

# 凸函数与凸规划 Convex Function & Convex Programming

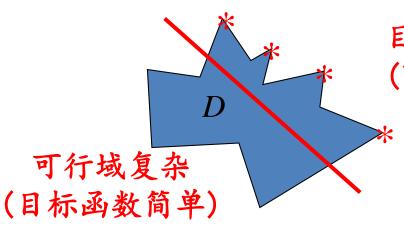
电信学院·自动化科学与技术系 系统工程研究所 吴江

#### **Outline**

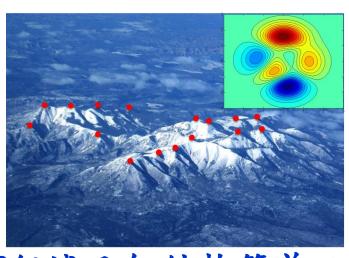
- ▶ 凸函数及其性质
- ▶ 凸规划及其性质



#### 引言一非线性规划



目标函数复杂(可行域简单)



有一类非线性规划问题,它的可行域几何结构简单, 目标函数性态良好,导致任一局部最优解也是全局最优解, 这就是凸规划(Convex Programming)问题。

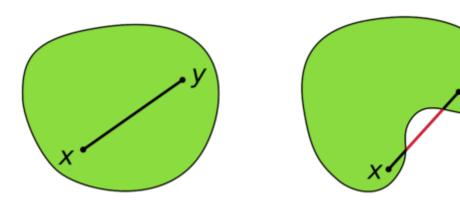
凸规划在实际应用中很常见, 凸性是大部分非线性规 划理论和算法的核心和基石。



### 凸集

**定义**:

$$S \subset R^n$$
, 若 $\forall x, y \in S$ ,  $\lambda \in [0,1]$   $\Rightarrow \lambda x + (1 - \lambda)y \in S$ , 则称 $S$ 是凸集



性质:任意多个凸集的交集仍然是凸集

#### 凸函数

- ►  $S \subset R^n$  是非空凸集, $f: S \to R^1$ ,若 $\forall \alpha \in (0,1)$ ,有:  $f(\alpha x^1 + (1-\alpha)x^2) \le \alpha f(x^1) + (1-\alpha)f(x^2), \forall x^1, x^2 \in S$
- ▶ 则称*f 是 S*上的凸函数
- 严格凸函数: 若∀α∈(0,1), 有:

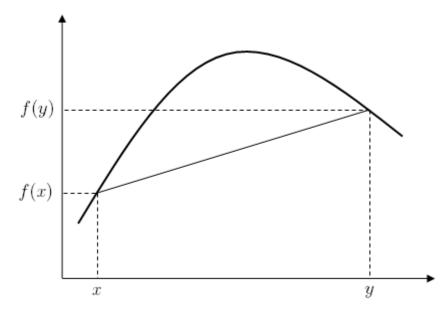
$$f(\alpha x^{1} + (1 - \alpha)x^{2}) < \alpha f(x^{1}) + (1 - \alpha)f(x^{2})$$

$$\forall x^{1}, x^{2} \in S, x^{1} \neq x^{2}$$

▶ 凹函数: 若-f为S上的(严格)凸函数,则f为S上的(严格)凹函数

## 说明

**)** 几何意义



- ▶ *f* 是 *S*上的凸函数
  - 。凸函数必须与凸集联系起来

#### 例

> 线性函数

$$f(x) = \alpha^T x + \beta$$

▶ 二次型

$$f(x) = x^T A x$$

#### A为半正定矩阵

#### 凸函数的性质

- ▶ 定理一: S⊂R<sup>n</sup>是非空凸集,
  - ∘  $f: S \rightarrow R^1$ 是S上的凸函数, 且 $\alpha \ge 0$ , 则 $\alpha f$ 是S上的凸函数
  - 。  $f_1$ ,  $f_2$ :  $S \rightarrow R^1$ 是S上的凸函数, 则 $f_1 + f_2$ 是S上的凸函数
- ▶ 定理二:  $S \subset R^n$  是非空凸集,  $f: S \to R^1$  是 S上的凸函数,  $c \in R^1$ , 则  $H_s(f, c) = \{x \mid x \in S \boxtimes f(x) \leq c\}$  是凸集.
- ▶ 定理三:  $S \subset R^n$  是非空开凸集,  $f: S \to R^1$  可微, 则
  - 。 *f* 是 *S*上的凸函数的充要条件是

$$\nabla f(x^1)^T (x^2 - x^1) \le f(x^2) - f(x^1), \forall x^1, x^2 \in S$$

。 *f* 是 *S*上的严格凸函数的充要条件是

$$\nabla f(x^1)^T (x^2 - x^1) < f(x^2) - f(x^1), \forall x^1, x^2 \in S$$



#### 凸函数的判定

▶  $S \subset R^n$  是非空开凸集,  $f: S \to R^1$  **二阶连续可导**, 则 f 是 S上的凸函数的充要条件是  $\nabla^2 f(x)$  在 S半正定

▶ 例:

$$f(x) = \frac{1}{2}x^T A x + b^T x + c$$

#### 凸规划

min 
$$f(x)$$
  
s.t.  $g_i(x) \le 0, i = 1, 2, ...p$   
 $h_j(x) = 0, j = 1, 2, ...q$   
 $x \in R$ 

- 若满足下述两个条件,则该问题为一个凸规划问题
  - $D = \{x \mid g_i(x) \le 0, i = 1, 2, ..., p, h_i(x) = 0, j = 1, 2, ..., q\}$ 是*R"*中的一个**凸集**

  - f(x)是D上的一个**凸函数**

#### 凸函数与凸规划的性质

- 凸规划的任意局部最优解都是它的整体最优解
- 凸集在任意点具有可行方向
- 沿下降方向必可找到最优解

"事实上,优化问题的分水岭不是线性和非线性,而是凸性与非凸性"

— R. Tyrrell Rockafellar, SIAM, 1993,.

