

应用数学导论大作业

敖睿成

1 摘要

考虑方程

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = \Delta u \\ \text{边值条件} \end{cases}$$

本次实验中, 依次针对一维情形, $\Omega = [0, 1] \times [0, 1]$, L-型区域上的泊松问题上的泊松问题, 分别使用有限元方法, 和中心差分方法求解方程, 并给出相关理论分析和实验结果。

2 一维自适应有限元方法

对一维问题

$$\begin{cases} -u'' = f & \Omega = (0, L) \\ u'(0) = \kappa_0(u(0) - g_0) \\ u'(L) = \kappa_L(u(L) - g_L) \end{cases}$$

对于 $N + 1$ 个结点 $x_0 = 0, x_1 = \frac{L}{N}, \dots, x_N = L$, 在子区间 $[x_{i-1}, x_{i+1}] (i = 1, 2, \dots, N - 1)$ 上取分段线性函数:

$$\phi_i(x) = \begin{cases} \frac{x - x_{i-1}}{h_i}, & x \in [x_{i-1}, x_i] \\ \frac{x_{i+1} - x}{h_{i+1}}, & x \in [x_i, x_{i+1}] \\ 0, & \end{cases}$$

其中 $h_i = x_i - x_{i-1}$, 对于边界两个结点, 考虑 $x_0, x_1; x_{N-1}, x_N$ 对应的两个两点线性插值函数, 这样得到 $N + 1$ 个基函数 $\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_N$, 现求解 $v(x) = \sum_{j=0}^N u_j \phi_j(x)$, 使得

$$-\int_0^1 u''(x)v(x)dx = \int_0^1 f(x)v(x)dx$$

成立, 通过变分方法得到:

$$\begin{cases} -\frac{u_{i-1}}{h_i} + (\frac{1}{h_i} + \frac{1}{h_{i+1}})u_i - \frac{u_{i+1}}{h_{i+1}} = \int_{x_{i-1}}^{x_{i+1}} f\phi'(x)dx & i = 1, 2, \dots, N - 1 \\ (\frac{1}{h_1} + \kappa_0)u_0 - \frac{u_1}{h_1} = f_0 \\ (\frac{1}{h_N} + \kappa_L)u_N - \frac{u_{N-1}}{h_N} = f_N \end{cases}$$

令 $a_i = \frac{1}{h_i} + \frac{1}{h_{i+1}}, i = 1, 2, \dots, N-1$,

$$A = \begin{pmatrix} \frac{1}{h_1} + \kappa_0 & -\frac{1}{h_1} & & & \\ -\frac{1}{h_1} & a_1 & -\frac{1}{h_2} & & \\ & -\frac{1}{h_2} & a_2 & \ddots & \\ & & \ddots & \ddots & -\frac{1}{h_N} \\ & & & -\frac{1}{h_N} & \frac{1}{h_N} + \kappa_L \end{pmatrix}$$

