



# Review

## •多元Taylor公式

带 *Lagrange* 余项的一阶 *Taylor* 公式

$$f(\mathbf{x}_0 + \Delta \mathbf{x}) = f(\mathbf{x}_0) + \mathbf{J}f(\mathbf{x}_0)\Delta \mathbf{x} \\ + \frac{1}{2}(\Delta \mathbf{x})^T H(\mathbf{x}_0 + \theta \Delta \mathbf{x})\Delta \mathbf{x}$$

带 *Peano* 余项的二阶 *Taylor* 公式

$$f(\mathbf{x}_0 + \Delta \mathbf{x}) = f(\mathbf{x}_0) + \mathbf{J}f(\mathbf{x}_0)\Delta \mathbf{x} \\ + \frac{1}{2}(\Delta \mathbf{x})^T H(\mathbf{x}_0)\Delta \mathbf{x} + o(\|\Delta \mathbf{x}\|^2), \Delta \mathbf{x} \rightarrow 0 \text{ 时}$$



## 带Lagrange余项的 $n$ 阶Taylor公式

$$\begin{aligned} f(x, y) = & f(x_0, y_0) + \left( h \frac{\partial}{\partial x} + k \frac{\partial}{\partial y} \right) f(x_0, y_0) \\ & + \cdots + \frac{1}{n!} \left( h \frac{\partial}{\partial x} + k \frac{\partial}{\partial y} \right)^n f(x_0, y_0) \\ & + \frac{1}{(n+1)!} \left( h \frac{\partial}{\partial x} + k \frac{\partial}{\partial y} \right)^{n+1} f(x_0 + \theta h, y_0 + \theta k) \\ & (0 < \theta < 1) \end{aligned}$$



## 带Peano余项的 $n$ 阶Taylor公式

$$\begin{aligned} f(x, y) = & f(x_0, y_0) + \left( h \frac{\partial}{\partial x} + k \frac{\partial}{\partial y} \right) f(x_0, y_0) \\ & + \cdots + \frac{1}{n!} \left( h \frac{\partial}{\partial x} + k \frac{\partial}{\partial y} \right)^n f(x_0, y_0) \\ & + o \left( \left( \sqrt{h^2 + k^2} \right)^n \right). \end{aligned}$$

- 利用Taylor公式的唯一性求函数的Taylor公式



## § 9. 多元函数的(无条件)极值

首先回顾一元函数的极值问题. 设  $f$  充分光滑.

$$f(x_0) \text{ 极小} \Rightarrow f'(x_0) = 0, \quad f(x_0) \text{ 极大} \Rightarrow f'(x_0) = 0,$$

$$\left. \begin{array}{l} f'(x_0) = 0 \\ f''(x_0) > 0 \end{array} \right\} \Rightarrow f(x_0) \text{ 严格极小},$$

$$\left. \begin{array}{l} f'(x_0) = 0 \\ f''(x_0) < 0 \end{array} \right\} \Rightarrow f(x_0) \text{ 严格极大}.$$

$$f(x_0) \text{ 极小} \Rightarrow f''(x_0) \geq 0, \quad f(x_0) \text{ 极大} \Rightarrow f''(x_0) \leq 0.$$



研究极值问题的根本方法是Taylor展开. 例如

$$\left. \begin{array}{l} f'(x_0) = f''(x_0) = f'''(x_0) = 0 \\ f^{(4)}(x_0) > 0 \end{array} \right\} \Rightarrow f(x_0) \text{极小},$$

$$\left. \begin{array}{l} f'(x_0) = f''(x_0) = f'''(x_0) = 0 \\ f^{(4)}(x_0) < 0 \end{array} \right\} \Rightarrow f(x_0) \text{极大},$$

$$\left. \begin{array}{l} f'(x_0) = f''(x_0) = 0 \\ f'''(x_0) \neq 0 \end{array} \right\} \Rightarrow f(x_0) \text{不是极值}.$$



