

题目 1. 求证: $S = \{x \in \mathbb{R}^n | x = Ay, A \in \mathcal{M}(\mathbb{R})_{n \times m}, y \in \mathbb{R}^m, y \geq 0\}$ 是凸集.

证明. $\forall x_1, x_2 \in S, \exists y_1, y_2 \in \mathbb{R}^m$ s.t. $x_1 = Ay_1, x_2 = Ay_2$, 其中 $y_1, y_2 \geq 0$.

$\forall \lambda \in [0, 1], \lambda x_1 + (1-\lambda)x_2 = \lambda Ay_1 + (1-\lambda)Ay_2 = A(\lambda y_1 + (1-\lambda)y_2)$. 因为 $\lambda y_1 + (1-\lambda)y_2 \geq 0$, 得 $\lambda x_1 + (1-\lambda)x_2 \in S$. 所以 S 是凸集. \square

题目 2. S 是 E_n 中的一个非空凸集. 求证: $\forall k \geq 2, k \in \mathbb{N}$, 若 $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(k)} \in S$, 则 $\sum_{i=1}^k \lambda_i x^{(i)} \in S$, 其中 $\sum_{i=1}^k \lambda_i = 1, \lambda_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, k)$.

证明. 使用归纳法. 归纳基础: $k = 2$ 时: 若 $x^{(1)}, x^{(2)} \in S$, 由 S 是凸集, 立得命题成立.

假设 $k = m - 1 (m \geq 3, m \in \mathbb{N})$ 时命题成立. 考虑 $k = m$ 时: 若 $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)} \in S, \sum_{i=1}^m \lambda_i = 1, \lambda_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, m)$, 有

$$\sum_{i=1}^m \lambda_i x^{(i)} = \sum_{i=1}^{m-1} \lambda_i x^{(i)} + \lambda_m x^{(m)} = \left(\sum_{i=1}^{m-1} \lambda_i \right) \left(\sum_{i=1}^{m-1} \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^{m-1} \lambda_i} x^{(i)} \right) + \lambda_m x^{(m)}$$

因为 $\sum_{i=1}^{m-1} \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^{m-1} \lambda_i} = 1$, 由归纳假设, $\sum_{i=1}^{m-1} \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^{m-1} \lambda_i} x^{(i)} \in S$. 又因为 $\sum_{i=1}^{m-1} \lambda_i + \lambda_m = 1$, 得 $\sum_{i=1}^m \lambda_i x^{(i)} \in S$. 所以命题对 $k = m$ 成立.

归纳知命题对 $\forall k \geq 2, k \in \mathbb{N}$ 成立. \square

题目 3. 用图解法解线性规划问题.

1. $\max -20x_1 + 10x_2$ s.t.

2. $\min -3x_1 - 2x_2$ s.t.

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 + x_2 \geq 10 \\ -10x_1 + x_2 \leq 10 \\ -5x_1 + 5x_2 \leq 25 \\ x_1 + 4x_2 \geq 20 \\ x_1, x_2 \geq 0 \end{array} \right. \quad \left\{ \begin{array}{l} 3x_1 + 2x_2 \leq 6 \\ x_1 - 2x_2 \leq 1 \\ x_1 + x_2 \geq 1 \\ -x_1 + 2x_2 \leq 1 \\ x_1, x_2 \geq 0 \end{array} \right.$$

解.

1. 如图 1a, 阴影部分为可行域, 点 $A = (\frac{5}{2}, \frac{15}{2})$. 最优解在点 A 取得, 最优值 $f^* = 25$.
2. 如图 1b, 阴影部分为可行域, 点 $A = (\frac{7}{4}, \frac{3}{8})$, $B = (\frac{5}{4}, \frac{9}{8})$. 最优解在线段 AB 取得, 最优值 $f^* = -6$.

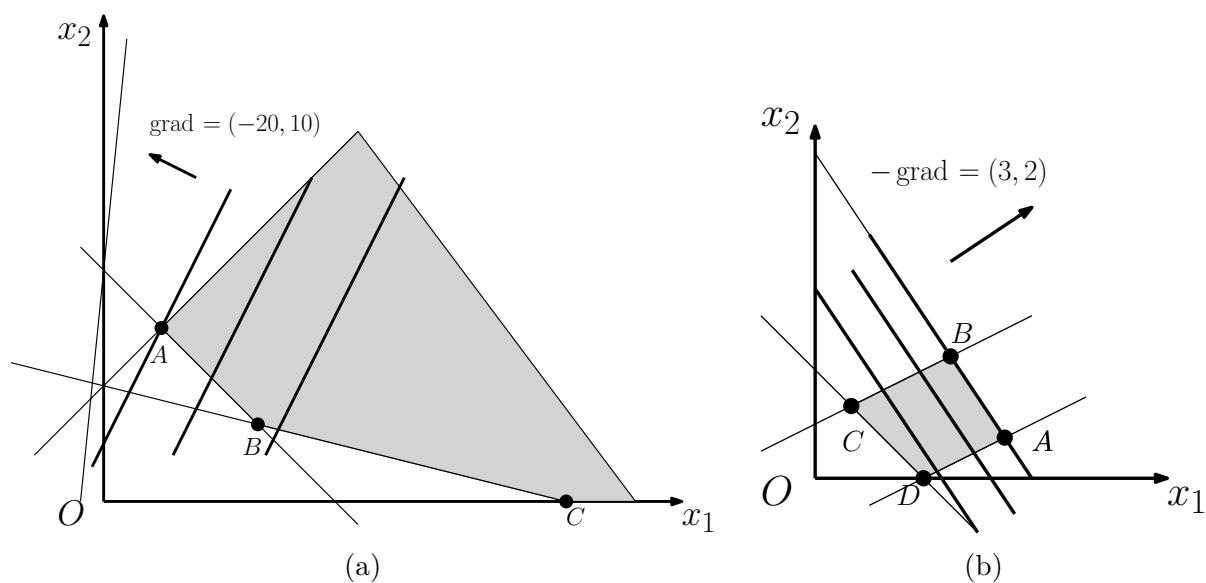


图 1

题目 1. 习题 2.4. 设 $S = \{\mathbf{x} \mid A\mathbf{x} \geq \mathbf{b}\}$, 其中 A 是 $m \times n$ 矩阵, $m > n$, A 的秩为 n . 证明 $\mathbf{x}^{(0)}$ 是 S 的极点的充要条件是 A 和 \mathbf{b} 可作如下分解:

$$A = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{b}_2 \end{bmatrix}$$

其中, A_1 有 n 个行, 且 A_1 的秩为 n , \mathbf{b}_1 是 n 维列向量, 使得 $A_1\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{b}_1$, $A_2\mathbf{x}^{(0)} \geq \mathbf{b}_2$.

证明. 先证明 \Rightarrow . 已知 $\mathbf{x}^{(0)}$ 是 S 的极点. 假设 A 和 \mathbf{b} 不可作题设分解, 即分解后找不到 A 的 n 个线性无关的行组成 A_1 使 $A_1\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{b}_1$.

设 A 和 \mathbf{b} 可作分解: $A = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{bmatrix}$, $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{b}_2 \end{bmatrix}$ 使得 $A_1\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{b}_1$, $A_2\mathbf{x}^{(0)} > \mathbf{b}_2$, 且 A_1 的秩 $r < n$. 解线性方程组 $A_1\mathbf{x} = \mathbf{0}$, 其解的自由度为 $n - r$, 存在 $n - r$ 个线性无关的解 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{n-r}$, 解集为 $N(A_1) = \{\mathbf{x} \mid \mathbf{x} = \sum_{j=1}^{n-r} c_j \mathbf{x}_j\}$. 则方程 $A_1\mathbf{x} = \mathbf{b}_1$ 的解集为 $X = \{\mathbf{x} \mid \mathbf{x} = \mathbf{x}^{(0)} + \sum_{j=1}^{n-r} c_j \mathbf{x}_j\}$.

已知在 S 中存在 $\mathbf{x}^{(0)} \in S$. 以下证明引理: $\exists \delta > 0$ s.t. $\forall \mathbf{x} \in X$, 若 $\|\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(0)}\|_\infty < \delta$, 则 $\mathbf{x} \in S$. $\forall \mathbf{x} \in X$, 由于 $A\mathbf{x} = \begin{bmatrix} A_1\mathbf{x} \\ A_2\mathbf{x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_1 \\ A_2\mathbf{x} \end{bmatrix}$, 所以 $\mathbf{x} \in S$ 只需 $A_2\mathbf{x} \geq \mathbf{b}_2$. 由于 $A_2\mathbf{x}^{(0)} > \mathbf{b}_2$, 知向量 $A_2\mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{b}_2$ 的各个分量的最小值 $m = \min\{(A_2\mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{b}_2)_i\} > 0$. 取 $\delta = \frac{m}{\|A_2\|_\infty} > 0$, 若 $\|\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(0)}\|_\infty < \delta$, 有

$$\|A_2(\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(0)})\|_\infty \leq \|A_2\|_\infty \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(0)}\|_\infty \leq \delta \|A_2\|_\infty = m$$

从而 $A_2\mathbf{x} - \mathbf{b}_2 = A_2(\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(0)}) + (A_2\mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{b}_2) \geq \mathbf{0}$, $\mathbf{x} \in S$, 引理得证.

对 $\delta = \frac{m}{\|A_2\|_\infty} > 0$, 取 $\mathbf{x}^{(1)} = \mathbf{x}^{(0)} + \sum_{j=1}^{n-r} \frac{\delta}{2(n-r)} \frac{\mathbf{x}_j}{\|\mathbf{x}_j\|_\infty} \in X$, 则

$$\|\mathbf{x}^{(1)} - \mathbf{x}^{(0)}\|_\infty = \left\| \sum_{j=1}^{n-r} \frac{\delta}{2(n-r)} \frac{\mathbf{x}_j}{\|\mathbf{x}_j\|_\infty} \right\|_\infty \leq \sum_{j=1}^{n-r} \left\| \frac{\delta}{2(n-r)} \frac{\mathbf{x}_j}{\|\mathbf{x}_j\|_\infty} \right\|_\infty = \frac{\delta}{2} < \delta$$

取 $\mathbf{x}^{(2)} = 2\mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{x}^{(1)}$, 满足 $A_1\mathbf{x}^{(2)} = 2A_1\mathbf{x}^{(0)} - A_1\mathbf{x}^{(1)} = 2\mathbf{b}_1 - \mathbf{b}_1 = \mathbf{b}_1$, 故 $\mathbf{x}^{(2)} \in X$. 并且 $\|\mathbf{x}^{(2)} - \mathbf{x}^{(0)}\|_\infty = \|\mathbf{x}^{(0)} - \mathbf{x}^{(1)}\|_\infty < \delta$. 根据引理, $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S$, 且 $\mathbf{x}^{(0)} = \frac{1}{2}\mathbf{x}^{(1)} + \frac{1}{2}\mathbf{x}^{(2)}$, 与 $\mathbf{x}^{(0)}$ 是 S 的极点矛盾. 所以假设错误, A 和 \mathbf{b} 可作题设分解.

再证明 \Leftarrow . 已知 A 和 \mathbf{b} 可作题设分解. 假设 $\exists \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S$, $\lambda \in (0, 1)$ s.t. $\mathbf{x}^{(0)} = \lambda\mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda)\mathbf{x}^{(2)}$.

由于 $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S$, 满足 $A\mathbf{x}^{(1)} \geq \mathbf{b}$, $A\mathbf{x}^{(2)} \geq \mathbf{b}$, 知 $A_1\mathbf{x}^{(1)} \geq \mathbf{b}_1$, $A_1\mathbf{x}^{(2)} \geq \mathbf{b}_1$.

由于

$$\mathbf{b}_1 = A_1\mathbf{x}^{(0)} = \lambda A_1\mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda)A_1\mathbf{x}^{(2)} \geq \lambda\mathbf{b}_1 + (1 - \lambda)\mathbf{b}_1 = \mathbf{b}_1$$

知 $\lambda A_1\mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda)A_1\mathbf{x}^{(2)} = \lambda\mathbf{b}_1 + (1 - \lambda)\mathbf{b}_1$, 从而 $\lambda(A_1\mathbf{x}^{(1)} - \mathbf{b}_1) + (1 - \lambda)(A_1\mathbf{x}^{(2)} - \mathbf{b}_1) = \mathbf{0}$.

由于 $\lambda > 0$, $1 - \lambda > 0$, 得 $A_1\mathbf{x}^{(1)} = \mathbf{b}_1$, $A_1\mathbf{x}^{(2)} = \mathbf{b}_1$.

由于 $A_1\mathbf{x}^{(0)} = A_1\mathbf{x}^{(1)} = A_1\mathbf{x}^{(2)} = \mathbf{b}_1$ 且 A_1 可逆, 得 $\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{x}^{(1)} = \mathbf{x}^{(2)} = A_1^{-1}\mathbf{b}_1$, 即 $\mathbf{x}^{(0)}$ 是极点. \square

题目 2. 习题 3.6. 假设用单纯形方法解线性规划问题

$$\begin{aligned} \min \quad & \mathbf{c}\mathbf{x} \\ \text{s.t.} \quad & A\mathbf{x} = \mathbf{b} \\ & \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{aligned}$$

在某次迭代中对应变量 x_j 的判别数 $z_j - c_j > 0$, 且单纯形表中对应的列 $\mathbf{y}_j = B^{-1}\mathbf{p}_j \leq \mathbf{0}$.

