

《高等数学》全程教学视频课

第74讲 极值的应用



第74讲 极值的应用——问题的引入



第74讲 极值的应用——问题的引入



第74讲 极值的应用——问题的引入

多个约束条件的极值

条件极值方法的应用

最小二乘法



求二元函数 $z = f(x, y)$ 在条件 $g(x, y) = 0$ 下的极值的方法：

- (1) 代入法，直接转换为一元函数的无条件极值；
- (2) 拉格朗日乘子法.

构造拉格朗日函数 $L(x, y, \lambda) = f(x, y) + \lambda g(x, y)$

解如下方程组求驻点 .

$$\begin{cases} f'_x(x_0, y_0) + \lambda_0 g'_x(x_0, y_0) = 0, \\ f'_y(x_0, y_0) + \lambda_0 g'_y(x_0, y_0) = 0, \\ g(x_0, y_0) = 0. \end{cases}$$



- 多个约束条件的条件极值问题

求函数 $u = f(x, y, z)$ 在条件 $g(x, y, z) = 0, h(x, y, z) = 0$, 下的极值.

构造拉格朗日函数

$$L(x, y, z, \lambda, \mu) = f(x, y, z) + \lambda g(x, y, z) + \mu h(x, y, z)$$

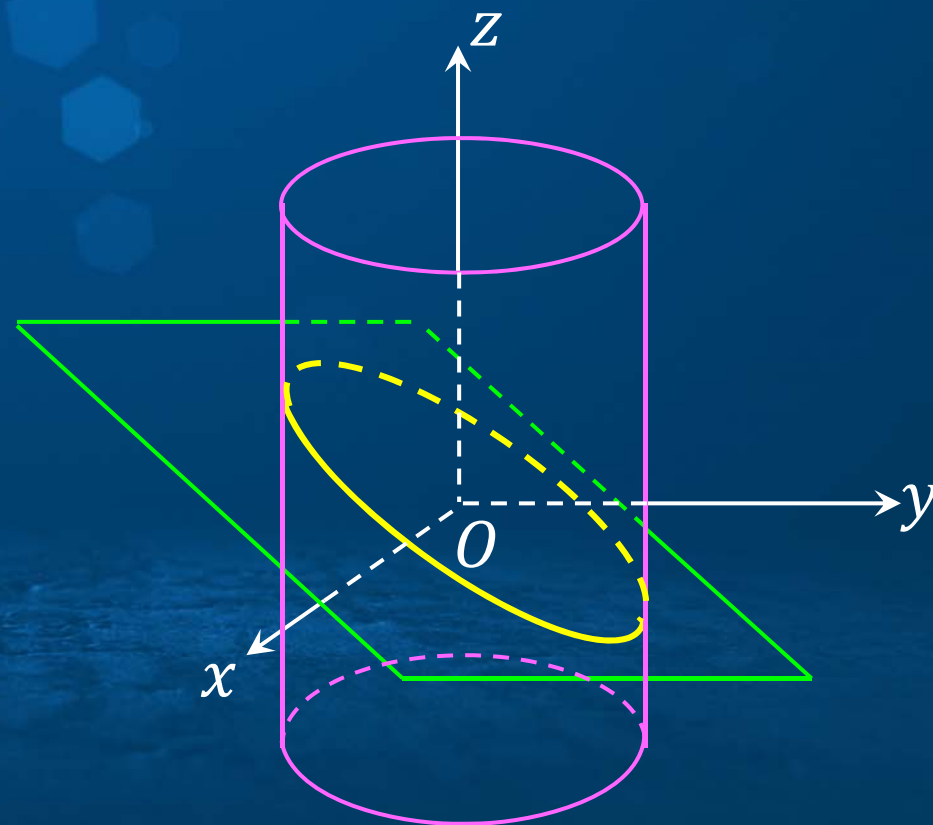
$$\nabla L = \mathbf{0} \iff \begin{cases} f'_x(x, y, z) + \lambda g'_x(x, y, z) + \mu h'_x(x, y, z) = 0, \\ f'_y(x, y, z) + \lambda g'_y(x, y, z) + \mu h'_y(x, y, z) = 0, \\ f'_z(x, y, z) + \lambda g'_z(x, y, z) + \mu h'_z(x, y, z) = 0, \\ g(x, y, z) = h(x, y, z) = 0. \end{cases}$$



例1 平面 $x + y + z = 0$ 交圆柱面 $x^2 + y^2 = 1$ 成一个椭圆，求这个椭圆上离原点最近和最远的点。

椭圆交线的半长轴和半短轴
分别为

$\sqrt{3}$ 和 1.



