# 计算方法习题课 3 配套 《计算方法》 李大明

助教: 马泽涛

邮箱: ztma2021@163.com

上海交通大学 数学科学学院

2021年11月23日

#### 内容提要

- ① 作业规范
- 2 作业 1
- ③ 作业 2
- 4 作业 3
- ⑤ 作业 4

# 作业规范

- 作业提交
  - 图片, pdf 上传清晰;
  - 纸质作业推荐扫描全能王;
  - 使用latex;
- 答题规范
  - 标注题号;
  - 关键步骤, 如使用的定理名称等;
  - 解答过程详细、合理;
- ▶ 沟通, 联系请发送邮件至 ztma2021@163.com(
   ★ 益述问题)
  - 没有按时提交作业至 canvas;
  - 作业最终得分不满意;
  - 作业批改错误;

## 作业示范

```
CHAPTER 1
11 解:设文的近似值为×*,由已知前 6= <del>×*-×</del>
      设f(x)=lnx,(x>0) f(x)=文
      的elf(x*))≈ |f'(x*)|e(x*)可得
        |nx - lnx^* = \varepsilon(f(x^*)) \approx |\overline{x}^*| |x^* - x| = 6
      即lnx的误差为6.
 文解:设工的近似值为x*,由已知有 <del>x*-x</del>=0.02
       i2f(x) = x^n f'(x) = nx^n
       由 & (f(x*)) ~ |f'(x*)| &(x*)可得
        z^n - (x^n)^n = \varepsilon (f(x^n)) \approx n(x^n)^{n-1} (x - x^n) = ao2n (x^n)^n
       则 \chi^n 的相对误差为 \frac{\chi^n - (\chi^k)^n}{(\chi^k)^n} = \frac{ao > n \cdot (\chi^k)^n}{(\chi^k)^n} = ao > n
 4. 随·由工、大, 大, 大, 大 的值可知
        E(X)= = = ×10-4 E(X)== = ×10-3
   \varepsilon(Z_{2}^{*}) = \pm \times 10^{-1} \varepsilon(Z_{2}^{*}) = \pm \times 10^{-3} 由 \varepsilon(A^{*}) \approx \sum_{k=1}^{n} \left| \left( \frac{\partial f}{\partial x_{k}} \right)^{k} \right| \varepsilon(Z_{k}^{*}) 可得
11) \mathcal{E}\left(x_{1}^{*}+x_{2}^{*}+x_{4}^{*}\right)=\mathcal{E}(x_{1}^{*})+\mathcal{E}(x_{2}^{*})+\mathcal{E}(x_{4}^{*})=1.05\times10^{-3}
(>) E(X+ x2 x3) = X3 x3 E(X1) + X1 x3 E(X2) + X1 x3 E(X3)
                          = 0.031×3856×±×104+1.1021×3856×±×100+1.1021×0.031×±×10
(b) \mathcal{E}(\chi_1^{*}/\chi_4^{*}) = \frac{1}{|\chi_4^{*}|} \mathcal{E}(\chi_2^{*}) + \frac{\chi_2^{*}}{|\chi_4^{*}|^2} \mathcal{E}(\chi_4^{*})
                     = \frac{\sharpo\frac{1}{2}x\10^3 + \arrangle \arrangle \frac{1}{2}x\10^3}{\sharpo\frac{1}{2}x\2007}
                     ≈ 0.887×10"
I 解:设半代尺的近似值为尺*, R的相对误差限为矢(尺*)= R*-R*
```

(a) 同学 1

数值分析第一次作业

#### Ti. 俊 x 20 . X 的稻对误差为 &, ボ/mx 的误差

解:後才的自似数为才,则有偏彼  $\mathcal{E} = \frac{x-x^2}{x^2}$  对于f(x) = h x 图  $f'(x) = \frac{1}{x}$ 

故由, E(fors) = |fors/ EOP)

羽得: /nx-/nx" = (オー(x-x\*)= オー(x-x\*)= とい(オー)-S.

野: e(lnx\*) x S . lox 筋膜差为 8.

#### Ta. 多分的相对误差为2%, 式分的相对误差.

解,偏力的一个,则此什算函数值问题的条件数为:

$$Cp = \left| \frac{\gamma_1 f(x)}{f(x)} \right| = \left| \frac{\gamma_1 h \chi^{-1}}{\chi^{-1}} \right| = h$$

又因为计算函数值问题的条件数划为函数值的相对误差与10变量

桐对误差的忧重,评。  $(p = \frac{\mathcal{E}_r(f(r))}{\mathcal{E}_r(r)} = \frac{\mathcal{E}_r((r))^n}{\mathcal{E}_r(r)}$ 

所以為 :  $G_r((n^n)^n) \simeq G_p. G_r(n^n) = n. 2\% = 0.02n.$ 如 的相对误差为 0.02n.

#### 74. 利用式(133)ボ731 6似值的误差限, 其中水、水、水、水、水均为3至3价倍的数。

解: 天知 水= 1.107; 水=0.031; 水=3856; 水=56.40.

(MILL E(M\*) = 5 xho-9; E(M) = 5 xho-1; E(M\*) = 5 xho-3; E(M\*) = 5 xho-3;

#### (b) 同学 2

(ロト 4团 > 4분 > 4분 > 분 - 쒸QC

1. 设 x > 0, x 的相对误差为  $\delta$ , 求  $\ln x$  的误差.

解: 因为 x 的相对误差为  $\delta$ , 所以有

$$\frac{x-x*}{x*}=\delta,$$

从而, 当 δ 充分小时,

$$\ln x - \ln x^* = \ln\left(\frac{x - x^* + x^*}{x^*}\right)$$
$$= \ln(1 + \delta)$$
$$\approx \delta.$$

2. 设 x 的相对误差为 2%, 求  $x^n$  的相对误差.

