

# 第五次作业

1. 判断以下集合是否为凸集。

(a) 到某定点  $x_0$  比到给定集合  $\mathcal{A}$  更近的点构成的集合

$$\mathcal{S}_1 = \{x \in \mathbb{R}^n \mid \|x - x_0\|_2 \leq \|x - y\|_2, \forall y \in \mathcal{A}\}$$

(b) 到集合  $\mathcal{A}_1$  比到集合  $\mathcal{A}_2$  更近的点构成的集合

$$\mathcal{S}_2 = \{x \mid \text{dist}(x, \mathcal{A}_1) \leq \text{dist}(x, \mathcal{A}_2)\}$$

其中  $\mathcal{A}_1, \mathcal{A}_2 \subseteq \mathbb{R}^n$ , 点到集合距离定义为

$$\text{dist}(x, \mathcal{A}) = \min \{\|x - z\|_2 \mid z \in \mathcal{A}\}$$

(c) 已知集合  $\mathcal{A}_1, \mathcal{A}_2$  是  $\mathbb{R}^{n+m}$  中的凸集。定义新的集合

$$\mathcal{S}_3 = \left\{ (x, y_1 + y_2) \left| \begin{array}{l} x \in \mathbb{R}^m, y_1 \in \mathbb{R}^n, y_2 \in \mathbb{R}^n \\ (x, y_1) \in \mathcal{A}_1, (x, y_2) \in \mathcal{A}_2 \end{array} \right. \right\}$$

解

(a) 对于任意给定的  $y$

$$\begin{aligned} & \|x - x_0\|_2 \leq \|x - y\|_2 \\ \Leftrightarrow & (x - x_0)^\top (x - x_0) \leq (x - y)^\top (x - y) \\ \Leftrightarrow & x^\top x - 2x_0^\top x + x_0^\top x_0 \leq x^\top x - 2y^\top x + y^\top y \\ \Leftrightarrow & 2(y - x_0)^\top x \leq y^\top y - x_0^\top x_0 \end{aligned}$$

$\mathcal{S}_1$  可以表示成 (无穷多) 半空间的交集

$$\bigcap_{y \in \mathcal{A}} \{x \mid \|x - x_0\|_2 \leq \|x - y\|_2\}$$

因此  $\mathcal{S}_1$  是凸集

(b)  $\mathcal{S}_2$  不一定是凸集。取  $\mathcal{A}_1 = \{-1, 1\}$ ,  $\mathcal{A}_2 = \{0\}$ , 则

$$\mathcal{S}_2 = \{x \in \mathbb{R} \mid x \leq -1/2 \text{ or } x \geq 1/2\}$$

(c) 考察  $\mathcal{S}_3$  中的两个点  $(\bar{x}, \bar{y}_1 + \bar{y}_2)$  和  $(\tilde{x}, \tilde{y}_1 + \tilde{y}_2)$ , 即

$$(\bar{x}, \bar{y}_1) \in \mathcal{A}_1, (\bar{x}, \bar{y}_2) \in \mathcal{A}_2, (\tilde{x}, \tilde{y}_1) \in \mathcal{A}_1, (\tilde{x}, \tilde{y}_2) \in \mathcal{A}_2$$

对任意  $0 \leq \theta \leq 1$ :

$$\begin{aligned} & \theta(\bar{x}, \bar{y}_1 + \bar{y}_2) + (1 - \theta)(\tilde{x}, \tilde{y}_1 + \tilde{y}_2) \\ &= \theta\bar{x} + (1 - \theta)\tilde{x}, (\theta\bar{y}_1 + (1 - \theta)\tilde{y}_1) + (\theta\bar{y}_2 + (1 - \theta)\tilde{y}_2) \end{aligned}$$

由于集合  $\mathcal{A}_1$  和  $\mathcal{A}_2$  是凸集

$$\theta\bar{x} + (1 - \theta)\tilde{x}, \theta\bar{y}_1 + (1 - \theta)\tilde{y}_1 \in \mathcal{A}_1$$

$$\theta\bar{x} + (1 - \theta)\tilde{x}, \theta\bar{y}_2 + (1 - \theta)\tilde{y}_2 \in \mathcal{A}_2$$

故  $\theta(\bar{x}, \bar{y}_1 + \bar{y}_2) + (1 - \theta)(\tilde{x}, \tilde{y}_1 + \tilde{y}_2) \in \mathcal{S}_3$ , 所以  $\mathcal{S}_3$  是凸集。

□

2. 判断下列函数的凸性。

(a)  $f(x) = e^x - 1$ , 其中  $x \in \mathbb{R}$

(b)  $f(x_1, x_2) = x_1 x_2$ , 其中  $(x_1, x_2) \in \mathbb{R}_{++}^2$

(c)  $f(x_1, x_2) = 1/x_1 x_2$ , 其中  $(x_1, x_2) \in \mathbb{R}_{++}^2$

(d)  $f(x_1, x_2) = x_1/x_2$ , 其中  $(x_1, x_2) \in \mathbb{R}_{++}^2$

(e)  $f(x_1, x_2) = x_1^2/x_2$ , 其中  $(x_1, x_2) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}_{++}$

