

数值实验报告 I

实验名称	线性代数方程组的解法				实验时间	2021 年 10 月 16 日	
姓名	孙百乐	班级	本研 AI2001	学号	2007010218	成绩	

一、实验目的

1. 理解掌握线性方程组求解和迭代思想。

2. 代码实现三角分解法、高斯列主元，Jacobi 迭代， Gauss-Sedial 迭代。

二、实验内容

三角分解法：

三角分解法亦称因子分解法，由消元法演变而来的解线性方程组的一类方法。设方程组的矩阵形式为 $Ax=b$ ，三角分解法就是将系数矩阵 A 分解为一个下三角矩阵 L 和一个上三角矩阵 U 之积： $A=LU$ ，然后依次解两个三角形方程组 $Ly=b$ 和 $Ux=y$ ，而得到原方程组的解。

高斯列主元：

列主元素消去法是为控制舍入误差而提出来的一种算法，列主元素消去法计算基本上能控制舍入误差的影响，其基本思想是：在进行第 $k(k=1,2,...,n-1)$ 步消元时，从第 k 列的 akk 及其以下的各元素中选取绝对值最大的元素，然后通过行变换将它交换到主元素 akk 的位置上，再进行消元。

Jacobi 迭代法：

对于一般的线性方程组，从中分离出未知数 $x_1,x_2,x_3\cdots\cdots$ ，则原式可写为一个有迭代形式的矩阵乘积，若产生的雅可比迭代公式收敛于方程组的解，则任意定一个初始值，经过足够次数的迭代，都能得到预期精度的解。

Gauss-Sedial 迭代法：

在雅克比迭代法中，并没有对新算出的分量进行充分利用，一般来说，这些新算出计算的结果要比上一步计算的结果精确。对上式第二个方程组，第一行式子算出的 x 值立即投入第二行方程里，第二行式子的结果算出后投入第三行方程中，直到第 n 个方程。根据这种思路建立的迭代格式，就是高斯-赛戴尔迭代法。

三、程序代码

三角分解法解线性方程组

```
1 import numpy as np
2 def LUFact(A):# LU Factorization, 分解为L,U矩阵
3     n = len(A)
4     L = np.eye(n)
5     U = np.zeros(A.shape)
6     U[0,:] = A[0,:]
7     L[1:,0] = A[1:,0]/U[0,0]
8     for r in range(1,n):
9         lt = L[r,:r].reshape(r,1)
10        U[r,r:] = A[r,r:] - np.sum(lt*U[:r,r:],axis=0)
11        # print('\n#U%d:'%(r))
12        # print(U)
13        if r==n-1:
14            continue
15        ut = U[:r,r].reshape(r,1)
16        L[r+1:,r] = (A[r+1:,r] - np.sum(ut*L[r+1:,:r].T,axis=0))/U[r,r]
17        # print('\n#L%d:'%(r))
18        # print(L)
19    return L,U
```

```

def solveLineq(L, U, b): #根据分解后的矩阵计算
    #  $Ly = b$ 
    rows = len(b)
    y = np.zeros(rows)
    y[0] = b[0]/L[0,0]
    for k in range(1, rows):
        y[k] = (b[k] - np.sum(L[k, :k]*y[:k]))/L[k, k]
    #  $Ux = y$  (back substitution)
    x = np.zeros(rows)
    k = rows-1
    x[k] = y[k]/U[k, k]
    for k in range(rows-2, -1, -1):
        x[k] = (y[k] - np.sum(x[k+1:]*U[k, k+1:]))/U[k, k]
    return x

def SanJiao(A, b): #封装三角分解法
    """
    输入: A: numpy矩阵
           b: numpy矩阵, 无需转置
    输出: x: numpy矩阵
    """
    L, U = LUFact(A)
    print("分解后的L矩阵: ", L)
    print("分解后的U矩阵: ", U)

    x = solveLineq(L, U, b)
    print("计算结果: ", x)