解: 令  $f(x) = x^n$ ,则  $\frac{\mathrm{d}f}{\mathrm{d}x} = nx^{n-1}$ . 注意到. 由泰勒展开

$$f(x) = f(x^*) + f'(x^*)(x - x^*) + o(x - x^*).$$

于是,

$$x^n \approx (x^*)^n + n(x^*)^{(n-1)}(x - x^*),$$

进而,

$$\frac{x^n - (x^*)^n}{(x^*)^n} \approx \frac{n(x^*)^{(n-1)}(x - x^*)}{(x^*)^n}$$
$$= n \cdot \frac{x - x^*}{x^*}$$
$$= 0.02n.$$

5. 计算球体积要使相对误差限为 1%, 问度量半径为 R 时允许的相对误差限是多少.

解: 令  $f(R) = \frac{4}{3}\pi R^3$ , 则  $f'(R) = 4\pi R^2$ . 同样地, 利用泰勒展开, 有

$$f(R) = f(R^*) + f'(R^*)(R - R^*) + o(R - R^*).$$

要使得

$$3 \cdot \left| \frac{R^* - R}{R^*} \right| \approx \left| \frac{f(R^*) - f(R)}{f(R^*)} \right| \leqslant 0.01,$$

则要求 R 的相对误差限为  $1/300 \approx 0.33\%$ .

13.  $f(x) = \ln(x - \sqrt{x^2 - 1})$ , 求 f(30) 的值. 若开平方用 6 位函数表, 问 求对数式时误差有多大? 若改用另一等价公式

$$\ln(x - \sqrt{x^2 - 1}) = -\ln(x + \sqrt{x^2 - 1})$$

计算. 求对数时误差有多大?

解:  $f(30) = \ln(30 - \sqrt{899})$ .

令  $u = \sqrt{899}$ , 则  $u \approx 29.9833$ , 即  $u^* = 29.9833$ . 则由书本 P6, (1.3.2)

式可知.

$$|u-u^*| \leqslant \frac{1}{2} \times 10^{-4},$$

其中取 m=1, n=6.



13. 又令 
$$g(u) = \ln(30 - u)$$
, 则  $g'(u) = \frac{1}{u - 30}$ . 从而,

$$|g(u) - g(u^*)| \approx |g'(u^*)(u - u^*)|$$
  
 $\leq 2.99401 \times 10^{-4}.$  (1)

再令 
$$h(u) = -\ln(30 + u)$$
,  $g'(u) = -\frac{1}{u+30}$ . 同理.

$$|h(u) - h(u^*)| \approx |h'(u^*)(u - u^*)|$$

$$= \frac{1}{u^* + 30} \cdot |u - u^*|$$

$$\leq 8.33565 \times 10^{-7}.$$
(2)

注意到上述几题都用到了一元泰勒展开的近似.

- 4. 利用式 (1.3.3) 求下列近似值的误差限:
  - $x_1^* + x_2^* + x_4^*$
  - $x_1^* x_2^* x_3^*$
  - $x_2^*/x_4^*$

提示: 利用多元函数泰勒展开的近似.

- 1 作业规范
- 2 作业 1
- ③ 作业 2
- 4 作业3
- 5 作业 4

- 6. 已知  $x = \varphi(x)$  在区间 (a, b) 内只有一根,且当 a < x < b 时,  $|\varphi'(x)| \geqslant k > 1$ ,
- (1) 如何将  $x = \varphi(x)$  化为适于迭代的形式?
- (2) 将  $x = \tan x$  化为适于迭代的形式, 并求 x = 4.5 rad 附近的根.

解: (1) 原先要求

$$\begin{cases} y = x \\ y = \varphi(x) \end{cases}$$

在区间内的交点. 由条件可知  $\varphi(x)$  在区间内严格单调, 因此其反函数存在. 于是, 可转化为考虑

$$\begin{cases} x = y \\ x = \varphi^{-1}(y) + C \end{cases}$$

在 (a,b) 内的交点. 且因  $\left|\frac{1}{\varphi'(y)}\right| \leqslant \frac{1}{k} < 1$ , 故迭代公式

$$y_{k+1} = \varphi^{-1}(y_k) + C$$

收敛.



#### 6. (2) 原先要求

$$\begin{cases} y = x \\ y = \tan x \end{cases}$$

在 x = 4.5 附近的交点, 现在由 (1) 转化为

$$\begin{cases} x = y \\ x = \arctan y + \pi \end{cases}$$

在  $(\pi, 3\pi/2)$  内的交点.

令 
$$\varphi(y) = \arctan y + \pi$$
, 则  $\varphi'(y) < 1$ . 取  $y_0$  及迭代公式

$$y_{k+1} = \varphi(y_k) = \arctan y_k + \pi,$$

可得上式收敛到 4.493409457909064.

10. 对于 f(x)=0 的 Newton 公式  $x_{k+1}=x_k-\frac{f(x_k)}{f'(x_k)}$ , 证明

$$R_k = \frac{x_k - x_{k-1}}{(x_{k-1} - x_{k-2})^2}$$

收敛到  $-\frac{f''(x^*)}{2f'(x^*)}$ . 证明:

$$\lim_{k \to \infty} R_k = \lim_{k \to \infty} \frac{x_k - x_{k-1}}{\left(x_{k-1} - x_{k-2}\right)^2}$$

$$= \lim_{k \to \infty} -\frac{\frac{f(x_{k-1})}{f(x_{k-1})}}{\left(-\frac{f(x_{k-2})}{f(x_{k-2})}\right)^2}$$

$$= \lim_{k \to \infty} -\frac{\frac{f(x_{k-1}) - f(x^*)}{f(x_{k-1})}}{\left(-\frac{f(x_{k-2}) - f(x^*)}{f'(x_{k-2})}\right)^2}$$

