



# 最优化方法课程论文

## 基于 MATLAB 的单纯形法 及最速下降法的实现

小组成员： 张 慧 1000000000

江 泓 0000000000

指导老师： 吴有林

# 基于 MATLAB 的单纯形算法的实现

## 一、算法简述

考虑标准的线性规划问题：

$$\begin{aligned} \min \quad & c^T x \\ \text{s.t.} \quad & Ax = b \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

求解上述线性规划标准型的单纯形算法步骤如下：

(1) 给定一初始基本可行解 $\bar{x}$ ，确定基阵 $B$ ，解 $Bx_B = b$ ，求得 $x_B = B^{-1}b$ 。

(2) 对于非基变量，计算判别数  $\Delta = c_N^T - c_B^T B^{-1}N$ ，等价于计算  $\Delta = c - c_B^T B^{-1}A$ ，记 $\Delta_k = \max\{\Delta_1, \dots, \Delta_n\}$ ，若  $\Delta_k \geq 0$ ，则已得到一个最优基本可行解，停止；否则进行下一步。

(3) 解 $By_k = a_k$ ，得 $y_k = B^{-1}a_k$ ，若 $y_k \leq 0$ ，即 $y_k$ 的每个分量均小于或等于零，则该问题不存在有限最优解；否则进行下一步。

(4) 求 $i_r$ 满足：

$$\frac{(B^{-1}b)_{i_r}}{(B^{-1}a_k)_{i_r}} = \min \left\{ \frac{(B^{-1}b)_{i_j}}{(B^{-1}a_k)_{i_j}} \mid (B^{-1}a_k)_{i_j} > 0 \right\}$$

(5) 以 $a_k$ 代替 $B$ 中的 $a_{i_r}$ ，转步骤(2)。

## 二、MATLAB 程序

```
clear                %清空工作区
clc                  %清空命令输入框
A=input('A=');       %输入原始数据
b=input('b=');
c=input('c=');
format rat           %结果可以用分数表示
[m,n]=size(A);       %取A的维数
E=1:m;E=E';
```

```

F=n-m+1:n;F=F';
D=[E,F];           %创建一个一一映射，使得结果能够标准输出
X=zeros(1,n);       %产生1*n的double类零矩阵，用以初始化X
if(n<m)              %判断最优化问题是否为标准型
    fprintf('不符合标准形式，需引入松弛变量或剩余变量')
    flag=0;
else
    flag=1;
    B=A(:,n-m+1:n); %找基矩阵
    cB=c(n-m+1:n);  %找基变量对应目标函数中的系数
    while flag
        w=cB/B       %cB/B=cB*inv(B),右除相当于求逆
        Delta=c-w*A   %计算检验数Delta
        [z,k]=min(Delta) %k作为进基变量的下标
        fprintf('确定下标，选择进基变量和出基变量为\n',k);
        (B\b')./(B\A(:,k)) %这个式子是为了确定基变量的下标
        if(z>-0.000000000001) %为了使判别数尽可能趋近于零
            flag=0;          %所有判别数都大于0时达到最优解
            fprintf('已找到最优解!\n');
            xB=(B\b)';
            f=cB*xB';         %得到最优解与目标函数值
            for i=1:n
                mark=0;
                for j=1:m
                    if (D(j,2)==i) %找到基变量对应的指标
                        mark=1;
                        X(i)=xB(D(j,1)) %得到基变量的值
                    end
                end
                if mark==0
                    X(i)=0; %如果基指标集中没有i,则X(i)为非基变量，故X(i)=0
                end
            end
            fprintf('基向量为:'); X
            fprintf('目标函数值为:'); f
        else
            if(B\A(:,k)<=0) %如果B\A(:,k)中的每一个分量都小于零

```

```

flag=0;
fprintf('\n 该问题不存在最优解! \n');
%如果B\A(:,k)的第k列中每一个分量都小于0，则该问题不存在最优解
else
    b1=B\b';
    temp=inf; %定义一个正无穷大的temp
    for i=1:m
        if ((A(i,k)>0) && (b1(i)/(A(i,k)+eps))<temp )
            temp=b1(i)/A(i,k);
            r=i; %找到出基变量对应的指标
        end
    end
    fprintf('x(%d)进基， x(%d)出基\n',k,D(r,2)); %显示进基变量和出基变量
    B(:,r)=A(:,k)
    cB(r)=c(k)
    %确定进基离基变量后，相应的基矩阵及新基对应的目标值的c也相应改
变
    D(r,2)=k; %改变D中的映射关系
end
end
end
end
end

