

■ 最优化理论与算法习题解答	
<div>目录CONTENTS</div>	
第 1 章	引言题解..... 1
第 2 章	线性规划的基本性质题解 ..... 10
第 3 章	单纯形方法题解 ..... 18
第 4 章	对偶原理及灵敏度分析题解 ..... 68
第 5 章	运输问题题解 ..... 91
第 7 章	最优性条件题解..... 101
第 8 章	算法题解..... 112
第 9 章	一维搜索题解..... 113
第 10 章	使用导数的最优化方法题解 ..... 118
第 11 章	无约束最优化的直接方法题解 ..... 133
第 12 章	可行方向法题解 ..... 155
第 13 章	惩罚函数法题解 ..... 174
第 14 章	二次规划题解 ..... 182
第 15 章	整数规划简介题解 ..... 192
第 16 章	动态规划简介题解 ..... 207

## 引言题解

1. 用定义验证下列各集合是凸集:

(1)  $S = \{(x_1, x_2) \mid x_1 + 2x_2 \geq 1, x_1 - x_2 \geq 1\}$ ;      (2)  $S = \{(x_1, x_2) \mid x_2 \geq \|x_1\|\}$ ;

(3)  $S = \{(x_1, x_2) \mid x_1^2 + x_2^2 \leq 10\}$ .

证 (1) 对集合  $S$  中任意两点  $x^{(1)} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} \\ x_2^{(1)} \end{bmatrix}$ ,  $x^{(2)} = \begin{bmatrix} x_1^{(2)} \\ x_2^{(2)} \end{bmatrix}$  及每个数  $\lambda \in [0, 1]$ , 有

$$\lambda x^{(1)} + (1 - \lambda)x^{(2)} = \begin{bmatrix} \lambda x_1^{(1)} + (1 - \lambda)x_1^{(2)} \\ \lambda x_2^{(1)} + (1 - \lambda)x_2^{(2)} \end{bmatrix}.$$

由题设, 有

$$\begin{aligned} & [\lambda x_1^{(1)} + (1 - \lambda)x_1^{(2)}] + 2[\lambda x_2^{(1)} + (1 - \lambda)x_2^{(2)}] \\ &= \lambda(x_1^{(1)} + 2x_2^{(1)}) + (1 - \lambda)(x_1^{(2)} + 2x_2^{(2)}) \geq \lambda + (1 - \lambda) = 1, \\ & [\lambda x_1^{(1)} + (1 - \lambda)x_1^{(2)}] - [\lambda x_2^{(1)} + (1 - \lambda)x_2^{(2)}] \\ &= \lambda(x_1^{(1)} - x_2^{(1)}) + (1 - \lambda)(x_1^{(2)} - x_2^{(2)}) \geq \lambda + (1 - \lambda) = 1, \end{aligned}$$

因此,  $\lambda x^{(1)} + (1 - \lambda)x^{(2)} \in S$ , 故  $S$  是凸集.

(2) 对集合  $S$  中任意两点  $x^{(1)} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} \\ x_2^{(1)} \end{bmatrix}$  和  $x^{(2)} = \begin{bmatrix} x_1^{(2)} \\ x_2^{(2)} \end{bmatrix}$  及每个数  $\lambda \in [0, 1]$ , 有

$$\lambda x^{(1)} + (1 - \lambda)x^{(2)} = \begin{bmatrix} \lambda x_1^{(1)} + (1 - \lambda)x_1^{(2)} \\ \lambda x_2^{(1)} + (1 - \lambda)x_2^{(2)} \end{bmatrix}.$$

由题设, 有

$$\lambda x_2^{(1)} + (1 - \lambda)x_2^{(2)} \geq \lambda \|x_1^{(1)}\| + (1 - \lambda)\|x_1^{(2)}\| \geq \|\lambda x_1^{(1)} + (1 - \lambda)x_1^{(2)}\|,$$

因此  $\lambda x^{(1)} + (1 - \lambda)x^{(2)} \in S$ , 故  $S$  是凸集.

