

组合优化与凸优化作业 1

胡冠宇

1. a) 不是凸集, 理由如下:

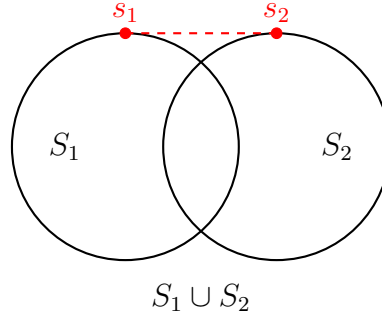


图 1

如图 1 所示, 取图中 $s_1 \in S_1, s_2 \in S_2$ 两点, $\lambda s_1 + (1 - \lambda)s_2$ 为图中红色虚线段. 由于该线段不在 $S_1 \cup S_2$ 内, 因此 $S_1 \cup S_2$ 不是凸集.

- b) 是凸集, 理由如下:

$$\forall s_1, s_2 \in S_1 + S_2, \text{ s.t.}$$

$$s_1 = x_1 + y_1, \quad s_2 = x_2 + y_2, \quad x_1, x_2 \in S_1, \quad y_1, y_2 \in S_2.$$

$$\forall \lambda \in [0, 1], \text{ s.t.}$$

$$\begin{aligned} \lambda s_1 + (1 - \lambda)s_2 &= \lambda(x_1 + y_1) + (1 - \lambda)(x_2 + y_2) \\ &= [\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2] + [\lambda y_1 + (1 - \lambda)y_2], \end{aligned}$$

由于 S_1, S_2 均为凸集, 因此 $\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2 \in S_1, \lambda y_1 + (1 - \lambda)y_2 \in S_2$, 则

$$\lambda s_1 + (1 - \lambda)s_2 \in S_1 + S_2,$$

因此 $S_1 + S_2$ 是凸集.

- c) 是凸集, 理由如下:

$$\forall s_1, s_2 \in S_1 - S_2, \text{ s.t.}$$

$$s_1 = x_1 - y_1, \quad s_2 = x_2 - y_2, \quad x_1, x_2 \in S_1, \quad y_1, y_2 \in S_2.$$

$\forall \lambda \in [0, 1], \text{ s.t.}$

$$\begin{aligned}\lambda s_1 + (1 - \lambda)s_2 &= \lambda(x_1 - y_1) + (1 - \lambda)(x_2 - y_2) \\ &= [\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2] - [\lambda y_1 + (1 - \lambda)y_2],\end{aligned}$$

由于 S_1, S_2 均为凸集, 因此 $\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2 \in S_1, \lambda y_1 + (1 - \lambda)y_2 \in S_2$, 则

$$\lambda s_1 + (1 - \lambda)s_2 \in S_1 - S_2,$$

因此 $S_1 - S_2$ 是凸集.

2. a) 不是凸集, 理由如下:

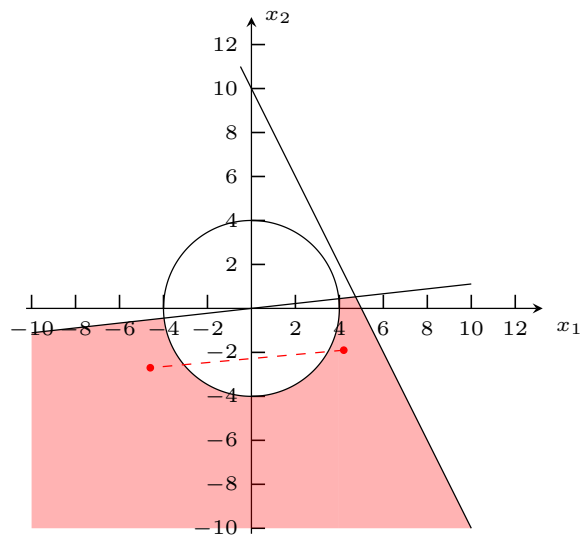


图 2

如图 2, 取图中两点连成线段, 该线段不在 S 内, 因此 S 不是凸集.

b) 是凸集, 理由如下:

$\forall s_1 = (x_1, y_1), s_2 = (x_2, y_2) \in S$, 要证 S 是凸集, 即证 $\forall \lambda \in [0, 1], \text{ s.t.}$

$$\lambda s_1 + (1 - \lambda)s_2 = (x, y) = (\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2, \lambda y_1 + (1 - \lambda)y_2) \in S.$$

因为

$$x + y = \lambda(x_1 + y_1) + (1 - \lambda)(x_2 + y_2) \leq 6,$$

$$-2x + 3y = \lambda(-2x_1 + 3y_1) + (1 - \lambda)(-2x_2 + 3y_2) \geq 2,$$

$$4x - y = \lambda(4x_1 - y_1) + (1 - \lambda)(4x_2 - y_2) \leq 12,$$

则 $(x, y) \in S$, 因此 S 是凸集.

c) 是凸集, 理由如下:

$\forall s_1 = (x_1, y_1), s_2 = (x_2, y_2) \in S$, 要证 S 是凸集, 即证 $\forall \lambda \in [0, 1]$, s.t.

$$\lambda s_1 + (1 - \lambda)s_2 = (x, y) = (\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2, \lambda y_1 + (1 - \lambda)y_2) \in S.$$

易证 $x + y \geq 3, x \geq 1$, 因此只需证明 $-(x - 1)^2 + y \geq 1$ 即可.

