

# 最优化方法

Methods of Optimization

# 目录

<b>第一章 基础知识</b>	<b>1</b>
1.1 数学规划 . . . . .	1
1.2 基本概念和符号 . . . . .	3
1.3 子空间、正交子空间 . . . . .	5
1.4 多元函数及其导数 . . . . .	7
1.5 凸集、凸函数和凸规划 . . . . .	8
1.5.1 凸集 . . . . .	8
1.5.2 凸函数 . . . . .	11
1.5.3 凸规划 . . . . .	13
1.6 多面体、极点、极方向 . . . . .	14

# 第一章 基础知识

## 1.1 数学规划

规划论，又称数学规划，是运筹学的分支，研究在约束条件下通过分配资源寻求目标函数极值的数学方法，应用于经济管理、工程设计和过程控制等领域。其核心是建立约束条件与目标函数的数学模型，这种数学模型的一般形式为

$$\begin{aligned} \text{Opt. } & f(x_i, y_j, \xi_k) \\ \text{s.t. } & g_h(x_i, y_j, \xi_k) \leq (=, \geq) 0 \\ & h = 1, 2, \dots, m \end{aligned}$$

其中， $x_i$  是控制变量， $y_j$  是已知参数， $\xi_k$  是随机因素， $f$  是目标函数， $g_h$  是约束函数。

按照目标函数和自变量取值范围的不同，数学规划可分为：

- 线性规划： $f, g$  都是线性函数；
- 非线性规划： $f, g$  中有非线性函数；
- 多目标规划： $f$  是向量函数；
- 整数规划：决策变量  $x_i$  为整数；
- 动态规划：含多阶段决策过程；
- 随机规划：含有随机因子。

若记

$$S = \{\mathbf{x} \mid g_h(x_i, y_j, \xi_k) \leq (=, \geq) 0\} \subseteq \mathbb{R}^n$$

为约束集合，则这种数学模型可进一步简记为

$$(f S) \left\{ \begin{array}{ll} \min & f(\mathbf{x}) \\ \text{s.t.} & \mathbf{x} \in S \end{array} \right.$$

其中  $\mathbf{x} \in S$  称模型  $(f S)$  的可行解。

### 定义 1.1. (全局最优解、最优值)

若对于  $\mathbf{x}^* \in S$ ，满足  $f(\mathbf{x}^*) \leq f(\mathbf{x})$ ,  $\forall \mathbf{x} \in S$ ，则称  $\mathbf{x}^*$  为  $(f S)$  的全局最优解（最优解），记作  $g.\text{opt.}$ ，简记为  $\text{opt.}$ 。称此时的  $f(\mathbf{x}^*)$  为  $(f S)$  的最优值（最优目标函数值）。

### 定义 1.2. (局部最优解)

若对于  $\mathbf{x}^* \in S$ ,  $\exists \mathbf{x}^*$  的某邻域  $U(\mathbf{x}^*)$ , 使得  $f(\mathbf{x}^*) \leq f(\mathbf{x})$ ,  $\forall \mathbf{x} \in S$ , 则称  $\mathbf{x}^*$  为  $(f S)$  的局部最优解, 记作 l.opt.,

在上述定义中, 若当  $\mathbf{x} \neq \mathbf{x}^*$  时有严格不等式成立, 则分别称  $\mathbf{x}^*$  为  $(f S)$  的严格全局最优解和严格局部最优解.

## 1.2 基本概念和符号

接下来将约定一些术语的符号表示:

- $\mathbb{R}^n$ —— $n$  维欧式空间;
- $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^\top \in \mathbb{R}^n$ ——表示  $\mathbb{R}^n$  中的一个点或一个向量, 其中分量  $x_i \in \mathbb{R}$ ;
- $\mathbf{d} = (d_1, d_2, \dots, d_n)^\top \in \mathbb{R}^n$ , 其中  $\mathbf{d} \neq \mathbf{0}$ ——表示从  $\mathbf{0}$  指向  $\mathbf{d}$  的方向;
- $\mathbf{x} + \lambda\mathbf{d}$ ——表示从  $\mathbf{x}$  点出发, 沿  $\mathbf{d}$  方向移动  $\lambda\mathbf{d}$  长度得到的点.

下面是对欧式空间中向量的运算的定义.

### 定义 1.3. (向量的运算)

设  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^\top \in \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^\top \in \mathbb{R}^n$ , 则

$$(1) \text{ 向量的内积运算: } \mathbf{x}^\top \mathbf{y} = \mathbf{y}^\top \mathbf{x} = \sum_{i=1}^n x_i y_i;$$

$$(2) \text{ 向量长度: } \|\mathbf{x}\| = \sqrt{\mathbf{x}^\top \mathbf{x}} = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2};$$

$$(3) \text{ 两点间距离: } \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|.$$

### 定理 1.1. (三角不等式)

$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ , 有

$$\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{x}\| + \|\mathbf{y}\| \quad (1.1)$$

【证明】对左式和右式分别平方后相减, 有

$$\begin{aligned} \text{左式}^2 - \text{右式}^2 &= (\mathbf{x} + \mathbf{y})^\top (\mathbf{x} + \mathbf{y}) - (\mathbf{x}^\top \mathbf{x} + \mathbf{y}^\top \mathbf{y} + 2\|\mathbf{x}\|\|\mathbf{y}\|) \\ &= (\mathbf{x}^\top \mathbf{x} + \mathbf{y}^\top \mathbf{y} + 2\mathbf{x}^\top \mathbf{y}) - (\mathbf{x}^\top \mathbf{x} + \mathbf{y}^\top \mathbf{y} + 2\|\mathbf{x}\|\|\mathbf{y}\|) \\ &= 2(\mathbf{x}^\top \mathbf{y} - \|\mathbf{x}\|\|\mathbf{y}\|) \end{aligned}$$

也即只需证明柯西不等式

$$\mathbf{x}^\top \mathbf{y} \leq \|\mathbf{x}\|\|\mathbf{y}\|$$

成立即可. 于是我们构造关于  $t$  的方程

$$\|\mathbf{x} + t\mathbf{y}\|^2 = \mathbf{y}^\top \mathbf{y}t^2 + 2\mathbf{x}^\top \mathbf{y}t + \mathbf{x}^\top \mathbf{x} = 0$$

显然由于向量的模长一定非负, 故该方程至多有一个解, 也即该二次方程的判别式

$$\Delta = 4(\mathbf{x}^\top \mathbf{y})^2 - 4(\mathbf{x}^\top \mathbf{x})(\mathbf{y}^\top \mathbf{y}) \leq 0$$

从而柯西不等式得证, 从而原不等式得证.

