



链滴

数值分析期末公式总结

作者: [zyk](#)

原文链接: <https://ld246.com/article/1609850303729>

来源网站: 链滴

许可协议: [署名-相同方式共享 4.0 国际 \(CC BY-SA 4.0\)](#)

第一章-误差

1. 误差的分类

模型误差: 数学模型本身包含的误差;

观测误差: 观测结果带来的误差;

数据误差: 数据可能由先前的计算等途径得到, 从而导致的误差;

截断误差 (方法误差): 模型的准确解和用数值方法求得的解之差;

舍入误差: 计算过程中只能取有限位数字进行运算而引来的误差.

2. 近似计算中需要注意的一些现象

要避免两个相近的数相减;

两个相差很大的数进行运算时, 要防止小的那个数被“吃掉”;

要注意计算步骤的简化, 减少运算次数;

要避免做被除数的绝对值远远大于除数绝对值的除法;

要选用数值稳定的计算公式.

第二章-插值法与数值微分

1. 线性插值

<p>线性插值就是用直线近似地代替函数 $f(x)$ 。用两个点 (x_0, y_0) 和 (x_1, y_1) 通过两点式来构建直线方程 $\phi_1(x)$, 得到的 $\phi_1(x)$ 就是插值函数: </p>

$$\phi_1(x) = y_0 \frac{x-x_1}{x_0-x_1} + y_1 \frac{x-x_0}{x_1-x_0}$$

<p>记 $l_0(x) = \frac{x-x_1}{x_0-x_1}$, $l_1(x) = \frac{x-x_0}{x_1-x_0}$, 并把 $l_0(x)$ 叫做 x_0 的一次插值基函数, $l_1(x)$ 叫做 x_1 的一次插值基函数.</p>

Lagrange-插值

<p>插值函数 $\phi_1(x)$ 是两个插值基函数 $l_0(x)$ 和 $l_1(x)$ 的线性组合, 其组合系数就是对应点的函数值 y_0 和 y_1 , 即: </p>

$$\phi_1(x) = y_0 l_0(x) + y_1 l_1(x)$$

<p>这种形式的插值函数称为Lagrange 插值.</p>

Newton-插值

<p>把直线用点斜式表示, 有: </p>

$$\phi_1(x) = y_0 + \frac{f(x_1) - f(x_0)}{x_1 - x_0} (x - x_0)$$

<p>函数 $f(x)$ 在 x_i , x_j 的一阶均方差的定义是: </p>

$$f[x_i, x_j] = \frac{f(x_i) - f(x_j)}{x_i - x_j}$$

<p>利用均方差的对称性, 可以将点斜式表示为: </p>

$$\phi_1(x) = y_0 + (x - x_0) f[x_0, x_1]$$

<p>这种形式的插值叫做Newton 插值.</p>

2. 二次插值

<p>过三个点 (x_0, y_0) , (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) 和 (x_2, y_2)

$\varphi_2(x)$) 来构造 $y=f(x)$ 的插值函数, 就是二次插值 (该插值函数的次数不高于二次) 。

二次 Lagrange 插值

二次拉格朗日插值多项式为 $\varphi_2(x)=y_0l_0(x)+y_1l_1(x)+y_2l_2(x)$, 其中三个插值基函数分别为:

$$l_0(x)=\frac{(x-x_1)(x-x_2)}{(x_0-x_1)(x_0-x_2)}$$

$$l_1(x)=\frac{(x-x_0)(x-x_2)}{(x_1-x_0)(x_1-x_2)}$$

$$l_2(x)=\frac{(x-x_0)(x-x_1)}{(x_2-x_0)(x_2-x_1)}$$

二次 Newton 插值

二次牛顿插值多项式为:

$$\varphi_2(x)=f(x_0)+(x-x_0)f[x_0,x_1]+(x-x_0)(x-x_1)f[x_0,x_1,x_2]=f(x_0)+(x-x_0)\frac{f(x_0)-f(x_1)}{x_0-x_1}+(x-x_0)(x-x_1)\frac{f[x_0,x_1]-f[x_1,x_2]}{x_0-x_2}$$

