计算方法实验报告

姓名: 孟卜凡 学号: 200111314

院系: 计算机科学与技术学院

专业: 计算机 班级: 13班

- 1 实验题目: 拉格朗日 (Lagrange) 插值
 - 1.1 问题分析
 - 1.2 数学原理
 - 1.2.1 插值基函数
 - 1.2.2 Lagrange插值公式
 - 1.3 程序设计流程
 - 1.3.1 流程图
 - 1.3.2 代码
 - 1.3.2.1 函数实现
 - 1.3.2.2 交互脚本
 - 1.4 实验结果、结论与讨论
 - 1.4.0.3 问题1
 - 1.4.0.3.1 输出结果:
 - 1.4.0.4 问题2
 - 1.4.0.4.1 输出结果
 - 1.4.0.5 问题4
 - 1.4.0.5.1 结果输出
 - 1.4.0.5.2 回答
 - 1.4.1 思考题
 - 1.4.1.0.3 回答
 - 1.4.1.0.4 回答
 - 1.4.1.0.5 回答
- 2 实验题目: 龙贝格 (Romberg) 积分法
 - 2.1 问题分析
 - 2.2 数学原理
 - 2.3 程序设计流程
 - 2.4 实验结果、结论与讨论
 - 2.4.1 实验结果

2.4.1.1 1.1
$$\int_0^1 x^2 e^x dx$$

2.4.1.2 1.2
$$\int_{1}^{3} e^{x} \sin x \, dx$$

2.4.1.3 1.3
$$\int_0^1 \frac{4}{1+x^2} dx$$

2.4.1.4 1.4
$$\int_0^1 \frac{1}{1+x} dx$$

- 2.4.2 思考题
 - 2.4.2.1 在实验1 中二分次数和精度的关系如何?
- 3 实验题目: 四阶龙格—库塔(Runge—Kutta)方法
 - 3.1 问题分析
 - 3.2 数学原理
 - 3.3 程序设计流程
 - 3.3.1 函数主体
 - 3.3.2 测试脚本
 - 3.4 实验结果、结论与讨论
 - 3.4.1 题目1

$$3.4.1.1 \ 1.1 \frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}x} = x + y$$

$$3.4.1.2 \ 1.2 \frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}x} = -y^2$$

3.4.2 题目2

3.4.2.1
$$2.1 \frac{dy}{dx} = \frac{2y}{x} + x^2 e^x$$

3.4.2.2 $2.2 \frac{dy}{dx} = \frac{y^2 + y}{x}$

3.4.3 题目3

3.4.3.1 3.1
$$\frac{dy}{dx} = -20(y - x^2) + 2x$$

3.4.3.2 3.2 $\frac{dy}{dx} = -20y + 20\sin x + \cos x$
3.4.3.3 3.3 $\frac{dy}{dx} = -20(y - x^x \sin x) + e^x(\sin x + \cos x)$

3.4.4 思考题

- 4 实验题目: 牛顿 (Newton) 迭代法
 - 4.1 问题分析
 - 4.2 数学原理
 - 4.3 程序设计流程
 - 4.3.1 函数实现
 - 4.3.2 测试脚本
 - 4.4 实验结果、结论与讨论
 - 4.4.1 问题1

4.4.2 问题2

4.4.3 思考题:

4.4.3.0.1 回答

4.4.3.0.2 回答

- 5 实验题目: 高斯 (Gauss) 列主元消去法
 - 5.1 问题分析
 - 5.2 数学原理
 - 5.3 程序设计流程
 - 5.3.1 函数主体
 - 5.4 实验结果、结论与讨论
 - 5.4.1 问题1
 - 5.4.2 问题2

1 实验题目: 拉格朗日 (Lagrange) 插值

1.1 问题分析

- 1. 利用拉格朗日插值算法,根据参考程序流程实现算法,利用多项式 $P_n(x)$ 来求f(x)的近似值。
- 2 通过对具体实例的分析探索插值多项式次数对结果的影响
- 3. 通过对具体实例的分析探索插值区间大小对结果的影响
- 4. 理解插值问题的内插与外推的方法,对两者可靠性进行比较

1.2 数学原理

1.2.1 插值基函数

令插值基函数 $l_i(x)$ (j = 0, 1, 2, ..., n) 为如下的多项式:

$$l_j(x) = egin{cases} 0, & i
eq j \ 1, & i = j \end{cases}$$

1.2.2 Lagrange插值公式

显然存在某多项式

$$y(x) = \sum_{j=0}^{n} f(x_j)l_j(x) \tag{1}$$

满足插值条件, $l_j(x)$ 有 n 个零点 $x_0, x_1, x_2, \ldots, x_{j-1}, x_j + 1, \ldots, x_n$,所以应当具有形式

$$l_i(x) = A_i(x - x_0)(x - x_1)...(x - x_{i-1})(x - x_{i+1})...(x - x_n),$$

结合 $l_j(x_j) = 1$ 可求得 A_j , 综合得

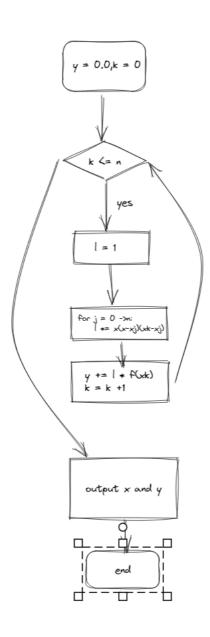
$$l_j(x) = \frac{(x - x_0)(x - x_1)\dots(x - x_{j-1})(x - x_{j+1})\dots(x - x_n)}{(x_j - x_0)(x_j - x_1)\dots(x_j - x_{j-1})(x_j - x_{j+1})\dots(x_j - x_n)}, \quad j = 0, 1, 2, \dots, n$$

