

# 最优化理论

## Optimality Theory



- 01 课程简介(Introduction)**
- 02 线性规划(Linear Programming)**
- 03 非线性规划(Non-Linear Programming)**
- 04 整数规划(Integer Programming)**
- 05 动态规划(Dynamic Programming)**



## 最优化条件

### Optimality Condition

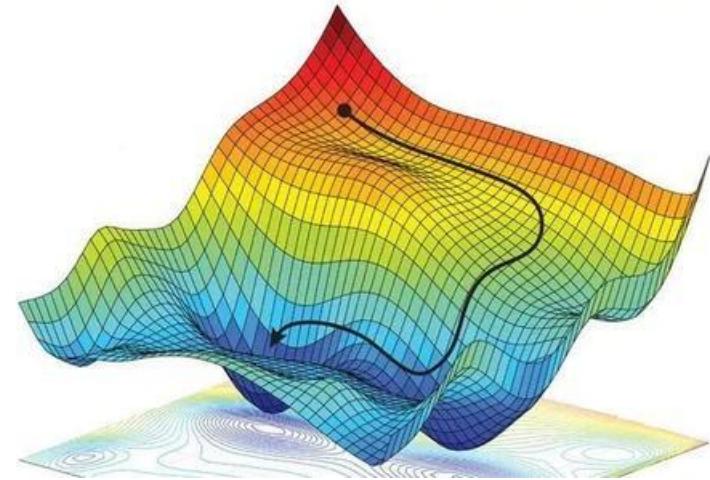
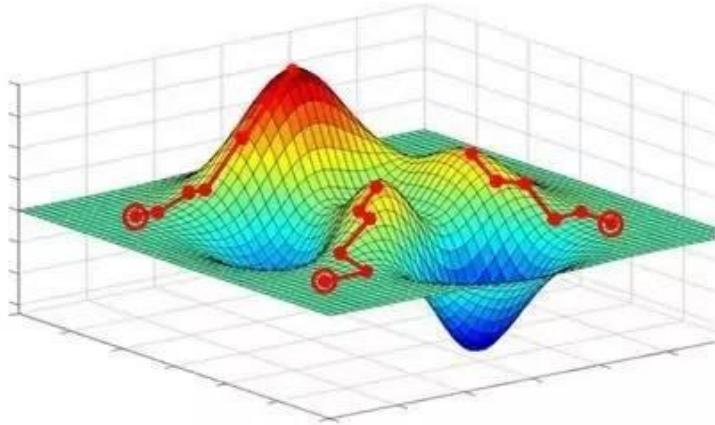
## ■ 基本概念

最优化问题可归结成如下数学形式：

$$\min_{x \in R^n} f(x) \quad \text{---目标函数}$$

$$s.t. \quad g_i(x) \geq 0, i \in I$$

$$h_j(x) = 0, j \in E$$



## ■ 求函数的极小值

$$\phi(x) = \frac{x_1 + x_2}{3 + x_1^2 + x_2^2 + x_1 x_2}$$

$$\begin{aligned} \min \quad & (x_1 - 3)^2 + (x_2 - 2)^2 \\ \text{s.t.} \quad & x_1^2 + x_2^2 \leq 5, \\ & x_1 + 2x_2 = 4, \\ & x_1, x_2 \geq 0. \end{aligned}$$

## ■ 二阶条件

例 考虑如下约束优化问题,

$$\min f(x) = x_1^2 + x_2^2$$

$$s.t. g(x) = x_1^2 + x_2^2 - 1 \geq 0$$

对于可行点  $x^* = (0, 1)^T$ ,  $I(x^*) = \{1\}$ ,  $\nabla f(x^*) = (0, 2)^T$ ,  
 $\nabla g(x^*) = (0, 1)^T$ . 易见  $x^*$  是满足 KKT 条件. 此时线性独立  
约束规格 (LICQ) 成立, 即

$$\{\nabla g_i(x^*), \nabla h_j(x^*), i \in I(x^*), j \in E\}$$

线性无关. 但我们无法利用一阶最优化条件判断  $x^*$   
是否为问题的局部极小点。

## ■ 二阶条件

为此, 我们考虑函数的二阶导数, 首先给出如下定义

定义2.3 设 $S$ 是 $R^n$ 中的一个非空集合, 点 $\bar{x} \in \text{cls } S$ 集合

$$T = \{d \mid \exists x^{(k)} \in S, x^{(k)} \rightarrow \bar{x} \text{ 及 } \lambda_k > 0, \text{ 使得 } d = \lim_{k \rightarrow \infty} \lambda_k (x^{(k)} - \bar{x})\}$$