```

高斯列主元

```

1 import numpy as np
2
3 def getInput(A, b):
4     matrix_a = np.mat(A, dtype=float)
5     matrix_b = np.mat(b)
6     # 答案: -2 0 1 1
7     return matrix_a, matrix_b
8
9
10
11 # 交换
12 def swap(mat, num):
13     print(num)
14     print("调换前")
15     print(mat)
16     maxid = num
17     for j in range(num, mat.shape[0]):
18         if mat[j, num] > mat[num, num]:
19             maxid = j
20     if maxid is not num:
21         mat[[maxid, num], :] = mat[[num, maxid], :]
22     else: pass
23     print("调换后")
24     print(maxid)
25     print(mat)
26     return mat
27

```

```

28 def SequentialGauss(mat_a):
29     for i in range(0, (mat_a.shape[0]-1):
30         swap(mat_a, i)
31         if mat_a[i, i] == 0:
32             print("中断运算: ")
33             print(mat_a)
34             break
35         else:
36             for j in range(i+1, mat_a.shape[0]):
37                 mat_a[j:j+1, :] = mat_a[j:j+1, :] - \
38                     (mat_a[j, i]/mat_a[i, i])*mat_a[i, :]
39     return mat_a
40
41 # 回带过程
42 def revert(new_mat):
43     # 创建矩阵存放答案 初始化为0
44     x = np.mat(np.zeros(new_mat.shape[0], dtype=float))
45     number = x.shape[1]-1
46     # print(number)
47     b = number+1
48     x[0, number] = new_mat[number, b]/new_mat[number, number]
49     for i in range(number-1, -1, -1):
50         try:
51             x[0, i] = (new_mat[i, b]-np.sum(np.multiply(new_mat[i, i+1:b], x[0, i+1:b])))/(new_mat[i, i])
52         except:
53             print("错误")
54     print(x)
55
56
57 def GSLZY(A, b):
58     A, b = getInput(A, b)
59     # 合并两个矩阵
60     print("原矩阵")
61     print(np.hstack((A, b.T)))
62     new_mat = SequentialGauss(np.hstack((A, b.T)))
63     print("三角矩阵")
64     print(new_mat)
65     print("方程的解")
66     revert(new_mat)

```

Jacobi迭代法

```

:  1 #Jacobi迭代法 输入系数矩阵mx、值矩阵mr、迭代次数n、误差c(以list模拟矩阵 行优先)
2
3 def Jacobi(mx, mr, n=100, c=0.0001):
4     mr = [[i] for i in mr]
5     print("mr:", mr)
6     if len(mx) == len(mr): #若mx和mr长度相等则开始迭代 否则方程无解
7         x = [] #迭代初值 初始化为单行全0矩阵
8         for i in range(len(mr)):
9             x.append([0])
10        count = 0 #迭代次数计数
11        while count < n:
12            nx = [] #保存单次迭代后的值的集合
13            for i in range(len(x)):
14                nxi = mr[i][0]
15                for j in range(len(mx[i])):
16                    if j!=i:
17                        nxi = nxi+(-mx[i][j])*x[j][0]
18                nxi = nxi/mx[i][i]
19                nx.append(nxi) #迭代计算得到的下一个xi值
20            lc = [] #存储两次迭代结果之间的误差的集合
21            for i in range(len(x)):
22                lc.append(abs(x[i][0]-nx[i][0]))
23            if max(lc) < c:
24                print("满足误差要求的结果: ")
25                print(nx)
26                print("迭代次数: ", count)
27                return nx #当误差满足要求时 返回计算结果
28            x = nx
29            count = count + 1
30        return False #若达到设定的迭代结果仍不满足精度要求 则方程无解
31    else:
32        return False