## 1. 极值的定义与必要性

**Def.**  $n$ 元函数  $f$  在  $x_0 (\in \mathbb{R}^n)$  的某个邻域  $U$  中有定义, 若  $\forall x \in U, x \neq x_0$ , 都有

$$f(x)(>) \geq f(x_0),$$

则称  $f(x_0)$  为  $f$  的一个(严格)极小值, 称  $x_0$  为  $f$  的一个(严格)极小值点. 若  $\forall x \in U, x \neq x_0$ , 都有

$$f(x)(<) \leq f(x_0),$$

则称  $f(x_0)$  为  $f$  的一个(严格)极大值, 称  $x_0$  为  $f$  的一个(严格)极大值点.



**Thm.**  $n$ 元函数 $f$ 在 $x_0 = (x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0) \in \mathbb{R}^n$ 可微,

$f(x_0)$ 极小(大),则 $x_0$ 为 $f$ 的一个驻点,即

$$\text{grad}f(x_0) = 0.$$

**Proof.**  $f(x_0)$ 极小,一元函数 $f(x_1, x_2^0, \dots, x_n^0)$ 在 $x_1^0$ 取到极小值,从而 $\frac{\partial f}{\partial x_1}(x_0) = 0$ . 同理, $\frac{\partial f}{\partial x_k}(x_0) = 0, k =$

$2, 3, \dots, n$ . 于是 $\text{grad}f(x_0) = 0$ .  $\square$



**Remark:** 对一般的函数 $f$ ,  $f(x_0)$ 极小,  $x_0$ 不一定为驻点. 例如 $f(x, y) = \sqrt{x^2 + y^2}$ ,  $f(0, 0)$ 极小, 但 $(0, 0)$ 不是 $f$ 的驻点(偏导数不存在).

**Remark:**  $\text{grad}f(x_0) = 0$ , 但 $x_0$ 不一定是 $f$ 的极值点. 例如,  $f(x, y) = x^2 - y^2$ ,  $\text{grad}f(0, 0) = 0$ , 但 $(0, 0)$ 不是 $f$ 的极值点.

**Remark:** 定义域内部的极大(小)值不一定是最大(小)值; 反之, 若最大(小)值在定义域内部取到, 则一定是极大(小)值.





## 2. 矩阵的正定性

$$P = (a_{ij})_{n \times n} \in M_{n \times n}, (\textcolor{red}{P}^T = \textcolor{red}{P}),$$

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{R}^n.$$

$$\text{二次型: } \mathbf{x}^T P \mathbf{x} = \sum_{i,j=1}^n a_{ij} x_i x_j$$

*Def.* 设  $P \in M_{n \times n}$ ,  $\textcolor{red}{P}^T = \textcolor{red}{P}$ ,

称  $P$  正定(负定), 若  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{x} \neq 0, \mathbf{x}^T P \mathbf{x} > (<) 0$ .

称  $P$  半正定(半负定), 若  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{x} \neq 0, \mathbf{x}^T P \mathbf{x} \geq (\leq) 0$ .

称  $P$  不定, 若  $\exists \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{x}^T P \mathbf{x} > 0, \mathbf{y}^T P \mathbf{y} < 0$ .



Thm.  $P \in M_{n \times n}, P^T = P$ , 则

$P$  正定  $\Leftrightarrow P$  的每个主子式  $> 0$

$\Leftrightarrow P$  的每个顺序主子式  $> 0$

$\Leftrightarrow P$  的所有特征值都  $> 0$

$P$  半正定  $\Leftrightarrow P$  的每个主子式  $\geq 0$

$\Leftrightarrow P$  的所有特征值都  $\geq 0$ .



### 3. 极值的充分条件

**Lemma 1.** 设  $n$  阶实对称阵  $A$  的所有特征值为  $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \cdots \leq \lambda_n$ , 则  $\lambda_1 \|\mathbf{x}\|^2 \leq \mathbf{x}^T A \mathbf{x} \leq \lambda_n \|\mathbf{x}\|^2, \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ .

**Proof.**  $A$  实对称阵, 则存在正交矩阵  $Q$ , s.t.

$$Q^T A Q = \Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n).$$

令  $\mathbf{x} = Q\mathbf{y}$ , 则  $\|\mathbf{x}\|^2 = \mathbf{x}^T \mathbf{x} = \mathbf{y}^T Q^T Q \mathbf{y} = \mathbf{y}^T \mathbf{y} = \|\mathbf{y}\|^2,$

$$\mathbf{x}^T A \mathbf{x} = \mathbf{y}^T Q^T A Q \mathbf{y} = \mathbf{y}^T \Lambda \mathbf{y} = \lambda_1 y_1^2 + \cdots + \lambda_n y_n^2,$$

$$\lambda_1 \|\mathbf{y}\|^2 \leq \mathbf{x}^T A \mathbf{x} \leq \lambda_n \|\mathbf{y}\|^2,$$

故  $\lambda_1 \|\mathbf{x}\|^2 \leq \mathbf{x}^T A \mathbf{x} \leq \lambda_n \|\mathbf{x}\|^2, \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ .  $\square$



**Thm.**  $n$ 元函数 $f$ 在 $\mathbf{x}_0$ 的邻域中二阶连续可微,

$$\text{grad}f(\mathbf{x}_0) = 0,$$

(1)若 $H_f(\mathbf{x}_0)$ 正定,则 $f(\mathbf{x}_0)$ 严格极小.

(2)若 $H_f(\mathbf{x}_0)$ 负定,则 $f(\mathbf{x}_0)$ 严格极大.

(3)若 $H_f(\mathbf{x}_0)$ 不定,则 $f(\mathbf{x}_0)$ 不是极值.

**Proof:** 记 $\Delta\mathbf{x} = \mathbf{x} - \mathbf{x}_0$ , 因 $\text{grad}f(\mathbf{x}_0) = 0$ , 由Taylor公式,

$$\Delta f(\mathbf{x}_0) = f(\mathbf{x}_0 + \Delta\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0)$$

$$= \frac{1}{2}(\Delta\mathbf{x})^T H_f(\mathbf{x}_0) \Delta\mathbf{x} + o(\|\Delta\mathbf{x}\|^2), \Delta\mathbf{x} \rightarrow 0 \text{ 时.}$$



$H_f(\mathbf{x}_0)$ 为实对称阵,故其所有特征值都是实的,  
设为 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \cdots \leq \lambda_n$ .

(1)若 $H_f(\mathbf{x}_0)$ 正定,则 $0 < \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \cdots \leq \lambda_n$ ,

$$\Delta f(\mathbf{x}_0) \geq \frac{1}{2} \lambda_1 \|\Delta \mathbf{x}\|^2 + o(\|\Delta \mathbf{x}\|^2), \Delta \mathbf{x} \rightarrow 0 \text{ 时,}$$

因此,  $\exists \delta > 0$ , 当  $0 < \|\Delta \mathbf{x}\| < \delta$  时,  $\Delta f(\mathbf{x}_0) > 0$ , 即  $\mathbf{x}_0$  为  $f$  的严格极小值点.

(2)若 $H_f(\mathbf{x}_0)$ 负定,则 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \cdots \leq \lambda_n < 0$ . 同上可证  $\mathbf{x}_0$  为  $f$  的严格极大值点.



(3) 若  $H_f(\mathbf{x}_0)$  不定, 则  $\lambda_1 < 0 < \lambda_n$ . 设  $\alpha, \beta$  为对应于  $\lambda_1, \lambda_n$  的单位长度的特征向量, 则

$$\alpha^T H_f(\mathbf{x}_0) \alpha = \lambda_1 \|\alpha\|^2 = \lambda_1, \quad \beta^T H_f(\mathbf{x}_0) \beta = \lambda_n \|\beta\|^2 = \lambda_n.$$

令  $\Delta \mathbf{x} = t\alpha$ , 则  $\Delta f(\mathbf{x}_0) = \frac{1}{2} \lambda_1 t^2 + o(t^2)$ ,  $t \rightarrow 0$  时,

故在  $\mathbf{x}_0$  的任意小邻域中, 总  $\exists \mathbf{x}, s.t. f(\mathbf{x}) < f(\mathbf{x}_0)$ .