```

### 三、算法测试

原问题：

$$\begin{aligned}
 \max \quad & 5x_1 + 6x_2 + 4x_3 \\
 \text{s. t.} \quad & 2x_1 + 2x_2 \leq 5 \\
 & 5x_1 + 3x_2 + 4x_3 \leq 15 \\
 & x_1 + x_2 \leq 10 \\
 & x_1, x_2, x_3 \geq 0
 \end{aligned}$$

标准化：

$$\begin{aligned}
 \min \quad & -5x_1 - 6x_2 - 4x_3 \\
 \text{s. t.} \quad & 2x_1 + 2x_2 + x_4 = 5 \\
 & 5x_1 + 3x_2 + 4x_3 + x_5 = 15 \\
 & x_1 + x_2 + x_6 = 10 \\
 & x_i \geq 0, i = 1, \dots, 6
 \end{aligned}$$

输入：

$A = [2 \ 2 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0; 5 \ 3 \ 4 \ 0 \ 1 \ 0; 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]$

$b = [5 \ 15 \ 10]$

$c = [-5 \ -6 \ -4 \ 0 \ 0 \ 0]$

运行结果：

$w =$

0                  0                  0

$\Delta =$

-5                  -6                  -4                  0                  0                  0

$z =$

-6

$k =$

2

确定下标，选择进基变量和出基变量为

$ans =$

5/2

5

10

x(2)进基， x(4)出基

$B =$

2                  0                  0

3                  1                  0

1                  0                  1

$cB =$

-6                  0                  0

$w =$

-3                  0                  0

$\Delta =$

1                  0                  -4                  3                  0                  0

$z =$

-4

k =

3

确定下标，选择进基变量和出基变量为

ans =

1/0

15/8

1/0

x(3)进基， x(5)出基

B =

2            0            0

3            4            0

1            0            1

cB =

-6           -4           0

w =

-3/2          -1           0

Delta =

3            0            0            3/2          1            0

z =

0

k =

2

确定下标，选择进基变量和出基变量为

ans =

5/2

1/0

1/0

已找到最优解!

X =

0            5/2           0            0            0            0

X =

0	5/2	15/8	0	0	0
---	-----	------	---	---	---

X =

0	5/2	15/8	0	0	15/2
---	-----	------	---	---	------

基向量为:

X =

0	5/2	15/8	0	0	15/2
---	-----	------	---	---	------

目标函数值为:

f =

-45/2

# 基于 MATLAB 的最速下降法实现

## 一. 原理简述

无约束优化问题指下列优化问题

$$\min f(x)$$

求解此类问题的常用的迭代格式为

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k, \quad k=0,1,\dots$$

$x_0$  为初始向量,  $d_k$  为  $f(x)$  在  $x_k$  处的下降方向,  $\alpha_k > 0$  为步长。在最速下降法中,  $d_k$

取负梯度方向  $-g_k$ 。步长采用 Armijo 准则进行非精确一维搜索。

**Armijo 准则：**

设  $f(x)$  连续可微,  $d_k$  是  $f(x)$  在  $x_k$  处的下降方向, 给定  $\rho \in (0, \frac{1}{2}), \beta \in (0, 1)$ , 我们寻找

使得下式成立的最小正整数  $m_k$ :

$$f(x_k + \beta^m d_k) \leq f(x_k) + \rho \beta^m g_k^T d_k$$

我们需要的步长  $\alpha_k = \beta^{m_k}$

## 二. 算法简述

步骤1：给出初值  $x_0$  以及精度  $\epsilon$

步骤2：计算  $g_k = -\nabla f(x_k)$ ; 如果  $|g_k| < \epsilon$ , 停止, 输出  $x_k$ ; 否则转步骤3。

步骤3. 由 Armijo 准则搜索线性步长因子  $\alpha_k$

步骤4. 计算  $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$ ,  $k = k + 1$ , 转步骤2.