得到方程

$$Au = F$$

。分别应用均匀剖分和自适应方法，在总点数 $N = 10, 20, 80$ 时得到如下结果：

$\kappa_0 = 10^6, k_1 = 0, g_0 = 0, f(x) = e^{-100(x-0.5)^2}$ 时，

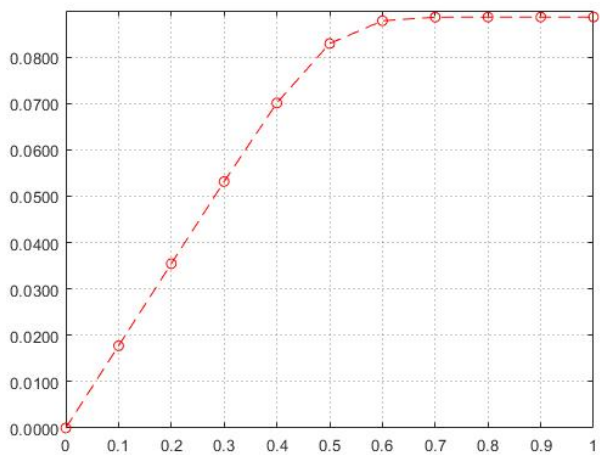


图 1: 均匀剖分 10

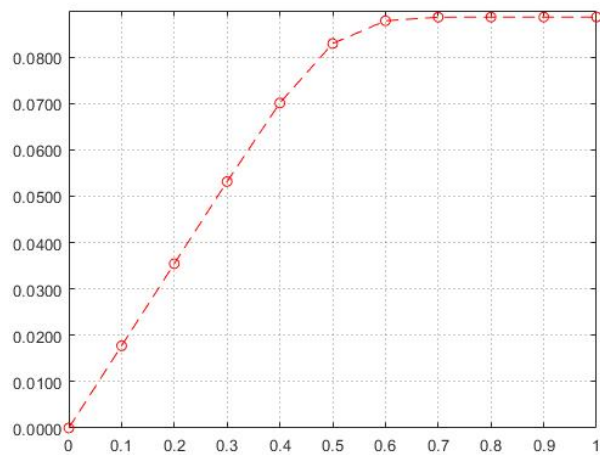


图 2: 自适应 10

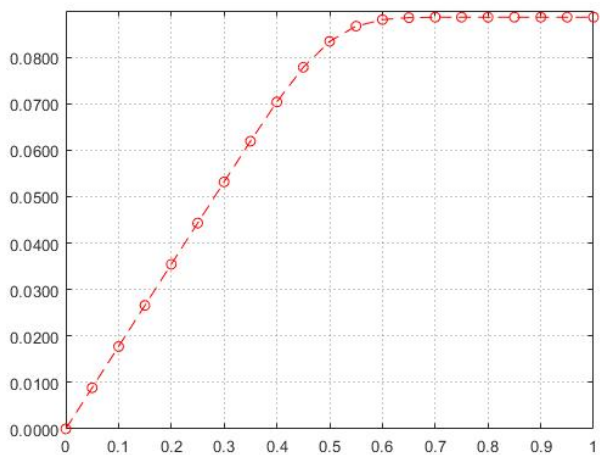


图 3: 均匀剖分 20

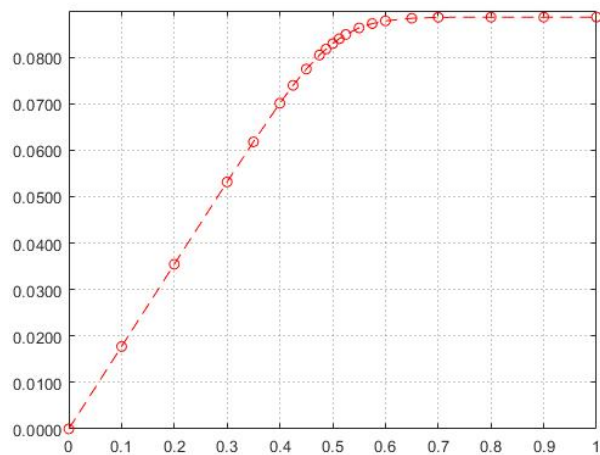


图 4: 自适应 20

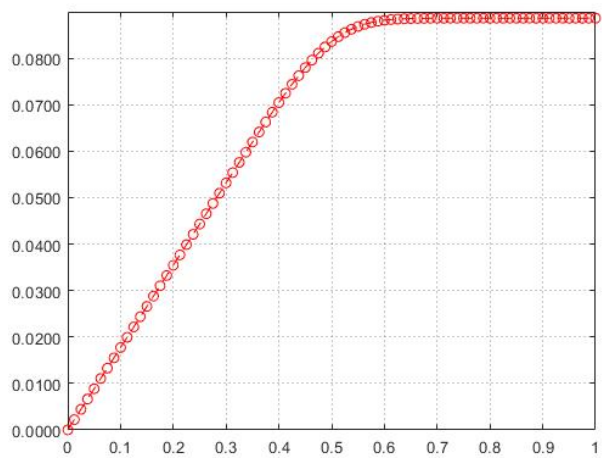


图 5: 均匀剖分 80

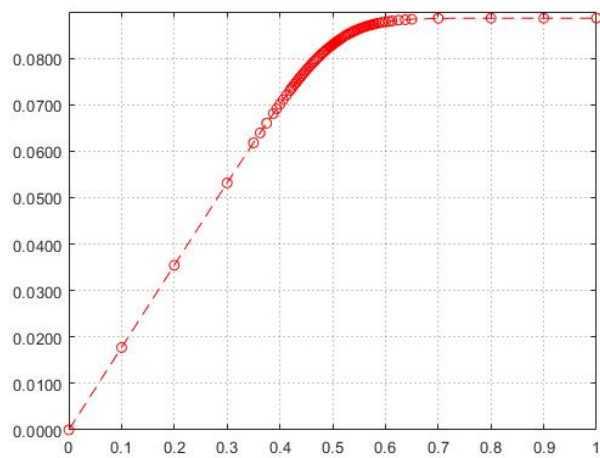


图 6: 自适应 80

$\kappa_0 = 10^6, k_1 = 10^5, g_0 = 0, g_L = 0, f(x) = e^{-100(x-0.5)^2}$ 时,

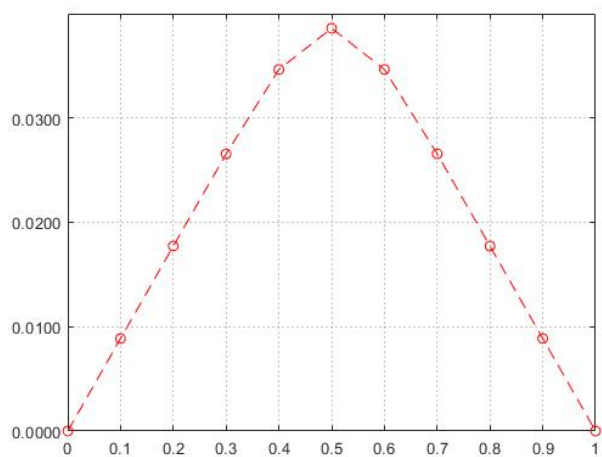