令  $\Delta \mathbf{x} = t\beta$ , 则  $\Delta f(\mathbf{x}_0) = \frac{1}{2} \lambda_n t^2 + o(t^2)$ ,  $t \rightarrow 0$  时,

故在  $\mathbf{x}_0$  的任意小邻域中, 总  $\exists \mathbf{x}, s.t. f(\mathbf{x}) > f(\mathbf{x}_0)$ .

综上,  $\mathbf{x}_0$  不是  $f$  的极值点.  $\square$



**Thm.**  $n$ 元函数 $f$ 在 $\mathbf{x}_0$ 的邻域中二阶连续可微.

(1)  $f(\mathbf{x}_0)$ 极小, 则 $H_f(\mathbf{x}_0)$ 的所有特征值均 $\geq 0$ .

(2)  $f(\mathbf{x}_0)$ 极大, 则 $H_f(\mathbf{x}_0)$ 的所有特征值均 $\leq 0$ .

**Proof:** (1)  $f(\mathbf{x}_0)$ 极小, 则 $\text{grad}f(\mathbf{x}_0) = 0$ . 当 $\Delta\mathbf{x} \rightarrow 0$ 时,

$$f(\mathbf{x}_0 + \Delta\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0) = \frac{1}{2}(\Delta\mathbf{x})^T H_f(\mathbf{x}_0) \Delta\mathbf{x} + o(\|\Delta\mathbf{x}\|^2).$$

若 $H = H_f(\mathbf{x}_0)$ 有特征值 $\lambda < 0$ , 设 $H\alpha = \lambda\alpha, \|\alpha\| = 1$ , 则

$$f(\mathbf{x}_0 + t\alpha) - f(\mathbf{x}_0) = \frac{1}{2}\lambda t^2 + o(t^2), \quad (t \rightarrow 0 \text{ 时}).$$

$|t|$ 充分小时,  $f(\mathbf{x}_0 + t\alpha) - f(\mathbf{x}_0) < 0$ , 与 $f(\mathbf{x}_0)$ 极小矛盾.

同理可证(2).  $\square$



**Remark** 判断多元函数的驻点是否为极值点, 关键在于研究函数在这一点上的 *Hasse* 矩阵的正定性.

**Thm.** 设  $f(x, y)$  在  $M_0(x_0, y_0)$  的邻域中二阶连续可微,  $\text{grad} f(x_0, y_0) = 0$ , 记

$$A = \frac{\partial^2 f(M_0)}{\partial x^2}, B = \frac{\partial^2 f(M_0)}{\partial x \partial y}, C = \frac{\partial^2 f(M_0)}{\partial y^2},$$

则1) 若  $A > 0, AC - B^2 > 0$ , 则  $f(x_0, y_0)$  严格极小.

2) 若  $A < 0, AC - B^2 > 0$ , 则  $f(x_0, y_0)$  严格极大.

3) 若  $AC - B^2 < 0$ , 则  $f(x_0, y_0)$  不是  $f$  的极值.





**Remark:** 当  $AC - B^2 = 0$  时,  $f(x_0, y_0)$  可能不是  $f$  的极值, 也可能是  $f$  的极大值或极小值. 例如:

$f(x, y)$	$H_f(0, 0)$	$(0, 0)$
$x^2 + y^3$	$\begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$	不是 $f$ 的极值点
$x^2 + x^2 y^2$	$\begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$	是 $f$ 的极小值点.
$-x^2 - x^2 y^2$	$\begin{pmatrix} -2 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$	是 $f$ 的极大值点.