- 求函数在有界闭区域上的最值

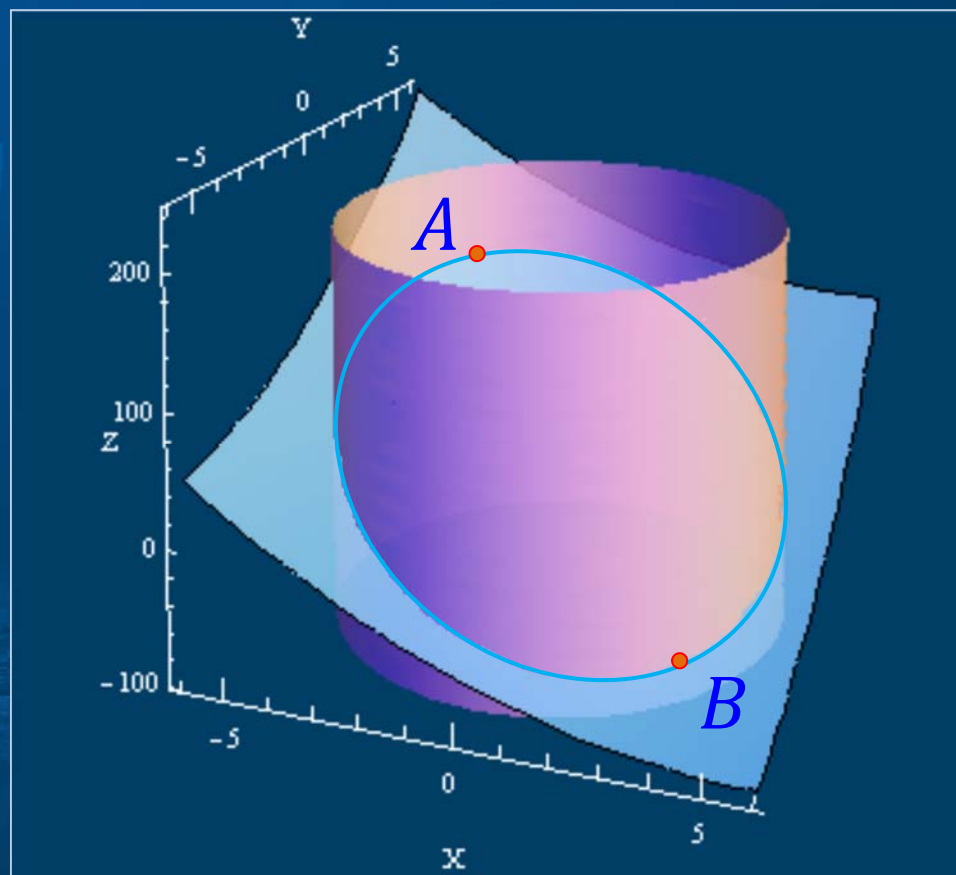
例2 求函数

$$z = x^2 + y^2 - 12x + 16y$$

在区域

$$D: x^2 + y^2 \leq 25$$

上的最大值和最小值 .



- 证明不等式

例3 总和等于常数 $C(C > 0)$ 的 n 个非负实数，它们的乘积 P 的最大值为多少？

条件极值问题：

求 n 元函数 $P = x_1 x_2 \cdots x_n$ 对如下条件的极大值

$$x_1 + x_2 + \cdots + x_n = C, \quad x_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \cdots, n)$$

$$P_{\max} = \left(\frac{C}{n}\right)^n \longrightarrow \sqrt[n]{x_1 x_2 \cdots x_n} \leq \frac{x_1 + x_2 + \cdots + x_n}{n} \quad \text{A-G不等式}$$