10.

$$\begin{split} &= \lim_{k \to \infty} - \frac{\frac{f'(\xi_{k-1})(x_{k-1} - x^*)}{f'(x_{k-1})}}{\left(\frac{f'(\xi_{k-2})(x_{k-2} - x^*)}{f'(x_{k-2})}\right)^2} \\ &= - \lim_{k \to \infty} \frac{x_{k-1} - x^*}{\left(x_{k-2} - x^*\right)^2} \cdot \lim_{k \to \infty} \frac{f'(\xi_{k-1}) \left[f'(x_{k-2})\right]^2}{f'(x_{k-1}) \left[f'(\xi_{k-2})\right]^2} \\ &= - \frac{f''(x^*)}{2f'(x^*)}. \end{split}$$

其中  $\xi_{k-1}$  介于  $x_{k-1}$  与  $x^*$  之间,  $\xi_{k-1}$  介于  $x_{k-2}$  与  $x^*$  之间. 并且在倒数第二个等号当中运用了牛顿法的二阶收敛, 即

$$\lim_{k \to \infty} \frac{x_k - x^*}{(x_{k-1} - x^*)^2} = \lim_{k \to \infty} \frac{x_{k-1} - x^*}{(x_{k-2} - x^*)^2} = \frac{f''(x^*)}{2f'(x^*)}.$$

此外,在14.15.中也是运用该公式及其证明思路.



#### 回顾 Newton 公式

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)}$$

的收敛阶证明.

证法 1: 考虑  $x = \varphi(x)$ , 其中  $\varphi(x) = x - \frac{f(x)}{f'(x)}$ .

将  $\varphi(x)$  在  $x^*$  处泰勒展开. 见书本 P151.

证法 2: 设  $x_k \to x^*$  直接对 f(x) 在  $x_k$  处泰勒展开.

$$f(x) = f(x_k) + f'(x_k)(x - x_k) + \frac{1}{2}f''(x_k)(x - x_k)^2 + o((x - x_k)^2),$$

将 x\* 带替 x 得

$$0 = f(x^*) = f(x_k) + f'(x_k)(x^* - x_k) + \frac{1}{2}f''(x_k)(x^* - x_k)^2 + o\left((x^* - x_k)^2\right),$$

#### 接上证明 2

记 
$$e_k=x_k-x^*$$
,利用  $x_{k+1}=x_k-rac{f(x_k)}{f'(x_k)}$ ,得到

$$\frac{e_{k+1}}{(e_k)^2} = \frac{f''(x_k)}{2f'(x_k)} + \frac{o((x^* - x_k)^2)}{(x^* - x_k)^2},$$

令  $k \to \infty$ , 即为所求.

- 1 作业规范
- 2 作业 1
- ③ 作业 2
- 4 作业 3
- 5 作业 4

6. 设 A 为 n 阶严格对角占优矩阵, 则经过 Gauss 消去法一步后,

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_1^T \\ 0 & A_2 \end{pmatrix}$$

证明:  $A_2$  是严格对角占优矩阵.

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_1^T \\ b_1 & A_1 \end{pmatrix} \to \begin{pmatrix} a_{11} & a_1^T \\ 0 & A_1 - \frac{1}{a_{11}} b_1 a_1^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_1^T \\ 0 & A_2. \end{pmatrix}$$

分析: 只要证明

$$\left| a_{ii} - \frac{1}{a_{11}} a_{i1} a_{1i} \right| = \left| a_{ii}^{(2)} \right| > \sum_{j=2, j \neq i}^{n} \left| a_{ij}^{(2)} \right| = \sum_{j=2, j \neq i}^{n} \left| a_{ij} - \frac{1}{a_{11}} a_{i1} a_{1j} \right|,$$

对于  $i=2,\cdots,n$  都成立.



#### 6. 证明:

$$\begin{split} \left| \, a_{ii}^{(2)} \, \right| &= \left| \, a_{ii} - \frac{1}{a_{11}} \, a_{i1} \, a_{1i} \, \right| \, \geqslant \left| \, a_{ii} \right| \, - \left| \, \frac{1}{a_{11}} \, a_{i1} \, a_{1i} \, \right| \\ &> \sum_{j=1, j \neq i}^n \left| \, a_{ij} \right| - \left| \, \frac{1}{a_{11}} \, a_{i1} \, a_{1i} \, \right| \\ &= \sum_{j=2, j \neq i}^n \left| \, a_{ij} \right| + \left| \, a_{i1} \right| \, - \left| \, \frac{1}{a_{11}} \, a_{i1} \, a_{1i} \, \right| \\ &= \sum_{j=2, j \neq i}^n \left| \, a_{ij} \right| + \left| \, \frac{a_{i1}}{a_{11}} \right| \, \left( \left| \, a_{11} \right| - \left| \, a_{1i} \right| \right) \\ &> \sum_{j=2, j \neq i}^n \left| \, a_{ij} \right| + \left| \, \frac{a_{i1}}{a_{11}} \right| \sum_{j=2, j \neq i}^n \left| \, a_{1j} \right| \\ &\geqslant \sum_{j=2, j \neq i}^n \left| \, a_{ij} - \frac{1}{a_{11}} \, a_{i1} \, a_{1j} \right| = \sum_{j=2, j \neq i}^n \left| \, a_{ij}^{(2)} \right| \end{split}$$

7. 设  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  为对称正定矩阵,经过 Gauss 消去法一步后,A 约化为  $\begin{pmatrix} a_{11} & a_1^T \\ 0 & A_2 \end{pmatrix}$  .,其中

$$A = (a_{ij})_n, A_2 = (a_{ij}^{(2)})_{n-1}$$

证明: (1) A 的对角元素  $a_{ii} > 0 (i = 1, 2, \dots, n)$ ;

- (3)  $a_{ii}^{(2)} < a_{ii} \ (i = 2, 3, \dots, n);$
- (4) A 的绝对值最大的元素必在对角线上;
- (5)  $\max_{2 \leqslant i, j \leqslant n} \left| a_{ij}^{(2)} \right| \leqslant \max_{2 \leqslant i, j \leqslant n} |a_{ij}|;$
- (6) 从 (2)、(3)、(5) 推出, 如果  $|a_{ij}|<1$ , 则对于所有 k,  $\left|a_{ij}^{(k)}\right|<1$ .