图 7: 均匀剖分 10

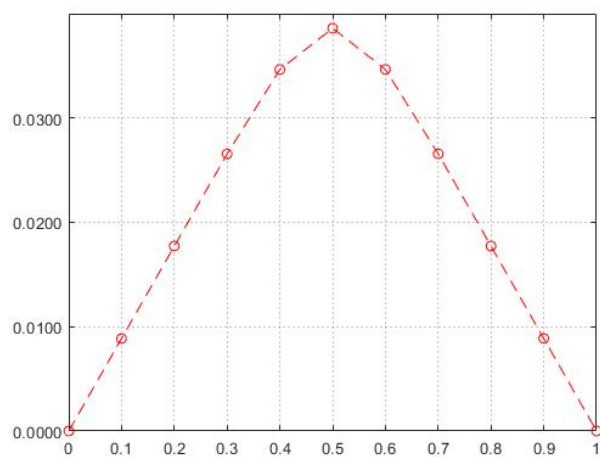


图 8: 自适应 10

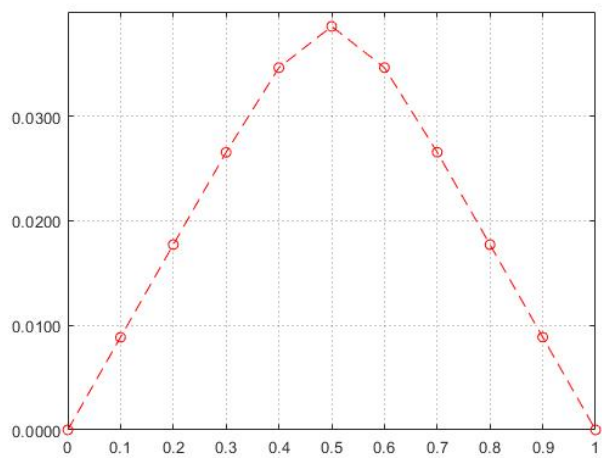


图 9: 均匀剖分 20

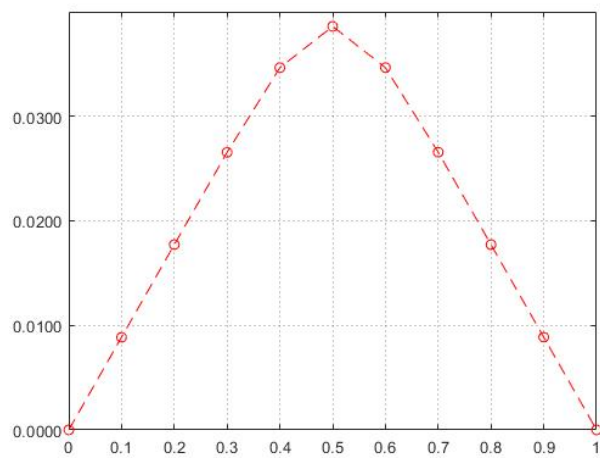


图 10: 自适应 20

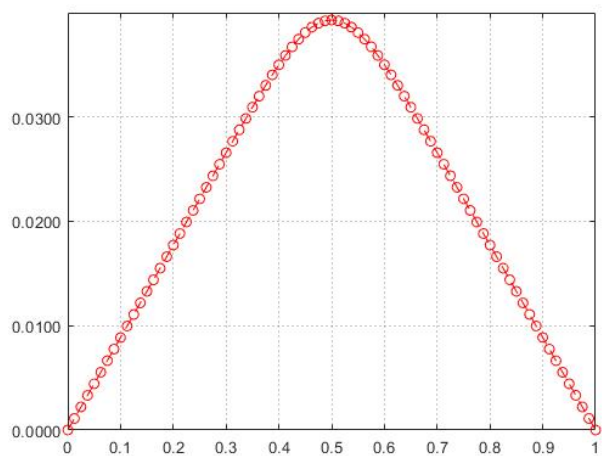


图 11: 均匀剖分 80

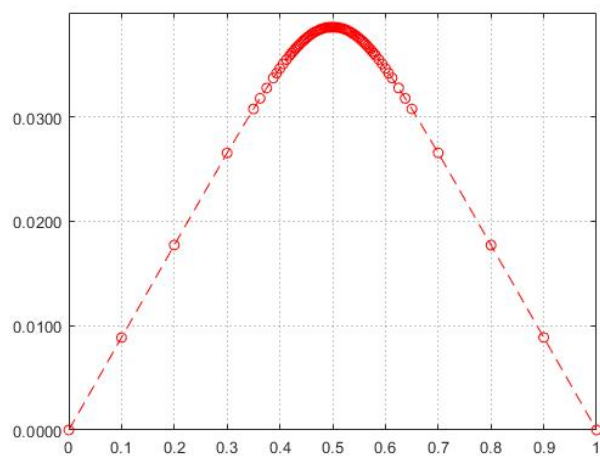


图 12: 自适应 80

$\kappa_0 = 10^6, k_1 = 0, g_0 = -1, f(x) = e^{-100(x-0.5)^2}$ 时,

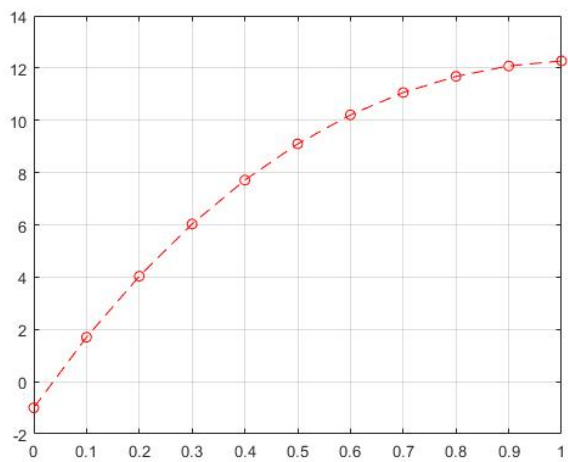


图 13: 均匀剖分 10

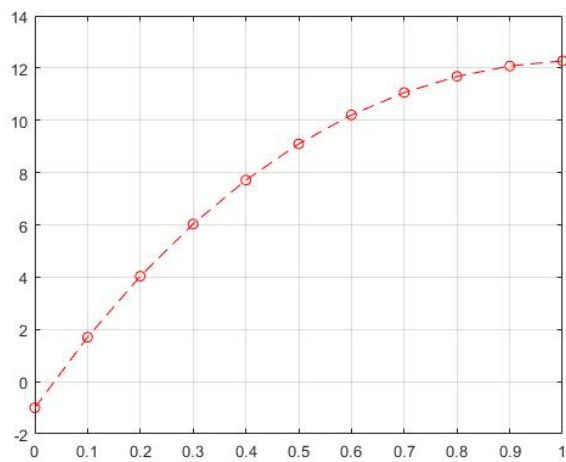


图 14: 自适应 10

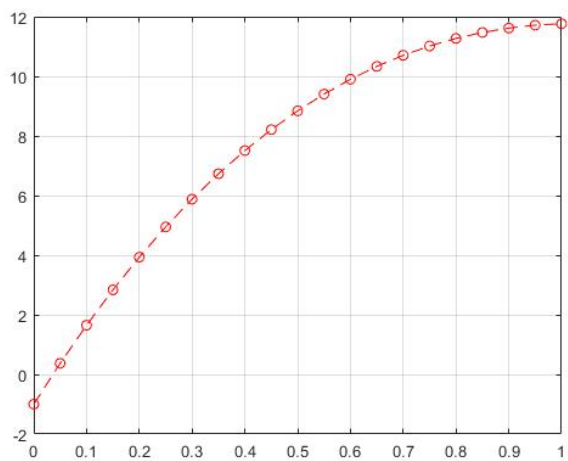


图 15: 均匀剖分 20

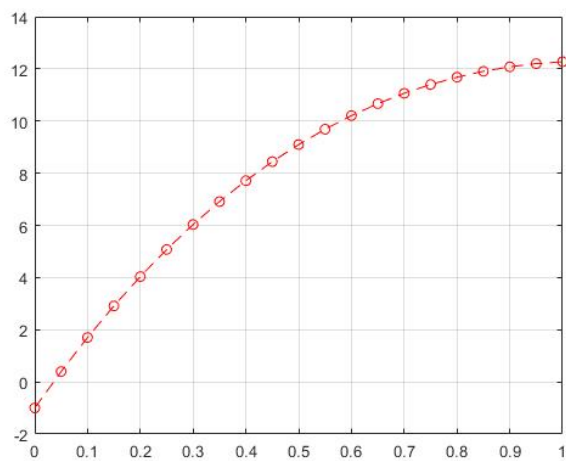


