

# 正交函数族在逼近中的应用

董波

数学科学学院

大连理工大学



# 正交函数

向量（离散）内积：

$$(1) (f, f) \geq 0, (f, f) = 0 \Leftrightarrow f \equiv 0$$

$$(2) (f, g) = (g, f);$$

$$(3) (\lambda f, g) = \lambda \cdot (f, g);$$

$$(4) (f + g, h) = (f, h) + (g, h).$$

向量正交（垂直）：

$$f = (f_1, f_2, \dots, f_n),$$

$$g = (g_1, g_2, \dots, g_n)$$

$$f \perp g \Leftrightarrow (f, g) = 0$$

连续函数内积：

$$(1) (f, f) \geq 0, (f, f) = 0 \Leftrightarrow f \equiv 0$$

$$(2) (f, g) = (g, f);$$

$$(3) (\lambda f, g) = \lambda \cdot (f, g);$$

$$(4) (f + g, h) = (f, h) + (g, h)$$

$f(x)$  和  $g(x)$  在  $[a, b]$  上关于

权函数  $\rho(x)$  正交

$$(f, g) = 0$$

# 连续型内积

## 连续型内积

对于 $[a,b]$ 上的连续函数  $f(x), g(x)$ , 定义连续型内积:

$$(f, g) = \int_a^b \rho(x) f(x) g(x) dx$$

其中可积函数  $\rho(x) \geq 0$  ( $x \in [a,b]$ ) 是权函数。

# 正交多项式系

## Schmidt正交化构造正交多项式

特别取多项式系  $1, x, \dots, x^n, \dots$  进行正交化即得正交多项式系：令

$$\mu_m = \int_a^b \rho(x) \cdot x^m dx, \quad m = 0, 1, \dots;$$

取

$$\phi_0(x) = 1, \quad \phi_i(x) = \begin{vmatrix} \mu_0 & \mu_1 & \cdots & \mu_{i-1} & 1 \\ \mu_1 & \mu_2 & \cdots & \mu_i & x \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \mu_i & \mu_{i+1} & \cdots & \mu_{2i-1} & x^i \end{vmatrix} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

则  $\phi_0(x), \phi_i(x), \quad i = 1, 2, \dots$  构成正交多项式系。

# 标准正交多项式系

令

$$\Delta_i = \begin{vmatrix} \mu_0 & \mu_1 & \cdots & \mu_i \\ \mu_1 & \mu_2 & \cdots & \mu_{i+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_i & \mu_{i+1} & \cdots & \mu_{2i} \end{vmatrix}, \quad i = 0, 1, \dots$$

$$\begin{cases} \psi_0(x) = \frac{\phi_0(x)}{\sqrt{(\phi_0, \phi_0)}} = \frac{1}{\sqrt{\Delta_0}}, \\ \psi_i(x) = \frac{\phi_i(x)}{\sqrt{(\phi_i, \phi_i)}} = \frac{\phi_i(x)}{\sqrt{\Delta_{i-1}\Delta_i}}, \quad i = 0, 1, \dots \end{cases}$$

则  $\psi_0(x), \psi_1(x), \dots, \psi_n(x)$  成为标准正交多项式系



# Chebyshev 多项式

---

例 令  $T_0(x) = 1$ ,  $T_n(x) = \cos(n \arccos x)$ ,  $x \in [-1, 1]$  称  $T_n(x)$  为  $n$  次 Chebyshev 多项式.