证明: $d = \begin{bmatrix} -\mathbf{y}_j \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$ 是可行域的极方向. 其中分量 1 对应 x_j . (假设 B 为 A 的前 m 列)

证明. 记 $A = \begin{bmatrix} B & \mathbf{p}_{m+1} & \cdots & \mathbf{p}_j & \cdots & \mathbf{p}_n \end{bmatrix}$, 则

$$Ad = \begin{bmatrix} B & \mathbf{p}_{m+1} & \cdots & \mathbf{p}_j & \cdots & \mathbf{p}_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\mathbf{y}_j \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} = -B\mathbf{y}_j + \mathbf{p}_j = \mathbf{0}$$

且 $d \geq \mathbf{0}$, 所以 d 是可行域的方向.

设 $\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2 \geq \mathbf{0}$ 是可行域的方向, 满足 $\mathbf{d} = \lambda \mathbf{d}_1 + \mu \mathbf{d}_2$ ($\lambda, \mu > 0$). 则 $\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2$ 形如

$$\mathbf{d}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ 0 \\ \vdots \\ b_1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{d}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_2 \\ 0 \\ \vdots \\ b_2 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

由于 $A\mathbf{d}_1 = A\mathbf{d}_2 = \mathbf{0}$, 得

$$\begin{cases} B\mathbf{a}_1 + b_1 \mathbf{p}_j = \mathbf{0} \\ B\mathbf{a}_2 + b_2 \mathbf{p}_j = \mathbf{0} \end{cases}$$

从而 $b_2 B\mathbf{a}_1 = b_1 B\mathbf{a}_2$, $b_2 \mathbf{d}_1 = b_1 \mathbf{d}_2$. 易知 $b_1, b_2 > 0$ (否则, 若 $b_1 = 0$, 由 B 可逆, 得 $\mathbf{a}_1 = \mathbf{0}$, $\mathbf{d}_1 = \mathbf{0}$, b_2 同理), 得 $\mathbf{d}_1 \parallel \mathbf{d}_2$, 所以 \mathbf{d} 是可行域的极方向. \square

题目 3. 习题 3.2(4)(5). 用单纯形方法解下列线性规划问题.

1. $\min 3x_1 - 5x_2 - 2x_3 - x_4$ s.t.

2. $\min -3x_1 - x_2$ s.t.

$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 \leq 4 \\ 4x_1 - x_2 + x_3 + 2x_4 \leq 6 \\ -x_1 + x_2 + 2x_3 + 3x_4 \leq 12 \end{cases}$$

$$x_j \geq 0, j = 1, \dots, 4$$

$$\begin{cases} 3x_1 + 3x_2 + x_3 = 30 \\ 4x_1 - 4x_2 + x_4 = 16 \\ 2x_1 - x_2 \leq 12 \end{cases}$$

$$x_j \geq 0, j = 1, \dots, 4$$

解.

1. 引入松弛变量, 化为标准形

$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 + x_5 = 4 \\ 4x_1 - x_2 + x_3 + 2x_4 + x_6 = 6 \\ -x_1 + x_2 + 2x_3 + 3x_4 + x_7 = 12 \end{cases}$$

$$x_j \geq 0, j = 1, \dots, 7$$

使用单纯形表求解

$\mathbf{c} =$		3	-5	-2	-1	0	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	
0	x_5	1	1	1	0	1	0	0	4
0	x_6	4	-1	1	2	0	1	0	6
0	x_7	-1	1	2	3	0	0	1	12
		-3	5	2	1	0	0	0	0
-5	x_2	1	1	1	0	1	0	0	4
0	x_6	5	0	2	2	1	1	0	10
0	x_7	-2	0	1	3	-1	0	1	8
		-8	0	-3	1	-5	0	0	-20
-5	x_2	1	1	1	0	1	0	0	4
0	x_6	19/3	0	4/3	0	5/3	1	-2/3	14/3
-1	x_4	-2/3	0	1/3	1	-1/3	0	1/3	8/3
		-22/3	0	-10/3	0	-14/3	0	-1/3	-68/3

最优解 $\mathbf{x}^* = [0 \ 4 \ 0 \ 8/3 \ 0 \ 14/3 \ 0]^T$. 最优值 $f^* = -68/3$.

2. 引入松弛变量，化为标准形

$$\begin{cases} 3x_1 + 3x_2 + x_3 & = 30 \\ 4x_1 - 4x_2 + x_4 & = 16 \\ 2x_1 - x_2 + x_5 & = 12 \end{cases}$$

$$x_j \geq 0, j = 1, \dots, 5$$

使用单纯形表求解

$\mathbf{c} =$		-3	-1	0	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
0	x_3	3	3	1	0	0	30
0	x_4	4	-4	0	1	0	16
0	x_5	2	-1	0	0	1	12
		3	1	0	0	0	0
0	x_3	0	6	1	-3/4	0	18
-3	x_1	1	-1	0	1/4	0	4
0	x_5	0	1	0	-1/2	1	4
		0	4	0	-3/4	0	-12
-1	x_2	0	1	1/6	-1/8	0	3
-3	x_1	1	0	1/6	1/8	0	7
0	x_5	0	0	-1/6	-3/8	1	1
		0	0	-2/3	-1/4	0	-24

最优解 $\mathbf{x}^* = [7 \ 3 \ 0 \ 0 \ 1]^T$. 最优值 $f^* = -24$.

题目 1. 习题 3.2(3)(4). 用两阶段法求解下列线性规划.

1. $\max 3x_1 - 5x_2$ s.t.

2. $\min x_1 - 3x_2 + x_3$ s.t.

$$\begin{cases} -x_1 + 2x_2 + 4x_3 \leq 4 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 \leq 5 \\ -x_1 + 2x_2 + x_3 \geq 1 \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, 3 \end{cases}$$

$$\begin{cases} 2x_1 - x_2 + x_3 = 8 \\ 2x_1 + x_2 \geq 2 \\ x_1 + 2x_2 \leq 10 \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, 3 \end{cases}$$

解.

1. 引入松弛变量 x_4, x_5, x_6 , 化为标准形, 并引入人工变量 x_7 . 第一阶段先求解: $\min x_7$ s.t.

$$\begin{cases} -x_1 + 2x_2 + 4x_3 + x_4 = 4 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 + x_5 = 5 \\ -x_1 + 2x_2 + x_3 - x_6 + x_7 = 1 \\ x_j \geq 0, j = 1, \dots, 7 \end{cases}$$

$c =$		0	0	0	0	0	0	1	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	
0	x_4	-1	2	4	1	0	0	0	4
0	x_5	1	1	2	0	1	0	0	5
1	x_7	-1	2	1	0	0	-1	1	1
		-1	2	1	0	0	-1	0	1
0	x_4	0	0	3	1	0	1	-1	3
0	x_5	3/2	0	3/2	0	1	1/2	-1/2	9/2
0	x_2	-1/2	1	1/2	0	0	-1/2	1/2	1/2
		0	0	0	0	0	0	-1	0

一个基本可行解是 $[0 \ 1/2 \ 0 \ 3 \ 9/2 \ 0 \ 0]^T$, 人工变量 $x_7 = 0$ 且为非基变量, 知找到了原问题的一个基本可行解 $[0 \ 1/2 \ 0 \ 3 \ 9/2 \ 0]^T$, 进行第二阶段求解 $\min -3x_1 + 5x_2$.

$\mathbf{c} =$		-3	5	0	0	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	
0	x_4	0	0	3	1	0	1	3
0	x_5	3/2	0	3/2	0	1	1/2	9/2
5	x_2	-1/2	1	1/2	0	0	-1/2	1/2
		1/2	0	5/2	0	0	-5/2	5/2
不妨令 x_4 出基								
0	x_3	0	0	1	1/3	0	1/3	1
0	x_5	3/2	0	0	-1/2	1	0	3
5	x_2	-1/2	1	0	-1/6	0	-2/3	0
		1/2	0	0	-5/6	0	-10/3	0
0	x_3	0	0	1	1/3	0	1/3	1
-3	x_1	1	0	0	-1/3	2/3	0	2
5	x_2	0	1	0	-1/3	1/3	-2/3	1
		0	0	0	-2/3	-1/3	-10/3	-1

最优解 $\mathbf{x}^* = [2 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$, $[x_1^* \ x_2^* \ x_3^*]^T = [2 \ 1 \ 1]^T$.

最优值 $f_{\max}^* = -f_{\min}^* = 1$.

2. 引入松弛变量 x_4, x_5 , 化为标准形, 并引入人工变量 x_6 . 第一阶段先求解: $\min x_6$ s.t.

$$\begin{cases} 2x_1 - x_2 + x_3 & = 8 \\ 2x_1 + x_2 - x_4 + x_6 & = 2 \\ x_1 + 2x_2 + x_5 & = 10 \end{cases}$$

$$x_j \geq 0, j = 1, \dots, 6$$

$\mathbf{c} =$		0	0	0	0	0	1	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	
0	x_3	2	-1	1	0	0	0	8
1	x_6	2	1	0	-1	0	1	2
0	x_5	1	2	0	0	1	0	10
2		1	0	-1	0	0	2	
0	x_3	0	-2	1	1	0	-1	6
0	x_1	1	1/2	0	-1/2	0	1/2	1
0	x_5	0	3/2	0	1/2	1	-1/2	9
		0	0	0	0	0	-1	0

一个基本可行解是 $\begin{bmatrix} 1 & 0 & 6 & 0 & 9 & 0 \end{bmatrix}^T$, 人工变量 $x_6 = 0$ 且为非基变量, 知找到了原问题的一个基本可行解 $\begin{bmatrix} 1 & 0 & 6 & 0 & 9 \end{bmatrix}^T$, 进行第二阶段求解 $\min x_1 - 3x_2 + x_3$.

$\mathbf{c} =$		1	-3	1	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
1	x_3	0	-2	1	1	0	6
1	x_1	1	1/2	0	-1/2	0	1
0	x_5	0	3/2	0	1/2	1	9
		0	3/2	0	1/2	0	7
1	x_3	4	0	1	-1	0	10
-3	x_2	2	1	0	-1	0	2
0	x_5	-3	0	0	2	1	6
		-3	0	0	2	0	4
1	x_3	5/2	0	1	0	1/2	13
-3	x_2	1/2	1	0	0	1/2	5
0	x_4	-3/2	0	0	1	1/2	3
		0	0	0	0	-1	-2
1	x_1	1	0	2/5	0	1/5	26/5
-3	x_2	0	1	-1/5	0	2/5	12/5
0	x_4	0	0	3/5	1	4/5	54/5
		0	0	0	0	-1	-2

最优解 $\mathbf{x}_1^* = \begin{bmatrix} 0 & 5 & 13 & 3 & 0 \end{bmatrix}^T$, $\mathbf{x}_2^* = \begin{bmatrix} 26/5 & 12/5 & 0 & 54/5 & 0 \end{bmatrix}^T$,
 $\begin{bmatrix} x_1^* & x_2^* & x_3^* \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} 0 & 5 & 13 \end{bmatrix}^T$ 或 $\begin{bmatrix} 26/5 & 12/5 & 0 \end{bmatrix}^T$. 最优值 $f_{\min}^* = -2$.

题目 2. 习题 3.2(5)(7). 用大 M 法求解下列线性规划.

1. $\max -3x_1 + 2x_2 - x_3$ s.t.

2. $\min 3x_1 - 2x_2 + x_3$ s.t.

$$\begin{cases} 2x_1 + x_2 - x_3 \leq 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + x_3 \geq 3 \\ -x_1 + x_2 + x_3 = 2 \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, 3 \end{cases} \quad \begin{cases} 2x_1 - 3x_2 + x_3 = 1 \\ 2x_1 + 3x_2 \geq 8 \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, 3 \end{cases}$$

解.

1. 引入松弛变量 x_4, x_5 , 化为标准形, 并引入人工变量 x_6, x_7 . 求解: $\min 3x_1 - 2x_2 + x_3 + M(x_6 + x_7)$ s.t.

$$\begin{cases} 2x_1 + x_2 - x_3 + x_4 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + x_3 - x_5 + x_6 = 3 \\ -x_1 + x_2 + x_3 + x_7 = 2 \end{cases}$$

$$x_j \geq 0, j = 1, \dots, 7$$

$\mathbf{c} =$	3	-2	1	0	0	M	M	
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	
0 x_4	2	1	-1	1	0	0	0	5
M x_6	4	3	1	0	-1	1	0	3
M x_7	-1	1	1	0	0	0	1	2
	$3M-3$	$4M+2$	$2M-1$	0	$-M$	0	0	$5M$
0 x_4	$2/3$	0	$-4/3$	1	$1/3$	$-1/3$	0	4
-2 x_2	$4/3$	1	$1/3$	0	$-1/3$	$1/3$	0	1
M x_7	$-7/3$	0	$2/3$	0	$1/3$	$-1/3$	1	1
	$\frac{-7M-17}{3}$	0	$\frac{2M-5}{3}$	0	$\frac{M+2}{3}$	$\frac{-4M-2}{3}$	0	$M-2$
0 x_4	-4	0	0	1	1	-1	2	6
-2 x_2	$5/2$	1	0	0	$-1/2$	$1/2$	$-1/2$	$1/2$
1 x_3	$-7/2$	0	1	0	$1/2$	$-1/2$	$3/2$	$3/2$
	$-23/2$	0	0	0	$3/2$	$-3/2 - M$	$5/2 - M$	$1/2$
0 x_4	3	0	-2	1	0	0	-1	3
-2 x_2	-1	1	1	0	0	0	1	2
0 x_5	-7	0	2	0	1	-1	3	3
	-1	0	-3	0	0	$-M$	$-2 - M$	-4

最优解 $\mathbf{x}^* = [0 \ 2 \ 0 \ 3 \ 3 \ 0 \ 0]^T$, $[x_1^* \ x_2^* \ x_3^*]^T = [0 \ 2 \ 0]^T$.