则称 $T$ 为集合 $S$ 在点 $\bar{x}$ 的切锥。

根据上述定义, 如果序列  $\{x^{(k)}\} \subset S, x^{(k)} \rightarrow \bar{x}$

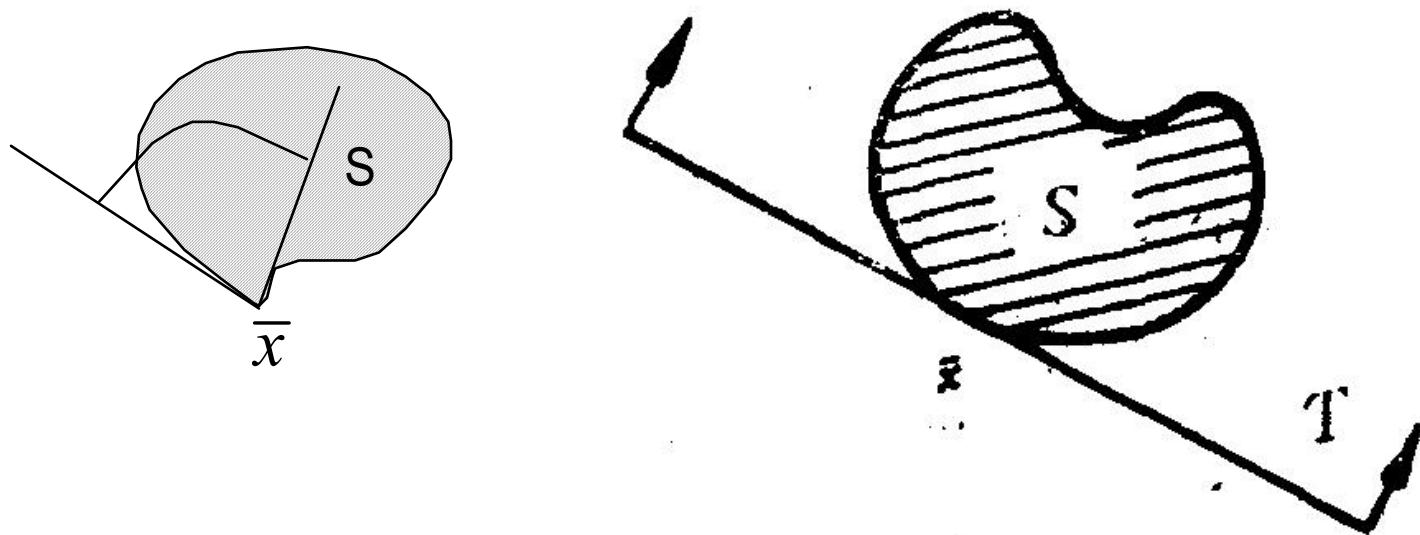
$$x^{(k)} \neq \bar{x}, \text{ 使得 } \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{x^{(k)} - \bar{x}}{\|x^{(k)} - \bar{x}\|} = d$$