令 $f(x) = -(x - 1)^2$, 则 $f''(x) = -2 \leq 0$, 因此函数 $f(x)$ 是凹函数, 即

$$-(x - 1)^2 \geq -\lambda(x_1 - 1)^2 - (1 - \lambda)(x_2 - 1)^2.$$

又因为 $y = \lambda x_2 + (1 - \lambda)y_2$, 所以

$$-(x - 1)^2 + y \geq \lambda[-(x_1 - 1)^2 + y_1] + (1 - \lambda)[-(x_2 - 1)^2 + y_2] \geq 1.$$

因此 S 是凸集.

d) 不是凸集, 理由如下:

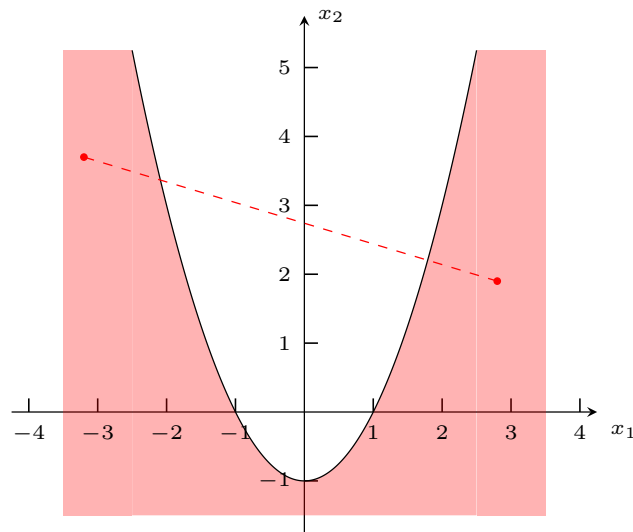


图 3

如图 3, 取图中两点连成线段, 该线段不在 S 内, 因此 S 不是凸集.

3. a) 是凸函数, 理由如下:

$\forall x_1, x_2 \in \mathbb{R}, \lambda \in [0, 1]$, 则

$$\begin{aligned}
 g(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) &= \max_{1 \leq i \leq n, i \in \mathbb{Z}} \{f_i(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2)\} \\
 &\leq \max_{1 \leq i \leq n, i \in \mathbb{Z}} \{\lambda f_i(x_1) + (1 - \lambda)f_i(x_2)\} \\
 &\leq \lambda \max_{1 \leq i \leq n, i \in \mathbb{Z}} f_i(x_1) + (1 - \lambda) \max_{1 \leq i \leq n, i \in \mathbb{Z}} f_i(x_2) \\
 &= \lambda g(x_1) + (1 - \lambda)g(x_2),
 \end{aligned}$$

因此 $g(x)$ 是凸函数.

b) 不是凸函数, 理由如下:

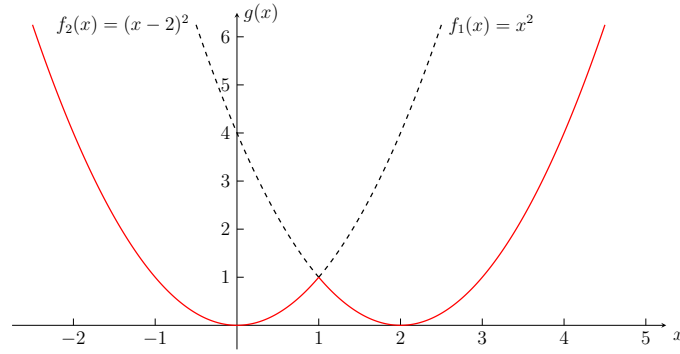


图 4

如图 4 所示, 取 $g(x) = \min\{x^2, (x-2)^2\}$, 即图中红色部分. $\forall x_1, x_2 \in [0, 2]$ 时,

$$g(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \geq \lambda g(x_1) + (1 - \lambda)g(x_2), \quad \lambda \in [0, 1],$$

因此 $g(x)$ 不是凸函数.

c) 是凸函数, 理由如下:

$$\forall \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in \mathbb{S}, \mathbb{S} = \left\{ [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \mid x_i > 0, \sum_{i=1}^n x_i = 1 \right\}, \lambda \in [0, 1], \text{ 有}$$

$$\begin{aligned}
 \text{LHS} &= g(\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda)\mathbf{x}^{(2)}) \\
 &= \sum_{i=1}^n \left(\lambda x_i^{(1)} + (1 - \lambda)x_i^{(2)} \right) \log \left(\lambda x_i^{(1)} + (1 - \lambda)x_i^{(2)} \right),
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{RHS} &= \lambda g(\mathbf{x}^{(1)}) + (1 - \lambda)g(\mathbf{x}^{(2)}) \\
 &= \lambda \sum_{i=1}^n x_i^{(1)} \log x_i^{(1)} + (1 - \lambda) \sum_{i=1}^n x_i^{(2)} \log x_i^{(2)}.
 \end{aligned}$$

令 $h(x) = x \log x$, 易知 $h''(x) = \frac{1}{x} > 0$, 则 $h(x)$ 为凸函数, 因此有

$$h(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \leq \lambda h(x_1) + (1 - \lambda)h(x_2),$$