【证毕】

### 定义 1.4. (点列的收敛)

设  $\{\mathbf{x}^{(n)}\}$  是定义在  $\mathbb{R}^n$  上的点列, 若  $\exists \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ , 使得  $\lim_{n \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}^{(n)} - \mathbf{x}\| = 0$ , 则称点列  $\{\mathbf{x}^{(n)}\}$  收敛到  $\mathbf{x}$ , 记作

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{x}^{(n)} = \mathbf{x}$$

### 定义 1.5. (向量的大小关系)

设  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ , 若  $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$ , 都有  $x_i \leq y_i$ , 则称  $\mathbf{x} \leq \mathbf{y}$ . 类似可规定  $\mathbf{x} \geq \mathbf{y}$ ,  $\mathbf{x} < \mathbf{y}$ ,  $\mathbf{x} > \mathbf{y}$ .

显然, 在如上定义中,  $(\mathbb{R}^n, \leq)$  并不是全序集 (证明略). 特别地,  $\mathbf{x} \leq \mathbf{0} \Leftrightarrow \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, x_i \leq 0$ .

**例 1.1** 设  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ , 若  $\forall \mathbf{y} \geq \mathbf{0}$ , 都有  $\mathbf{x}^\top \mathbf{y} \leq \alpha$ , 则有  $\mathbf{x} \leq \mathbf{0}$  且  $\alpha \geq 0$ .

**【证明】** 取  $\mathbf{y} = \mathbf{0}$ , 则  $\mathbf{x}^\top \mathbf{y} = 0$ , 从而  $\mathbf{x}^\top \mathbf{y}$  的上界  $\alpha \geq 0$ . 假设  $\mathbf{x} \leq \mathbf{0}$  不成立, 则  $\exists i \in \{1, 2, \dots, n\}$ , 使得  $x_i > 0$ . 令  $y_i \rightarrow +\infty$ , 则有  $\mathbf{x}^\top \mathbf{y} \rightarrow +\infty$ , 从而与  $\mathbf{x}^\top \mathbf{y}$  有上界  $\alpha$  矛盾, 故必有  $\mathbf{x} \leq \mathbf{0}$ . **【证毕】**

该命题还有以下等价表述:

- 若  $\forall \mathbf{y} \leq \mathbf{0}$ , 都有  $\mathbf{x}^\top \mathbf{y} \leq \alpha$ , 则有  $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$  且  $\alpha \geq 0$ ;
- 若  $\forall \mathbf{y} \geq \mathbf{0}$ , 都有  $\mathbf{x}^\top \mathbf{y} \geq \alpha$ , 则有  $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$  且  $\alpha \leq 0$ ;
- 若  $\forall \mathbf{y} \leq \mathbf{0}$ , 都有  $\mathbf{x}^\top \mathbf{y} \geq \alpha$ , 则有  $\mathbf{x} \leq \mathbf{0}$  且  $\alpha \leq 0$ .

### 1.3 子空间、正交子空间

**定义 1.6.** (子空间)

设  $\mathbf{d}^{(i)} \in \mathbb{R}^n, i = 1, 2, \dots, m$  是线性无关的向量组, 称集合  $\{\mathbf{x} \mid \mathbf{x} = \sum_{j=1}^m \alpha_j \mathbf{d}^{(j)}, \alpha_j \in \mathbb{R}\}$  是由向量  $\mathbf{d}^{(1)}, \mathbf{d}^{(2)}, \dots, \mathbf{d}^{(m)}$  生成的子空间, 记作  $L(\mathbf{d}^{(1)}, \mathbf{d}^{(2)}, \dots, \mathbf{d}^{(m)})$ , 简记作  $L$ .

可以看到,  $\forall L \subseteq \mathbb{R}^n$ , 都有  $\mathbf{0} \in L$ . 若令  $\mathbf{A} = (\mathbf{d}^{(1)}, \mathbf{d}^{(2)}, \dots, \mathbf{d}^{(m)}) \in \mathbb{R}^{n \times m}$ ,  $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)^\top \in \mathbb{R}^m$ , 则

$$\mathbf{x} \in L \Leftrightarrow \exists \boldsymbol{\alpha} \in \mathbb{R}^m, \mathbf{x} = \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha}$$

并且  $\text{Rank}(\mathbf{A}) = m$ , 也就是说  $\mathbf{A}$  是列满秩的. 我们将会在接下来的证明中用到这个性质.

**定义 1.7.** (正交子空间)

称集合  $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \mathbf{x}^\top \mathbf{y} = 0, \forall \mathbf{y} \in L\}$  为子空间  $L$  的正交子空间, 记作  $L^\perp$ .

不难看出  $\forall L \subseteq \mathbb{R}^n$ , 都有  $\mathbf{0} \in L^\perp$ . 且有

$$\begin{aligned} \mathbf{x} \in L^\perp &\Leftrightarrow \forall \mathbf{y} \in L, \mathbf{x}^\top \mathbf{y} = 0 \\ &\Leftrightarrow \forall \boldsymbol{\alpha} \in \mathbb{R}^m, \mathbf{x}^\top \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} = 0 \end{aligned}$$

**定理 1.2.** (子空间投影定理)

设  $L$  为  $\mathbb{R}^n$  的子空间, 则  $\forall \mathbf{z} \in \mathbb{R}^n$ , 则必有以下两个命题成立:

- (1)  $\exists! \mathbf{x} \in L, \mathbf{y} \in L^\perp$ , 使得  $\mathbf{z} = \mathbf{x} + \mathbf{y}$ ;
- (2) 在 (1) 中的  $\mathbf{x}$  为问题

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{u}} \quad & \| \mathbf{z} - \mathbf{u} \| \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{u} \in L \end{aligned}$$

的唯一解, 且该问题的最优值为 (1) 中的  $\| \mathbf{y} \|$ .