$$T_1(x) = x,$$

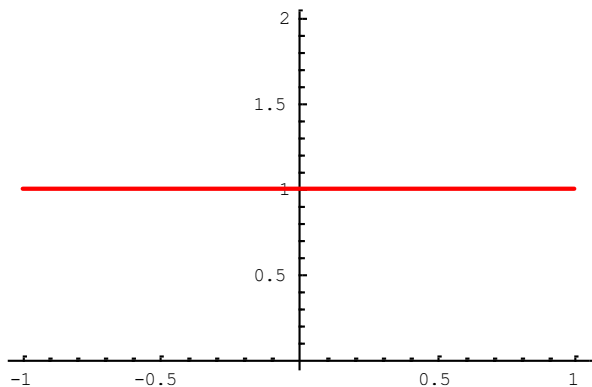
$$T_4(x) = 8x^4 - 8x^2 + 1,$$

$$T_2(x) = 2x^2 - 1,$$

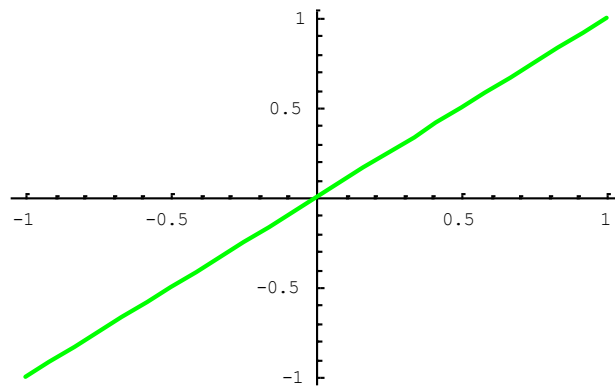
$$T_5(x) = 16x^5 - 20x^3 + 5x,$$

$$T_3(x) = 4x^3 - 3x,$$

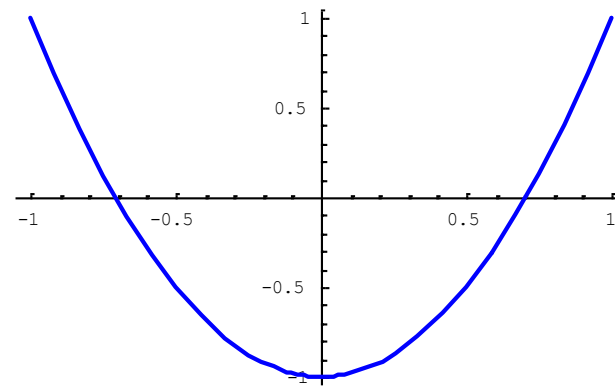
# Chebyshev 多项式图像



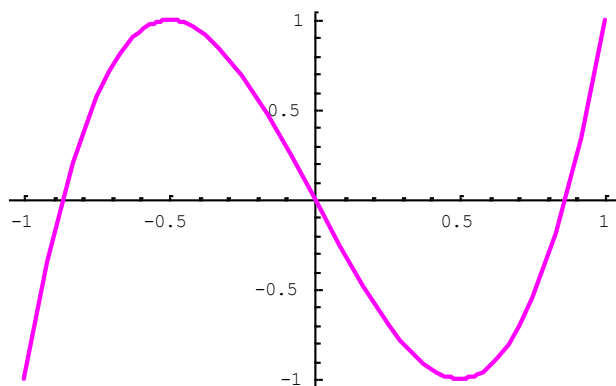
$$T_0(x) = 1,$$



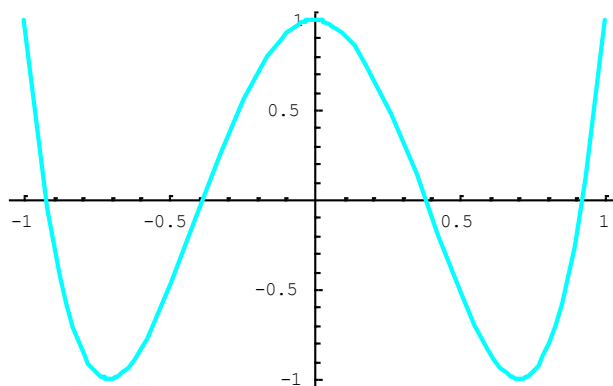
$$T_1(x) = x,$$



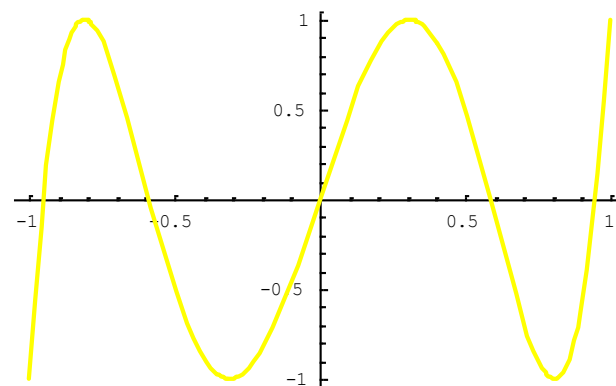
$$T_2(x) = 2x^2 - 1,$$



$$T_3(x) = 4x^3 - 3x,$$



$$T_4(x) = 8x^4 - 8x^2 + 1,$$



$$T_5(x) = 16x^5 - 20x^3 + 5x,$$

# Chebyshev 多项式性质

由三角恒等式  $\cos(n+1)\theta + \cos(n-1)\theta = 2\cos n\theta \cdot \cos \theta$ ,

得三项递推式  $T_{n+1}(x) = 2xT_n(x) - T_{n-1}(x), \quad n = 1, 2, \dots$

$T_n(x)$  是  $n$  次多项式, 其零点落在  $(-1, 1)$  中

$$x_k = \cos \frac{2k-1}{2n} \pi, \quad k = 1, 2, \dots, n$$

$T_n(x)$  是  $[-1, 1]$  上以  $\rho(x) = \frac{1}{\sqrt{1-x^2}}$  为权函数的正交多项式系

$$\int_{-1}^1 \frac{1}{\sqrt{1-x^2}} T_i(x) T_j(x) dx = 0, \quad i \neq j$$

$\tilde{T}_n(x) = \frac{1}{2^{n-1}} T_n(x) \quad (n \geq 1)$  首项系数为 1 的  $n$  次 Chebyshev 多项式系



## 例题

例 求  $[-1, 1]$  上关于  $\rho(x) = 1$  二次正交多项式族。