则

$$\begin{aligned} \text{LHS} &\leq \sum_{i=1}^n \lambda x_i^{(1)} \log x_i^{(1)} + (1 - \lambda) x_i^{(2)} \log x_i^{(2)} \\ &= \text{RHS}, \end{aligned}$$

因此 $g(x)$ 是凸函数.

d) 不是凸函数, 理由如下:

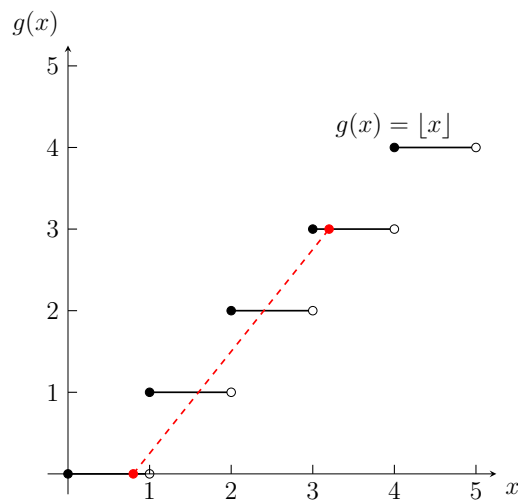


图 5

如图 5 所示, 取 $g(x)$ 上的点 $(0.8, 0)$ 和 $(3.2, 3)$ 并连成如图中所示的红色虚线段, 可观察到在 $[0.8, 3.2]$ 中有存在于线段上方的值, 因此 $g(x)$ 不是凸函数.

e) 是凸函数, 理由如下:

函数 $g(x)$ 可等价地表示为

$$g(x) = \max_{\substack{S \subseteq \mathbb{Z} \cap [1, n] \\ |S|=k}} \sum_{x \in S} x_i.$$

又因为 $f_1(x) = \max x$ 与 $f_2(x) = x$ 均为凸函数, 则 $g(x)$ 也为凸函数.

f) 是凸函数, 理由如下:

$\forall x_1, x_2 \in \mathbb{R}, \lambda \in [0, 1]$, 有

$$\begin{aligned}\text{LHS} &= g(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \\ &= (\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2)^2 \\ &= \lambda^2 x_1^2 + (1 - \lambda)^2 x_2^2 + 2\lambda(1 - \lambda)x_1 x_2,\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{RHS} &= \lambda g(x_1) + (1 - \lambda)g(x_2) \\ &= \lambda x_1^2 + (1 - \lambda)x_2^2,\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{LHS} - \text{RHS} &= [\lambda^2 x_1^2 + (1 - \lambda)^2 x_2^2 + 2\lambda(1 - \lambda)x_1 x_2] - [\lambda x_1^2 + (1 - \lambda)x_2^2] \\ &= -\lambda(1 - \lambda)(x_1 + x_2)^2 \\ &\leq 0,\end{aligned}$$

因此 $g(x)$ 是凸函数.

4. a) 将问题化为标准型:

$$\begin{cases} \max & 2x'_1 + x_2 - 2x'_3 + 2x''_3 \\ \text{s.t.} & x'_1 + x_2 + x'_3 - x''_3 = 4, \\ & x'_1 + x_2 - x'_3 + x''_3 + x_4 = 6, \\ & x'_1, x_2, x'_3, x''_3, x_4 \geq 0, \end{cases}$$

则 $\mathbf{A} = (\mathbf{P}_1 \ \mathbf{P}_2 \ \mathbf{P}_3 \ \mathbf{P}_4 \ \mathbf{P}_5) = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & 1 & -1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$, $\mathbf{b} = (4 \ 6)^\top$.

讨论过程如表 1 所示, 最优解为 $(5 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0)^\top$, 最优值为 12.

b) 将问题化为标准型:

$$\begin{cases} \max & -2x_1 + x'_2 - 3x_3 - x'_4 + x''_4 \\ \text{s.t.} & x_1 - x'_2 + x_3 + x'_4 - x''_4 + x_5 = 7, \\ & -2x_1 - 3x'_2 - 5x_3 = 8, \\ & x_1 - 2x_3 + 2x'_4 - 2x''_4 - x_6 = 1, \\ & x_1, x'_2, x_3, x'_4, x''_4, x_5, x_6 \geq 0, \end{cases}$$

表 1

B	B^{-1}	$x_B = B^{-1}b$	基本解	值
$(P_1 \ P_2), (P_3 \ P_4)$	-	-	-	-
$(P_1 \ P_3), (P_2 \ P_3)$	$\frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$	$(5 \ -1)^T$	$\begin{pmatrix} 5 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & -1 & 0 & 0 \end{pmatrix}^T$	-
$(P_1 \ P_4), (P_2 \ P_4)$	$\frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}$	$(5 \ 1)^T$	$\begin{pmatrix} 5 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}^T$	12
$(P_1 \ P_5), (P_2 \ P_5)$	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}$	$(4 \ 2)^T$	$\begin{pmatrix} 4 & 0 & 0 & 0 & 2 \\ 0 & 4 & 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}^T$	8
$(P_3 \ P_5)$	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$	$(4 \ 10)^T$	$(0 \ 0 \ 3 \ 0 \ 10)^T$	-8
$(P_4 \ P_5)$	$-\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$	$(-4 \ -10)^T$	$(0 \ 0 \ 0 \ -4 \ -10)^T$	-

则 $A = (P_1 \ P_2 \ P_3 \ P_4 \ P_5 \ P_6 \ P_7) = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 & 1 & -1 & 1 & 0 \\ -2 & -3 & -5 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & -2 & 2 & -2 & 0 & -1 \end{pmatrix},$

$b = (7 \ 8 \ 1)^T$. 由约束可知, 当 $x_1, x'_2, x_3 \geq 0$ 时, $-2x_1 - 3x'_2 - 5x_3 = 8$ 不成立, 因此该问题无解.

