

# 微积分 A(2) 习题课

## Week07

王兆臻

wzz23@mails.tsinghua.edu.cn

2024 年 4 月 11 日

- ① 基本概念
- ② 无约束极值问题
- ③ 等式约束极值问题
- ④ 一般约束极值问题
- ⑤ 总结

- ① 基本概念
- ② 无约束极值问题
- ③ 等式约束极值问题
- ④ 一般约束极值问题
- ⑤ 总结

# 基本概念

## 局部极小值

以下所说的局部极小值, 不一定在定义域内部, 可能在边界上.

## 全局极小值

以下所说的全局极小值, 即定义域上的最小值.

# 凸函数

函数  $f(\mathbf{X})$ ,  $\mathbf{X} \in$  非空开凸集  $D \subseteq \mathbb{R}^n$ .

## 凸函数 (下凸函数)

$$\forall \mathbf{X}, \mathbf{Y} \in D, \forall \lambda \in [0, 1], f(\lambda \mathbf{X} + (1-\lambda) \mathbf{Y}) \leq \lambda f(\mathbf{X}) + (1-\lambda) f(\mathbf{Y}).$$

## 一阶充要条件 ( $f$ 可微)

$$\forall \mathbf{X}, \mathbf{Y} \in D, f(\mathbf{Y}) \geq f(\mathbf{X}) + \nabla f(\mathbf{X})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}).$$

## 二阶充要条件 ( $f \in C^2$ )

$\forall \mathbf{X} \in D$ , Hesse 矩阵  $\nabla^2 f(\mathbf{X})$  半正定.

# 凸规划

## 凸规划

称下述规划为凸规划:

$$\begin{aligned} \min & f(\mathbf{X}) \\ \text{s.t.} & g_i(\mathbf{X}) \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \\ & h_j(\mathbf{X}) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, l \end{aligned}$$

其中  $f(\mathbf{X})$  是凸函数,  $g_i(\mathbf{X})$  是凹函数,  $h_j(\mathbf{X})$  是线性函数.

性质: 可行域是凸集, 局部极小值即为全局极小值且构成凸集.

特例: 线性规划.

# 凸集相关定理

## Motzkin Transposition Theorem <sup>1</sup>

$A, B, C$  为矩阵,  $A$  非空. 下述两个命题择一成立:

- $Ax > 0, Bx \geq 0, Cx = 0$  有解  $x$ .
- $A^T y_1 + B^T y_2 + C^T y_3 = 0, y_1 \succeq 0, y_2 \geq 0$  有解  $y_1, y_2, y_3$ .

---

<sup>1</sup><http://benisrael.net/MOTZKIN.pdf>

- ① 基本概念
- ② 无约束极值问题
- ③ 等式约束极值问题
- ④ 一般约束极值问题
- ⑤ 总结



# 无约束极值问题 $\min f(\mathbf{X}), \mathbf{X} \in \mathbb{R}^n$

## 一阶必要条件

$f(\mathbf{X})$  在  $\mathbf{X}^*$  可微, 若其为局部极小值点, 则  $\nabla f(\mathbf{X}^*) = \mathbf{0}$ .

## 二阶必要条件

$f(\mathbf{X})$  在  $\mathbf{X}^*$  二阶连续可微, 若其为局部极小值点, 则  $\nabla f(\mathbf{X}^*) = \mathbf{0}$ , 且 Hesse 矩阵  $\nabla^2 f(\mathbf{X}^*)$  半正定.

## 二阶充分条件

$f(\mathbf{X})$  在  $\mathbf{X}^*$  (邻域) 二阶连续可微, 若  $\nabla f(\mathbf{X}^*) = \mathbf{0}$ , 且  $\nabla^2 f(\mathbf{X})$  在  $\mathbf{X}^*$  正定 (在  $\mathbf{X}^*$  邻域半正定), 则  $\mathbf{X}^*$  为局部极小值点.

## 一阶充要条件 (凸规划)

$f(\mathbf{X})$  是可微凸函数, 则  $\nabla f(\mathbf{X}^*) = \mathbf{0} \iff \mathbf{X}^*$  为全局极小值点.