图 16: 自适应 20

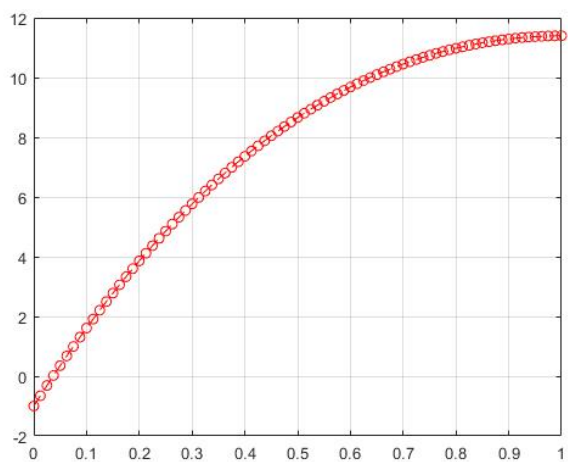


图 17: 均匀剖分 80

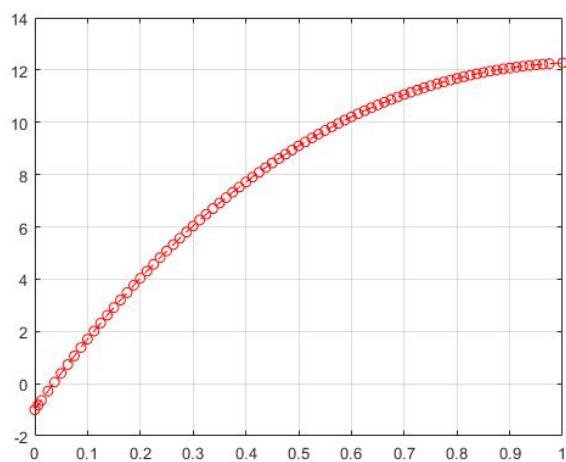


图 18: 自适应 80

可以看到，相比较均匀剖分，自适应方法在曲率大的点附近加密得较细，所得函数也更为平滑。

3 正方形区域泊松方程

3.1 问题

考虑热传导方程:

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = \Delta u \\ u|_{\partial\Omega \times [0,1]} = 0, \Omega = [0,1] \times [0,1] \\ u|_{t=0} = \sin(\pi x) \sin(\pi y) \end{cases}$$

它有解析解 $u = e^{-2\pi^2 t} \sin(\pi x) \sin(\pi y)$ ，我们使用不同数值方法计算方程近似解，并给出相关分析。

3.2 稳定性分析

考察 Laplace 算子

$$\Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$$

，我们使用中心差分方法