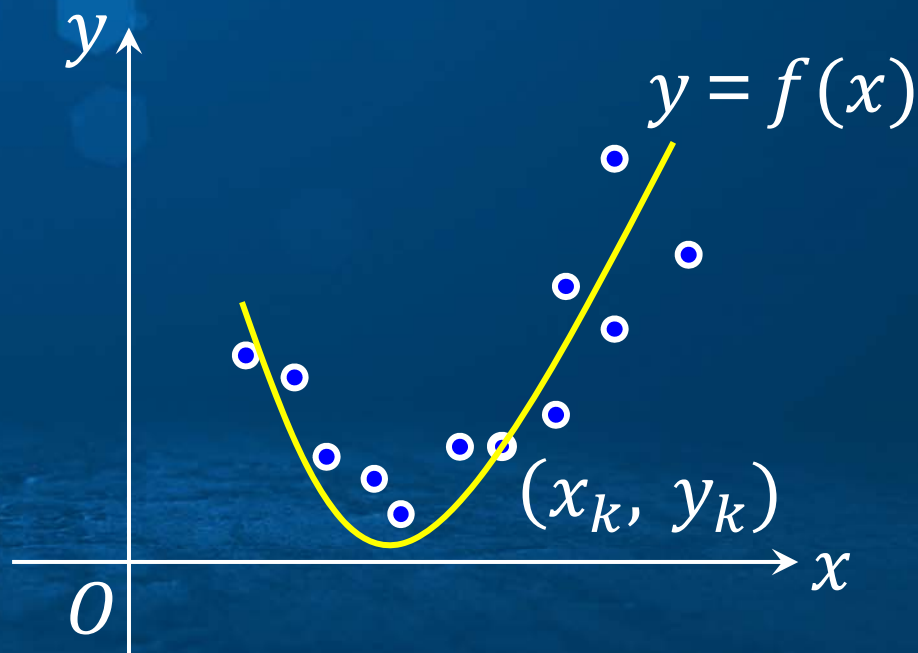
通过对试验数据进行分析，找出数据满足或者近似满足的关系式的过程称为**数据拟合**，拟合出来的关系式通常称为**经验公式**。

已知一组实验数据

$$(x_k, y_k) (k = 0, 1, \dots, n),$$

求它们的近似函数关系

$$y = f(x).$$



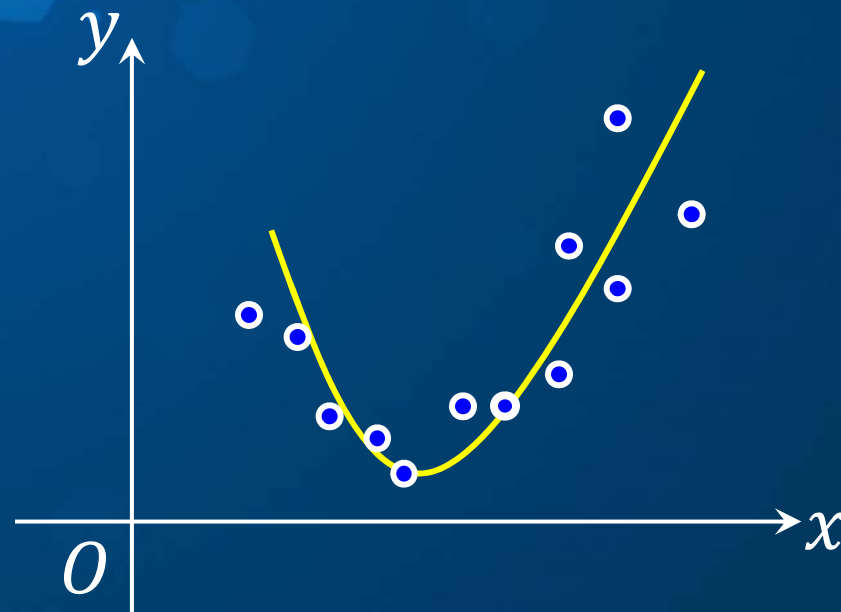
需要解决两个问题:

1. 确定近似函数的类型

- 根据数据点的分布规律
- 根据问题的实际背景

2. 确定近似函数的标准

- 实验数据有误差，不能要求 $y_k = f(x_k)$.
- 偏差 $r_i = y_i - f(x_i)$ ，可由偏差平方和最小来确定函数 $f(x)$ 。



$$\min \sum_{i=0}^n [y_i - f(x_i)]^2$$

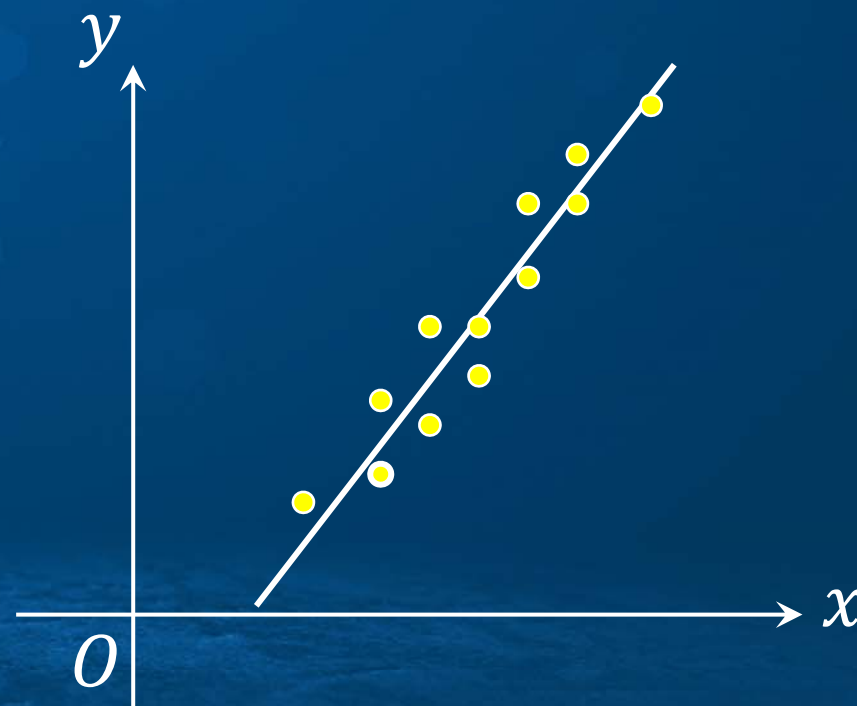
最小二乘法



当数据点分布近似一条直线时, 确定 a, b , 使 $y = ax + b$ 满足

$$M(a, b) = \min_{a, b} \sum_{k=0}^n (y_k - ax_k - b)^2$$

$$\text{令} \begin{cases} \frac{\partial M}{\partial a} = -2 \sum_{k=0}^n (y_k - ax_k - b)x_k = 0 \\ \frac{\partial M}{\partial b} = -2 \sum_{k=0}^n (y_k - ax_k - b) = 0 \end{cases}$$



解此线性方程组即得 a, b .



当数据点分布近似一条直线时, 确定 a, b , 使 $y = ax + b$ 满足

$$M(a, b) = \min_{a, b} \sum_{k=0}^n (y_k - ax_k - b)^2$$

$$\text{令} \begin{cases} \frac{\partial M}{\partial a} = -2 \sum_{k=0}^n (y_k - ax_k - b)x_k = 0 \\ \frac{\partial M}{\partial b} = -2 \sum_{k=0}^n (y_k - ax_k - b) = 0 \end{cases} \begin{cases} \left(\sum_{k=0}^n x_k^2 \right) a + \left(\sum_{k=0}^n x_k \right) b = \sum_{k=0}^n x_k y_k \\ \left(\sum_{k=0}^n x_k \right) a + (n+1)b = \sum_{k=0}^n y_k \end{cases}$$

解此线性方程组即得 a, b . $y = ax + b$ 称为**回归直线**



数据点 $(x_k, y_k) (k = 0, 1, \dots, m)$ $p_n(x) = \sum_{k=0}^n a_k x^k (n \leq m)$

$$p_n(x) = \sum_{k=0}^n a_k x^k \leftarrow \begin{pmatrix} m+1 & \sum_{k=0}^m x_k & \cdots & \sum_{k=0}^m x_k^n \\ \sum_{k=0}^m x_k & \sum_{k=0}^m x_k^2 & \cdots & \sum_{k=0}^m x_k^{n+1} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \sum_{k=0}^m x_k^n & \sum_{k=0}^m x_k^{n+1} & \cdots & \sum_{k=0}^m x_k^{2n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{k=0}^m x_k \\ \sum_{k=0}^m x_k y_k \\ \vdots \\ \sum_{k=0}^m x_k^n y_k \end{pmatrix}$$