(3) 对集合  $S$  中任意两点  $x^{(1)} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} \\ x_2^{(1)} \end{bmatrix}$  和  $x^{(2)} = \begin{bmatrix} x_1^{(2)} \\ x_2^{(2)} \end{bmatrix}$  及每个数  $\lambda \in [0, 1]$ , 有

## 2 最优化理论与算法习题解答

$$\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda) \mathbf{x}^{(2)} = \begin{bmatrix} \lambda x_1^{(1)} + (1-\lambda)x_1^{(2)} \\ \lambda x_2^{(1)} + (1-\lambda)x_2^{(2)} \end{bmatrix}.$$

由题设,有

$$\begin{aligned} & [\lambda x_1^{(1)} + (1-\lambda)x_1^{(2)}]^2 + [\lambda x_2^{(1)} + (1-\lambda)x_2^{(2)}]^2 \\ &= \lambda^2 x_1^{(1)2} + 2\lambda(1-\lambda)x_1^{(1)}x_1^{(2)} + (1-\lambda)^2 x_1^{(2)2} + \lambda^2 x_2^{(1)2} + 2\lambda(1-\lambda)x_2^{(1)}x_2^{(2)} \\ & \quad + (1-\lambda)^2 x_2^{(2)2} = \lambda^2 [x_1^{(1)2} + x_2^{(1)2}] + (1-\lambda)^2 [x_1^{(2)2} + x_2^{(2)2}] + \lambda(1-\lambda)[2x_1^{(1)}x_1^{(2)} \\ & \quad + 2x_2^{(1)}x_2^{(2)}] \leq 10\lambda^2 + 10(1-\lambda)^2 + \lambda(1-\lambda)[x_1^{(1)2} + x_1^{(2)2} + x_2^{(1)2} + x_2^{(2)2}] \\ & \leq 10\lambda^2 + 10(1-\lambda)^2 + 20\lambda(1-\lambda) = 10, \end{aligned}$$

因此  $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1-\lambda) \mathbf{x}^{(2)} \in S$ , 故  $S$  是凸集.

2. 设  $C \subset \mathbb{R}^p$  是一个凸集,  $p$  是正整数. 证明下列集合  $S$  是  $\mathbb{R}^n$  中的凸集:

$$S = \{x \mid x \in \mathbb{R}^n, x = A\rho, \rho \in C\},$$

其中  $A$  是给定的  $n \times p$  实矩阵.

证 对任意两点  $x^{(1)}, x^{(2)} \in S$  及每个数  $\lambda \in [0, 1]$ , 根据集合  $S$  的定义, 存在  $\rho_1, \rho_2 \in C$ , 使  $x^{(1)} = A\rho_1, x^{(2)} = A\rho_2$ , 因此必有  $\lambda x^{(1)} + (1-\lambda)x^{(2)} = \lambda A\rho_1 + (1-\lambda)A\rho_2 = A[\lambda\rho_1 + (1-\lambda)\rho_2]$ . 由于  $C$  是凸集, 必有  $\lambda\rho_1 + (1-\lambda)\rho_2 \in C$ , 因此  $\lambda x^{(1)} + (1-\lambda)x^{(2)} \in S$ , 故  $S$  是凸集.

3. 证明下列集合  $S$  是凸集:

$$S = \{x \mid x = Ay, y \geq 0\},$$

其中  $A$  是  $n \times m$  矩阵,  $x \in \mathbb{R}^n, y \in \mathbb{R}^m$ .

证 对任意的  $x^{(1)}, x^{(2)} \in S$  及每个数  $\lambda \in [0, 1]$ , 存在  $y_1, y_2 \geq 0$ , 使  $x^{(1)} = Ay_1, x^{(2)} = Ay_2$ , 因此有  $\lambda x^{(1)} + (1-\lambda)x^{(2)} = A[\lambda y_1 + (1-\lambda)y_2]$ , 而  $\lambda y_1 + (1-\lambda)y_2 \geq 0$ , 故  $\lambda x^{(1)} + (1-\lambda)x^{(2)} \in S$ , 即  $S$  是凸集.