**【证明】** (1) 先证明存在性. 我们从线性方程近似解的求法得到灵感. (2) 中问题的目标实质上是求线性方程  $\mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{z}$  在  $\mathbb{R}^m$  中的近似解, 为此我们将左右两边左乘  $\mathbf{A}^\top$ , 于是得到正规方程

$$\mathbf{A}^\top \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{A}^\top \mathbf{z}$$

由于  $\mathbf{A}$  是列满秩的, 所以  $\mathbf{A}^\top \mathbf{A}$  是可逆的, 所以  $\boldsymbol{\alpha} = (\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{z}$ , 所以取

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{A}(\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{z}$$

接下来只需证  $\mathbf{z} - \mathbf{A}(\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{z} \in L^\perp$ . 由于

$$\begin{aligned} & (\mathbf{z} - \mathbf{A}(\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{z})^\top \mathbf{A}\beta \\ &= \mathbf{z}^\top \mathbf{A}\beta - \mathbf{z}^\top \mathbf{A}(\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{A}\beta \\ &= \mathbf{z}^\top \mathbf{A}\beta - \mathbf{z}^\top \mathbf{A}\mathbf{E}\beta \\ &= \mathbf{0} \end{aligned}$$

$\forall \beta \in \mathbb{R}^m$  都成立, 所以  $z - A(A^\top A)^{-1}A^\top z \in L^\perp$ , 也即取  $y = z - A(A^\top A)^{-1}A^\top z \in L^\perp$  即可. 存在性证毕.

接下来证明唯一性. 假设在子空间  $L$  中,  $\exists p \neq x$ , 使得  $\exists q \in L^\perp$ ,  $z = p + q$ , 则有  $q = x + y - p$ , 但是

$$\begin{aligned} x^\top q &= x^\top(x + y - p) \\ &= x^\top x - x^\top p \\ &\neq 0 \end{aligned}$$

与  $\exists q \in L^\perp$  矛盾, 所以假设不成立, 唯一性得证.

(2) 考查函数  $f(t) = \|z - x - tv\|^2$ ,  $\forall v \in L$  且  $v \neq 0$ , 则要证明目标问题的唯一解是  $x$ , 即证明  $f(t)$  取最小值当且仅当  $t = 0$ , 也即证明  $\forall v \in L$ ,  $f'(0) = 0$ , 且  $\forall t \neq 0$ ,  $f'(t) \neq 0$ , 而

$$\begin{aligned} f'(t) &= -2y^\top v + 2tv^\top v \\ &= 2tv^\top v \end{aligned}$$

所以上述命题成立, 从而目标问题的唯一解就是 (1) 中的  $x$ , 代入  $u = x$  即得到目标问题最优值为  $\|y\|$ . 【证毕】

**例 1.2** 设  $x, y \in \mathbb{R}^n$ , 若  $\forall y \in L$ , 都有  $x^\top y \leq \alpha$ , 则有  $x \in L^\perp$  且  $\alpha \geq 0$ .

**【证明】** 取  $y = 0$ , 则  $x^\top y = 0$ , 从而  $x^\top y$  的上界  $\alpha \geq 0$ . 假设  $x \notin L^\perp$ , 则由子空间投影定理的 (1),  $\exists x^{(1)} \in L$ ,  $x^{(2)} \in L^\perp$ , 使得  $x = x^{(1)} + x^{(2)}$ , 那么

$$\begin{aligned} x^\top y &= (x^{(1)} + x^{(2)})^\top y \\ &= x^{(1)\top} y + x^{(2)\top} y \\ &= x^{(1)\top} y \end{aligned}$$

令  $y = \lambda x^{(1)}$  且  $\lambda \rightarrow +\infty$ , 则  $x^{(1)\top} y \rightarrow +\infty$ , 与  $x^\top y$  有上界  $\alpha$  矛盾, 故必有  $x \in L^\perp$ .

【证毕】

该命题还有以下等价表述:

- 若  $\forall y \in L$ , 都有  $x^\top y \geq \alpha$ , 则有  $x \in L^\perp$  且  $\alpha \leq 0$ .

## 1.4 多元函数及其导数

多元函数  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  可看作一个  $n$  维向量  $\mathbf{x}$  的函数  $f(\mathbf{x})$ . 受篇幅所限, 我们并不给出矩阵导数的定义, 具体请参见《矩阵分析》课程相关内容. 在此我们只不加证明地给出一些常用函数的矩阵导数 (即其梯度) .

**定理 1.3.** (一些常见函数的梯度)

- 线性函数:  $f(\mathbf{x}) = \mathbf{c}^\top \mathbf{x} + \mathbf{d}$ ,  $\nabla f(\mathbf{x}) = \mathbf{c}$ ,  $\nabla^2 f(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$ ;
- 二次函数:  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^\top \mathbf{Q} \mathbf{x} + \mathbf{c}^\top \mathbf{x} + \mathbf{d}$ ,  $\nabla f(\mathbf{x}) = \mathbf{Q} \mathbf{x} + \mathbf{c}$ ,  $\nabla^2 f(\mathbf{x}) = \mathbf{Q}$ , 其中  $\mathbf{Q}$  为对称阵.

接下来依旧不加证明地介绍多元函数的 Taylor 展开式及中值定理. 此处不加证明是因为此内容可以被读者在任何一本《数学分析》教材中找到.

