

## 作业 #5

1. [5.1] 已知  $f$  是凸集  $S$  上的凸函数, 证明水平集  $T = \{x \in S \mid f(x) \leq k\}$  对任意实数  $k$  是凸集。

证明: 设  $y, z \in T$ , 令  $x = \lambda y + (1-\lambda)z$ ,  $0 \leq \lambda \leq 1$ 。因为  $S$  是凸集,  $y, z \in S$ , 所以  $x \in S$ 。又因为  $f$  是凸函数, 所以  $f(x) = f(\lambda y + (1-\lambda)z) \leq \lambda f(y) + (1-\lambda)f(z)$ , 而  $f(y) \leq k, f(z) \leq k$ , 所以  $f(x) \leq \lambda k + (1-\lambda)k = k$ , 即  $x \in T$ 。由此知  $T$  是凸集。

2. [5.2(1)(4)] 判断以下函数是否为凸函数:

(1)  $f(x) = \ln\left(\frac{1}{x}\right)$

解:  $f''(x) = \frac{1}{x^2} > 0$ , 对任意的  $x > 0$  恒成立, 所以是凸函数。

(4)  $f(x_1, x_2) = x_1 e^{-(x_1+x_2)}$

解:  $\nabla^2 f(x) = e^{-x_1-x_2} \begin{pmatrix} x_1-2 & x_1-1 \\ x_1-1 & x_1 \end{pmatrix}$

$$\begin{vmatrix} x_1-2 & x_1-1 \\ x_1-1 & x_1 \end{vmatrix} = x_1(x_1-2) - (x_1-1)(x_1-1) = -1 < 0$$

所以不是凸函数。

3. [5.4] 考虑无约束极值问题:

$$\min f(\mathbf{x}) = 8x_1^2 + 3x_1x_2 + 7x_2^2 - 25x_1 + 31x_2 - 29$$

(1) 求其所有稳定点;

(2) 稳定点是否是局部极小点? 该问题是否有全局极小点?

解: (1)  $\nabla f(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} 16x_1 + 3x_2 - 25 \\ 3x_1 + 14x_2 + 31 \end{pmatrix} = 0$ , 求解得稳定点为:

$$\mathbf{x}^* = (x_1, x_2) = \left(\frac{443}{215}, -\frac{571}{215}\right)。$$

(2)  $\nabla^2 f(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} 16 & 3 \\ 3 & 14 \end{pmatrix}$ , 该 Hessian 阵为正定矩阵, 所以是凸规划, 稳定点  $\mathbf{x}^*$

既是局部极小点, 也是全局极小点。

4. [5.5] 考虑无约束极值问题:

$$\min f(\mathbf{x}) = 2x_1^3 - 3x_1^2 - 6x_1x_2(x_1 - x_2 - 1)$$

(1) 求其所有局部极小点;

(2) 若迭代求解从  $\mathbf{x}_0 = (1, -1)^T$  开始, 请问  $\mathbf{p}_0 = (-1, 1)^T$  是否为下降方向?

解: (1) 令目标函数一阶导数为零, 得:

$$\begin{cases} \frac{\partial f}{\partial x_1} = 6x_1^2 - 6x_1 - 12x_1x_2 + 6x_2^2 + 6x_2 = 0 \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} = -6x_1^2 + 12x_1x_2 + 6x_1 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} (x_1 - x_2)(x_1 - x_2 - 1) = 0 \\ x_1(x_1 - 2x_2 - 1) = 0 \end{cases}$$

由此, 求得四个静止点为:  $(0, 0)$ ,  $(0, -1)$ ,  $(-1, -1)$  和  $(1, 0)$ 。进一步检验二阶导数, 目标函数的 Hessian 阵为:

$$\begin{pmatrix} 12x_1 - 12x_2 - 6 & -12x_1 + 12x_2 + 6 \\ -12x_1 + 12x_2 + 6 & 12x_1 \end{pmatrix}$$

分别代入四个静止点, 得:

$$\begin{pmatrix} -6 & 6 \\ 6 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 6 & -6 \\ -6 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -6 & 6 \\ 6 & -12 \end{pmatrix} \text{ 和 } \begin{pmatrix} 6 & -6 \\ -6 & 12 \end{pmatrix}$$

只有第四个矩阵满足半正定, 因此  $(1, 0)$  为局部极小点。

(2) 验证  $\nabla f(x_0)^T p_0 < 0$  是否成立。代入初始点  $x_0 = (1, -1)^T$ , 得:

$$\nabla f(1, -1) = \begin{pmatrix} 6 - 6 + 12 + 6 - 6 \\ -6 - 12 + 6 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 12 \\ -12 \end{pmatrix}$$

所以  $\nabla f(x_0)^T p_0 = (12, -12) \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix} = -24 < 0$  成立, 即  $p_0 = (-1, 1)^T$  是下降方向。

5. 假设  $\mathbf{G} \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  是正定矩阵,  $\mathbf{b} \in \mathfrak{R}^n$ , 求二次函数  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{G} \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x}$  的一阶和二阶导数。