最优值 $f_{\max}^* = -f_{\min}^* = 4$.

2. 引入松弛变量 x_4 , 化为标准形, 并引入人工变量 x_5 . 求解: $\min 3x_1 - 2x_2 + x_3 + Mx_5$ s.t.

$$\begin{cases} 2x_1 - 3x_2 + x_3 = 1 \\ 2x_1 + 3x_2 - x_4 + x_5 = 8 \end{cases}$$

$$x_j \geq 0, j = 1, \dots, 5$$

$\mathbf{c} =$		3	-2	1	0	M	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
1	x_3	2	-3	1	0	0	1
M	x_5	2	3	0	-1	1	8
		$2M - 1$	$3M - 1$	0	$-M$	0	$8M + 1$
1	x_3	4	0	1	-1	1	9
-2	x_2	2/3	1	0	-1/3	1/3	8/3
$-1/3$		0	0	-1/3	$1/3 - M$	11/3	

最优解 $\mathbf{x}^* = [0 \ 8/3 \ 9 \ 0 \ 0]^T$, $[x_1^* \ x_2^* \ x_3^*]^T = [0 \ 8/3 \ 9]^T$. 最优值 $f_{\min}^* = 11/3$.

题目 1. 习题 4.7(3)(5). 用对偶单纯形法解下列问题.

1. $\max x_1 + x_2$ s.t.

$$\begin{cases} x_1 - x_2 - x_3 = 1 \\ -x_1 + x_2 + 2x_3 \geq 1 \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, 3 \end{cases}$$

2. $\min 4x_1 + 3x_2 + 5x_3 + x_4 + 2x_5$ s.t.

$$\begin{cases} -x_1 + 2x_2 - 2x_3 + 3x_4 - 3x_5 + x_6 + x_8 = 1 \\ x_1 + x_2 - 3x_3 + 2x_4 - 2x_5 + x_8 = 4 \\ -2x_3 + 3x_4 - 3x_5 + x_7 + x_8 = 2 \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, 8 \end{cases}$$

解.

1. 引入松弛变量 x_4 , 化为标准形, 求解 $\min -x_1 - x_2$ s.t.

$$\begin{cases} x_1 - x_2 - x_3 = 1 \\ -x_1 + x_2 + 2x_3 - x_4 = 1 \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, 3, 4 \end{cases}$$

经尝试, 不易找到初始对偶可行的基本解. 以 x_3, x_4 为初始基变量, 增加变量 x_5 与约束条件 $x_1 + x_2 + x_5 = M$ ($M > 0$ 充分大), 解扩充问题.

$\mathbf{c} =$		-1	-1	0	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
0	x_3	-1	1	1	0	0	-1
0	x_4	-1	1	0	1	0	-3
0	x_5	1	1	0	0	1	M
		1	1	0	0	0	
0	x_3	0	2	1	0	1	$M-1$
0	x_4	0	2	0	1	1	$M-3$
-1	x_1	1	1	0	0	1	M
		0	0	0	0	-1	$-M$

扩充问题的最优解是 $x^* = [M \ 0 \ M-1 \ M-3 \ 0]^T$.

最优值 $f_{\max}^* = -f_{\min}^* = M$ ($M \geq 3$). 原问题无界.

2. 设 x_6, x_8, x_7 为初始基变量, $c_B B^{-1} A - c = -c = [-4 \ -3 \ -5 \ -1 \ -2 \ 0 \ 0 \ 0] \leq 0$, 找到了对偶可行的基本解.

$\mathbf{c} =$		4	3	5	1	2	0	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	
0	x_6	-2	1	1	1	-1	1	0	0	-3
0	x_8	1	1	-3	2	-2	0	0	1	4
0	x_7	-1	-1	1	1	-1	0	1	0	-2
		-4	-3	-5	-1	-2	0	0	0	0
4	x_1	1	-1/2	-1/2	-1/2	1/2	-1/2	0	0	3/2
0	x_8	0	3/2	-5/2	5/2	-5/2	1/2	0	1	5/2
0	x_7	0	-3/2	1/2	1/2	-1/2	-1/2	1	0	-1/2
		0	-5	-7	-3	0	-2	0	0	6
4	x_1	1	-2	0	0	0	-1	1	0	1
0	x_8	0	9	-5	0	0	3	-5	1	5
2	x_5	0	3	-1	-1	1	1	-2	0	1
		0	-5	-7	-3	0	-2	0	0	6
存在判别数为 0 的非基变量, 令其进基求另外的最优解										
0	x_7	1	-2	0	0	0	-1	1	0	1
0	x_8	5	-1	-5	0	0	-2	0	1	10
2	x_5	2	-1	-1	-1	1	-1	0	0	3
		0	-5	-7	-3	0	-2	0	0	6

最优解是 $x^* = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 5]^T$ 或 $[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 3 \ 0 \ 1 \ 10]^T$.

最优值 $f_{\min}^* = 6$.

题目 2. 习题 4.2. 给定原问题.

$$\min 4x_1 + 3x_2 + x_3 \text{ s.t.}$$

$$\begin{cases} x_1 - x_2 + x_3 \geq 1 \\ x_1 + 2x_2 - 3x_3 \geq 2 \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, 3 \end{cases}$$

已知对偶问题的最优解 $(w_1, w_2) = (5/3, 7/3)$, 利用对偶性质求原问题的最优解.

解. 原问题的对偶问题为 $\max w_1 + 2w_2 \text{ s.t.}$

$$\begin{cases} w_1 + w_2 \leq 4 \\ -w_1 + 2w_2 \leq 3 \\ w_1 - 3w_2 \leq 1 \\ w_j \geq 0, j = 1, 2 \end{cases}$$

由互补松弛定理: 由于 $w_1, w_2 > 0$, 知原问题前 2 个约束在最优解处是紧的. 由于对偶问题第 3 个约束在最优解处是松的, 知原问题最优解 $x_3 = 0$.

$$\begin{cases} x_1 - x_2 + x_3 = 1 \\ x_1 + 2x_2 - 3x_3 = 2 \\ x_3 = 0 \end{cases}$$

原问题的最优解 $(x_1, x_2, x_3) = (4/3, 1/3, 0)$, 最优值 $f^* = 19/3$.

题目 3. 习题 4.4. 给定线性规划问题.

$$\min 5x_1 + 21x_3 \text{ s.t.}$$

$$\begin{cases} x_1 - x_2 + 6x_3 \geq b_1 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 \geq 1 \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, 3 \end{cases}$$

其中 b_1 是某一个正数, 已知这个问题的一个最优解为 $(x_1, x_2, x_3) = (1/2, 0, 1/4)$.

1. 写出对偶问题.
2. 求对偶问题的最优解.

解.

1. 原问题的对偶问题为 $\max b_1 w_1 + w_2$ s.t.

$$\begin{cases} w_1 + w_2 \leq 5 \\ -w_1 + w_2 \leq 0 \\ 6w_1 + 2w_2 \leq 21 \\ w_j \geq 0, j = 1, 2 \end{cases}$$

2. 由互补松弛定理：由于 $x_1, x_3 > 0$ ，知对偶问题第 1、3 个约束在最优解处是紧的.

$$\begin{cases} w_1 + w_2 = 5 \\ 6w_1 + 2w_2 = 21 \end{cases}$$

对偶问题的最优解 $(w_1, w_2) = (11/4, 9/4)$ ，最优值 $f^* = 31/4$ （计算原问题最优值即得）.

题目 4. 习题 4.6. 考虑线性规划问题

$\min cx$ s.t.

$$\begin{cases} Ax = b \\ x \geq 0 \end{cases}$$

其中 A 是 m 阶对称矩阵， $c^T = b$. 证明若 $x^{(0)}$ 是上述问题的可行解，则它也是最优解.

证明. 法一. 原问题的对偶问题为 $\max wb$ s.t.

$$wA \leq c$$

因为 $x^{(0)T}A = (Ax^{(0)})^T = b^T = c$ ，知 $x^{(0)T}$ 是对偶问题可行解，且此时 $f = x^{(0)T}b = (x^{(0)T}b)^T = cx^{(0)}$ （注意 f 是数， $f^T = f$ ），知 $x^{(0)}$ 是原问题最优解， $x^{(0)T}$ 是对偶问题最优解.

法二. 下证 $\forall x$ 满足 $Ax = b, x \geq 0, f = cx$ 恒为定值. 假设 $x^{(0)}$ 是可行解, $Ax^{(0)} = b, x^{(0)} \geq 0, f = cx^{(0)}$. 假设 $x^{(1)}$ 也是可行解, 满足 $Ax^{(1)} = b, x^{(1)} \geq 0$, 则 $f = cx^{(1)} = b^T x^{(1)} = x^{(0)T} Ax^{(1)} = x^{(0)T} b = (x^{(0)T} b)^T = b^T x^{(0)} = cx^{(0)}$ (注意 f 是数, $f^T = f$), 从而 f 恒为定值 $cx^{(0)}$, 其可行解均为最优解. \square

题目 5. 习题 4.9. 给定下列线性规划问题:

$$\min -2x_1 - x_2 + x_3 \text{ s.t.}$$

$$\begin{cases} x_1 + x_2 + 2x_3 \leq 6 \\ x_1 + 4x_2 - x_3 \leq 4 \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, 3 \end{cases}$$

它的最优单纯形表如下表:

$c =$		-2	-1	1	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
1	x_3	0	-1	1	1/3	-1/3	2/3
-2	x_1	1	3	0	1/3	2/3	14/3
		0	-6	0	-1/3	-5/3	-26/3

1. 若右端向量 $b = \begin{bmatrix} 6 \\ 4 \end{bmatrix}$ 改为 $b' = \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix}$, 原来的最优基是否还是最优基? 利用原来的最优表求新问题的最优表.
2. 若目标函数中 x_1 的系数由 $c_1 = -2$ 改为 c'_1 , 那么 c'_1 在什么范围内时原来的最优解也是新问题的最优解?

解.

1. 计算 $B^{-1}b' = \begin{bmatrix} 1/3 & -1/3 \\ 1/3 & 2/3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2/3 \\ 10/3 \end{bmatrix} \not\geq 0$, 所以原来的最优基不再可行. 以下使用对偶单纯形法求解.

$c =$		-2	-1	1	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
1	x_3	0	-1	1	1/3	-1/3	-2/3
-2	x_1	1	3	0	1/3	2/3	10/3
		0	-6	0	-1/3	-5/3	-22/3
0	x_5	0	3	-3	-1	1	2
-2	x_1	1	1	2	1	0	2
	0	-1	-5	-2	0	-4	

原最优基改变. 新问题的最优解是 $x^* = [2 \ 0 \ 0 \ 0 \ 2]^T$. 最优值 $f_{\min}^* = -4$.

2. 重新计算各非基变量判别数:

$$\begin{cases} z'_2 - c_2 = 3c'_1 \leq 0 \\ z'_4 - c_4 = \frac{c'_1 + 1}{3} \leq 0 \\ z'_5 - c_5 = \frac{2c'_1 - 1}{3} \leq 0 \end{cases}$$

解得 $c'_1 \leq -1$, 此时原最优解也是新问题的最优解.

题目 1. 习题 4.10. 考虑下列线性规划问题: $\max -5x_1 + 5x_2 + 13x_3$ s.t.

$$\begin{cases} -x_1 + x_2 + 3x_3 \leq 20 \\ 12x_1 + 4x_2 + 10x_3 \leq 90 \end{cases}$$

$$x_1, x_2, x_3 \geq 0$$

先用单纯形方法求出上述问题的最优解, 然后对原来问题分别进行下列改变, 试用原来问题的最优表求新问题的最优解:

1. 目标函数中 x_3 系数 c_3 由 13 改变为 8;

2. b_1 由 20 改变为 30;

3. b_2 由 90 改变为 70;

4. A 的列由 $\begin{bmatrix} -1 \\ 12 \end{bmatrix}$ 改变为 $\begin{bmatrix} 0 \\ 5 \end{bmatrix}$;

5. 增加约束条件: $2x_1 + 3x_2 + 5x_3 \leq 50$.

解. 引入松弛变量 x_4, x_5 , 化为标准形, 求解 $\min 5x_1 - 5x_2 - 13x_3$ s.t.

$$\begin{cases} -x_1 + x_2 + 3x_3 + x_4 = 20 \\ 12x_1 + 4x_2 + 10x_3 + x_5 = 90 \end{cases}$$

$$x_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, 5$$

初始单纯形表如下:

$c =$		5	-5	-13	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	b
0	x_4	-1	1	3	1	0	20
0	x_5	12	4	10	0	1	90
		-5	5	13	0	0	0
-13	x_3	-1/3	1/3	1	1/3	0	20/3
0	x_5	46/3	2/3	0	-10/3	1	70/3
		-2/3	2/3	0	-13/3	0	-260/3
-5	x_2	-1	1	3	1	0	20
0	x_5	16	0	-2	-4	1	10
		0	0	-2	-5	0	-100

一个最优解是 $x^* = [0 \ 20 \ 0 \ 0 \ 10]^T$. 最优值 $f_{\max}^* = -f_{\min}^* = 100$.

1. 目标函数中 x_3 系数 c_3 由 13 改变为 8. 由于 x_3 是非基变量, 只有 x_3 的判别数改变.

$z'_3 - c'_3 = (z_3 - c_3) + (c_3 - c'_3) = -2 - 5 = -7 < 0$, 故最优解不变.

2. b_1 由 20 改变为 30. 则最优表右端向量变为 $b' = B^{-1}b = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 30 \\ 90 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 30 \\ -30 \end{bmatrix} \not\geq 0$.

使用对偶单纯形法求解.