3. n 次插值

n 次 Lagrange 插值

n 次拉格朗日插值多项式为:

$$\varphi_n(x)=\sum_{i=0}^n y_i l_i(x)$$

其中插值基函数 $l_i(x)$ 为:

$$l_i(x)=\frac{(x-x_0)\dots(x-x_{i-1})(x-x_{i+1})\dots(x-x_n)}{(x_i-x_0)\dots(x_i-x_{i-1})(x_i-x_{i+1})\dots(x_i-x_n)}, i=0,1,2,\dots,n$$

$l_i(x)$ 还有另一种形式:

$$l_i(x)=\sum_{j=0}^n \frac{\omega_n(x)}{(x-x_i)\omega_n^{\prime}(x_i)}$$

其中,

$$\omega_n(x)=(x-x_0)(x-x_1)\dots(x-x_n) \\ \omega_n^{\prime}(x_i)=(x_i-x_0)\dots(x_i-x_{i-1})(x_i-x_{i+1})\dots(x_i-x_n)$$

n 次 Newton 插值

n 次牛顿插值多项式需要先构造 **均差表 (差商表)**:

x	y	$f[x_i, x_j]$	$f[x_i, x_j, x_k]$...
x_0	$\underline{y_0}$			
x_1	$\underline{y_1}$	$\underline{f[x_0, x_1]}$		

```

<td> </td>
</tr>
<tr>
<td> <span class="language-math">x_2</span> </td>
<td> <span class="language-math">y_2</span> </td>
<td> <span class="language-math">f[x_1,x_2]</span> </td>
<td> <span class="language-math">\underline{f[x_0,x_1,x_2]}</span> </td>
<td> </td>
<td> </td>
</tr>
<tr>
<td> <span class="language-math">x_3</span> </td>
<td> <span class="language-math">y_3</span> </td>
<td> <span class="language-math">f[x_2,x_3]</span> </td>
<td> <span class="language-math">f[x_1,x_2,x_3]</span> </td>
<td>...</td>
<td> </td>
</tr>
<tr>
<td>...</td>
<td>...</td>
<td>...</td>
<td>...</td>
<td>...</td>
<td> </td>
</tr>
<tr>
<td> <span class="language-math">x_n</span> </td>
<td> <span class="language-math">y_n</span> </td>
<td> <span class="language-math">f[x_{n-1},x_n]</span> </td>
<td> <span class="language-math">f[x_{n-2},x_{n-1},x_n]</span> </td>
<td>...</td>
<td> <span class="language-math">\underline{f[x_0,x_1,...,x_n]}</span> </td>
</tr>
</tbody>
</table>
<p>其中 <span class="language-math">f[x_0,x_1,...,x_n]</span> 是 <strong>n 阶均差</strong>
, 它的表达式为: </p>
<div class="language-math">f[x_0,x_1,...,x_n]=\frac{f[x_0,x_1,...,x_{n-1}]-f[x_1,x_2,...,x_n]}{x_0-x_n}</div>
<p>利用均差表, 可以写出 n 次牛顿插值多项式: </p>
<blockquote>
<p>n 次牛顿插值多项式中的所含均差都是均差表中 <strong>对角线</strong>上的项. </p>
</blockquote>
<div class="language-math">\phi_n(x)=f(x_0)+(x-x_0)f[x_0,x_1]+(x-x_0)(x-x_1)f[x_0,x_1,x_2]+..
+\((x-x_0)(x-x_1)...(x-x_{n-1})f[x_0,x_1,...,x_n]</div>
<h3 id="4--Hermite-插值">4. Hermite 插值</h3>
<p>若给定 n+1 个结点和相应的 <strong>函数值</strong>与 <strong>微商值</strong>, 可以造 <strong>2n+1</strong> 次的 Hermite 插值多项式 <span class="language-math">H(x)</span> : </p>
<ul>
<li><span class="language-math">H(x)</span> 是不超过 <strong>2n+1</strong> 次的插多项式; </li>
<li><span class="language-math">H(x_i)=y_i</span>, <span class="language-math">H'(x

```

$y'_i (i=0,1,2,\dots,n)$

$H(x) = \sum_{i=0}^n [y_{ih}(x) + y'_i h'_i(x)]$

由上述条件可知:

$h_i(x_j) =$

$\begin{cases} 1, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases} (j=0,1,2,\dots,n)$

$h'_i(x_j) = 0, j=0,1,2,\dots,n$

$H'_i(x_j) =$

$\begin{cases} 1, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases} (j=0,1,2,\dots,n)$

