

线性方程组求解——最速下降法

湘潭大学, 数学与计算科学学院, 21 级王艺博

一、思路转变

A 为对称正定矩阵,

$$Ax = b$$

求解向量 x 这个问题可以转化为一个求 $f(x)$ 极小值点的问题, 为什么可以这样

$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax - x^T b + c$$

可以发现

$$\nabla f = \text{grad} f = Ax - b$$

由 A 的正定性可以保证 $f(x)$ 的驻点一定是极小值点. 而 $Ax - b = 0$ 得到的就是 $f(x)$ 的驻点. 即

$$f(x^*) = \min f(x) \quad \Leftrightarrow \quad \nabla f(x^*) = Ax^* - b = 0$$

把解线性方程组的问题, 转化为求函数 $f(x)$ 的极小值点.

二、最速下降法

怎么找到这个极小值点? 已知一个多元函数沿其负梯度方向函数值下降得最快. 一种较为形象的解释:

想象自己在半山腰上, 要到山脚处:

- 首先要找好下降方向: 负梯度方向
- 之后沿着选定方向直走
- 走到不能再下降为止 (也就是选定方向的最低点), 停下来, 再找新的下降方向
- 重复上面的过程, 便能到达山脚

翻译成数学语言

- 给定任意初值 x_0 , 计算残量 $r_0 = b - Ax_0$.
- 选择 $P = r_0$ 为前进方向, 计算

$$\alpha = \frac{(r_0, r_0)}{(Ar_0, r_0)}, \quad x_1 = x_0 + \alpha r_0$$

- 重复上面的过程.

算法如下:

算法 1 最速下降法解线性方程组

输入: 系数矩阵 A , 右端向量 b , 初值 x_0 , 容许误差 e_tol , 最大迭代步 N ;

输出: 数值解 x

$k = 0$;

计算残量 $r = b - Ax_0$;

while $\|r\| > e_tol$ & $k < N$ **do**

$\alpha = \frac{(r,r)}{(Ar,r)}$;

$x = x_0 + \alpha * r$;

$x_0 = x$;

$r = b - Ax_0$;

$k = k + 1$;

end while

if $k > N$ **then**

输出: 算法超出最大迭代次数;

else

输出: 迭代次数 k ;

end if

返回 x ;

三、北太天元源程序

最速下降法解线性方程组

```
function [x,k,r] = Gradient_Descent(A,b,x0,e_tol,N)
% 最速下降法 解线性方程组
% Input: A, b(列向量), x0(初始值), e_tol: error tolerant, N: 限制迭代次数小于 N 次
% Output: x , k(迭代次数), r
% Version: 1.0
% last modified: 2024/05/19
n = length(b); k = 0;
R = zeros(1,N); % 记录残差
r = b - A*x0;
x = zeros(n,N); % 记录每次迭代结果
x(:,1) = x0;
norm_r = norm(r,2); R(1) = norm_r;
while norm_r > e_tol && k < N
    alpha = r'*r/(r'*A*r); % 计算步长
    x(:,k+2) = x(:,k+1) + alpha * r;
    r = b - A * x(:,k+2); % 残量
    norm_r = norm(r,2);
    R(k+2)=norm_r;
    k = k+1;
end
x = x(:,1:k+1); % 返回每次的迭代结果
```

```

r = R(1:k+1); % 返回每次的残差
if k>N
    fprintf('迭代超出最大迭代次数');
else
    fprintf('迭代次数=%i\n',k);
end
end
end

```

将上述代码保存为 Gradient_Descent.m 文件。

四、数值算例

下面例子中统一 $N = 100, e_tol = 10^{-8}, x_0 = 0$

例 1

$$Ax = b$$

$$A = \begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 4 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} 6 \\ 25 \\ -11 \\ 15 \end{bmatrix}$$

用最速下降法求 x ;

