

HW-03

1. 给定矩阵:  $A = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$ ,  $B = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$ . 试对矩阵A和B各求一组共轭方向.

解: ①对  $A = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$ : 任取一个初始向量  $x_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$

计算梯度  $r_0 = b - Ax_0$ , 令  $b = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$ , 得:  $r_0 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$

取  $p_0 = r_0$ . 进行迭代:  $\alpha_0 = \frac{r_0^T r_0}{r_0^T A p_0} = \frac{\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}} = \frac{3}{1} = 3$

则,  $x_1 = x_0 + \alpha_0 p_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + 3 \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ 3 \\ 3 \end{bmatrix}$

则,  $r_1 = b - Ax_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 \\ 3 \\ 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -5 \\ -5 \\ -8 \end{bmatrix}$

则,  $\beta_0 = \frac{r_1^T r_1}{r_1^T p_0} = \frac{\begin{bmatrix} -5 & -5 & -8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -5 \\ -5 \\ -8 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} -5 & -5 & -8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}} = \frac{89}{-21} = -\frac{89}{21}$

则可得该矩阵的一组共轭方向  $p_1 = r_1 + \beta_0 p_0 = \begin{bmatrix} -5 \\ -5 \\ -8 \end{bmatrix} - \frac{89}{21} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{94}{21} \\ -\frac{94}{21} \\ -\frac{115}{21} \end{bmatrix}$

②对  $B = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$ : 任取一个初始向量  $x_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$

计算梯度  $r_0 = b - Bx_0$ , 令  $b = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$ , 得:  $r_0 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$

取  $p_0 = r_0$ , 进行迭代:  $\alpha_0 = \frac{r_0^T r_0}{r_0^T B p_0} = \frac{\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}} = \frac{3}{4}$

则,  $x_1 = x_0 + \alpha_0 p_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \frac{3}{4} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{3}{4} \\ \frac{3}{4} \\ \frac{3}{4} \end{bmatrix}^T$

则,  $r_1 = b - Bx_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{3}{4} \\ \frac{3}{4} \\ \frac{3}{4} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \frac{1}{4} \\ \frac{1}{4} \\ -\frac{5}{4} \end{bmatrix}^T$

则,  $\beta_0 = \frac{r_1^T r_1}{r_1^T p_0} = \frac{\begin{bmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & -\frac{5}{4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{4} \\ \frac{1}{4} \\ -\frac{5}{4} \end{bmatrix}^T}{\begin{bmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & -\frac{5}{4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}} = \frac{41}{48}$

则有共轭方向  $p_1 = r_1 + \beta_0 p_0 = \begin{bmatrix} \frac{1}{4} \\ \frac{1}{4} \\ -\frac{5}{4} \end{bmatrix}^T + \frac{41}{48} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{7}{48} \\ \frac{13}{48} \\ -\frac{19}{48} \end{bmatrix}^T$



# 江汉大学

2. 用共轭梯度法求下列函数的极小点:

1)  $f(x) = 4x_1^2 + 4x_2^2 - 4x_1x_2 - 12x_2$ , 取初始点  $x_0 = [-0.5, 1]^T$

解: 梯度  $\nabla f(x) = \begin{bmatrix} 8x_1 - 4x_2 \\ 8x_2 - 4x_1 - 12 \end{bmatrix}^T$

代入  $x_0 = [-0.5, 1]^T$ , 得:  $\nabla f(x_0) = [-8, -2]^T$  则:  $-\nabla f(x_0) = [8, 2]^T$

令  $\phi(\alpha) = f[x_0 + \alpha(-\nabla f(x_0))] = f[-0.5 + 8\alpha, 1 + 2\alpha]^T$

~~$= f[-0.5 + 8\alpha, 1 + 2\alpha]^T$~~

$= 4(-0.5 + 8\alpha)^2 + 4(1 + 2\alpha)^2 - 4(-0.5 + 8\alpha)(1 + 2\alpha) - 12(1 + 2\alpha)$