# 总结

$f(\mathbf{X})$  在  $\mathbf{X}^*$  二阶连续可微, 且  $\nabla f(\mathbf{X}^*) = \mathbf{0}$ , 则

- 若  $\nabla^2 f(\mathbf{X}^*)$  正定, 则  $\mathbf{X}^*$  为 (严格) 局部极小值点.
- 若  $\nabla^2 f(\mathbf{X}^*)$  负定, 则  $\mathbf{X}^*$  为 (严格) 局部极大值点.
- 若  $\nabla^2 f(\mathbf{X}^*)$  不定, 则  $\mathbf{X}^*$  为鞍点.
- 若  $\nabla^2 f(\mathbf{X}^*)$  半正定 / 半负定, 则无法判断.

$f(\mathbf{X})$  在  $\mathbf{X}^*$  邻域二阶连续可微, 且  $\nabla f(\mathbf{X}^*) = \mathbf{0}$ , 则

- 若  $\nabla^2 f(\mathbf{X})$  在  $\mathbf{X}^*$  邻域半正定, 则  $\mathbf{X}^*$  为局部极小值点.
- 若  $\nabla^2 f(\mathbf{X})$  在  $\mathbf{X}^*$  邻域半负定, 则  $\mathbf{X}^*$  为局部极大值点.

- 1 基本概念
- 2 无约束极值问题
- 3 等式约束极值问题
- 4 一般约束极值问题
- 5 总结

# 基本概念

考虑以下规划 ( $f, h_j \in C^1$ ):

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{X}) \\ \text{s.t. } h_j(\mathbf{X}) = 0, j = 1, 2, \dots, l \end{aligned}$$

可行域  $S = \{\mathbf{X} \in \mathbb{R}^n \mid h_j(\mathbf{X}) = 0, j = 1, 2, \dots, l\}$ .

## 切平面 (切空间)

过曲面  $S$  上一点  $\mathbf{X}$  的所有可微曲线的切向量组成的集合称为  $S$  在  $\mathbf{X}$  处的切平面 (切空间)  $T(\mathbf{X})$ .

一般地,  $T(\mathbf{X}) \subseteq \{\mathbf{d} \mid \nabla h(\mathbf{X})^T \mathbf{d} = 0\}$ .

证明: 设可微曲线方程  $\mathbf{X}(t)$ ,  $h(\mathbf{X}(t)) = 0$  两边对  $t$  求导.

添加正则条件后, 上述包含关系可以改进为等号.

# 切空间与法空间

## 切空间的性质

设  $\mathbf{X}_0$  是曲面  $\{\mathbf{X} \mid \mathbf{h}(\mathbf{X}) = 0\}$  的正则点 (即  $\nabla h_j(\mathbf{X}_0)$  ( $j = 1, 2, \dots, l$ ) 线性无关), 则  $T(\mathbf{X}_0) = \{\mathbf{d} \mid \nabla \mathbf{h}(\mathbf{X}_0)^T \mathbf{d} = 0\}$ .

即  $\nabla h_j(\mathbf{X}_0)$  ( $j = 1, 2, \dots, l$ ) 是  $\mathbf{X}$  处法空间的一组基.

证明: ( $\supseteq$ ) 隐函数定理. 考虑方程  $\mathbf{h}(\mathbf{X}_0 + t\mathbf{d} + \nabla \mathbf{h}(\mathbf{X}_0)\mathbf{y}) = 0$ , 在  $(t, \mathbf{y}) = (0, \mathbf{0})$  附近确定了隐函数  $\mathbf{y} = \mathbf{y}(t)$ . 令可微曲线  $\mathbf{X}(t) = \mathbf{X}_0 + t\mathbf{d} + \nabla \mathbf{h}(\mathbf{X}_0)\mathbf{y}(t)$ , 可验证其在曲面上, 过  $\mathbf{X}_0$ , 且  $\mathbf{X}'(0) = \mathbf{d}$ , 从而  $\mathbf{d} \in T(\mathbf{X}_0)$ .

## 局部极小值点的梯度

施加约束后, 局部极小值点的梯度  $\nabla f(\mathbf{X}^*)$  不一定为  $\mathbf{0}$ , 它需要满足什么性质?

