

# € 2.1 引言

问题引入:如何寻找某个一元实值函数的极小值及其对应的极小点?

- 上述问题是非线性优化问题的重要组成部分
- 在多变量优化问题的求解过程中, 会多次涉及一维问题的极小化过程

明理,精工,笃学,致远

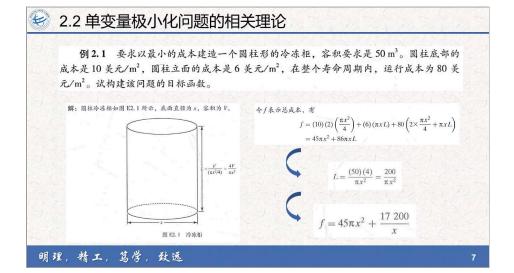
# 2.1 引言

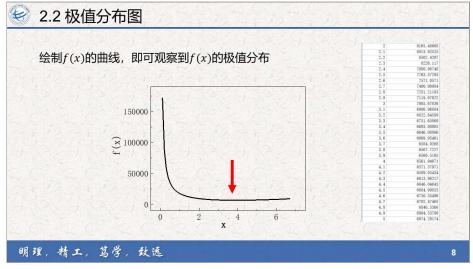
#### 相关概念:

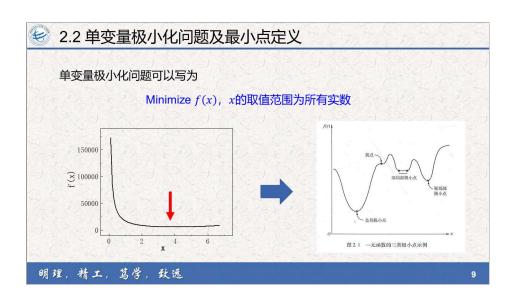
- 1. 一个足够平滑的函数, 其极小点处的斜率为0
- 2. 如果某点处的斜率为0, 曲率为正数,则该点就是函数的极小点

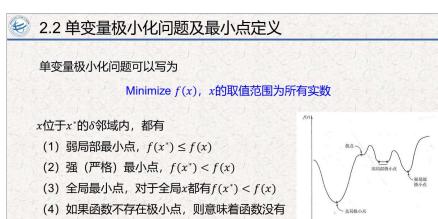
$$K = \frac{|y''|}{(1 + y'^2)^{\frac{3}{2}}}$$

明理,精工,笃学,致远









明理,精工,笃学,致远

10

图 2.1 一元函数的三类极小点示例

# ≥ 2.2 最优性条件的概括

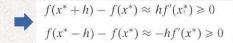
#### 最优性条件

函数f在可行域内的任一点处都有连续二阶导数( $C^2$ 连续),局部极小点的必要条件为

$$f'(x^*) = 0$$
$$f''(x^*) \ge 0$$

#### 采用一阶泰勒展开式可得

$$f(x^* + h) = f(x^*) + hf'(x^*) + O(h^2)$$
  
$$f(x^* - h) = f(x^*) - hf'(x^*) + O(h^2)$$



明理,精工,笃学,致远

2.2 最优性条件的概括

#### 最优性条件

下界

函数f在可行域内的任一点处都有连续二阶导数( $C^2$ 连续),局部极小点的必要条件为

$$f'(x^*) = 0$$
  
$$f''(x^*) \ge 0$$

采用二阶泰勒展开式可得

$$f(x^* + h) = f(x^*) + hf'(x^*) + \frac{h^2}{2}f''(x^*) + O(h^3)$$

明理,精工,笃学,致远

12



# € 2.2 单变量极小化问题的相关理论

### $f''(x^*) \geq 0$

$$f(x^* + h) = f(x^*) + hf'(x^*) + \frac{h^2}{2}f''(x^*) + O(h^3)$$

已知在最小点处, $f(x^{\bullet})=0$ 。对于足够小的 h,余项  $O(h^2)$  是相对于  $\frac{h^2}{2}J''(x^{\bullet})$  的高阶 无穷小量。因此,