则 $d \in T$ 。

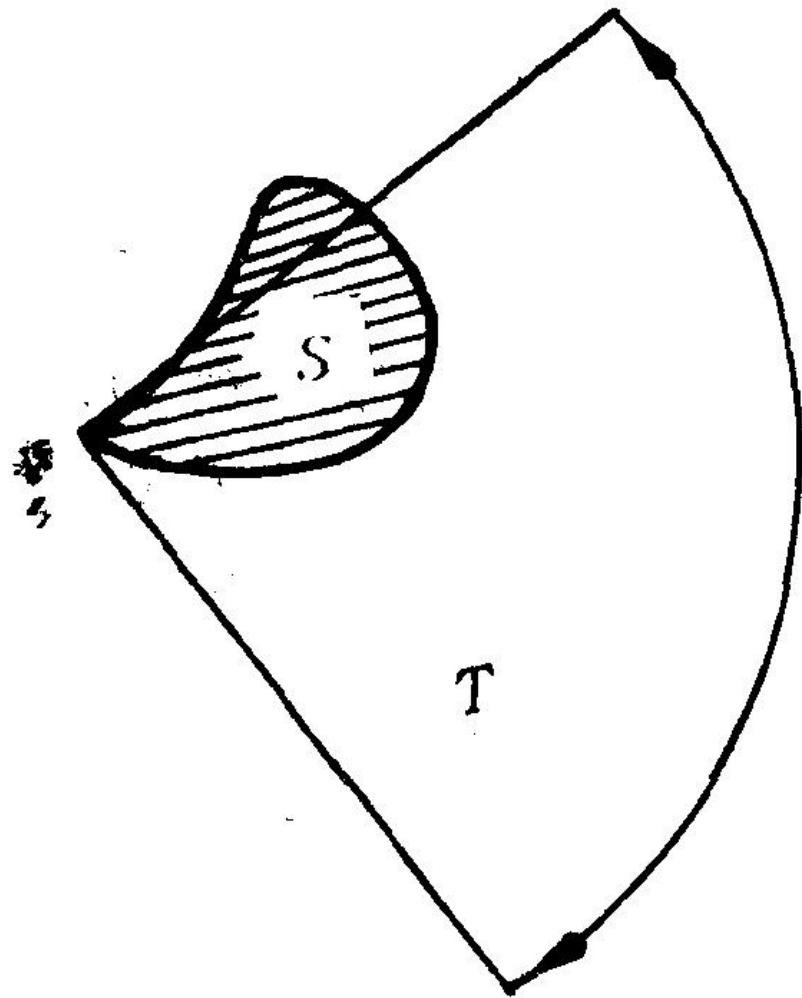
如果 $\bar{x} \in \text{cls } S$ , 则 $S$ 在 $\bar{x}$ 的切锥  $T = R^n$ .

## ■ 二阶条件

例



## ■ 二阶条件



## ■ 二阶条件

现在我们考虑问题(7.2.1).

设在可行点 $\bar{x}$ , 对应不等式约束中的起作用约束和等式约束的Lagrange乘子分别为:  $\bar{w}_i \geq 0, i \in I$ ;  
 $\bar{v}_j, j = 1, 2, \dots, l$ . 定义一个集合。

$$\bar{S} = \left\{ x \left| \begin{array}{l} g_i(x) = 0, i \in I \text{ 且 } \bar{w}_i > 0 \\ g_i(x) \geq 0, i \in I \text{ 且 } \bar{w}_i = 0 \\ h_i(x) = 0, j = 1, 2, \dots, l \end{array} \right. \right\}$$

## ■ 二阶条件

设集合 $\bar{S}$ 在点 $\bar{x}$ 的切锥为 $\bar{T}$ 。再定义一个集合

$$\bar{G} = \left\{ d \left| \begin{array}{l} \nabla g_i(\bar{x})' d = 0, i \in I \text{ 且 } \bar{w}_i > 0 \\ \nabla g_i(\bar{x})' d \geq 0, i \in I \text{ 且 } \bar{w}_i = 0 \\ \nabla h_i(\bar{x})' d = 0, j = 1, 2, \dots, l \end{array} \right. \right\}$$

容易证明 $\bar{G} \supset \bar{T}$

## ■ 二阶条件

设  $d \in \bar{T}$ , 则存在可行序列  $\{x^{(k)}\} \subset \bar{S}$  和正数列  $\{\lambda_k\}$ , 使得

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \lambda_k (x^{(k)} - \bar{x}) = d$$

把  $g_i(x)$  和  $h_j(x)$  在  $\bar{x}$  展开, 得到

$$g_i(x^{(k)}) = g_i(\bar{x}) + \nabla g_i(\bar{x})'(x^{(k)} - \bar{x}) + \|x^{(k)} - \bar{x}\| \alpha(\bar{x}, x^{(k)} - \bar{x})$$

$$h_j(x^{(k)}) = h_j(\bar{x}) + \nabla h_j(\bar{x})'(x^{(k)} - \bar{x}) + \|x^{(k)} - \bar{x}\| \alpha(\bar{x}, x^{(k)} - \bar{x})$$

