

1. 对 x_1, x_2 求偏导

$$\frac{\partial f(x_1, x_2)}{\partial x_1} = -\frac{x_1^2 + 2x_2x_1 - 3}{(x_1^2 + x_1x_2 + x_2^2 + 3)^2}$$

$$\frac{\partial f(x_1, x_2)}{\partial x_2} = -\frac{x_2^2 + 2x_1x_2 - 3}{(x_1^2 + x_1x_2 + x_2^2 + 3)^2}$$

令 $\nabla f = 0$, 有 $x_1 = x_2 = \pm 1$ 。

$$\nabla^2 f = \begin{pmatrix} -\frac{2(-x_1^3 - 3x_1^2x_2 + 9x_1x_2^3 + 6x_2)}{(x_1^2 + x_1x_2 + x_2^2 + 3)^3} & -\frac{6(-x_1^2x_2 - x_1x_2^2 + 2x_1 + 2x_2)}{(x_1^2 + x_1x_2 + x_2^2 + 3)^3} \\ -\frac{6(-x_1^2x_2 - x_1x_2^2 + 2x_1 + 2x_2)}{(x_1^2 + x_1x_2 + x_2^2 + 3)^3} & -\frac{2(x_1^3 - 3x_1x_2^2 + 6x_1 - x_2^3 + 9x_2)}{(x_1^2 + x_1x_2 + x_2^2 + 3)^3} \end{pmatrix}$$

$$\nabla^2 f|_{x_1=x_2=1} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{9} & -\frac{1}{18} \\ -\frac{1}{18} & -\frac{1}{9} \end{pmatrix} \quad \nabla^2 f|_{x_1=x_2=-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{9} & \frac{1}{18} \\ \frac{1}{18} & \frac{1}{9} \end{pmatrix}$$

于是, $x_1 = x_2 = -1$ 是一个极小值点

2.

(1)

$$\nabla^2 f = \begin{pmatrix} 2 & -2 \\ -2 & 2 \end{pmatrix}$$

f 的 Hessian 矩阵特征值为 0, 4, $\nabla^2 f$ 是半正定的, 所以 f 是凸函数。

(2)

$$\nabla^2 f = \begin{pmatrix} e^{x_1+x_2} + 2 & e^{x_1+x_2} + 2 \\ e^{x_1+x_2} + 2 & e^{x_1+x_2} + 2 \end{pmatrix}$$

f 的 Hessian 矩阵特征值为 $0, 2e^{x_1+x_2} + 4$, $\nabla^2 f$ 是半正定的, 所以 f 是凸函数。

(3)

$$\nabla^2 f = \begin{pmatrix} 4 & 1 & -6 \\ 1 & 2 & 0 \\ -6 & 0 & 4 \end{pmatrix}$$

f 的 Hessian 矩阵的主子式值为 4, 6, 8, -44, $\nabla^2 f$ 不是半正定的, 所以 f 不是凸函数。

3.

$$\nabla^2 f = \begin{pmatrix} 8x_2 - 24x_1^2 & 8x_1 \\ 8x_1 & -4 \end{pmatrix}$$

对于部分 x_1, x_2 , $\nabla^2 f$ 不是半正定的。可以找到点 $(-1, 0)$ 与 $(1, 0)$, 有 $f(-1, 0) = f(1, 0) = 8$ 而 $f(0, 0) = 10$, 显然 f 不是 S 上的凸函数。

4.

$$f(\mathbf{y}) = f(\mathbf{x}) + \nabla f(\mathbf{x})^T(\mathbf{y} - \mathbf{x}) + \frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{x})^T \nabla^2 f(\mathbf{x})(\mathbf{y} - \mathbf{x}) + o(\|\mathbf{y} - \mathbf{x}\|^2)$$

由于 $\nabla^2 f(\mathbf{x}) = A$ 正定,

$$f(\mathbf{y}) > f(\mathbf{x}) + \nabla f(\mathbf{x})^T(\mathbf{y} - \mathbf{x})$$

$$\text{令 } \mathbf{z} = \alpha \mathbf{x} + (1 - \alpha) \mathbf{y},$$

$$f(\mathbf{x}) > f(\mathbf{z}) + \nabla f(\mathbf{z})^T (\mathbf{x} - \mathbf{z})$$

$$f(\mathbf{y}) > f(\mathbf{z}) + \nabla f(\mathbf{z})^T (\mathbf{y} - \mathbf{z})$$

所以

$$\alpha f(\mathbf{x}) + (1 - \alpha) f(\mathbf{y}) > f(\mathbf{z}) + \alpha \nabla f(\mathbf{z})^T (\mathbf{x} - \mathbf{z}) + (1 - \alpha) \nabla f(\mathbf{z})^T (\mathbf{y} - \mathbf{z}) = f(\mathbf{z})$$

根据严格凸函数的定义， f 是严格凸函数。