#### 7. (1) 由于 A 对称正定矩阵, 所以对一切非零 $x \in \mathbb{R}^n$ , 有

$$x^T A x > 0,$$

特别地, 取  $x = e_i \ (i = 1, 2, \dots, n)$ , 则有  $a_{ii} > 0$ .

(2) 设 
$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_1^T \\ a_1 & A_1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} a_{11} & a_1^T \\ 0 & A_1 - \frac{1}{a_{11}} a_1 a_1^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_1^T \\ 0 & A_2 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} a_{11} & 0 \\ 0 & A_2 \end{pmatrix}$$
及  $P^T = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{a_{11}} a_1 & I_{n-1} \end{pmatrix}$ ,则有

$$P^T A P = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 \\ 0 & A_2 \end{pmatrix}.$$

由上可知  $A_2$  对称, 取非零的  $x = \begin{bmatrix} 0 & x_2 & \cdots & x_n \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} 0 & x_0 \end{bmatrix}^T$ , 因 P 可逆, 从而 y = Px 为非零向量, 有

$$y^T A y = x^T P^T A P x = x_0^T A_2 x_0 > 0.$$



- 7. (3) 由上可知  $A_2 = A_1 \frac{1}{a_{11}} a_1 a_1^T$ , 易知.
- (4) 由于 A 正定从而 A 的 2 级主子式大于 0, 从而有

$$a_{ij}^2 < a_{ii}a_{jj} \leqslant (\max(a_{ii}, a_{jj}))^2 \leqslant \left(\max_{1 \leqslant i \leqslant n} a_{ii}\right)^2.$$

(5) 由 (2) 可知,  $A_2$  是 n-1 级对称正定矩阵, 从而也满足 (1),(3). 于是有

$$\max_{2\leqslant i,j\leqslant n} \left| a_{ij}^{(2)} \right| \leqslant \max_{2\leqslant i\leqslant n} \left| a_{ii}^{(2)} \right| \leqslant \max_{2\leqslant i\leqslant n} \left| a_{ii} \right| \leqslant \max_{2\leqslant i,j\leqslant n} \left| a_{ij} \right|.$$

(6) 类似地, 经过有限步 Gauss 消去后得到的  $A_3, A_4, \cdots$ , 也满足上述的性质, 从而 (6) 成立.



8.

注意到左乘  $I_{ij}$  是做初等行变换, 即交换第 i,j 两行;

右乘  $I_{ij}$  是做初等列变换,即交换第 i,j 两列.

- 11. 证明: (1) 如果 A 是对称正定矩阵, 则  $A^{-1}$  也是对称正定矩阵;
- (2) 如果 A 是对称正定矩阵, 则 A 可唯一的写成  $A = L^T L$ , 其中 L 是具有正对角元的下三角阵.
- (1) A 对称正定  $\Leftrightarrow$  特征值  $\lambda_i > 0, i = 1, 2, \dots, n$ ;
- (2) 回忆 A = LU 是从上往下利用初等行变换来证明, 这里利用从下往上;

- 15. 能否 LU 分解的判断.
- (1) 不能直接分解,但是经过选主元 PA = LU;
- (2) 可分解, 但不唯一;
- (3) 对称正定, 可以分解, 分解唯一;

19. 证明:

$$(1) \|x\|_{\infty} \leqslant \|x\|_{1} \leqslant n \|x\|_{\infty};$$

$$(2)\ \frac{1}{\sqrt{n}}\|\,A\|_{\,F}\leqslant \|\,A\|_{\,2}\leqslant \|\,A\|_{\,F}\,.$$

解: (1) 略

(2) 提示: 利用

$$||A||_F^2 = \sum_{i,j=1}^n (a_{ij})^2 = tr(A^T A) = \sum_{i=1}^n \lambda_i,$$
  
 $||A||_F^2 = \lambda_{\max}(A^T A).$ 

21. 设  $A\in\mathbb{R}^{n\times n}$  为对称正定矩阵, 定义  $\|x\|_A=(Ax,x)^{\frac{1}{2}}$ . 试证明  $\|x\|_A$  是  $\mathbb{R}^n$  上向量的一种范数.

此处用到这样的结论:

若 A 为 n 级对称正定矩阵, 则存在 n 级可逆矩阵 P, 使得

$$A = P^T P.$$

利用作业 20.

22. 证明:  $\|x+y\|_2 = \|x\|_2 + \|y\|_2 \iff x,y$  线性相关且  $x^{\mathrm{T}}y \geqslant 0$ . 证明:  $\Leftarrow$  容易证明.  $\Rightarrow$  两边平方可得,

$$||x + y||_2^2 = (||x||_2 + ||y||_2)^2$$

注意到  $x^Tx = ||x||_2^2$  以及  $x^Ty = y^Tx$ , 得到

$$x^T y = ||x||_2 ||y||_2.$$

于是,  $x^T y \ge 0$  且由上式可知

$$||x||_2 ||y||_2 \cos(\theta) = ||x||_2 ||y||_2$$

从而 x, y 线性相关.