$$(2)$$

其中式 (1) 称为Lagrange插值公式,式 (2) 称为Lagrange插值多项式,记作 $L_n(x)$

1.3 程序设计流程

1.3.1 流程图



1.3.2 代码

1.3.2.1 函数实现

```
1 %-----file name: Lagrange vec-----
function v = lagrange_vec(x_in, y_in, u)
n = length(x_in);
4 v = zeros(size(u));
5
  for k = 1:n
     w = ones(size(u));
7
     for j = [1:k-1 k+1:n] %除去它自己不要乘
8
        w = (u-x_in(j))./(x_in(k)-x_in(j)).*w; %Lagrange多项式
9
     end
10
    v = v + w*y_in(k);
11 end
```

```
1 %-----file name: Lagrange vec interactive------
2 syms x;
3 format long;
4 n = input('多项式的次数n: ');
5 u = input('请输入待估值点序列u的值(例如:[1,2,3,4]): ');
6 a = input('请输入区间下界a的值: ');
7 b = input('请输入区间上界b的值: ');
  f = input('请输入函数f(x)的表达式(如1+x^2): ');
9 x = linspace(a,b,n);
10 y = subs(f, symvar(f), x);
11
   lagrange vec(x,y,u);
12 ans = lagrange vec(x,y,u);
13
  exact_value = subs(f,symvar(f),u);
14 fprintf('\t\t\t结果表格\n');
15
   fprintf('-----
   -\n');
  fprintf('\t u \t f(u) \t\t exact \t\t error\n');
16
   fprintf('\t %2.3f \t %2.9f \t %2.9f\t %2.9f\n ',
17
   [u;ans;exact_value;exact_value-ans]);
18
```

1.4 实验结果、结论与讨论

1.4.0.3 问题1

拉格朗日插值多项式的次数n越大越好吗?

1.4.0.3.1 输出结果:

• 1.(1)
$$f(x) = \frac{1}{1+x^2}$$

1	结果表格 (n=5)				
2					
3	u	f(u)	exact	error	
4	0.750	0.905441810	0.64000000	-0.265441810	
5	1.750	0.525799901	0.246153846	-0.279646054	
6	2.750	0.009553216	0.116788321	0.107235105	
7	3.750	-0.356826094	0.066390041	0.423216136	
8	4.750	-0.159544927	0.042440318	0.201985245	
9		结果表格	(n=10)		
10					
11	u	f(u)	exact	error	
12	0.750	0.690717622	0.64000000	-0.050717622	
13	1.750	0.232998135	0.246153846	0.013155711	
14	2.750	0.112245498	0.116788321	0.004542823	
15	3.750	0.108400418	0.066390041	-0.042010377	

16	4.750	-0.236036985	0.042440318	0.278477303
17				
18		结果表	各(n=20)	
19				
20	u	f(u)	exact	error
21	0.750	0.641340347	0.64000000	-0.001340347
22	1.750	0.249055753	0.246153846	-0.002901907
23	2.750	0.128218767	0.116788321	-0.011430446
24	3.750	0.190261670	0.066390041	-0.123871629
25	4.750	6.415032061	0.042440318	-6.372591743

• 1.(2) $f(x) = e^x$

1	结果表格 (n=5)					
2						
3	u	f(u)	exact	error		
4	-0.95	0.386293876	0.386741023	0.000447148		
5	-0.05	0.951334528	0.951229425	-0.000105103		
6	0.05	1.051164240	1.051271096	0.000106857		
7	0.95	2.586322530	2.585709659	-0.000612871		
8	结果表格 (n=10)					
9						
10	u	f(u)	exact	error		
11	-0.95	0.386741027	0.386741023	-0.00000003		
12	-0.05	0.951229425	0.951229425	-0.00000000		
13	0.05	1.051271096	1.051271096	-0.00000000		
14	0.95	2.585709663	2.585709659	-0.000000004		
15	结果表格 (n=20)					
16						
17	u	f(u)	exact	error		
18	-0.95	0.386741023	0.386741023	0.00000000		
19	-0.05	0.951229425	0.951229425	0.00000000		
20	0.05	1.051271096	1.051271096	0.00000000		
21	0.95	2.585709659	2.585709659	0.000000000		

1.4.0.4 问题2

插值区间越小越好吗?

1.4.0.4.1 输出结果

• 2.(1)

1	结果表格 (n=5)					
2						
3	u	f(u)	exact	error		
4	-0.95	0.513552500	0.525624179	0.012071679		
5	-0.05	0.997752500	0.997506234	-0.000246266		

6	0.05	0.997752500	0.997506234	-0.000246266
7	0.95	0.513552500	0.525624179	0.012071679
8				
9		结果表	各(n=10)	
10				
11	u	f(u)	exact	error
12	-0.95	0.524273975	0.525624179	0.001350204
13	-0.05	0.997464702	0.997506234	0.000041533
14	0.05	0.997464702	0.997506234	0.000041533
15	0.95	0.524273975	0.525624179	0.001350204
16				
17		结果表	各(n=20)	
18				
19	u	f(u)	exact	error
20	-0.95	0.525631202	0.525624179	-0.000007023
21	-0.05	0.997506234	0.997506234	0.00000000
22	0.05	0.997506234	0.997506234	0.00000000
23	0.95	0.525631202	0.525624179	-0.000007023

• 2.(2)

2		结果表格 (n=5)			
3	u	f(u)	exact	error	
4	-4.75	-1.932149264	0.008651695	1.940800959	
5	-0.25	1.427537021	0.778800783	-0.648736238	
6	0.25	0.588185464	1.284025417	0.695839953	
7	4.75	123.714558835	115.584284527	-8.130274308	
8	结果表格 (n=10)				
9					
10	u	f(u)	exact	error	
11	-4.75	0.042515959	0.008651695	-0.033864263	
12	-0.25	0.779562066	0.778800783	-0.000761282	
13	0.25	1.284820075	1.284025417	-0.000794659	
14	4.75	115.663039200	115.584284527	-0.078754673	
15	结果表格 (n=20)				
16					
17	u	f(u)	exact	error	
18	-4.75	0.008651704	0.008651695	-0.000000009	
19	-0.25	0.778800783	0.778800783	0.00000000	
20	0.25	1.284025417	1.284025417	0.00000000	
21	4.75	115.584284542	115.584284527	-0.00000014	

1.4.0.5 问题4

考虑拉格朗日插值问题,内插比外推更可靠吗?

