

逐次逼近法

董波
数学科学学院
大连理工大学





主要内容

- 1、解线性方程组的古典迭代法
 - 2、非线性方程的迭代解法
 - 3、求矩阵模最大特征值的迭代解法
 - 4、求解线性方程组的共轭梯度法
-

解线性方程组的迭代法

董波

数学科学学院

大连理工大学





主要内容

1、简单迭代法迭代格式

2、迭代法的收敛性





求解线性方程组:

$$Ax = b$$

其中 $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $b \in \mathbf{R}^n$, $x \in \mathbf{R}^n$

直接法:通过有限步四则运算求得问题的精确解

- 1、舍入误差得问题的近似解;
- 2、破坏问题的稀疏结构;
- 3、程序实现相对复杂;

求解中小规模、稠密的线性方程组

迭代法:设计迭代法则, 从初始值出发求得问题的近似解

- 1、问题的近似解;
- 2、保持问题的稀疏结构
- 3、程序设计相对简单

如何构造收敛、快速的迭代公式

线性方程组变形

$$Ax = b \quad \longleftrightarrow \quad x = Bx + f$$

其中 $B \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $f \in \mathbf{R}^n$, $x \in \mathbf{R}^n$

迭代矩阵

迭代法

称使用

$$x^{(k+1)} = Bx^{(k)} + f \quad (k = 0, 1, 2, \dots)$$

求解的方法为迭代法，也称**迭代过程**或**迭代格式**。

迭代法收敛、发散

如果对任意 $x^{(0)}$ ，都有 $\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = x^*$ 。即

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x_i^{(k)} = x_i^*, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

称该**迭代法收敛**，否则称**迭代法发散**。

具体迭代过程

取初始向量 $\mathbf{x}^{(0)}$ 代入 $\mathbf{x} = \mathbf{B}\mathbf{x} + \mathbf{f}$ 的右端

$$\mathbf{x}^{(1)} = \mathbf{B}\mathbf{x}^{(0)} + \mathbf{f}$$

$$\mathbf{x}^{(2)} = \mathbf{B}\mathbf{x}^{(1)} + \mathbf{f}$$

$$\mathbf{x}^{(3)} = \mathbf{B}\mathbf{x}^{(2)} + \mathbf{f}$$

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{B}\mathbf{x}^{(k)} + \mathbf{f} \longrightarrow \mathbf{x}^* = \mathbf{B}\mathbf{x}^* + \mathbf{f} \longleftrightarrow \mathbf{A}\mathbf{x}^* = \mathbf{b}$$

使用迭代法求解就是求向量序列 $\mathbf{x}^{(0)}, \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots$ 的极限向量

简单迭代法-方程组变形

线性方程组

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nn}x_n = b_n \end{cases}$$

等价方程组

$$a_{ii} \neq 0 \quad \begin{cases} x_1 = \frac{1}{a_{11}}(b_1 - a_{12}x_2 - \cdots - a_{1n}x_n) \\ \vdots \\ x_i = \frac{1}{a_{ii}}(b_i - a_{i1}x_1 - \cdots - a_{ii-1}x_{i-1} - a_{ii+1}x_{i+1} - \cdots - a_{in}x_n) \\ \vdots \\ x_n = \frac{1}{a_{nn}}(b_n - a_{n1}x_1 - \cdots - a_{nn-1}x_{n-1}) \end{cases}$$

Jacobi迭代法
$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left[b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij}x_j^{(k)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij}x_j^{(k)} \right] \quad (i = 1, 2, \cdots, n)$$

例题

例 求解线性方程组

$$\begin{cases} 8x_1 - 3x_2 + 2x_3 = 20 \\ 4x_1 + 11x_2 - x_3 = 33 \\ 2x_1 + x_2 + 4x_3 = 12 \end{cases}$$

取初始向量 $x^{(0)} = (0, 0, 0)^T$

$$x_1^{(1)} = \frac{20}{8}$$

$$x_2^{(1)} = \frac{33}{11} = 3$$

$$x_3^{(1)} = \frac{12}{4} = 3$$

$$x_1^{(2)} = \frac{1}{8} \left(20 + 3 \times 3 - 2 \times 3 \right) \approx 2.875$$

$$x_2^{(2)} = \frac{1}{11} \left(33 + 4 \times \frac{20}{8} + 3 \right) \approx 2.3636$$

$$x_3^{(2)} = \frac{1}{4} \left(12 - 2 \times \frac{20}{8} - 3 \right) \approx 1$$

...

$$x_1^{(10)} \approx 3.00032$$

$$x_2^{(10)} \approx 1.999838$$

$$x_3^{(10)} \approx 0.999881$$

终止条件为: $\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\| \leq 10^{-5}$ 精确解为: $x^* = (3, 2, 1)^T$ 。

