# 第六章 解线性方程组的迭代解法

### 6.1 Picard 迭代回顾

有f(x) = 0,将其化为**等价方程** $x = \varphi(x)$ ,选取初值 $x_0$ ,令 $x_k = \varphi(x_{k-1})$ ,则有 $\lim_{k \to \infty} x_k = x^*$ 内容

 $x^*$ 即为原方程的解。  $|e_k| = |x_k - x^*| \le \frac{L^k}{1-L} |x_1 - x_0|$ 

对于**线性方程组**Ax = b, 可以写为**等价方程组**x = Bx + f向量的迭代公式

为此构造序列  $x^{(k+1)} = Bx^{(k)} + f$ 

要考虑**向量列的收敛性、收敛速度、误差**等内容,和*B*有关。

收敛性判断: 迭代过程中前后两次的距离越来越小。

## 6.2 基本概念

#### 6.2.1 向量与矩阵的范数

1. 能否定义一个函数 (映射) 将向量或者矩阵投影成一个实数? 考虑问题

- 2. 如果存在这个映射,这个映射应该满足什么性质?
- 3. 作为**距离函数**应该满足什么性质? 正定性、齐次性、三角不等式

6.2.1.1 向量范数

**定义 1** 设V为线性空间,V上的实值函数N(x) = ||x||满足:

- ② 齐次性: ∀k ∈ R, ∀ x ∈ V: ||kx|| = |k|||x||
- ③ 三角不等式:  $\forall x, y \in V$ :  $||x + y|| \le ||x|| + ||y||$  **三角形中边长关系** 则称N(x) = ||x|| 为V上向量x的范数

① 正定性:  $\forall x \in V: ||x|| \ge 0$  且  $||x|| = 0 \iff x = 0$  当且仅当零向量时为零 (不存在负距离)

空间中任意向量模长伸缩,不存在负距离,加绝对值

① 若 $x \neq 0$ ,  $\left\| \frac{x}{\|x\|} \right\| = 1$ 性质

 $2 \|-x\| = \|x\|$   $3 \|\|x\| - \|y\|\| \le \|x - y\|$ 

基本条件 $\forall x = (x_1, x_2, ..., x_n) \in \mathbb{R}^n (\mathbb{C}^n)$ 常用范数

- ① 欧式范数 (2-范数)  $||x||_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \bar{x}_i x_i}$ 模长
- ② 最大模范数 ( $\infty$ -范数)  $||x||_{\infty} = \max_{1 \le i \le n} |x_i|$ 绝对值最大的一个
- ③ 绝对值范数(1-范数)  $||x||_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ 绝对值之和 (曼哈顿距离)
- $||x||_n = (\sum_{i=1}^n |x_i|^p)^{\frac{1}{p}}$ ④ p范数
- ① 可以证明上述定义均满足向量的范数定义 注意
  - ② 2 范数和1 范数都是p 范数的特例
    - ③  $\infty$  -范数也是p -范数的特例  $(p \to \infty, ||x||_p \to ||x||_{\infty})$
    - ④ 范数可以认为是函数的函数。
- A 的 F 范数 如果认为 $m \times n$ 矩阵是一个 $m \times n$ 维的向量, $\forall A_{m \times n}$ :  $\|A\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left|a_{ij}\right|^2} \stackrel{\Delta}{=} \|A\|_F$ 一般不能简单的认为矩阵就是向量

#### 6.2.1.2 矩阵范数

条件 简化起见,先考虑方阵情况

**定义 2** 若 $\forall A_{n\times n}$ 对应一个实数||A||, 满足有:

- ①  $||A|| \ge 0$ ,  $||A|| = 0 \iff A = 0$ 
  - 2 ||kA|| = |k|||A||
- $(3) \|A + B\| \le \|A\| + \|B\|$
- $||AB|| \le ||A|| ||B||$