$$f(x^* + h) - f(x^*) \approx \frac{h^2}{2} f''(x^*) \ge 0$$

由于  $h^2$  总是正数,因此,必定有  $f''(x^*) \ge 0$ 。 图 2.1 中的拐点和平坦区域能够满足这一必要条件。

x\*是严格局部极小点的充分条件为

 $f'(x^*) = 0$  $f''(x^*) > 0$ 

这可以依照前面的方式,根据严格局部极小点的定义推导得出。

#### 明理,精工,笃学,致远

## 2.2 最优性条件例题

例 2.2 利用最优性条件确定例 2.1 中冷冻柜的最优尺寸,使得成本最小。

解:已经得到了目标函数:

$$\min f(x) = 45\pi x^2 + \frac{17\ 200}{x}$$

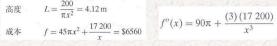
计算最优性条件:

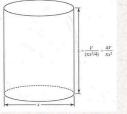
$$f'(x) = 90\pi x - \frac{17200}{x^2} = 0$$

 $x^3 = \frac{17\ 200}{90\pi} = 60.833$ 

直径  $x = 3.93 \,\mathrm{m}$ 

高度  $L = \frac{200}{\pi x^2} = 4.12 \,\mathrm{m}$ 





明理,精工,笃学,致远

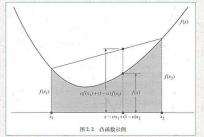
# 2.2 凸集与凸函数

对于集合S,如果其中的任意两点构成的线段上的所有点仍然位于S中,则称S为

集合S中的任意两点 $x_1$  和 $x_2$  ,对于所有的 $0 \le \alpha \le 1$  ,点 $\alpha x_1 + (1-\alpha)x_2$ 仍然位 干集合S中

**凸函数**: 如果凸集S中的任意两点 $x_1$  和  $x_2$ , 对于所有的 $0 \le \alpha \le 1$ , 都有

$$f(\alpha x_1 + (1 - \alpha)x_2) \le \alpha f(x_1) + (1 - \alpha)f(x_2)$$



明理,精工,笃学,致远

2.2 凸集与凸函数

例 2.3 证明  $f = |x|, x \in \mathbb{R}^1$  是凸函数。

由三角不等式  $|x+y| \leq |x| + |y|$  可得, 对于任意两个实数  $x_1$  和  $x_2$  ,都有  $f(\alpha x_1 + (1 - \alpha)x_2) = |\alpha x_1 + (1 - \alpha)x_2| \le \alpha |x_1| + (1 - \alpha)|x_2|$ 

 $= \alpha f(x_1) + (1 - \alpha) f(x_2)$ 

其中, 0<α<1。这恰好是凸函数定义中的不等式 (2.7)。

明理,精工,笃学,致远



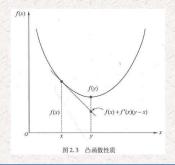
## € 2.2 凸函数的性质

1. 如果函数f有连续一阶导数,那么f是凸集S上的凸函数,当且仅当对于S中的每 个点x和点y,都有

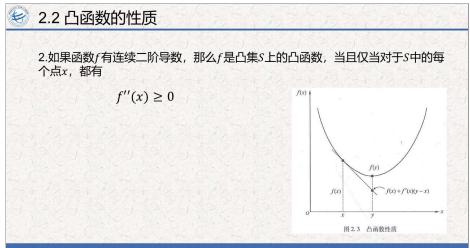
$$f(y) \ge f(x) + f'(x)(y - x)$$

$$f(x) \ge f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0)$$

意义: 函数图像总是位于任意点处的切线 或割线的上方



明理,精工,笃学,致远



明理,精工,笃学,致远

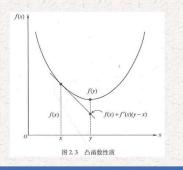
# 2.2 凸函数的性质

2. 如果函数f有连续二阶导数,那么f是凸集S上的凸函数当且仅当对于S中的每个 点x,都有

$$f''(x) \ge 0$$

3. 对于定义在凸集S上的凸函数f, 如果 $f(x^*)$ 是 一个局部极小值,那么它就是一个全局极小值。

4. 如果函数f 在凸集S上有连续一阶导数, 对于 S中的点x\*,对于S中的任一点y,都有  $f'(x^*)(y-x^*) \ge 0$ ,则 $x^*$ 是f在集合S上的全局 极小点



明理,精工,笃学,致远