解: 写成Jacobi迭代格式:

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{8} (20 + 3x_2^{(k)} - 2x_3^{(k)}) \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{11} (33 - 4x_1^{(k)} + x_3^{(k)}) \\ x_3^{(k+1)} = \frac{1}{4} (12 - 2x_1^{(k)} - x_2^{(k)}) \end{cases}$$

Seidel技巧

在Jacobi迭代过程中，对已经算出来的信息未加充分利用，

在计算 $x_2^{(k+1)}$ 时 $x_1^{(k+1)}$ 已经算出

在计算 $x_i^{(k+1)}$ 时 $x_1^{(k+1)}, x_2^{(k+1)}, \dots, x_{i-1}^{(k+1)}$ 已经算出。

一般说来，后面的计算值 $x_i^{(k+1)}$ 比前面的计算值 $x_i^{(k)}$ 要精确些。故对

Jacobi迭代法

作如下改进

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{8}(20 + 3x_2^{(k)} - 2x_3^{(k)}) \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{11}(33 - 4x_1^{(k)} + x_3^{(k)}) \\ x_3^{(k+1)} = \frac{1}{4}(12 - 2x_1^{(k)} - x_2^{(k)}) \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{8}(20 + 3x_2^{(k)} - 2x_3^{(k)}) \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{11}(33 - 4x_1^{(k+1)} + x_3^{(k)}) \\ x_3^{(k+1)} = \frac{1}{4}(12 - 2x_1^{(k+1)} - x_2^{(k+1)}) \end{cases}$$

例题

取初始向量 $\mathbf{x}^{(0)} = (0, 0, 0)^T$ ，得到

$$x_1^{(1)} = 2.5$$

$$x_2^{(1)} = 3 - 0.363636 \times 2.5 \approx 2.0909091$$

$$x_3^{(1)} = 3 - 0.5 \times 2.5 - 0.25 \times 2.0909091 \approx 1.768939$$

.....

$$x_1^{(5)} \approx 2.999843, \quad x_2^{(5)} \approx 2.000072, \quad x_3^{(5)} \approx 1.000061。$$

终止条件为： $\|\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}\| \leq 10^{-5}$

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{8}(20 + 3x_2^{(k)} - 2x_3^{(k)}) \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{11}(33 - 4x_1^{(k+1)} + x_3^{(k)}) \\ x_3^{(k+1)} = \frac{1}{4}(12 - 2x_1^{(k+1)} - x_2^{(k+1)}) \end{cases}$$



Gauss-Seidel迭代法

Jacobi迭代法

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) \quad i = 1, 2, \dots, n$$

Gauss-Seidel迭代法

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) \quad i = 1, 2, \dots, n$$

矩阵分裂

$$A = \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,i} & \cdots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & \cdots & \cdots & a_{2,n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i,1} & \cdots & a_{i,i-1} & a_{i,i} & \cdots & a_{i,n} \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ a_{n,1} & \cdots & a_{n,i-1} & \cdots & a_{n,n-1} & a_{n,n} \end{pmatrix}$$

$$A = D - L - U$$

$$D = \text{diag}(a_{11}, a_{22}, \cdots, a_{nn})$$

$$L = \begin{pmatrix} 0 & & & & & 0 \\ -a_{21} & 0 & & & & \\ \vdots & \ddots & \ddots & & & \\ -a_{j1} & \cdots & -a_{jj-1} & 0 & & \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \ddots & \\ -a_{n1} & \cdots & -a_{nj-1} & \cdots & -a_{nn-1} & 0 \end{pmatrix}$$

$$U = \begin{pmatrix} 0 & -a_{12} & \cdots & -a_{1j} & \cdots & -a_{1n} \\ & \ddots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ & & 0 & -a_{j-1j} & \cdots & -a_{j-1n} \\ & & & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & & & 0 & -a_{n-1n} \\ 0 & & & & & 0 \end{pmatrix}$$

Jacobi、Gauss-Seidel迭代法矩阵格式

由 $A = D - L - U$, 得 $Dx = (L + U)x + b$ 从而

$$x = D^{-1}(L + U)x + D^{-1}b$$

则Jacobi迭代法可写成为:

$$x^{(k+1)} = D^{-1}(L + U)x^{(k)} + D^{-1}b \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

由 $A = D - L - U$, 得 $(D - L)x = Ux + b$ 从而

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

则Gauss-Seidel迭代法可以写成

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

迭代改善法

对良态或者不十分严重病态的线性方程组,与直接法结合对已得近似解进行精度改善.