## ■ 二阶条件

由于当  $i \in I$  时,  $g_i(\bar{x})=0$ , 当  $i \in I$  且  $\bar{w}_i > 0$  时  $g_i(x^{(k)})=0$ ,  
当  $i \in I$  且  $\bar{w}_i=0$  时  $g_i(x^{(k)}) \geq 0$ , 以及  $h_j(x^{(k)})=h_j(\bar{x})=0$ , 故  
当  $i \in I$  且  $\bar{w}_i > 0$  时

$$\nabla g_i(\bar{x})'(x^{(k)} - \bar{x}) + \|x^{(k)} - \bar{x}\| \alpha(\bar{x}, x^{(k)} - \bar{x}) = 0$$

当  $i \in I$  且  $\bar{w}_i = 0$  时

$$\nabla g_i(\bar{x})'(x^{(k)} - \bar{x}) + \|x^{(k)} - \bar{x}\| \alpha(\bar{x}, x^{(k)} - \bar{x}) \geq 0$$

当  $j = 1, 2, \dots, l$  时有

$$\nabla h_j(\bar{x})'(x^{(k)} - \bar{x}) + \|x^{(k)} - \bar{x}\| \alpha(\bar{x}, x^{(k)} - \bar{x}) = 0$$

## ■ 二阶条件

把以上各式两端乘以  $\lambda_k$ , 令  $k \rightarrow \infty$ , 得

$$\nabla g_i(\bar{x})'d \geq 0, i \in I \text{ 且 } \bar{w}_i = 0$$

$$\nabla g_i(\bar{x})'d = 0, i \in I \text{ 且 } \bar{w}_i > 0$$

$$\nabla h_j(\bar{x})'d = 0, j = 1, 2, \dots, l$$

即  $d \in \bar{G}$ . 所以  $\bar{G} \supset \bar{T}$ .

由以上分析知道, 切锥  $\bar{T}$  必包含于  $\bar{G}$ , 但是反之不真。

下面, 在  $\bar{G} \subset \bar{T}$  也成立的假设下, 给出关于问题 (7.2.1) 的局部最优解的二阶必要条件。

## ■ 二阶条件

*Theorem 2.10(二阶必要条件)* 设 $\bar{x}$ 是问题(7.2.1)的局部最优解,  $f_i, g_i (i = 1, \dots, m)$ 和 $h_j (j = 1, \dots, l)$ 二次连续可微, 并存在满足(7.2.43)的乘子 $\bar{w} = (\bar{w}_1, \dots, \bar{w}_m)$ 和 $\bar{v} = (\bar{v}_1, \dots, \bar{v}_l)$ , 再假设在点 $\bar{x}$ 约束规格 $\bar{G} = \bar{T}$ 成立, 则对每一个向量 $d \in \bar{G}$ , 都有

$$d' \nabla_x^2 L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) d \geq 0$$

其中 $\nabla_x^2 L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) = \nabla^2 f(\bar{x}) - \sum_{i=1}^m \bar{w}_i \nabla^2 g_i(\bar{x}) - \sum_{j=1}^l \bar{v}_j \nabla^2 h_j(\bar{x})$

是Lagrange函数 $L(x, w, v)$ 在点 $\bar{x}$ 关于 $x$ 的Hessian矩阵.

