## -

## § 2.1 向量、矩阵的范数

## 向量的范数

- 设 $\mathbf{R}^n$ 为实n维向量空间,  $\mathbf{C}^n$ 为复n维向量空间.
- 定义 若 $\mathbf{R}^n$  (或 $\mathbf{C}^n$ ) 上任一向量 $\mathbf{x}$ ,对应一个非 负实数 $\|\mathbf{x}\|$ ,满足如下条件
  - (I) 非负性:  $||x|| \ge 0$  且  $||x|| = 0 \Leftrightarrow x = 0$
  - (II) 齐次性:  $||\lambda x|| = |\lambda| \cdot ||x||$ ,  $\forall \lambda \in \mathbb{R}$  (或C)
  - (III) 三角不等式

 $||x+y|| \le ||x|| + ||y||$  ,  $\forall x,y \in \mathbb{R}^n$  (或 $\mathbb{C}^n$ )

则称||x||为向量x的一种范数.

## 常用的向量范数

 $\bullet \quad \mathbf{i} \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^{\mathrm{T}},$ 

1-范数: 
$$\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$$

2-泛数: 
$$\|x\|_2 = \left(\sum_{i=1}^n x_i^2\right)^{\frac{1}{2}}$$

$$\infty$$
-范数:  $\|x\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$ 

$$p$$
-范数:  $\|\mathbf{x}\|_p = (\sum_{i=1}^n |x_i|^p)^{\frac{1}{p}}$ 

## 范数的有关定理

- 定理2.1(范数连续性定理) 设f(x)=||x||为 $\mathbb{R}^n$ 上任一向量范数,则f(x)是x的连续函数.
- 定理2.2(范数等价性定理) 设 $\|x\|_s$ ,  $\|x\|_t$ 为 $\mathbf{R}^n$ 上任 意两种向量范数, 则存在常数 $c_1$ ,  $c_2$ >0, 使得  $c_1\|\mathbf{x}\|_s \le \|\mathbf{x}\|_t \le c_2\|\mathbf{x}\|_s$ ,  $\forall \mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$
- 定理2.3 向量序列 $\{x^k\}$ 收敛于 $x^*$ 的充分且必要条件是

$$||x^k-x^*|| \rightarrow 0, k \rightarrow \infty$$

其中||:||是任一向量范数.

## 例

• 
$$x = (3,-1,5,8)^{\mathrm{T}}, x \|x\|_{1}, \|x\|_{2}, \|x\|_{\infty}$$

• 
$$\|\mathbf{x}\|_1 = |3| + |-1| + |5| + |8| = 17$$

$$\|\mathbf{x}\|_{2} = \sqrt{3^{2} + (-1)^{2} + 5^{2} + 8^{2}} = \sqrt{99} = 3\sqrt{11}$$

$$\|\mathbf{x}\|_{\infty} = \max\{|3|, |-1|, |5|, |8|\} = 8$$

## 矩阵的范数

- 定义 若 $\mathbf{R}^{n\times n}$  (或 $\mathbf{C}^{n\times n}$ )上任一矩阵 $\mathbf{A}=(a_{ij})_{n\times n}$  ,对应一个非负实数 $\|\mathbf{A}\|$  , 满足以下条件:
  - (I) 非负性: ||*A*||≥0 且 ||*A*||=0 ⇔ *A*=0
  - (II) 齐次性:  $\|\lambda A\| = |\lambda| \cdot \|A\|$ ,  $\forall \lambda \in \mathbb{R}$  (或C)
  - (III) 三角不等式:  $||A+B|| \le ||A|| + ||B||$ ,  $\forall A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}$  (或 $\mathbb{C}^{n \times n}$ )
  - (IV)  $||AB|| \le ||A|| \cdot ||B||$ ,  $\forall A, B \in \mathbb{R}^{n \times n} (\overrightarrow{\mathfrak{Q}} \mathbb{C}^{n \times n})$

则称 ||4||为矩阵4的一种范数.

• 例 对于实矩阵 $A=(a_{ij})_{n\times n}$ 

$$||A||_F = \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^2\right)^{\frac{1}{2}}$$

是一种矩阵范数,称为矩阵的Frobenius范数,简称矩阵的F范数.