最小二乘 n 次拟合
多项式

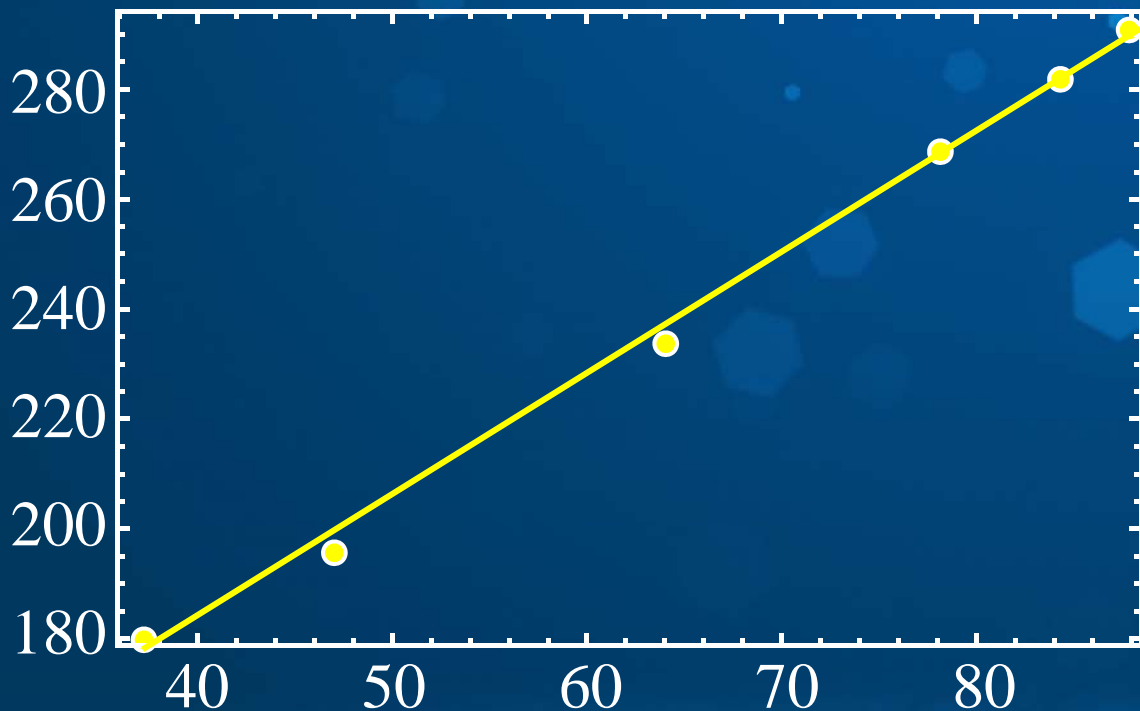


例4 假设某种合金的含铅量百分比(%)为 p ，其熔解温度为 $\theta^{\circ}\text{C}$ ，由试验观测到的数值如下表。

$p(\%)$	36.9	46.7	63.7	77.8	84.0	87.5
其熔解温度 $\theta^{\circ}\text{C}$	181	197	235	270	283	292

$$\left(\sum_{k=0}^n x_k^2\right)a + \left(\sum_{k=0}^n x_k\right)b = \sum_{k=0}^n x_k y_k \quad \left(\sum_{k=0}^n x_k\right)a + (n+1)b = \sum_{k=0}^n y_k$$





代入数据得：

$$\sum_{i=1}^6 p_i^2 = 28365.28, \quad \sum_{i=1}^6 p_i = 396.6,$$

$$\sum_{i=1}^6 \theta_i p_i = 101176.3, \quad \sum_{i=1}^6 \theta_i = 1458$$

$$\begin{cases} 28365.28a + 396.6b = 101176.3, \\ 396.6a + 6b = 1458. \end{cases} \text{ 解得： } a = 2.234, b = 95.35$$

经验公式为： $\theta = 2.234p + 95.35$



通过计算确定某些经验公式类型的方法:

观测数据: $(x_i, y_i) (i = 0, 1, \dots, n)$

令 $\Delta x_i = x_{i+1} - x_i, \Delta y_i = y_{i+1} - y_i (i = 1, 2, \dots, n)$

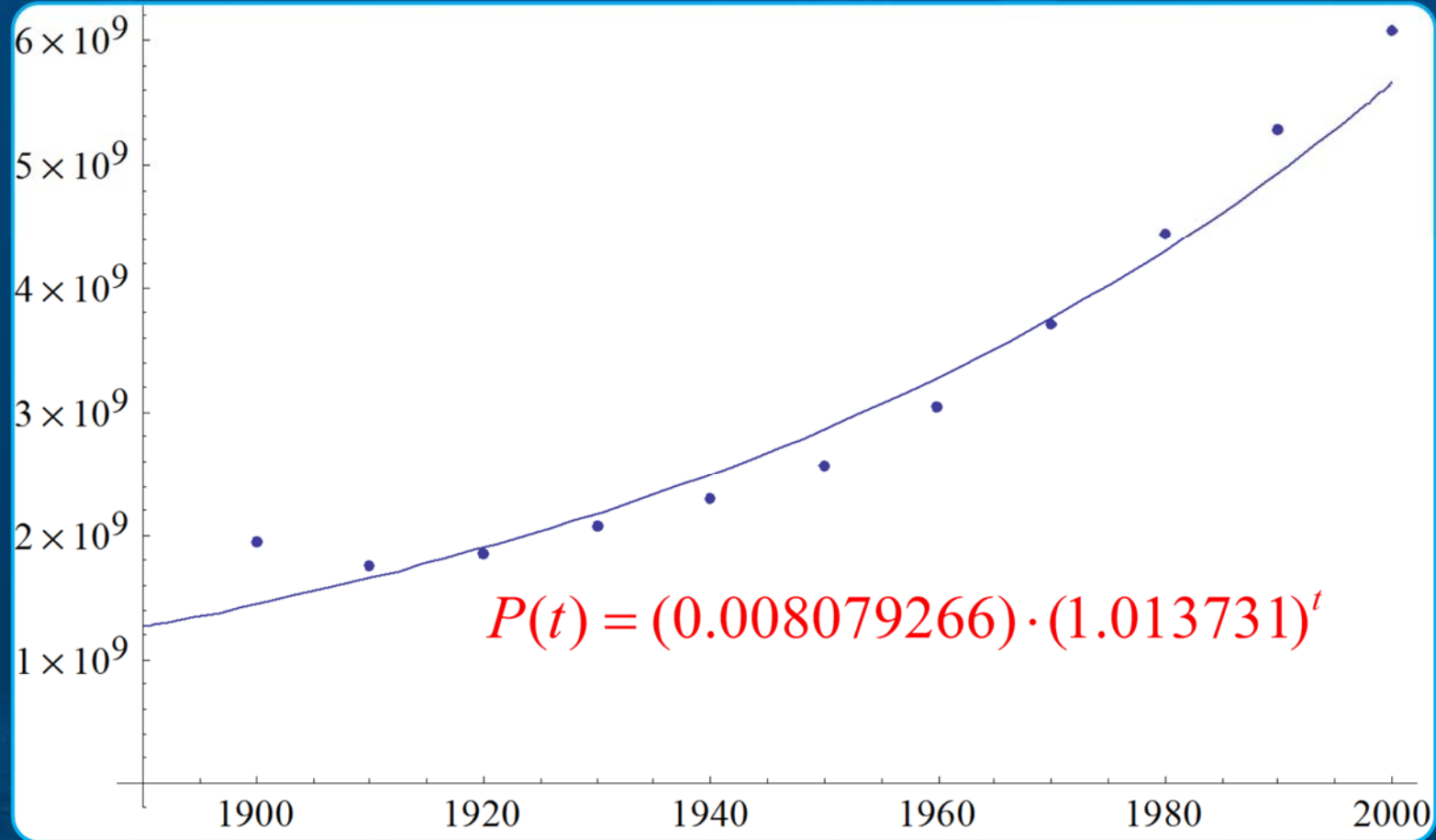
(1) 若 $\frac{\Delta y_i}{\Delta x_i} \approx \text{定值}$, 则考虑 $y = ax + b$

(2) 若 $\frac{\Delta \ln y_i}{\Delta \ln x_i} \approx \text{定值}$, 则考虑 $y = ax^b$
转化为 $\ln y = b \ln x + \ln a$

(3) 若 $\frac{\Delta \ln y_i}{\Delta x_i} \approx \text{定值}$, 则考虑 $y = ae^{bx}$
转化为 $\ln y = bx + \ln a$

用最小二乘法确定 a, b





幂函数拟合二十世纪全世界人口数量的变化