**Remark:**  $f \in C^2(D)$ ,  $(x_0, y_0)$  为  $D$  的内点, 则

$$f(x_0, y_0) \text{ 极小} \Rightarrow \begin{cases} f''_{xx}(x_0, y_0) \geq 0 \\ f''_{yy}(x_0, y_0) \geq 0 \end{cases}$$

$$f(x_0, y_0) \text{ 极大} \Rightarrow \begin{cases} f''_{xx}(x_0, y_0) \leq 0 \\ f''_{yy}(x_0, y_0) \leq 0 \end{cases}$$

(Hint: 考虑一元函数  $f(x, y_0)$  和  $f(x_0, y)$  的极值.)



**Remark:** 求函数 $f$ 的极值, 先求出 $f$ 的所有驻点,  
再逐个判断他们是否为极值点.

#### 4. 例题

例:  $x^2 + y^2 + z^2 - 2x + 2y - 4z - 10 = 0$  确定隐函数  
 $z = z(x, y)$ . 求 $z(x, y)$ 的极值.

分析: Step1. 求 $z = z(x, y)$ 的驻点.

Step2. 求驻点处的Hesse矩阵, 判断是否为  
极值点.



解: 视方程

$$x^2 + y^2 + z^2 - 2x + 2y - 4z - 10 = 0$$

中  $z = z(x, y)$ , 分别对  $x$  和  $y$  求偏导, 得

$$2x + 2zz'_x - 2 - 4z'_x = 0 \quad (1)$$

$$2y + 2zz'_y + 2 - 4z'_y = 0 \quad (2)$$

于是

$$z'_x = \frac{x-1}{2-z}, z'_y = \frac{y+1}{2-z}.$$

驻点为  $(x, y) = (1, -1)$ , 对应  $z = -2$ , 或  $z = 6$ .

(1) 式分别对  $x, y$  求偏导, 得



$$2 + 2z'_x{}^2 + 2zz''_{xx} - 4z''_{xx} = 0,$$

$$2z'_xz'_y + 2zz''_{xy} - 4z''_{xy} = 0,$$

(2)对 $y$ 求偏导,得

$$2 + 2z'_y{}^2 + 2zz''_{yy} - 4z''_{yy} = 0.$$

当 $(x, y, z) = (1, -1, -2)$ 时,

$$z''_{xx} = 1/4, z''_{xy} = 0, z''_{yy} = 1/4.$$

$H = \begin{pmatrix} 1/4 & 0 \\ 0 & 1/4 \end{pmatrix}$ 正定,故 $z = -2$ 为极小值.



当 $(x, y, z) = (1, -1, 6)$ 时,

$$z''_{xx} = -1/4, z''_{xy} = 0, z''_{yy} = -1/4.$$

$$H = \begin{pmatrix} -1/4 & 0 \\ 0 & -1/4 \end{pmatrix} \text{负定, 故 } z = 6 \text{ 为极大值. } \square$$

例. 求 $f = (x^2 + y^2)e^{-(x^2+y^2)}$ 的极值.

解: Step1, 求驻点. 由

$$\begin{cases} f'_x = 2x(1 - x^2 - y^2)e^{-(x^2+y^2)} = 0 \\ f'_y = 2y(1 - x^2 - y^2)e^{-(x^2+y^2)} = 0 \end{cases}$$



得驻点 $(0,0)$ 或 $x^2 + y^2 = 1$ .

Step2. 求Hesse矩阵, 极值判断

$$f''_{xx} = [2(1 - 3x^2 - y^2) - 4x^2(1 - x^2 - y^2)]e^{-(x^2 + y^2)}$$

$$f''_{yy} = [2(1 - x^2 - 3y^2) - 4y^2(1 - x^2 - y^2)]e^{-(x^2 + y^2)}$$

$$f''_{xy} = -4xy(2 - x^2 - y^2)e^{-(x^2 + y^2)}$$

• 当 $(x, y) = (0, 0)$ 时,  $f''_{xx} = 2, f''_{xy} = 0, f''_{yy} = 2$ .

$$H = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \text{正定, } f(0, 0) \text{极小.}$$



● 当  $x^2 + y^2 = 1$  时,

$$f''_{xx} = -4x^2 e^{-1}, f''_{xy} = -4xy e^{-1}, f''_{yy} = -4y^2 e^{-1}.$$

$\det \begin{pmatrix} f''_{xx} & f''_{xy} \\ f''_{xy} & f''_{yy} \end{pmatrix} = 0$ , 不能直接判断  $f(x, y)$  是否为极值.