5. a) 如图 6 所示, 可行域为空, 因此无解.

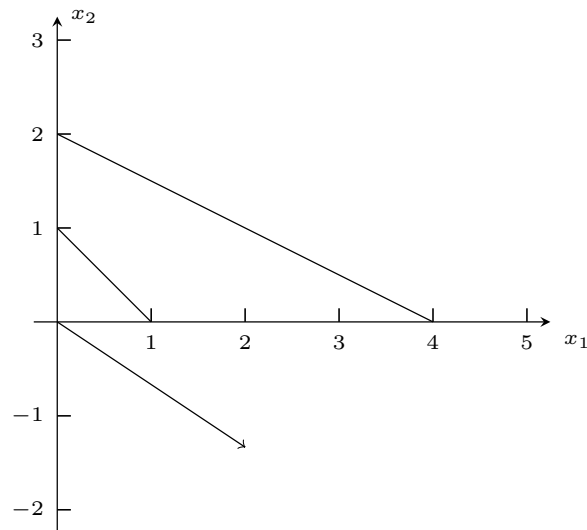


图 6

b) 如图 7 所示, 可行域为红色区域. $f = -x_1 + 3x_2$ 在可行域内可以无限小, 因此无解.

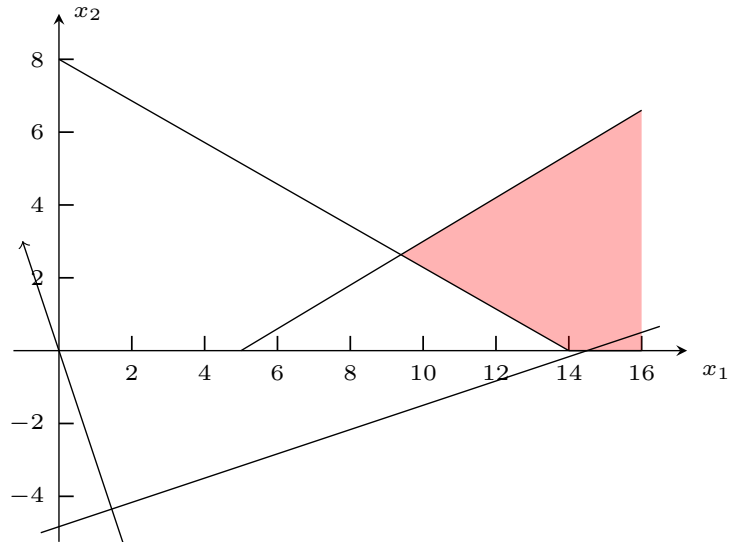


图 7

6. 问题可写成

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & -3 & 2 & -1 \end{pmatrix} \mathbf{x} = \begin{pmatrix} 4 \\ -5 \end{pmatrix},$$

基本解见表 2.

表 2

B	B^{-1}	\mathbf{x}_B	基本解
$(P_1 \ P_2)$	$\frac{1}{3} \begin{pmatrix} 1 & -2 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\left(\frac{14}{3} \ -\frac{1}{3}\right)^T$	$\left(\frac{14}{3} \ -\frac{1}{3} \ 0 \ 0 \ 0\right)^T$
$(P_1 \ P_4)$	$\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$	$(3 \ -1)^T$	$(3 \ 0 \ 0 \ -1 \ 0)^T$
$(P_2 \ P_3)$	$\frac{1}{9} \begin{pmatrix} 3 & 3 \\ 1 & -2 \end{pmatrix}$	$\left(-\frac{1}{3} \ -\frac{14}{9}\right)^T$	$\left(0 \ -\frac{1}{3} \ -\frac{14}{9} \ 0 \ 0\right)^T$

7. 由题可知, $A = (P_1 \ P_2 \ P_3 \ P_4) = \begin{pmatrix} 2 & 4 & 2 & 2 \\ 4 & 10 & 6 & 8 \end{pmatrix}$, $\mathbf{b} = \begin{pmatrix} 4 \\ 12 \end{pmatrix}$. 基本解及 B , B^{-1} , N , \mathbf{x}_B , \mathbf{x}_N 见表 3.

