

运筹学 HW1

习题 1.1: 对 $f(x)$ 作 Taylor 展开, 有

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

即:
$$\frac{f(x) - f(\bar{x})}{\|x - \bar{x}\|^2} = \frac{1}{2} \frac{(x - \bar{x})^T}{\|x - \bar{x}\|} \nabla^2 f(\bar{x}) \frac{(x - \bar{x})}{\|x - \bar{x}\|} + \frac{o(\|x - \bar{x}\|^2)}{\|x - \bar{x}\|^2}$$

若 $\lambda > 0$ 是 $\nabla^2 f(\bar{x})$ 的最小特征值, 选择 $\varepsilon > 0$ 使得

$$\left| \frac{o(\|x - \bar{x}\|^2)}{\|x - \bar{x}\|^2} \right| \leq \frac{\lambda}{4}, \text{ 当 } \|x - \bar{x}\| < \varepsilon \text{ 时}$$

则对 $\forall \|x - \bar{x}\| < \varepsilon$ 都有:
$$\frac{f(x) - f(\bar{x})}{\|x - \bar{x}\|^2} \geq \frac{1}{2} \lambda + \frac{o(\|x - \bar{x}\|^2)}{\|x - \bar{x}\|^2} \geq \frac{1}{4} \lambda$$

取 $\alpha = \frac{1}{4} \lambda$, 则有 $f(x) \geq f(\bar{x}) + \alpha \|x - \bar{x}\|^2$, 当 $\|x - \bar{x}\| < \varepsilon$ 时.

$\Rightarrow \bar{x}$ 为局部最优解.

习题 1.2: 因为 $f(x) = f(x, y) = y$ 对应的 Hessian 阵为

$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ 是非正定的, 则有原函数为凸函数 \Rightarrow 凸问题;

可行解 $x^* = [0, 0]$ $C_1(x) = [x-1]^2 + y^2 - 1$ $C_2(x) = (x+1)^2 + y^2 - 1$

$\nabla C_1(x^*) = [-2, 0]$ $\nabla C_2(x^*) = [2, 0]$ 线性相关

\Rightarrow 不满足 LICQ 条件.

拉格朗日函数为 $L(x, y, \lambda_1, \lambda_2) = y + \lambda_1 [(x-1)^2 + y^2 - 1] + \lambda_2 [(x+1)^2 + y^2 - 1]$

$$\frac{\partial L}{\partial x} = 2\lambda_1(x-1) + 2\lambda_2(x+1)$$

$$\forall \lambda \quad x^* = [0, 0]$$

$$\frac{\partial L}{\partial y} = (1 + 2\lambda_1 + 2\lambda_2) y \Rightarrow \frac{\partial L}{\partial y} \neq 0 \quad \text{KKT 条件不成立!}$$



2.1: 一方面, $P \subseteq Q$ 因为 $x \in \mathbb{R}^n, Ax = b, (x \geq 0)$

自然有对应的 $\tilde{A}x = \tilde{b}, x \geq 0.$

另一方面, \tilde{A} 的行向量组成 A 的极大线性无关组

若 $\tilde{A}x = \tilde{b}$ 对 $A \setminus \tilde{A}$ 的任一-行向量, 可写作 \tilde{A} 中线性组合

自然也有 $Ax = b.$ 于是 $Q \subseteq P$ 综上 $P = Q.$

2.2: 设 x 是这个 LP 问题的一个 BFS; 下证其为 K 的顶点.

$\because x$ 为 BFS; \exists 集合 $B \subseteq [n], |B| = m$; 使得 A_B 线性无关;

$A_B x_B = b; x_N = 0 (N = [n] \setminus B)$ 对 $j = 1, \dots, n$, 定义

$$c_j = \begin{cases} 0, & j \in B \\ 1, & j \in N. \end{cases}$$

注意 $c^T x = c_B^T x_B + c_N^T x_N = 0^T x_B + c_N^T 0 = 0,$

对 $y \in K$, 有 $y \geq 0, c \geq 0$ 则 $c^T y \geq 0 = c^T x.$

进一步的, 若 $c^T y = 0$, 则 $y_j = 0, \forall j \in N$. 所以 $A_B y_B = b = A_B x_B.$

左乘 $A_B^{-1} \Rightarrow y_B = A_B^{-1} b = x_B$. 因此 x 是 K 中唯一使得 $c^T x = 0$ 的

$\Rightarrow x$ 为 K 的顶点.



