

# 凸函数的世界

凸分析和凸优化

枫聆

2021 年 6 月 24 日

## 目录

1	数学优化问题	2
2	基本概念	3
2.1	仿射集 (affine set) . . . . .	3

## 数学优化问题

**Definition 1.1.** 数学优化问题或者说优化问题可以写成如下形式

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && f_0(x) \\ & \text{subject to} && f_i(x) \leq b_i, \quad i = 1, 2, \dots, m. \end{aligned}$$

其中向量  $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbf{R}^n$  称为问题的优化变量, 函数  $f_0: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  称为目标函数, 函数  $f_i: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  被称为约束函数, 常数  $b_i$  称为约束上限或者约束边界.

**Definition 1.2.** 那些满足约束的向量  $z$ , 即使得上述不等式成立的向量, 它们构成一个解集  $Z$ . 这个解集中使得  $f_0(z)$  最小的那些  $x^*$  称为当前优化问题的最优解, 即

$$\forall z \in Z, f_i(z) \leq b_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \text{ and } f(x^*) \leq f(z).$$

## 基本概念

### 仿射集 (affine set)

**Definition 2.1.** ( $\mathbf{R}^n$  ( $n$  维实数向量空间) 上直线的定义) 对任意两个  $\mathbf{R}^n$  中不同两个  $\mathbf{x}$  和  $\mathbf{y}$ , 形如

$$\mathbf{x} + \lambda(\mathbf{y} - \mathbf{x}) = (1 - \lambda)\mathbf{x} + \lambda\mathbf{y}, \lambda \in \mathbf{R}$$

的点集被称为过  $\mathbf{x}$  和  $\mathbf{y}$  的直线.

**Definition 2.2.** 对于  $\mathbf{R}^n$  中的子集  $M$ , 如果对于任意的  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in M$  和  $\lambda \in \mathbf{R}$  都有  $(1 - \lambda)\mathbf{x} + \lambda\mathbf{y} \in M$ , 则称  $M$  为  $\mathbf{R}^n$  中的仿射集(affine set). 相关书与仿射集同义的名词有仿射流形(affine manifold), 仿射变量(affine variety), 线性变量(linear variety) 或者 flat(平坦的).

**Theorem 2.3.**  $\mathbf{R}^n$  上的所有子空间都是仿射集. 反过来含  $\mathbf{0}$  的仿射集都是子空间.

证明. 由向量空间子空间的定义, 给定任意的子空间  $V$ , 在 scalar multiplication 和 vector addition 下封闭的, 自然也满足仿射集的定义.

相反, 若给定一个仿射集  $M$ , 有  $\mathbf{0} \in M$ , 因此

$$\forall \mathbf{x} \in M, \lambda \mathbf{x} = (1 - \lambda)\mathbf{0} + \lambda\mathbf{x} \in M,$$

这就证明了 scalar multiplication. 对任意的  $\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in M$ , 有

$$\mathbf{x} + \mathbf{y} = 2\left(\frac{1}{2}\mathbf{x} + \frac{1}{2}\mathbf{y}\right) \in M.$$

即证明了 vector addition. □

**Definition 2.4.** 对于  $M \subseteq \mathbf{R}^n$  及  $\mathbf{a} \in \mathbf{R}^n$ .  $M$  关于  $\mathbf{a}$  的平移(translate) 定义为

$$M + \mathbf{a} = \{\mathbf{x} + \mathbf{a} \mid \mathbf{x} \in M\}.$$

**Definition 2.5.** 给定仿射集  $M$  和仿射集  $L$ , 若可以找到一个  $\mathbf{a}$  使得满足关系

$$M = L + \mathbf{a},$$

则称  $M$  和  $L$  平行.

