矩阵分析第三次作业

课件5练习6

证明:

考察线性方程组 Ax = 0 与 $A^T Ax = 0$, 显然:

$$\forall x, Ax = 0 \Longrightarrow A^T Ax = 0$$

这说明 $N(A) \subseteq N(A^T A)$ 。另外:

$$\forall x, A^T A x = 0 \Longrightarrow x^T A^T A x = (Ax)^2 = 0 \Longrightarrow Ax = 0$$

于是 $N(A^TA)\subseteq N(A)$ 。于是 $N(A^TA)=N(A)$,而对于 Ax=0 解空间的维数有 dim N(A)=n-rank(A) , 两矩阵的列数一样,于是必有 $rank(A^TA)=rank(A)$ 。

另外:

$$orall x \in N(A^T) \cap R(A) \Longrightarrow A^T x = 0, Ay = 0$$

于是:

$$y^T A^T x = x^T x = 0 \Longrightarrow x = 0$$

这说明 $dim(N(A) \cap R(A^T)) = 0$ 。

于是 $rank(AA^T) = rank(A^T) - dim(N(A) \cap R(A^T)) = rank(A^T)$ 。

综上: $rank(A) = rank(A^T) = rank(AA^T) = rank(A^TA)$ 。

计算性证明:对 $A, A^T A, AA^T$ 进行初等变换求秩:

$$A = egin{pmatrix} 1 & 3 & 1 & -4 \ -1 & -3 & 1 & 0 \ 2 & 6 & 2 & -8 \end{pmatrix} \longrightarrow egin{pmatrix} 1 & 3 & 1 & -4 \ 0 & 0 & 2 & -4 \ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, rank(A) = 2 \ A^T A = egin{pmatrix} 6 & 18 & 4 & -20 \ 18 & 54 & 12 & -60 \ 4 & 12 & 6 & -20 \ -20 & -60 & -20 & 80 \end{pmatrix} \longrightarrow egin{pmatrix} 3 & 9 & 2 & -10 \ 3 & 9 & 2 & -10 \ 2 & 6 & 3 & -10 \ -1 & -3 & -1 & 4 \end{pmatrix} \longrightarrow egin{pmatrix} 3 & 4 & 2 & 10 \ 0 & 0 & 0 & 0 \ 0 & 0 & 1 & -2 \ 0 & 0 & 0 & 0 \ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, rank(A^T A) = 2 \ D = 0 & 0 & 0 & 0$$

$$AA^T = egin{pmatrix} 27 & -9 & 54 \ -9 & 11 & -18 \ 54 & -18 & 108 \end{pmatrix} \longrightarrow egin{pmatrix} 3 & -1 & 6 \ -9 & 11 & -18 \ 3 & -1 & 6 \end{pmatrix} \longrightarrow egin{pmatrix} 3 & -1 & 6 \ 0 & 8 & 0 \ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, rank(AA^T) = 2$$

课件5练习9

解: 使用最小二乘法 (LSE) ,设 $\mathbf{x}_i=(1,x_i,x_i^2,\dots)^T$, $y_i=y_i$, $w=(\alpha_0,\alpha_1,\alpha_2,\dots)^T$,

$$A = \left(egin{array}{cccc} 1 & x_1 & x_1^2 & \dots \ 1 & x_2 & x_2^2 & \dots \ \dots & \dots & \dots \end{array}
ight), A^T = \left(egin{array}{cccc} \mathbf{x}_1, & \mathbf{x}_2 & \dots \end{array}
ight), \mathbf{b} = \left(egin{array}{c} y_1 \ y_2 \ \dots \end{array}
ight)$$

如果使用 $y = w^T \mathbf{x}$ 对数据进行最小二乘拟合,即要求得参数 w 使得误差最小,误差函数:

$$L(w) = \sum_{i=1}^N (w^Tx_i - y_i)^2$$

对误差函数进行矩阵化:

$$L(w) = (w^T \mathbf{x}_1 - y_1, \dots, w^T \mathbf{x}_N - y_N) \cdot (w^T \mathbf{x}_1 - y_1, \dots, w^T \mathbf{x}_N - y_N)^T$$

$$= (w^T A^T - \mathbf{b}^T) \cdot (Aw - \mathbf{b}) = w^T A^T X w - Y^T A w - w^T A^T Y + \mathbf{b}^T \mathbf{b}$$

$$= w^T A^T A w - 2w^T A^T \mathbf{b} + \mathbf{b}^T \mathbf{b}$$

最小化 L 求得 \hat{w} :

$$egin{aligned} \hat{w} = & \mathop{argmin}\limits_{w} L(w) \longrightarrow rac{\partial}{\partial w} L(w) = 0 \ & \longrightarrow 2A^T A \hat{w} - 2A^T \mathbf{b} = 0 \end{aligned}$$

(如果 $A^T A$ 可逆的话, $\hat{w} = (A^T A)^{-1} A^T \mathbf{b}$)

对于本题,**情况1**,使用 $y = \alpha_0 + \alpha_1 x$ 进行拟合

$$A=egin{pmatrix}1&-5\1&-4\1&-3\1&-2\1&-1\1&0\1&1\1&2\1&3\1&4\1&5\end{pmatrix},A^TA=egin{pmatrix}11&0\0&110\end{pmatrix}$$

利用公式可以求得 $w=(\alpha_0,\alpha_1)^T=(\frac{106}{11},\frac{2}{11})^T$, 再带入误差公式 = $w^TA^TAw-2w^TA^T\mathbf{b}+\mathbf{b}^T\mathbf{b}$,得到误差为 L(w)=162.9091 。

对于本题,**情况2**,使用 $y=\alpha_0+\alpha_1x+\alpha_2x^2$ 进行拟合

$$A = egin{pmatrix} 1 & -5 & 25 \ 1 & -4 & 16 \ 1 & -3 & 9 \ 1 & -2 & 4 \ 1 & -1 & 1 \ 1 & 0 & 0 \ 1 & 1 & 1 \ 1 & 2 & 4 \ 1 & 3 & 9 \ 1 & 4 & 16 \ 1 & 5 & 25 \end{pmatrix}, A^T A = egin{pmatrix} 11 & 0 & 110 \ 0 & 110 & 0 \ 110 & 0 & 1958 \end{pmatrix}$$

利用公式可以求得 $w=(lpha_0,lpha_1,lpha_2)^T=(rac{1998}{143},rac{2}{11},-rac{62}{143})^T$,误差为 L(w)=1.6224 。