$H_i(x_j) = 0, j=0,1,2,\dots,n$

第三章 数据拟合法

1. 正交多项式

Legendre 多项式

$P_n(x) = \frac{1}{2^n n!} \frac{d^n}{dx^n} (x^2-1)^n, n=0,1,2,\dots$

Laguerre 多项式

$L_n(x) = e^x \frac{d^n}{dx^n} (x^n e^{-x}), n=0,1,2,\dots$

Chebyshev 多项式

$T_n(x) = \cos(n \arccos x)$

$\frac{1}{2} [(x + \sqrt{x^2-1})^n + (x - \sqrt{x^2-1})^n], |x| \leq 1$

第五章 数值积分

1. 梯形求积公式

梯形求积公式就是过 $(a, f(a))$ 和 $(b, f(b))$ 两点做直线 $P_1(x)$, 用 $P_1(x)$ 来代替 $f(x)$:

$\int_a^b f(x) dx \approx \int_a^b P_1(x) dx = \frac{b-a}{2} [f(a) + f(b)]$

2. 抛物线求积公式 (Simpson 公式)

将 $[a,b]$ 区间二等分, 过点 $(a, f(a))$, $(\frac{a+b}{2}, f(\frac{a+b}{2}))$ 和 $(b, f(b))$ 三点做抛物线 $P_2(x)$, 用 $P_2(x)$ 代替 $f(x)$:

$\int_a^b f(x) dx \approx \int_a^b P_2(x) dx = \frac{b-a}{6} [f(a) + 4f(\frac{a+b}{2}) + f(b)]$

3. Newton-Cotes 公式

把区间 $[a,b]$ 作 n 等分, 分点为:

$x_i = a + ih, i=0,1,2,\dots,n, h = \frac{b-a}{n}$

过这 $n+1$ 个节点, 构造一个 n 次多项式:

$P_n(x) = \sum_{i=0}^n \frac{\omega(x)}{(x-x_i)\omega'(x_i)} f(x_i)$

其中 $\omega(x) = (x-x_0)(x-x_1)\dots(x-x_n)$, 用 $P_n(x)$ 代替被积函数 $f(x)$, 有:

$\int_a^b f(x) dx \approx \int_a^b P_n(x) dx = \sum_{i=0}^n A_i f(x_i) = (b-a) \sum_{i=0}^n c_i^{(n)} f(x_i)$

其中 $c_i^{(n)}$ 是不依赖于函数

$f(x)$ 和区间 $[a,b]$ 的常数, 叫做 Newton-Cotes 系数, 它的值如下表所示:

<blockquote>

<p>期末考试只要求掌握到 $n=4$ 的情况即可.</p>

</blockquote>

<table>

<thead>

<tr>

<th> n </th>

<th> $c_0^{(n)}$ </th>

<th> $c_1^{(n)}$ </th>

<th> $c_2^{(n)}$ </th>

<th> $c_3^{(n)}$ </th>

<th> $c_4^{(n)}$ </th>

</tr>

</thead>

<tbody>

<tr>

<td>1</td>

<td> $\frac{1}{2}$ </td>

<td> $\frac{1}{2}$ </td>

<td></td>

<td></td>

<td></td>

</tr>

<tr>

<td>2</td>

<td> $\frac{1}{6}$ </td>

<td> $\frac{4}{6}$ </td>

<td> $\frac{1}{6}$ </td>

<td></td>

<td></td>

</tr>

<tr>

<td>3</td>

<td> $\frac{1}{8}$ </td>

<td> $\frac{3}{8}$ </td>

<td> $\frac{3}{8}$ </td>

<td> $\frac{1}{8}$ </td>

<td></td>

</tr>

<tr>

<td>4</td>

<td> $\frac{7}{90}$ </td>

<td> $\frac{16}{45}$ </td>

<td> $\frac{2}{15}$ </td>

<td> $\frac{16}{45}$ </td>

<td> $\frac{7}{90}$ </td>

</tr>

</tbody>

</table>

<h4 id="Newton-Cotes-公式的代数精度">Newton-Cotes 公式的代数精度</h4>

<p>对一个一般求积公式</p>

<div class="language-math"> $\int_a^b f(x)dx \approx \sum_{k=0}^n A_k f(x_k)$ </div>

