# SNM\_Report\_FinalProject

PB19111713钟颖康

考虑数值求解如下的优化问题

$$min_{u(x)\in C_0^1([0,1])} \int_0^1 \{\frac{1}{2}(u'(x))^2 + \frac{\alpha}{4}u^4(x) - f(x)u(x)\}dx.$$
 (1)

令 $h=\frac{1}{n}, x_i=ih, i=0,\ldots,n$ 。记 $f_i=f(x_i), u_i$ 为 $u(x_i)$ 的数值逼近,则 $u_0=u_n=0$ 。对(1)采用如下的数值积分格式

$$min_{\{u_1,\ldots,u_{n-1}\}} \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} \left(\frac{u_i - u_{i-1}}{h}\right)^2 h + \sum_{i=1}^{n-1} \left(\frac{\alpha}{4} u_i^4 - f_i u_i\right) h. \tag{2}$$

分别记 $u_h = (u_1, \ldots, u_{n-1})^T, f_h = (f_1, \ldots, f_{n-1})^T$ 。试回答如下问题:

1. 当lpha=0时,推导 $u_1,\ldots,u_{n-1}$ 满足的线性方程组 $A_hu_h=f_h$ ;

A1:

不妨设所求积分为I。由于是取最小值,故 $\nabla I = 0$ ,可得

$$rac{1}{h^2}(2u_i-u_{i-1}-u_{i+1})=f_i, \quad i=1,\dots,n-1$$

即

$$A_h = egin{pmatrix} rac{2}{h^2} & -rac{1}{h^2} & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \ -rac{1}{h^2} & rac{2}{h^2} & -rac{1}{h^2} & \cdots & 0 & 0 & 0 \ dots & dots \ 0 & 0 & 0 & \cdots & -rac{1}{h^2} & rac{2}{h^2} & -rac{1}{h^2} \ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & -rac{1}{h^2} & rac{2}{h^2} \end{pmatrix}$$

2. 当 $f(x)=\pi^2\sin{(\pi x)}, n=10, 20, 40, 80, 160$ 时,分别利用 Jacobi和Gauss-Seidel迭代法求解 $A_hu_h=f_h$  (迭代法的终止准则 $\varepsilon=10^{-10}$ ),并比较 $u_h$ 与精确解 $u_e(x)=\sin{(\pi x)}$ 之间的误差 $e_h=\|u_h-u_e\|_2$ ,记录在一张表中;

A2:

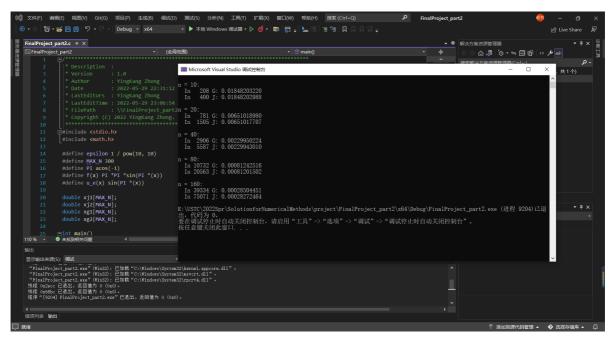
易知方程组的Jacobi 迭代格式为

$$egin{cases} u_1^{(k+1)} = rac{1}{2}u_2^{(k)} + rac{h^2}{2}f_1 \ u_2^{(k+1)} = rac{1}{2}u_1^{(k)} + rac{1}{2}u_3^{(k)} + rac{h^2}{2}f_2 \ \cdots \ u_i^{(k+1)} = rac{1}{2}u_{i-1}^{(k)} + rac{1}{2}u_{i+1}^{(k)} + rac{h^2}{2}f_i \ \cdots \ u_{n-1}^{(k+1)} = rac{1}{2}u_{n-2}^{(k)} + rac{h^2}{2}f_{n-1} \end{cases}$$

#### Gauss - Seidel迭代格式为

$$egin{cases} u_1^{(k+1)} = rac{1}{2}u_2^{(k)} + rac{h^2}{2}f_1 \ u_2^{(k+1)} = rac{1}{2}u_1^{(k+1)} + rac{1}{2}u_3^{(k)} + rac{h^2}{2}f_2 \ \cdots \ u_i^{(k+1)} = rac{1}{2}u_{i-1}^{(k+1)} + rac{1}{2}u_{i+1}^{(k)} + rac{h^2}{2}f_i \ \cdots \ u_{n-1}^{(k+1)} = rac{1}{2}u_{n-2}^{(k+1)} + rac{h^2}{2}f_{n-1} \end{cases}$$