### 一阶必要条件

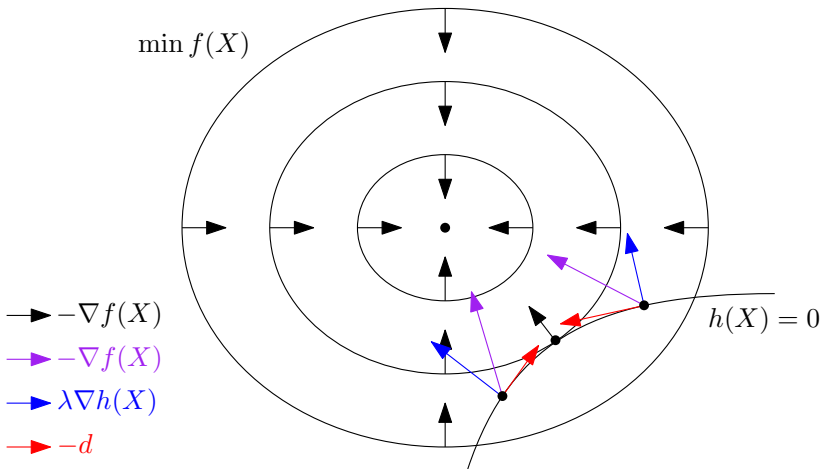
若  $\mathbf{X}^*$  是局部极小值点、正则点, 则  $\nabla f(\mathbf{X}^*)$  无切空间分量, 可用法空间的一组基  $\nabla h_j(\mathbf{X}^*)$  ( $j = 1, 2, \dots, l$ ) 表示.

$$\nabla f(\mathbf{X}^*) = \sum_{j=1}^l \lambda_j \nabla h_j(\mathbf{X}^*)$$

否则, 若存在切空间非零分量  $\mathbf{d}$ , 取曲面  $\{\mathbf{X} \mid \mathbf{h}(\mathbf{X}) = \mathbf{0}\}$  上过  $\mathbf{X}^*$  的可微曲线  $\mathbf{X}(t)$  s.t.  $\mathbf{X}(0) = \mathbf{X}^*$ ,  $\mathbf{X}'(0) = \mathbf{d}$ , 则  $\frac{df(\mathbf{X}(t))}{dt} \Big|_{t=0} = \nabla f(\mathbf{X}^*)^T \mathbf{d} = \mathbf{d}^T \mathbf{d} > 0$ ,  $f(\mathbf{X})$  沿曲线  $\mathbf{X}(t)$  不会在  $\mathbf{X}(0) = \mathbf{X}^*$  处取极小值.

# 图解

几何意义: 在局部极小值点,  $h(\mathbf{X}) = 0$  与  $f(\mathbf{X})$  等值线相切.



# Lagrange 乘子法

设 Lagrange 函数

$$L(\mathbf{X}, \boldsymbol{\lambda}) = f(\mathbf{X}) - \sum_{j=1}^l \lambda_j h_j(\mathbf{X})$$

若  $\mathbf{X}^*$  是局部极小值点, 则是 Lagrange 函数的驻点:

$$\nabla_{\mathbf{X}} L(\mathbf{X}^*, \boldsymbol{\lambda}) = \nabla f(\mathbf{X}^*) - \sum_{j=1}^l \lambda_j \nabla h_j(\mathbf{X}^*) = \mathbf{0}$$

$$\nabla_{\lambda_j} L(\mathbf{X}^*, \boldsymbol{\lambda}) = -h_j(\mathbf{X}^*) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, l$$

这是等式约束极值问题的一阶必要条件.

Lagrange 乘子法将等式约束极值问题转化为无约束极值问题.

如何判断 Lagrange 函数的驻点是否为条件极值点? 参见下一节.



- ① 基本概念
- ② 无约束极值问题
- ③ 等式约束极值问题
- ④ 一般约束极值问题
- ⑤ 总结

# 基本概念

考虑以下规划 ( $f, g_i, h_j \in C^1$ ):

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{X}) \\ \text{s.t. } g_i(\mathbf{X}) \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \\ h_j(\mathbf{X}) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, l \end{aligned}$$

可行域  $S = \{\mathbf{X} \in \mathbb{R}^n \mid g_i(\mathbf{X}) \geq 0, i = 1, 2, \dots, m; h_j(\mathbf{X}) = 0, j = 1, 2, \dots, l\}$ .

## 起作用约束

设可行解  $\mathbf{X}_0 \in S$ . 考虑某不等式约束  $g_i(\mathbf{X}) \geq 0$ :

- 若  $g_i(\mathbf{X}_0) = 0$ , 则称  $g_i(\mathbf{X}) \geq 0$  是在  $\mathbf{X}_0$  的起作用约束.
- 若  $g_i(\mathbf{X}_0) > 0$ , 则称  $g_i(\mathbf{X}) \geq 0$  是在  $\mathbf{X}_0$  的不起作用约束.

在可行解处, 等式约束都是起作用约束.

# 基本概念

设可行解  $\mathbf{X}_0 \in S$ .