1.4.0.5.1 结果输出

1	(1) 结果表格 x_in = [1,4,9]						
2							
3	u	f(u)	exact	error			
4	5.00	2.266666667	2.236067977	-0.030598689			
5	50.00	-20.233333333	7.071067812	27.304401145			
6	115.00	-171.900000000	10.723805295	182.623805295			
7	185.00	-492.733333333	13.601470509	506.334803842			
8							
9		(2) 结果表格	$x_{in} = [36, 49, 6]$	4]			
10							
11	u	f(u)	exact	error			
12	5.00	3.115750916	2.236067977	-0.879682938			
13	50.00	7.071794872	7.071067812	-0.000727060			
14	115.00	10.167032967	10.723805295	0.556772328			
15	185.00	10.038827839	13.601470509	3.562642670			
16							
17		(3) 结果表格	$x_{in} = [100, 115]$,185]			
18							
19	u	f(u)	exact	error			
20	5.00	4.537585505	2.236067977	-2.301517527			
21	50.00	7.314155736	7.071067812	-0.243087924			
22	115.00	10.723805295	10.723805295	0.00000000			
23	185.00	13.601470509	13.601470509	0.00000000			
24							
25							
26	(4) 结果表格 x_in = [169,196,225]						
27							
28	u	f(u)	exact	error			
29	5.00	5.497172049	2.236067977	-3.261104071			
30	50.00	7.800127714	7.071067812	-0.729059902			
31	115.00	10.800492611	10.723805295	-0.076687316			
32	185.00	13.600620325	13.601470509	0.000850184			

1.4.0.5.2 回答

不一定,取决于具体函数的形式,但通常来说连续函数内插的可靠程度更高。外推相当于根据已知点推测未知点的信息。而我们的已知区间内是不含有区间外的信息的。从上述结果也可以看出,当需要推测的点落在 x_i 的内部时,error 的值就会非常的小,精度明显比外推情况更高。

1.4.1 思考题

1.1.4.1.1 对实验1 存在的问题,应如何解决?

1.4.1.1.3 回答

不是,次数过高的话会出现Runge现象,使用<u>切比雪夫节点</u>代替等距点可以减小震荡,在这种情况下,随着多项式阶次的增加最大误差逐渐减小。这个现象表明高阶多项式通常不适合用于插值。使用分段多项式<u>样条</u>可以避免这个问题。如果要减小插值误差,那么可以增加构成样条的多项式的数目,而不必是增加多项式的阶次。

参考: 维基百科: 龙格现象

2 1.4.1.2 对实验2 存在的问题的回答, 试加以说明

1.4.1.2.4 回答

不一定,虽然从精度上考虑是区间变窄具有一定的合理性,但是过于密集时舍入误差被放大,而且计算量成本也大幅增加,但是却对精度的提升不大。实际计算时应当合理考虑,取合适的区间长度进行插值。

3.1.4.1.3 如何理解插值问题中的内插和外推?

1.4.1.3.5 回答

对于内插与外推的理解:

- 内插(Interpolation): We could use our function to predict the value of the dependent variable for an independent variable that is **in the midst of our data**. In this case, we are performing interpolation.
- 外推(Extrapolation): We could use our function to predict the value of the dependent variable for an independent variable that is **outside the range of our data**. In this case, we are performing extrapolation.

参考: ThoughtCo./The Difference Between Extrapolation and Interpolation

提取上述的关键词,内插就是用一些已知的值去估计已知数据区间内的未知值,外推就是用一些已知的值去估计已知数据区间外的未知值。

2 实验题目: 龙贝格 (Romberg) 积分法

2.1 问题分析

实验目的: 利用龙贝格积分法计算积分 $\int_a^b f(x) dx$

龙贝格求积公式也称为逐次分半加速法。它是在梯形公式、辛普森公式和柯特斯公式之间的关系的基础上,构造出一种加速计算积分的方法。 作为一种外推算法,它在不增加计算量的前提下提高了误差的精度。

在等距基点的情况下,用计算机计算积分值通常都采用把区间逐次分半的方法进行。这样,前一次分割得到的函数 值在分半以后仍可被利用,且易于编程。

本实验要求给出 a, b, N, f(x) 的情况下输出 Romberg 积分的数表 T

2.2 数学原理

在数值方法中经常使用一个序列 f_1, f_2, \dots 来逼近 f^* ,并且理论上研究其收敛的误差,即余项。在余项估计式的基础上通过外推加速收敛。借助 Richardson **外推**的思想,由梯形公式的简单组合可以得到比 h^2 更高阶的求积公式如下:

$$egin{cases} T_0(h) = T(h) \ T_m(h) = rac{4^m T_{m-1}(rac{h}{2}) - T_{m-1}(h)}{4^m - 1} \end{cases}$$

2.3 程序设计流程

根据数学原理易得以下交互脚本代码:

```
1 % Romberg integration algorithm
 2
   % Interactive
 3
    f = @(x) x^2 * exp(x)
 5
    a = input('Enter lower limit, a: ');
    b = input('Enter upper limit, b: ');
    n = input('Enter no. of subintervals, n: ');
 7
 8
 9
    h = b-a;
10
    r = zeros(2,n+1);
11
    r(1,1) = (f(a)+f(b))/2*h;
    fprintf('\nRomberg integration table:\n');
12
13
    fprintf('\n %11.8f\n\n', r(1,1));
14
15
    for i = 2:n
16
      sum = 0;
17
       for k = 1:2^{(i-2)}
18
           sum = sum + f(a + (k-0.5) *h);
19
        end
20
       r(2,1) = (r(1,1) + h*sum)/2;
21
22
      for j = 2:i
23
           1 = 2^{(2*(j-1))};
24
           r(2,j) = r(2,j-1) + (r(2,j-1)-r(1,j-1)) / (1-1);
25
```

```
26
27
     for k = 1:i
28
       fprintf(' %11.8f',r(2,k));
29
     end
30
31
     fprintf('\n\n');
32
     h = h/2;
     for j = 1:i
33
      r(1,j) = r(2,j);
34
35
     end
36 end
```