4. 设  $S$  是  $\mathbb{R}^n$  中一个非空凸集. 证明对每一个整数  $k \geq 2$ , 若  $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(k)} \in S$ , 则

$$\sum_{i=1}^k \lambda_i x^{(i)} \in S,$$

其中  $\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k = 1 (\lambda_i \geq 0, i=1, 2, \dots, k)$ .

证 用数学归纳法. 当  $k=2$  时, 由凸集的定义知上式显然成立. 设  $k=m$  时结论成立, 当  $k=m+1$  时, 有

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

其中  $\sum_{i=1}^{m+1} \lambda_i = 1$ . 根据归纳法假设,

$$x = \sum_{i=1}^m \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} x^{(i)} \in S.$$

由于  $\sum_{i=1}^n \lambda_i + \lambda_{m+1} = 1$ , 因此  $(\sum_{i=1}^n \lambda_i)x + \lambda_{m+1}x^{(m+1)} \in S$ , 即  $\sum_{i=1}^{m+1} \lambda_i x^{(i)} \in S$ . 于是当  $k=m+1$  时结论也成立. 从而得证.

5. 设  $A$  是  $m \times n$  矩阵,  $B$  是  $l \times n$  矩阵,  $c \in \mathbb{R}^m$ , 证明下列两个系统恰有一个有解:

系统 1  $Ax \leq 0, Bx = 0, c^T x > 0$ , 对某些  $x \in \mathbb{R}^n$ .

系统 2  $A^T y + B^T z = c, y \geq 0$ , 对某些  $y \in \mathbb{R}^m$  和  $z \in \mathbb{R}^l$ .

证 由于  $Bx = 0$  等价于

$$\begin{cases} Bx \leq 0, \\ Bx \geq 0. \end{cases}$$

因此系统 1 有解, 即

$$\begin{bmatrix} A \\ B \\ -B \end{bmatrix} x \leq 0, \quad c^T x > 0 \text{ 有解.}$$

根据 Farkas 定理, 得

$$(A^T \quad B^T \quad -B^T) \begin{bmatrix} y \\ u \\ v \end{bmatrix} = c, \quad \begin{bmatrix} y \\ u \\ v \end{bmatrix} \geq 0$$

无解. 记  $u = v = z$ , 即得

$$A^T y + B^T z = c, \quad y \geq 0$$

无解. 反之亦然.

6. 设  $A$  是  $m \times n$  矩阵,  $c \in \mathbb{R}^m$ , 则下列两个系统恰有一个有解:

系统 1  $Ax \leq 0, x \geq 0, c^T x > 0$ , 对某些  $x \in \mathbb{R}^n$ .

系统 2  $A^T y \geq c, y \geq 0$ , 对某些  $y \in \mathbb{R}^m$ .

证 若系统 1 有解, 即

$$\begin{bmatrix} A \\ -I \end{bmatrix} x \leq 0, \quad c^T x > 0$$

有解, 则根据 Farkas 定理, 有

$$(A^T \quad -I) \begin{bmatrix} y \\ u \end{bmatrix} = c, \quad \begin{bmatrix} y \\ u \end{bmatrix} \geq 0$$

无解, 即  $A^T y - u = c, y \geq 0, u \geq 0$  无解, 亦即

$$A^T y \geq c, \quad y \geq 0$$

无解.

反之, 若  $A^T y \geq c, y \geq 0$  有解, 即

$$A^T y - u = c, \quad y \geq 0, u \geq 0$$

有解, 亦即

## 4 最优化理论与算法习题解答

$$(A^T - I) \begin{bmatrix} y \\ u \end{bmatrix} = c, \quad \begin{bmatrix} y \\ u \end{bmatrix} \geq 0$$

有解. 根据 Farkas 定理, 有

$$\begin{bmatrix} A \\ -I \end{bmatrix} x \leq 0, \quad e^T x > 0$$

无解, 即

$$Ax \leq 0, \quad x \geq 0, \quad c^T x > 0$$

无解.