24. 令  $\|\cdot\|$  是  $\mathbb{R}^n$ (或  $\mathbb{C}^n$ ) 上的任意一种范数, 而 P 是任一非奇异实 (或 复) 矩阵, 定义范数

$$||x||' = ||Px||,$$

证明  $||A||' = ||PAP^{-1}||$ . 证明:

$$||A||' = \sup_{x \neq 0} \frac{||Ax||'}{||x||'}$$

$$= \sup_{x \neq 0} \frac{||PAx||}{||Px||}$$

$$= \sup_{x \neq 0} \frac{||(PAP^{-1}) Px||}{||Px||}$$

$$= \sup_{y = Px \neq 0} \frac{||(PAP^{-1}) y||}{||y||}$$

$$= ||PAP^{-1}||.$$

26. 设  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , 求证:  $A^T A = A A^T$  的特征值相等, 即  $\lambda(A^T A) = \lambda(A A^T)$ .

证明:

先证: A, B 分别为  $n \times m$  和  $m \times n$  矩阵, 则有

$$\begin{vmatrix} E_m & B \\ A & E_n \end{vmatrix} = |E_n - AB| = |E_m - BA|,$$

进一步, 当  $\lambda \neq 0$  时,

$$|\lambda E_n - AB| = \lambda^{n-m} |\lambda E_m - BA|.$$

最后, 令  $B = A^T$  即可.

回忆到: 矩阵 A 的特征值是由下式得到

$$f_A(\lambda) = |\lambda E - A|.$$



27. 设 A 为非奇异矩阵, 求证:  $\frac{1}{\|A^{-1}\|} = \min_{y \neq 0} \frac{\|Ay\|}{\|y\|}$ . 证明:

$$\begin{split} \frac{1}{\|A^{-1}\|} &= \frac{1}{\sup_{x \neq 0} \frac{\|A^{-1}x\|}{\|x\|}} \\ &= \frac{1}{\sup_{y \neq 0} \frac{\|y\|}{\|Ay\|}} \\ &= \min_{y \neq 0} \frac{1}{\frac{\|y\|}{\|Ay\|}} \\ &= \min_{y \neq 0} \frac{\|Ay\|}{\|y\|}. \end{split}$$

28. 设 A 为非奇异矩阵, 且  $\|A^{-1}\| \|\delta A\| < 1$  求证:  $(A + \delta A)^{-1}$  存在, 且有估计

$$\frac{\|A^{-1} - (A + \delta A)^{-1}\|}{\|A^{-1}\|} \le \frac{\operatorname{cond}(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}}{1 - \operatorname{cond}(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}}.$$

证明: 因  $\|A^{-1}\delta A\| \le \|A^{-1}\| \|\delta A\| < 1$ , 由定理 7.18 可知,  $I + A^{-1}\delta A$  非奇异, 且  $\|(I + A^{-1}\delta A)^{-1}\| \le \frac{1}{1 - \|A^{-1}\delta A\|}$ . 因此,

$$A + \delta A = A(I + A^{-1}\delta A)$$

非奇异.

下证:

$$\frac{\|A^{-1} - (A + \delta A)^{-1}\|}{\|A^{-1}\|} \leqslant \frac{\|A^{-1}\| \|\delta A\|}{1 - \|A^{-1}\| \|\delta A\|}.$$



# 28. 接上页注意到

$$(A + \delta A)^{-1} = [A(I + A^{-1}\delta A)]^{-1} = (I + A^{-1}\delta A)^{-1}A^{-1},$$

从而

$$\begin{split} \|\,A^{-1} - (A + \delta A)^{-1}\| &= \|\,A^{-1} - \left(I + A^{-1}\delta A\right)^{-1}A^{-1}\| \\ &\leqslant \|\,I - \left(I + A^{-1}\delta A\right)^{-1}\| \cdot \|\,A^{-1}\| \\ &= \|\,\left(I + A^{-1}\delta A\right)^{-1}\left(I + A^{-1}\delta A - I\right)\| \cdot \|\,A^{-1}\| \\ &\leqslant \|\,\left(I + A^{-1}\delta A\right)^{-1}\| \cdot \|\,A^{-1}\delta A\| \cdot \|\,A^{-1}\| \\ &\leqslant \frac{1}{1 - \|A^{-1}\delta A\|}\|A^{-1}\| \cdot \|\,\delta A\| \cdot \|\,A^{-1}\| \\ &\leqslant \frac{1}{1 - \|A^{-1}\|\|\delta A\|}\|A^{-1}\| \cdot \|\,\delta A\| \cdot \|\,A^{-1}\| \;. \end{split}$$

30. 设 A 为对称正定矩阵, 其分解为  $A = LDL^T = W^T W$ , 其中  $W = D^{1/2}L^T$ , 求证:

- (1) cond  $(A)_2 = [\text{cond}(W)_2]^2$ ;
- (2)  $\operatorname{cond}(A)_2^2 = \operatorname{cond}(W^T)_2 \cdot \operatorname{cond}(W)_2.$  证明:

$$\operatorname{cond}\left(A\right)_{2} = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}\left(A^{T}A\right)}{\lambda_{\min}\left(A^{T}A\right)}},$$

特别地, 当 A 为对称矩阵时,

$$\mathrm{cond}\left(A\right)_{2} = \sqrt{\frac{\lambda_{\mathrm{max}}\left(A^{T}A\right)}{\lambda_{\mathrm{min}}\left(A^{T}A\right)}} = \frac{\lambda_{\mathrm{max}}\left(A\right)}{\lambda_{\mathrm{min}}\left(A\right)}.$$

32. 证明: 如果 A 是正交矩阵, 则  $\operatorname{cond}(A)_2 = 1$ . 证明: 由于 A 为正交矩阵, 从而有 A'A = AA' = I. 且对任意  $x \in \mathbb{R}^n$  且  $\|x\|_2 = 1$ , 有

$$||Ax||_{2}^{2} = x'A'Ax = x'x = ||x||_{2}^{2} = 1,$$

于是,

$$\|Ax\|_2 = 1.$$

由范数的等价定义, 有

$$||A||_2 = \sup_{||x||_2=1} ||Ax||_2 = 1.$$

从而,

$$\operatorname{cond}(A)_2 = ||A||_2 ||A^{-1}||_2$$
$$= ||A||_2 ||A'||_2$$
$$= 1.$$

- 1 作业规范
- 2 作业 1
- ③ 作业 2
- 4 作业3
- ⑤ 作业 4

2. 设 
$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 2 & 0 \end{pmatrix}$$
, 证明即使  $||A||_1 = ||A||_{\infty} > 1$ , 级数

 $I + A + A^2 + \cdots + A^k + \cdots$  也收敛.