1) 用三角分解法(带列主元LU分解)求 $Ax=b$

$$PA = LU \Rightarrow PAx = LUx = Pb \Rightarrow \begin{cases} Ly = Pb \\ Ux = y \end{cases}$$

得到计算解 \tilde{x}

2) 求 \tilde{x} 的修正向量 z

用双精度计算余向量 $r = b - A\tilde{x} = Ax - A\tilde{x} = Az$

$$PAz = LUz = Pr \Rightarrow \begin{cases} Ly = Pr \\ Uz = y \end{cases}$$

令 $x = \tilde{x} + z$, x 为近似解 \tilde{x} 的改进解.

$$Ax = A\tilde{x} + Az = b - r + Az = b$$

3) 反复对近似解进行改善,即反复2)的过程.

例题

例 P121 Hilbert型线性方程组

$$Ax = b \xrightarrow{\text{直接法得初始近似解}} x^* \approx x^{(1)}$$

$$\begin{aligned} \text{余量 } r^{(1)} = b - Ax^{(1)} &\xrightarrow{\text{利用余量求修正量}} Az^{(1)} = r^{(1)} \Leftrightarrow \begin{cases} Ly^{(1)} = r^{(1)} \\ Uz^{(1)} = y^{(1)} \end{cases} \\ &\xrightarrow{\text{修正}} x^{(2)} = x^{(1)} + z^{(1)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{余量 } r^{(2)} = b - Ax^{(2)} &\xrightarrow{\text{利用余量求修正量}} Az^{(2)} = r^{(2)} \Leftrightarrow \begin{cases} Ly^{(2)} = r^{(2)} \\ Uz^{(2)} = y^{(2)} \end{cases} \\ &\xrightarrow{\text{修正}} x^{(3)} = x^{(2)} + z^{(2)} \end{aligned}$$



迭代法的收敛性

考虑如下问题：

- ① 如何判断迭代过程是否收敛？
 - ② 迭代格式收敛的充要条件、充分条件是什么？
 - ③ 决定迭代收敛速度的因素是什么？
-

收敛性分析

迭代格式

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{B}\mathbf{x}^{(k)} + \mathbf{f}$$

线性方程组的精确解为 \mathbf{x}^* ，则

$$\mathbf{x}^* = \mathbf{B}\mathbf{x}^* + \mathbf{f}$$

第k+1步迭代向量与真实解的差

$$\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^* = \mathbf{B}\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{B}\mathbf{x}^* = \mathbf{B}(\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^*) = \cdots = \mathbf{B}^{k+1}(\mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{x}^*)$$

从而 $\mathbf{x}^{(k+1)} \rightarrow \mathbf{x}^* \Leftrightarrow \mathbf{B}^{k+1}(\mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{x}^*) \rightarrow 0 \Leftrightarrow \mathbf{B}^{k+1} \rightarrow 0 \Leftrightarrow \rho(\mathbf{B}) < 1$

任意向量

迭代法收敛性定理(谱半径)

迭代法 $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{B}\mathbf{x}^{(k)} + \mathbf{f}$ 对任意 $\mathbf{x}^{(0)}$ 和 \mathbf{f} 均收敛的充要条件为：

$$\rho(\mathbf{B}) < 1$$

收敛性分析

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

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

$$(1 - \|\mathbf{B}\|) \|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^*\| \leq \|\mathbf{B}\| \cdot \|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^{(k-1)}\| \leq \dots \leq \|\mathbf{B}\|^k \cdot \|\mathbf{x}^{(1)} - \mathbf{x}^{(0)}\|$$

$$\|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^*\| \leq \frac{\|\mathbf{B}\|}{1 - \|\mathbf{B}\|} \cdot \|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^{(k-1)}\| \leq \dots \leq \frac{\|\mathbf{B}\|^k}{1 - \|\mathbf{B}\|} \cdot \|\mathbf{x}^{(1)} - \mathbf{x}^{(0)}\|$$

迭代法收敛性定理（范数）

若 $\|\mathbf{B}\| < 1$ ，则迭代法收敛，且有

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

例 设线性方程组
$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 - 2x_3 = 1 \\ x_1 + x_2 + x_3 = 1 \\ 2x_1 + 2x_2 + x_3 = 1 \end{cases}$$
 问使用Jacobi法和G-S法求解是否收敛. $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -2 \\ 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 \end{pmatrix}$

(1) 求Jacobi迭代法的迭代矩阵

$$B = D^{-1}(L+U) = \begin{pmatrix} 0 & -2 & +2 \\ -1 & 0 & -1 \\ -2 & -2 & 0 \end{pmatrix} \quad \det(\lambda I - B) = \begin{vmatrix} \lambda & 2 & -2 \\ 1 & \lambda & 1 \\ 2 & 2 & \lambda \end{vmatrix} = \lambda^3 = 0$$

即 $\rho(B) = 0 < 1$, 故Jacobi迭代法收敛.