**定理 1.4.** (Taylor 展开式)

设  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  在  $\mathbf{x}^*$  的某邻域内二阶可导, 则有:

- 一阶 Taylor 展开式:  $f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}^*) + \nabla f^\top(\mathbf{x}^*)(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*) + o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}^*\|)$ ;
- 二阶 Taylor 展开式:  $f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}^*) + \nabla f^\top(\mathbf{x}^*)(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*) + \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)^\top \nabla^2 f(\mathbf{x}^*)(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*) + o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}^*\|^2)$ .

**定理 1.5.** (中值定理)

设  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  在  $\mathbf{x}^*$  的某邻域  $U(\mathbf{x}^*)$  内二阶可导, 则  $\forall \mathbf{x} \in U(\mathbf{x}^*)$ , 都有:

- Lagrange 中值定理:  $\exists \lambda \in (0, 1)$ , 记  $\mathbf{x}_\lambda = \mathbf{x}^* + \lambda(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)$ , 则有  $f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}^*) + \nabla f^\top(\mathbf{x}_\lambda)(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)$ ;
- Taylor 中值定理:  $\exists \mu \in (0, 1)$ , 记  $\mathbf{x}_\mu = \mathbf{x}^* + \mu(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)$ , 则有  $f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}^*) + \nabla f^\top(\mathbf{x}^*)(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*) + \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)^\top \nabla^2 f(\mathbf{x}_\mu)(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)$ .

**定义 1.8.** (方向导数)

设  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  为非空凸集, 函数  $f : S \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $\mathbf{x}^* \in S$ , 方向  $\mathbf{d} \in \mathbb{R}^n$ , 若  $\exists \lambda > 0$ , 使得  $\mathbf{x}^* + \lambda \mathbf{d} \in S$  (通常令  $\lambda$  充分小, 此时称  $\mathbf{d}$  为可行方向), 且此时极限

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0^+} \frac{f(\mathbf{x}^* + \lambda \mathbf{d}) - f(\mathbf{x}^*)}{\lambda}$$

存在, 则称  $f(\mathbf{x})$  在点  $\mathbf{x}^*$  沿方向  $\mathbf{d}$  的方向导数存在, 记作  $f'(\mathbf{x}^*; \mathbf{d})$ .

**定理 1.6.** (方向导数和梯度的关系)

若  $f(\mathbf{x})$  在  $\mathbf{x}^*$  处可微, 则

$$f'(\mathbf{x}^*; \mathbf{d}) = \nabla f^\top(\mathbf{x}^*) \mathbf{d}$$

**【证明】**

**【证毕】**

## 1.5 凸集、凸函数和凸规划

### 1.5.1 凸集

#### 1. 凸集、凸组合

##### 定义 1.9. (凸集)

设  $S \subseteq \mathbb{R}^n$ , 若  $\forall \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S$ ,  $\lambda \in [0, 1]$ , 必有

$$\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)} \in S$$

则称  $S$  为凸集.

规定单点集  $\{\mathbf{x}\}$  和空集  $\emptyset$  都是空集. 需要注意的是, 方程  $\mathbf{x} = \lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)} = \mathbf{x}^{(2)} + \lambda(\mathbf{x}^{(1)} - \mathbf{x}^{(2)})$ ,  $\lambda \in [0, 1]$  表示连接  $\mathbf{x}^{(1)}$  和  $\mathbf{x}^{(2)}$  的线段.

**例 1.3** 设  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ , 证明以下命题成立:

- (1) 集合  $S = \{\mathbf{x} \mid \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}\}$  是凸集;
- (2) 集合  $S = \{\mathbf{x} \mid \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}\}$  是凸集.

**【证明】** (1) 任取  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S$ ,  $\lambda \in [0, 1]$ , 则都有

$$\begin{aligned} & \mathbf{A}(\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)}) \\ &= \lambda \mathbf{A}\mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{A}\mathbf{x}^{(2)} \\ &= \lambda \mathbf{b} + (1 - \lambda) \mathbf{b} \\ &= \mathbf{b} \end{aligned}$$

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

(2) 任取  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S$ ,  $\lambda \in [0, 1]$ , 则都有

$$\begin{aligned} & \mathbf{A}(\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)}) \\ &= \lambda \mathbf{A}\mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{A}\mathbf{x}^{(2)} \\ &\leq \lambda \mathbf{b} + (1 - \lambda) \mathbf{b} \\ &= \mathbf{b} \end{aligned}$$

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

**【证毕】**

##### 定理 1.7. (凸集的性质)

- (1) 凸集的交是凸集;
- (2) 凸集的内点集<sup>①</sup>是凸集;
- (3) 凸集的闭包<sup>②</sup>是凸集;

<sup>①</sup>设  $S \subseteq \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{x} \in S$ , 如果存在一个开球  $B(\mathbf{x}, \varepsilon) = \{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n \mid \|\mathbf{y} - \mathbf{x}\| < \varepsilon\}$ , 使得  $B(\mathbf{x}, \varepsilon) \subseteq S$ , 则称  $\mathbf{x}$  是  $S$  的内点,  $S$  的内点的全体称为  $S$  的内点集, 记作  $\text{int}(S)$ . 所以  $\mathbf{x} \in \text{int}(S) \Leftrightarrow \exists \varepsilon > 0, (\|\mathbf{y} - \mathbf{x}\| < \varepsilon \Rightarrow \mathbf{y} \in S)$ .

<sup>②</sup>设  $S \subseteq \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ , 如果  $\forall \varepsilon > 0$  都有  $B(\mathbf{x}, \varepsilon) \cap S \neq \emptyset$ , 则称  $\mathbf{x}$  是  $S$  的聚点,  $S$  的聚点的全体称为  $S$  的闭包, 记作  $\bar{S}$ .

- (4) 凸集边界上任意点存在支撑超平面<sup>③</sup>;
- (5) 两个互相不交的凸集之间存在分离超平面<sup>④</sup>.