## 下降方向

若  $\mathbf{d} \neq \mathbf{0}$  满足  $\exists \delta > 0$  s.t.  $\forall \lambda \in (0, \delta)$ ,  $f(\mathbf{X}_0 + \lambda \mathbf{d}) < f(\mathbf{X}_0)$ , 则称  $\mathbf{d}$  为  $f(\mathbf{X})$  在  $\mathbf{X}_0$  的下降方向.

集合  $F = \{\mathbf{d} \mid \nabla f(\mathbf{X}_0)^T \mathbf{d} < 0\}$  中的方向均为下降方向.

## 可行方向

若  $\mathbf{d} \neq \mathbf{0}$  满足  $\exists \delta > 0$  s.t.  $\forall \lambda \in (0, \delta)$ ,  $\mathbf{X}_0 + \lambda \mathbf{d} \in S$ , 则称  $\mathbf{d}$  为  $\mathbf{X}_0$  的可行方向.

- 对不等式约束, 集合  $G = \{\mathbf{d} \mid \nabla g_i(\mathbf{X}_0)^T \mathbf{d} > 0, i \in \mathcal{I}\}$  ( $\mathcal{I}$  为  $\mathbf{X}_0$  的起作用约束下标) 中的方向均为可行方向.
- 对等式约束, 可能不存在可行方向. 考虑切空间  $H = \{\mathbf{d} \mid \nabla h_j(\mathbf{X}_0)^T \mathbf{d} = 0\}$  中的方向 (假设  $\mathbf{X}_0$  是正则点).

# 局部极小值点的梯度

## 一阶必要条件 (几何表达: 无可行下降方向)

若  $\mathbf{X}^*$  是局部极小值点、正则点, 则  $F \cap G \cap H = \emptyset$ , 其中

$$F = \{\mathbf{d} \mid \nabla f(\mathbf{X}^*)^T \mathbf{d} < 0\}$$

$$G = \{\mathbf{d} \mid \nabla g_i(\mathbf{X}^*)^T \mathbf{d} > 0, i \in \mathcal{I}\}$$

$$H = \{\mathbf{d} \mid \nabla h_j(\mathbf{X}^*)^T \mathbf{d} = 0, j = 1, 2, \dots, l\}$$

证明: 略.

# 局部极小值点的梯度

## 一阶必要条件 (代数表达: Fritz John 条件)

若  $\mathbf{X}^*$  是局部极小值点, 则存在不全为 0 的  $w_0, w_i (i \in \mathcal{I}), v_j$  s.t.

$$w_0 \nabla f(\mathbf{X}^*) - \sum_{i \in \mathcal{I}} w_i \nabla g_i(\mathbf{X}^*) - \sum_{j=1}^l v_j \nabla h_j(\mathbf{X}^*) = \mathbf{0}$$
$$w_0 \geq 0, w_i \geq 0 (i \in \mathcal{I})$$

证明: 若  $\mathbf{X}^*$  不是正则点, 取  $w_0 = w_i = 0 (i \in \mathcal{I})$ , 取不全为 0 的  $v_j$  s.t.  $\sum_{j=1}^l v_j \nabla h_j(\mathbf{X}^*) = \mathbf{0}$ . 若  $\mathbf{X}^*$  是正则点, 利用几何表达、Motzkin 定理.

问题: 我们不关心  $w_0 = 0$  的情况.

# 局部极小值点的梯度

## 一阶必要条件 (代数表达: Karush-Kuhn-Tucker 条件)

若  $\mathbf{X}^*$  是局部极小值点,  $\nabla g_i(\mathbf{X}^*)$  ( $i \in \mathcal{I}$ ),  $\nabla h_j(\mathbf{X}^*)$  ( $j = 1, 2, \dots, l$ ) 线性无关, 则  $\exists w_i$  ( $i \in \mathcal{I}$ ),  $v_j$  ( $j = 1, 2, \dots, l$ ) s.t.

$$\nabla f(\mathbf{X}^*) - \sum_{i \in \mathcal{I}} w_i \nabla g_i(\mathbf{X}^*) - \sum_{j=1}^l v_j \nabla h_j(\mathbf{X}^*) = \mathbf{0}, \quad w_i \geq 0 \quad (i \in \mathcal{I})$$

或表达为:  $\exists w_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ),  $v_j$  ( $j = 1, 2, \dots, l$ ) s.t.

