

不可微优化不动点算法的收敛性

唐 善 文 郭 建

(大连工学院)

定义 设 $f(x)$ 是定义在 \mathbb{R}^n 上的实函数, 若存在 $\lambda \in [0, 1]$, 使得对任意的 $x, y \in \mathbb{R}^n$, 当 $f(x) \leq f(y)$ 时, 总成立:

$f(tx + (1-t)y) \leq \lambda t f(x) + (1-\lambda)t f(y), \forall t \in [0, 1]$, 则称 $f(x)$ 是 \mathbb{R}^n 上的 λ 次凸函数. 显然, $\lambda = 1$ 时, $f(x)$ 即为通常的凸函数, $\lambda = 0$ 时, $f(x)$ 为拟凸函数.

考虑一般不可微数学规划问题:

$$(P) \quad \min\{f(x) | c(x) \leq 0\},$$

其中, $f(x), c(x)$ 都是 \mathbb{R}^n 上的 Lipschitz 函数. 定义集值映射 $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbf{P}(\mathbb{R}^n)$ 为 $F(x) = x - M(x)$, 这里

$$M(x) = \begin{cases} \partial f(x), & c(x) < 0, \\ \text{conv}\{\partial f(x) \cup \partial c(x)\}, & c(x) = 0, \\ \partial c(x), & c(x) > 0, \end{cases}$$

其中 $\partial f(x), \partial c(x)$ 分别是 $f(x), c(x)$ 在 x 点的广义梯度.

定理 1 设 f, c 都是 \mathbb{R}^n 上的 Lipschitz 函数, 若水平集 $\text{Lev}_0 c = \{x | c(x) \leq 0\}$ 非空有界, 且存在 $\lambda \in (0, 1]$ 使函数

$$c_0(x) = \begin{cases} c(x), & x \notin \text{Lev}_0 c, \\ 0, & x \in \text{Lev}_0 c, \end{cases}$$

是 λ 次凸函数, 则将 Merrill 不动点算法用于 F 时, 产生有界无穷点列 $\{x_k\}$, 且 $\{x_k\}$ 的任何极限点 x^* 是问题 (P) 的 F—J 点.

又若存在某个 $a < 0, \lambda \in (0, \lambda]$, 使函数

$$c_a(x) = \begin{cases} c(x), & x \notin \text{Lev}_a c, \\ a, & x \in \text{Lev}_a c, \end{cases}$$

是 λ 次凸函数, 则 $\{x_k\}$ 的任何极限点 x^* 都是问题 (P) 的 K—T 点.

定理 2 若将 Eaves-Saigal 单纯同伦算法用于 F , 则在与定理 1 相同的条件下, 有上述相同的结果.

参 考 文 献

- [1] 王则柯, 单纯不动点算法基础, 中山大学出版社, 1986.
- [2] 迟宗陶、祁力群, λ 次凸函数, 高校计算数学学报, 1(1979).

* 1986年12月1日收到.