7. 证明  $Ax \leq 0, c^T x > 0$  有解. 其中

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad c = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

证 根据 Farkas 定理, 只需证明

$$A^T y = c, \quad y \geq 0$$

无解. 事实上,  $A^T y = c$ , 即

$$\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -2 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

对此线性方程组的增广矩阵做初等行变换:

$$\begin{bmatrix} 1 & -1 & 2 \\ -2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & -1 & 2 \\ 0 & -1 & 5 \\ 0 & 2 & -2 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & -1 & 2 \\ 0 & 1 & -5 \\ 0 & 0 & 8 \end{bmatrix}.$$

此线性方程组  $A^T y = c$  的系数矩阵与增广矩阵的秩不等, 因此无解, 即  $A^T y = c, y \geq 0$  无解.

根据 Farkas 定理,  $Ax \leq 0, c^T x > 0$  有解.

8. 证明下列不等式组无解:

$$\begin{cases} x_1 + 3x_2 < 0, \\ 3x_1 - x_2 < 0, \\ 17x_1 + 11x_2 > 0. \end{cases}$$

证 将不等式组写作

$$Ax < 0, \quad \text{其中} \quad A = \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 3 & -1 \\ -17 & -11 \end{bmatrix}.$$

根据 Gordan 定理, 只需证明  $A^T y = 0, y \geq 0, y \neq 0$  有解. 对系数矩阵  $A^T$  做初等行变换:

$$\begin{bmatrix} 1 & 3 & -17 \\ 3 & -1 & -11 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 3 & -17 \\ 0 & -10 & 40 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & -5 \\ 0 & 1 & -4 \end{bmatrix}.$$

$A^T y = 0$  的同解线性方程组为

$$\begin{cases} y_1 = 5y_3, \\ y_2 = 4y_3, y_3 \text{ 任意}. \end{cases}$$

显然  $A^T y = 0, y \geq 0, y \neq 0$  有解. 根据 Gordan 定理, 原来的不等式组无解.

9. 判别下列函数是否为凸函数:

(1)  $f(x_1, x_2) = x_1^2 - 2x_1x_2 + x_2^2 + x_1 + x_2$ ;

(2)  $f(x_1, x_2) = x_1^2 - 4x_1x_2 + x_2^2 + x_1 + x_2$ ;

(3)  $f(x_1, x_2) = (x_1 - x_2)^2 + 4x_1x_2 + e^{x_1+x_2}$ ;

(4)  $f(x_1, x_2) = x_1 e^{-(x_1+x_2)}$ ;

(5)  $f(x_1, x_2, x_3) = x_1x_2 + 2x_1^2 + x_2^2 + 2x_3^2 - 6x_1x_3$ .

解 (1)  $\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 2 & -2 \\ -2 & 2 \end{bmatrix}$  为半正定矩阵, 故  $f(x_1, x_2)$  是凸函数.

(2)  $\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 2 & -4 \\ -4 & 2 \end{bmatrix}$  为不定矩阵, 故  $f(x_1, x_2)$  不是凸函数.

(3)  $\frac{\partial f}{\partial x_1} = 2(x_1 - x_2) + 4x_2 + e^{x_1+x_2}, \quad \frac{\partial f}{\partial x_2} = -2(x_1 - x_2) + 4x_1 + e^{x_1+x_2},$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} = 2 + e^{x_1+x_2}, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} = 2 + e^{x_1+x_2}, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} = 2 + e^{x_1+x_2},$$

因此 Hesse 矩阵

$$\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 2 + e^{x_1+x_2} & 2 + e^{x_1+x_2} \\ 2 + e^{x_1+x_2} & 2 + e^{x_1+x_2} \end{bmatrix} = (2 + e^{x_1+x_2}) \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

为半正定矩阵, 因此  $f(x)$  是凸函数.