则称||A||为方阵的范数: **矩阵范数** 

例如: **F范数为矩阵范数**, 行列式不是范数

注意 矩阵理化及运算常要考虑<mark>矩阵与向量的乘积</mark>,我们**希望**范数 $\|Ax\|_{\partial = \bar{x}\bar{x}\bar{x}} \le \|A\|_{\mathcal{E}E^{\bar{x}\bar{x}\bar{x}}}\|x\|_{\partial = \bar{x}\bar{x}\bar{x}}$  由向量范数出发,寻找矩阵范数,使得满足条件。则称矩阵范数为由向量范数诱导出的范数。

定义 3 设||·||为向量范数,||·||<sub>M</sub>为矩阵范数。 若 $\forall A \in R^{n \times n}, \forall x \in R^n \Rightarrow ||Ax|| \leq ||A||_M ||x||$ 则称|| $A||_M$ 为与向量范数||·||<mark>相容的矩阵范数</mark>

例如, $||A||_F$ 与 $||\cdot||_1$ 不相容,如果 $A = \begin{pmatrix} 1 & 4 \\ 1 & 4 \end{pmatrix}$   $x = \begin{pmatrix} 0 \\ 2 \end{pmatrix}$ 

注意 ①  $||A|| = \max_{||x||=1} ||Ax||$ 

- ② 可以证明算子范数满足矩阵范数的 4 个条件.故为矩阵范数.
- ③ 矩阵范数不一定都是算子范数,如 F-范数.
- ④ 算子范数与向量范数相容。 $(\|A\| = \max \frac{\|Ax\|}{\|x\|}, \|Ax\| = \frac{\|Ax\|}{\|x\|} \|x\| \le \|A\| \|x\|)$

常用范数

- ① 行范数  $||A||_{\infty} = \max_{\|x\|=1} ||Ax||_{\infty} = \max_{1 \le i \le n} \sum_{j=1}^{n} |a_{ij}|$  行范数(每行相加,取最大)
- ② 列范数  $||A||_1 = \max_{\|x\|=1} ||Ax||_1 = \max_{1 \le i \le n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$  列范数(每列相加, 取最大)
- ③ 2 范数  $||A||_2 = \max_{||x||=1} ||Ax||_2 = \sqrt{\lambda_{max}(A^TA)}$  难以计算,但很有用 其中 $\lambda_{max}(A^TA)$ 为矩阵 $A^TA$ 的绝对值最大的特征值

**例题** 设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$ ,求它的三个范数

 $||A||_1 = \max\{2,5,2\} = 5$   $||A||_{\infty} = \max\{3,4,2\} = 4$ 

 $A^{T}A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 9 & -1 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix} \Rightarrow |\lambda I - A^{T}A| = \begin{vmatrix} \lambda - 2 & 0 & -1 \\ 0 & \lambda - 9 & 1 \\ -1 & 1 & \lambda - 2 \end{vmatrix} = 0 \qquad \text{MI}\lambda^{3} - 13\lambda^{2} + 38\lambda - 25 = 0$ 

可得:  $\lambda_1 = 9.14, \lambda_2 = 2.92, \lambda_3 = 0.9331$  即 $\|A\|_2 = \sqrt{9.14} = 3.023$ 

定义 5 设 $\lambda_i(i=1,2,...,n)$ 为 $A \in R^{n \times n}$ 的n个特征值,称 $\rho(A) = \max_{1 \le i \le n} |\lambda_i|$ 为A的谱半径

 $\rho(A) \leq \|A\|_p$  谱半径小于任意的范数,可用于估计特征值的上界

定理 若||A|| < 1,则|I| + A可逆,且 $|I|(I + A)^{-1}|I| \le \frac{1}{1 - |IA|I}$ 

- ① 因为||A|| < 1,所以 $\rho(A) < 1 \Rightarrow \pm 1$ 不是 A 的特征值,所以I + A可逆
- ②令 $D = (I + A)^{-1}$ ,则 $1 = ||I|| = ||(I + A)D|| = ||D + AD|| \ge ||D|| ||AD|| \ge ||D|| ||A|||D||$ = ||D||(1 - ||A||) 因为