$c =$		5	-5	-13	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	b
-5	x_2	-1	1	3	1	0	30
0	x_5	16	0	-2	-4	1	-30
		0	0	-2	-5	0	-150
-5	x_2	23	1	0	-5	3/2	-15
-13	x_3	-8	0	1	2	-1/2	15
		-16	0	0	-1	-1	-120
0	x_4	-23/5	-1/5	0	1	-3/10	3
-13	x_3	6/5	2/5	1	0	1/10	9
		-103/5	-1/5	0	0	-13/10	-117

最优解是 $x^* = [0 \ 0 \ 9 \ 3 \ 0]^T$. 最优值 $f_{\max}^* = -f_{\min}^* = 117$.

3. b_2 由 90 改变为 70. 则最优表右端向量变为 $b' = B^{-1}b = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 20 \\ 70 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 20 \\ -10 \end{bmatrix} \not\geq 0$.

使用对偶单纯形法求解.

$c =$		5	-5	-13	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	b
-5	x_2	-1	1	3	1	0	20
0	x_5	16	0	-2	-4	1	-10
		0	0	-2	-5	0	-100
-5	x_2	23	1	0	-5	3/2	5
-13	x_3	-8	0	1	2	-1/2	5
		-16	0	0	-1	-1	-90

最优解是 $x^* = [0 \ 5 \ 5 \ 0 \ 0]^T$. 最优值 $f_{\max}^* = -f_{\min}^* = 90$.

4. A 的列由 $\begin{bmatrix} -1 \\ 12 \end{bmatrix}$ 改变为 $\begin{bmatrix} 0 \\ 5 \end{bmatrix}$. x_1 的判别数改变.

$$z'_1 - c_1 = c_B B^{-1} P_1 - c_1 = \begin{bmatrix} 5 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 5 \end{bmatrix} - 5 = -5 < 0, \text{ 故最优解不变.}$$

5. 增加约束条件: $2x_1 + 3x_2 + 5x_3 \leq 50$. 原最优解不满足此约束. 引入松弛变量 x_6 , 使用对偶单纯形法求解.

$c =$		5	-5	-13	0	0	0	
		x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	b
-5	x_2	-1	1	3	1	0	0	20
0	x_5	16	0	-2	-4	1	0	10
0	x_6	2	3	5	0	0	1	50
		0	0	-2	-5	0	0	-100
-5	x_2	-1	1	3	1	0	0	20
0	x_5	16	0	-2	-4	1	0	10
0	x_6	5	0	-4	-3	0	1	-10
		0	0	-2	-5	0	0	-100
-5	x_2	11/4	1	0	-5/4	0	3/4	25/2
0	x_5	27/2	0	0	-5/2	1	-1/2	15
-13	x_3	-5/4	0	1	3/4	0	-1/4	5/2
		-5/2	0	0	-7/2	0	-1/2	-95

最优解是 $x^* = [0 \ 25/2 \ 5/2 \ 0 \ 15 \ 0]^T$. 最优值 $f_{\max}^* = -f_{\min}^* = 95$.

题目 2. 习题 4.5. 给定原始的线性规划问题: $\min cx$ s.t.

$$\begin{cases} Ax = b \\ x \geq 0 \end{cases}$$

假设这个问题与其对偶问题是可行的, 令 $w^{(0)}$ 是对偶问题的一个已知的最优解.

1. 若用 $\mu \neq 0$ 乘原问题的第 k 个方程, 得到一个新的原问题, 试求其对偶问题的最优解.
2. 若将原问题第 k 个方程的 μ 倍加到第 r 个方程上, 得到新的原问题, 试求其对偶问题的最优解.

解. 原问题的对偶问题为 $\max wb$ s.t.

$$wA \leq c$$

1. 记矩阵 $P_1 = \text{diag}(1, \dots, 1, \mu, 1, \dots, 1)$, 其中 μ 在第 k 个位置.

新的原问题为 $\min cx$ s.t.

$$\begin{cases} P_1 Ax = P_1 b \\ x \geq 0 \end{cases}$$

即原问题 $A \mapsto P_1 A$, $b \mapsto P_1 b$, 对偶问题为 $\max wP_1 b$ s.t.

$$wP_1 A \leq c$$

即对偶问题 $w \mapsto wP_1$. 其最优解 $w^{(1)}$ 满足 $w^{(0)} = w^{(1)}P_1$, 即

$$w^{(1)} = w^{(0)}P_1^{-1} = \begin{bmatrix} w_1^{(0)} & \cdots & w_{k-1}^{(0)} & w_k^{(0)}/\mu & w_{k+1}^{(0)} & \cdots & w_m^{(0)} \end{bmatrix}$$

2. 以下只讨论 $r \neq k$ 的情形, 否则同 1, 将 1 答案中的 μ 替换为 $\mu + 1$ 即可. 记矩阵 $P_2 = I + \mu e_r e_k^T$, 其中 μ 在第 r 行第 k 列位置. 与 1 同理, 对偶问题最优解 $w^{(2)}$ 满足

$$w^{(0)} = w^{(2)} P_2, \text{ 即}$$

$$w^{(2)} = w^{(0)} P_2^{-1} = w^{(0)} (I - \mu e_r e_k^T) = \begin{bmatrix} w_1^{(0)} & \cdots & w_{k-1}^{(0)} & w_k^{(0)} - \mu w_r^{(0)} & w_{k+1}^{(0)} & \cdots & w_m^{(0)} \end{bmatrix}$$

题目 2 的注记. P_1, P_2 为初等变换阵: 左乘表示行变换, 右乘表示列变换.

题目 3. 习题 15.3(1). 求解下列 0-1 规划: $\min 2x_1 + 3x_2 + 4x_3$ s.t.

$$\begin{cases} -3x_1 + 5x_2 - 2x_3 \geq -4 \\ 3x_1 + x_2 + 4x_3 \geq 3 \\ x_1 + x_2 \geq 1 \end{cases}$$

$$x_j = 0 \text{ 或 } 1, j = 1, 2, 3$$

解. 使用隐枚举法求解. 先用试探法求出一个可行解, 如 $x_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}^T$. 其目标函数值为 $f(x_0) = 2 + 3 + 0 = 5$. 增加约束 4: $2x_1 + 3x_2 + 4x_3 \leq 5$, 进行枚举.

点	过滤条件 (约束 4)	约束 4	约束 1	约束 2	约束 3	目标函数值
$(0, 0, 0)^T$	$2x_1 + 3x_2 + 4x_3 \leq 5$	O	O	X		
$(0, 0, 1)^T$		O	O	O	X	
$(0, 1, 0)^T$		O	O	X		
$(0, 1, 1)^T$		X				
$(1, 0, 0)^T$		O	O	O	O	2
$(1, 0, 1)^T$	$2x_1 + 3x_2 + 4x_3 \leq 2$	X				
$(1, 1, 0)^T$		X				
$(1, 1, 1)^T$		X				

故最优解是 $x^* = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$. 最优值 $f_{\min}^* = 2$.

题目 1. 习题 1.5. 设 $A \in M_{m \times n}$, $B \in M_{l \times n}$, $c \in E^n$, 证明下列两个系统恰有一个有解:

- 系 1: $Ax \leq 0$, $Bx = 0$, $c^T x > 0$, 对某些 $x \in E^n$.
- 系 2: $A^T y + B^T z = c$, $y \geq 0$, 对某些 $y \in E^m, z \in E^l$.

证明. 系 1 有解 $\iff \begin{bmatrix} A \\ B \\ -B \end{bmatrix} x \leq 0, c^T x > 0$ 有解 $\xLeftrightarrow{\text{Farkas}} \begin{bmatrix} A^T & B^T & -B^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y \\ z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} = c, \begin{bmatrix} y \\ z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} \geq 0$ 无解 $\iff A^T y + B^T(z_1 - z_2) = c, y \geq 0, z_1 \geq 0, z_2 \geq 0$ 无解 $\stackrel{z=z_1-z_2}{\iff}$ 系 2 无解. \square

题目 2. 习题 1.6. 设 $A \in M_{m \times n}$, $c \in E^n$, 证明下列两个系统恰有一个有解:

- 系 1: $Ax \leq 0$, $x \geq 0$, $c^T x > 0$, 对某些 $x \in E^n$.
- 系 2: $A^T y \geq c$, $y \geq 0$, 对某些 $y \in E^m$.

证明. 系 1 有解 $\iff \begin{bmatrix} A \\ -I \end{bmatrix} x \leq 0, c^T x > 0$ 有解 $\xLeftrightarrow{\text{Farkas}} \begin{bmatrix} A^T & -I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y \\ z \end{bmatrix} = c, \begin{bmatrix} y \\ z \end{bmatrix} \geq 0$ 无解 $\iff A^T y - z = c, y \geq 0, z \geq 0$ 无解 \iff 系 2 无解. \square

题目 3. 习题 1.10. $f(x_1, x_2) = 10 - 2(x_2 - x_1^2)^2$, $S = \{(x_1, x_2) \mid -11 \leq x_1 \leq 1, -1 \leq x_2 \leq 1\}$. $f(x_1, x_2)$ 是否为 S 上的凸函数?

解. $f(x_1, x_2)$ 不是 S 上的凸函数. 取 $x^{(1)} = (-1, 0)$, $x^{(2)} = (1, 0)$, 则 $f(x^{(1)}) = f(x^{(2)}) = 8$, 但 $f(\frac{1}{2}x^{(1)} + \frac{1}{2}x^{(2)}) = 10$, $f(\frac{1}{2}x^{(1)} + \frac{1}{2}x^{(2)}) \leq \frac{1}{2}f(x^{(1)}) + \frac{1}{2}f(x^{(2)})$ 不成立.

实际上, $f(x_1, x_2)$ 也不是 S 上的凹函数. 取 $x^{(1)} = (-1, 1)$, $x^{(2)} = (1, 1)$, 则 $f(x^{(1)}) = f(x^{(2)}) = 10$, 但 $f(\frac{1}{2}x^{(1)} + \frac{1}{2}x^{(2)}) = 8$, $f(\frac{1}{2}x^{(1)} + \frac{1}{2}x^{(2)}) \geq \frac{1}{2}f(x^{(1)}) + \frac{1}{2}f(x^{(2)})$ 不成立.

题目 4. 习题 1.12. 设 f 是定义在 E^n 上的凸函数. $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(k)} \in E^n$, 证明: $f(\lambda_1 x^{(1)} + \lambda_2 x^{(2)} + \dots + \lambda_k x^{(k)}) \leq \lambda_1 f(x^{(1)}) + \lambda_2 f(x^{(2)}) + \dots + \lambda_k f(x^{(k)})$, 其中 $\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k = 1$, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k \geq 0$.

证明. 对 k 归纳: $k = 2$ 时, 即为凸函数定义. 假设命题对 $k - 1$ 成立 ($k = 3, 4, \dots$), 则对 $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(k)} \in E^n$, $\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k = 1$, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k \geq 0$, 由凸函数定义与归纳假设, 有

$$\begin{aligned} & f(\lambda_1 x^{(1)} + \lambda_2 x^{(2)} + \dots + \lambda_k x^{(k)}) \\ &= f\left((1 - \lambda_k) \left(\frac{\lambda_1}{1 - \lambda_k} x^{(1)} + \dots + \frac{\lambda_{k-1}}{1 - \lambda_k} x^{(k-1)}\right) + \lambda_k x^{(k)}\right) \\ &\leq (1 - \lambda_k) f\left(\frac{\lambda_1}{1 - \lambda_k} x^{(1)} + \dots + \frac{\lambda_{k-1}}{1 - \lambda_k} x^{(k-1)}\right) + \lambda_k f(x^{(k)}) \\ &\leq (1 - \lambda_k) \left(\frac{\lambda_1}{1 - \lambda_k} f(x^{(1)}) + \dots + \frac{\lambda_{k-1}}{1 - \lambda_k} f(x^{(k-1)})\right) + \lambda_k f(x^{(k)}) \\ &= \lambda_1 f(x^{(1)}) + \dots + \lambda_k f(x^{(k)}) \end{aligned}$$

其中利用了 $\sum_{i=1}^{k-1} \frac{\lambda_i}{1 - \lambda_k} = \frac{1 - \lambda_k}{1 - \lambda_k} = 1$, 故命题对 k 成立. 归纳知命题对任意 $k = 2, 3, \dots$ 成立. \square

题目 5. 习题 1.14. 设 f 是定义在 R^n 上的函数, 如果对每一个点 $x \in R^n$ 及正数 t 均有 $f(tx) = tf(x)$, 则称 f 为正齐次函数. 证明 R^n 上的正齐次函数 f 为凸函数的充要条件是: 对任意的 $x^{(1)}, x^{(2)} \in R^n$, 有 $f(x^{(1)} + x^{(2)}) \leq f(x^{(1)}) + f(x^{(2)})$.

证明. 充分性: 若 R^n 上的正齐次函数 f 为凸函数, $\forall x^{(1)}, x^{(2)} \in R^n$, $\lambda \in (0, 1)$, 有

$$f(x^{(1)} + x^{(2)}) = 2f\left(\frac{1}{2}(x^{(1)} + x^{(2)})\right) \leq 2 \times \left(\frac{1}{2}f(x^{(1)}) + \frac{1}{2}f(x^{(2)})\right) = f(x^{(1)}) + f(x^{(2)})$$

必要性: 设 R^n 上的正齐次函数 f 满足 $\forall x^{(1)}, x^{(2)} \in R^n$, 有 $f(x^{(1)} + x^{(2)}) \leq f(x^{(1)}) + f(x^{(2)})$. 则 $\forall x^{(1)}, x^{(2)} \in R^n$, $\forall \lambda \in (0, 1)$, 有

$$f(\lambda x^{(1)} + (1 - \lambda)x^{(2)}) \leq f(\lambda x^{(1)}) + f((1 - \lambda)x^{(2)}) = \lambda f(x^{(1)}) + (1 - \lambda)f(x^{(2)})$$

故 f 为凸函数. \square

题目 1. 习题 7.4. 给定非线性规划问题: $\min(x_1 - \frac{9}{4})^2 + (x_2 - 2)^2$ s.t. $\begin{cases} -x_1^2 + x_2 \geq 0 \\ x_1 + x_2 \leq 6 \\ x_1, x_2 \geq 0 \end{cases}$.