$$L_{h_x, h_y} U_{i,j}^m \stackrel{\text{def}}{=} \frac{U_{i-1,j}^m - 2U_{i,j}^m + U_{i+1,j}^m}{h_x^2} + \frac{U_{i,j-1}^m - 2U_{i,j}^m + U_{i,j+1}^m}{h_y^2}$$

这里 h_x, h_y 为对应分量的区间步长，对于 $\frac{\partial u}{\partial t}$ ，我们使用一阶向前差分方法:

$$D_k U_{i,j}^m \stackrel{\text{def}}{=} \frac{U_{i,j}^{m+1} - U_{i,j}^m}{k}$$

这里 k 为时间步长。现在考虑等式:

$$(1 - \theta) L_{h_x, h_y} U_{i,j}^m + \theta L_{h_x, h_y} U_{i,j}^{m+1} = D_k U_{i,j}^m$$

当 $\theta = 1$ 时，为隐式格式， $\theta = 0.5$ 时，为 Crank-Nicolson 格式， $\theta = 0$ 时，为显式格式。令

$$\tilde{U} = u \left(i h_x, j h_y, \left(m + \frac{1}{2} \right) k \right)$$

应用 Taylor 公式，可以得到

$$\begin{aligned} L_{h_x, h_y} U_{i,j}^m &= \tilde{U}_{xx} + \tilde{U}_{yy} + \frac{2}{3!} \left(3\tilde{U}_{txx} \left(-\frac{1}{2}k \right) + 3\tilde{U}_{tyy} \left(-\frac{1}{2}k \right) \right) \\ &\quad + \frac{2}{4!} \left(\tilde{U}_{xxxx} h_x^2 + \tilde{U}_{yyyy} h_y^2 \right) + O(k^2 + h_x^4 + h_y^4) \\ L_{h_x, h_y} U_{i,j}^{m+1} &= \tilde{U}_{xx} + \tilde{U}_{yy} + \frac{2}{3!} \left(3\tilde{U}_{txx} \frac{1}{2}k + 3\tilde{U}_{tyy} \frac{1}{2}k \right) \\ &\quad + \frac{2}{4!} \left(\tilde{U}_{xxxx} h_x^2 + \tilde{U}_{yyyy} h_y^2 \right) + O(k^2 + h_x^4 + h_y^4) \end{aligned}$$