8. **必要性:** 若 $\mathbf{x} = (x_1 \ \cdots \ x_k \ 0 \ \cdots 0)^T \in \mathbb{R}^n$ 为基本可行解, 且 $x_1, \dots, x_k > 0$, 对应的 $B = (P_1 \ P_2 \ \cdots \ P_k)$. 假设 P_1, P_2, \dots, P_k 线性相关, 则 $\exists \mathbf{d} \neq \mathbf{0}$, s.t. $A\mathbf{d} = \mathbf{0}$. 将 \mathbf{x} 沿 \mathbf{d} 的方向移动 λ , 得到 $\mathbf{x} + \lambda\mathbf{d}$, 则

$$A(\mathbf{x} + \lambda\mathbf{d}) = A\mathbf{x} + \lambda A\mathbf{d} = \mathbf{b},$$

表 3

B	N	B^{-1}	x_B	x_N	基本解
$(P_1 \ P_2)$	$(P_3 \ P_4)$	$\frac{1}{2} \begin{pmatrix} 5 & -2 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}$	$(-2 \ 2)^T$	$(0 \ 0)^T$	$(-2 \ 2 \ 0 \ 0)^T$
$(P_1 \ P_3)$	$(P_2 \ P_4)$	$\frac{1}{2} \begin{pmatrix} 3 & -1 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}$	$(0 \ 2)^T$	$(0 \ 0)^T$	$(0 \ 0 \ 2 \ 0)^T$

这说明 $x + \lambda d$ 仍然满足原约束, 只需 $x + \lambda d \geq 0$, 这说明 x 不唯一, 因此不是基本可行解.

充分性: 若 x 为可行解, 且 P_1, P_2, \dots, P_k 线性无关, 则可令

$$B = (P_1 \ P_2 \ \dots \ P_k),$$

此时 x 可分为 x_B 和 x_N 两部分, 且 $x_B = B^{-1}b$. 由于 x_B 唯一确定, 则 x_N 也唯一确定且 $x_N = 0$, 因此 x 是基本可行解.

9. a) 将问题化为标准型:

$$\begin{cases} \max & 6x_1 + 14x_2 + 13x_3 \\ \text{s.t.} & x_1 + 4x_2 + 2x_3 + x_4 = 48, \\ & x_1 + 2x_2 + 4x_3 + x_5 = 60, \\ & x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 \geq 0. \end{cases}$$

使用单纯形表, 如表 4 所示. 因此原问题的最优解为 $x = (36 \ 0 \ 6)^T$, 最优值为 294.

b) 将问题化为标准型:

$$\begin{cases} \max & -3x_1 + 2x_2 + 4x_3 \\ \text{s.t.} & 4x_1 + 5x_2 - 2x_3 + x_4 = 22, \\ & x_1 - 2x_2 + x_3 + x_5 = 30, \\ & x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 \geq 0. \end{cases}$$

使用单纯形表, 如表 5 所示. 因此原问题的最优解为 $x = (0 \ 82 \ 194)^T$, 最优值为 940.

表 4

c_B	x_B	b	6	14	13	0	0	θ_i
			x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
0	x_4	48	1	(4)	2	1	0	12
0	x_5	60	1	2	4	0	1	30
$-z$		0	6	14*	13	0	0	
14	x_2	12	$\frac{1}{4}$	1	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{4}$	0	24
0	x_5	36	$\frac{1}{2}$	0	(3)	$-\frac{1}{2}$	1	12
$-z$		-168	$\frac{5}{2}$	0	6*	$-\frac{7}{2}$	0	
14	x_2	6	$(\frac{1}{6})$	1	0	$\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{6}$	36
13	x_3	12	$\frac{1}{6}$	0	1	$-\frac{1}{6}$	$\frac{1}{3}$	72
$-z$		-240	$\frac{3}{2}$ *	0	0	$-\frac{5}{2}$	-2	
6	x_1	36	1	6	0	2	-1	
13	x_3	6	0	-1	1	$-\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	
$-z$		-294	0	-9	0	$-\frac{11}{2}$	$-\frac{1}{2}$	

c) 将问题化为标准型:

$$\begin{cases} \max & x_1 + x_2 + x_3 \\ \text{s.t.} & -x_1 - x_3 + x_4 = 5, \\ & 2x_1 - 3x_2 + x_3 + x_5 = 3, \\ & 2x_1 - 5x_2 + 6x_3 + x_6 = 5, \\ & x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6 \geq 0. \end{cases}$$

使用单纯形表, 如表 6 所示. 因此最优解不存在.

10. 使用大 M 法, 得到

$$\begin{cases} \max & 4x_1 + 2x_2 + 8x_3 - Mx_5 \\ \text{s.t.} & 2x_1 - x_2 + 3x_3 + x_4 = 30, \\ & x_1 + 2x_2 + 4x_3 + x_5 = 40, \\ & x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 \geq 0. \end{cases}$$

使用单纯形表, 如表 7 所示.

因此原问题的最优解为 $x = (20 \ 10 \ 0)$, 最优值为 100.

表 5

c_B	x_B	b	-3	2	4	0	0	θ_i
			x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
0	x_4	22	4	5	-2	1	0	30
0	x_5	30	1	-2	(1)	0	1	
$-z$		0	-3	2	4*	0	0	
0	x_4	82	6	(1)	0	1	2	82
4	x_3	30	1	-2	1	0	1	
$-z$		-120	-7	10*	0	0	-4	
2	x_2	82	6	1	0	1	2	
4	x_3	194	13	0	1	2	5	
$-z$		-940	-67	0	0	-10	-24	