判断下列各点是否为最优解: $x^{(1)} = \begin{bmatrix} \frac{3}{2} \\ \frac{9}{4} \end{bmatrix}$, $x^{(2)} = \begin{bmatrix} \frac{9}{4} \\ 2 \end{bmatrix}$, $x^{(3)} = \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix}$.

解. 非线性规划问题标准形式为: $\min(x_1 - \frac{9}{4})^2 + (x_2 - 2)^2$ s.t. $\begin{cases} -x_1^2 + x_2 \geq 0 \\ -x_1 - x_2 + 6 \geq 0 \\ x_1 \geq 0 \\ x_2 \geq 0 \end{cases}$.

由于 $f(x_1, x_2) = (x_1 - \frac{9}{4})^2 + (x_2 - 2)^2$ 是凸函数, $g_1(x_1, x_2) = -x_1^2 + x_2$, $g_2(x_1, x_2) = -x_1 - x_2 + 6$, $g_3(x_1, x_2) = x_1$, $g_4(x_1, x_2) = x_2$ 是凹函数, 因此该问题是凸规划. 只需验证 $x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}$ 是否为 KKT 点.

目标函数与约束函数的梯度是

$$\nabla f = \begin{bmatrix} 2(x_1 - \frac{9}{4}) \\ 2(x_2 - 2) \end{bmatrix}, \quad \nabla g_1 = \begin{bmatrix} -2x_1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \nabla g_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \end{bmatrix}, \quad \nabla g_3 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \nabla g_4 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

验证 $x^{(1)}$. 只有 $g_1 \geq 0$ 是起作用约束, KKT 条件如下:

$$\nabla f(x^{(1)}) - w_1 \nabla g_1(x^{(1)}) = \begin{bmatrix} -\frac{3}{2} + 3w_1 \\ \frac{1}{2} - w_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

解得 $w_1 = \frac{1}{2} \geq 0$, 因此 $x^{(1)}$ 是 KKT 点.

验证 $x^{(2)}$. 其不是可行解, 因此不是 KKT 点.

验证 $x^{(3)}$. 只有 $g_3 \geq 0$ 是起作用约束, KKT 条件如下:

$$\nabla f(x^{(3)}) - w_3 \nabla g_3(x^{(3)}) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{9}{2} - w_3 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

解得 $w_3 = -\frac{9}{2} < 0$, 因此 $x^{(3)}$ 不是 KKT 点.

综上, $x^{(1)}$ 是最优解, 最优值 $f(x^{(1)}) = \frac{5}{8}$.

题目 2. 习题 7.7. 求原点 $x^{(0)} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ 到凸集 $S = \{x \mid x_1 + x_2 \geq 4, 2x_1 + x_2 \geq 5\}$ 的最小距离.

解. 该非线性规划问题的标准形式为: $\min x_1^2 + x_2^2$ s.t. $\begin{cases} x_1 + x_2 - 4 \geq 0 \\ 2x_1 + x_2 - 5 \geq 0 \end{cases}$.

由于 $f(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2$ 是凸函数, $g_1(x_1, x_2) = x_1 + x_2 - 4$, $g_2(x_1, x_2) = 2x_1 + x_2 - 5$ 是凹函数, 因此该问题是凸规划. 只需求解 KKT 点.

目标函数与约束函数的梯度是

$$\nabla f = \begin{bmatrix} 2x_1 \\ 2x_2 \end{bmatrix}, \quad \nabla g_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \nabla g_2 = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

KKT 条件如下:

$$\begin{cases} \nabla f(x) - w_1 \nabla g_1(x) - w_2 \nabla g_2(x) = \begin{bmatrix} 2x_1 - w_1 - 2w_2 \\ 2x_2 - w_1 - w_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\ w_1 g_1(x) = w_1 (x_1 + x_2 - 4) = 0 \\ w_2 g_2(x) = w_2 (2x_1 + x_2 - 5) = 0 \\ w_1 \geq 0, w_2 \geq 0, g_1(x) \geq 0, g_2(x) \geq 0 \end{cases}$$

若 $g_1(x) > 0, g_2(x) > 0$, 解得 $w = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$, $x = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$, 舍去.

若 $g_1(x) = 0, g_2(x) > 0$, 解得 $w = \begin{bmatrix} 4 \\ 0 \end{bmatrix}$, $x = \begin{bmatrix} 2 \\ 2 \end{bmatrix}$.

若 $g_1(x) > 0, g_2(x) = 0$, 解得 $w = \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \end{bmatrix}$, $x = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix}$, 舍去.

若 $g_1(x) = 0, g_2(x) = 0$, 解得 $w = \begin{bmatrix} 10 \\ -4 \end{bmatrix}$, $x = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix}$, 舍去.

综上, 最优解为 $x^* = \begin{bmatrix} 2 \\ 2 \end{bmatrix}$, 最小距离为 $d^* = \sqrt{f(x^*)} = 2\sqrt{2}$.

题目 3. 习题 7.6. 求解下列问题: $\max 14x_1 - x_1^2 + 6x_2 - x_2^2 + 7$ s.t. $\begin{cases} x_1 + x_2 \leq 2 \\ x_1 + 2x_2 \leq 3 \end{cases}$.

解. 该非线性规划问题的标准形式为: $\min -14x_1 + x_1^2 - 6x_2 + x_2^2 - 7$ s.t. $\begin{cases} -x_1 - x_2 + 2 \geq 0 \\ -x_1 - 2x_2 + 3 \geq 0 \end{cases}$.

由于 $f(x_1, x_2) = -14x_1 + x_1^2 - 6x_2 + x_2^2 - 7$ 是凸函数, $g_1(x_1, x_2) = -x_1 - x_2 + 2$, $g_2(x_1, x_2) = -x_1 - 2x_2 + 3$ 是凹函数, 因此该问题是凸规划. 只需求解 KKT 点.

目标函数与约束函数的梯度是

$$\nabla f = \begin{bmatrix} -14 + 2x_1 \\ -6 + 2x_2 \end{bmatrix}, \quad \nabla g_1 = \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \end{bmatrix}, \quad \nabla g_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ -2 \end{bmatrix}.$$

KKT 条件如下:

$$\begin{cases} \nabla f(x) - w_1 \nabla g_1(x) - w_2 \nabla g_2(x) = \begin{bmatrix} -14 + 2x_1 + w_1 + w_2 \\ -6 + 2x_2 + w_1 + 2w_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\ w_1 g_1(x) = w_1(-x_1 - x_2 + 2) = 0 \\ w_2 g_2(x) = w_2(-x_1 - 2x_2 + 3) = 0 \\ w_1 \geq 0, w_2 \geq 0, g_1(x) \geq 0, g_2(x) \geq 0 \end{cases}$$

若 $g_1(x) > 0$, $g_2(x) > 0$, 解得 $w = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$, $x = \begin{bmatrix} 7 \\ 3 \end{bmatrix}$, 舍去.

若 $g_1(x) = 0$, $g_2(x) > 0$, 解得 $w = \begin{bmatrix} 8 \\ 0 \end{bmatrix}$, $x = \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix}$.

若 $g_1(x) > 0$, $g_2(x) = 0$, 解得 $w = \begin{bmatrix} 0 \\ 4 \end{bmatrix}$, $x = \begin{bmatrix} 5 \\ -1 \end{bmatrix}$, 舍去.

若 $g_1(x) = 0$, $g_2(x) = 0$, 解得 $w = \begin{bmatrix} 20 \\ -8 \end{bmatrix}$, $x = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$, 舍去.

综上, 最优解为 $x^* = \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \end{bmatrix}$, 最优值为 $f(x^*) = 33$.

题目 1. 习题 7.11. 给定非线性规划问题

$$\begin{aligned} \max \quad & b^T x, \quad x \in \mathbb{R}^n \\ \text{s.t.} \quad & x^T x \leq 1 \end{aligned}$$

其中 $b \neq 0$. 证明向量 $\bar{x} = \frac{b}{\|b\|}$ 满足最优性的充分条件.

证明. 非线性规划问题标准形式为

$$\begin{aligned} \min \quad & -b^T x, \quad x \in \mathbb{R}^n \\ \text{s.t.} \quad & 1 - x^T x \geq 0 \end{aligned}$$

由于 $f(x) = -b^T x$ 是凸函数 (线性函数), $g(x) = 1 - x^T x$ 是凹函数, 故该问题是凸规划.

目标函数与约束函数的梯度是

$$\nabla f(x) = -b, \quad \nabla g(x) = -2x$$

求解 KKT 条件 ($x \in \mathbb{R}^n, w \in \mathbb{R}$)

$$\begin{cases} \nabla f(x) - w \nabla g(x) = -b + 2wx = 0 & (1) \\ wg(x) = w(1 - x^T x) = 0 & (2) \\ w \geq 0, g(x) = 1 - x^T x \geq 0 & (3) \end{cases}$$

1. 若 $w = 0$, 代入 (1) 得 $-b = 0$, 矛盾.

2. 所以 $w > 0$, 代入互补松弛条件 (2) 得 $x^T x = 1$.

由 (1) 得 $x = \frac{b}{2w}$, 所以 $x^T = \frac{b^T}{2w}$, $x^T x = \frac{b^T b}{4w^2} = 1$, 解得 $w = \frac{\|b\|}{2}$.

从而 $x = \frac{b}{2w} = \frac{b}{\|b\|}$.

综上 $x = \frac{b}{\|b\|} = \bar{x}$, $w = \frac{\|b\|}{2} > 0$, KKT 条件成立, 所以 $\bar{x} = \frac{b}{\|b\|}$ 满足最优性的充分条件. \square

题目 2. 习题 7.10. 给定非线性规划问题

$$\begin{aligned} \min \quad & c^T x \\ \text{s.t.} \quad & Ax = 0 \\ & x^T x \leq \gamma^2 \end{aligned}$$

其中 A 为 $m \times n$ 矩阵 ($m < n$), A 的秩为 m , $c \in \mathbb{R}^n$ 且 $c \neq 0$, γ 是一个正数, 试求问题的最优解及目标函数最优值.

解. 非线性规划问题标准形式为

$$\begin{aligned} \min \quad & c^T x \\ \text{s.t.} \quad & Ax = 0 \\ & \gamma^2 - x^T x \geq 0 \end{aligned}$$

由于 $f(x) = c^T x$ 是凸函数 (线性函数), $g_1(x) = Ax$ 是线性函数, $g_2(x) = \gamma^2 - x^T x$ 是凹函数, 故该问题是凸规划.

目标函数与约束函数的梯度是

$$\nabla f(x) = c, \quad \nabla g_1(x) = A^T, \quad \nabla g_2(x) = -2x$$

求解 KKT 条件 ($x \in \mathbb{R}^n$, $v \in \mathbb{R}^m$, $w \in \mathbb{R}$)

$$\begin{cases} \nabla f(x) - \nabla g_1(x)v - w\nabla g_2(x) = c - A^T v + 2wx = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} g_1(x) = Ax = 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} wg_2(x) = w(\gamma^2 - x^T x) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} w \geq 0, g_2(x) = \gamma^2 - x^T x \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

1. 若 $w = 0$, 代入 (4) 得 $A^T v = c$. 左乘 x^T 结合 (5) 得 $f_{\min} = c^T x = 0$.

2. 若 $w > 0$, 代入互补松弛条件 (6) 得 $x^T x = \gamma^2$.

(4) 左乘 A 结合 (5) 得 $AA^T v = Ac$, 由 A 行满秩知 AA^T 可逆, $v = (AA^T)^{-1}Ac$.

(4) 左乘 x^T 结合 (5) 得 $x^T c + 2wx^T x = 0$, $w = -\frac{x^T c}{2x^T x} = -\frac{c^T x}{2\gamma^2}$.

(4) 左乘 c^T 得 $c^T(c - A^T v) + 2wc^T x = 0$, 代入 $c^T x = -2\gamma^2 w$ 解得 $w = \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c^T(c - A^T v)} = \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}$.

由 (4) 得 $x = -\frac{1}{2w}(c - A^T v) = \frac{-\gamma(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}{\sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}}$.

此时 $f_{\min} = c^T x = -2\gamma^2 w = -\gamma \sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}$.

3. 以下证明: 若 KKT 条件成立, 则 $w = 0 \iff c \in \text{Im}(A^T)$.

若 $w = 0$, 代入 KKT 条件 (4) 得 $A^T v = c$, 即 $c \in \text{Im}(A^T)$.

否则 $w > 0$, 则 $w = \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}$. 由于 $\mathbb{R}^n = \text{Ker}(A) \oplus \text{Im}(A^T)$, 则 $\exists c_1 \in \text{Ker}(A)$, $c_2 \in \text{Im}(A^T)$ s.t. $c = c_1 + c_2$ 且 $c_1^T c_2 = 0$. 进一步地, $\exists v$ s.t. $A^T v = c_2$. 代入 w 表达式得 $w = \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c^T(c - c_2)} = \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c_1^T c_1} > 0$. 所以 $c_1 \neq 0$, $c = c_1 + c_2 \notin \text{Im}(A^T)$.