2.3: 将原问题标准化, 则有

$$\begin{cases} \min -x_1 + 3x_2 \\ \text{s.t. } x_1 + 2x_2 + x_3 = 8 \\ x_2 + x_4 = 2 \\ x_1, x_2, x_3, x_4 \geq 0 \end{cases}$$

令 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, $x = (x_1, x_2, x_3, x_4)^T$, $b = \begin{pmatrix} 8 \\ 2 \end{pmatrix}$.

$\Rightarrow \min -x_1 + 3x_2$
 $\text{s.t. } Ax = b$
 $x \geq 0$.

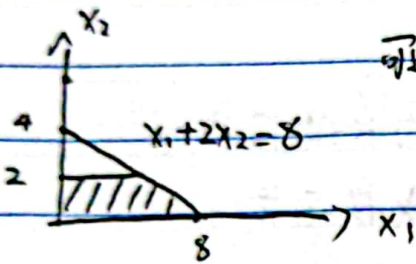
基可行解

取B为A的二阶可逆子阵, 得到

$$\begin{cases} x^{(1)} = (4, 2, 0, 0)^T \\ x^{(2)} = (8, 0, 0, 2)^T \\ x^{(3)} = (0, 2, 4, 0)^T \\ x^{(4)} = (0, 0, 8, 2)^T \\ x^{(5)} = (0, 4, 0, -2)^T \end{cases}$$

(舍去)

画图发现以上均为极点



习题2.4: 将问题化为标准形:

$$\begin{cases} \min -4x_1 - x_2 \\ \text{s.t. } -x_1 + 2x_2 + x_3 = 4 \\ 2x_1 + 3x_2 + x_4 = 12 \\ x_1 - x_2 + x_5 = 3 \\ x_1, x_2, x_3, \dots, x_5 \geq 0 \end{cases}$$

标准形式下的约束矩阵为:

$$\left(\begin{array}{ccccc|c} -1 & 2 & 1 & 0 & 0 & 4 \\ 2 & 3 & 0 & 1 & 0 & 12 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & 1 & 3 \end{array} \right)$$

所以 $x = (0, 0, 4, 12, 3)$ 是一个可行基解.



进行最优性检验：

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
0	-4	-1	0	0	0
$x_3=4$	-1	2	1	0	0
$x_4=12$	2^*	3	0	1	0
$x_5=3$	1	-1	0	0	1

初始单纯形表

画出初始单纯形表：

C_j			4	1	0	0	0	
C_B	X_B	b	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	θ
0	x_3	4	-1	2	1	0	0	2^*
0	x_4	12	2	3	0	1	0	4^*
0	x_5	3	1	-1	0	0	1	3

G_j $4^* \quad 1 \quad 0 \quad 0 \quad 0$

所以 x_1 换入, x_3 换出; 重复以上过程, 最终得到
最优解 $(\frac{21}{5}, \frac{6}{5})^T$, 最优值-18.

2.5: 证明:

$$(LP) \quad \min c^T x \quad \Rightarrow \quad (DP) \quad \max b^T w$$

$$s.t \quad Ax \geq b \quad \Rightarrow \quad s.t \quad A^T w \leq c$$

$$x \geq 0 \quad \Rightarrow \quad w \geq 0$$

$$(LP) \quad \min c^T x \quad \Rightarrow \quad (DP) \quad \max b^T w$$

$$s.t \quad Ax \leq b \quad \Rightarrow \quad s.t \quad A^T w \geq c$$

$$x \geq 0 \quad \Rightarrow \quad w \geq 0$$

因此对偶的对偶是原问题.



↑
义

6

$\lambda \in \mathbb{R}^m$

推导: 定义 Lagrange 函数 $L(x, \lambda, \mu) = c^T x + \lambda^T (b - Ax) - \mu^T x, \mu \geq 0$

对无约束问题 $\min_{x \in \mathbb{R}^n} L(x, \lambda, \mu)$, 记 $g(\lambda, \mu) = \min_{x \in \mathbb{R}^n} L(x, \lambda, \mu)$

$$g(\lambda, \mu) \leq c^T \bar{x} + \lambda^T (b - A\bar{x}) - \mu^T \bar{x} \leq c^T \bar{x}$$

$$\text{即 } \min_{x \in \mathbb{R}^n} L(x, \lambda, \mu) = \begin{cases} b^T \lambda & \text{if } A^T \lambda + \mu = c \\ -\infty & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{aligned} & \max b^T \lambda && \text{另一边同理} \\ & \text{s.t. } A^T \lambda \leq c \end{aligned}$$