实现

```

clc;clear all,format long;
N = 100; e_tol = 1e-8;
A = [ 4, 1, 0, 0;
      1, 4, 1, 0;
      0, 1, 4, 1;
      0, 0, 1, 4; ]
b=[6; 25; -11; 15];
x0=[0; 0; 0; 0];
[x11,k1,r11] = Gradient_Descent(A,b,x0,e_tol,N)
x_exact = gsem_column(A,b)
% 作图查看误差变化
n = length(b);
k1 = k1+1;
% 数值解
figure(1);
plot(1:k1,x11(1,:), '-*r', 1:k1,x11(2,:), '-og', 1:k1,x11(3,:), '-+b', 1:k1,x11(4,:), '-dk');
legend('x_1', 'x_2', 'x_3', 'x_4');
title('每个数值解的变化')
% 残差变化
figure(2);
plot(1:k1,r11, '-*r');

```

```
legend('残差');
title('残差变化')
```

运行后得到

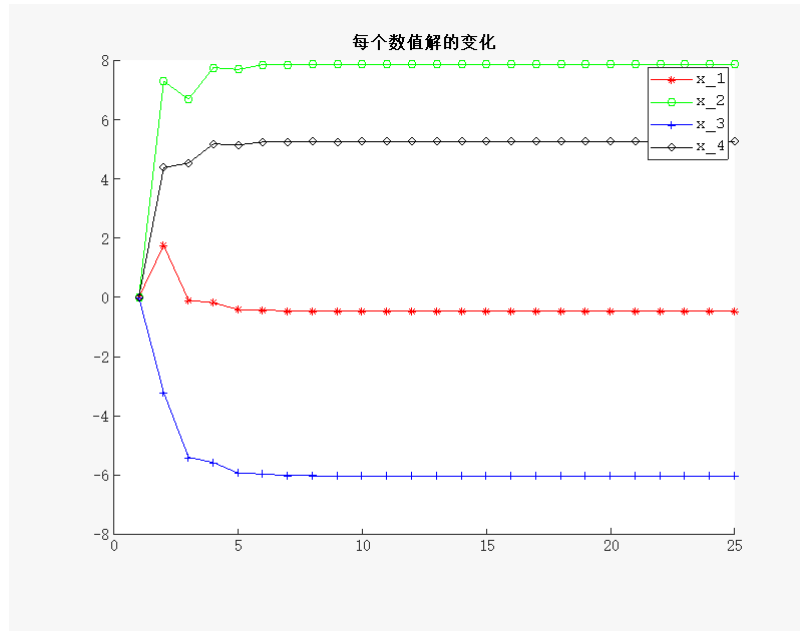


图 1

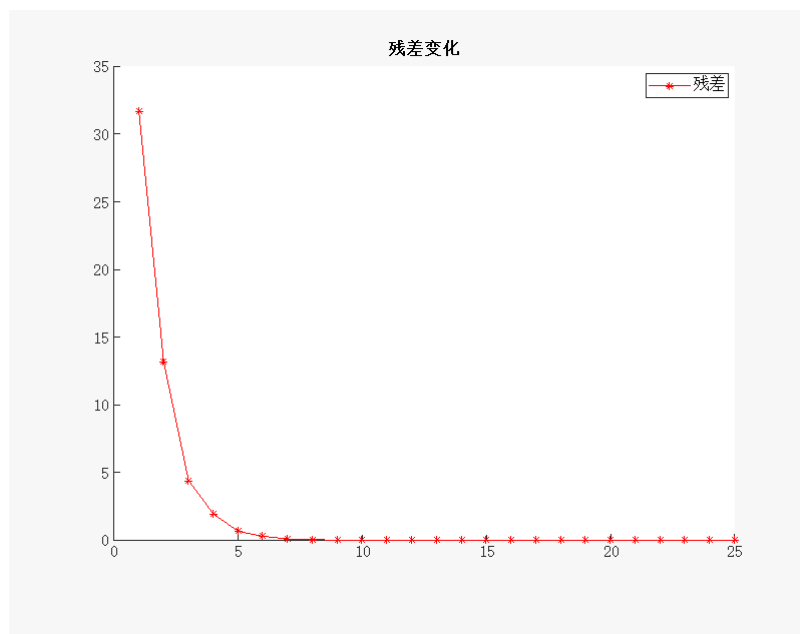


图 2

通过这个例子可以初步看到方法是可行的.