表 6

c_B	x_B	b	1	1	1	0	0	0	θ_i
			x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	
0	x_4	5	-1	0	1	1	0	0	$\frac{3}{2}$ $\frac{5}{2}$
0	x_5	3	(2)	-3	1	0	1	0	
0	x_6	5	2	-5	6	0	0	1	
$-z$		0	1*	1	1	0	0	0	
0	x_4	$\frac{13}{2}$	0	$-\frac{3}{2}$	$\frac{3}{2}$	1	$\frac{1}{2}$	0	
1	x_1	$\frac{3}{2}$	1	$-\frac{3}{2}$	$\frac{1}{2}$	0	$\frac{1}{2}$	0	
0	x_6	2	0	-2	5	0	-1	1	
$-z$		0	0	$\frac{5}{2}$ *	$\frac{1}{2}$	0	$-\frac{1}{2}$	0	

使用两阶段法, 第一阶段得到

$$\begin{cases} \max & -x_4 - x_5 \\ \text{s.t.} & 2x_1 - x_2 + 3x_3 + x_4 = 30, \\ & x_1 + 2x_2 + 4x_3 + x_5 = 40, \\ & x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 \geq 0. \end{cases}$$

如表 8 所示, 使用单纯形表得到原问题的基本可行解 $x = (0 \ 0 \ 10)$.

如表 9 所示, 使用单纯形表继续计算, 得到原问题的最优解 $x = (20 \ 10 \ 0)$, 最优

表 7

\mathbf{c}_B	\mathbf{x}_B	\mathbf{b}	4	2	8	0	$-M$	θ_i
			x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
0	x_4	30	2	-1	3	1	0	10
$-M$	x_5	40	1	2	(4)	0	1	10
$-z$		0	$M+4$	$2M+2$	$4M+8^*$	0	0	
0	x_4	0	$(\frac{5}{4})$	$-\frac{5}{2}$	0	1	$-\frac{3}{4}$	0
8	x_3	10	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{2}$	1	0	$\frac{1}{4}$	40
$-z$		-80	2^*	-2	0	0	$-M-2$	
4	x_1	0	1	-2	0	$\frac{4}{5}$	$-\frac{3}{5}$	10
8	x_3	10	0	(1)	1	$-\frac{1}{5}$	$\frac{2}{5}$	
$-z$		-80	0	2^*	0	$-\frac{8}{5}$	$-M-\frac{4}{5}$	
4	x_1	20	1	0	2	$\frac{2}{5}$	$\frac{1}{5}$	
2	x_2	10	0	1	1	$-\frac{1}{5}$	$\frac{2}{5}$	
$-z$		-100	0	0	-2	$-\frac{6}{5}$	$-M-\frac{8}{5}$	

值为 100.

11. 对于线性规划问题

$$(LP) \begin{cases} \max & \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{s.t.} & \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}, \\ & \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \end{cases}$$

其对偶问题为

$$(DP) \begin{cases} \min & \mathbf{b}^T \mathbf{y} \\ \text{s.t.} & \mathbf{A}^T \mathbf{y} \geq \mathbf{c}, \\ & \mathbf{y} \geq \mathbf{0}, \end{cases}$$

则 DP 的对偶问题为

$$\begin{cases} \max & \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{s.t.} & \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}, \\ & \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \end{cases}$$

证毕.

12. 原问题与其对偶问题之间的核心联系体现在对偶定理.

表 8

c_B	x_B	b	0	0	0	-1	-1	θ_i
			x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
-1	x_4	30	2	-1	3	1	0	10
-1	x_5	40	1	2	(4)	0	1	10
$-z$		70	3	1	7*	0	0	
0	x_3	10	$\frac{2}{3}$	$-\frac{1}{3}$	1	$\frac{1}{3}$	0	
-1	x_5	0	$-\frac{5}{3}$	$(\frac{10}{3})$	0	$-\frac{4}{3}$	1	0
$-z$		0	$-\frac{5}{3}$	$\frac{10}{3}$ *	0	$-\frac{7}{3}$	0	
0	x_3	10	$\frac{1}{2}$	0	1	$\frac{1}{5}$	$\frac{1}{10}$	
0	x_2	0	$-\frac{1}{2}$	1	0	$-\frac{2}{5}$	$\frac{3}{10}$	
$-z$		0	0	0	0	-1	-1	

表 9

c_B	x_B	b	4	2	8	θ_i
			x_1	x_2	x_3	
8	x_3	10	$(\frac{1}{2})$	0	1	20
2	x_2	0	$-\frac{1}{2}$	1	0	
$-z$		-80	1*	0	0	
4	x_1	20	1	0	2	
2	x_2	10	0	1	1	
$-z$		-100	0	0	-2	

定理 1 (弱对偶定理). 对于任何原问题的可行解 x 及其对偶问题的可行解 y , 总有

$$c^T x \leq b^T y$$

定理 2 (强对偶定理). 若原问题及其对偶问题均有可行解且分别为 x^* 和 y^* , 则

$$c^T x^* = b^T y^*$$

原问题与其对偶问题之间的区别在于:

- 目标函数的区别
 - 原问题是最大化问题 $\max c^T x$.
 - 其对偶问题是最大化问题 $\min b^T y$.

- 约束条件的转换

- 原问题的约束右端项 \mathbf{b} 变成其对偶目标函数的系数.
- 原问题的目标函数系数 \mathbf{c} 变成其对偶约束的右端项.
- 原问题的约束方向 \leq 变成对偶问题的 \geq .