解 取  $\mu_0 = \int_{-1}^1 1 dx = 2$

$$\mu_1 = \int_{-1}^1 x dx = 0 \quad \mu_2 = \int_{-1}^1 x^2 dx = \frac{2}{3} \quad \mu_3 = \int_{-1}^1 x^3 dx = 0$$

$$\phi_0(x) = 1 \quad \phi_1(x) = \begin{vmatrix} \mu_0 & 1 \\ \mu_1 & x \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 2 & 1 \\ 0 & x \end{vmatrix} = 2x$$

$$\phi_2(x) = \begin{vmatrix} \mu_0 & \mu_1 & 1 \\ \mu_1 & \mu_2 & x \\ \mu_2 & \mu_3 & x^2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{2}{3} & x \\ \frac{2}{3} & 0 & x^2 \end{vmatrix} = \frac{4}{3}x^2 - \frac{4}{9} = \frac{4}{9}(3x^2 - 1)$$



# 练习

---

例 求  $[0,1]$  上关于  $\rho(x) = x$  二次正交多项式族。

---

# Legendre 多项式

$[-1,1]$  上以  $\rho(x)=1$  为权函数的正交多项式系为 Legendre 多项式

$n$  次 Legendre 多项式的一般表达式为

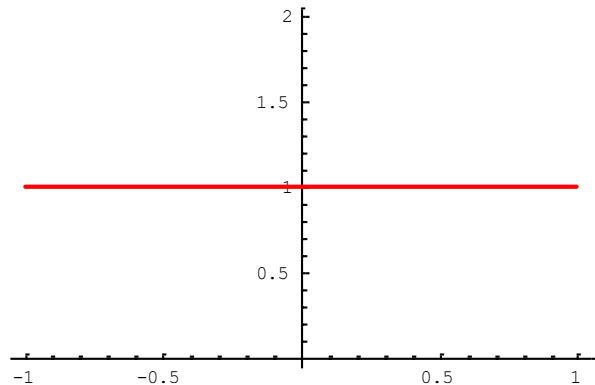
$$L_n(x) = \frac{1}{2^n n!} \cdot \frac{d^n}{dx^n} [(x^2 - 1)^n], \quad n = 0, 1, 2, \dots$$

$$\begin{aligned} L_0(x) &= 1, & L_1(x) &= x, & L_2(x) &= \frac{1}{2}(3x^2 - 1), \\ L_3(x) &= \frac{1}{2}(5x^3 - 3x), & L_4(x) &= \frac{1}{8}(35x^4 - 30x^2 + 3), \\ L_5(x) &= \frac{1}{8}(63x^5 - 70x^3 + 15x), \end{aligned}$$