令  $t = x^2 + y^2$ , 则

$$f(x, y) = (x^2 + y^2) e^{-(x^2 + y^2)} = t e^{-t} \triangleq g(t)$$

由  $g'(t) = (1 - t) e^{-t} = 0$  得驻点  $t = 1$ .  $g''(t) = (t - 2) e^{-t}$ ,

$g''(1) = -e^{-1} < 0$ .  $g(t)$  在  $t = 1$  时有极大值  $g(1) = e^{-1}$ .

从而  $f(x, y)$  当  $x^2 + y^2 = 1$  时有极大值  $e^{-1}$ .  $\square$

清华大学





例: 求  $z = x^4 + y^4 - 2x^2 + 4xy - 2y^2$  的极值.

解:  $z'_x = 4x^3 - 4x + 4y$ ,  $z'_y = 4y^3 + 4x - 4y$ .

得驻点  $(\sqrt{2}, -\sqrt{2})$ ,  $(-\sqrt{2}, \sqrt{2})$ ,  $(0, 0)$ .

$$z''_{xx} = 12x^2 - 4, \quad z''_{xy} = 4, \quad z''_{yy} = 12y^2 - 4.$$

(1) 在  $(\sqrt{2}, -\sqrt{2})$ ,

$$A = C = 20, B = 4, AC - B^2 > 0,$$

取得极小值.

(2) 同理  $z(x, y)$  在  $(-\sqrt{2}, \sqrt{2})$  取得极小值.



(3) 在  $(0, 0)$ ,

$$A = C = -4, B = 4, AC - B^2 = 0,$$

判别法失效. 由  $z = x^4 + y^4 - 2x^2 + 4xy - 2y^2$ , 有

$$z(x, x) = 2x^4 > 0 = z(0, 0), \text{ 当 } x \neq 0 \text{ 时};$$

$$z(x, 0) = x^4 - 2x^2$$

$$= x^2(x^2 - 2) < 0 = z(0, 0), \text{ 当 } 0 < x^2 < 2 \text{ 时}.$$

故  $(0, 0)$  不是极值点.  $\square$



例.

$$\lim_{\substack{(x,y) \rightarrow (0,0) \\ x \neq \sin y}} \frac{f(x,y) - f(0,0)}{(x - \sin y)^2} = A > 0, f \text{ 连续.}$$

$(0,0)$  是否为  $f$  的极值点?

解:  $\exists \delta > 0, s.t.$

$$\frac{f(x,y) - f(0,0)}{(x - \sin y)^2} > \frac{A}{2}, \quad \forall x^2 + y^2 \leq \delta, x \neq \sin y.$$

由  $f$  的连续性,  $\forall x^2 + y^2 \leq \delta$ , 有

$$f(x,y) - f(0,0) \geq A(x - \sin y)^2 / 2 \geq 0.$$

故  $(0,0)$  为  $f$  的极小值点.  $\square$

Remark: 考虑  $f(x,y) = f(0,0) + (x - \sin y)^2$ .

清华大学



例:  $f$  连续,  $\lim_{(x,y) \rightarrow (0,0)} \frac{f(x,y) - xy}{(x^2 + y^2)^2} = 1$ .  $f(0,0)$  是否极值?

解:  $\lim_{(x,y) \rightarrow (0,0)} (f(x,y) - xy) = 0, f(0,0) = 0$ .