- 变量的物理意义

在资源分配问题中, 原问题变量 \mathbf{x} 表示实际分配方案, 而其对应变量 \mathbf{y} 可以解释为资源的影子价格, 表示单位资源的价值.

- 计算难度

若原问题有 n 个变量和 m 个约束, 当 $m \ll n$ 时求解对偶问题可能更简单.

13. a) 错.

考虑问题

$$\begin{cases} \max & x_1 + x_2 \\ \text{s.t.} & x_1 + x_2 \leq 2, \\ & x_1, x_2 \geq 0. \end{cases}$$

易知该问题的最优解解集合为 $\{(x_1, x_2) \mid x_1 + x_2 = 2, x_1, x_2 \geq 0\}$, 其中 $(2, 0)$ 和 $(0, 2)$ 为基本可行解, 因此最优解不一定是最优基本可行解.

b) 对.

线性规划问题的可行域是凸集, 且目标函数为线性. 若存在多个不同的最优解 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_k$, 则它们的凸组合也是最优解, 因此形成无穷多个解.

c) 错.

考虑问题

$$\begin{cases} \max & x_1 + x_2 \\ \text{s.t.} & x_1 + x_2 \leq 2, \\ & x_1, x_2 \geq 0. \end{cases}$$

易知该问题的最优解解集合为 $\{(x_1, x_2) \mid x_1 + x_2 = 2, x_1, x_2 \geq 0\}$. 考虑最优解 $(1, 1)$, 它有两个变量值为正, 因此不一定存在最多 m 个变量值为正.

d) 对.

可行域内的顶点构成基本可行解, 其最多有 m 个正分量. 非基变量共有 $n - m$ 个, 因此基变换过程中可选择的入基变量最多有 $n - m$ 个, 因此每个顶点至多有 $n - m$ 个相邻顶点.

14. 见附件.

15. 代码见附件.

设各长度的钢管数量构成 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$, 使得

$$\begin{pmatrix} 2.9 & 2.1 & 1.5 \end{pmatrix} \mathbf{x} \leq 7.4, \quad x_1, x_2, x_3 \text{ 为正整数.}$$

遍历所有可能的情况, 得到如表 10 中所示的 21 种可能的方案, 表中的前三列构成矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{3 \times 21}$, 第五列构成向量 $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^{21}$.

表 10 制作 100 套钢架问题中可能的方案

2.9m 钢管数量	2.1m 钢管数量	1.5m 钢管数量	消耗长度 (m)	剩余长度 (m)	方案执行次数
0	0	1	5.9	1.5	0
0	0	2	4.4	3.0	0
0	0	3	2.9	4.5	0
0	0	4	1.4	6.0	0
0	1	0	5.3	2.1	0
0	1	1	3.8	3.6	0
0	1	2	2.3	5.1	0
0	1	3	0.8	6.6	0
0	2	0	3.2	4.2	0
0	2	1	1.7	5.7	0
0	2	2	0.2	7.2	0
0	3	0	1.1	6.3	0
1	0	0	4.5	2.9	0
1	0	1	3.0	4.4	0
1	0	2	1.5	5.9	0
1	0	3	0.0	7.4	30
1	1	0	2.4	5.0	0
1	1	1	0.9	6.5	0
1	2	0	0.3	7.1	50
2	0	0	1.6	5.8	0
2	0	1	0.1	7.3	10

设每种方案执行次数构成 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{21}$, 为了使材料最省, 则只需让 $\mathbf{c}^T \mathbf{y}$ 最小, 因此得到优化问题

$$\begin{cases} \min & \mathbf{c}^T \mathbf{y} \\ \text{s.t.} & \mathbf{A} \mathbf{y} = 100 \mathbf{J}, \\ & y_1, y_2, \dots, y_{21} \text{ 为正整数,} \end{cases} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{J} \in \mathbb{R}^{21}$ 为全 1 向量.

使用 Julia 编写程序并求解公式 (1), 得到表 10 中的第六列, 该列表示公式 (1) 的最

优解 \mathbf{y}^* .

因此, 最优值为

$$\mathbf{c}^T \mathbf{y}^* = 16,$$

即浪费了 16m 的钢管, 共消耗了 $\mathbf{J}^T \mathbf{y}^* = 90$ 根钢管.

21× 6 DataFrame						
Row	2.9m Int64	2.1m Int64	1.5m Int64	Spend Float64	Remain Float64	Count Int64
1	0	0	1	5.9	1.5	0
2	0	0	2	4.4	3.0	0
3	0	0	3	2.9	4.5	0
4	0	0	4	1.4	6.0	0
5	0	1	0	5.3	2.1	0
6	0	1	1	3.8	3.6	0
7	0	1	2	2.3	5.1	0
8	0	1	3	0.8	6.6	0
9	0	2	0	3.2	4.2	0
10	0	2	1	1.7	5.7	0
11	0	2	2	0.2	7.2	0
12	0	3	0	1.1	6.3	0
13	1	0	0	4.5	2.9	0
14	1	0	1	3.0	4.4	0
15	1	0	2	1.5	5.9	0
16	1	0	3	0.0	7.4	30
17	1	1	0	2.4	5.0	0
18	1	1	1	0.9	6.5	0
19	1	2	0	0.3	7.1	50
20	2	0	0	1.6	5.8	0
21	2	0	1	0.1	7.3	10
Total: 90						
Min waste:16.0						

图 8

程序运行输出如图 8 所示.