从而有：

$$(1 - \theta)L_{h_x, h_y}U_{i,j}^m + \theta L_{h_x, h_y}U_{i,j}^{m+1} - \Delta\tilde{U} = \left(\left(\theta - \frac{1}{2}\right)k + \frac{h_x^2}{12}\right)\tilde{U}_{xxx} + \left(\left(\theta - \frac{1}{2}\right)k + \frac{h_y^2}{12}\right)\tilde{U}_{yyy} \\ + (2\theta - 1)k\tilde{U}_{xyy} + O(k^2 + h_x^4 + h_y^4)$$

从而

$$(1 - \theta)L_{h_x, h_y}U_{i,j}^m + \theta L_{h_x, h_y}U_{i,j}^{m+1} - \Delta\tilde{U} = \left(\left(\theta - \frac{1}{2}\right)k + \frac{h_x^2}{12}\right)\tilde{U}_{xxx} + \left(\left(\theta - \frac{1}{2}\right)k + \frac{h_y^2}{12}\right)\tilde{U}_{yyy} \\ + (2\theta - 1)k\tilde{U}_{xyy} + O(k^2 + h_x^4 + h_y^4)$$

这样截断误差 E 满足

$$E = \begin{cases} O(k^2 + h_x^2 + h_y^2) & \theta = 0.5 \\ O(k + h_x^2 + h_y^2) & \theta \neq 0.5 \end{cases}$$

可以看出，C-N 方法具有较高的截断误差阶数，现在考虑 Fourier 函数

$$U_{j,k}^m = \lambda_\alpha^m e^{i(\alpha_x x_j + \alpha_y y_k)}, \quad \alpha = (\alpha_x, \alpha_y)$$

解得

$$\lambda_k = \frac{1 - 4(1 - \theta)(\mu_x \sin^2(\alpha_x h_x/2) + \mu_y \sin^2(\alpha_y h_y/2))}{1 + 4\theta(\mu_x \sin^2(\alpha_x h_x/2) + \mu_y \sin^2(\alpha_y h_y/2))}$$

因此，我们有稳定性条件

$$\begin{cases} 2(\mu_x + \mu_y)(1 - 2\theta) \leq 1 & 0 \leq \theta < 1/2 \\ \text{无条件收敛} & 1/2 \leq \theta \leq 1 \end{cases}$$

这表明当 $h_x = h_y = h$ 时，对于显式格式，我们需要选取 $\mu < \frac{1}{4}$ ，即 $1/h \geq 1/4k$ ，才能得到收敛结果。

3.3 数值实验

考虑由中间 $(N - 1) \times (N - 1)$ 个点，其中 $N = \frac{1}{h}$ 为单元网格长，则对应的差分矩阵

$$_h = \begin{pmatrix} A_h & I_{N-1}/h & & & \\ I_{N-1}/h^2 & A_h & I_{N-1}/h^2 & & \\ & I_{N-1}/h^2 & A_h & \ddots & \\ & & \ddots & \ddots & I_{N-1}/h^2 \\ & & & I_{N-1}/h^2 & A_h \end{pmatrix}$$

$$A_h = \begin{pmatrix} -2/h^2 - 2/h^2 & 1/h^2 & & & \\ 1/h^2 & -2/h^2 - 2/h^2 & 1/h^2 & & \\ & 1/h^2 & -2/h^2 - 2/h^2 & \ddots & \\ & & \ddots & \ddots & 1/h^2 \\ & & & 1/h^2 & -2/h^2 - 2/h^2 \end{pmatrix}$$