综上, KKT 条件的解为: 若 $c \in \text{Im}(A^T)$, 则 $w = 0$, x 不唯一, $f_{\min} = 0$. 若 $c \notin \text{Im}(A^T)$, 则

$$\begin{aligned} w &= \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c} > 0 \\ x &= \frac{-\gamma(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}{\sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}} \\ f_{\min} &= -\gamma \sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c} \end{aligned}$$

题目 3. 习题 7.8. 考虑下列非线性规划问题

$$\begin{aligned} \min \quad & x_2 \\ \text{s.t.} \quad & -x_1^2 - (x_2 - 4)^2 + 16 \geq 0 \\ & (x_1 - 2)^2 + (x_2 - 3)^2 - 13 = 0 \end{aligned}$$

判断下列各点是否为局部最优解

$$x^{(1)} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad x^{(2)} = \begin{bmatrix} \frac{16}{5} \\ \frac{32}{5} \end{bmatrix}, \quad x^{(3)} = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 + \sqrt{13} \end{bmatrix}$$

解. 目标函数与约束函数的梯度是

$$\nabla f(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \nabla g(x) = \begin{bmatrix} -2x_1 \\ -2(x_2 - 4) \end{bmatrix}, \quad \nabla h(x) = \begin{bmatrix} 2(x_1 - 2) \\ 2(x_2 - 3) \end{bmatrix}$$

该问题不是凸规划, 因为 $h(x)$ 不是线性函数.

Lagrange 函数为 $L_x(x, w, v) = f(x) - wg(x) - vh(x) = x_2 - w[-x_1^2 - (x_2 - 4)^2 + 16] - v[(x_1 - 2)^2 + (x_2 - 3)^2 - 13]$. Hesse 矩阵为

$$\nabla^2 L_x(x, w, v) = \begin{bmatrix} 2(w - v) & 0 \\ 0 & 2(w - v) \end{bmatrix}$$

1. 检验 $x^{(1)} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$. $x^{(1)}$ 是可行解, 两个约束均为起作用约束. 求解 KKT 条件

$$\nabla f(x^{(1)}) - w\nabla g(x^{(1)}) - v\nabla h(x^{(1)}) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} - w \begin{bmatrix} 0 \\ 8 \end{bmatrix} - v \begin{bmatrix} -4 \\ -6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4v \\ 6v + 1 - 8w \end{bmatrix} = 0$$

解得 $w = \frac{1}{8}$, $v = 0$. 满足一阶必要条件. $\nabla^2 L_x(x^{(1)}, w, v) = \begin{bmatrix} \frac{1}{4} & 0 \\ 0 & \frac{1}{4} \end{bmatrix}$ 是正定矩阵, 不必求方向集 G 即知 $x^{(1)}$ 是局部最优解.

2. 检验 $x^{(2)} = \begin{bmatrix} \frac{16}{5} \\ \frac{32}{5} \end{bmatrix}$. $x^{(2)}$ 是可行解, 两个约束均为起作用约束. 求解 KKT 条件

$$\nabla f(x^{(2)}) - w\nabla g(x^{(2)}) - v\nabla h(x^{(2)}) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} - w \begin{bmatrix} -\frac{32}{5} \\ -\frac{24}{5} \end{bmatrix} - v \begin{bmatrix} \frac{12}{5} \\ \frac{34}{5} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{32}{5}w - \frac{12}{5}v \\ \frac{24}{5}w - \frac{34}{5}v + 1 \end{bmatrix} = 0$$

解得 $w = \frac{3}{40}$, $v = \frac{1}{5}$. 满足一阶必要条件. $\nabla^2 L_x(x^{(2)}, w, v) = \begin{bmatrix} -\frac{1}{4} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{4} \end{bmatrix}$ 是负定矩阵. 求解方向集 G

$$\begin{cases} \nabla g(x^{(2)})^T d = -\frac{32}{5}d_1 - \frac{24}{5}d_2 = 0 \\ \nabla h(x^{(2)})^T d = \frac{12}{5}d_1 + \frac{34}{5}d_2 = 0 \end{cases}$$

解得 $d = 0$, 从而 $G = \emptyset$, $x^{(2)}$ 是局部最优解.

3. 检验 $x^{(3)} = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 + \sqrt{13} \end{bmatrix}$. $x^{(3)}$ 是可行解, 约束 $h(x) = 0$ 为起作用约束. 求解 KKT 条件

$$\nabla f(x^{(3)}) - v \nabla h(x^{(3)}) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} - v \begin{bmatrix} 0 \\ 2\sqrt{13} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 - 2\sqrt{13}v \end{bmatrix} = 0$$

解得 $v = \frac{\sqrt{13}}{26}$. 满足一阶必要条件. $\nabla^2 L_x(x^{(3)}, w, v) = \begin{bmatrix} -\frac{\sqrt{13}}{13} & 0 \\ 0 & -\frac{\sqrt{13}}{13} \end{bmatrix}$ 是负定矩阵. 求解方向集 G

$$\nabla h(x^{(3)})^T d = 0d_1 + 2\sqrt{13}d_2 = 0$$

解得 $G = \{d \mid d_1 \neq 0, d_2 = 0\}$,

$$d^T \nabla^2 L_x(x^{(3)}, w, v) d = -\frac{\sqrt{13}}{13} d_1^2 < 0$$

从而 $x^{(3)}$ 不是局部最优解.

题目 4. 习题 7.9. 考虑下列非线性规划问题

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

讨论 β 取何值时 $\bar{x} = (0, 0)^T$ 是局部最优解?

解. 目标函数与约束函数的梯度是

$$\nabla f(x) = \begin{bmatrix} x_1 - 1 \\ x_2 \end{bmatrix}, \quad \nabla h(x) = \begin{bmatrix} -1 \\ 2\beta x_2 \end{bmatrix}$$

该问题不是凸规划, 因为 $h(x)$ 不是线性函数.

Lagrange 函数为 $L_x(x, v) = f(x) - v h(x) = \frac{1}{2} [(x_1 - 1)^2 + x_2^2] - v [-x_1 + \beta x_2^2]$. Hesse 矩阵

为

$$\nabla^2 L_x(x, v) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - 2\beta v \end{bmatrix}$$

在 $\bar{x} = (0, 0)^T$ 处, $h(x)$ 是起作用约束. 求解 KKT 条件

$$\nabla f(\bar{x}) - v \nabla h(\bar{x}) = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix} - v \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v - 1 \\ 0 \end{bmatrix} = 0$$

解得 $v = 1$. 满足一阶必要条件. $\nabla^2 L_x(\bar{x}, v) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - 2\beta \end{bmatrix}$.

若 $\beta < \frac{1}{2}$, 则 $\nabla^2 L_x(\bar{x}, v)$ 是正定矩阵, 不必求方向集 G 即知 \bar{x} 是局部最优解.

求解方向集 G

$$\nabla h(\bar{x})^T d = -d_1 = 0$$

解得 $G = \{d \mid d_1 = 0, d_2 \neq 0\}$,

$$d^T \nabla^2 L_x(\bar{x}, v) d = (1 - 2\beta) d_2^2$$

若 $\beta > \frac{1}{2}$, 则 $d^T \nabla^2 L_x(\bar{x}, v) d < 0$, 从而 \bar{x} 不是局部最优解.

若 $\beta = \frac{1}{2}$, 无法利用二阶条件, 消去 x_2 , 将原问题转化为

$$\min \quad \frac{1}{2} x_1^2 + \frac{1}{2}$$

知 \bar{x} 是局部最优解.

综上, $\bar{x} = (0, 0)^T$ 是局部最优解的充要条件是 $\beta \leq \frac{1}{2}$.

题目 1. 习题 7.13. 考虑下列原问题:

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

- (1) 分别用图解法和最优性条件求解原问题.
- (2) 写出对偶问题. (集约束为整个空间)

解. (1) 非线性规划问题标准形式为

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

使用图解法, 即在直线 $-x_1 + x_2 - 1 = 0$ 上寻找到点 $(1, -1)$ 距离最近的点. 如图 1 所示, 该点为 $(-\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$, $f_{\min} = \frac{9}{2}$.

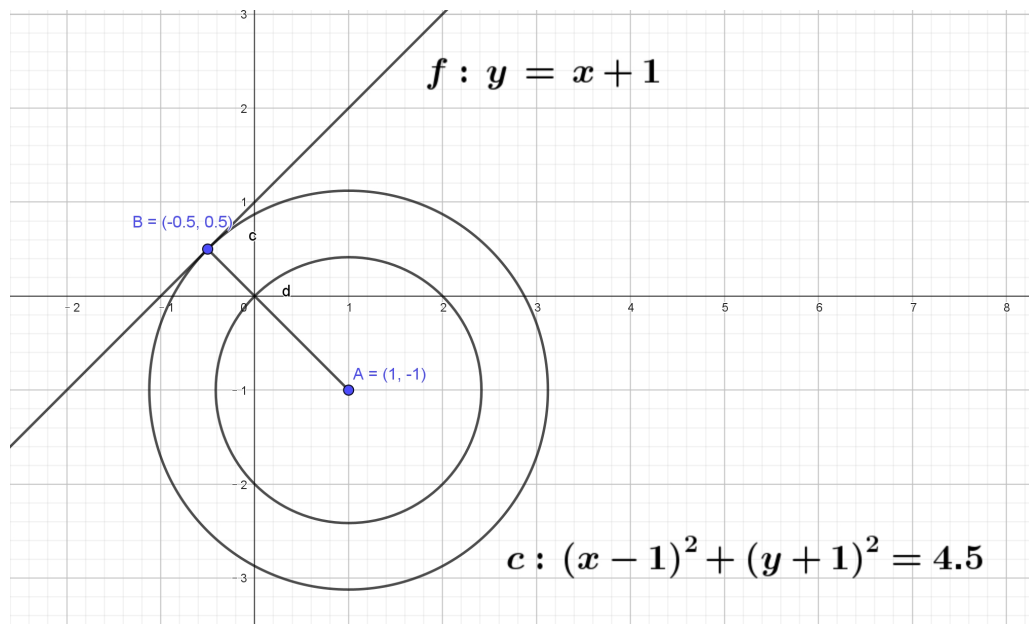


图 1: 图解法

由于 $f(x) = (x_1 - 1)^2 + (x_2 + 1)^2$ 是凸函数, $g(x) = -x_1 + x_2 - 1$ 是凹函数 (线性函数), 故该问题是凸规划.

目标函数与约束函数的梯度是

$$\nabla f(x) = \begin{bmatrix} 2(x_1 - 1) \\ 2(x_2 + 1) \end{bmatrix}, \quad \nabla g(x) = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

求解 KKT 条件 ($x \in \mathbb{R}^2$, $w \in \mathbb{R}$)

$$\begin{cases} \nabla f(x) - w \nabla g(x) = \begin{bmatrix} 2(x_1 - 1) + w \\ 2(x_2 + 1) - w \end{bmatrix} = 0 \\ wg(x) = w(-x_1 + x_2 - 1) = 0 \\ w \geq 0, g(x) \geq 0 \end{cases}$$

1. 若 $w = 0$, 代入 KKT 条件得 $x_1 = 1$, $x_2 = -1$, $g(x) < 0$, 舍去.

2. 若 $w > 0$, 代入互补松弛条件得 $g(x) = -x_1 + x_2 - 1 = 0$, 解得 $x_1 = -\frac{1}{2}$, $x_2 = \frac{1}{2}$, $w = 3$, $f_{\min} = \frac{9}{2}$. 与图解法结果一致.

(2) Lagrange 函数为

$$L(x, w) = (x_1 - 1)^2 + (x_2 + 1)^2 - w(-x_1 + x_2 - 1)$$

则

$$\begin{aligned} \theta(w) &= \inf_{x \in \mathbb{R}^2} L(x, w) = \inf_{x \in \mathbb{R}^2} \{(x_1 - 1)^2 + (x_2 + 1)^2 - w(-x_1 + x_2 - 1)\} \\ &= \inf_{x_1 \in \mathbb{R}} \{x_1^2 + (w - 2)x_1\} + \inf_{x_2 \in \mathbb{R}} \{x_2^2 + (2 - w)x_2\} + w + 2 \\ &= -\frac{(w - 2)^2}{4} - \frac{(w - 2)^2}{4} + w + 2 \quad \left(x_1 = \frac{2 - w}{2}, x_2 = \frac{w - 2}{2}\right) \\ &= -\frac{w^2}{2} + 3w \end{aligned}$$

所以对偶问题为

$$\begin{aligned} \max \quad & -\frac{w^2}{2} + 3w \\ \text{s.t.} \quad & w \geq 0 \end{aligned}$$

题目 2. 习题 7.10. 给定非线性规划问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & c^T x \\ \text{s.t.} \quad & Ax = 0 \\ & x^T x = \gamma^2 \end{aligned}$$

其中 A 为 $m \times n$ 矩阵 ($m < n$) 且秩为 m , $c \in \mathbb{R}^n$ 且 $c \neq 0$, $\gamma > 0$. 试求问题的最优解及目标函数最优值.

解. (作业 08 已布置过本题)

非线性规划问题标准形式为

$$\begin{aligned} \min \quad & c^T x \\ \text{s.t.} \quad & Ax = 0 \\ & \gamma^2 - x^T x \geq 0 \end{aligned}$$

由于 $f(x) = c^T x$ 是凸函数 (线性函数), $g_1(x) = Ax$ 是线性函数, $g_2(x) = \gamma^2 - x^T x$ 是凹函数, 故该问题是凸规划.