若 $f(x)$ 为一个次数不高于 m 的代数多项式时，上式等号成立，但当 $f(x)$ 为 $+1$ 次多项式时，上式不能精确成立，说明该求积公式具有 m 次代数精度。

若 $f(x)$ 是 n 次多项式，则 $f^{(n+1)} \equiv 0$ ，所以 $f(x) = P_n(x)$ ，Newton-Cotes 公式代数精度至少为 n 。

当 n 为偶数时，Newton-Cotes 公式的代数精度可达到 $n+1$ 。

4. 复化梯形公式

将区间 $[a, b]$ 作 n 等分，节点 $x_k = a + kh$ ($k=0, 1, 2, \dots, n$; $h = \frac{b-a}{n}$)。对每个小区间 $[x_k, x_{k+1}]$ 使用梯形求积公式，有：

$$I = \int_a^b f(x) dx = \sum_{k=0}^{n-1} \int_{x_k}^{x_{k+1}} f(x) dx \approx \sum_{k=0}^{n-1} \frac{x_{k+1} - x_k}{2} [f(x_k) + f(x_{k+1})] = \frac{h}{2} [f(a) + f(b) + 2 \sum_{k=1}^{n-1} f(a + kh)]$$

记复化梯形公式 T_n 为：

$$T_n = \frac{h}{2} [f(a) + f(b) + 2 \sum_{k=1}^{n-1} f(a + kh)]$$

5. 复化抛物线公式

由于抛物线求积公式用到了区间的中点，所以在构造复化抛物线公式时必须将区间 $[a, b]$ 进行 $2n$ 等分，在每个小区间 $[x_{2k-2}, x_{2k}]$ 上使用抛物线求积公式：

$$\int_{x_{2k-2}}^{x_{2k}} f(x) dx \approx \sum_{k=1}^n \frac{2h}{6} [f(x_{2k-2}) + 4f(x_{2k-1}) + f(x_{2k})], \quad h = \frac{b-a}{2n}$$

于是有：

$$I = \int_a^b f(x) dx = \sum_{k=1}^n \int_{x_{2k-2}}^{x_{2k}} f(x) dx \approx \sum_{k=1}^n \frac{h}{3} [f(x_{2k-2}) + 4f(x_{2k-1}) + f(x_{2k})] = \frac{h}{3} [f(a) + f(b) + 4 \sum_{k=1}^{n-1} f(x_{2k-1}) + 2 \sum_{k=1}^{n-1} f(x_{2k})]$$

记复化抛物线公式 S_n 为：

$$S_n = \frac{h}{3} [f(a) + f(b) + 4 \sum_{k=1}^{n-1} f(x_{2k-1}) + 2 \sum_{k=1}^{n-1} f(x_{2k})]$$

第六章 解线性代数方程组的直接法

1. LU 分解法

当矩阵 A 的前 $n-1$ 个顺序主子式都不为零时，矩阵 A 可以唯一地分解为两个三角矩阵的乘积：

$$A = LU$$

其中 L 是单位下三角矩阵， U 是上三角矩阵。

如何求 LU 分解矩阵：

利用初等行变换将矩阵 A 化为上三角矩阵 U ；

有下三角可逆矩阵 P ，使得 $PA = U$ ，从而有 LU 分解： $A = P^{-1}U$ ($L = P^{-1}$)。

</blockquote>

原方程 $Ax = b$ 等价于 $LUx = b$ ，令 $Ux = y$ ，有：

$$Ly = b$$

从 $Ly = b$ 中解出 y ，再将 y 代入 $Ux = y$ 解出 x 即可。

2. 向量范数

向量范数

任一向量 $x \in \mathbb{R}^n$ ，对应一个非负实数 $\|x\|$ ，具有下面三个性质：

正定性：对所有的 $x \in \mathbb{R}^n$ $\|x\| \geq 0$ ，而且 $\|x\| = 0$ 当且仅当 $x = 0$.

齐次性：对所有的 $x \in \mathbb{R}^n$ $\alpha \in \mathbb{R}$ ，有 $\|\alpha x\| = |\alpha| \|x\|$.

三角不等式：对所有的 $x, y \in \mathbb{R}^n$ ，有： $\|x+y\| \leq \|x\| + \|y\|$.