(视其为n²维向量的2-范数,再利用矩阵乘法与Cauchy不等式证明条件(IV)即可)



■ 定义 对于给定向量范数||·||和矩阵范数||·||, 如果对任何向量 $x \in \mathbb{R}^n$  (或 $\mathbb{C}^n$ )和 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  (或 $\mathbb{C}^{n \times n}$ ),都有不等式||Ax||≤||A||·||x|| 成立,则称所给的矩阵范数与向量范数是相容的.



定义 设 $x \in \mathbb{R}^n$  (或 $\mathbb{C}^n$ )和 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  (或 $\mathbb{C}^{n \times n}$ ),且给定一种向量范数 $\|\cdot\|_{v}$ ,称  $\|A\|_{v} = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_{v}}{\|x\|_{v}}$  或  $\|A\|_{v} = \max_{\|x\|_{v} = 1} \|Ax\|_{v}$ 

为矩阵A的由向量范数||x||,产生的从属范数或算子范数.

单位矩阵的任一种从属范数都为1.

从属范数一定与所给定的向量范数相容.

矩阵的从属范数||A||,依赖于向量范数||x||,的具体含义.

# -

## 由向量1-范数,2-范数, $\infty$ -范数产生的从属范数分别为

■ 定理 设n阶方阵 $A=(a_{ij})_{n\times n}$  , 则

1-泛数:  $||A||_1 = \max_{1 \le j \le n} \sum_{i=1}^{n} |a_{ij}|$ 

2-范数:  $||A||_{2} = \sqrt{\rho(A^{H}A)}$  ,  $A^{H}$  是A的共轭转置

 $\infty$ -泛数:  $\|A\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^{n} |a_{ij}|$ 

## 矩阵的谱半径

■ 定义设n阶方阵A的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_n$ ,则称  $\rho(A) = \max_{1 \le i \le n} |\lambda_i|$ 

为A的谱半径( $|\lambda_i|$ 为 $\lambda_i$ 的模).

对于任意从属范数 $||\cdot||$  ,  $\rho(A) \leq ||A||$ 

但当A是正规矩阵,即 $A A^H = A^H A$ 时,

$$\rho(A)=||A||_2$$

显然若A为实对称矩阵,则 $\rho(A)=||A||_2$ 矩阵范数也有相应向量范数三个定理的结论.

## 例

计算方阵
 
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 4 \\ 0 & -2 & 4 \end{bmatrix}$$

### 的各种常用范数 $\|A\|_1, \|A\|_{\infty}, \|A\|_2, \|A\|_F$

■ 解
$$||A||_1 = \max_{1 \le j \le 3} \sum_{i=1}^3 |a_{ij}| = \max\{1, 4, 8\} = 8$$

$$||A||_{\infty} = \max_{1 \le i \le 3} \sum_{j=1}^3 |a_{ij}| = \max\{1, 6, 6\} = 6$$

$$||A||_F = \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^2\right)^{\frac{1}{2}} = \sqrt{41}$$

## 4

$$A^{H}A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & -2 \\ 0 & 4 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 4 \\ 0 & -2 & 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 8 & 0 \\ 0 & 0 & 32 \end{bmatrix}$$

### $A^{H}A$ 的特征方程为

$$\left| \lambda \mathbf{E} - \mathbf{A}^H \mathbf{A} \right| = \begin{vmatrix} \lambda - 1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda - 8 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda - 32 \end{vmatrix} = (\lambda - 1)(\lambda - 8)(\lambda - 32) = 0$$

所以
$$\rho(A^HA)=32$$
,  $||A||_2=\sqrt{32}=4\sqrt{2}$ 



## § 2.4 矩阵的条件数及误 差分析

## 矩阵的条件数

• 设A为非奇异矩阵,称数 $cond(A) = ||A|| \cdot ||A^{-1}||$  为矩阵A的条件数.

cond(
$$A$$
) =  $||A|| \cdot ||A^{-1}|| \ge ||AA^{-1}|| = 1$ 

■ 条件数与所取范数有关 ,因此有时详细记为  $cond_{\nu}(A) = ||A||_{\nu} ||A^{-1}||_{\nu}$ 

# 4

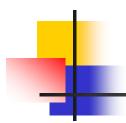
#### ■ 计算3阶Hilbert矩阵

$$H_3 = \begin{pmatrix} 1 & \frac{1}{2} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{3} & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{4} & \frac{1}{5} \end{pmatrix}$$

