, \dots, k_s ，表达式 $k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_s\alpha_s$ 称为向量组 \mathbf{A} 的一个线性组合， k_1, k_2, \dots, k_s 称为这个线性组合的系数，也成为该线性组合的权重