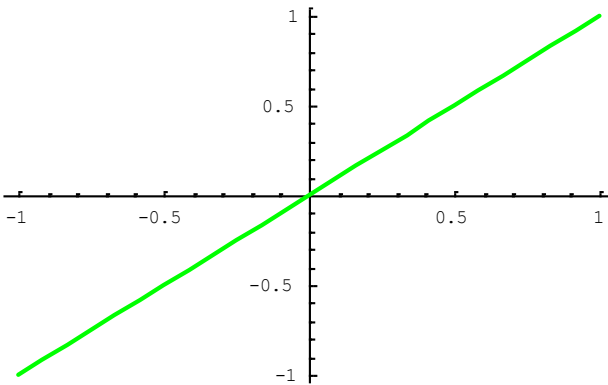
三项递推式

$$L_n(x) = \frac{2n-1}{n} x L_{n-1}(x) - \frac{n-1}{n} L_{n-2}(x), \quad n = 2, 3, \dots$$

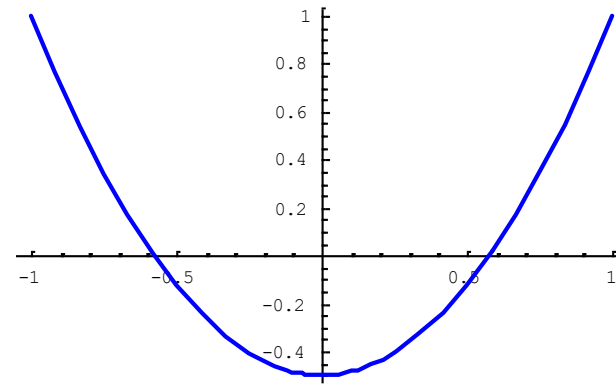
# Legendre 多项式图像



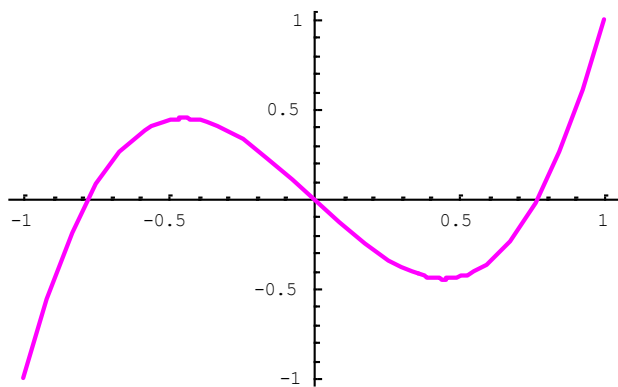
$$L_0(x) = 1,$$



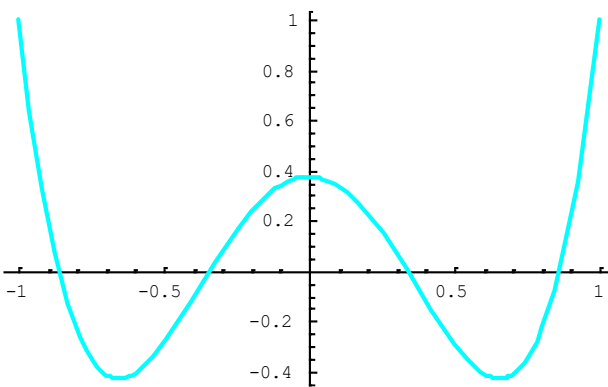
$$L_1(x) = x,$$



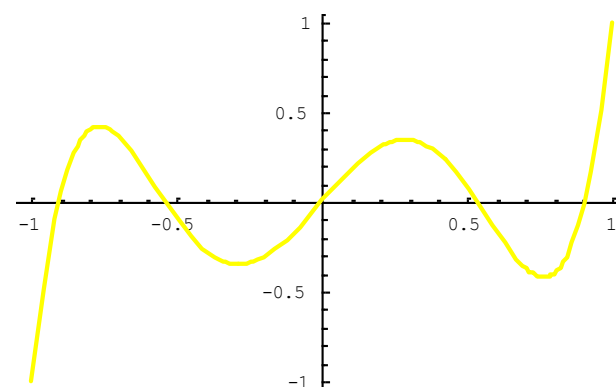
$$L_2(x) = \frac{1}{2}(3x^2 - 1),$$



$$L_3(x) = \frac{1}{2}(5x^3 - 3x),$$



$$L_4(x) = \frac{1}{8}(35x^4 - 30x^2 + 3),$$



$$L_5(x) = \frac{1}{8}(63x^5 - 70x^3 + 15x),$$

## 例题

例 求  $[-1, 1]$  上关于  $\rho(x) = |x|$  二次正交多项式族。

解 取  $\mu_0 = \int_{-1}^1 |x| dx = 1$

$$\mu_1 = \int_{-1}^1 |x| \cdot x^1 dx = 0 \quad \mu_2 = \int_{-1}^1 |x| \cdot x^2 dx = \frac{1}{2} \quad \mu_3 = \int_{-1}^1 |x| \cdot x^3 dx = 0$$