则称 $\|x\|$ 为向量 x 的范数.

常见向量范数

常见的向量范数有：

1 范数： $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$

2 范数： $\|x\|_2 = (\sum_{i=1}^n x_i^2)^{\frac{1}{2}}$

无穷范数： $\|x\|_{\infty} = \max(|x_1|, |x_2|, \dots, |x_n|)$

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

3. 矩阵范数

矩阵范数

设 A 是一个 $n \times n$ 的实矩阵，按一定规则对应一个非负实数 $\|A\|$ ，称为矩阵 A 的范数，必须满足以下四个性质：

正定性：对所有的 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 有 $\|A\| \geq 0$ ，而且 $\|A\| = 0$ 当且仅当 $A = 0$.

齐次性：对所有的 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 和 $\alpha \in \mathbb{R}$ 有 $\|\alpha A\| = |\alpha| \|A\|$.

三角不等式：对所有的 $A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 有 $\|A+B\| \leq \|A\| + \|B\|$.

相容性：对所有的 $A, B \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 有 $\|AB\| \leq \|A\| \|B\|$.

常见矩阵范数

常见的矩阵范数有：

1 范数 (列和范数)： $\|A\|_1 = \max \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$ ($1 \leq j \leq n$)

2 范数: $\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_1}$, λ_1 为矩阵 $A^T A$ 的最大特征值

$\|A\|_{\infty} = \max \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$ 范数 (行和范数) : $\|A\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|</math>$

F 范数: $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j=1}^n |a_{ij}|^2}</math>$

4. 谱半径

设 $n \times n$ 阶矩阵 A 的特征值为 $\lambda_i (i=1,2,\dots,n)$, 则称

$$\rho(A) = \max_{1 \leq i \leq n} |\lambda_i|$$

为矩阵 A 的谱半径.

5. 条件数

条件数

数 $\|A\| \cdot \|A^{-1}\|$ 称为矩阵 A 的条件数, 记为 $\text{Cond}(A)$.

当线性方程组的系数矩阵 A 的条件数 $\text{Cond}(A)$ 很大时, 说明在系数矩阵或右端项产生微小变化时会引起解的大变化, 则称此方程组是“病态”方程组, 否则称方程组为“良态”方程组.

条件数和范数有关, 可以在条件数上加下标, 对应的范数也应加相同的下标:

$$\text{Cond}(A)_{\infty} = \|A\|_{\infty} \cdot \|A^{-1}\|_{\infty} \\ \text{Cond}(A)_2 = \|A\|_2 \cdot \|A^{-1}\|_2 = \sqrt{\lambda_1 / \lambda_n}$$

其中, λ_1 , λ_n 是矩阵 $A^T A$ 的最和最特征值, 故 $\text{Cond}(A)_2$ 又称谱条件数.

条件数的性质

 $\text{Cond}(A) \geq 1$.

单位矩阵、置换矩阵和正交矩阵的谱条件数都为 1.

对任意非零实数 α , 有 $\text{Cond}(\alpha A) = \text{Cond}(A)$.

第八章 解线性方程组的迭代法

1. Jacobi 迭代

设有方程组

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \dots \dots \dots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \dots + a_{nn}x_n = b_n \end{cases}$$

用矩阵表示为

$$Ax = b$$

假设 $a_{ii} \neq 0$, 令

$$\begin{cases} b_{ij} = -a_{ij}/a_{ii}, i \neq j \\ g_i = b_i/a_{ii}, i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

\end{cases}

方程组可改写成

$$\begin{cases} x_1 = b_{12}x_2 + b_{13}x_3 + \dots + b_{1n}x_n + g_1 \\ x_2 = b_{21}x_1 + b_{23}x_3 + \dots + b_{2n}x_n + g_2 \\ \dots \\ x_n = b_{n1}x_1 + b_{n2}x_2 + b_{n3}x_3 + \dots + b_{n,n-1}x_{n-1} + g_n \end{cases}$$