下面这个例子我将形象展示最速下降法的实现特点

例 2 $A = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 1 & 5 \end{bmatrix}$; $b = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$; $c = 0$; 对应函数:

$$f(x, y) = \frac{1}{2} (3x^2 + 2 \cdot 1 \cdot xy + 5y^2) - (-x + y) + 0$$

三维表示一下

```
clc;clear all;format long;
A = [3 1; 1 5];
b = [-1;1];
c = 0;
N = 100; e_tol = 1e-8; x0=zeros(length(b),1);

%x0 =[-0.1;-0.1]

x = linspace(-1,1,100);
y = linspace(-1,1,100);
% 网格化、方便作图
[x, y] = meshgrid(x,y);
% 定义函数 f(x) = 0.5 * x' * A * x - x'*b + c
% 为了作图方便,如下定义
f=@(x,y) 0.5 * (A(1,1) * x.^2 + 2 * A(1,2) * x .* y + A(2,2) * y.^2) - (b(1) * x + b(2) * y) +
    c;
z = f(x,y);

mesh(x,y,z)
[x11,k1,r11] = Gradient_Descent(A,b,x0,e_tol,N);

figure(1)
mesh(x,y,z)
hold on
% 绘制最速下降法的每次迭代点
%scatter3(x11(1, :), x11(2, :), f(x11(1,:),x11(2,:)),'r','filled');
plot3(x11(1, :), x11(2, :), f(x11(1,:),x11(2,:)),'r-o');

xlabel('x');
ylabel('y');
zlabel('f(x, y)');
title('函数的三维表示');
hold off;
```

运行后得到

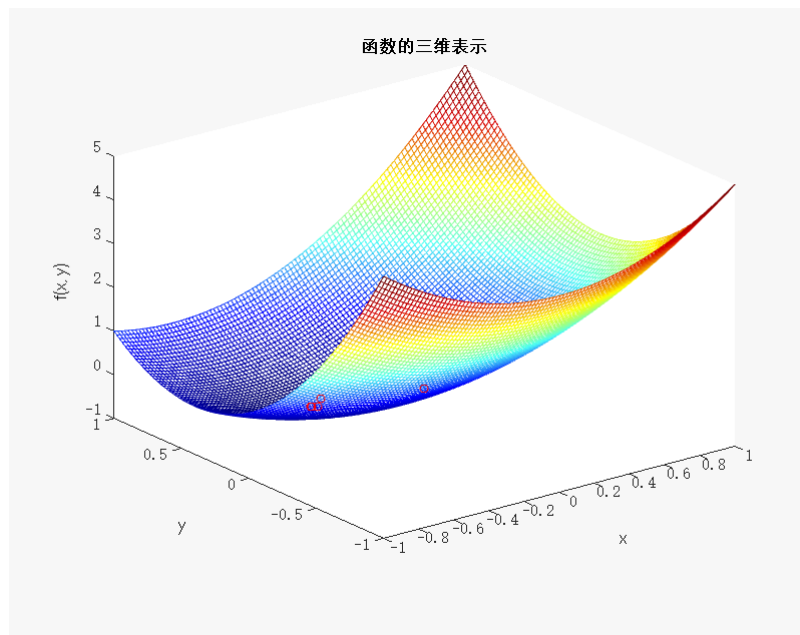


图 3

绘制等高线图

```
figure(2)
hold on
contour(x,y,z,200)
plot(x11(1, :), x11(2, :), 'r-o');
title('最速下降法特点');
colorbar;
```