$$\nabla f(\mathbf{X}^*) - \sum_{i=1}^m w_i \nabla g_i(\mathbf{X}^*) - \sum_{j=1}^l v_j \nabla h_j(\mathbf{X}^*) = \mathbf{0}$$

$$w_i g_i(\mathbf{X}^*) = 0 \quad (\text{互补松弛条件}), \quad w_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

# KKT 条件相关知识

## 互补松弛条件

$w_i g_i(\mathbf{X}^*) = 0$  称为互补松弛条件. 由于  $w_i \geq 0, g_i(\mathbf{X}^*) \geq 0$ , 易得

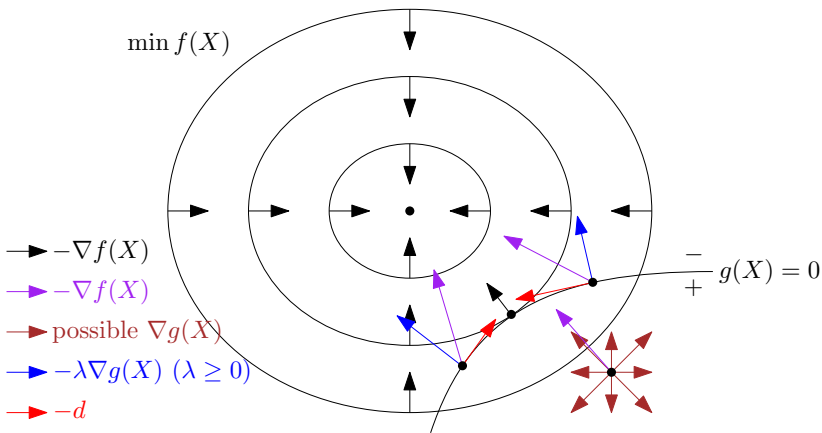
- 若  $g_i(\mathbf{X}^*) > 0$ , 则该约束为不起作用约束, 删去它后  $\mathbf{X}^*$  仍为局部极小值点,  $\nabla f(\mathbf{X}^*)$  不受影响, 即  $w_i = 0$ .
- 若  $w_i > 0$ , 则该约束为起作用约束, 对  $\nabla f(\mathbf{X}^*)$  有影响, 即  $g_i(\mathbf{X}^*) = 0$ .

## KKT 乘子的经济学意义

$\mathbf{w}, \mathbf{v}$  称为 KKT 乘子 (也可以称为 Lagrange 乘子).

- 约束: 资源.
- 约束对应的 KKT 乘子: 资源的影子价格 (边际价值).
- 不稀缺的资源无边际价值, 有边际价值的资源是稀缺的.

# 图解





# 一阶必要条件 (KKT 条件)

总结: KKT 条件是 Lagrange 乘子法的推广. 设 Lagrange 函数

$$L(\mathbf{X}, \mathbf{w}, \mathbf{v}) = f(\mathbf{X}) - \sum_{i=1}^m w_i g_i(\mathbf{X}) - \sum_{j=1}^l v_j h_j(\mathbf{X})$$

则 KKT 条件为

$$\nabla_{\mathbf{X}} L(\mathbf{X}, \mathbf{w}, \mathbf{v}) = \mathbf{0}$$

$$g_i(\mathbf{X}) \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

$$h_j(\mathbf{X}) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, l$$

$$w_i g_i(\mathbf{X}) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

$$w_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

# 其它条件

## 一阶充分条件 (凸规划)

对于凸规划, 若  $\mathbf{X}^*$  满足 KKT 条件, 则  $\mathbf{X}^*$  为全局极小值点.

进一步假设  $f, g_i, h_j \in C^2$ ,  $\nabla g_i(\mathbf{X}^*)$  ( $i \in \mathcal{I}$ ),  $\nabla h_j(\mathbf{X}^*)$  ( $j = 1, 2, \dots, l$ ) 线性无关, 定义集合

$$\bar{T} = \left\{ \mathbf{d} \mid \begin{array}{l} \nabla g_i(\mathbf{X}^*)^T \mathbf{d} = 0, \quad i \in \mathcal{I}, w_i^* > 0 \\ \nabla g_i(\mathbf{X}^*)^T \mathbf{d} \geq 0, \quad i \in \mathcal{I}, w_i^* = 0 \\ \nabla h_j(\mathbf{X}^*)^T \mathbf{d} = 0, \quad j = 1, 2, \dots, l \end{array} \right\}$$
$$T = \bar{T} \setminus \{\mathbf{0}\}$$

注:  $\bar{T} \neq \emptyset$ , 但  $T$  可能为  $\emptyset$ .

