

解：我们先求 f 的驻点. 令

假设最小, 求驻点,
再证明其为最小值

$$\begin{cases} f'_1(a, b) = 0, \\ f'_2(a, b) = 0, \end{cases}$$

求导时
对 a 求导
对 b 求导
新号保留
 $\sum_{i=1}^n 2(ax_i + b - y_i)x_i = 0$
 $\sum_{i=1}^n 2(ax_i + b - y_i) = 0$

得

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n (ax_i + b - y_i)x_i = 0, \\ \sum_{i=1}^n (ax_i + b - y_i) = 0. \end{cases}$$

即

$$\begin{cases} a \sum_{i=1}^n x_i^2 + b \sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n x_i y_i, \\ a \sum_{i=1}^n x_i + nb = \sum_{i=1}^n y_i. \end{cases}$$

常数拿出来

因为 x_1, x_2, \dots, x_n 中至少有两个数不相等, 故 (x_1, \dots, x_n) 与 $(1, \dots, 1)$ 线性无关, 根据Cauchy-Schwarz不等式得

$$\langle (x_1, \dots, x_n), (1, \dots, 1) \rangle^2 < \|(x_1, \dots, x_n)\|^2 \|(1, \dots, 1)\|^2,$$

即

$$\left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2 < n \sum_{i=1}^n x_i^2.$$

$$\langle \vec{a}, \vec{b} \rangle^2 \leq \|\vec{a}\|^2 \|\vec{b}\|^2$$

$$\langle \vec{a}, \vec{b} \rangle^2 = \|\vec{a}\|^2 \|\vec{b}\|^2 \Leftrightarrow \vec{a}, \vec{b} \text{ 线性相关}$$

所以关于 (a, b) 的方程组有唯一解,

分母不等于0

$$a_0 = \frac{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^n x_i y_i & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n y_i & n \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & n \end{vmatrix}}, \quad b_0 = \frac{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i y_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n y_i \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & n \end{vmatrix}}.$$

而

$$f''_{11}(a, b) = 2 \sum_{i=1}^n x_i^2, \quad f''_{12}(a, b) = 2 \sum_{i=1}^n x_i, \quad f''_{22}(a, b) = 2n,$$

于是由带Lagrange余项的Taylor公式知, 则存在 $\theta \in (0, 1)$, 使得

$$\begin{aligned} & f(a, b) - f(a_0, b_0) \\ &= (a - a_0) f'_1(a_0, b_0) + (b - b_0) f'_2(a_0, b_0) + \frac{1}{2} [(a - a_0)^2 f''_{11} + 2(a - a_0)(b - b_0) f''_{12} + (b - b_0)^2 f''_{22}] \begin{pmatrix} a_0 + \theta(a - a_0) \\ b_0 + \theta(b - b_0) \end{pmatrix} \\ &= (a - a_0)^2 \sum_{i=1}^n x_i^2 + 2(a - a_0)(b - b_0) \sum_{i=1}^n x_i + (b - b_0)^2 n \\ &= \sum_{i=1}^n [(a - a_0)x_i + b - b_0]^2 \geq 0, \end{aligned}$$

-阶
(a_0, b_0)为驻点, $f'_1(a_0, b_0) = f'_2(a_0, b_0) = 0$

所以点 (a_0, b_0) 是 f 的最小点, 故所求直线方程为

$$y = \frac{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^n x_i y_i & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n y_i & n \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & n \end{vmatrix}} x + \frac{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i y_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & n \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & n \end{vmatrix}}.$$

即

$$\begin{vmatrix} x & y & 1 \\ \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i y_i & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n y_i & n \end{vmatrix} = 0.$$

问题1 如果这些点分布近似一条抛物线, 怎样选取抛物线 $y = ax^2 + bx + c$, 使得

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

取最小值, 其中 $n > 3$.

定理2 设 $\Omega \subset \mathcal{R}^n$, 函数 $f: \Omega \rightarrow \mathcal{R}$. 若 f 在 Ω 的某个内点 \mathbf{x}_0 的邻域 $B(\mathbf{x}_0, \delta_0)$ 有二阶连续偏导数, 且

$$\mathbf{J}f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}.$$

1. 若矩阵 $\mathbf{H}_f(\mathbf{x}_0)$ 正定, 则 \mathbf{x}_0 是 f 的(严格)极小点;
2. 若矩阵 $\mathbf{H}_f(\mathbf{x}_0)$ 负定, 则 \mathbf{x}_0 是 f 的(严格)极大点;
3. 若矩阵 $\mathbf{H}_f(\mathbf{x}_0)$ 不定, 则 \mathbf{x}_0 不是 f 的极点。

证: $\forall \mathbf{h}, \|\mathbf{h}\| < \delta_0$, 由带Lagrange余项的二阶Taylor公式, 有

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}_0 + \mathbf{h}) - f(\mathbf{x}_0) &= \mathbf{J}f(\mathbf{x}_0)\mathbf{h} + \frac{1}{2}\mathbf{h}^\top \mathbf{H}_f(\mathbf{x}_0 + \theta\mathbf{h})\mathbf{h} \\ &= \frac{1}{2}\mathbf{h}^\top \mathbf{H}_f(\mathbf{x}_0 + \theta\mathbf{h})\mathbf{h} \quad (\text{因为}\mathbf{J}f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}) \end{aligned}$$

情况1. 矩阵 $\mathbf{H}_f(\mathbf{x}_0)$ 正定. 因 f''_{ij} 连续, 考虑 $\mathbf{H}_f(\mathbf{x})$ 的顺序主子式知矩阵 $\mathbf{H}_f(\mathbf{x})$ 在 \mathbf{x}_0 某个邻域 $B(\mathbf{x}_0, \delta)$ 内正定. 于是当 $0 < \|\mathbf{h}\| < \delta$ 时, 有

$$f(\mathbf{x}_0 + \mathbf{h}) - f(\mathbf{x}_0) = \frac{1}{2}\mathbf{h}^\top \mathbf{H}_f(\mathbf{x}_0 + \theta\mathbf{h})\mathbf{h} > 0.$$

故 \mathbf{x}_0 是 f 的(严格)极小点。

若想用带Peano余项的Taylor公式, 如何叙述?

情况3. 矩阵 $\mathbf{H}_f(\mathbf{x}_0)$ 不定. 取 $\tilde{\mathbf{h}}$ 和 $\hat{\mathbf{h}}$, 使得

$$\tilde{\mathbf{h}}^\top \mathbf{H}_f(\mathbf{x}_0)\tilde{\mathbf{h}} > 0, \quad \hat{\mathbf{h}}^\top \mathbf{H}_f(\mathbf{x}_0)\hat{\mathbf{h}} < 0.$$