2.4 实验结果、结论与讨论

```
2.4.1 实验结果
2.4.1.1 1.1 \int_0^1 x^2 e^x dx
```

2.4.1.2 $1.2 \int_{1}^{3} e^{x} \sin x \, dx$

```
1 5.12182642
 2
 3
    9.27976291 10.66574174
 4
    10.52055428 10.93415141 10.95204539
 5
 6
7
    10.84204347 10.94920653 10.95021020 10.95018107
8
    10.92309389 10.95011070 10.95017097 10.95017035 10.95017031
9
10
11
    10.94339842 10.95016660 10.95017033 10.95017031 10.95017031 10.95017031
```

2.4.1.3 $1.3 \int_0^1 \frac{4}{1+x^2} dx$

```
1 3.00000000

2 3 3.10000000 3.13333333

4 5 3.13117647 3.14156863 3.14211765

6 6 7 3.13898849 3.14159250 3.14159409 3.14158578

8 9 3.14094161 3.14159265 3.14159266 3.14159264 3.14159267

10 11 3.14142989 3.14159265 3.14159265 3.14159265 3.14159265 3.14159265

12 3.14155196 3.14159265 3.14159265 3.14159265 3.14159265 3.14159265 3.14159265 3.14159265
```

2.4.1.4 $1.4 \int_0^1 \frac{1}{1+x} dx$

2.4.2 思考题

2.4.2.1 在实验1 中二分次数和精度的关系如何?

答:二分次数越多,精度就越高,所以一般设定足够的二分次数以达到精度,进行大型运算时要提前确定好精度要求,避免二分次数过多带来不必要的时间开销。

3 实验题目: 四阶龙格—库塔(Runge—Kutta)方法

3.1 问题分析

龙格-库塔(Runge-Kutta)方法是一种在工程上应用广泛的高精度单步算法,其中包括著名的欧拉法,用于数值求解微分方程。由于此算法精度高,采取措施对误差进行抑制,所以其实现原理也较复杂。在各种龙格-库塔法当中有一个方法十分常用,以至于经常被称为"RK4"或者就是"龙格-库塔法"。该方法主要是在已知方程导数和初值信息,利用计算机仿真时应用,省去求解微分方程的复杂过程。

本实验要求对于如下形式微分方程和初值

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = f(x, y), a \le x \le b \\ y(a) = \alpha & h = \frac{b - a}{N} \end{cases}$$

对于给定的输入 a,b,α,N ,输出给定

3.2 数学原理

建立微分方程,

$$y'=f(x,y), \quad y\left(x_0
ight)=y_0, \quad x_0\leq x\leq x_n$$

可将其表示为,

$$y_{i+1} = y_i + h\varphi\left(x_i, y_i\right)$$

再令 $\varphi(x_i, y_i) = a_1k_1 + a_2k_2 + a_3k_3 + a_4k_4$,可得到

$$y_{i+1} = y_i + h (a_1k_1 + a_2k_2 + a_3k_3 + a_4k_4)$$

其中,

$$egin{aligned} k_1 &= f\left(x_i, y_i
ight) \ k_2 &= f\left(x_i + b_1 h, y_i + c_{11} k_1 h
ight) \ k_3 &= f\left(x_i + b_2 h, y_i + c_{21} k_1 h + c_{22} k_2 h
ight) \ k_4 &= f\left(x_i + b_3 h, y_i + c_{31} k_1 h + c_{32} k_2 h + c_{33} k_3 h
ight) \end{aligned}$$

令,

$$y_{i+1} = y_i + rac{1}{6} h \left(k_1 + 2 k_2 + 2 k_3 + k_4
ight)$$

其中,

$$egin{aligned} k_1 &= f\left(x_i, y_i
ight) \ k_2 &= f\left(x_i + rac{1}{2}h, y_i + rac{1}{2}k_1h
ight) \ k_3 &= f\left(x_i + rac{1}{2}h, y_i + rac{1}{2}k_2h
ight) \ k_4 &= f\left(x_i + h, y_i + k_3h
ight) \end{aligned}$$

可利用此方法求解微分方程,且对于一般的ODE来说精度已经足够

3.3 程序设计流程

3.3.1 函数主体

```
function [x,y] = RungeKutta4(fun,a, b, y0, n)

h = (b-a)/n;

x = zeros(n+1,1);

y = zeros(n+1,1);

x(1) = a;

y(1) = y0;

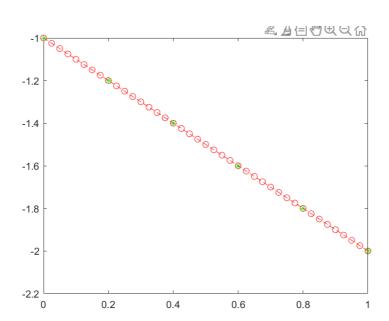
for i = 1:n
```

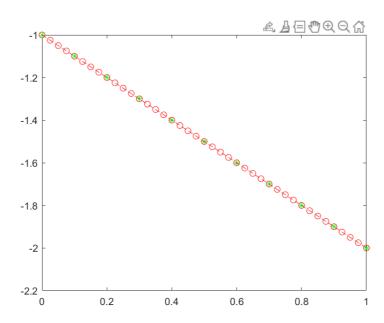
```
8 \quad x(i+1) = x(i)+h;
  9
       K1 = fun(x(i), y(i));
       K2 = fun(x(i)+h/2, y(i)+K1*h/2);
  10
      K3 = fun(x(i)+h/2, y(i)+K2*h/2);
 11
       K4 = fun(x(i)+h, y(i)+K3*h);
 12
 13
       y(i+1) = y(i)+h/6*(K1+2*K2+2*K3+K4);
 14 end
 15 end
3.3.2 测试脚本
  1 clc, clear
  2 set(0,'defaultfigurecolor','w')
  3
  4 	 f = @(x,y) x + y
  5
  6 n = 5
  7
  8 a = 0; %x初值
  9 b = 1; %x终值
  10 alpha = -1; %y初值
  11
  12 [x,y] = RungeKutta4(f, a, b, alpha, n);
 13 [x2,y2] = ode45(f, [a,b], alpha); %matlab内部函数,用作参考
  14 plot(x,y,'g--*',x2,y2,'r--o') % 自己实现的是绿色的,标准库的是红色的
```