### 的条件数 $cond_{\infty}(H_3)$

#### 解

$$H_{3}^{-1} = \begin{pmatrix} 9 & -36 & 30 \\ -36 & 192 & -180 \\ 30 & -180 & 180 \end{pmatrix} \qquad \begin{aligned} ||H_{3}||_{\infty} = 11/6, ||H_{3}^{-1}||_{\infty} = 408, \\ \operatorname{cond}_{\infty}(H_{3}) = ||H_{3}||_{\infty} ||H_{3}^{-1}||_{\infty} = 748 \end{aligned}$$



$$Ax = b \tag{1}$$

$$A'x'=b' \tag{2}$$

- (2)是(1)的近似方程组,研究二者解的近似程度.
- 上面问题相当于研究Ax=b的精确解x与  $(A+\delta A)(x+\delta x)=b+\delta b$  的精确解 $x+\delta x$ 的差  $\delta x$ 与扰动 $\delta A$ 和 $\delta b$ 的关系.

#### ■ 方程组

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1.0001 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix}$$

记为Ax=b,其精确解为 $x=(2,0)^T$ 

■ 当常数项有微小变化时,即考虑方程组

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1.0001 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 2.0001 \end{pmatrix}$$

记为 $A(x+\delta x)=b+\delta b$ , $\delta b=(0,0.0001)^{\mathrm{T}}$  其精确解为 $x+\delta x=(1,1)^{\mathrm{T}}$ 

■ 本节讨论所采用的矩阵范数是算子范数.

## 4

### 方程组Ax=b的右端b的扰动对解的影响

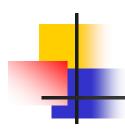
设 $\delta b$ 为b的扰动,引起解x的扰动为 $\delta x$ ,则  $A(x + \delta x) = b + \delta b$  ,  $\delta x = A^{-1} \delta b$  $\|\delta \mathbf{x}\| \leq \|\mathbf{A}^{-1}\| \|\delta \mathbf{b}\|$  $||x|| \ge \frac{||Ax||}{||A||} = \frac{||b||}{||A||}$  $\frac{\|\delta \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \le \|A\| \|A^{-1}\| \frac{\|\delta \mathbf{b}\|}{\|\mathbf{b}\|} = \operatorname{cond}(A) \frac{\|\delta \mathbf{b}\|}{\|\mathbf{b}\|}$ 

### 方程组Ax=b的系数阵A的扰动对解的影响

设 $\delta A$ 为A的扰动,引起解x的扰动为 $\delta x$ ,  $(A + \delta A)(x + \delta x) = b$ ,  $A\delta x + \delta A(x + \delta x) = 0$  $\delta \mathbf{x} = -\mathbf{A}^{-1} \delta \mathbf{A} (\mathbf{x} + \delta \mathbf{x})$  $\|\delta \mathbf{x}\| \leq \|\mathbf{A}^{-1}\| \|\delta \mathbf{A}\| (\|\mathbf{x}\| + \|\delta \mathbf{x}\|)$ 假设 $\delta A$ 足够小,使 $\|A^{-1}\|\|\delta A\|<1$  $\frac{\|\delta \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \le \frac{\|A^{-1}\| \|\delta A\|}{1 - \|A^{-1}\| \|\delta A\|} = \frac{\|A\| \|A^{-1}\| \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}}{1 - \|A\| \|A^{-1}\| \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}} = \frac{\operatorname{cond}(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}}{1 - \operatorname{cond}(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}}$ 



■ 总之, cond(A)愈小, 由A(或b)的相对误差引起解的相对误差就愈小; cond(A)愈大, 由A(或b)的相对误差引起解的相对误差就有可能愈大.所以, 量cond(A)实际刻画了解对原始数据变化的敏感程度,即刻画了方程组的病态程度.



■ 对于一个确定的线性方程组,系数矩阵 的条件数较小(接近1)时,方程组是良 态的;反之,条件数较大(>>1)时,则 方程组是病态的. 条件数越大, 则病态越 严重. 用一个稳定的方法去解一个良态方 程组,必然得到精度很高的解,同样,用 一个稳定的方法去解一个病态方程组, 结果就可能很差.