(4)  $\frac{\partial f}{\partial x_1} = e^{-(x_1+x_2)} - x_1 e^{-(x_1+x_2)} = (1-x_1)e^{-(x_1+x_2)}, \quad \frac{\partial f}{\partial x_2} = -x_1 e^{-(x_1+x_2)},$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} = (x_1 - 2)e^{-(x_1+x_2)}, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} = (x_1 - 1)e^{-(x_1+x_2)}, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} = x_1 e^{-(x_1+x_2)},$$

于是 Hesse 矩阵

$$\nabla^2 f(x) = e^{-(x_1+x_2)} \begin{bmatrix} x_1 - 2 & x_1 - 1 \\ x_1 - 1 & x_1 \end{bmatrix}$$

为不定矩阵, 故  $f(x)$  不是凸函数.

(5)  $f(x)$  的 Hesse 矩阵为

$$\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 4 & 1 & -6 \\ 1 & 2 & 0 \\ -6 & 0 & 4 \end{bmatrix}.$$

做合同变换:



## 6 最优化理论与算法习题解答

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & -6 \\ 1 & 2 & 0 \\ -6 & 0 & 4 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 4 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{7}{4} & \frac{3}{2} \\ 0 & \frac{3}{2} & -5 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 4 & 0 & 0 \\ 0 & 7 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{44}{7} \end{bmatrix}.$$

由此可得  $\nabla^2 f(x)$  为不定矩阵, 因此  $f(x)$  不是凸函数.

10. 设  $f(x_1, x_2) = 10 - 2(x_2 - x_1^2)^2$ ,

$$S = \{(x_1, x_2) \mid -11 \leq x_1 \leq 1, -1 \leq x_2 \leq 1\},$$

$f(x_1, x_2)$  是否为  $S$  上的凸函数?

$$\text{解} \quad \frac{\partial f}{\partial x_1} = 8x_1(x_2 - x_1^2), \quad \frac{\partial f}{\partial x_2} = -4(x_2 - x_1^2),$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} = 8(x_2 - 3x_1^2), \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} = 8x_1, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} = -4,$$

函数  $f(x_1, x_2)$  的 Hesse 矩阵为

$$\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 8(x_2 - 3x_1^2) & 8x_1 \\ 8x_1 & -4 \end{bmatrix}.$$

易知  $\nabla^2 f(x)$  在集合  $S$  上不是半正定矩阵, 如在点  $(0, 1)$  处的 Hesse 矩阵是  $\begin{bmatrix} 8 & 0 \\ 0 & -4 \end{bmatrix}$ , 是不定矩阵. 因此  $f(x_1, x_2)$  不是  $S$  上的凸函数.

11. 证明  $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x$  为严格凸函数的充要条件是 Hesse 矩阵  $A$  正定.

证 先证必要性. 设  $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x$  是严格凸函数. 根据定理 1.4.14, 对任意非零向量  $x$  及  $\bar{x} = 0$ , 必有

$$f(x) > f(0) + \nabla f(0)^T x. \quad (1)$$

将  $f(x)$  在  $\bar{x} = 0$  处展开, 有

$$f(x) = f(0) + \nabla f(0)^T x + \frac{1}{2}x^T \nabla^2 f(0)x + o(\|x\|^2). \quad (2)$$

由 (1) 式和 (2) 式知

$$\frac{1}{2}x^T \nabla^2 f(0)x + o(\|x\|^2) > 0.$$

由于  $f(x)$  是二次凸函数,  $\nabla^2 f(0) = A$ ,  $o(\|x\|^2) = 0$ , 因此  $x^T Ax > 0$ , 即  $A$  正定.

再证充分性. 设  $A$  正定, 对任意两个不同点  $x$  和  $\bar{x}$ , 根据中值定理, 有

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

$$> f(\bar{x}) + \nabla f(\bar{x})^T (x - \bar{x}).$$

根据定理 1.4.14,  $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x$  是严格凸函数.