目标函数与约束函数的梯度是

$$\nabla f(x) = c, \quad \nabla g_1(x) = A^T, \quad \nabla g_2(x) = -2x$$

求解 KKT 条件 ($x \in \mathbb{R}^n$, $v \in \mathbb{R}^m$, $w \in \mathbb{R}$)

$$\begin{cases} \nabla f(x) - \nabla g_1(x)v - w\nabla g_2(x) = c - A^T v + 2wx = 0 & (1) \\ g_1(x) = Ax = 0 & (2) \\ wg_2(x) = w(\gamma^2 - x^T x) = 0 & (3) \\ w \geq 0, g_2(x) = \gamma^2 - x^T x \geq 0 & (4) \end{cases}$$

1. 若 $w = 0$, 代入 (1) 得 $A^T v = c$. 左乘 x^T 结合 (2) 得 $f_{\min} = c^T x = 0$.

2. 若 $w > 0$, 代入互补松弛条件 (3) 得 $x^T x = \gamma^2$.

(1) 左乘 A 结合 (2) 得 $AA^T v = Ac$, 由 A 行满秩知 AA^T 可逆, $v = (AA^T)^{-1}Ac$.

(1) 左乘 x^T 结合 (2) 得 $x^T c + 2wx^T x = 0$, $w = -\frac{x^T c}{2x^T x} = -\frac{c^T x}{2\gamma^2}$.

(1) 左乘 c^T 得 $c^T(c - A^T v) + 2wc^T x = 0$, 代入 $c^T x = -2\gamma^2 w$ 解得 $w = \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c^T(c - A^T v)} = \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}$.

由 (1) 得 $x = -\frac{1}{2w}(c - A^T v) = \frac{-\gamma(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}{\sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}}$.

此时 $f_{\min} = c^T x = -2\gamma^2 w = -\gamma \sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}$.

3. 以下证明: 若 KKT 条件成立, 则 $w = 0 \iff c \in \text{Im}(A^T)$.

若 $w = 0$, 代入 KKT 条件 (1) 得 $A^T v = c$, 即 $c \in \text{Im}(A^T)$.

否则 $w > 0$, 则 $w = \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}$. 由于 $\mathbb{R}^n = \text{Ker}(A) \oplus \text{Im}(A^T)$, 则 $\exists c_1 \in \text{Ker}(A)$, $c_2 \in \text{Im}(A^T)$ s.t. $c = c_1 + c_2$ 且 $c_1^T c_2 = 0$. 进一步地, $\exists v$ s.t. $A^T v = c_2$. 代入 w 表达式得 $w = \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c^T(c - c_2)} = \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c_1^T c_1} > 0$. 所以 $c_1 \neq 0$, $c = c_1 + c_2 \notin \text{Im}(A^T)$.

综上, KKT 条件的解为: 若 $c \in \text{Im}(A^T)$, 则 $w = 0$, x 不唯一, $f_{\min} = 0$. 若 $c \notin \text{Im}(A^T)$, 则

$$\begin{aligned} w &= \frac{1}{2\gamma} \sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c} > 0 \\ x &= \frac{-\gamma(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}{\sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c}} \\ f_{\min} &= -\gamma \sqrt{c^T(I_n - A^T(AA^T)^{-1}A)c} \end{aligned}$$

题目 3. 习题 8.1. 定义算法映射如下:

$$A(x) = \begin{cases} [\frac{3}{2} + \frac{1}{4}x, 1 + \frac{1}{2}x] & (x \geq 2) \\ \frac{1}{2}(x+1) & (x < 2) \end{cases}$$

证明 A 在 $x = 2$ 处不是闭的.

证明. 注意到 $\lim_{x \rightarrow 2^-} A(x) = \frac{3}{2} \notin A(2)$, 据此构造反例. 取序列 $x_k = 2 - \frac{1}{k} \rightarrow 2$, 由 $y_k \in A(x_k) = \{\frac{1}{2}(x+1)\}$ 得 $y_k = \frac{1}{2}(x_k + 1) \rightarrow \frac{3}{2}$. 但 $\frac{3}{2} \notin A(2) = \{2\}$, 故 A 在 $x = 2$ 处不是闭的. \square

题目 4. 习题 8.2. 在集合 $X = [0, 1]$ 上定义算法映射

$$A(x) = \begin{cases} [0, x] & (0 < x \leq 1) \\ 0 & (x = 0) \end{cases}$$

讨论在以下各点处 A 是否为闭的: $x^{(1)} = 0, x^{(2)} = \frac{1}{2}$.

解. A 在 $x^{(1)} = 0$ 处是闭的. 任取序列 $\{x_k\} \subseteq [0, 1]$ 且 $x_k \rightarrow 0$, 任取序列 $\{y_k\}$ 满足 $y_k \in A(x_k) = \begin{cases} [0, x_k) & (0 < x_k \leq 1) \\ 0 & (x_k = 0) \end{cases}$ 且 $y_k \rightarrow y$, 由夹逼定理知 $y = 0$. 由 $y \in A(0) = \{0\}$, 知 A 在 $x^{(1)} = 0$ 处是闭的.

A 在 $x^{(2)} = \frac{1}{2}$ 处不是闭的. 注意到 $[0, \frac{1}{2})$ 不是闭集, 据此构造反例: 取序列 $x_k = \frac{1}{2} + \frac{1}{k} \rightarrow \frac{1}{2}$, 取 $y_k = \frac{1}{2} - \frac{1}{k} \in A(x_k)$, 但 $y_k \rightarrow \frac{1}{2} \notin A(\frac{1}{2}) = [0, \frac{1}{2})$, 故 A 在 $x^{(2)} = \frac{1}{2}$ 处不是闭的.

题目 1. 习题 9.14. 设函数 $f(x)$ 在 $x^{(1)}$ 和 $x^{(2)}$ 之间存在极小点, 又知

$$f_1 = f(x^{(1)}), f_2 = f(x^{(2)}), f'_1 = f'(x^{(1)})$$

作二次插值多项式 $\varphi(x)$, 使

$$\varphi(x^{(1)}) = f_1, \varphi(x^{(2)}) = f_2, \varphi'(x^{(1)}) = f'_1$$

求 $\varphi(x)$ 的极小点.

解. 设 $\varphi(x) = a(x - x^{(1)})^2 + b(x - x^{(1)}) + c$, 代入已知条件得

$$\varphi(x^{(1)}) = c = f_1$$

$$\varphi(x^{(2)}) = a(x^{(2)} - x^{(1)})^2 + b(x^{(2)} - x^{(1)}) + f_1 = f_2$$

$$\varphi'(x^{(1)}) = b = f'_1$$

解得

$$a = \frac{f_2 - f_1 - f'_1(x^{(2)} - x^{(1)})}{(x^{(2)} - x^{(1)})^2}, \quad b = f'_1, \quad c = f_1$$

从而 $\varphi(x)$ 的极小点为

$$x^* = x^{(1)} - \frac{b}{2a} = x^{(1)} - \frac{f'_1(x^{(2)} - x^{(1)})^2}{2(f_2 - f_1 - f'_1(x^{(2)} - x^{(1)}))}$$

题目 2. 习题 10.2. 给定函数

$$f(x) = (6 + x_1 + x_2)^2 + (2 - 3x_1 - 3x_2 - x_1x_2)^2$$

求在点 $\hat{x} = \begin{bmatrix} -4 \\ 6 \end{bmatrix}$ 处的最速下降方向.

解. 目标函数的梯度为

$$\nabla f(x) = \begin{bmatrix} 2(6 + x_1 + x_2) + 2(2 - 3x_1 - 3x_2 - x_1x_2)(-3 - x_2) \\ 2(6 + x_1 + x_2) + 2(2 - 3x_1 - 3x_2 - x_1x_2)(-3 - x_1) \end{bmatrix}$$

在 \hat{x} 处的最速下降方向为

$$d = -\nabla f(\hat{x}) = - \begin{bmatrix} 2(6 - 4 + 6) + 2(2 + 12 - 18 + 24)(-3 - 6) \\ 2(6 - 4 + 6) + 2(2 + 12 - 18 + 24)(-3 + 4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 344 \\ -56 \end{bmatrix}$$

题目 1. 习题 10.2. 给定函数

$$f(x) = (6 + x_1 + x_2)^2 + (2 - 3x_1 - 3x_2 - x_1x_2)^2$$

求在点 $\hat{x} = \begin{bmatrix} -4 \\ 6 \end{bmatrix}$ 处的牛顿方向.

解. 目标函数的梯度为

$$\nabla f(x) = \begin{bmatrix} 2(6 + x_1 + x_2) + 2(2 - 3x_1 - 3x_2 - x_1x_2)(-3 - x_2) \\ 2(6 + x_1 + x_2) + 2(2 - 3x_1 - 3x_2 - x_1x_2)(-3 - x_1) \end{bmatrix}$$

Hesse 矩阵为

$$\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 2 + 2(3 + x_2)^2 & 2 + 2(7 + 6x_1 + 6x_2 + 2x_1x_2) \\ 2 + 2(7 + 6x_1 + 6x_2 + 2x_1x_2) & 2 + 2(3 + x_1)^2 \end{bmatrix}$$

在 \hat{x} 处的牛顿方向为

$$d = -\nabla^2 f(\hat{x})^{-1} \nabla f(\hat{x}) = - \begin{bmatrix} 164 & -56 \\ -56 & 4 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -344 \\ 56 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{22}{31} \\ -\frac{126}{31} \end{bmatrix}$$

题目 2. 习题 10.5. 设有函数 $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + c$, 其中 A 为对称正定矩阵. 又设 $x^{(1)} \neq \bar{x}$ 可表示为 $x^{(1)} = \bar{x} + \mu p$, 其中 \bar{x} 是 $f(x)$ 的极小点, p 是 A 的属于特征值 λ 的特征向量. 证明:

$$(1) \nabla f(x^{(1)}) = \mu \lambda p$$

(2) 如果从 $x^{(1)}$ 出发, 沿最速下降方向作一维搜索, 则一步达到极小点 \bar{x} .

证明. (1) 由 $\nabla f(x) = Ax + b$ 且 $\nabla f(\bar{x}) = A\bar{x} + b = 0$ 知

$$\nabla f(x^{(1)}) = Ax^{(1)} + b = A(\bar{x} + \mu p) + b = A\bar{x} + \mu Ap + b = \mu Ap = \mu \lambda p$$

(2) $x^{(1)}$ 处的最速下降方向 $d = -\nabla f(x^{(1)}) = -\mu\lambda p$. 设 $g(c) = f(x^{(1)} + cd)$, 则

$$\begin{aligned}\nabla g(c) &= \nabla f(x^{(1)} + cd)^T d = (A(\bar{x} + \mu p + cd) + b)^T d \\ &\stackrel{A\bar{x}+b=0}{=} (A(\mu p + cd))^T d \stackrel{Ap=\lambda p}{d=-\mu\lambda p} (\mu\lambda(1-\lambda c)p)^T (-\mu\lambda p) \\ &= -\mu^2\lambda^2(1-\lambda c)p^T p \begin{cases} < 0, & c < \frac{1}{\lambda} \\ = 0, & c = \frac{1}{\lambda} \\ > 0, & c > \frac{1}{\lambda} \end{cases}\end{aligned}$$

注: 由于 A 对称正定, 知 $\lambda > 0$. 由于 $x^{(1)} \neq \bar{x}$, 有 $\mu \neq 0, p \neq 0$.

所以 $g(c)$ 在 $c = \frac{1}{\lambda}$ 处取最小值, $\min g(c) = \min f(x^{(1)} + cd) = f(x^{(1)} + \frac{d}{\lambda}) = f(\bar{x})$, 即沿 d 作一维搜索一步达到极小点 \bar{x} . \square

题目 3. 习题 10.12. 设 A 为 n 阶实对称正定矩阵, 证明 A 的 n 个互相正交的特征向量 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)}$ 关于 A 共轭.

证明. 设 $Ap^{(i)} = \lambda_i p^{(i)}$ ($i = 1, 2, \dots, n$). 由于 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)}$ 两两正交, 得

$$p^{(i)T} Ap^{(j)} = \lambda_i p^{(i)T} p^{(j)} = 0, \quad i, j \in \{1, 2, \dots, n\}, i \neq j$$

即 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)}$ 关于 A 共轭. \square

题目 4. 习题 10.16. 设 A 为 n 阶对称正定矩阵, 非零向量 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)} \in E_n$ 关于矩阵 A 共轭. 证明:

$$(1) \forall x \in E_n, x = \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)T} Ax}{p^{(i)T} Ap^{(i)}} p^{(i)}.$$

$$(2) A^{-1} = \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)} p^{(i)T}}{p^{(i)T} Ap^{(i)}}.$$

证明. (1) 由于 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)}$ 关于 A 共轭, 知其线性无关, 是 E_n 的一组基. $\forall x \in E_n$, 设 $x = \sum_{i=1}^n c_i p^{(i)}$, 左乘 $p^{(j)T} A$ 得 $p^{(j)T} Ax = \sum_{i=1}^n c_i p^{(j)T} Ap^{(i)} = c_j p^{(j)T} Ap^{(j)}$, 即 $c_j = \frac{p^{(j)T} Ax}{p^{(j)T} Ap^{(j)}} (j = 1, 2, \dots, n)$. 所以 $x = \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)T} Ax}{p^{(i)T} Ap^{(i)}} p^{(i)}$.