若令

$$B = \begin{bmatrix} 0 & b_{12} & b_{13} & \dots & b_{1n} \\ b_{21} & 0 & b_{23} & \dots & b_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & b_{n3} & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} a_{11} & & & \\ & a_{22} & & \\ & & \ddots & \\ & & & a_{nn} \end{bmatrix},$$

$$g = \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_3 \end{pmatrix}$$

$$x = Bx + g$$

则

$$B = D^{-1}(D - A), \quad g = D^{-1}b$$

方程可用矩阵表示为

$$x = Bx + g$$

选取初始向量 $x^{(0)} = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)})^T$ ，代入 $x^{(1)} = Bx^{(0)} + g$ 得到一个新向量 $x^{(1)} = (x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_n^{(1)})^T$ ，将 $x^{(1)}$ 代入 $x^{(2)} = Bx^{(1)} + g$ ，可以得到 $x^{(2)}$ ，依此类推可得到迭代格式

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = b_{12}x_2^{(k)} + b_{13}x_3^{(k)} + \dots + b_{1n}x_n^{(k)} + g_1 \\ x_2^{(k+1)} = b_{21}x_1^{(k)} + b_{23}x_3^{(k)} + \dots + b_{2n}x_n^{(k)} + g_2 \\ \dots \\ x_n^{(k+1)} = b_{n1}x_1^{(k)} + b_{n2}x_2^{(k)} + b_{n3}x_3^{(k)} + \dots + b_{n,n-1}x_{n-1}^{(k)} + g_n \end{cases}$$

即

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

通过上式的计算，可得到向量序列 $\{x^{(k)}\}$ ，当 $k \rightarrow +\infty$ 时，若序列 $\{x^{(k)}\}$ 收敛到 x^* ， x^* 就是方程组的解。以上计算过程称为 **Jacobi 迭代法**，矩阵 **B** 为 Jacobi 迭代法的 **迭代矩阵**。

2. Gauss-Seidel 迭代

Gauss-Seidel 迭代法和 Jacobi 迭代法相似，但不同点是：在计算 $x_{i+1}^{(k+1)}$ 时，Jacobi 迭代法用 $(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_n^{(k)})^T$ 代入迭代公式，而 Gauss-Seidel 迭代法会利用之前已经计算出的结果，用 $(x_1^{(k+1)}, x_2^{(k+1)}, \dots, x_{i-1}^{(k+1)}, x_{i+1}^{(k)}, \dots, x_n^{(k)})^T$ 代入迭代公式进行计算。

其迭代过程为：

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{a_{11}}(b_1 - a_{12}x_2^{(k)} - a_{13}x_3^{(k)} - \dots - a_{1n}x_n^{(k)} + g_1) \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{a_{22}}(b_2 - a_{21}x_1^{(k+1)} - a_{23}x_3^{(k)} - \dots - a_{2n}x_n^{(k)} + g_2) \\ \dots \\ x_n^{(k+1)} = \frac{1}{a_{nn}}(b_n - a_{n1}x_1^{(k+1)} - a_{n2}x_2^{(k+1)} - a_{n3}x_3^{(k+1)} - \dots - a_{n,n-1}x_{n-1}^{(k+1)} + g_n) \end{cases}$$

令

$$L = \begin{bmatrix} 0 & & & & \\ b_{21} & 0 & & & \\ b_{31} & b_{32} & 0 & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \cdots & \cdots & 0 \end{bmatrix};$$

$$U = \begin{bmatrix} 0 & b_{12} & b_{13} & \cdots & b_{1n} \\ & 0 & b_{23} & \cdots & b_{2n} \\ & & 0 & \cdots & \\ & & & \ddots & b_{n-1,n} \\ & & & & 0 \end{bmatrix};$$

迭代过程用矩阵表示为

$$x^{(k+1)} = Lx^{(k+1)} + Ux^{(k)} + g, \quad k=0, 1, 2, \dots$$

因 $(I-L)$ 存在，所以上述迭代格式可表示为

$$x^{(k+1)} = (I-L)^{-1}Ux^{(k)} + (I-L)^{-1}g$$

称 $B_1 = (I-L)^{-1}U$ 为 Gauss-Seidel 迭代法的迭代矩阵。

注意：

交换方程和未知数的次序都会影响 Gauss-Seidel 迭代法的计算结果，但这种交换对 Jacobi 迭代法没有影响。

3. 迭代法的收敛性判别

定理 1

Jacobi 迭代法和 Gauss-Seidel 迭代法收敛的充分必要条件

是迭代矩阵的半径小于 1。

定理 2

若迭代矩阵 M 的范数 $\|M\| < 1$ ，则 Jacobi 迭代和 Gauss-Seidel 迭代一定收敛，但这只

迭代收敛的充分条件（因为 $\rho(M) \leq \|M\|$ ）。

定理 3

若方程组 $Ax=b$ 的系数矩阵 A 按行严格对角占优或按列严格对角占优，即满足条件

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

或

$$\begin{vmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{vmatrix} \neq 0$$