**【证明】**(1) 设  $S_1, S_2$  都是凸集, 即证明  $S_1 \cap S_2$  是凸集, 也即证明  $\forall \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in (S_1 \cap S_2)$ ,  $\forall \lambda \in [0, 1]$ , 都有  $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)} \in (S_1 \cap S_2)$ . 由于  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in (S_1 \cap S_2)$ , 则有  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S_1$  且  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S_2$ , 故  $\forall \lambda \in [0, 1]$ , 都有  $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)} \in S_1$  且  $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)} \in S_2$ , 所以  $\lambda \mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)} \in (S_1 \cap S_2)$ , 原命题得证.

(2) 设  $S$  是一凸集,  $\text{int}(S)$  是其内点集, 任取  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in \text{int}(S)$ ,  $\lambda \in [0, 1]$ , 则  $\exists r > 0$ , 使得

$$\begin{aligned}\|\mathbf{y}^{(1)} - \mathbf{x}^{(1)}\| &\leq r \Rightarrow \mathbf{y}^{(1)} \in S, \\ \|\mathbf{y}^{(2)} - \mathbf{x}^{(2)}\| &\leq r \Rightarrow \mathbf{y}^{(2)} \in S\end{aligned}$$

可以证明内点定义中使用开球和使用闭球是等价的, 这里为了讨论方便, 我们使用有闭球的定义. 要证明  $\text{int}(S)$  是凸集, 即证明  $\mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)} \in \text{int}(S)$ , 也即证明  $\exists \varepsilon > 0$ , 使得

$$\|\mathbf{z} - (\mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)})\| \leq \varepsilon \Rightarrow \mathbf{z} \in S$$

我们由三角不等式得到启发, 于是上述逻辑式的前件的左式可以作如下放缩:

$$\begin{aligned}&\|\mathbf{z} - (\mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)})\| \\ &= \|\mathbf{z} - \lambda \mathbf{y}^{(1)} - (1 - \lambda) \mathbf{y}^{(2)} + \lambda(\mathbf{y}^{(1)} - \mathbf{x}^{(1)}) + (1 - \lambda)(\mathbf{y}^{(2)} - \mathbf{x}^{(2)})\| \\ &\leq \|\mathbf{z} - \lambda \mathbf{y}^{(1)} - (1 - \lambda) \mathbf{y}^{(2)}\| + \|\lambda(\mathbf{y}^{(1)} - \mathbf{x}^{(1)})\| + \|(1 - \lambda)(\mathbf{y}^{(2)} - \mathbf{x}^{(2)})\| \\ &\leq \|\mathbf{z} - \lambda \mathbf{y}^{(1)} - (1 - \lambda) \mathbf{y}^{(2)}\| + \lambda r + (1 - \lambda)r \\ &= \|\mathbf{z} - \lambda \mathbf{y}^{(1)} - (1 - \lambda) \mathbf{y}^{(2)}\| + r\end{aligned}$$

其中  $\mathbf{y}^{(1)}, \mathbf{y}^{(2)}$  满足  $\|\mathbf{y}^{(i)} - \mathbf{x}^{(i)}\| \leq r, i = 1, 2$ , 所以  $\mathbf{y}^{(1)}, \mathbf{y}^{(2)} \in S$ , 故  $\forall \lambda \in [0, 1], \mathbf{y}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{y}^{(2)} \in S$ . 我们要保证  $\mathbf{z} \in S$ , 那么只需要控制  $\varepsilon = r$ , 于是就有

$$0 \leq \|\mathbf{z} - \lambda \mathbf{y}^{(1)} - (1 - \lambda) \mathbf{y}^{(2)}\| \leq r - r = 0$$

从而  $\mathbf{z} = \lambda \mathbf{y}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{y}^{(2)} \in S$ , 也即待证命题:  $\exists \varepsilon = r > 0$ , 使得

$$\|\mathbf{z} - (\mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)})\| \leq \varepsilon \Rightarrow \mathbf{z} \in S$$

的前件可推出后件, 从而  $\mathbf{x}^{(1)} + (1 - \lambda) \mathbf{x}^{(2)} \in \text{int}(S)$ , 待证命题得证.

(3) 我们先证明一个引理:  $\mathbf{x} \in \overline{S}$  当且仅当存在一个点列  $\{\mathbf{x}^{(n)}\} \subset S$  满足  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{x}^{(n)} = \mathbf{x}$ . (实际上这正是聚点的另一等价定义)

---

<sup>③</sup>设  $\boldsymbol{\alpha} \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mathbf{0}\}$ ,  $\beta \in \mathbb{R}$ , 称集合  $H = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \boldsymbol{\alpha}^\top \mathbf{x} = \beta\}$  是超平面, 简记作  $H : \boldsymbol{\alpha}^\top \mathbf{x} = \beta$ . 设  $S \subseteq \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{x}_0 \in S$ , 若超平面  $H : \boldsymbol{\alpha}^\top \mathbf{x} = \beta$  满足:

(i)  $\exists \mathbf{x}^{(0)} \in S$ , 使得  $\mathbf{x}^{(0)} \in H$ ;

(ii)  $\forall \mathbf{x} \in S$ ,  $\boldsymbol{\alpha}^\top \mathbf{x} \leq \beta$

则称  $H$  是  $S$  的支撑超平面.

<sup>④</sup>设  $S_1, S_2 \subseteq \mathbb{R}^n$ , 且  $S_1 \cap S_2 = \emptyset$ . 若存在超平面  $H : \boldsymbol{\alpha}^\top \mathbf{x} = \beta$ , 使得  $\forall \mathbf{x}^{(1)} \in S_1$ ,  $\boldsymbol{\alpha}^\top \mathbf{x}^{(1)} \geq \beta$ , 且  $\forall \mathbf{x}^{(2)} \in S_2$ ,  $\boldsymbol{\alpha}^\top \mathbf{x}^{(2)} \leq \beta$ , 则称  $H$  是  $S_1, S_2$  的分离超平面.