存在  $\varepsilon > 0$ , 当  $x^2 + y^2 < \varepsilon$  时,

$$\frac{3}{2}(x^2 + y^2)^2 > f(x,y) - xy > \frac{1}{2}(x^2 + y^2)^2.$$

于是对充分大的  $n$ ,  $f\left(\frac{1}{n}, \frac{1}{n}\right) > \frac{1}{n^2} + \frac{2}{n^4} > 0$ ,

$$f\left(\frac{1}{n}, -\frac{1}{n}\right) < -\frac{1}{n^2} + \frac{6}{n^4} = -\frac{1}{n^2} \left(1 - \frac{6}{n^2}\right) < 0.$$

故  $f(0,0)$  不是极值.  $\square$



## 例. (最小二乘法)

分析: 使误差的平方和最小.

解:  $f(a, b) = \sum_{i=1}^n [(ax_i + b) - y_i]^2$

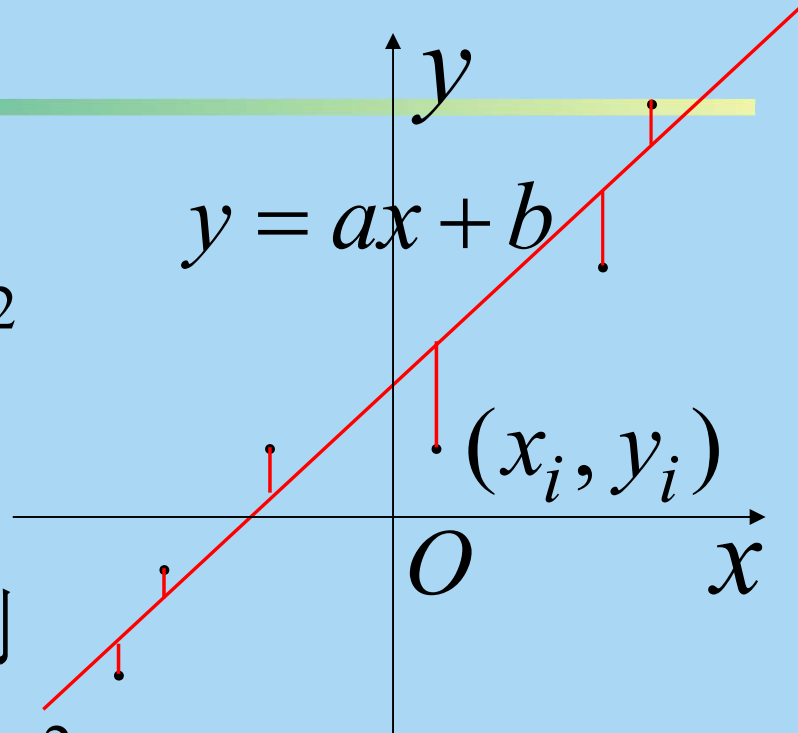
Step1. 证明  $f(a, b)$  有最小值.

记  $A = \sum_{i=1}^n x_i^2$ ,  $B = \sum_{i=1}^n x_i$ , 则

$$f(a, b) = Aa^2 + 2Bab + nb^2 + Da + Eb + G$$

且  $\lim_{a^2+b^2 \rightarrow +\infty} f(a, b) = +\infty$  (留作练习题, 自证).

故  $\exists R > 0$ , 当  $a^2 + b^2 > R^2$  时,  $f(a, b) > f(0, 0)$ . 从而  $f$  在  $a^2 + b^2 \leq R^2$  上的最小值就是全局最小值.





Step2. 求  $f(a, b)$  的最小值点. 由

$$\begin{cases} f'_a = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - ax_i - b)x_i = 0 \\ f'_b = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - ax_i - b) = 0 \end{cases}$$

得  $f$  的唯一驻点

$$a = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - B \sum_{i=1}^n y_i}{nA - B^2}, b = \frac{A \sum_{i=1}^n y_i - B \sum_{i=1}^n x_i y_i}{nA - B^2}.$$

而  $f$  的最小值点必为极小值点, 从而是驻点, 因此  $f$  唯一的驻点就是  $f$  的最小值点.  $\square$



# 作业：习题1.9 No. 1, 2