解: 容易计算 A 的特征多项式为  $f(x) = x^2$ , 由 Hamilton - Caylay 定理可知,  $f(A) = A^2 = 0$ .

于是, 级数  $I + A + A^2 + \cdots + A^k + \cdots$  也收敛, 收敛于 I + A.

思考: 已知矩阵 A 为

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

计算 A<sup>100</sup>.

#### 思考: 已知矩阵 A 为

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

计算 A<sup>100</sup>.

解: 容易计算矩阵 A 的特征多项式为  $f(x) = (x+1)(x-1)^2$ , 将  $x^{100}$  与 f(x) 做带余除法, 则有

$$x^{100} = f(x)q(x) + ax^2 + bx + c,$$

根据 
$$f(-1)=f(1)=f(1)=0$$
, 可得  $a=50, b=0, c=-49$ , 于是 
$$A^{100}=50A^2-49E=\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 50 & 1 & 0 \\ 50 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

3. 证明对于任意选择的 A, 序列 I, A,  $\frac{1}{2}A^2$ ,  $\frac{1}{3!}A^3$ ,  $\frac{1}{4!}A^4$ , · · · 收敛于零矩阵.

证明: 下证:  $\|\frac{1}{n!}A^n\| \to 0$ . 由于

$$\|\frac{1}{n!}A^n\| \leqslant \frac{1}{n!}\|A\|^n$$
,

由于数项级数  $e^{\|A\|} = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} \|A\|^n$  收敛, 从而其通项的极限为 0.

7. 设 Ax = b, 其中 A 为对称正定矩阵, 问解此方程组的 Jacobi 迭代法是否一定收敛. 试考察习题 b 中方程组 b0. 解: 不一定收敛.

 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0.4 & 0.4 \\ 0.4 & 1 & 0.8 \\ 0.4 & 0.8 & 1 \end{pmatrix},$ 

从而

习题 5 中

$$J = \begin{pmatrix} 0 & -0.4 & -0.4 \\ -0.4 & 0 & -0.8 \\ -0.4 & -0.8 & 0 \end{pmatrix},$$

由迭代收敛的充要条件可知  $\rho(J) = 1.092820323027551 > 1$ , 从而不收敛.

11. 设有方程组 Ax = b, 其中 A 为对称正定矩阵, 迭代公式  $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \omega \left( b - Ax^{(k)} \right) (k = 0, 1, 2, \cdots)$ , 试证明当  $0 < \omega < \frac{2}{\beta}$  时上述迭代法收敛. (其中  $0 < \alpha \leqslant \lambda \left( A \right) \leqslant \beta$ ). 解: 由于

$$x^{(k+1)} = (I - wA) x^{(k)} + \omega b,$$

注意到  $B = I - \omega A$  的特征值为  $1 - \omega \lambda_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ . 由迭代收敛的充要条件可知, 只要使得  $\rho(B) < 1$ , 即

$$|1-w\lambda_i|<1\;,$$

对任意  $i=1,2,\cdots,n$  都成立. 解之得

$$0<\omega<\frac{2}{\beta}.$$

12. 用 Gauss-Seidel 方法解  $\mathbf{A}\mathbf{x}=\mathbf{b}$ ,用  $x_i^{(k+1)}$  记  $\mathbf{x}^{(k+1)}$  的第 i 个分量,且

$$r_i^{(k+1)} = b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i^{(k)}.$$
 (3)

证明:  $(1)x_i^{(k+1)} = x_i^{(k)} + \frac{r_i^{(k+1)}}{a_{ii}}$ ;

(2) 如果  $\varepsilon^{(k)} = x^{(k)} - x^*$ , 其中  $x^*$  是方程组的精确解, 求证: $\varepsilon^{(k+1)} = \varepsilon^{(k)} - \frac{r_i^{k+1}}{i}$ , 其中

$$r_i^{(k+1)} = \Sigma_{j=1}^{i-1} a_{ij} \varepsilon_j^{(k+1)} + \Sigma_{j=i}^n a_{ij} \varepsilon_j^{(k)};$$

(3) 设 A 是对称的,二次型  $Q(\varepsilon^{(k)})=(A\varepsilon^{(k)},\varepsilon^{(k)})$ ,证明

$$Q(\varepsilon^{(k+1)}) - Q(\varepsilon^{(k)}) = -\sum_{j=1}^{n} \frac{(r_j^{(k+1)})^2}{a_{jj}}.$$

12. (4) 由此推出, 如果 A 是具有正对角元素的非奇异矩阵, 且 Gauss-Seidel 方法对于任意初始向量  $x^{(0)}$  是收敛的, 则 A 是正定矩阵.

解: (1) 由 Gauss - Seidel 迭代公式可知,

$$a_{ii}x_i^{(k+1)} = -\sum_{j=1}^{i-1} a_{ij}x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij}x_j^{(k+1)} + b_i,$$
 (4)

将(3)带入(4)可以得到

$$a_{ii}x_i^{(k+1)} = (r_i^{(k+1)} - b_i + a_{ii}x_i^{(k)}) + b_i,$$

约简后即为所证.