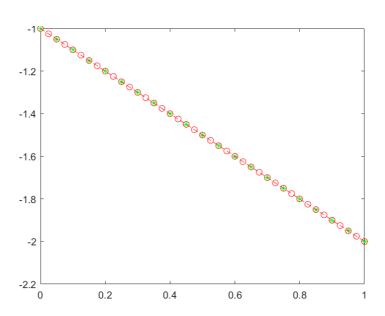
3.4 实验结果、结论与讨论

```
3.4.1 題目1
3.4.1.1 \frac{dy}{dx} = x + y
• n = 5
```

15

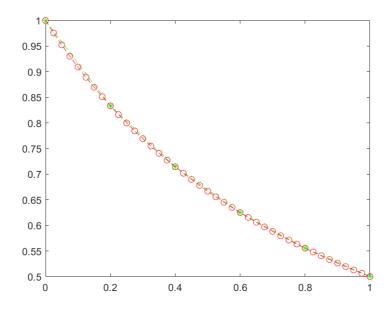




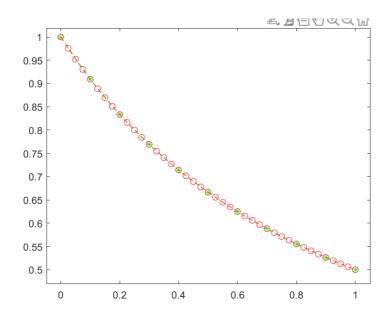


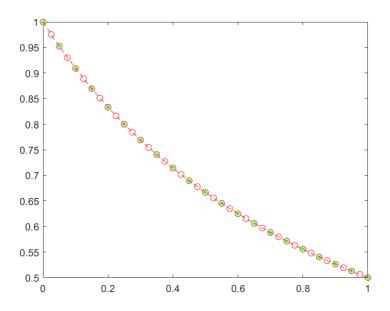
 $3.4.1.2 1.2 \frac{dy}{dx} = -y^2$

 \bullet n = 5



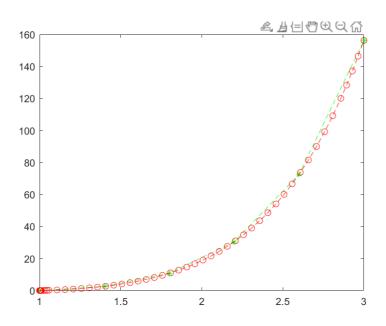
• n = 10

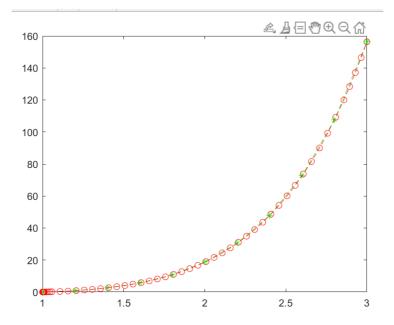


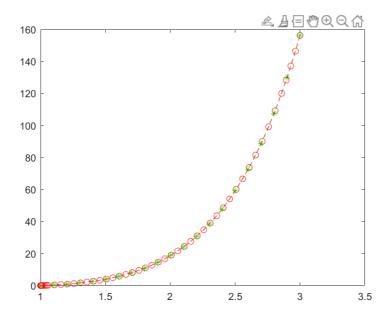


3.4.2 题目2

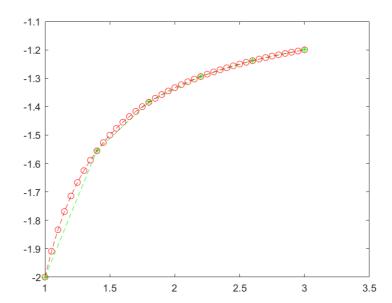
$$3.4.2.1 2.1 \frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}x} = \frac{2y}{x} + x^2 e^x$$

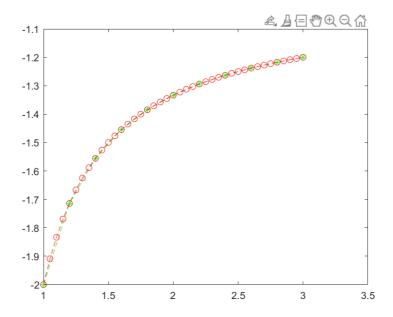


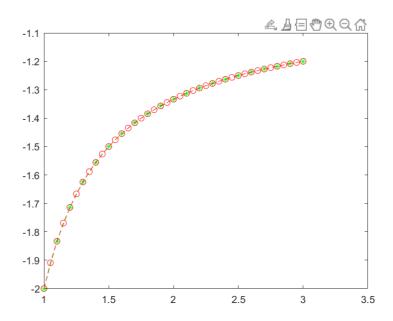




$$3.4.2.2 2.2 \frac{dy}{dx} = \frac{y^2 + y}{x}$$



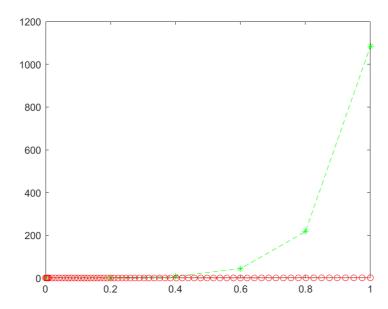




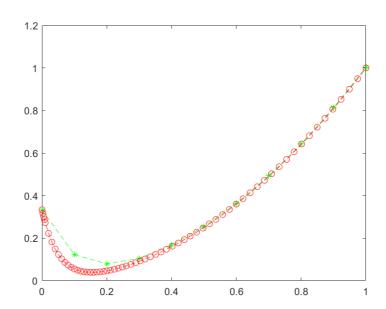
3.4.3 题目3

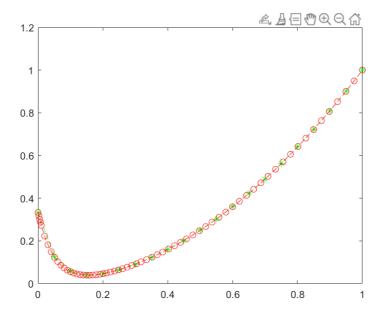
3.4.3.1 $3.1 \frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}x} = -20(y - x^2) + 2x$