$= 256\alpha^2 - 32\alpha + 1 + 16\alpha^2 + 16\alpha + 4 + (-2 + 32\alpha)(1 + 2\alpha) - 12 - 24\alpha$

$= 208\alpha^2 - 68\alpha - 5$

令  $\phi'(\alpha) = 0$  得:  $\alpha_0 = \frac{17}{104}$

令  $d_1 = -\nabla f(x_0) + \beta_0 d_0$   
其中  $\beta_0 = \frac{\nabla f(x_1)^T \nabla f(x_1)}{\nabla f(x_0)^T \nabla f(x_0)}$

则  $x_1 = x_0 + \alpha_0(-\nabla f(x_0)) = \begin{bmatrix} \frac{21}{26} \\ \frac{69}{52} \end{bmatrix}^T$

↓

以同样的方式计算梯度即可, 直到  $\alpha_n$  满足一定条件, 得到对应的极小值点。

2)  $f(x) = x_1^2 - 2x_1x_2 + 2x_2^2 + x_3^2 - x_2x_3 + x_1 + 3x_2 - x_3$ , 取初始点  $x_0 = [0, 0, 0]^T$

梯度  $\nabla f(x) = [2x_1 - 2x_2 + 1, -2x_1 + 4x_2 - x_3 + 3, 2x_3 - x_2 - 1]^T$

代入  $x_0 = [0, 0, 0]^T$  得:  $\nabla f(x_0) = [1, 3, -1]^T$

令  $\phi(\alpha) = f[x_0 + \alpha(-\nabla f(x_0))]$ , 且令  $\phi'(\alpha) = 0$  从而解得  $\alpha$ 。

"计算略"

从而  $x_1 = x_0 + \alpha_0(-\nabla f(x_0))$

并继续计算梯度, 并令  $d_1 = -\nabla f(x_1) + \beta_0 d_0$ , 其中  $\beta_0 = \frac{\nabla f(x_1)^T \nabla f(x_1)}{\nabla f(x_0)^T \nabla f(x_0)}$

直至满足收敛条件, 得到对应的极小值点。



3. 证明: 共轭向量组中的向量一定线性无关 (P76, 性质 6.1.1)

证明: 假设有一组共轭向量  $\{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ , 并满足有:  $u_i^T A u_j = 0$  ( $i \neq j$ )

假设这组向量线性相关, 则存在非全 0 系数组  $c_1, c_2, \dots, c_k$ ,

$$\text{使得: } \sum_{i=1}^k c_i u_i = 0$$

$$\text{左乘 } u_j^T A, \text{ 得: } u_j^T A \left( \sum_{i=1}^k c_i u_i \right) = u_j^T A \cdot 0 = 0$$

$$(j \text{ 可代表任一索引}) \quad \text{即: } \sum_{i=1}^k c_i (u_j^T A u_i) = 0$$

$$\text{又当 } i \neq j \text{ 时, } u_i^T A u_j = 0 \quad \text{则: } c_j (u_j^T A u_j) = 0$$

$$\text{又 } A \text{ 是正定矩阵, 则: } u_j^T A u_j > 0 \quad \text{故: } c_j = 0$$

又  $j$  具有任意性, 即与非全 0 系数不符。

因假设不成立, 即得证



# 江汉大学

4. 设有函数组  $\begin{cases} f_1(x) = x_1^3 - 2x_2^2 - 1 \\ f_2(x) = 2x_1 + x_2 - 2 \end{cases}$

(1) 列出其对应的最小二乘问题的优化模型。

解: 设观测值为  $y_1$  和  $y_2$

对于函数  $f_1(x) = x_1^3 - 2x_2^2 - 1$ , 其观测误差为  $e_1 = f_1(x) - y_1 = x_1^3 - 2x_2^2 - 1 - y_1$ ,

对于函数  $f_2(x) = 2x_1 + x_2 - 2$ , 其观测误差为  $e_2 = f_2(x) - y_2 = 2x_1 + x_2 - 2 - y_2$

