

第六次作业

习题一、解：利用正规化方法求LS问题，即求解方程 $A^T A X = A^T b$

$$A^T A = \begin{bmatrix} 35 & 44 \\ 44 & 56 \end{bmatrix} \quad A^T b = \begin{bmatrix} 9 \\ 12 \end{bmatrix} \quad \text{易得 } x = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

习题二、解：利用正规化方法，求 $A^T A X = A^T b$

$$A^T A = \begin{bmatrix} 6 & 3 & 1 & 1 \\ 3 & 9 & 3 & 3 \\ 1 & 3 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad A^T b = \begin{bmatrix} 4 \\ 3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{可得 } x = \begin{bmatrix} \dots \\ \dots \\ \dots \\ \dots \end{bmatrix}$$

对 $A^T A$ 初等行变化， $A^T A \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 3 & 1 & 1 \\ 0 & 3 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$

齐次方程通解 $K_1 \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{3} \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} + K_2 \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{1}{3} \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$

非齐次方程特解 $\begin{bmatrix} \frac{2}{5} \\ \frac{2}{5} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$

故 $A^T A X = A^T b$ 通解

$$x = \begin{bmatrix} \frac{2}{5} \\ -\frac{1}{3}K_1 - \frac{1}{3}K_2 + \frac{2}{15} \\ K_1 \\ K_2 \end{bmatrix} \quad K_1, K_2 \in \mathbb{R}$$

$$\hookrightarrow \begin{bmatrix} \frac{2}{5} \\ -\frac{1}{3}K_1 - \frac{1}{3}K_2 + \frac{2}{15} \\ K_1 \\ K_2 \end{bmatrix}$$

习题三、证明：取 A 的列向量为 $\alpha_1 \dots \alpha_n$

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

$$Ax = x_1 \alpha_1 + x_2 \alpha_2 + \dots + x_n \alpha_n$$

要证 $AXA = A$ 只需证 $AX\alpha_k = \alpha_k \quad (k=1, \dots, n) \quad ①$

若 $b = \alpha_k$ ，那么存在 $X \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 使得 $x = Xb = X\alpha_k$

此时要证 ① 式，只需证 $Ax = \alpha_k \quad ②$ 而 x 是 $\|Ax - b\|_2 = \|Ax - \alpha_k\|_2$ 最小 = 求解

$$Ax - \alpha_k = x_1 \alpha_1 + \dots + x_{k-1} \alpha_{k-1} + (x_k - 1) \alpha_k + \dots + x_n \alpha_n$$

$$= \begin{bmatrix} x_1 \alpha_{11} + x_2 \alpha_{21} + \dots + x_{k-1} \alpha_{k-1,1} + (x_k - 1) \alpha_{k,1} + \dots + x_n \alpha_{n,1} \\ x_1 \alpha_{12} + \dots + x_{k-1} \alpha_{k-1,2} + (x_k - 1) \alpha_{k,2} + \dots + x_n \alpha_{n,2} \\ \dots \dots \dots \end{bmatrix}$$

根据范数的非负性，要使 $\|Ax - \alpha_k\|_2$ 最小，只需使 $x_1 = x_2 = \dots = x_{k-1} = x_{k+1} = \dots = x_n = 0$

即 $x = \underbrace{[0 \ 0 \ \dots \ 0]_{k-1}^T}_{k-1 \text{ 个 } 0} \quad \leftarrow \quad \text{而 } x_k - 1 = 0 \quad x_k = 1$

此时 $Ax = \alpha_k$ ②式得证, 可得 $AXA = A$.

根据LS的正规法方法 $A^T Ax = A^T b$ 而 $A^T Ax = A^T AXb$.

$I_n = (e_1 \dots e_n)$ 取将 $b = e_k$ ($k=1 \dots n$) 代入, 可得

$$A^T Ax e_1 = A^T e_1 \quad A^T Ax e_2 = A^T e_2 \quad \dots \quad \text{即}$$

$$A^T Ax (e_1 \dots e_n) = A^T (e_1 \dots e_n) \Rightarrow A^T Ax = A^T$$

$$\text{等式两边左乘 } X^T \text{ 有 } X^T A^T A X = X^T A^T$$

$$(AX)^T (AX) = (AX)^T \quad AX = ((AX)^T)^T = (AX)^T (AX) = (AX)^T$$

$$\text{习题四, 证明: } \|A(x + \alpha w) - b\|_2^2 = (\|Aw\|_2^2) \alpha^2 + (2w^T A^T (Ax - b)) \alpha + \|Ax - b\|_2^2$$

设 w 为常向量, α 为变量. 该式为与 α 相关的二次方程或一次方程.