解:  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{G} \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x}$  ( $\mathbf{G}$  为  $n \times n$  的对称矩阵)

$$\begin{cases} \nabla f(\mathbf{x}) = \mathbf{G}\mathbf{x} + \mathbf{b} \\ \nabla^2 f(\mathbf{x}) = \mathbf{G} \end{cases}$$

推导过程:

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n G_{j,k} x_j x_k + \sum_{j=1}^n b_j x_j$$

唯一包含变量  $x_i$  的项为:

$$\frac{1}{2} G_{ii} x_i^2 + \frac{1}{2} \sum_{j \neq i} G_{ji} x_j x_i + \frac{1}{2} \sum_{k \neq i} G_{ik} x_i x_k + b_i x_i$$

对  $x_i$  求偏导得:

$$\frac{\partial f}{\partial x_i} = G_{ii} x_i + \frac{1}{2} \sum_{j \neq i} G_{ji} x_j + \frac{1}{2} \sum_{k \neq i} G_{ik} x_k + b_i = \sum_{j=1}^n G_{ij} x_j + b_i = (\mathbf{G}\mathbf{x} + \mathbf{b})_i$$

(因为  $G_{ij} = G_{ji}$ )

因此  $\nabla f(\mathbf{x}) = \mathbf{G}\mathbf{x} + \mathbf{b}$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j} = G_{ij}$$

所以  $\nabla^2 f(\mathbf{x}) = \mathbf{G}$

6. [5.6] 假设  $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  是正定矩阵,  $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ , 对二次函数

$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{G}\mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x}$ , 证明其沿射线  $\mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{p}_k$  的一维精确线搜索极小值为

$$\alpha_k = -\frac{\nabla f_k^T \mathbf{p}_k}{\mathbf{p}_k^T \mathbf{G} \mathbf{p}_k}.$$

解: 令:

$$\Phi(\alpha) = f(\mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{p}_k)$$

则需证明  $\Phi(\alpha)$  的极小值点为  $-\frac{\nabla f_k^T \mathbf{p}_k}{\mathbf{p}_k^T \mathbf{G} \mathbf{p}_k}$

求导得:

$$\begin{aligned} \Phi'(\alpha) &= \nabla f(\mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{p}_k)^T \cdot \mathbf{p}_k = (\mathbf{G}(\mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{p}_k) + \mathbf{b})^T \mathbf{p}_k \\ &= (\mathbf{G}\mathbf{x}_k + \mathbf{b})^T \mathbf{p}_k + \alpha \mathbf{p}_k^T \mathbf{G}^T \mathbf{p}_k = \nabla f(\mathbf{x}_k)^T \mathbf{p}_k + \alpha \mathbf{p}_k^T \mathbf{G} \mathbf{p}_k \end{aligned}$$

$$\Phi''(\alpha) = \mathbf{p}_k^T \mathbf{G} \mathbf{p}_k > 0 (\mathbf{G} \text{ 正定})$$

因此令一阶导数等于 0 即得:

$$\alpha_k = -\frac{\nabla f(\mathbf{x}_k)^T \mathbf{p}_k}{\mathbf{p}_k^T \mathbf{G} \mathbf{p}_k} = -\frac{\nabla f_k^T \mathbf{p}_k}{\mathbf{p}_k^T \mathbf{G} \mathbf{p}_k}$$

7. [5.11] 约束极值问题:

$$\begin{aligned} \min & (x_1 - 2)^2 + x_2^2 \\ \text{s.t.} & \begin{cases} x_1 - x_2^2 \geq 0 \\ -x_1 + x_2 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

检验  $\mathbf{x}^{(1)} = (0, 0)^T$  和  $\mathbf{x}^{(2)} = (1, 1)^T$  是否为 K-T 点。

解:  $\nabla f(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} 2(x_1 - 2) \\ 2x_2 \end{bmatrix}$ ,  $\nabla c_1(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} 1 \\ -2x_2 \end{bmatrix}$ ,  $\nabla c_2(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$

✓ 验证  $\mathbf{x}^{(1)}$ 。由于  $\nabla f(\mathbf{x}^{(1)}) = \begin{bmatrix} -4 \\ 0 \end{bmatrix}$ ,  $\nabla c_1(\mathbf{x}^{(1)}) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$ , 所以代入

$\nabla f(\mathbf{x}^{(1)}) - \lambda_1 \nabla c_1(\mathbf{x}^{(1)}) - \lambda_2 \nabla c_2(\mathbf{x}^{(1)}) = 0$ , 得:  $\lambda_1 = -4, \lambda_2 = 0$ 。因为  $\lambda_1 < 0$ , 所以  $\mathbf{x}^{(1)}$

不是 K-T 点。

✓ 验证  $\mathbf{x}^{(2)}$ 。由于  $\nabla f(\mathbf{x}^{(2)}) = \begin{bmatrix} -2 \\ 2 \end{bmatrix}$ ,  $\nabla c_1(\mathbf{x}^{(2)}) = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix}$ , 所以代入

$\nabla f(\mathbf{x}^{(2)}) - \lambda_1 \nabla c_1(\mathbf{x}^{(2)}) - \lambda_2 \nabla c_2(\mathbf{x}^{(2)}) = 0$ , 得:  $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = 2 \geq 0$ , 所以  $\mathbf{x}^{(2)}$  是 K-T

点。