(2) 求G-S迭代法的迭代矩阵 B , 由

$$\det(\lambda I - B) = \det(\lambda I - (D - L)^{-1}U) = \det((D - L)^{-1}(\lambda(D - L) - U))$$

$$\begin{aligned} \text{得} \quad \det(\lambda(D - L) - U) &= \begin{vmatrix} \lambda & 2 & -2 \\ \lambda & \lambda & 1 \\ 2\lambda & 2\lambda & \lambda \end{vmatrix} = \det((D - L)^{-1}) \cdot \det(\lambda(D - L) - U) = 0 \\ &= \lambda^3 - 4\lambda^2 + 4\lambda = \lambda(\lambda - 2)^2 = 0 \end{aligned}$$

从而 $\rho(B) = 2 > 1$, 故G-S迭代法发散.

并不是对任何情况, G-S迭代比Jacobi迭代收敛速度快



迭代法收敛性-特殊线性方程组

对于某些特殊的方程组，从方程组本身就可判定其收敛性.不必求迭代矩阵的特征值或范数.

- 严格（不可约）对角占优矩阵
 - 对称正定矩阵
-



(严格) 对角占优

如果矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 的元素满足不等式

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

则称矩阵 A 为**对角占优阵**；如果所有严格不等式均成立，称 A 为**严格对角占优阵**。

$$\begin{pmatrix} 5 & -2 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \\ -2 & -2 & 6 \end{pmatrix}$$

对角占优矩阵

$$\begin{pmatrix} 4 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 4 \end{pmatrix}$$

严格对角占优矩阵



定理

严格对角占优阵 A 为**非奇异矩阵**，即 $\det(A) \neq 0$

如果 A 奇异, 则 $Ax=0$ 有非零解 c_1, c_2, \dots, c_n , 令 $|c_i| = \max_{1 \leq j \leq n} \{|c_j|\}$

则

$$\begin{aligned} a_{i,1}c_1 + a_{i,2}c_2 + \dots + a_{i,n}c_n &= 0 \Rightarrow a_{i,i}c_i = -\sum_{j \neq i} a_{i,j}c_j \\ \Rightarrow |a_{i,i}| \cdot |c_i| &\leq \sum_{j \neq i} |a_{i,j}| \cdot |c_j| \Rightarrow |a_{i,i}| \leq \sum_{j \neq i} |a_{i,j}| \cdot |c_j| / |c_i| \leq \sum_{j \neq i} |a_{i,j}| \end{aligned}$$

与 A 为严格对角占优矩阵矛盾!

定理

若线性方程组 $Ax = b$ 中的 A 为严格对角占优阵，则Jacobi法和Gauss-Seidel法均收敛。

$$\text{Jacobi迭代矩阵为 } B = D^{-1}(L+U) = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{a_{12}}{a_{11}} & \cdots & -\frac{a_{1n}}{a_{11}} \\ -\frac{a_{21}}{a_{22}} & 0 & \cdots & -\frac{a_{2n}}{a_{22}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\frac{a_{n1}}{a_{nn}} & -\frac{a_{n2}}{a_{nn}} & \cdots & 0 \end{pmatrix}$$

$$\text{严格对角占优} \Rightarrow \sum_{j \neq i} \frac{|a_{ij}|}{|a_{ii}|} < 1 \Rightarrow \|B\|_{\infty} < 1 \Rightarrow \text{收敛}$$

G-S迭代法收敛性

G-S迭代矩阵为 $B = (D - L)^{-1}U$ ，其特征值 λ 满足

$$\begin{aligned}\det(\lambda I - (D - L)^{-1}U) &= \det((D - L)^{-1}(\lambda(D - L) - U)) \\ &= \det(D - L)^{-1} \cdot \det[\lambda(D - L) - U] = 0\end{aligned}$$

因为 $\det(D - L)^{-1} \neq 0$ ，则有 $\det(C) = \det(\lambda(D - L) - U) = 0$

假设 $|\lambda| \geq 1$

$$C = \lambda(D - L) - U = \begin{pmatrix} \lambda a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ \lambda a_{21} & \lambda a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \lambda a_{n1} & \lambda a_{n2} & \cdots & \lambda a_{nn} \end{pmatrix}$$

由于 A 为严格对角占优阵，则

$$|\lambda||a_{ii}| > |\lambda| \sum_{j \neq i} |a_{ij}| = \sum_{j \neq i} |\lambda||a_{ij}| \geq \sum_{j=1}^{i-1} |\lambda||a_{ij}| + \sum_{j=i+1}^n |a_{ij}|$$

C 为严格对角占优阵，故 $\det(C) \neq 0$ ，矛盾 $\rho(B) < 1$ G-S迭代法收敛



若 A 为对称正定矩阵:

- 1、若 $2D-A$ 为正定矩阵, 则Jacobi迭代法收敛
 - 2、Gauss-Seidel迭代法收敛
-