• n = 5

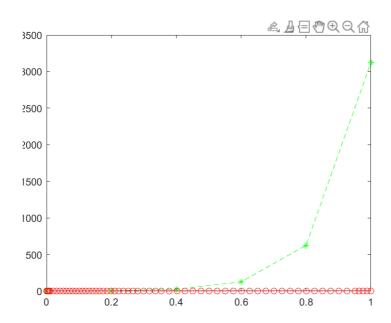


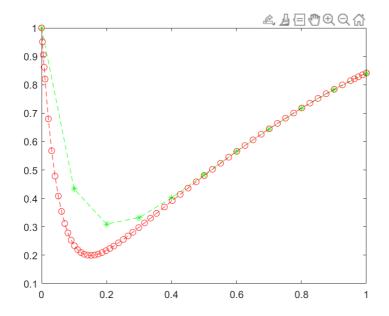
• n = 10

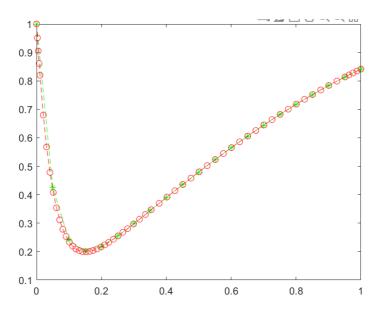




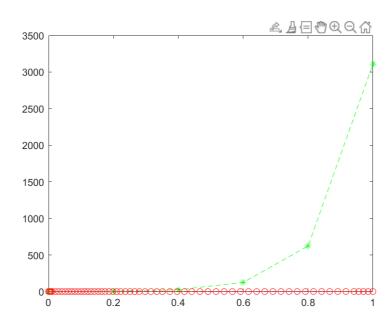
$$3.4.3.2 \qquad 3.2 \, \frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}x} = -20y + 20\sin x + \cos x$$

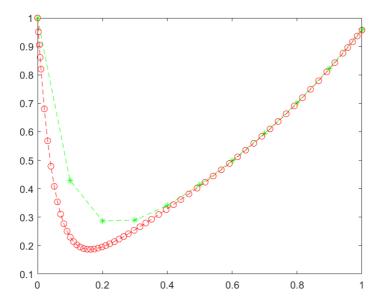


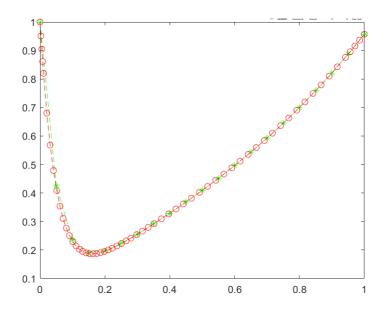




3.4.3.3 $3.3 \frac{dy}{dx} = -20(y - x^x \sin x) + e^x(\sin x + \cos x)$







3.4.4 思考题

1. 对实验 1,数值解和解析解相同吗?为什么?试加以说明。

答:

- 对于1.1:数值解和解析解是相同的,因为本题的解是线性的,能够通过所得数值解的两个点确定所求直线。
- 对于1.2: 虽然数值解与解析解之间的差值已经极小,但是仍然是不相等的,RK-4方法本就有误差,不可能保证数值解和解析解完全相同
- 2 对实验 2, N 越大越精确吗? 试加以说明。

答:

• 是的,随着 N 的增大精度确实在提高,但是精度增加不大的同时计算量大幅提升,所以实际运用中还是需要按需进行精度的设置。

2 对于实验 3, N 较小时会出现什么现象, 试加以说明。

答:

• 在 N 较小时数值解与解析解出现了较大的差一,说明根据函数性质的不同,区间的不同,还是需要保证有一定量的 N 来保证结果的精度,不然就会出现较大的失真,至于这个 N 该如何选取,需要根据实际进行判断。

4 实验题目:牛顿 (Newton) 迭代法

4.1 问题分析

实验的目的为使用牛顿迭代法,在给定初值的条件下数值求解非线性方程的根。

在给定输入初值精度以及最大迭代次数的情况下输出方程 f(x) = 0 的根 x^* 的近似值或者计算失败的标志

牛顿迭代法:多数方程不存在求根公式,因此求精确根非常困难,甚至不可解,从而寻找方程的近似根就显得特别重要。方法使用函数 f(x) 的泰勒级数的前面几项来寻找方程 f(x)=0 的根。牛顿迭代法是求方程根的重要方法之一,其最大优点是在方程 f(x)=0 的单根附近具有平方收敛,而且该法还可以用来求方程的重根、复根,此时线性收敛,但是可通过一些方法变成超线性收敛。另外该方法广泛用于计算机编程中。

4.2 数学原理

用牛顿迭代法解非线性方程,是把非线性方程 f(x)=0 线性化的一种近似方法。把 f(x) 在点 x_0 的某邻域内展开成 泰勒级数

$$f\left(x
ight)=f\left(x_{0}
ight)+f^{\prime}\left(x_{0}
ight)\left(x-x_{0}
ight)+rac{f^{\prime\prime}\left(x_{0}
ight)\left(x-x_{0}
ight)^{2}}{2!}+\cdots+rac{f^{\left(n
ight)}\left(x_{0}
ight)\left(x-x_{0}
ight)^{n}}{n!}+R_{n}\left(x
ight)$$