$$\phi_0(x) = 1 \quad \phi_1(x) = \begin{vmatrix} \mu_0 & 1 \\ \mu_1 & x \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & 1 \\ 0 & x \end{vmatrix} = x$$

$$\phi_2(x) = \begin{vmatrix} \mu_0 & \mu_1 & 1 \\ \mu_1 & \mu_2 & x \\ \mu_2 & \mu_3 & x^2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{1}{2} & x \\ \frac{1}{2} & 0 & x^2 \end{vmatrix} = \frac{1}{2}x^2 - \frac{1}{4} = \frac{1}{4}(2x^2 - 1)$$



# 正交多项式的一些重要性质

性质 1  $\phi_n(x)$  恰好是  $n$  次多项式,  $\phi_0(x), \phi_1(x), \dots, \phi_n(x)$  是  $P_n$  的一组基底函数。

性质 2  $\phi_n(x)$  与次数低于  $n$  次的所有多项式正交。

性质 3  $\phi_n(x)$  在  $(a, b)$  内恰有  $n$  个互异零点。

性质 2 和性质 3 是构造 Gauss 型求积公式的重要依据

---



# 数据拟合的最小二乘法

假设有变量  $x, y$  的一组数据

$$(x_i, y_i) \quad (i = 0, 1, \dots, m)$$

这些数据往往带有随机的误差，如果利用这些数据按插值法求函数关系

$$y = f(x)$$

的近似表达式，必然将误差带入函数关系式中，甚至可能得到与实际不符的结果。

---



## 两参数情形

---

例如，假设  $x, y$  满足线性关系  $y = a + bx$

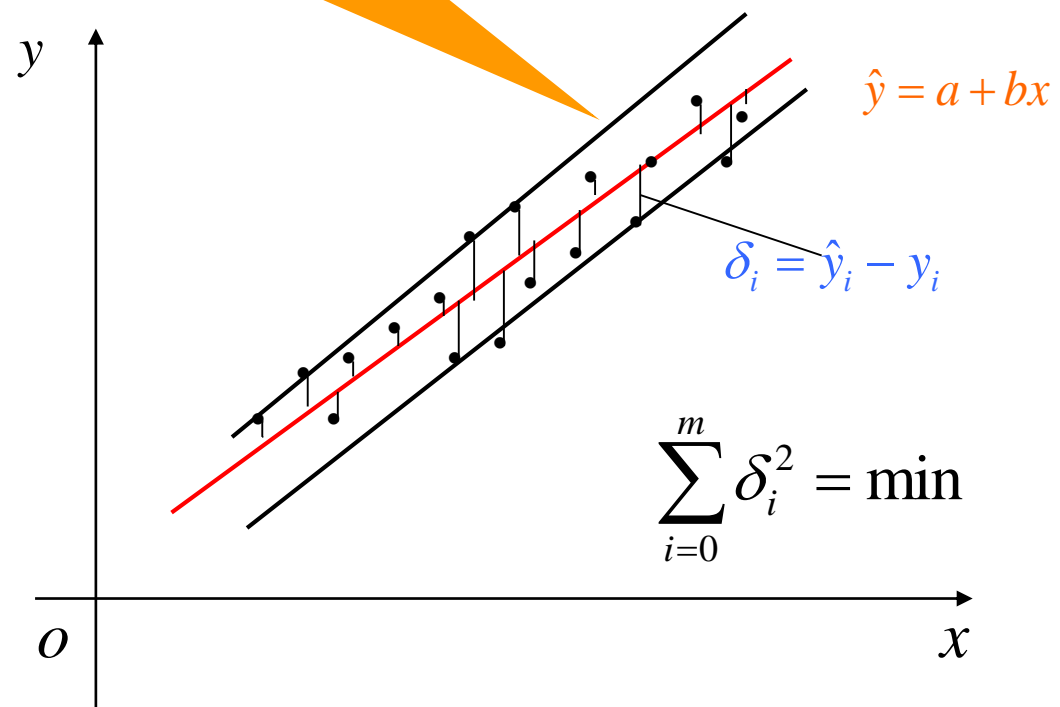
在  $xOy$  坐标平面上将以这组数据为坐标的点描出来，这些点可能并不共线，因此插值多项式不会是线性函数。只能另选办法确定关系式  $y = a + bx$