先证  $\Rightarrow$ . 对每一个整数  $n$ , 取  $\varepsilon_n = \frac{1}{n}$ , 则能得到一个开球列  $\{B(\mathbf{x}, \varepsilon_n)\}$ . 应用选择公理, 从这个开球列中依次取一个点, 排成一个点列  $\{\mathbf{x}^{(n)}\}$ , 则必然有

$$\|\mathbf{x}^{(n)} - \mathbf{x}\| = \frac{1}{n} \rightarrow 0$$

再证  $\Leftarrow$ . 由于  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{x}^{(n)} = \mathbf{x}$ , 则  $\forall \varepsilon > 0$ , 都  $\exists N > 0$ , 使得  $\|\mathbf{x}^{(n)} - \mathbf{x}\| < \varepsilon$  对于  $\forall n > N$  成立, 从而  $\forall \varepsilon > 0$ , 都一定存在一个  $n$ , 使得  $\mathbf{x}^{(n)} \in B(\mathbf{x}, \varepsilon)$  并且  $\mathbf{x}^{(n)} \in S$ , 从而  $\mathbf{x}^{(n)} \in B(\mathbf{x}, \varepsilon) \cap S$ , 故  $B(\mathbf{x}, \varepsilon) \cap S \neq \emptyset$ , 所以  $\mathbf{x} \in \overline{S}$ . 从而引理得证.

任取  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \overline{S}$ ,  $\lambda \in [0, 1]$ , 由引理,  $\exists \{\mathbf{x}^{(n)}\}, \{\mathbf{y}^{(n)}\} \subset S$ , 使得  $\mathbf{x}^{(n)} \rightarrow \mathbf{x}, \mathbf{y}^{(n)} \rightarrow \mathbf{y}$ . 构造点列  $\{\lambda \mathbf{x}^{(n)} + (1-\lambda) \mathbf{y}^{(n)}\}$ , 则由  $\exists \{\mathbf{x}^{(n)}\}, \{\mathbf{y}^{(n)}\} \subset S$  以及  $S$  是凸集, 有  $\{\lambda \mathbf{x}^{(n)} + (1-\lambda) \mathbf{y}^{(n)}\} \subset S$ . 由  $\mathbf{x}^{(n)} \rightarrow \mathbf{x}, \mathbf{y}^{(n)} \rightarrow \mathbf{y}$ , 知  $\{\lambda \mathbf{x}^{(n)} + (1-\lambda) \mathbf{y}^{(n)}\} \rightarrow \lambda \mathbf{x} + (1-\lambda) \mathbf{y}$ , 所以根据引理,  $\lambda \mathbf{x} + (1-\lambda) \mathbf{y} \in \overline{S}$ . 原命题得证.

(4) 暂时懒得写.

(5) 暂时懒得写.

【证毕】

### 定义 1.10. (凸组合)

设  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)} \in \mathbb{R}^n$ . 若  $\forall j \in \{1, 2, \dots, m\}$ ,  $\lambda_j \geq 0$  且  $\sum_{j=1}^m \lambda_j = 1$ , 则称  $\sum_{j=1}^m \lambda_j \mathbf{x}^{(j)}$  为  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)}$  的凸组合.

### 定理 1.8. (凸集和凸组合的关系)

$S$  是凸集  $\Leftrightarrow S$  中任意有限点的凸组合属于  $S$ .

【证明】先证  $\Rightarrow$ . 使用数学归纳法. 即证明  $S$  中任意  $m$  个点的凸组合属于  $S$ .  $m = 1, 2$  时, 由于  $S$  是凸集, 所以显然成立. 假设  $m = k$  时, 结论成立, 往证  $m = k + 1$  时结论也成立, 即证明当  $\sum_{j=1}^{k+1} \lambda_j = 1$  时  $\sum_{j=1}^{k+1} \lambda_j \mathbf{x}_j \in S$ . 由于  $m = k$  时结论成立, 则有:

$$\frac{\sum_{j=1}^k \lambda_j \mathbf{x}_j}{\sum_{j=1}^k \lambda_j} = \sum_{j=1}^k \frac{\lambda_j}{\sum_{i=1}^k \lambda_i} \mathbf{x}_j \in S$$

从而

$$\sum_{j=1}^{k+1} \lambda_j \mathbf{x}^{(j)} = \sum_{j=1}^k \lambda_j \mathbf{x}^{(j)} + \lambda_{k+1} \mathbf{x}^{(k+1)} = \sum_{j=1}^k \lambda_j \cdot \frac{\sum_{j=1}^k \lambda_j \mathbf{x}^{(j)}}{\sum_{j=1}^k \lambda_j} + \lambda_{k+1} \mathbf{x}^{(k+1)} \in S$$

结论得证.

再证  $\Leftarrow$ . 取  $m = 2$ , 则若  $\lambda_1, \lambda_2 > 0$  且  $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ , 都有  $\lambda_1 \mathbf{x}^{(1)} + \lambda_2 \mathbf{x}^{(2)} \in S$ , 这正是凸集的定义, 从而结论成立. 【证毕】

### 定义 1.11. (凸包)

设非空集合  $S \subseteq \mathbb{R}^n$ , 由  $S$  中所有有限点的凸组合所构成的集合, 被称为  $S$  的凸包, 记作  $\text{cov}(S)$ .

**定理 1.9. (凸集和凸包的关系)**

如果  $S$  是凸集, 那么  $\text{cov}(S) = S$ .

**【证明】**由定理 1.7 知,  $\text{cov}(S) \subseteq S$ , 下证  $S \subseteq \text{cov}(S)$ . 一个点的凸组合就是其本身, 所以只要  $\mathbf{x} \in S$ , 那么这个点本身的凸组合  $\mathbf{x} \in \text{cov}(S)$ , 所以  $S \subseteq \text{cov}(S)$ . **【证毕】**

**定义 1.12. (多胞形)**

设  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)} \in \mathbb{R}^n$ . 由  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)}$  的所有凸组合构成的集合称为多胞形, 记作  $H(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)})$ .