取其线性部分(即泰勒展开的前两项),并令其等于0,即

$$f\left(x_{0}
ight)+f^{\prime}\left(x_{0}
ight)\left(x-x_{0}
ight)=0$$

以此作为非线性方程 f(x) = 0 的近似方程, 若 $f'(x) \neq 0$ 则其解为

$$x_{1}=x_{0}-rac{f\left(x_{0}
ight) }{f^{\prime}\left(x_{0}
ight) }$$

这样,得到牛顿迭代法的一个迭代关系式:

$$x_{n+1}=x_{n}-rac{f\left(x_{n}
ight) }{f^{\prime}\left(x_{n}
ight) }$$

4.3 程序设计流程

4.3.1 函数实现

```
function Newton(alpha,eps1,eps2,N)

syms x;
f(x) = cos(x)-x;
```

```
5
     display('The equation to be solved is: f(x) = cos(x) - x')
   7
  8 \mid n = 1;
     x0 = alpha;
     while (n<=N)
  10
         F = double(subs(f(x), x, x0));
  11
        Diif_F = double(subs(diff(f(x)), x, x0));
  12
  13
        if(abs(F)<eps1)
             fprintf('The root is: %f\n',x0)
  14
  15
             return;
  16
         end
  17
         if(abs(Diif_F)<eps2) % 寻找失败了,停机输出
  18
             disp("Not found");
  19
            return;
  20
        end
  21
        x1 = double(x0 - F/Diif F);
  22
        Tol = double(abs(x1-x0));
  23
        if(Tol<eps1)
  24
             fprintf('The root is: %f\n',x0)
             return;
  25
  26
        end
  27
        n = n+1;
  28
         x0 = x1;
  29 end
  30 disp("Not found");
  31 end
4.3.2 测试脚本
  1 clc
  2
    clear
  3
    format long
  4
  5
    alpha = input('请输入初值α:');
  6 eps1 = input('请输入精度ε1:');
    eps2 = input('请输入精度ε2:');
  7
    n = input('请输入最大迭代次数N:');
  8
    Newton(alpha, eps1, eps2, n);
```

4.4 实验结果、结论与讨论

```
4.4.1 问题1
```

4.4.1.1 (1)
$$\cos x - x = 0$$
 $\varepsilon_1 = 10^{-6}$ $\varepsilon_2 = 10^{-4}$ $x_0 = \frac{\pi}{4}$ $N = 10$

1 >> Newton(pi/4,1e-6,1e-4,10)

2 The equation to be solved is: f(x) = $\cos(x)$ - x

3 The root is: 0.739085

4.4.1.2 (2) $e^{-x} - \sin x$ $\varepsilon_1 = 10^{-6}$ $\varepsilon_2 = 10^{-4}$ $x_0 = 0.6$ N = 10

4.4.2 问题2

4.4.2.1 (1)
$$x - e^{-x} = 0$$
 $\varepsilon_1 = 10^{-6}$ $\varepsilon_2 = 10^{-4}$ $x_0 = 0.5$ $N = 10$

```
1 >> Newton(0.5,1e-6,1e-4,10)
2 The equation to be solved is: f(x) = x - exp(-x)
3 The root is: 0.567143
```

4.4.2.2 (2)
$$x^2 - 2xe^{-x} + e^{-2x} = 0$$
 $\varepsilon_1 = 10^{-6}$ $\varepsilon_2 = 10^{-4}$ $x_0 = 0.5$ $N = 20$

```
1 >> Newton(0.5,1e-6,1e-4,20)
2 The equation to be solved is: f(x) = x - exp(-x)
3 The root is: 0.566606
```

4.4.3 思考题:

1. 4.4.3.1 对实验1 确定初值的原则是什么?实际计算中应如何解决?

4.4.3.1.1 回答

原则应该是:

- 1. 区间存在根,可以通过二分法来找到一个含有根的区间
- 2 尽可能与根接近,实际计算中可以先绘图,通过图像估计初值,通常来说会获得更加准确的初值
- 2.4.4.3.2 对实验2如何解释在计算中出现的现象? 试加以说明

4.4.3.2.2 回答

实验2中(2)的收敛速度明显较慢,原因是方程存在重根,当存在重根时牛顿迭代法的收敛速度为线性收敛,所以收敛速度变慢了。

5 实验题目: 高斯 (Gauss) 列主元消去法

5.1 问题分析

本实验为高斯列主元消去法,本实验主要学习高斯消元法的代码实现,对于 n 阶线性方程组 Ax = b,首先进行列主元消元过程,最后进行回代,得到方程的解或确定该方程为奇异的。

高斯消去法从第k步到第k+1步的消元过程,必须满足条件 $a_{kk}^{(k-1)} \neq 0$ 。而这个元素即被称为第k步的主元(素)。显然,高斯消去法是按方程排列的自然顺序产生主元的,这样,一旦出现

 $a_{kk}^{(k-1)}=0$ 计算就归于失败,而且即使 $a_{kk}^{(k-1)}\neq0$,但若其绝对值很小,也将会因用它作除数,引起其他元素的数量级及舍人误差急剧增大,导致最终计算结果不可靠。为了避免在高斯消去法应用中可能出现的这类问题,就发展形成了列主元、全主元等多种消去法。这些方法的基本点在于对高斯消去法的过程作某些技术性修改,全面或局部地选取绝对值最大的元素为主元素,从而构成了相应的主元(素)消去法。列主元(素)消去法以处理简单、相对计算量小的特点,在各类主元消去法中得到最为广泛的应用。

5.2 数学原理

高斯消去法中第k-1步消元得到的结果可由分块矩阵记为

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{A}^{(k-1)}, \boldsymbol{b}^{(k-1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{A}_{11} & \boldsymbol{A}_{12} & \vdots & \boldsymbol{b}_1 \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{A}_{kk} & \vdots & \boldsymbol{b}_2 \end{bmatrix}.$$
 (1)