## ■ 二阶条件

证明：设向量  $d \neq 0, d \in \bar{G}$ . 由于约束规格  $\bar{G} = \bar{T}$  成立，因此  $d \in \bar{T}$ ，则存在可行序列  $\{x^{(k)}\} \subset \bar{S}$  和正数列  $\{\lambda_k\}$ ，使得

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \lambda_k (x^{(k)} - \bar{x}) = d$$

将  $L(x, \bar{w}, \bar{v})$  在  $\bar{x}$  展开，则

$$\begin{aligned}
 L(x^{(k)}, \bar{w}, \bar{v}) &= L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) + \nabla_x L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v})'(x^{(k)} - \bar{x}) + \\
 &\frac{1}{2} (x^{(k)} - \bar{x})' \nabla_x^2 L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) (x^{(k)} - \bar{x}) + \left\| x^{(k)} - \bar{x} \right\|^2 \alpha(\bar{x}, x^{(k)} - \bar{x})
 \end{aligned} \tag{7.2.50}$$

其中当  $x^{(k)} \rightarrow \bar{x}$  时， $\alpha(\bar{x}, x^{(k)} - \bar{x}) \rightarrow 0$ 。

## ■ 二阶条件

由于  $x^{(k)} \in \bar{S}$ , 故有  $h_j(x^{(k)}) = 0, \bar{w}_i g_i(x^{(k)}) = 0$ .

根据Lagrange函数的定义, 有

$$L(x^{(k)}, \bar{w}, \bar{v}) = f(x^{(k)}) \quad (7.2.51)$$

$$L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) = f(\bar{x}) \quad (7.2.52)$$

将上两式代入(7.2.50), 并注意到 $\bar{x}$ 是局部最优解,

$\nabla_x L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) = 0$ , 则有

## ■ 二阶条件

$$\begin{aligned}
 f(x^{(k)}) &= f(\bar{x}) + \frac{1}{2}(x^{(k)} - \bar{x})' \nabla_x^2 L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v})(x^{(k)} - \bar{x}) \\
 &+ \|x^{(k)} - \bar{x}\|^2 \alpha(\bar{x}, x^{(k)} - \bar{x})
 \end{aligned} \tag{7.2.53}$$

注意到 $\bar{x}$ 是局部最优解, 当 $k$ 充分大时必有 $f(x^{(k)}) \geq f(\bar{x})$ 。  
因此对充分大的 $k$ , 由 (7.2.53) 得

$$\frac{1}{2}(x^{(k)} - \bar{x})' \nabla_x^2 L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v})(x^{(k)} - \bar{x}) + \|x^{(k)} - \bar{x}\|^2 \alpha(\bar{x}, x^{(k)} - \bar{x}) \geq 0$$

上式两端乘以 $\lambda_k^2$ , 并去取极限, 则 $d' \nabla_x^2 L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) d \geq 0$   
证毕。

## ■ 二阶条件

为给出局部最优解的二阶充分条件, 我们定义集合

$$G = \left\{ d \left| \begin{array}{l} d \neq 0 \\ \nabla g_i(\bar{x})' d = 0, i \in I \text{ 且 } \bar{w}_i > 0 \\ \nabla g_i(\bar{x})' d \geq 0, i \in I \text{ 且 } \bar{w}_i = 0 \\ \nabla h_i(\bar{x})' d = 0, j = 1, 2, \dots, l \end{array} \right. \right\}$$

*Theorem 2.11(二阶充分条件)* 设在问题7.2.1中,

$f_i, g_i (i = 1, \dots, m)$  和  $h_j (j = 1, \dots, l)$  二次连续可微, 并存在满足 (7.2.43) 的乘子  $\bar{w} = (\bar{w}_1, \dots, \bar{w}_m)$  和  $\bar{v} = (\bar{v}_1, \dots, \bar{v}_l)$ ,  $\bar{x}$  为可行点, 且对每一个向量  $d \in G$ , 都有  $d' \nabla_x^2 L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) d \geq 0$  则  $\bar{x}$  是严格的局部最优解。

## ■ 二阶条件

证明：反证法      设 $\bar{x}$ 不是严格的局部最优解，则存在收敛于 $\bar{x}$ 的可行序列 $\{x^{(k)}\}$ ，使得  $f(x^{(k)}) \leq f(\bar{x})$       (7.2.54)

令       $d^{(k)} = \frac{x^{(k)} - \bar{x}}{\|x^{(k)} - \bar{x}\|}$       (7.2.55)