# 其它条件

## 二阶必要条件 (Lagrange 函数 Hesse 矩阵在 $\bar{T}$ 半正定)

若  $\mathbf{X}^*$  为局部极小值点, KKT 乘子为  $\mathbf{w}^*, \mathbf{v}^*$ , 则  $\forall \mathbf{d} \in \bar{T}$ ,  
 $\mathbf{d}^T \nabla_{\mathbf{X}}^2 L(\mathbf{X}^*, \mathbf{w}^*, \mathbf{v}^*) \mathbf{d} \geq 0$ .

## 二阶充分条件 (Lagrange 函数 Hesse 矩阵在 $T$ 正定)

若  $\mathbf{X}^*$  为可行解,  $\exists \mathbf{w}^*, \mathbf{v}^*$  使 KKT 条件成立,

- 若  $T = \emptyset$ , 则  $\mathbf{X}^*$  为 (严格) 局部极小值点.
- 若  $T \neq \emptyset$ ,  $\forall \mathbf{d} \in T$ ,  $\mathbf{d}^T \nabla_{\mathbf{X}}^2 L(\mathbf{X}^*, \mathbf{w}^*, \mathbf{v}^*) \mathbf{d} > 0$ , 则  $\mathbf{X}^*$  为 (严格) 局部极小值点.

若  $T \neq \emptyset$ , Hesse 矩阵在切空间半正定, 则二阶条件无法判断.  
此时可尝试将一些等式约束  $h_j = 0$  代入  $f$ , 具体问题具体分析.

- ① 基本概念
- ② 无约束极值问题
- ③ 等式约束极值问题
- ④ 一般约束极值问题
- ⑤ 总结

# 极值问题总结

对于一般约束极值问题 (假设  $C^2$ 、正则性):

## 凸规划

- ① 解一阶必要条件 (KKT 条件). 根据一阶充分条件, KKT 点即为最小值点 (全局极小值点).

## 一般规划 (求局部极小值点)

- ① 解一阶必要条件 (KKT 条件), 计算切空间  $\bar{T}$ ,  $T$ .
- ② 若  $T = \emptyset$ , 则根据二阶充分条件, KKT 点即为 (严格) 局部极小值点. 若  $T \neq \emptyset$ , 则验证二阶充分条件: 若成立, 则为 (严格) 局部极小值点.
- ③ 若二阶充分条件不成立, 则验证二阶必要条件: 若不成立, 则不为局部极小值点. 若成立, 则无法判断.

# 最值问题总结

最值问题：一般不用二阶条件判断极值点类型。首先判断存在性：

## 已知最值存在性

若已知存在性 (例如:  $f$  连续, 可行域是有界闭集), 则可求出最值点候选, 再从中选出最值点. 可用以下两种方法得到最值点候选:

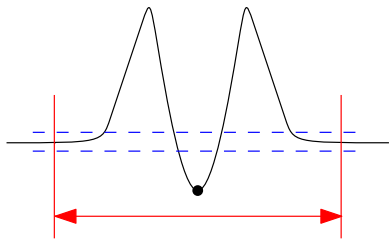
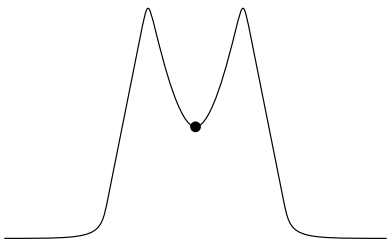
1. KKT 条件: KKT 点.
2. 传统方法:
  - 区域内部:  $f$  的驻点.
  - 区域边界: 各条边界上的可能的条件极值点 (Lagrange 函数的驻点), 边界的交点.
  - 性质不好的点: 不可微点.

# 最值问题总结

## 未知最值存在性

若未知存在性 (例如: 可行域无界), 则需进一步分析, 需要额外考虑无穷远.

- 可尝试用某处函数值 (作为过渡) 控制足够远处, 讨论可行域的有界闭子集, 其上的最值为全局最值, 得到最值存在性.



# 总结

## 关系

最小值点 (全局极小值点)  $\implies$  局部极小值点  $\xrightarrow{\text{正则点}}$  KKT 点.

## 极值问题核心思想

用充分条件证明是局部极小值点.

用必要条件证明不是局部极小值点.

## 最值问题核心思想

证明最值存在性, 找全最值点候选, 无需使用二阶条件.

不要墨守成规, 也可尝试直接放缩找最值 (需说明可以取等):

- 二元化一元、极坐标换元、均值不等式...