12. 设  $f$  是定义在  $\mathbb{R}^n$  上的凸函数,  $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(k)}$  是  $\mathbb{R}^n$  中的点,  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$  是非负数, 且满足  $\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k = 1$ , 证明:

$$f(\lambda_1 x^{(1)} + \lambda_2 x^{(2)} + \dots + \lambda_k x^{(k)}) \leq \lambda_1 f(x^{(1)}) + \lambda_2 f(x^{(2)}) + \dots + \lambda_k f(x^{(k)}).$$

证 用数学归纳法. 当  $k=2$  时, 根据凸函数的定义, 必有

$$f(\lambda_1 x^{(1)} + \lambda_2 x^{(2)}) \leq \lambda_1 f(x^{(1)}) + \lambda_2 f(x^{(2)}).$$

设  $k=m$  时不等式成立. 当  $k=m+1$  时, 有

$$\begin{aligned} & f(\lambda_1 x^{(1)} + \lambda_2 x^{(2)} + \dots + \lambda_m x^{(m)} + \lambda_{m+1} x^{(m+1)}) \\ &= f\left(\sum_{i=1}^m \lambda_i \left(\frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} x^{(1)} + \frac{\lambda_2}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} x^{(2)} + \dots + \frac{\lambda_m}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} x^{(m)}\right) + \lambda_{m+1} x^{(m+1)}\right). \end{aligned}$$

记

$$x = \frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} x^{(1)} + \frac{\lambda_2}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} x^{(2)} + \dots + \frac{\lambda_m}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} x^{(m)}.$$

由于  $f(x)$  是凸函数,  $\sum_{i=1}^m \lambda_i + \lambda_{m+1} = 1, \lambda_i \geq 0$ , 根据凸函数定义, 有

$$f\left(\left(\sum_{i=1}^m \lambda_i\right)x + \lambda_{m+1}x^{(m+1)}\right) \leq \left(\sum_{i=1}^m \lambda_i\right)f(x) + \lambda_{m+1}f(x^{(m+1)}).$$

根据归纳法假设, 有

$$f(x) \leq \frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} f(x^{(1)}) + \frac{\lambda_2}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} f(x^{(2)}) + \dots + \frac{\lambda_m}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} f(x^{(m)}).$$

代入上式, 则有

$$f(\lambda_1 x^{(1)} + \lambda_2 x^{(2)} + \dots + \lambda_{m+1} x^{(m+1)}) \leq \lambda_1 f(x^{(1)}) + \lambda_2 f(x^{(2)}) + \dots + \lambda_{m+1} f(x^{(m+1)}),$$

即  $k=m+1$  时, 不等式也成立. 从而得证.

13. 设  $f$  是  $\mathbb{R}^n$  上的凸函数, 证明: 如果  $f$  在某点  $x \in \mathbb{R}^n$  处具有全局极大值, 则对一切点  $x \in \mathbb{R}^n, f(x)$  为常数.

证 用反证法. 设  $f(x)$  在点  $\bar{x}$  处具有全局极大值, 且在点  $x^{(1)}$  处有  $f(x^{(1)}) < f(\bar{x})$ . 在过点  $x^{(1)}$  和  $\bar{x}$  的直线上任取一点  $x^{(2)}$ , 使得

$$\bar{x} = \lambda x^{(1)} + (1 - \lambda)x^{(2)}, \quad \lambda \in (0, 1).$$



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

$$\leq \lambda f(x^{(1)}) + (1-\lambda)f(x^{(1)}) = f(x^{(1)}), \text{矛盾.}$$

(2) 若  $f(x^{(2)}) > f(x^{(1)})$ , 由于  $f(x)$  是凸函数, 必有

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

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

$$< \lambda f(x^{(1)}) + (1-\lambda)f(x^{(2)}) = f(x^{(2)}), \text{矛盾.}$$

综上,  $f(x)$  必为常数.