因 $\{d^{(k)}\}$ 为有界序列，故必有收敛子列 $\{d^{(k_j)}\}$ ，设其极限为 $d^{(0)}$ 。

把 $g_i(x)$ 在 $\bar{x}$ 展开，得到

$$g_i(x^{(k_j)}) = g_i(\bar{x}) + \nabla g_i(\bar{x})'(x^{(k_j)} - \bar{x}) + \|x^{(k_j)} - \bar{x}\| \alpha(\bar{x}, x^{(k_j)} - \bar{x})$$

其中当 $k_j \rightarrow \infty$ 时  $\alpha(\bar{x}, x^{(k_j)} - \bar{x}) \rightarrow 0$       (7.2.56)

## ■ 二阶条件

当  $i \in I$  时  $g_i(\bar{x})=0$ , 又  $x^{(k_j)}$  是可行点,  $g_i(x^{(k_j)}) \geq 0$ , 故由(7.2.56)

得到  $\nabla g_i(\bar{x})'(x^{(k_j)} - \bar{x}) + \|x^{(k_j)} - \bar{x}\| \alpha(\bar{x}, x^{(k_j)} - \bar{x}) \geq 0$

上式两端除以  $\|x^{(k_j)} - \bar{x}\|$ , 令  $k_j \rightarrow \infty$ , 则

$$\nabla g_i(\bar{x})' d^{(0)} \geq 0, i \in I. \quad (7.2.57)$$

$$\text{类似可得 } \nabla h_j(\bar{x})' d^{(0)} \geq 0, j = 1, \dots, l. \quad (7.2.58)$$

$$\text{及 } \nabla f(\bar{x})' d^{(0)} \leq 0, \quad (7.2.59)$$

## ■ 二阶条件

下面分两种情况讨论

1)  $d^{(0)} \notin G$

此时, 由(7.2.57)和集合G的定义可知, 必存在下标  
 $i \in I$ 使得 $\bar{w}_i > 0$ 和 $\nabla g_i(\bar{x})'d^{(0)} > 0$ 。于是利用KKT条件,

必有 $\nabla f(\bar{x})'d^{(0)} = (\sum_{i \in I} \bar{w}_i \nabla g_i(\bar{x}) + \sum_{j=1}^l \bar{v}_j \nabla h_j(\bar{x}))'d^{(0)}$   
 $= \sum_{i \in I} \bar{w}_i \nabla g_i(\bar{x})'d^{(0)} > 0$

此与(7.2.59)矛盾。

## ■ 二阶条件

1)  $d^{(0)} \in G$

此时，把Lagrange函数 $L(x, \bar{w}, \bar{v})$ 在 $\bar{x}$ 展开，则

$$\begin{aligned}
 L(x^{(k_j)}, \bar{w}, \bar{v}) &= L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) + \nabla_x L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v})'(x^{(k_j)} - \bar{x}) \\
 &+ \frac{1}{2}(x^{(k_j)} - \bar{x})' \nabla_x^2 L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v})(x^{(k_j)} - \bar{x}) \\
 &+ \|x^{(k_j)} - \bar{x}\|^2 \alpha(\bar{x}, x^{(k_j)} - \bar{x}) \tag{7.2.60}
 \end{aligned}$$

其中当 $x^{(k_j)} \rightarrow \bar{x}$ 时  $\alpha(\bar{x}, x^{(k_j)} - \bar{x}) \rightarrow 0$ 。

由于 $x^{(k_j)}$ 是可行点， $\bar{w} = (w_1, \dots, w_m) \geq 0$ ，根据Lagrange函数的定义，有

## ■ 二阶条件

$$L(x^{(k_j)}, \bar{w}, \bar{v}) = f(x^{(k_j)}) - \sum_{i=1}^m \bar{w}_i g_i(x^{(k_j)}) - \sum_{k=1}^l \bar{v}_k h_k(x^{(k_j)})$$

$$\text{故 } L(x^{(k_j)}, \bar{w}, \bar{v}) \leq f(x^{(k_j)}) \quad (7.2.61)$$

$$\text{又知 } L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) = f(\bar{x}) \quad (7.2.62)$$

$$\text{由假设还有 } \nabla_x L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) = 0 \quad (7.2.63)$$

$$f(x^{(k_j)}) \leq f(\bar{x}) \quad (7.2.64)$$

将(7.2.61)–(7.2.64)代入(7.2.60), 则

$$\frac{1}{2} (x^{(k_j)} - \bar{x})' \nabla_x^2 L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) (x^{(k_j)} - \bar{x}) + \left\| x^{(k_j)} - \bar{x} \right\|^2 \alpha (\bar{x}, x^{(k_j)} - \bar{x}) \leq 0$$