**Proposition 2.6.** 仿射集的平移仍为仿射集.

证明. 给定仿射集  $M$  和它的平移  $M + \mathbf{a}$ , 取任意的  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in M$ , 那么

$$(1 - \lambda)(\mathbf{x} + \mathbf{a}) + \lambda(\mathbf{y} + \mathbf{a}) = (1 - \lambda)\mathbf{x} + \lambda\mathbf{y} + \mathbf{a} \in M + \mathbf{a}.$$

□

**Proposition 2.7.** 仿射集的平行是一种等价关系.

证明. 自反性, 取  $\mathbf{a} \in M$  即得; 对称性, 若  $M = L + \mathbf{a}$ , 则  $L = M + (-\mathbf{a})$ ; 传递性, 若  $M = L + \mathbf{a}, L = L_1 + \mathbf{b}$ , 则  $M = L_1 + (\mathbf{a} + \mathbf{b})$ .  $\square$

**Theorem 2.8.** 每个非空仿射集  $M$  一定平行于唯一的子空间  $L$ . 这个  $L$  由

$$L = M - M = \{\mathbf{x} - \mathbf{y} \mid \mathbf{x}, \mathbf{y} \in M\}.$$

给定.

证明. 先证唯一, 假设  $M$  同时平行于两个子空间  $L_1, L_2$ , 我们前面已经证明平行是一个等价关系, 因此存在  $\mathbf{a}$  使得  $L_1 = L_2 + \mathbf{a}$ , 由于  $\mathbf{0} \in L_1$ , 所以  $-\mathbf{a} \in L_2$ , 所以  $\mathbf{a} \in L_2$ , 那么  $L_1 = L_2$  (相当于往子空间里面在扔一个它自己的元素进去, 并不会改变这个子空间).

现在我们要找到这样一个子空间, 根据前面的定理知道含  $\mathbf{0}$  的仿射集才是子空间, 很明显使得  $\mathbf{a} \in M$ , 那么  $\mathbf{0} \in M - \mathbf{a}$ . 这样的  $\mathbf{a}$  是任意的, 并且所有仿射  $M + \mathbf{a}$  都是相同的, 所以这样所以  $L = \sum_{\mathbf{a} \in M} M - \mathbf{a} = M - M$ .  $\square$

**Definition 2.9.** 与非空仿射集平行的子空间的维数称为这个仿射集的维数. 维数为 0, 1 和 2 分别称为点, 线, 面.  $\mathbf{R}^n$  中  $(n-1)$  维仿射集被称为超平面(hyperplane).

**Definition 2.10.** 给定  $\mathbf{R}^n$  上子空间  $L$ , 对于任意  $\mathbf{y} \in L$ , 使得关系

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = 0$$

成立的  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$  构成的集合称为  $L$  的正交补(orthogonal complement), 记为  $L^\perp$ . 显然  $L^\perp$  也是一个子空间, 且满足

$$\dim L + \dim L^\perp = n.$$

**Definition 2.11.** (建立在正交性理论上平行于超平面仿射集表示方法) 若一维子空间是有当个单个非零向量  $\mathbf{b}$  构成, 那么其对应的正交  $n-1$  维子空间可以表示为  $\{\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n \mid \mathbf{x} \perp \mathbf{b}\}$ . 自然地, 与其平行的仿射集为

$$\begin{aligned} \{\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n \mid \mathbf{x} \perp \mathbf{b}\} + \mathbf{a} &= \{\mathbf{x} + \mathbf{a} \mid \langle \mathbf{x}, \mathbf{b} \rangle = 0 \text{ and } \mathbf{x} \in \mathbf{R}^n\} \\ &= \{\mathbf{y} \in \mathbf{R}^n \mid \langle \mathbf{y} - \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle = 0\} \\ &= \{\mathbf{y} \in \mathbf{R}^n \mid \langle \mathbf{y}, \mathbf{b} \rangle = \beta\} \end{aligned},$$

其中  $\beta = \langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle$ .

**Theorem 2.12.** 给定  $\beta \in \mathbf{R}$  以及非零  $\mathbf{b} \in \mathbf{R}$ , 集合

$$H = \{\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n \mid \langle \mathbf{x}, \mathbf{b} \rangle = \beta\}$$

为  $\mathbf{R}^n$  的超平面.

证明.  $\square$