```

Gauss-Seidal迭代法

```
1 import numpy as np
2
3 def G_S(a, b, x=np.array([0,0,0]), g=1e-6): # a为系数矩阵 b增广的一列 x迭代初始值 g计算精度
4     x = x.astype(float) #设置x的精度, 让x计算中能显示多位小数
5     m, n = a.shape
6     times = 0 #迭代次数
7     if (m < n):
8         print("There is a 解空间。") # 保证方程个数大于未知数个数
9     else:
10         while True:
11             for i in range(n):
12                 s1 = 0
13                 temp_x = x.copy() #记录上一次的迭代答案
14                 for j in range(n):
15                     if i != j:
16                         s1 += x[j] * a[i][j]
17                 x[i] = (b[i] - s1) / a[i][i]
18                 times += 1 #迭代次数加一
19                 gap = max(abs(x - temp_x)) #与上一次答案模的差
20
21             if gap < g: #精度满足要求, 结束
22                 break
23
24             elif times > 10000: #如果迭代超过10000次, 结束
25                 break
26                 print("10000次迭代仍不收敛")
27
28     print("迭代次数: ", times)
29     print("计算结果: ", x)
```

四、数值结果

A 矩阵:

```
[[10 -2 -1]
 [-2 10 -1]
 [-1 -2 5]]
```

b 矩阵:

```
[ 3 15 10]
```

===== 三角分解法 =====

#U1:

```
[[10.  -2.  -1. ]
 [ 0.   9.6 -1.2]
 [ 0.   0.   0. ]]
```

#L1:

```
[[ 1.         0.         0.         ]
 [-0.2        1.         0.         ]
 [-0.1        -0.22916667  1.         ]]
```

#U2:

```
[[10.  -2.  -1. ]
 [ 0.   9.6 -1.2]
 [ 0.   0.   4.625]]
```

===== 高斯列主元 =====

原矩阵

```
[[10. -2. -1.  3.]
 [-2. 10. -1. 15.]
 [-1. -2.  5. 10.]]
```

0

<div>调换前</div> <div>[[10. -2. -1. 3.]</div> <div>[-2. 10. -1. 15.]</div> <div>[-1. -2. 5. 10.]]</div> <div>调换后</div> <div>0</div> <div>[[10. -2. -1. 3.]</div> <div>[-2. 10. -1. 15.]</div> <div>[-1. -2. 5. 10.]]</div> <div>1</div> <div>调换前</div> <div>[[10. -2. -1. 3.]</div> <div>[0. 9.6 -1.2 15.6]</div> <div>[0. -2.2 4.9 10.3]]</div> <div>调换后</div> <div>1</div> <div>[[10. -2. -1. 3.]</div> <div>[0. 9.6 -1.2 15.6]</div> <div>[0. -2.2 4.9 10.3]]</div> <div>三角矩阵</div> <div>[[10. -2. -1. 3.]</div> <div>[0. 9.6 -1.2 15.6]</div> <div>[0. 0. 4.625 13.875]]</div> <div>方程的解</div> <div>[[1. 2. 3.]]</div> <div>==== Jacobi 迭代法 ====</div> <div>mr: [[3], [15], [10]]</div> <div>满足误差要求的结果:</div> <div>[[0.9999967155648001], [1.9999967163839998], [2.999994593216]]</div> <div>迭代次数: 12</div> <div>==== Gauss-Seidal 迭代法 ====</div> <div>迭代次数: 27</div> <div>计算结果: [0.99999989 1.99999995 2.99999996]</div> <div>五、计算结果分析</div> <div>四种方法都可以对线性代数方程组求解，其中三角分解法和高斯列主元消去法求得精确解，而 Jacobi 迭代法和 Gauss-seidal 迭代法求得近似解。Gauss-seidal 迭代法是 Jacobi 迭代法的改进，其效率更高。</div> <div>六、感想体会</div> <div>在实际问题中，对于一个数学问题，我们往往不要求其精确解，只要在误差允许范围内求一个近似的解即可。这是数学家和工程师的区别。</div> <div>Python 相比于 MATLAB 更加灵活，但是代码复杂性稍微高于 MATLAB。</div> <div>算法是可以不断优化的，程序也是可以不断优化的。</div>	
教师评语	指导教师：年 月 日