则 Jacobi 迭代法和 Gauss-Seidel 迭代法都收敛。

定理 4

若方程组 $Ax=b$ 的系数矩阵 A 为对称正定矩阵，则 Gauss-Seidel 迭代法收敛。

注意：

通常判断 Jacobi 或 Gauss-Seidel 迭代法是否收敛，先看方程组的系数矩阵 A 是否按严格对角占优或按列严格对角占优，若严格对角占优，则收敛；否则，继续判断对应迭代矩阵的谱半径是否小于 1，小于 1 则收敛，否则不收敛。

第十章 非线性方程组及非线性方程组解法

1. 二分法

找出 $f(x)=0$ 的根所在区间 (a,b) ，并计算出端点的函数值 $f(a),f(b)$

计算 $f(\frac{a+b}{2})$

若 $f(\frac{a+b}{2}) \approx 0$ ，则停止迭代。否则，若 $f(\frac{a+b}{2})$ 与 $f(a)$ 异号，则根位于 $(a, \frac{a+b}{2})$ 中，用 $\frac{a+b}{2}$ 代替 b ；若 $f(\frac{a+b}{2})$ 与 $f(b)$ 异号，则根位于 $(\frac{a+b}{2}, b)$ 中，用 $\frac{a+b}{2}$ 代替 a 。

重复上述过程中的第二步和第三步，直到区间缩小到容许误差范围之内。

2. 等步长扫描法

设 h 是给定的步长，方程 $f(x)=0$ 的有根区间为 $[a,b]$ ，一般初时 h 取 0.1，取 $x_0, x_1=a+h$ ，若 $f(x_0)f(x_1) \leq 0$ 表明扫描成；否则令 $x_0=x_1, x_1=x_0+h$ ，继续上述方法，直到成。若 $x_1 > b$ 表明扫描失败，将 h 缩小（一般 h 按照 10 的倍数进行小，从 0.1 到 0.01 再到 0.001 等等），重新开始扫描。

3. 简单迭代法

若给定方程 $f(x)=0$ 后，把它改写成等价形式：

$$x = \phi(x)$$

再作迭代

$$x_{n+1} = \phi(x_n)$$

简单迭代法敛散性判别

若 $|\phi'(x)| < 1$ ，则简单迭代法收敛。

若 $\phi'(x) = \dots = \phi^{(p-1)}(x) = 0, \phi^{(p)}(x) \neq 0$ ，则迭代在 x 处 p 阶收敛。

4. 牛顿法

$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}$

5. 弦截法

$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f(x_n) - f(x_{n-1})} (x_n - x_{n-1})$

第十一章-常微分方程初值问题的数值解法

1. Euler 方法（显示欧拉法）

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + hf(x_n, y_n) \\ y(x_0) = y_0 \\ y' = f(x, y) \end{cases} \quad n=0, 1, 2, \dots, N-1$$

2. 向后 Euler 方法（隐式欧拉法）

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + hf(x_{n+1}, y_{n+1}) \\ y(x_0) = y_0 \\ y' = f(x, y) \end{cases} \quad n=0, 1, 2, \dots$$

3. 改进 Euler 方法

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2} [f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_n + hf(x_n, y_n))] \\ y(x_0) = y_0 \\ y' = f(x, y) \end{cases} \quad n=0, 1, 2, \dots$$

4. 梯形公式

$$\begin{cases} y_{n+1}^{(0)} = y_n + hf(x_n, y_n) \\ y_{n+1}^{(k+1)} = y_n + \frac{h}{2} [f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_{n+1}^{(k)})] \\ y' = f(x, y) \end{cases} \quad k=0, 1, 2, \dots$$

<blockquote>

<p>注意: </p>

使用改进 Euler 方法进行迭代时，需要解隐式方程.

若题中不给出迭代步长 h ，则 $h=0.1$.

</blockquote>