■ 设x'是方程组的近似解,则称r=b-Ax'为误差(剩余)向量.近似解x'的精度不仅依赖于r的"大小",而且依赖于的A条件数.当A时病态时,即使有很小的r,也不能保证x'是高精度的近似解.

$$\frac{\|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}'\|}{\|\boldsymbol{x}\|} \le cond(A) \Box \frac{\|\boldsymbol{r}\|}{\|\boldsymbol{b}\|}$$



## § 2.5 解线性方程组的迭代法



### • 将方程组

$$Ax = b \tag{2.5.1}$$

改写成等价方程组

$$x = Bx + g \tag{2.5.2}$$

建立迭代格式

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{B}\mathbf{x}^{(k)} + \mathbf{g}$$
 (k=0,1,2,...) (2.5.3)

向量 $x^{(0)}$ 为初始预估解向量,用公式(2.5.3)逐步迭代求解的方法叫做迭代法。B称为迭代矩阵.

如果产生的序列 $\{x^{(k)}\}$ 对于任意初始向量 $x^{(0)}$ 均收敛于 $x^*$ ,则称迭代法是收敛的.

显然 $\{x^{(k)}\}$ 的极限x\*为方程组(2.5.2)的精确解.

### 迭代法的误差

#### - 记

$$\varepsilon^{(k)} = x^{(k)} - x^* \quad (k=0,1,2,...)$$

称为第k步迭代的误差向量.

$$\varepsilon^{(k+1)} = x^{(k+1)} - x^* = B(x^{(k)} - x^*) = B\varepsilon^{(k)}$$
  
 $\varepsilon^{(k+1)} = B^{k+1}\varepsilon^{(0)} \quad (k=0,1,2,...)$ 

其中 $\epsilon^{(0)}=x^{(0)}-x^*$ 为初始误差向量.

考察收敛性,就要研究B在什么条件下 $\varepsilon^{(k)} \to 0$   $(k \to \infty)$ ,即就要研究B满足什么条件时有  $B^k \to 0 (k \to \infty)$ .

## 迭代法的收敛性

- 定理 设 $\mathbf{B} \in \mathbf{K}^{n \times n}$ ,  $\lim_{k \to \infty} \mathbf{B}^k = \mathbf{0}$  的充分必要条件是 $\rho(\mathbf{B}) < 1$ .
- 定理(迭代法的基本收敛定理)**迭代过程**  $x^{(k+1)} = Bx^{(k)} + g$

对于任意初始向量 $x^{(0)}$ 及右端向量g均收敛的充分必要条件是迭代矩阵B的谱半径 $\rho(B)$ <1, 并且 $\rho(B)$  愈小,收敛速度愈快.

由此可知:迭代法的收敛性与收敛速度与迭代矩阵B有关,而与右端向量g和初始向量 $x^{(0)}$ 无关.

## 迭代法的误差估计

 $\mathbf{z}$  定理 设 $\mathbf{x}$ \*为方程组 $\mathbf{A}\mathbf{x}=\mathbf{b}$ 的精确解. 若迭代法  $\mathbf{x}^{(k+1)}=\mathbf{B}\mathbf{x}^{(k)}+\mathbf{g}$ 

的迭代矩阵B满足||B||<1,其中||.||是某种算子范数,则对于任意的初始向量 $x^{(0)}$ 与右端向量g迭代法收敛,且有如下两个误差估计式:

(1) 
$$\|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^*\| \le \frac{\|\mathbf{B}\|}{1 - \|\mathbf{B}\|} \|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^{(k-1)}\|$$
 (2.5.4)

(2) 
$$\|x^{(k)} - x^*\| \le \frac{\|B\|^k}{1 - \|B\|} \|x^{(1)} - x^{(0)}\|$$

$$k > \left[ \ln \frac{\varepsilon(1 - \|B\|)}{\|x^{(1)} - x^{(0)}\|} / \ln \|B\| \right]$$



■ 证  $\rho(B) \le ||B|| < 1$ , 故对于任意的 $x^{(0)} = 5$ 。迭代收敛.

