1 1

(1) 构造拉格朗日函数与二次罚函数

$$L = x_1^2 + x_2^2 + \mu(1 - x_1 + s)$$
 $p = (1 - x_1 + s)^2$

构造增广拉格朗日函数

$$L_{\sigma} = x_1^2 + x_2^2 + \mu(1 - x_1 + s) + \frac{\sigma}{2}(1 - x_1 + s)^2$$

求解关于的子问题

$$s = \max\left\{-\frac{\mu}{\sigma} - 1 + x_1, 0\right\}$$

代回 L_{σ}

$$L_{\sigma} = egin{cases} x_1^2 + x_2^2 + \mu(1-x_1) + rac{\sigma}{2}(1-x_1)^2, & x_1 \geq rac{\mu}{\sigma} + 1 \ x_1^2 + x_2^2 - rac{\mu^2}{2\sigma}, & x_1 < rac{\mu}{\sigma} + 1 \end{cases}$$

对 x_1, x_2 求导

$$rac{\partial L_{\sigma}}{\partial x_1} = egin{cases} 2x_1 - \mu - \sigma(1 - x_1), & x_1 \geq rac{\mu}{\sigma} + 1 \ 2x_1, & x_1 < rac{\mu}{\sigma} + 1 \end{cases}$$
 $rac{\partial L_{\sigma}}{\partial x_2} = 2x_2$

令 $\frac{\partial L}{\partial x_1}=0$ 。如果 $x_1<\frac{\mu}{\sigma}+1$,解得 $x_1=0$,矛盾。如果 $x_1\geq\frac{\mu}{\sigma}+1$,解得 $x_1=\frac{\mu+\sigma}{2+\sigma}$ 。令 $\frac{\partial L}{\partial x_2}=0$, $x_2=0$ 。

根据μ的迭代公式

$$\mu^{(k+1)} = \max\left\{0, \mu^{(k)} - \sigma\left(x_1^{(k)} - 1
ight)
ight\}$$

由于 x_1 需要满足 $x_1 \ge \frac{\mu}{\sigma} + 1$ 所以

$$\mu^{(k+1)} = \mu^{(k)} - \sigma \left(x_1^{(k)} - 1 \right) = rac{2\mu^{(k)} + 2\sigma}{2 + \sigma}$$

随着 $k \to \infty$, μ 收敛于2, 与此同时, 惩罚因子 $\sigma \to \infty$, $x_1 = 1$ 。

于是 $\bar{x} = (1,0)^T$, $x_1^2 + x_2^2$ 最小值为1。

(2) 构造拉格朗日函数与二次罚函数

$$L = x_1 + \frac{1}{3}(x_2 + 1)^2 + \mu_1(-x_1) + \mu_2(1 - x_2)$$

 $p = (-x_1 + s_1)^2 + (1 - x_2 + s_2)^2$

构造增广拉格朗日函数

$$egin{aligned} L_{\sigma} &= x_1 + rac{1}{3}(x_2 + 1)^2 + \mu_1(-x_1 + s_1) + \mu_2(1 - x_2 + s_2) \ &+ rac{\sigma}{2}[(-x_1 + s_1)^2 + (1 - x_2 + s_2)^2] \end{aligned}$$

求解关于 s_1, s_2 的子问题

$$egin{aligned} s_1 &= \max\left\{-rac{\mu_1}{\sigma} + x_1, 0
ight\} \ s_2 &= \max\left\{-rac{\mu_2}{\sigma} + x_2 - 1, 0
ight\} \end{aligned}$$

对 x_1, x_2 求导

$$\begin{split} \frac{\partial L_{\sigma}}{\partial x_1} &= \begin{cases} 1, & x_1 \geq \frac{\mu_1}{\sigma} \\ 1 - \mu_1 + \sigma x_1, & x_1 < \frac{\mu_1}{\sigma} \end{cases} \\ \frac{\partial L_{\sigma}}{\partial x_2} &= \begin{cases} \frac{2}{3}(x_2 + 1), & x_2 \geq \frac{\mu_2}{\sigma} + 1 \\ \frac{2}{3}(x_2 + 1) - \mu_2 - \sigma(1 - x_2), & x_2 < \frac{\mu_2}{\sigma} + 1 \end{cases} \end{split}$$

令 $\frac{\partial L}{\partial x_1}=0$ 。 如果 $x_1\geq \frac{\mu_1}{\sigma}$, 无解。 如果 $x_1<\frac{\mu_1}{\sigma}$, 解得 $x_1=\frac{\mu_1-1}{\sigma}$ 。