**最小二乘法** 是处理这类数据拟合问题的好方法。

---



## 最小二乘法的几何意义





设  $(x_i, y_i) (i = 0, 1, \dots, m)$  为给定的一组数据求一个函数

$$\hat{y} = a + bx$$

使其满足

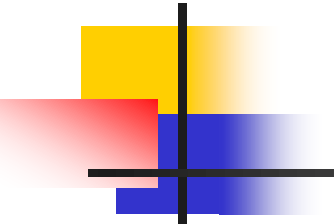
$$\min = \sum_{i=0}^m (\hat{y}(x_i) - y_i)^2$$

则称按上述条件求  $\hat{y}(x)$  的方法为离散数据拟合  $\{x_i, y_i\}_{i=0}^m$  的最小二乘法, 简称**最小二乘法**, 并称  $\hat{y}(x)$  为**最小二乘解**。

求解  $\hat{y}(x)$  等价于求多元数

$$E(a, b) = \sum_{i=0}^m (\hat{y}(x_i) - y_i)^2 = \sum_{i=0}^m ((a + bx_i) - y_i)^2$$

的最小值点  $(a^*, b^*)$



令  $\frac{\partial E(a, b)}{\partial a} = 0, \quad \frac{\partial E(a, b)}{\partial b} = 0,$  得

$$\sum_{i=0}^m 2 \cdot [(a + bx_i) - y_i] \cdot 1 = 0, \quad \sum_{i=0}^m 2 \cdot [(a + bx_i) - y_i] \cdot x_i = 0,$$

即  $\sum_{i=0}^m [(a + bx_i) - y_i] = 0, \quad \sum_{i=0}^m [(a + bx_i) \cdot x_i - x_i \cdot y_i] = 0$

进一步有,

$$\begin{aligned} \left( \sum_{i=0}^m 1 \right) a + \left( \sum_{i=0}^m x_i \right) b &= \sum_{i=0}^m y_i \\ \left( \sum_{i=0}^m x_i \right) a + \left( \sum_{i=0}^m x_i^2 \right) b &= \sum_{i=0}^m x_i \cdot y_i \end{aligned}$$

写成矩阵形式为

$$\begin{pmatrix} m+1 & \sum_{i=0}^m x_i \\ \sum_{i=0}^m x_i & \sum_{i=0}^m x_i^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^m y_i \\ \sum_{i=0}^m x_i \cdot y_i \end{pmatrix}$$

称此方程组为 **法方程组**。

# 一般情形

设  $(x_i, y_i) (i = 0, 1, \dots, m)$  为给定数据,  $\omega_i > 0$  为各点的权系数, 函数空间  $S = \text{span}\{\varphi_0(x), \varphi_1(x), \dots, \varphi_n(x)\}$ , 求

$$s^*(x) = \sum_{k=0}^n a_k^* \varphi_k(x) \in S$$

使得

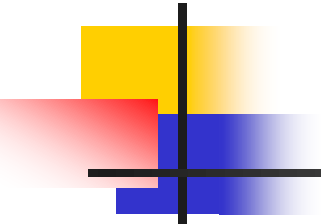
$$\sum_{i=0}^m \omega_i (s^*(x_i) - y_i)^2 = \min_{s(x) \in S} \sum_{i=0}^m \omega_i (s(x_i) - y_i)^2$$

称按条件求函数  $s^*(x)$  的方法为 **数据拟合的最小二乘法**;

称  $s^*(x)$  为 **最小二乘解**;

$\sum_{i=0}^m \omega_i (s^*(x_i) - y_i)^2$  称为最小二乘解  $s^*(x)$  的 **平方误差**;

$\sqrt{\sum_{i=0}^m \omega_i (s^*(x_i) - y_i)^2}$  称为 **均方误差**。



求解 $s^*(x)$  等价于求多元函数

$$E(a_0, a_1, \dots, a_n) = \sum_{i=0}^m \omega_i (s(x_i) - y_i)^2 = \sum_{i=0}^m \omega_i \left( \sum_{k=0}^n a_k \varphi_k(x_i) - y_i \right)^2$$