运行后得到

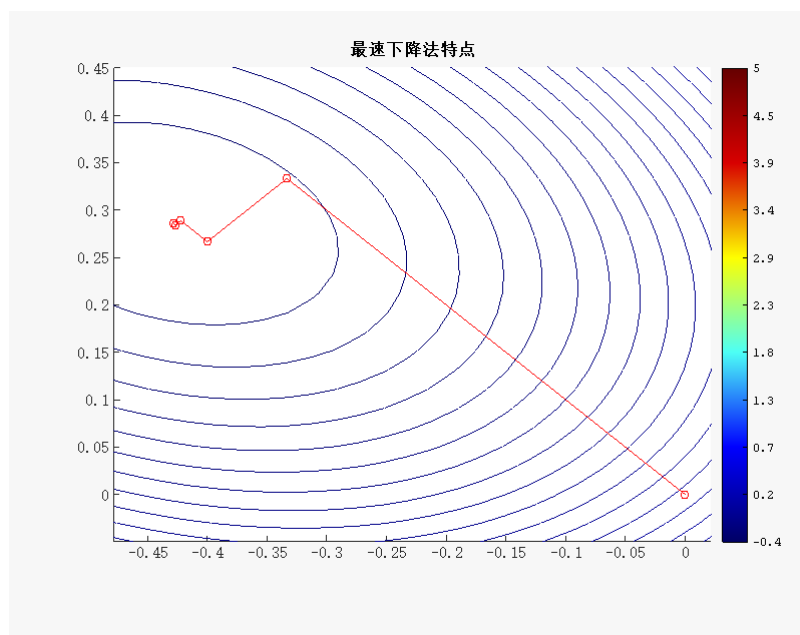


图 4

为了展示更清晰, 将 x_0 设为 $[-0.2;0]$, 可以得到这样的图像

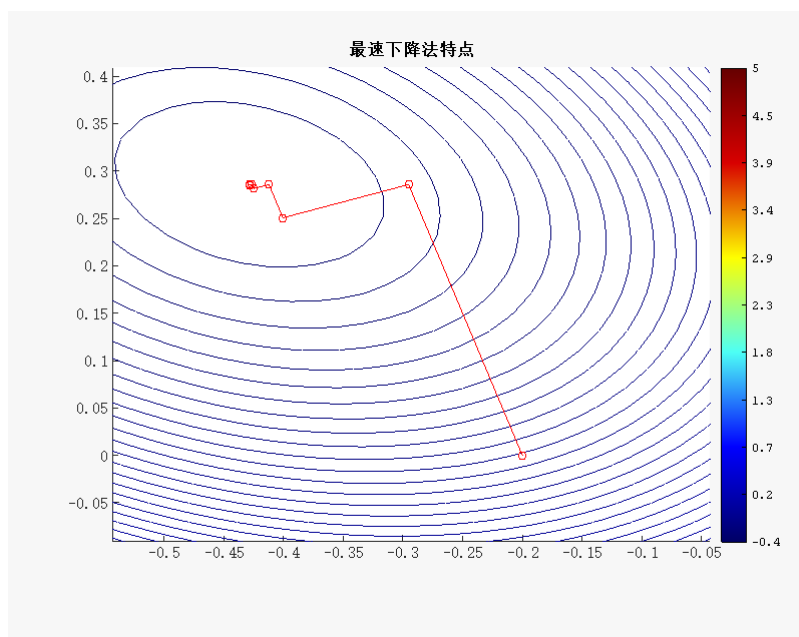


图 5

由图形可以看出, 最速下降法是如何下降的.

从某一点, 选定最快的下降方向, 下降到不能再下降为止, 再重新找新的最快的下降方向. 就这样依次进行下去.

由此可以看出最速下降法的优点是容易理解和实现较为简单. 当然也可以看出它还存在很大的改进空间, 在每一次选方向时, 明明有着更快更好的方向 (三角形任意的第三边都更快).