16. (a) 线性优化与非线性优化

线性优化形如

$$\begin{cases} \max & \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{s.t.} & \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}, \end{cases}$$

它的目标函数和约束条件都是线性的.

非线性优化形如

$$\begin{cases} \max & f(\mathbf{x}) \\ \text{s.t.} & g_i(\mathbf{x}) \leq 0, \\ & h_j(\mathbf{x}) = 0. \end{cases}$$

它的目标函数或约束条件中至少有一个是非线性的.

线性优化是非线性优化的一种特例，即非线性优化更一般。

(b) 凸优化与非凸优化

凸优化需要满足三点: (1) 目标函数是凸函数; (2) 约束是凸集; (3) 具有唯一全局最优解. 非凸优化的目标函数或约束可能是非凸的.

凸优化是非凸优化的一个特例, 很多非凸问题可以通过凸化转化为凸优化问题.

(c) 光滑优化与非光滑优化

光滑优化中的目标函数可微, 并且通常具有连续的一阶或高阶导数. 非光滑优化中的目标函数不可微, 如 $|x|$ 在 0 点处不可导.

许多非光滑优化可以通过光滑化处理, 使其变成光滑优化.

(d) 线性化: 通过泰勒展开, 一阶近似等方式, 把非线性问题转化为线性问题, 如

$$f(\mathbf{x}) \approx f(\mathbf{x}_0) + \nabla^T f(\mathbf{x}_0)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)$$

可将非线性函数近似成线性函数.

凸化: 凸化是使非凸优化问题变成凸优化问题的常见方法, 如松弛, 变量变换, 凸包逼近等.

光滑化: 通过引入平滑函数逼近非光滑函数, 如 σ 平滑

$$H(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}x^2, & |x| \leq \sigma, \\ \sigma \left(|x| - \frac{1}{2}\sigma \right), & |x| > \sigma, \end{cases}$$

或 Softmax 近似等.

(e) 近年来, 随着深度学习的快速发展, 非凸优化也更加受到重视.

神经网络的损失函数通常是非凸的, 且神经网络权重空间往往复杂, 存在多个局部最优和鞍点, 在训练过程使用的梯度下降方法并不保证找到全局最优解. 但近年来的研究发现, 即使深度学习的优化问题是非凸的, 实践中仍然可以找到可接受的解决方案, 比如有研究表明, 大规模神经网络的局部最优点往往表现良好.

17. 内点法的核心思想为通过迭代更新, 从多面体的内部逐渐接近最优解, 而不是像单纯形法那样沿着可行域的边界移动.

对于标准的线性规划问题

$$\begin{cases} \min & \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{s.t.} & \mathbf{Ax} = \mathbf{b}, \\ & \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \end{cases}$$

它的可行域为

$$\mathcal{F} = \{x \mid Ax = b, x \geq 0\}.$$

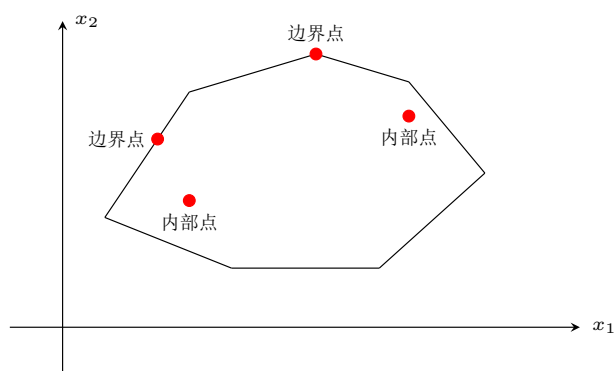


图 9

如图 9 所示, 可行域 \mathcal{F} 大致分为边界和内部.

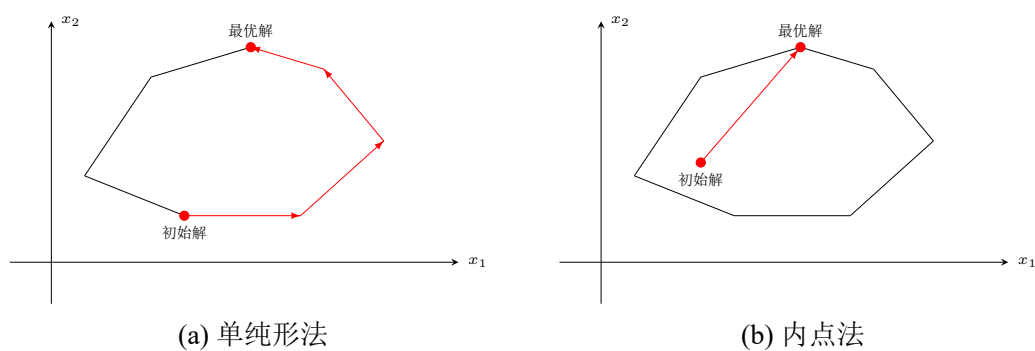


图 10 不同方法搜索过程示意图

如图 10 所示, 单纯形法往往从多面体的一个顶点 (基本可行解) 出发, 沿着边界寻找最优解, 而内点法是从多面体的内部出发, 沿着搜索方向寻找最优解, 因此通常情况下, 内点法比单纯形法的效率更高.