(2) 由题意可知

$$\begin{split} \varepsilon_i^{(k+1)} &= x_i^{(k+1)} - x_i^* \\ &= \frac{1}{a_{ii}} \left[ -\sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} + b_i \right] - x_i^* \end{split}$$

12. (2)

$$\begin{split} &= \frac{1}{a_{ii}} \left[ -\sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i}^{n} a_{ij} x_j^{(k)} + b_i \right] + x_i^{(k)} - x_i^* \\ &= \frac{1}{a_{ii}} \left[ -\sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} \left( x_j^{(k+1)} - x_j^* \right) - \sum_{j=i}^{n} a_{ij} \left( x_j^{(k)} - x_j^* \right) + b_i \right] + x_i^{(k)} - x_i^* \\ &- \frac{1}{a_{ii}} \left[ \sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_j^* \right] \\ &= -\frac{1}{a_{ii}} r_i^{(k+1)} + \varepsilon_i^{(k)}, \end{split}$$

注意到由于  $Ax^* = b$ , 于是有  $\sum_{j=1}^n a_{ij}x_j^* = b_i, i = 1, 2, \cdots, n$ .

## 12. (3) 解: 注意到

$$Q(\varepsilon^{(k)}) = (A\varepsilon^{(k)}, \varepsilon^{(k)}) = (\varepsilon^{(k)})^T A\varepsilon^{(k)},$$

于是,

$$\begin{split} &Q(\varepsilon^{(k+1)}) - Q(\varepsilon^{(k)}) \\ &= (\varepsilon^{(k+1)})^T A \varepsilon^{(k+1)} - (\varepsilon^{(k)})^T A \varepsilon^{(k)} \\ &= \left(\varepsilon^{(k+1)} - \varepsilon^{(k)} + \varepsilon^{(k)}\right)^T A \left(\varepsilon^{(k+1)} - \varepsilon^{(k)} + \varepsilon^{(k)}\right) - \left(\varepsilon^{(k)}\right)^T A \varepsilon^{(k)} \\ &= \left(\varepsilon^{(k+1)} - \varepsilon^{(k)}\right)^T A \left(\varepsilon^{(k+1)} - \varepsilon^{(k)}\right) + \left(\varepsilon^{(k+1)} - \varepsilon^{(k)}\right)^T A \varepsilon^{(k)} \\ &+ \left(\varepsilon^{(k)}\right)^T A \left(\varepsilon^{(k+1)} - \varepsilon^{(k)}\right) \\ &= \left(\varepsilon^{(k+1)} - \varepsilon^{(k)}\right)^T A \left(\varepsilon^{(k+1)} - \varepsilon^{(k)}\right) + 2 \left(\varepsilon^{(k+1)} - \varepsilon^{(k)}\right)^T A \varepsilon^{(k)} \end{split}$$

12. (3)

$$\begin{split} &= \left( \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)} \right)^T A \left( \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)} \right) + 2 \left( \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)} \right)^T A \left( \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} \right) \\ &+ 2 \left( \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)} \right)^T A \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} \\ &= - \left( \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)} \right)^T A \left( \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)} \right) + 2 \left( \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)} \right)^T A \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)}, \end{split}$$

由于 A 是对称矩阵, 则 A 可以写成  $A=D-L-U=D-L-L^T$ , 且 其迭代形式为

$$(D-L) x^{(k+1)} = Ux^{(k)} + b = L^T x^{(k)} + b,$$

#### 又其精确解满足

$$(D-L) x^* = Ux^{(k)} + b = L^T x^* + b,$$

## 于是, 其误差满足

$$(D-L) \varepsilon^{(k+1)} = L^T \varepsilon^{(k)}.$$

### 12. 从而, (5)式又可以写成

$$\begin{split} &= -\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right)^T D\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right) + 2\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right) L^T \left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right) \\ &+ 2\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right)^T (D - L) \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - 2\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right)^T L^T \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} \\ &= -\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right)^T D\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right) + 2\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right) L^T \left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right) \\ &+ 2\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right)^T L^T \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)} - 2\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right)^T L^T \boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} \\ &= -\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right)^T D\left(\boldsymbol{\varepsilon}^{(k+1)} - \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)}\right) \\ &= -\left(\boldsymbol{x}^{(k+1)} - \boldsymbol{x}^{(k)}\right)^T D\left(\boldsymbol{x}^{(k+1)} - \boldsymbol{x}^{(k)}\right) \\ &= -\sum_{j=1}^n (x_j^{(k+1)} - x_j^{(k)}) a_{jj} (x_j^{(k+1)} - x_j^{(k)}) \\ &= -\sum_{j=1}^n \frac{(r_j^{(k+1)})^2}{a_{jj}}. \end{split}$$

- 13. 设 A 与 B 为 n 阶矩阵, A 为非奇异矩阵, 考虑  $Az_1 + Bz_2 = b_1$ ,  $Bz_1 + Az_2 = b_2$ , 其中  $z_1, z_2, b_1, b_2 \in \mathbb{R}^n$ .
- (1) 找出下述迭代方法收敛的充要条件

$$Az_1^{(m+1)} = b_1 - Bz_1^{(m)}, Az_2^{(m+1)} = b_2 - Bz_1^{(m)} (m \ge 0);$$

(2) 找出下述迭代方法收敛的充要条件

$$Az_1^{(m+1)} = b_1 - Bz_1^{(m)}, Az_2^{(m+1)} = b_2 - Bz_1^{(m+1)} (m \ge 0);$$

比较两个方法的收敛速度.