的最小值点  $(a_0^*, a_1^*, \dots, a_n^*)$  , 利用多元函数求极值的必要条件

$$\frac{\partial E}{\partial a_j} = 0, \quad j = 0, 1, \dots, n \Leftrightarrow 2 \sum_{i=0}^m \omega_i \left( \sum_{k=0}^n a_k \varphi_k(x_i) - y_i \right) \varphi_j(x_i) = 0$$

$$\Leftrightarrow \sum_{k=0}^n \left( \sum_{i=0}^m \omega_i \varphi_k(x_i) \varphi_j(x_i) \right) a_k = \sum_{i=0}^m \omega_i y_i \varphi_j(x_i)$$

法方程组

# 法方程组构造

定义函数的离散型内积

$$\sum_{k=0}^n \left( \sum_{i=0}^m \omega_i \phi_k(x_i) \phi_j(x_i) \right) a_k = \sum_{i=0}^m \omega_i y_i \phi_j(x_i)$$

$$(\varphi_k, \varphi_j) = \sum_{i=0}^m \omega_i \varphi_k(x_i) \varphi_j(x_i), \quad (f, \varphi_j) = \sum_{i=0}^m \omega_i y_i \varphi_j(x_i)$$

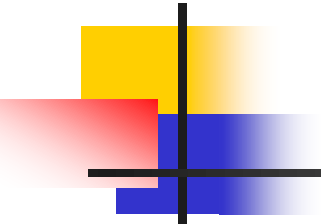
则法方程组可写为

$$\sum_{k=0}^n (\varphi_k, \varphi_j) a_k = (f, \varphi_j), \quad j = 0, 1, \dots, n$$

矩阵形式为

$$\begin{pmatrix} (\varphi_0, \varphi_0) & (\varphi_0, \varphi_1) & \cdots & (\varphi_0, \varphi_n) \\ (\varphi_1, \varphi_0) & (\varphi_1, \varphi_1) & \cdots & (\varphi_1, \varphi_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (\varphi_n, \varphi_0) & (\varphi_n, \varphi_1) & \cdots & (\varphi_n, \varphi_n) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (f, \varphi_0) \\ (f, \varphi_1) \\ \vdots \\ (f, \varphi_n) \end{pmatrix}$$

系数矩阵非奇异等价于 $\varphi_0(x), \varphi_1(x), \dots, \varphi_n(x)$ 线性无关



---

用最小二乘法做数据拟合问题的步骤是：

- 根据散点图中散点的分布情况或根据经验确定拟合的曲线的类型；
  - 建立并求解法方程组。
-

## 例题

例 求拟合下列数据的最小二乘曲线  $y = a + bx$ 。

$x_i$	0	1	2	3	4
$y_i$	-2.1	-0.9	-0.1	1.1	1.9

解：法方程组为：

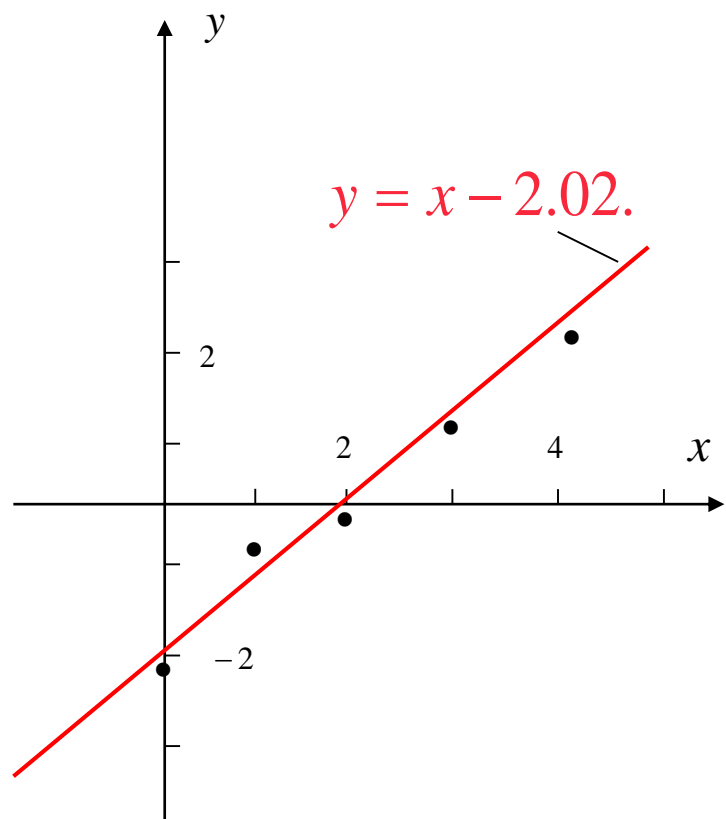
$$\begin{pmatrix} 5 & \sum_{i=1}^5 x_i \\ \sum_{i=1}^5 x_i & \sum_{i=1}^5 x_i^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^5 y_i \\ \sum_{i=1}^5 x_i \cdot y_i \end{pmatrix} \quad \text{即} \quad \begin{pmatrix} 5 & 10 \\ 10 & 30 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.1 \\ 9.8 \end{pmatrix}$$