**定义 1.13. (单纯形)**

设  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)} \in \mathbb{R}^n$ . 若多胞形  $H(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)})$  满足  $\mathbf{x}^{(2)} - \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(3)} - \mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)} - \mathbf{x}^{(1)}$  线性无关, 则称该多胞形是单纯形.

**2. 凸锥、半正组合****定义 1.14. (锥、凸锥)**

设  $S \subseteq \mathbb{R}^n$ , 若  $\forall \mathbf{x} \in S$ ,  $\lambda > 0$ , 必有  $\lambda \mathbf{x} \in S$ , 则称  $S$  为以  $\mathbf{0}$  为顶点的锥. 若  $S$  还是凸集, 则称  $S$  为凸锥.

规定  $\{\mathbf{0}\}, \mathbb{R}^n$  都是凸锥.

**定义 1.15. (半正组合)**

设  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)} \in \mathbb{R}^n$ . 若  $\sum_{j=1}^m \lambda_j > 0$ , 则称  $\sum_{j=1}^m \lambda_j \mathbf{x}^{(j)}$  为  $\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)}$  的半正组合.

**定理 1.10. (凸锥和半正组合的关系)**

$S$  是凸锥  $\Leftrightarrow S$  中任意有限点的半正组合属于  $S$ .

**【证明】**先证  $\Rightarrow$ .

再证  $\Leftarrow$ .

**【证毕】**

**1.5.2 凸函数****1. 凸函数****定义 1.16. (凸函数)**

设集合  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  为凸集, 函数  $f : S \rightarrow R$ . 若  $\forall \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)} \in S$ ,  $\lambda \in (0, 1)$ , 均有

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

则称  $f(\mathbf{x})$  为凸集  $S$  上的凸函数.

若进一步有上面不等式以严格不等式成立, 则称  $f(\mathbf{x})$  为凸集  $S$  上的严格凸函数. 当  $-f(\mathbf{x})$  为凸函数 (严格凸函数时), 则称  $f(\mathbf{x})$  为凹函数 (严格凸函数).

**定理 1.11. (凸函数和凸组合的关系)**

$f(\mathbf{x})$  为凸集  $S$  上的凸函数的充要条件是  $S$  上任意有限点的凸组合的函数值不大于各点函数值的凸组合, 即  $\forall \mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)} \in S$ , 对于任意的序列  $\{\lambda_j\}_{j=1}^m$  满足  $\forall j \in \{1, 2, \dots, m\}$ ,  $\lambda_j \geq 0$  且  $\sum_{j=1}^m \lambda_j = 1$ , 都有

$$f\left(\sum_{j=1}^m \lambda_j \mathbf{x}^{(j)}\right) \leq \sum_{j=1}^m \lambda_j f(\mathbf{x}^{(j)})$$

**【证明】****【证毕】****例 1.4** 设  $f_1, f_2$  是凸函数, 判断:

- (1) 设  $\lambda_1, \lambda_2 > 0$ ,  $\lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2$  是否为凸函数?  $\lambda_1 f_1 - \lambda_2 f_2$  是否为凸函数?  
(2)  $f(\mathbf{x}) = \max\{f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x})\}$  是否为凸函数?  $g(\mathbf{x}) = \min\{f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x})\}$  是否为凸函数?

**【解】****【解毕】****定理 1.12. (凸函数的性质)**

设  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  为非空凸集, 函数  $f : S \rightarrow \mathbb{R}$ , 则有:

- (1) 若  $f$  是凸函数, 则  $f$  在  $\text{int}(S)$  上连续;  
(2) 若  $f$  是凸函数, 则其对任意方向的方向导数 (若方向可行) 存在;  
(3) 设  $S$  是开集<sup>⑤</sup>,  $f$  在  $S$  上可微, 则  $f$  是凸函数的充要条件是  $\forall \mathbf{x}^* \in S$ , 都有

$$f(\mathbf{x}) \geq f(\mathbf{x}^*) + \nabla f(\mathbf{x}^*)^\top (\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)$$

$\forall \mathbf{x} \in S$  都成立;

- (4) 设  $S$  是开集,  $f$  在  $S$  上二次可微, 则:  
(i)  $f$  是凸函数的充要条件是  $\forall \mathbf{x} \in S$ ,  $\nabla^2 f(\mathbf{x})$  是半正定的;  
(ii) 若  $\forall \mathbf{x} \in S$ ,  $\nabla^2 f(\mathbf{x})$  是正定的, 则  $f$  是严格凸函数.

**【证明】****【证毕】**

**例 1.5** 若  $f(x) = \begin{cases} 2, & x = \pm 1, \\ x^2, & -1 < x < 1 \end{cases}$ , 容易验证  $f$  是凸函数, 但是  $f$  在边界点上不连续.

**2. 水平集****定义 1.17. (水平集)**

设集合  $S \subseteq \mathbb{R}^n$ , 函数  $f : S \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $\alpha \in \mathbb{R}$ , 称  $S_\alpha = \{\mathbf{x} \in S \mid f(\mathbf{x}) \leq \alpha\}$  为  $f(\mathbf{x})$  在  $S$  上的  $\alpha$  水平集.

<sup>⑤</sup>设  $S \in \mathbb{R}^n$ , 若  $\text{int}(S) = S$ , 则称  $S$  是开集.

水平集的概念相当于在地形图中，海拔高度不高于某一数值的区域.

### 定理 1.13. (凸函数的水平集是凸集)

设集合  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  是凸集，函数  $f : S \rightarrow \mathbb{R}$  是凸函数，则对  $\forall \alpha \in \mathbb{R}$ ,  $S_\alpha$  是凸集.

**【证明】**

**【证毕】**

上述定理的逆不真. 考虑分段函数  $f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0 \end{cases}$ , 函数非凸，但其任意水平集是

凸集.

### 1.5.3 凸规划

#### 定义 1.18. (凸规划)

(1) 若  $(f S)$  中的  $S$  为凸集， $f$  是  $S$  上的凸函数，优化目标为  $\min$  时，则称  $(f S)$  为凸规划；

(2) 若  $(fgh)$  中的  $f, g_i$  为凸函数， $h_j$  为线性函数，则称  $(fgh)$  为凸规划.