### 编写程序 Final Project\_part2.c 可以得到结果如下:



n	Jacobi	Gauss-Seidel
10	0.01848202988	0.01848203220
20	0.00651017707	0.00651018980
40	0.00229943010	0.00229950224
80	0.00081201502	0.00081242516
160	0.00028272464	0.00028504451

# 3. 假设(2)中的 $u_h$ 对(1)中的 $u_e(x)$ 的逼近误差满足 $e_h=\Theta(h^\beta)$ ,基于上表中的数据试利用最小二乘方法找到 $\beta$ ;

A3:

根据 2. 中的程序输出结果可知

h	$\frac{1}{160}$	1 80	$\frac{1}{40}$	$\frac{1}{20}$	1/10
$e_{h_{Jacobi}}$	0.00028272464	0.00081201502	0.00229943010	0.00651017707	0.01848202988
$e_{h_{Gauss-Seidel}}$	0.00028504451	0.00081242516	0.00229950224	0.00651018980	0.01848203220

根据题意不妨设 $e_h = \alpha h^{\beta}$ , 取对数得

$$\ln e_h = eta \ln h + \ln lpha = \ln lpha + eta \ln rac{1}{n}$$

设 $x = \ln \frac{1}{n}, y = \ln e_h$ ,根据课本P50的公式有

$$\ln lpha = rac{(\sum_{i=1}^5 x_i^2)(\sum_{i=1}^5 y_i) - (\sum_{i=1}^5 x_i)(\sum_{i=1}^5 x_i y_i)}{5\sum_{i=1}^5 x_i^2 - (\sum_{i=1}^5 x_i)^2} \ eta = rac{5\sum_{i=1}^5 x_i y_i - (\sum_{i=1}^5 x_i)(\sum_{i=1}^5 y_i)}{5\sum_{i=1}^5 x_i^2 - (\sum_{i=1}^5 x_i)^2}$$

代入表格中的数据可得

$$\begin{cases} \ln \alpha_{Jacobi} = -0.520462 \\ \beta_{Jacobi} = 1.506428 \end{cases} \begin{cases} \ln \alpha_{Gauss-Seidel} = -0.527685 \\ \beta_{Gauss-Seidel} = 1.503998 \end{cases}$$

故

$$\begin{cases} \beta_{Jacobi} = 1.506428 \\ \beta_{Gauss-Seidel} = 1.503998 \end{cases}$$

# 4. 对n=10,20,40,80,160,分别记录Jacobi和 Gauss-Seidel迭代法收敛所需要的迭代次数在同一张表中,从中 你能得到什么结论?

A4:

根据 2. 中的程序输出结果可知

n	Jacobi	Gauss-Seidel
10	400	208
20	1505	781
40	5587	2906
80	20563	10732
160	75071	39334

- n值相同时,Jacobi迭代所需次数约为Gauss-Seidel迭代次数的两倍
- 无论是Jacobi迭代还是Gauss-seidel迭代,当n值翻倍时,所需迭代次数大约变为原来的4倍,即迭代次数 $N=O(n^2)$

## 5. 当 $\alpha=1$ ,推导 $u_1,\ldots,u_{n-1}$ 满足的非线性方程组;

A5:

不妨设所求积分为I。由于是取最小值,故 $\nabla I=0$ ,可得

$$egin{cases} u_1^3 + rac{1}{h^2}(2u_1 - u_0 - u_2) = f_1 \ u_2^3 + rac{1}{h^2}(2u_2 - u_1 - u_3) = f_2 \ \dots \ u_i^3 + rac{1}{h^2}(2u_i - u_{i-1} - u_{i+1}) = f_i \ \dots \ u_{n-1}^3 + rac{1}{h^2}(2u_{n-1} - u_{n-2} - u_n) = f_{n-1} \end{cases}$$

6. 当 $f(x)=\pi^2\sin{(\pi x)}+\sin^3{(\pi x)}, n=10,20,40,80,160$ 时,利用牛顿迭代法求解上一小题中的非线性方程组(迭代法的终止准则 $\varepsilon=10^{-8}$ ),并比较 $u_h$ 与精确解 $u_e(x)=\sin{(\pi x)}$ 之间的误差 $e_h=||u_h-u_e||_2$ ,记录在一张表中,并利用最小二乘法找出该情形下算法的收敛阶。

A6:

编写程序可得:

n	$e_h$
10	0.015018033
20	0.005300889
40	0.001873369
80	0.000662267
160	0.000234141

### 修改程序,使之输出每次迭代后的 $e_h$ ,如下图所示:

不妨设 $x=\ln e_k,y=\ln e_{k+1}$ ,根据课本P50的公式计算可得n=2.224,故收敛阶为2。