## 三. Matlab 实现

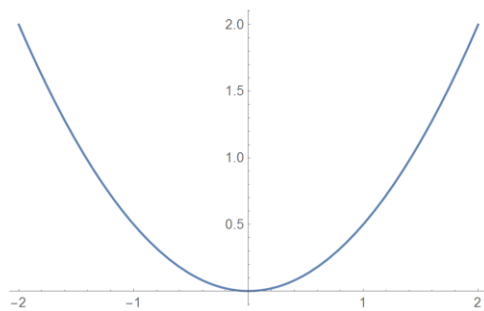
程序包含 4 部分: 分别是最速下降法主函数 `steepest1.m`; 求梯度函数 `fun_grad1.m`;

测试函数 `fun1.m`; Armijo 求步长因子函数 `armijo1.m`



1.测试函数： $f(t) = 1/2*t^2$

函数大致图像：



具体实现：

```
armijo1.m x fun1.m x fun_grad1.m x steepest1.m x +
1 function [ f ] = fun1( t )
2     %一元测试函数
3
4     f = 1/2*t^2;
5
6 end
7
```

```
armijo1.m x fun1.m x fun_grad1.m x steepest1.m x +
1 function [ gk ] = fun_grad1( t0 )
2     %对函数求导
3
4     syms t
5
6     gk = subs(diff(fun1(t)), t, t0);
7
8 end
9
```

```
armijo1.m x fun1.m x fun_grad1.m x steepest1.m x +
1 function [ alpha ] = armijo1( t0 )
2 %用armijo准则搜索合适的步长因子alpha
3 %如果输出的alpha=beta^mmax, 步长可能过小, 输出提醒
4
5 beta=0.5;rho=0.2; %规定参数
6
7 m=0;mmax=20; %m为搜索次数, mmax为最大搜索次数
8
9 while(m<=mmax)
10
11     gk=fun_grad1(t0); %利用fun_grad1()函数计算导数
12
13     dk=-gk; %下降方向为导数负值
14
15     t1=t0+(beta^m)*dk; %计算下一点的取值
16
17     if(fun1(t1) <= fun1(t0) + rho*(beta^m)*gk*dk')
18         %检验此时的m是否使判断式成立
19
20         alpha=beta^m;return; %如果成立的话则输出此时的alpha并结束程序
21
22     end
23
24     t0=t1; m=m+1;
25 end
26
27 alpha=beta^m;
28
29 disp(' alpha is already (1/2)^11,the step may be too little');
30 %进行步长过小的提醒
31
32 end
```

```
armijo1.m x fun1.m x fun_grad1.m x steepest1.m x +
1  function [ tk ] = steepest1( t0,eps )
2  %最速下降法主函数
3  % t0是初值, eps是规定的精度, 当某个点的梯度值小于eps, 迭代结束
4
5  k=0;kmax=5000; %规定最大循环次数、
6
7  while(k<kmax)
8
9      gk=fun_grad1(t0); %算导数
10
11      if(abs(gk)<eps) %判断是否达到精度
12
13          tk=t0;
14
15          disp(tk);return; %输出此时的t点
16
17      else
18
19          dk=-gk; %计算此时的导数
20
21          alpha=armijo1(t0); %计算次点的步长因子
22
23          t0=t0+alpha*dk; %计算新的一点
24
25          k=k+1; %计数变量k+1;
26
27      end
28
29  end
30  tk=t0; disp(' 达到最大搜索次数, 但还未达到精度');
31
32  end
```