## ■ 二阶条件

上式两端除以  $\|x^{(k_j)} - \bar{x}\|^2$ ，令  $k_j \rightarrow \infty$ ，则

$$d^{(0)'} \nabla_x^2 L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) d^{(0)} \leq 0$$

此与  $d' \nabla_x^2 L(\bar{x}, \bar{w}, \bar{v}) d > 0 (d \in G)$  的假设相矛盾。

## ■ 二阶条件

例7.2.7 考虑下列非线性规划问题

$$\min x_1$$

$$s.t. 3(x_1 - 3)^2 + x_2 \geq 0$$

$$(x_1 - 3)^2 + x_2^2 - 10 = 0$$

检验以下各点是否为局部最优解

$$x^{(1)} = \begin{bmatrix} 2 \\ -3 \end{bmatrix}, x^{(2)} = \begin{bmatrix} 4 \\ -3 \end{bmatrix}, x^{(3)} = \begin{bmatrix} 3 + \sqrt{10} \\ 0 \end{bmatrix}, x^{(4)} = \begin{bmatrix} 3 - \sqrt{10} \\ 0 \end{bmatrix}$$

## ■ 二阶条件

记目标函数和约束函数分别为 $f(x), g(x), h(x)$ , 它们在点 $x$ 处的梯度分别是

$$\nabla f(x) = \begin{Bmatrix} 1 \\ 0 \end{Bmatrix}, \nabla g(x) = \begin{Bmatrix} 6(x_1 - 3) \\ 1 \end{Bmatrix}, \nabla h(x) = \begin{Bmatrix} 2(x_1 - 3) \\ 2x_2 \end{Bmatrix}$$

Lagrange函数是

$$L(x, w, v) = x_1 - w[3(x_1 - 3)^2 + x_2] - v[(x_1 - 3)^2 + x_2^2 - 10]$$

Lagrange函数关于 $x$ 的Hessian矩阵是

$$\nabla_x^2 L = \begin{bmatrix} -6w - 2v & 0 \\ 0 & -2v \end{bmatrix}$$

## ■ 二阶条件

检查  $x^{(1)}$  : 是可行点, 且两约束都是起作用约束。

$$\nabla f(x^{(1)}) = \begin{Bmatrix} 1 \\ 0 \end{Bmatrix}, \nabla g(x^{(1)}) = \begin{Bmatrix} -6 \\ 1 \end{Bmatrix}, \nabla h(x^{(1)}) = \begin{Bmatrix} -2 \\ -6 \end{Bmatrix}$$

按照KKT条件, 设

$$\begin{Bmatrix} 1 \\ 0 \end{Bmatrix} - w \begin{Bmatrix} -6 \\ 1 \end{Bmatrix} - v \begin{Bmatrix} -2 \\ -6 \end{Bmatrix} = 0 \Rightarrow w = -\frac{3}{19}, v = -\frac{1}{38}$$

不存在使  $w \geq 0$  的解, 故它不是KKT点.

## ■ 二阶条件

检查  $x^{(2)}$  : 是可行点, 且两约束都是起作用约束。

$$\nabla f(x^{(2)}) = \begin{Bmatrix} 1 \\ 0 \end{Bmatrix}, \nabla g(x^{(2)}) = \begin{Bmatrix} 6 \\ 1 \end{Bmatrix}, \nabla h(x^{(1)}) = \begin{Bmatrix} 2 \\ -6 \end{Bmatrix}$$

按照KKT条件, 设

$$\begin{Bmatrix} 1 \\ 0 \end{Bmatrix} - w \begin{Bmatrix} 6 \\ 1 \end{Bmatrix} - v \begin{Bmatrix} 2 \\ -6 \end{Bmatrix} = 0 \Rightarrow w = \frac{3}{19}, v = \frac{1}{38}$$