式中 b_1, b_2 对应于右端常数列的两个子块,而

$$m{A}_{11} = egin{bmatrix} a_{11}^{(0)} & a_{12}^{(0)} & \cdots & a_{1,k-1}^{(0)} \ & a_{22}^{(1)} & \cdots & a_{2,k-1}^{(1)} \ & & & dots \ & & & dots \ & & & a_{k-1,k-1}^{(k-2)} \ \end{pmatrix},$$

$$m{A}_{kk} = egin{bmatrix} a_{kk}^{(k-1)} & a_{k,k+1}^{(k-1)} & \cdots & a_{k,n}^{(k-1)} \ a_{k+1,k}^{(k-1)} & a_{k+1,k+1}^{(k-1)} & \cdots & a_{k+1,n}^{(k-1)} \ dots & dots & dots & dots \ a_{n,k}^{(k-1)} & a_{n,k+1}^{(k-1)} & \cdots & a_{n,n}^{(k-1)} \end{bmatrix}.$$

与高斯消去法不同的是,列主元消去法在第k步消元之前,先在它的第k列主对角元 $a_{kk}^{(k-1)}$ 及其下方的所有元素中(亦即 A_{kk} 的第一列元素中)选出绝对值最大的元素 $a_{ik,k}^{(k-1)}$ 作为这一列的主元,即

$$\left|a_{i_k,k}^{(k-1)}
ight|=\max_{k\leq i\leq n}\left|a_{ik}^{(k-1)}
ight| \qquad \quad (k=1,2,\ldots,n-1)\,,$$

对式(1), 作初等行变换

$$\left[i_{k}
ight]\leftrightarrow\left[k
ight], \qquad\left(i_{k}\geq k
ight),$$

这样,就把 $a^{(k-1)}_{ik,k}$ 换到主对角元位置上。经过选列主元与行交换之后,再如高斯消去法一样作行的消元变换。上述过程从第一步消元开始执行,即 $k=1,\ 2,\ \cdots,\ n-1$,这就构成了**列主元消去法**

5.3 程序设计流程

5.3.1 函数主体

```
1 function Result = Gauss(n, A, b)
 2
      for k = 1:n-1
 3
           max = abs(A(k, k));
 4
           p = k;
 5
           for j = k+1:n
               if(abs(A(j, k)) > max)
 6
7
                  max = abs(A(j, k));
8
                  p = j;
9
               end
10
           end
11
           if(A(p, k) == 0)
12
               Result = 'Singular matrix!';
13
               return;
14
           end
15
           if(p \sim = k)
16
             A([k p], :) = A([p k], :);
17
             b([k p], :) = b([p k], :);
18
           end
19
          for i = k+1:n
              Mik = A(i, k)/A(k, k);
20
               for j = k:n
21
22
                  A(i, j) = A(i, j) - A(k, j) *Mik;
23
               end
24
               b(i) = b(i) - b(k) *Mik;
25
          end
26
       end
27
       if(A(n, n) == 0)
28
           Result = 'Singular matrix!';
29
           return;
30
31
       Result = zeros(n, 1);
       Result(n, 1) = b(n)/A(n, n);
32
      for k = n-1:-1:1
33
           Sum = 0;
34
35
           for j = k+1:n
36
               Sum = Sum + A(k, j) *Result(j, 1);
37
           Result(k, 1) = (b(k) - Sum)/A(k, k);
38
39
       end
40 end
```

5.4 实验结果、结论与讨论

5.4.1 问题1

$$\begin{bmatrix} 0.4096 & 0.1234 & 0.3678 & 0.2943 \\ 0.2246 & 0.3872 & 0.4015 & 0.1129 \\ 0.3645 & 0.1920 & 0.3781 & 0.0643 \\ 0.1784 & 0.4002 & 0.2786 & 0.3927 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.1951 \\ 1.1262 \\ 0.9989 \\ 1.2499 \end{bmatrix}$$

```
1 ans =
2
3      1.000000000000003
4      1.0000000000002
5      0.999999999999
6      0.99999999999999
```

```
1 ans =
2
3     1.00000000000118
4     0.9999999999824
5     0.9999999999901
6     1.0000000000000026
```

(3)
$$\begin{bmatrix} 1 & 1/2 & 1/3 & 1/4 \\ 1/2 & 1/3 & 1/4 & 1/5 \\ 1/3 & 1/4 & 1/5 & 1/6 \\ 1/4 & 1/5 & 1/6 & 1/7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 25/12 \\ 77/60 \\ 57/60 \\ 319/420 \end{bmatrix}$$

```
1 Gauss 1.(4)
2
3 ans =
4
5 1
6 1
7 1
8 1
```

实验题目的准确结果:

(1)
$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)^T = (1, 1, 1, 1)^T;$$

(2)
$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)^T = (1, 1, 1, 1)^T;$$

(3)
$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)^T = (1, 1, 1, 1)^T;$$

(4)
$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)^T = (1, 1, 1, 1)^T$$
.

5.4.2 问题2

$$\begin{bmatrix}
197 & 305 & -206 & -804 & x_1 \\
46.8 & 71.3 & -47.4 & 52.0 & x_2 \\
88.6 & 76.4 & -10.8 & 802 & x_3 \\
1.45 & 5.90 & 6.13 & 36.5
\end{bmatrix} \begin{bmatrix}
x_1 \\
x_2 \\
x_3 \\
x_4
\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}
136 \\
11.7 \\
25.1 \\
6.60
\end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0.5398 & 0.7161 & -0.5554 & -0.2982 \\ 0.5257 & 0.6924 & 0.3565 & -0.6255 \\ 0.6465 & -0.8187 & -0.1872 & 0.1291 \\ 0.5814 & 0.9400 & -0.7779 & -0.4042 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2058 \\ -0.0503 \\ 0.1070 \\ 0.1859 \end{bmatrix}$$

```
1 ans =
2
3      0.516177297958542
4      0.415219472830135
5      0.109966102867889
6      1.036539223336201
```

$$\begin{bmatrix} 10 & 1 & 2 \\ 1 & 10 & 2 \\ 1 & 1 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 13 \\ 13 \\ 7 \end{bmatrix}$$