测试结果：

#### Command Window

```
>> steepest1(2,1e-6)
```

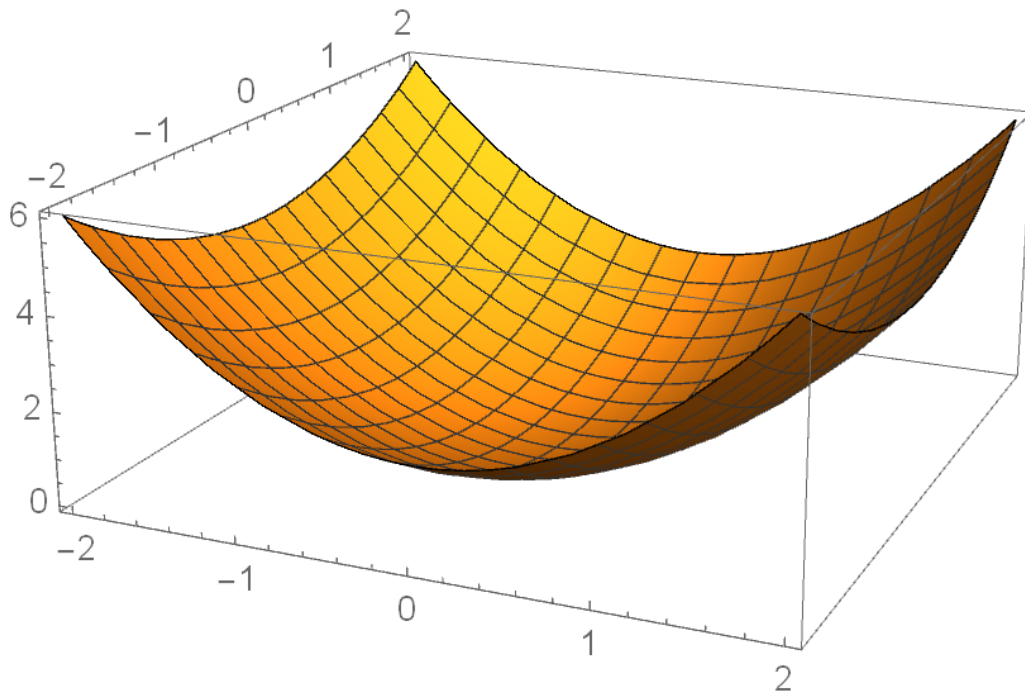
```
0
```

```
ans =
```

```
0
```

2.测试函数： $f(x_1, x_2) = x_1^2 + 2x_1^2$

函数图像：



具体实现：

```
armijo2.m  fun2.m  grad.m  steepest2.m  +
1  function [ g ] = fun2( v )
2      % 进行无约束优化的目标函数表达式
3
4      x1=0; x2=0; %先分配初值
5
6      x1=v(1); x2=v(2);
7
8      g=x1^2-2*x1*x2+4*x2^2+x1-3*x2; %函数表达式
9
10     end
```

```
armijo2.m x fun2.m x grad.m x steepest2.m x +
1 function [ j ] = grad(v2)
2     %用diff求目标函数对于x1, x2的一阶偏导数, 再带入值求该点梯度
3     syms x1 x2
4
5     v=[x1, x2];
6
7     v1=v2;
8
9     j1=[diff(fun2(v), x1), diff(fun2(v), x2)]; %计算f关于x1, x2的偏导数
10
11     j=[subs(j1(1), v, v1), subs(j1(2), v, v1)]; %带入值计算该点的梯度
12
13     end
```

```
armijo2.m x fun2.m x grad.m x steepest2.m x +
1 function [ alpha ] = armijo2( v )
2 % armijo2用于求函数 $f(x1, x2) = (x1+x2)/(3+x1^2+x2^2+x1*x2)$ 的步长因子
3 %如果输出的alpha=beta^mmax, 步长可能过小, 输出提醒
4     v1=v;
5
6     beta=0.5; rho=0.2; %beta应在0-1之间, rho应在0-1/2之间
7
8     m=1; mmax=20; % (1/2)^10已经太小了, 在进行搜索步长就不合适了
9
10    while(m<=mmax)
11
12        gk=grad(v1); %用grad函数求v1点的梯度
13
14        dk=-gk; %下降方向取负梯度
15
16        v2=v1+(beta^m)*dk; %计算下一点
17
18        if(fun2(v2)<=fun2(v1)+rho*(beta^m)*gk*dk') %判断m是否使该式成立
19
20            alpha=beta^m; return; %若成立则输出alpha=beta^m
21        end
22
23        v1=v2; m=m+1;
24
25    end
26    alpha=beta^m; %若在10次之后还没有找到合适的beta, 直接输出
27
28    disp(' alpha is already (1/2)^11, the step may be too little');
29    %输出步长过小的提醒
30
31    end
```

```
armijo2.m x fun2.m x grad.m x steepest2.m x +
1 function [ vk ] = steepest2( v, eps )
2 % 求二元函数的极小值点
3 % 为了方便表示, 变量的输入使用向量形式
4
5 v1=v;
6
7 dk=-grad(v1);
8
9 k=0;kmax=5000;%kmax为最大循环次数
10
11 while(k<kmax)
12
13     if (norm(dk)<eps) %判断梯度的范数是否已经达到精度
14
15         disp('此时已经找到符合精度的点');
16         vk=vpa(v1);return; %若达到精度的话输出此时的vk还有梯度值gk=-dk
17
18     else
19
20         dk=-grad(v1); %若不满足精度, 则计算此处下降方向dk
21
22         alpha=armijo2(v1); %计算此处的步长alpha
23
24         v1=v1+alpha*dk; %计算vk+1
25
26         dk=-grad(v1); %计算vk+1的梯度, 用于与精度比较
27
28         k=k+1; %循环次数+1
29
30         disp(k); disp(vpa(dk)); %用于观察进程
31     end
32 end
33 end
```

测试结果：

此时已经找到符合精度的点

ans =

[ -0.16666638851165771484375, 0.333333492279052734375]