在方程为二次方程时

由于 $x \in X_{LS}$ 可得, $\|Aw\|_2^2 \geq 0$.

可得 α 为 0 时, 该方程取得最小值, 即

$$\alpha = 0 = \frac{2w^T A^T (Ax - b)}{-2\alpha^2 \|Aw\|_2^2} \quad \text{由于 } \|Aw\|_2 \neq 0 \text{ 可得}$$

$$w^T A^T (Ax - b) = 0 \quad w^T A^T Ax = w^T A^T b$$

分别取 $w = e_k$ $k=1 \dots n$ 易得 $A^T Ax = A^T b$.

在方程为一次方程时 $w \in \text{Null}(A)$ $Aw = 0$ $w^T A^T = 0$

$$\|A(x + \alpha w) - b\|_2^2 = \|Ax - b\|_2^2 \quad \text{无讨论意义}$$

习题五, (i) 证明: $A^T = A$. A 的特征值均为实数.

运用圆盘定理 $D_1: |\lambda - 5| \leq 2$ $D_2: |\lambda - 2| \leq 1$ $D_3: |\lambda - 3| \leq 1$



$$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \in D_1 \cup D_2 \cup D_3$$

由于 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为实数可得 $\lambda_1 \leq 7$

$$\text{而 } \lambda_3 \geq 1 \quad \text{故 } \frac{|\lambda_1|}{|\lambda_3|} \leq \frac{7}{1} = 7$$

(ii) 附件提交.

```
#你可以把我的代码复制粘贴再运行
#使用幂法和反幂法
#使用瑞利商加速对幂法进行优化
#运行结果
#|v1|/|v3|约等于 3.4823165803506173
#优化前迭代次数分别为:33 和 41
#|v1|/|v3|约等于 3.4823165806525163
#优化后迭代次数分别为:19 和 23
```

```
import numpy as np
def powermethod(A,v0,eps):
    u=v0
    flag=1
    last_val=0
    n=0
    while flag:
        n=n+1
        v=A*u
        val=v[np.argmax(np.abs(v))]
        u=v/val
        if (np.abs(val-last_val)<eps):
            flag=0
            last_val=val
            #print(np.asarray(u).flatten(),val)
    #print('主特征值:',val)
    #print('主特征值对应的特征向量:',np.asarray(u).flatten())
    #print('迭代次数:',n)
    return float(val),n
```

```
def raypower(A,v0,eps):
    u=v0
    flag=1
    last_val=0
    n=0
    while flag:
        n=n+1
        v=A*u
        t=((A*u).T*u)/(u.T*u)
        val=t[0,0]
        u=v/val
        if (np.abs(val-last_val)<eps):
            flag=0
            last_val=val
            #print(np.asarray(u).flatten(),val)
    #print('主特征值:',val)
    #print('主特征值对应的特征向量:',np.asarray(u).flatten())
    #print('迭代次数:',n)
    return float(val),n
```

```
if __name__ == '__main__':  
    A=np.matrix([[5,-1,1],[-1,2,0],[1,0,3]], dtype='float')  
    v0=np.matrix([[1],[1],[1]], dtype='float') #v0 随机取  
    eps=1e-10  
    v1,n1=powermethod(A,v0,eps) #主特征值  
    v3,n2=powermethod(A.l,v0,eps)  
    v3=1/v3  
    #print(v1,v3)  
    print("|v1|/|v3|约等于",v1/v3)  
    print("优化前迭代次数分别为:{}和{}".format(n1,n2))  
    v11,n3=raypower(A,v0,eps)  
    v31,n4=raypower(A.l,v0,eps)  
    v31=1/v31  
    print("|v1|/|v3|约等于",v11/v31)  
    print("优化后迭代次数分别为:{}和{}".format(n3,n4))
```