

# 罚函数法

李宗军

青岛理工大学·理学院

2016 年





罚函数法

lj

罚函数法

- 1 罚函数法
  - 外点法
  - 内点法



**算法思想** 利用问题中的约束，构造适当的带有参数的惩罚函数，然后在转移到原来的目标函数上，以构造增广目标函数，把约束 NLP 问题转化为求解一系列无约束 NLP 问题。

**序列无约束极小化方法** 这种把约束 NLP 的求解转换为一系列无约束优化问题求解的方法，统称为序列无约束极小化方法。



# 外点罚函数法 I

罚函数法

lj

罚函数法

外点法

内点法

- 考虑问题  $\min \{f(x) | g(x) \leq 0, h(x) = 0\}$ ,
- 构造增广函数:  $F(x) = f(x) + M_k p(x)$ , 其中  $p(x)$  有如下常见的形式:

$$\textcircled{1} p(x) = \left( \sum_{i \in I} \max \{g_i(x), 0\} \right)^2 + \frac{1}{2} \sum_j [h_j(x)]^2$$

$$\textcircled{2} p(x) = \sum_{i \in I} \max \{g_i(x), 0\} + \frac{1}{2} \sum_j [h_j(x)]^2$$

$$\textcircled{3} p(x) = \max \{ \max_{i \in I} g_i(x), 0 \} + \frac{1}{2} \max_j [h_j(x)]^2$$

- 其中第二种, 其梯度:

$$\nabla p(x) = \sum_{i \in I} |\text{sign}(\max \{g_i(x), 0\})| \nabla g_i(x) + \sum_j h_j(x) \nabla h_j(x)$$

- 参数  $M_k$  的选取策略  $M_1 < M_2 < \dots < M_k < \dots$
- 终止条件
  - $M_k p(x) \leq \varepsilon$  (不可, 因为  $M_k p(x)$  是不定式)



# 外点罚函数法 II

罚函数法

|zj

罚函数法

外点法

内点法

- ②  $p(x) \leq \varepsilon$ , 当初始点是可行点时, 此终止条件错误 (找不到最优解)
  - ③ 取  $\max \{g_i(x^k), h_j(x^k) | i \in I, j \in J\} \leq \varepsilon$ . 其作用和缺点同 2.
- 终止条件的改进:
    - $p(x) \leq \varepsilon$  且  $\|x^k - x^{k-1}\| \leq \varepsilon$
    - 启动点无论是不可行点, 还是可行点, 算法都会收敛到最优解。从而是全局收敛算法。
    - 迭代过程中无论  $x^k$  是不可行点, 还是可行点, 都能保证迭代顺利进行下去, 最终获得最优解。



- 1 初始化：给定初始点  $x^1$ ，构造  $x^0 = x^1 - 2$ ，给定误差  $\varepsilon > 0$ ，参数序列  $\{M_k\}$ ，令  $k = 1$
- 2 检查当前迭代点是否满足终止条件： $|p(x^k)| \leq \varepsilon$  且  $\|x^k - x^{k-1}\| \leq \varepsilon$ ？若满足，则输出  $x^k$ ，停止计算；否则转向下一步
- 3 构造增广目标函数  $F(x) = f(x) + M_k p(x)$ ，然后采用无约束优化方法，从当前迭代点  $x^k$  出发，计算其最优解，得  $x^{k+1}$ 。
- 4  $k := k + 1$ ，转向步骤 2。

# 例题



罚函数法

|zj

罚函数法

外点法

内点法

用罚函数求解问题  $\min \{x^2 | 1 - x \leq 0\}$

演示：



# 障碍函数法 (内点罚函数法)

罚函数法

lj

罚函数法

外点法

内点法

- 1 考虑问题  $\min \{f(x) | g(x) \leq 0\}$ ,
- 2 构造增广函数:  $F(x) = f(x) + m_k p(x)$ , 其中  $p(x)$  有如下常见的形式:
  - $p(x) = -\sum_i \frac{1}{g_i(x)}$
  - $p(x) = -\sum_i \ln[-g_i(x)]$
- 3 参数  $m_k$  的选取策略  $m_1 > m_2 > \dots > m_k > \dots$
- 4 终止条件:
  - $m_k p(x) \leq \varepsilon$  (不可),
  - $p(x) \leq \varepsilon$  (不可)
  - $\min_i \{|g_i(x)|\} \leq \varepsilon$  (可以)





- 1 初始化：给定初始点  $\mathbf{x}^0$ , 参数序列  $\{m_k\}$ , 令  $k = 0$
- 2 检查当前迭代点是否满足终止条件  $\min_i \{|g_i(\mathbf{x})|\} \leq \varepsilon$ ? 若满足, 则输出  $\mathbf{x}^k$ , 停止计算; 否则转向下一步
- 3 构造增广目标函数  $F(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + m_k p(\mathbf{x})$ , 然后采用无约束优化方法, 从当前迭代点  $\mathbf{x}^k$  出发, 计算其最优解, 得  $\mathbf{x}^{k+1}$ .
- 4  $k := k + 1$ , 转向步骤 2.



罚函数法

lzf

罚函数法

外点法

内点法

课本例题



- 1 罚函数法的思想
- 2 罚函数法的分类
  - 1 外点法
  - 2 内点法