$$x^{(k+1)} - x^* = B(x^{(k)} - x^*)$$

$$x^{(k+1)} - x^{(k)} = B(x^{(k)} - x^{(k-1)})$$

$$|| x^{(k+1)} - x^* || \le ||B|| \cdot ||x^{(k)} - x^*||$$

$$|| x^{(k+1)} - x^{(k)} || \le ||B|| \cdot ||x^{(k)} - x^{(k-1)}||, \quad \text{fif} ||x - y|| \ge ||x|| - ||y||$$

$$||B|| \cdot ||x^{(k)} - x^{(k-1)}|| \ge ||x^{(k+1)} - x^{(k)}|| \ge ||x^{(k)} - x^*|| - ||x^{(k+1)} - x^*||$$

$$\ge (1 - ||B||) ||x^{(k)} - x^*||$$

(1)成立.再反复利用 $\|x^{(k+1)}-x^{(k)}\| \le \|B\|\cdot\|x^{(k)}-x^{(k-1)}\|$ 得(2)成立.

# 4

- 定理 超松弛法收敛的必要条件为0<*∞*<2
- 证 设其迭代矩阵 $\mathbf{B}_{\omega}$ 的特征值为 $\lambda_1,\lambda_2,\ldots,\lambda_n$ ,由于迭代收敛,故有 $\rho(\mathbf{B}_{\omega})<1$

从而 
$$\left| \det \boldsymbol{B}_{\omega} \right| = \left| \lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n \right| \le \left( \max_{1 \le i \le n} \left| \lambda_i \right| \right)^n < 1$$

$$|\det \boldsymbol{B}_{\omega}| = |\det((\boldsymbol{D} + \omega \boldsymbol{L})^{-1}) \cdot \det((1 - \omega)\boldsymbol{D} - \omega \boldsymbol{U})|$$

$$= \left| \frac{1}{a_{11}a_{22}\cdots a_{nn}} \cdot (1 - \omega)^n a_{11}a_{22}\cdots a_{nn} \right| = \left| (1 - \omega)^n \right|$$

因此 $|1-\omega| < 1$ ,即 $0 < \omega < 2$ 



### 关于解某些特殊方程组迭代法的收敛性

定理 若线性方程组Ax=b的系数矩阵A为 对称正定阵,则Gauss-Seidel迭代法 收敛.

定理 若线性方程组Ax=b的系数矩阵A为 对称正定阵,则当 $0<\omega<2$ 时, SOR 方法收敛.

■ 称方阵 $A=(a_{ij})_{nn}$  为严格对角占优的,如果

$$\mathbf{E}A = (a_{ij})_{nn}$$
 为严格对角占仇 
$$\sum_{\substack{j=1 \ j \neq i}}^{n} \left| a_{ij} \right| < \left| a_{ii} \right| \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

$$\sum_{\substack{i=1\\ i\neq j}}^{n} |a_{ij}| < |a_{jj}| \quad (j = 1, 2, \dots, n)$$

■ 定理 若线性方程组Ax=b的系数方阵 $A=(a_{ii})_{nn}$ 是 按行(或按列)严格对角占优的,则Jacobi送代法 和Gauss-Seidel读代法都是收敛的.



- 定理 若线性方程组Ax=b的系数矩阵A为 严格对角占优矩阵,则当 $0<\omega\le1$ 时,SOR 方法收敛.
- 定理 设A是具有正对角线元素的对称矩阵,则解线性方程组Ax=b的Jacobi迭代法收敛的充分必要条件是A和2D-A都为对称正定阵.



■ Jacobi迭代法

收敛的充要条件:  $\rho(\mathbf{B}_J)<1$ 

A和2D-A都为对称正定阵(A是具有正对角线元素的对称矩阵).

充分条件:  $||B_J|| < 1$  (||.||是某种算子范数)

A是严格对角占优的

■ Gauss-Seidel迭代法

收敛的充要条件:  $\rho(\mathbf{B}_G)$ <1

充分条件:  $\|\mathbf{B}_G\| < 1$  ( $\|.\|$ 是某种算子范数)

A是严格对角占优的

A为对称正定阵

SOR方法

收敛的充要条件:  $\rho(\mathbf{B}_{\omega})<1$ 

充分条件:  $\| \mathbf{B}_{o} \| < 1 (\|.\|]$ 是某种算子范数)

A是严格对角占优的,且 $0<\omega\leq 1$ 

A为对称正定阵, $0 < \omega < 2$ 

必要条件: 0<a></a></a>