(2) 设 $A^{-1} = \begin{bmatrix} u_1 & u_2 & \cdots & u_n \end{bmatrix}$. 由 (1) 结论, 得

$$u_j = \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)T} A u_i}{p^{(i)T} Ap^{(i)}} p^{(i)} = \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)} p^{(i)T} A u_i}{p^{(i)T} Ap^{(i)}} (j = 1, 2, \dots, n)$$

注: $p^{(i)\top}Au_i$ 是数字, 与 $p^{(i)}$ 可交换. 所以

$$\begin{aligned} A^{-1} &= \begin{bmatrix} u_1 & u_2 & \cdots & u_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)}p^{(i)\top}Au_1}{p^{(i)\top}Ap^{(i)}} & \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)}p^{(i)\top}Au_2}{p^{(i)\top}Ap^{(i)}} & \cdots & \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)}p^{(i)\top}Au_n}{p^{(i)\top}Ap^{(i)}} \end{bmatrix} \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)}p^{(i)\top}}{p^{(i)\top}Ap^{(i)}} A \begin{bmatrix} u_1 & u_2 & \cdots & u_n \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)}p^{(i)\top}}{p^{(i)\top}Ap^{(i)}} AA^{-1} = \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)}p^{(i)\top}}{p^{(i)\top}Ap^{(i)}} \end{aligned}$$

□

题目 5. 习题 10.17. 设有非线性规划问题

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2}x^T Ax \\ \text{s.t. } & x \geq b \end{aligned}$$

其中 A 为 n 阶对称正定矩阵. 设 \bar{x} 是问题的最优解, 证明: \bar{x} 与 $\bar{x} - b$ 关于 A 共轭.

证明. 目标函数 $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax$ 的梯度为 $\nabla f(x) = Ax$. 约束 $g(x) = x - b$ 的梯度为 $\nabla g(x) = I$.

由已知, \bar{x} 是 KKT 点, 即

$$\begin{cases} \nabla f(\bar{x}) - \nabla g(\bar{x})w^T = A\bar{x} - w^T = 0 & (1) \\ wg(\bar{x}) = w(\bar{x} - b) = 0 & (2) \\ w \geq 0, g(\bar{x}) \geq 0 & (3) \end{cases}$$

由 (1) 得 $w = \bar{x}^T A^T = \bar{x}^T A$. 由 (2) 得 $\bar{x}^T A(\bar{x} - b) = w(\bar{x} - b) = 0$, 即 \bar{x} 与 $\bar{x} - b$ 关于 A 共轭. □

题目 1. 习题 10.13. 设 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)} \in \mathbb{R}^n$ 为一组线性无关向量, H 是 n 阶对称正定矩阵, 令向量 $d^{(k)}$ 为

$$d^{(k)} = \begin{cases} p^{(k)}, & k = 1, \\ p^{(k)} - \sum_{i=1}^{k-1} \frac{d^{(i)\top} H p^{(k)}}{d^{(i)\top} H d^{(i)}} d^{(i)}, & k = 2, 3, \dots, n. \end{cases}$$

证明 $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(n)}$ 关于 H 共轭.

证明. 使用数学归纳法. $n = 2$ 时,

$$d^{(1)\top} H d^{(2)} = p^{(1)\top} H \left(p^{(2)} - \frac{d^{(1)\top} H p^{(2)}}{d^{(1)\top} H d^{(1)}} d^{(1)} \right) = p^{(1)\top} H p^{(2)} - \frac{p^{(1)\top} H p^{(2)}}{p^{(1)\top} H p^{(1)}} p^{(1)\top} H p^{(1)} = 0$$

假设 $n = k$ 时成立 ($k \geq 2$), 即 $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(k)}$ 关于 H 共轭. 则

$$\begin{aligned} d^{(j)\top} H d^{(k+1)} &= d^{(j)\top} H \left(p^{(k+1)} - \sum_{i=1}^k \frac{d^{(i)\top} H p^{(k+1)}}{d^{(i)\top} H d^{(i)}} d^{(i)} \right) \\ &= d^{(j)\top} H p^{(k+1)} - \sum_{i=1}^k \frac{d^{(i)\top} H p^{(k+1)}}{d^{(i)\top} H d^{(i)}} d^{(j)\top} H d^{(i)} \\ &= d^{(j)\top} H p^{(k+1)} - \frac{d^{(j)\top} H p^{(k+1)}}{d^{(j)\top} H d^{(j)}} d^{(j)\top} H d^{(j)} = 0 \quad (j = 1, 2, \dots, k) \end{aligned}$$

故 $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(k+1)}$ 关于 H 共轭. 归纳知 $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(n)}$ 关于 H 共轭 ($n \geq 2$). \square

题目 1 的注记. 此为 Gram-Schmidt 正交化方法的推广. 若 $H = I$, 即为 Gram-Schmidt 正交化方法.

题目 2. 习题 10.15. 设将 FR 共轭梯度法用于有三个变量的函数 $f(x)$, 第 1 次迭代, 搜索方向 $d^{(1)} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 2 \end{bmatrix}^\top$, 沿 $d^{(1)}$ 作精确一维搜索, 得到点 $x^{(2)}$, 又设 $\frac{\partial f(x^{(2)})}{\partial x_1} = -2$, $\frac{\partial f(x^{(2)})}{\partial x_2} = -2$, 那么按共轭梯度法的规定, 从 $x^{(2)}$ 出发的搜索方向是什么?

解.

$$\begin{aligned} g_1 &= \nabla f(x^{(1)}) = -d_1 = \begin{bmatrix} -1 & 1 & -2 \end{bmatrix}^T \\ g_2 &= \nabla f(x^{(2)}) = \begin{bmatrix} -2 & -2 & \frac{\partial f(x^{(2)})}{\partial x_3} \end{bmatrix}^T \xrightarrow{\underline{g_2^T d_1 = 0}} \begin{bmatrix} -2 & -2 & 0 \end{bmatrix}^T \\ d_2 &= -g_2 + \beta_1 d_1 = -g_2 + \frac{\|g_2\|^2}{\|g_1\|^2} d_1 = -g_2 + \frac{4}{3} d_1 = \begin{bmatrix} \frac{10}{3} & \frac{2}{3} & \frac{8}{3} \end{bmatrix}^T \end{aligned}$$

题目 3. 习题 12.2. 考虑下列问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & x_1^2 + x_1 x_2 + 2x_2^2 - 6x_1 - 2x_2 - 12x_3 \\ \text{s.t.} \quad & x_1 + x_2 + x_3 = 2 \\ & -x_1 + 2x_2 \leq 3 \\ & x_1, x_2, x_3 \geq 0 \end{aligned}$$

求出在点 $\hat{x} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}^T$ 处的一个下降可行方向.

解. 在点 \hat{x} 处起作用的约束为 $g(x) = x_3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x \geq 0$, $h(x) = x_1 + x_2 + x_3 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} x = 2$. 求解

$$\begin{aligned} \nabla f(\hat{x})^T d &= \begin{bmatrix} 2x_1 + x_2 - 6 & x_1 + 4x_2 - 2 & -12 \end{bmatrix} \Big|_{\hat{x}} d = \begin{bmatrix} -3 & 3 & -12 \end{bmatrix} d < 0 \\ & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} d \geq 0 \\ & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} d = 0 \end{aligned}$$

满足上述条件的 d 即为下降可行方向. 可取 $d = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T$.

题目 1. 习题 12.8. 考虑下列问题:

$$\begin{aligned} & \min f(x) \\ \text{s.t. } & g_i(x) \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \\ & h_j(x) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, l \end{aligned}$$

设 \hat{x} 是可行点, $I = \{i \mid g_i(\hat{x}) = 0\}$. 证明 \hat{x} 为 KKT 点的充要条件是下列问题的目标函数的最优值为零:

$$\begin{aligned} & \min \nabla f(\hat{x})^T d \\ \text{s.t. } & \nabla g_i(\hat{x})^T d \geq 0, \quad i \in I \\ & \nabla h_j(\hat{x})^T d = 0, \quad j = 1, 2, \dots, l \\ & -1 \leq d_j \leq 1, \quad j = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

证明. \hat{x} 为 KKT 点 $\iff \exists w_i \geq 0$ ($i \in I$), v_j ($j = 1, 2, \dots, l$) s.t.

$$\nabla f(\hat{x}) - \sum_{i \in I} w_i \nabla g_i(\hat{x}) - \sum_{j=1}^l v_j \nabla h_j(\hat{x}) = 0$$

$$\iff \exists w \geq 0, v \text{ s.t. } \begin{bmatrix} \nabla g(\hat{x}) & \nabla h(\hat{x}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w \\ v \end{bmatrix} = \nabla f(\hat{x}).$$

令 $v = v_1 - v_2$, $v_1, v_2 \geq 0$

$$\iff \exists w, v_1, v_2 \geq 0 \text{ s.t. } \begin{bmatrix} \nabla g(\hat{x}) & \nabla h(\hat{x}) & -\nabla h(\hat{x}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w \\ v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} = \nabla f(\hat{x}).$$

由 Farkas 定理

$$\iff \nexists d_1 \text{ s.t. } \begin{bmatrix} \nabla g(\hat{x})^T \\ \nabla h(\hat{x})^T \\ -\nabla h(\hat{x})^T \end{bmatrix} d_1 \leq 0, \quad \nabla f(\hat{x})^T d_1 > 0.$$

令 $d = -d_1$

$$\iff \nexists d \text{ s.t. } \begin{bmatrix} \nabla g(\hat{x})^T \\ \nabla h(\hat{x})^T \\ -\nabla h(\hat{x})^T \end{bmatrix} d \geq 0, \nabla f(\hat{x})^T d < 0.$$

$$\iff \nexists d \text{ s.t. } \nabla g(\hat{x})^T d \geq 0, \nabla h(\hat{x})^T d = 0, \nabla f(\hat{x})^T d < 0.$$

\iff 下列问题的目标函数的最优值为零, 在 $d = 0$ 时取得.

$$\begin{aligned} & \min \nabla f(\hat{x})^T d \\ \text{s.t. } & \nabla g_i(\hat{x})^T d \geq 0, \quad i \in I \\ & \nabla h_j(\hat{x})^T d = 0, \quad j = 1, 2, \dots, l \\ & -1 \leq d_j \leq 1, \quad j = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

□

题目 1. 习题 13.4. 考虑下列问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & x_1 x_2 \\ \text{s.t.} \quad & g(x) = -2x_1 + x_2 + 3 \geq 0 \end{aligned}$$

(1) 用二阶最优性条件证明点 $\bar{x} = \begin{bmatrix} \frac{3}{4} \\ -\frac{3}{2} \end{bmatrix}$ 是局部最优解, 并说明它是否为全局最优解?

(2) 定义障碍函数为 $G(x, r) = x_1 x_2 - r \ln g(x)$, 试用内点法求解此问题, 并说明内点法产生的序列趋向点 \bar{x} .

解.

(1) 目标函数和约束函数的梯度为

$$\nabla f(x) = \begin{bmatrix} x_2 \\ x_1 \end{bmatrix}, \quad \nabla g(x) = \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Lagrange 函数为 $L_x(x, w) = x_1 x_2 - w(-2x_1 + x_2 + 3)$, Hesse 矩阵为 $\nabla^2 L_x(x, w) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$.

在 \bar{x} 处, $g(\bar{x}) = 0$, $g(x)$ 是起作用约束. 解 KKT 条件

$$\nabla f(\bar{x}) - w \nabla g(\bar{x}) = \begin{bmatrix} -\frac{3}{2} + 2w \\ \frac{3}{4} - w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

解得 $w = \frac{3}{4} > 0$, 故 \bar{x} 是 KKT 点.

求解方向集 G :

$$\nabla g(\bar{x})^T d = -2d_1 + d_2 = 0$$

解得 $G = \{d \mid d \neq 0, d_1 = \frac{1}{2}d_2\}$.

$$d^T \nabla^2 L_x(\bar{x}, w, v) d = 2d_1 d_2 = 4d_1^2 > 0$$

故 \bar{x} 是局部最优解. $f(\bar{x}) = -\frac{9}{8}$.

记 $x^{(1)} = \begin{bmatrix} -100 \\ 100 \end{bmatrix}$, 则 $g(x^{(1)}) \geq 0$, $f(x^{(1)}) < f(\bar{x})$. 故 \bar{x} 不是全局最优解.

(2) 令

$$\begin{aligned}\frac{\partial G}{\partial x_1} &= x_2 + \frac{2r}{g(x)} = x_2 + \frac{2r}{-2x_1 + x_2 + 3} = 0 \\ \frac{\partial G}{\partial x_2} &= x_1 - \frac{r}{g(x)} = x_1 - \frac{r}{-2x_1 + x_2 + 3} = 0\end{aligned}$$

整理得 $4x_1^2 - 3x_1 + r = 0$, $x_2 = -2x_1$, $x_1 = \frac{3 \pm \sqrt{9-16r}}{8}$.

$$\begin{aligned}\nabla_x^2 G(x, r) &= \begin{bmatrix} \frac{4r}{(-2x_1+x_2+3)^2} & 1 - \frac{2r}{(-2x_1+x_2+3)^2} \\ 1 - \frac{2r}{(-2x_1+x_2+3)^2} & \frac{r}{(-2x_1+x_2+3)^2} \end{bmatrix} \\ \det \nabla_x^2 G(x, r) &= \frac{4r}{(-2x_1+x_2+3)^2} - 1\end{aligned}$$

令 $\det \nabla_x^2 G(x, r) \geq 0$, 解得 $x_1 \geq \frac{3-2\sqrt{r}}{4}$. 所以 $x_1 = \frac{3+\sqrt{9-16r}}{8}$, $x_2 = -\frac{3+\sqrt{9-16r}}{4}$ 是 $G(x, r)$ 的极小点. 令 $r \rightarrow 0^+$, 则 $\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} \frac{3}{4} \\ -\frac{3}{2} \end{bmatrix} = \bar{x}$. 故内点法产生的序列趋向点 \bar{x} .