则最优化模型, 使得误差平方和最小, 即:

$$\min_x f(x) = \min_x (e_1^2 + e_2^2) = \min_x ((x_1^3 - 2x_2^2 - 1 - y_1)^2 + (2x_1 + x_2 - 2 - y_2)^2)$$

(2) 写出求解该问题的 Gauss-Newton 算法迭代公式的具体形式。

迭代公式为:  $x^{k+1} = x^k - [J^T(x^k) J(x^k)]^{-1} J^T(x^k) r(x^k)$

$J(x)$ : 误差函数  $r(x)$  关于  $x$  的雅可比矩阵,  $r(x)$ : 残差向量

$$\text{且 } r(x) = \begin{pmatrix} x_1^3 - 2x_2^2 - 1 - y_1 \\ 2x_1 + x_2 - 2 - y_2 \end{pmatrix}, J(x) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3x_1^2 & -4x_2 \\ 2 & 1 \end{pmatrix}$$

则迭代公式的具体形式为:  $x^{k+1} = x^k - \left[ \begin{pmatrix} 3x_1^2 & -4x_2 \\ 2 & 1 \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} 3x_1^2 & -4x_2 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \right]^{-1} \begin{pmatrix} 3x_1^2 & -4x_2 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1^3 - 2x_2^2 - 1 - y_1 \\ 2x_1 + x_2 - 2 - y_2 \end{pmatrix}$





# 江汉大学

5. 考虑最小二乘问题:  $\min f(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 r_i^2(x)$ , 其中  $r_1(x) = x_1^3 - x_2 - 1$ ,  $r_2(x) = x_1^2 - x_2$ .

证明: (1) 该问题有一全局极小点  $(1.46557, 2.14790)^T$ , 它是方程组  $r_1(x) = 0, r_2(x) = 0$  的解.

证明: 联立方程: 
$$\begin{cases} x_1^3 - x_2 - 1 = 0 & \text{得: } x_1^3 - x_2 - 1 = 0 \\ x_1^2 - x_2 = 0 & \text{得: } x_1 = 1.46557 \quad (\text{此步用Matlab解出}) \end{cases}$$

则  $x_2 = x_1^2 \approx 2.14790$

所以,  $(1.46557, 2.14790)^T$  是方程组  $r_1(x) = 0, r_2(x) = 0$  的解.

对于函数  $f(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 r_i^2(x)$ , 因为  $r_1(x), r_2(x)$  均为多项式函数, 所以  $f(x)$  是连续可微的凸函数, 则其极小值就是全局极小值.

对于  $r_1(x), r_2(x)$ , 其中  $\sum_{i=1}^2 r_i^2(x)$  代表误差平方和.

因此  $(1.46557, 2.14790)^T$  使得  $r_1(x) = r_2(x) = 0$ , 即使得  $f(x)$  最小且为全局极小点.

(2) 该问题有一局部极小点  $(0, -0.5)^T$ , 它不是 (1) 中方程组的解.

~~最先得~~ 代入  $(0, -0.5)^T$  得  $r_1(x) = x_1^3 - x_2 - 1 = -0.5 - 1 = -1.5$ ,  $r_2(x) = x_1^2 - x_2 = 0 - (-0.5) = 0.5$ .

显然得:  $r_1 \neq 0, r_2 \neq 0$ , 因此不是 (1) 中方程组的解.

计算  $f(x)$  在  $(0, -0.5)^T$  处的 Hessian 矩阵, 限于篇幅, 直接给出:  $H = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$

不再计算. 可得所对应 Hessian 矩阵正定, 因此为局部极小点.

(3) 该问题有鞍点  $(\frac{1}{3}, \frac{7}{27})^T$

同 (2), 计算其对应的 Hessian 矩阵, 并得其非正定非负定.

因此  $(\frac{1}{3}, \frac{7}{27})^T$  为鞍点.