故它是KKT点, 此点Lagrange函数的Hessian矩阵为:

$$\nabla_x^2 L(x^{(2)}, w, v) = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{19} \end{bmatrix}$$

## ■ 二阶条件

求集合 $\bar{G}$ 中的元素。由于 $w > 0$ , 根据 $\bar{G}$ 的定义, 令

$$\nabla g(x^{(2)})' d = 0, \nabla h(x^{(2)})' d = 0$$

上述方程组即 
$$\begin{cases} 6d_1 + d_2 = 0 \\ 2d_1 - 6d_2 = 0 \end{cases} \Rightarrow d = (0, 0)'$$

故 $G = \Phi$ 。此情况表明在充分条件中对曲率的要求自然满足, 因此该点是局部最优解。

后两点请自行验证之

## ■ 二阶条件

例7.2.8 考虑下列非线性规划问题

$$\min x_1^2 + (x_2 - 2)^2$$

$$s.t. \beta x_1^2 - x_2 = 0$$

其中 $\beta$ 为某个实数。讨论点 $x = (0,0)$ 是否为局部最优解。

记目标函数和约束函数分别为 $f(x)$ ,  $h(x)$ ,他们在点 $x$ 处的梯度分别是

$$\nabla f(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ -4 \end{bmatrix}, \nabla h(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$

## ■ 二阶条件

设  $\begin{bmatrix} 0 \\ -4 \end{bmatrix} - \nu \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix} = 0 \Rightarrow \nu = 4$

*Lagrange*函数为

$$L(x, \nu) = x_1^2 + (x_2 - 2)^2 - \nu(\beta x_1^2 - x_2)$$

它关于  $x$  的 Hessian 矩阵是

$$\nabla_x^2 L = \begin{bmatrix} 2 - 2\beta\nu & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

在点  $x^{(0)}$  处, 有  $\nabla_x^2 L(x^{(0)}, \nu) = \begin{bmatrix} 2 - 2\beta\nu & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$

## ■ 二阶条件

求集合 $G$ 的元素 $d$ , 令  $(0, -1) \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix} = 0 \Rightarrow d_2 = 0$

解得  $d = (d_1, 0)', d_1$  可取任意实数。此时有

$$d' \nabla_x^2 L(x^{(0)}, \nu) d = 2(1 - 4\beta)d_1^2$$

当  $\beta < 1/4$  时。对每一个向量  $d \in G$ , 有

$$d' \nabla_x^2 L(x^{(0)}, \nu) d > 0$$

故  $x^{(0)} = (0, 0)$  是局部最优解。

## ■ 二阶条件

当 $\beta > 1/4$ 时。对每一个向量 $d \in G$ , 有

$$d' \nabla_x^2 L(x^{(0)}, v) d < 0$$

此时不满足局部最优解的二阶必要条件, 故

$x^{(0)} = (0,0)$  不是局部最优解。

当 $\beta = 1/4$ 时利用二阶条件给不出结论, 可用其他方法判断。

此时原问题即

$$\min x_1^2 + (x_2 - 2)^2$$

$$s.t. x_1^2 / 4 - x_2 = 0$$

利用约束条件, 从目标函数中消去一个变量, 把问题化为

无约束问题 $\min 4x_2 + (x_2 - 2)^2$ , 显见 $x^{(0)} = (0,0)$  为局部最优解

## ■ 二阶条件

例7.2.8 考虑下列非线性规划问题

$$\min x_1^2 + (x_2 - 2)^2$$

$$s.t. \beta x_1^2 - x_2 = 0$$

其中 $\beta$ 为某个实数。讨论点 $x = (0,0)$ 是否为局部最优解。

本例表明，研究约束问题的二阶条件时，只考虑目标函数的Hessian矩阵是不行的。



## ■ 第五次作业

第243页第七章2.3.4.5.6.8.9

感兴趣的同学学习7.3节--对偶及鞍点问题  
(和线性规划的对偶问题类似)

11月23日-----习题课！  
(相同时间答疑)

## ■ 小结

- 无约束问题的极值条件
- 约束极值问题的最优化条件
- 对偶及鞍点