(f)  $h = f \cdot g$ , 其中  $f$  和  $g$  是非负单增凸函数。

解

(a) 凸, 二阶导数大于 0

(b) 非凸, 海森矩阵为

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \det(H) = -1 < 0$$

(c) 凸, 海森矩阵为

$$H = \begin{bmatrix} \frac{2}{x_1^3 x_2} & \frac{1}{x_1^2 x_2^2} \\ \frac{1}{x_1^2 x_2^2} & \frac{2}{x_1 x_2^3} \end{bmatrix} = \frac{1}{x_1 x_2} \begin{bmatrix} \frac{2}{x_1^2} & \frac{1}{x_1 x_2} \\ \frac{1}{x_1 x_2} & \frac{2}{x_2^2} \end{bmatrix} \succeq 0, \forall (x_1, x_2) \in \mathbb{R}_{++}^2$$

(d) 非凸，海森矩阵为

$$H = \frac{1}{x_2^2} \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ -1 & 2x_1/x_2 \end{bmatrix}, \quad \det(H) = -\frac{1}{x_2^4} < 0$$

(e) 凸，海森矩阵为

$$H = \begin{bmatrix} \frac{2}{x_2} & -\frac{2x_1}{x_2^2} \\ -\frac{2x_1}{x_2^2} & \frac{2x_1^2}{x_2^3} \end{bmatrix} = \frac{2}{x_2^3} \begin{bmatrix} x_2 \\ -x_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_2 \\ -x_1 \end{bmatrix}^\top \succeq 0, \quad \forall (x_1, x_2) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}_{++}$$

(f) 对任意  $0 \leq \theta \leq 1$

$$\begin{aligned} & f(\theta x + (1-\theta)y) \cdot g(\theta x + (1-\theta)y) \\ & \leq (\theta f(x) + (1-\theta)f(y)) \cdot (\theta g(x) + (1-\theta)g(y)) \\ & = \theta f(x)g(x) + (1-\theta)f(y)g(y) \\ & \quad + \theta(1-\theta)(f(y) - f(x))(g(x) - g(y)) \end{aligned}$$

由于  $f$  和  $g$  单调增，上式第 3 项非正，所以

$$\begin{aligned} & f(\theta x + (1-\theta)y) \cdot g(\theta x + (1-\theta)y) \\ & \leq \theta f(x)g(x) + (1-\theta)f(y)g(y) \end{aligned}$$

因此  $h$  是凸函数。

□

3. 求解如下优化问题

$$\begin{aligned} \min \quad & 2^x \cdot 4^y \\ \text{s.t.} \quad & e^{-3x+y} \leq 1 \\ & |2x - y| \leq 4 \end{aligned}$$

**解** 目标函数  $2^x \cdot 4^y = 2^{x+2y}$ ，将目标函数替换为  $x + 2y$  不改变最优解； $e^{-3x+y} \leq 1$  等价于  $-3x + y \leq 0$ ；绝对值约束可以写成线性不等式约束；原问题和以下线性规划最优解相同

$$\begin{aligned} \min \quad & x + 2y \\ \text{s.t.} \quad & -3x + y \leq 0 \\ & -4 \leq 2x - y \leq 4 \end{aligned}$$

最优解为  $(-4, -12)$

□

4. 考虑以下优化问题

$$\begin{aligned} \min \quad & (x_1 - 2)^2 + (x_2 - 1)^2 \\ \text{s.t.} \quad & -x_1 + x_2 \geq 0 \\ & -x_1 - x_2 + 2 \geq 0 \end{aligned}$$

(a) 求解满足 KKT 条件的  $(x_1^*, x_2^*)$  及拉格朗日乘子。

(b) 写出该问题的拉格朗日对偶问题并求解。

解

(a) KKT 条件为

$$2(x_1 - 2) + \lambda_1 + \lambda_2 = 0$$

$$2(x_2 - 1) - \lambda_1 + \lambda_2 = 0$$

$$-x_1 + x_2 \geq 0$$

$$-x_1 - x_2 + 2 \geq 0$$

$$\lambda_1 \geq 0, \lambda_2 \geq 0$$

$$\lambda_1(x_1 - x_2) = 0$$

$$\lambda_2(x_1 + x_2 - 2) = 0$$

若  $\lambda_1 = \lambda_2 = 0$ , 则有  $x_1 = 2, x_2 = 1$ , 两个约束都不满足。

若  $\lambda_1 = 0, \lambda_2 > 0$ , 则第一个约束不起作用, KKT 条件变为

$$x_1 + x_2 = 2$$

$$2(x_1 - 2) + \lambda_2 = 0$$

$$2(x_2 - 1) + \lambda_2 = 0$$

解得  $x_1 = 3/2, x_2 = 1/2$ , 不满足第一个约束条件。

若  $\lambda_1 > 0, \lambda_2 = 0$ , 则第二个约束不起作用, KKT 条件变为

$$x_1 = x_2$$

$$2(x_1 - 2) - \lambda_1 = 0$$

$$2(x_2 - 1) + \lambda_1 = 0$$

解得  $x_1 = x_2 = 3/2$ , 不满足第二个约束条件。

若  $\lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$ , 两个约束都起作用, 因此

$$x_1 - x_2 = 0$$

$$x_1 + x_2 = 2$$

解得  $x_1 = x_2 = 1$ , 代入 KKT 条件得  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 。