解: (1) 写成矩阵的形式, 有

$$\begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & A \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1^{(m+1)} \\ z_2^{(m+1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & B \\ B & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1^{(m)} \\ z_1^{(m)} \end{bmatrix},$$



13.

$$\left[\begin{array}{c}z_1^{(m+1)}\\z_1^{(m+1)}\\z_2^{(m+1)}\end{array}\right]=\left[\begin{matrix}A^{-1}&0\\0&A^{-1}\end{matrix}\right]\left[\begin{array}{c}b_1\\b_2\end{array}\right]-\left[\begin{matrix}0&A^{-1}B\\A^{-1}B&0\end{matrix}\right]\left[\begin{array}{c}z_1^{(m)}\\z_1^{(m)}\\z_1^{(m)}\end{array}\right],$$

由迭代收敛的充要条件有  $\rho\left(\begin{bmatrix}0&A^{-1}B\\A^{-1}B&0\end{bmatrix}\right)<1,$ 

(2) 写成矩阵的形式, 有

$$\begin{bmatrix} A & 0 \\ B & A \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1^{(m+1)} \\ z_2^{(m+1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & B \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1^{(m)} \\ z_1^{(m)} \end{bmatrix},$$

$$\left[ \begin{array}{c} z_1^{(m+1)} \\ z_1^{(m+1)} \\ z_2^{(m+1)} \end{array} \right] = \left[ \begin{array}{c} A^{-1} & 0 \\ -A^{-1}BA^{-1} & A^{-1} \end{array} \right] \left[ \begin{array}{c} b_1 \\ b_2 \end{array} \right] - \left[ \begin{array}{c} 0 & -A^{-1}B \\ 0 & \left(A^{-1}B\right)^2 \end{array} \right] \left[ \begin{array}{c} z_1^{(m)} \\ z_1^{(m)} \end{array} \right],$$

由迭代收敛的充要条件有  $\rho\left(\begin{bmatrix}0 & -A^{-1}B\\0 & (A^{-1}B)^2\end{bmatrix}\right) < 1.$ 

13. 比较两个迭代方法的收敛速度. 由定义 8.3 可知,  $R(T) = -\ln \rho(T)$  为迭代法的收敛速度. 并且,  $\rho(T) < 1$  越小, 收敛速度越快. 由于

$$\rho\left(\begin{bmatrix} 0 & A^{-1}B \\ A^{-1}B & 0 \end{bmatrix}\right) = \rho(A^{-1}B) > \rho(A^{-1}BA^{-1}B),$$

从而第二种方法的收敛速度更快.

15. 
$$A = \begin{bmatrix} 5 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 2 & 0 & 4 \\ 3 & -1 & 2 & -1 \\ 0 & 3 & 0 & 7 \end{bmatrix}$$
, 试说明  $A$  为可约矩阵.

解: 取  $P = I_{23}$  即可.

16. 给定迭代过程  $x^{(k+1)} = Cx^{(k)} + g$ , 其中  $C \in \mathbb{R}^{n \times n} (k = 0, 1, 2, \cdots)$ , 试证明: 如果 C 的特征值  $\lambda_i(C) = 0, (i = 1, 2, \cdots, n)$ , 则此迭代过程最多迭代 n 次收敛于方程组的解.

证明: 由题意可知,  $0 \in n$  阶方阵 C 的 n 重特征值, 从而 C 相似于一个 n 阶若尔当矩阵,

$$P^{-1}CP = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 1 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix}_{n \times n} = J.$$

于是,  $C^n = PJ^nP^{-1} = 0$ . 考虑

$$x^{(k+1)} = Cx^{(k)} + g, (6)$$

$$x^* = Cx^* + g, \tag{7}$$



16. (6) -(7)可以得到

$$x^{(k+1)} - x^* = C(x^{(k)} - x^*) = \dots = C^{k+1}(x^{(0)} - x^*),$$

这里  $k = 0, 1, \cdots$ .

从而, 取 k=n-1 时, 此时迭代了 n 次, 有

$$x^{(n)} - x^* = 0.$$

18. 设 A 为不可约弱对角占优阵且  $0 < \omega \le 1$ , 求证, 解 Ax = b 的 SOR 方法收敛.

证明:由题意可知,  $L_{\omega}=(D-\omega L)[(1-\omega)D+\omega U]$ . 下证:  $\rho(L_{\omega})<1$ .

$$0 = |\lambda E - L_{\omega}|$$

$$= |\lambda E - (D - \omega L)^{-1} [(1 - \omega) D + \omega U]|$$

$$= |(D - \omega L)^{-1}| |\lambda (D - \omega L) - [(1 - \omega) D + \omega U]|,$$

令  $G=\lambda\left(D-\omega L\right)-\left[\left(1-\omega\right)D+\omega\,U\right]=\left(g_{ij}\right),$  则当 A 不可约时,G 也不可约,对于  $|\lambda|\geqslant 1$  及  $0<\omega\leqslant 1.$  下证:  $det(G)\neq 0.$ 

$$|g_{ii}| = |\lambda - (1 - \omega)| \cdot |a_{ii}| \ge |\lambda - (1 - \omega)| \cdot \sum_{j \ne i} |a_{ij}|$$
$$\ge |\lambda \omega| \sum_{j=1}^{i-1} |a_{ij}| + \omega \sum_{j=i+1}^{n} |a_{ij}|$$

$$= \sum_{j=1}^{i-1} |g_{ij}| + \sum_{j=i+1}^{n} |g_{ij}|$$
$$= \sum_{j\neq i}^{n} |g_{ij}|.$$

#### 注意到上式的不等号是由于

$$|\lambda| \left(1 - \frac{1 - \omega}{|\lambda|}\right) > |\lambda \omega| \geqslant \omega,$$

于是, 由定理 8.6 可知  $det(G) \neq 0$ . 从而,  $L_{\omega}$  的特征值均小于 1, SOR 方法收敛.

# 谢谢! Thank you!