#### 定理 1.14. (凸优化的最优解)

设  $(f S)$  为凸优化. 若  $\mathbf{x}^*$  为问题  $(f S)$  的 l.opt., 则  $\mathbf{x}^*$  为 g.opt. 进一步地，若  $f$  是严格凸函数，则  $\mathbf{x}^*$  是  $(f S)$  的唯一 g.opt.

**【证明】**

**【证毕】**

## 1.6 多面体、极点、极方向

**定义 1.19.** (多面体)

有限个闭半空间<sup>⑥</sup>的交称为多面体.

由定义看出, 多面体实际上由一系列线性不等式组定义, 故一般可以将其写作  $\{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax \leq b\}$ , 其中  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $b \in \mathbb{R}^m$ . 其中我们选取一种特殊的多面体  $\{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = b, x \geq 0\}$ , 称其为标准型多面体.

**定义 1.20.** (极点)

设  $S \subseteq \mathbb{R}^n$ ,  $x \in S$ , 若不存在  $x^{(1)}, x^{(2)} \in S$ ,  $x^{(1)} \neq x^{(2)}$ , 使得  $x = \lambda x^{(1)} + (1 - \lambda)x^{(2)}$ , 则称  $x$  是  $S$  的极点 (或顶点).

**定义 1.21.** (极方向)

设  $S \subseteq \mathbb{R}^n$ ,  $d \in \mathbb{R}^n$ , 若  $d$  是  $S$  的可行方向 (见方向导数的定义), 且不能被表示为  $S$  的两个不同可行方向<sup>⑦</sup>的非负组合, 则称  $d$  是  $S$  的极方向.

**定理 1.15.** (极点特征)

设多面体  $S = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = b, x \geq 0\}$ , 其中  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  行满秩, 则  $x$  是多面体  $S$  的极点的充要条件是存在分解  $A = (B, N)$ , 使得

- (i)  $B$  为  $m$  阶可逆阵;
- (ii)  $x = (x_B^\top, x_N^\top)^\top$  (分解方式与  $A$  相同), 其中  $x_B = B^{-1}b \geq 0$ ,  $x_N = 0$ .

**【证明】**

**【证毕】**

**例 1.6** 证明: 多面体  $S = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = b, x \geq 0\}$  中必存在有限多的极点.

**【证明】**

**【证毕】**

**例 1.7** 设多面体  $S = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = b, x \geq 0\}$ , 在以下条件下, 求该多面体的极点:

$$(1) A = \begin{pmatrix} 3 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 5 & 1 \end{pmatrix}, b = \begin{pmatrix} 3 \\ 6 \end{pmatrix};$$

$$(2) A = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 3 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, b = \begin{pmatrix} 65 \\ 40 \\ 75 \end{pmatrix}.$$

**【解】**

**【解毕】**

<sup>⑥</sup>设超平面  $H: \alpha^\top x = \beta \subseteq \mathbb{R}^n$ , 则这个超平面把  $\mathbb{R}^n$  分成两部分  $\{x \in \mathbb{R}^n \mid \alpha^\top x \geq \beta\}$  和  $\{x \in \mathbb{R}^n \mid \alpha^\top x \leq \beta\}$ , 这样的两部分称为闭半空间, 若有严格不等式成立, 则称其为开半空间.

<sup>⑦</sup>设  $d^{(1)}, d^{(2)} \in \mathbb{R}^n$ , 若  $\exists \lambda > 0$ , 使得  $d^{(1)} = \lambda d^{(2)}$ , 则称  $d^{(1)}, d^{(2)}$  是同方向的.

**定理 1.16. (极方向特征)**

设多面体  $S = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = b, x \geq 0\}$ , 其中  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  行满秩, 则

- (1)  $d$  是  $S$  的方向的充要条件是  $Ad = 0$  且  $d \geq 0$ ;
- (2)  $d$  是  $S$  的极方向的充要条件是存在分解  $A = (B, N)$ , 使得

(i)  $B$  为  $m$  阶可逆阵;

(ii)  $d = (d_B^\top, d_N^\top)$  (分解方式与  $A$  相同), 其中  $d_B = -B^{-1}a_j \geq 0$ ,  $d_N = e_j$ .

这里  $e_j$  是第  $j$  个元素为 1, 其余元素为 0 的单位向量.  $j$  是使得  $N$  中的列向量  $a_j$  满足  $B^{-1}a_j \leq 0$  的下标.

**【证明】****【证毕】**

**例 1.8** 证明: 多面体  $S = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = b, x \geq 0\}$  中必有极点, 且个数不超过  $(n-m)C_n^m$ .

**【证明】****【证毕】**

**例 1.9** 设多面体  $S = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = b, x \geq 0\}$ , 其中  $A = \begin{pmatrix} 3 & 1 & 2 & -6 & 0 \\ 0 & 4 & 5 & -5 & 1 \end{pmatrix}$ ,  $b =$

$\begin{pmatrix} 3 \\ 6 \end{pmatrix}$ , 求该多面体的极方向.

**【解】****【解毕】****定理 1.17. (表示定理)**

设多面体  $S = \{x \in \mathbb{R}^n \mid Ax = b, x \geq 0\}$ , 其中  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  行满秩,  $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(k)}$  为所有极点,  $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(l)}$  为所有极方向, 则  $\forall x \in S, \exists \lambda_i > 0, i = 1, 2, \dots, k$ , 且  $\sum_{i=1}^k \lambda_i = 1$ ,  $\mu_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, l$ , 使得

$$x = \lambda_1 x^{(1)} + \lambda_2 x^{(2)} + \dots + \lambda_k x^{(k)} \quad (\text{极点的凸组合})$$

$$+ \mu_1 d^{(1)} + \mu_2 d^{(2)} + \dots + \mu_l d^{(l)} \quad (\text{极方向的正组合})$$

**【证明】****【证毕】**