这样，得到如下方程

$$(I - k\theta L_h)U^{m+1} = (I + k(1 - \theta)L_h)U^m$$

其中 U 为对应的网格向量化。下面考虑几种求解对应方程的方法。

Cholesky 分解

考察方程 $Ax = b$, 其中 A 为对称正定矩阵，则我们有如下 Cholesky 分解用以求解方程：

Algorithm 1: 利用向量外积的 cholesky 分解

Input: $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$

Output: $L \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $LL^T = A$

```

1 for  $j = 1 : n$  do
2   if  $j > 1$  then
3      $A(j:n, j) = A(j:n, j) - A(j:n, 1:j-1)A(j, 1:j-1)^T$ 
4      $A(j:n, j) = A(j:n, j) / \sqrt{A(j, j)}$ 
5 return  $tril(A)$ ;
```

计算量约为 $O(n^3/3)$, 是直接进行 Gauss 消元法的一半，在矩阵阶数较小时具有很快速度，但当矩阵阶数较大时，可以使用分块的方法加快速度。

Gauss-Seidel 迭代法

令 $A = D - L - U$, 其中 D, L, U 分别为对角矩阵、下三角矩阵和上三角矩阵，则我们有如下算法：

Algorithm 2: G-S 迭代法

Input: $A \in \mathbb{R}^{n \times n}, b \in \mathbb{R}^n$, **TOLERANCE** tol , **INITIALVALUE** x_0 **MAXITERATION** ite

Output: $x \in \mathbb{R}^n$, $Ax \approx b$

```

1 Divide  $A$  into  $D, L$  and  $U$ 
2  $\mathbf{Ux} \leftarrow Ux_0$ 
3 while  $norm(res)/norm(res_0) > tol \ \&\& \ ite\_number \leq ite$  do
4   Get  $x$  by solving  $(D - L)x = \mathbf{Ux} + b$ 
5   Update  $res = Ux - \mathbf{Ux}$ 
6   Update  $\mathbf{Ux} \leftarrow res + \mathbf{Ux}$ 
7   if  $norm(res) \leq tol * res_0$  then
8     return  $x$ 
9 return  $x$ ;
```

这里利用到了 $res = b - Ax^{m+1} = b - (D - L)x^{m+1} + Ux^{m+1} = Ux^{m+1} - Ux^m$ 。可以证明，当 A 为对称正定矩阵时，G-S 迭代法是收敛的。

多重网格法

对于单元格长为 $h = 1/N$ 的细网格，我们希望找到一个较好的初始值，从而加快迭代法收敛的速度，故考虑在细网格上先进行若干次迭代，再将误差限制在粗网格上，在粗网格解关于误差的方程，再把提升回细网格，这样两者相加，可以认为得到了更近的初值，再重复这样的操作，直到误差满足要求，这里可以重复限制、提升多层，算法如下：

Algorithm 3: Multi Grid V

Input: $A \in \mathbb{R}^{n \times n}, b \in \mathbb{R}^n$, **LEVEL** l , **MAXITERATION** ite_1 , **INITIALVALUE** x_0

Output: $x \in \mathbb{R}^n, Ax \approx b$

```
1 if  $size(x) < threshold$  then
2   | Solve  $Ax = b$  by G-S with INITIALVALUE  $x_0$ 
3 else
4   | Solve  $Au = b$  by G-S with INITIALVALUE  $x_0$  and MAXITERATION  $ite_1$ 
5   | Get residue:  $res \leftarrow b - Au$ 
6   | Get coarse residue:  $\widehat{res} \leftarrow I_h^{2h} res$ 
7   |  $\widehat{A} \leftarrow I_h^{2h} A I_{2h}^h$ 
8   | Solve  $\widehat{A}\widehat{e} = \widehat{res}$  with EDGE  $2 * h$ , INITIALVALUE 0 and MAXITERATION  $ite$  by G-S
9   |  $e \leftarrow I_{2h}^h \widehat{e}$ 
10  | Update  $u \leftarrow u + e$ 
11  | Solve  $Ax = b$  by G-S with INITIALVALUE  $u$  and MAXITERATION  $ite_2$ 
12 return  $x$ ;
```

这里 I_h^{2h}, I_{2h}^h 分别为限制和提升矩阵。当初始值较差时，多重网格的速度比直接 G-S 迭代快。