因此  $(x_1, x_2, \lambda_1, \lambda_2) = (1, 1, 1, 1)$  满足 KKT 条件。

(b) 拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L(x, \lambda) &= (x_1 - 2)^2 + (x_2 - 1)^2 + \lambda_1(x_1 - x_2) + \lambda_2(x_1 + x_2 - 2) \\ &= x_1^2 + x_2^2 + (\lambda_1 + \lambda_2 - 4)x_1 + (\lambda_2 - \lambda_1 - 2)x_2 + 5 - 2\lambda_2 \end{aligned}$$

对偶函数为

$$\begin{aligned} D(\lambda) &= \min_x L(x, \lambda) \\ &= -\frac{(\lambda_1 + \lambda_2 - 4)^2 + (\lambda_1 - \lambda_2 + 2)^2}{4} + 5 - 2\lambda_2 \\ &= -\frac{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}{2} + \lambda_1 + \lambda_2 \end{aligned}$$

对偶问题的最优解为  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ , 最优值为 1。

□

5. 考虑凸二次优化问题

$$\min \left\{ \frac{x^\top Q x}{2} + q^\top x \mid Ax \geq b \right\} \quad (\text{QP})$$

(a) 若  $Q$  是正定矩阵, 写出 (QP) 的拉格朗日对偶问题。

(b) 若  $Q$  是半正定矩阵, 其逆矩阵不存在。试通过将 (QP) 表示为二阶锥优化, 进一步通过锥优化的对偶形式推出 (QP) 的对偶问题 (本问选作)。

解

(a) 问题 (QP) 的拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L(x, \lambda) &= \frac{1}{2}x^\top Q x + q^\top x - \lambda^\top (Ax - b) \\ &= \frac{1}{2}x^\top Q x + (q^\top - \lambda^\top A)x + \lambda^\top b \end{aligned}$$

$L(x, \lambda)$  是关于  $x$  的严格凸二次函数，当

$$x = Q^{-1}(A^\top \lambda - q)$$

时，拉格朗日函数取极小值，故对偶函数

$$D(\lambda) = \lambda^\top b - \frac{(A^\top \lambda - q)^\top Q^{-1}(A^\top \lambda - q)}{2}$$

引入附加变量  $\mu = Q^{-1}(A^\top \lambda - q)$ ，则对偶问题为

$$\begin{aligned} \max \quad & \lambda^\top b - \frac{\mu^\top Q \mu}{2} \\ \text{s.t.} \quad & A^\top \lambda - Q \mu = q \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

(b) 若  $Q$  是半正定矩阵，其逆矩阵不存在，上述推导不成立。将 (QP) 写为如下二阶锥优化问题

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{t}{2} + q^\top x \\ \text{s.t.} \quad & Ax \geq b : \lambda \\ & \begin{bmatrix} 2Dx \\ t \\ t \end{bmatrix} \geq_{\mathbb{L}^3} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} : \begin{matrix} \nu \\ \sigma \\ \rho \end{matrix} \end{aligned}$$

其中  $D$  是  $Q$  的平方根矩阵，满足  $Q = D^\top D$ 。对偶问题为

$$\begin{aligned} \max \quad & \sigma - \rho + b^\top \lambda \\ \text{s.t.} \quad & \rho^2 \geq \sigma^2 + \nu^\top \nu \\ & A^\top \lambda + 2D\nu = q \\ & \sigma + \rho = 1/2 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

由于  $\rho^2 - \sigma^2 = (\rho + \sigma)(\rho - \sigma) = (\rho - \sigma)/2$ ，对偶问题简化为

$$\begin{aligned} \max \quad & \sigma - \rho + b^\top \lambda \\ \text{s.t.} \quad & \sigma - \rho \leq -2\nu^\top \nu \\ & A^\top \lambda + 2D\nu = q \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

消去目标函数中的  $\sigma - \rho$  可得

$$\begin{aligned} \max \quad & b^\top \lambda - 2\nu^\top \nu \\ \text{s.t.} \quad & A^\top \lambda + 2D\nu = q \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

令  $\nu = -D\mu/2$ ，做变量替换可得最终的对偶形式

$$\begin{aligned} \max \quad & b^\top \lambda - \frac{\mu^\top Q \mu}{2} \\ \text{s.t.} \quad & A^\top \lambda - Q\mu = q \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned}$$

由于推导过程没有假设  $Q$  矩阵可逆，上述结论在  $Q \succ 0$  和  $Q \succeq 0$  两种情况下都适用。

□