令 $\frac{\partial L}{\partial x_2} = 0$ 。 如果 $x_2 \geq \frac{\mu_2}{\sigma} + 1$, $x_2 = -1$,矛盾。 如果 $x_2 < \frac{\mu_2}{\sigma} + 1$, 解得 $x_2 = \frac{3\mu_2 + 3\sigma - 2}{2 + 3\sigma}$ 。

$$\mu_1^{(k+1)} = \max\left\{0, \mu_1^{(k)} - \sigma x_1^{(k)}
ight\} = 1$$

$$\mu_2^{(k+1)} = \max\left\{0, \mu_2^{(k)} - \sigma\left(x_2^{(k)} - 1
ight)
ight\} = rac{2\left(\mu_2^{(k)} + 2\sigma
ight)}{2 + 3\sigma}$$

随着 $k \to \infty$, μ_2 收敛于 $\frac{4}{3}$, 与此同时, 惩罚因子 $\sigma \to \infty$, $x_2 = 1, x_1 = 0$ 。

于是 $\bar{x} = (0,1)^T$, $x_1 + \frac{1}{3}(x_2 + 1)^2$ 最小值为 $\frac{4}{3}$ 。

2 2

(1)可行方向集为

$$\{d|Ad=0,I_2d\geq 0,d\neq 0\}$$

其中 $I_1x > 0$ 是x处不起作用的约束, $I_2x = 0$ 是x处生效的约束, I_2 为对应的约束系数。

(2) 可行方向集为

$$\{d|A_2d \leq 0, Ed = 0, I_2d \geq 0, d \neq 0\}$$

其中 $A_1d < 0$ 与 $I_1x > 0$ 是x处不起作用的约束, $A_2x = 0$ 与 $I_2x = 0$ 是x处生效的约束, A_2 、 I_2 为对应的约束系数。

(3)

$$\{d|A_2d \geq 0, I_2d \geq 0, d \neq 0\}$$

其中 $A_1d > 0$ 与 $I_1x > 0$ 是x处不起作用的约束, $A_2x = 0$ 与 $I_2x = 0$ 是x处生效的约束, A_2 、 I_2 为对应的约束系数。

3 3

记

$$f = x_1^2 + 4x_2^2 - 34x_1 - 32x_2$$

其梯度为

$$\nabla f = (2x_1 - 34, 8x_2 - 32)^T$$

取迭代初始点为 $x^{(0)} = (0,0)^T$,此时有约束作用的系数矩阵为

$$A_2^{(0)} = egin{bmatrix} 1 & 0 \ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

约束右端为

$$b_2^{(0)} = (0,0)^T$$

选取最速下降方向

$$d^{(0)} = (0.34, 0.32)^T$$

由于 $A_2^{(0)}d^{(0)}>0$,该迭代方向不会破坏约束条件。取步长 $t^{(0)}=6$, $x^{(1)}=x^{(0)}+t^{(0)}d^{(0)}=(2.04,1.92)^T$ 。 此时有约束作用的系数矩阵为

$$A_2^{(1)} = \begin{bmatrix} -2 & -1 \end{bmatrix}$$

约束右端为 $b_2^{(1)} = -6$ 。

根据约束条件选取下降方向 $d^{(1)} = (-0.5, 4)^T$,步长 $t^{(1)} = 0.08$, $x^{(2)} = x^{(1)} + t^{(1)}d^{(1)} = (2, 2)^T$ 。

此时有约束作用的系数矩阵为

$$A_2^{(2)}=egin{bmatrix} -2 & -1 \ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

约束右端为

$$b_2^{(0)} = (-6, -2)^T$$

解得下降方向 $d^{(2)} = (0,0)^T$, 所以(2,2)是K-T点。

由于原问题是一个凸规划, (2,2)是全局最优点, f最小值为-112。

4 4

$$L = c^T x + \lambda^T (Ax - b) + \mu^T (-x + s)$$

其中 $s \ge 0$, λ, μ, s 是和b相同维度的列向量。

二次罚函数为

$$p(x,s) = (Ax - b)^T (Ax - b) + (-x + s)^T (-x + s)$$

增广拉格朗目函数为

$$egin{aligned} L_{\sigma} &= c^T x + \lambda^T (Ax - b) + \mu^T (-x + s) + rac{\sigma}{2} p(x, s) \ &= c^T x + \lambda^T (Ax - b) + \mu^T (-x + s) + \ rac{\sigma}{2} ig[(Ax - b)^T (Ax - b) + (-x + s)^T (-x + s) ig] \end{aligned}$$

满足 $s \ge 0$ 。