14. 设  $f$  是定义在  $\mathbb{R}^n$  上的函数, 如果对每一点  $x \in \mathbb{R}^n$  及正数  $t$  均有  $f(tx) = tf(x)$ , 则称  $f$  为正齐次函数. 证明  $\mathbb{R}^n$  上的正齐次函数  $f$  为凸函数的充要条件是, 对任何  $x^{(1)}, x^{(2)} \in \mathbb{R}^n$ , 有

$$f(x^{(1)} + x^{(2)}) \leq f(x^{(1)}) + f(x^{(2)}).$$

证 先证必要性. 设正齐次函数  $f(x)$  是凸函数, 则对任意两点  $x^{(1)}, x^{(2)} \in \mathbb{R}^n$ , 必有

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

由于  $f(x)$  是正齐次函数, 有

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

代入前式得

$$\frac{1}{2}f(x^{(1)} + x^{(2)}) \leq \frac{1}{2}f(x^{(1)}) + \frac{1}{2}f(x^{(2)}),$$

即

$$f(x^{(1)} + x^{(2)}) \leq f(x^{(1)}) + f(x^{(2)}).$$

再证充分性. 设正齐次函数  $f(x)$  对任意的  $x^{(1)}, x^{(2)} \in \mathbb{R}^n$  满足

$$f(x^{(1)} + x^{(2)}) \leq f(x^{(1)}) + f(x^{(2)}).$$

则对任意的  $x^{(1)}, x^{(2)} \in \mathbb{R}^n$  及每个数  $\lambda \in (0, 1)$ , 必有

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

因此  $f(x)$  是  $\mathbb{R}^n$  上的凸函数.

15. 设  $S$  是  $\mathbb{R}^n$  中非空凸集,  $f$  是定义在  $S$  上的实函数. 若对任意的  $x^{(1)}, x^{(2)} \in S$  及每一个数  $\lambda \in (0, 1)$ , 均有

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

则称  $f$  为拟凸函数.

试证明: 若  $f(x)$  是凸集  $S$  上的拟凸函数,  $\bar{x}$  是  $f(x)$  在  $S$  上的严格局部极小点, 则  $\bar{x}$  也是  $f(x)$  在  $S$  上的严格全局极小点.

证 用反证法. 设  $\bar{x}$  是严格局部极小点, 即存在  $\bar{x}$  的  $\delta$  邻域  $N_\delta(\bar{x})$ , 对于每个  $x \in S \cap N_\delta(\bar{x})$  且  $x \neq \bar{x}$ , 有  $f(x) > f(\bar{x})$ , 但  $\bar{x}$  不是严格全局极小点, 即存在点  $x \in S, x \neq \bar{x}$ , 使得

$$f(x) \leq f(\bar{x}).$$

由于  $f(x)$  是凸集  $S$  上的拟凸函数, 对每个  $\lambda \in (0, 1)$  有

$$f(\lambda x + (1-\lambda)\bar{x}) \leq f(\bar{x}).$$

对充分小的  $\lambda, \lambda x + (1-\lambda)\bar{x} \in S \cap N_\delta(\bar{x})$ , 这与  $\bar{x}$  是严格局部极小点相矛盾. 因此,  $\bar{x}$  也是严格全局极小点.

16. 设  $S$  是  $\mathbb{R}^n$  中一个非空开凸集,  $f$  是定义在  $S$  上的可微实函数. 如果对任意两点  $x^{(1)}, x^{(2)} \in S$ , 有  $(x^{(1)} - x^{(2)})^T \nabla f(x^{(2)}) \geq 0$  蕴含  $f(x^{(1)}) \geq f(x^{(2)})$ , 则称  $f(x)$  是伪凸函数.

试证明: 若  $f(x)$  是开凸集  $S$  上的伪凸函数, 且对某个  $\bar{x} \in S$  有  $\nabla f(\bar{x}) = 0$ , 则  $\bar{x}$  是  $f(x)$  在  $S$  上的全局极小点.

证 设存在  $\bar{x} \in S$  使得  $\nabla f(\bar{x}) = 0$ . 由于  $f(x)$  是开凸集  $S$  上的伪凸函数, 按伪凸函数的定义, 对任意的  $x \in S, (x - \bar{x})^T \nabla f(\bar{x}) = 0$  蕴含  $f(x) \geq f(\bar{x})$ , 因此  $\bar{x}$  是  $f(x)$  在  $S$  上的全局极小点.