解得  $a = -2.02$ ,  $b = 1$

故所求直线方程是  $y = x - 2.02$ .



## 拟合数据的最小二乘曲线示意图



要拟合数据表

$x_i$	0	1	2	3	4
$y_i$	-2.1	-0.9	-0.1	1.1	1.9

$y = x - 2.02$  为最小二乘曲线

# 非线性情形

例如，已知拟合曲线方程的形式为

$$y = ce^{bx} \quad \text{或} \quad y = cx^b$$

此时法方程组是非线性方程组（求解比较困难）：

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=0}^m c(e^{bx_i})^2 - y_i e^{bx_i} = 0 \\ \sum_{i=0}^m c^2 \cdot x_i \cdot (e^{bx_i})^2 - c \cdot x_i \cdot y_i e^{bx_i} = 0 \end{array} \right. \quad \text{和} \quad \left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=0}^m c(x_i^b)^2 - y_i \cdot x_i^b = 0 \\ \sum_{i=0}^m c^2 \cdot (x_i^b)^2 \cdot \ln x_i - c \cdot x_i^b \cdot y_i \cdot \ln x_i = 0 \end{array} \right.$$

# 非线性转为线性

$$y = cx^b$$

两边取对数  $\ln y = \ln c + b \cdot \ln x$

变量替换  $z = a + bt$   
 $z = \ln y, t = \ln x, a = \ln c$

线性问题

由观测数据

$$(t_i, z_i) = (\ln y_i, \ln x_i)$$

求最小二乘拟合曲线

$$z = a + bt$$

$$y = ce^{bx}$$

$$\ln y = \ln c + bx$$

$$z = a + bx$$
  
$$z = \ln y, a = \ln c$$

由观测数据

$$(x_i, z_i) = (x_i, \ln y_i)$$

求最小二乘拟合曲线

$$z = a + bx$$

# 例题

例 求拟合下列数据的最小二乘曲线  $y = ce^{bx}$

$x_i$	1.00	+ 1.25	+ 1.50	+ 1.75	+ 2.00	= 7.50
$y_i$	5.10	5.79	6.53	7.45	8.46	
$\ln y_i$	1.629	+ 1.756	+ 1.876	+ 2.008	+ 2.135	= 9.404

解 取  $\ln y = bx + \ln c$ , 令  $z = \ln y$ ,  $a = \ln c$  则上述问题化为

求最小二乘拟合曲线,  $z = a + bx$ 。

$$\begin{pmatrix} 5 & \sum_{i=1}^5 x_i \\ \sum_{i=1}^5 x_i & \sum_{i=1}^5 x_i^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^5 \ln y_i \\ \sum_{i=1}^5 x_i \cdot \ln y \end{pmatrix} \quad \text{即} \quad \begin{pmatrix} 5 & 7.50 \\ 7.50 & 11.875 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 9.404 \\ 14.422 \end{pmatrix}$$

解得  $a = 1.122, b = 0.5056$ , 又  $c = e^a \approx 3.071$  有  $y = 3.071e^{0.5056x}$



又例如，拟合曲线方程的形式为

$$y = \frac{1}{a+bx} \quad \text{或} \quad y = a + \frac{b}{x}$$

可设

$$Y = \frac{1}{y}, \quad \text{则得} \quad Y = a + bx$$

又设

$$X = \frac{1}{x}, \quad \text{则得} \quad y = a + bX$$

---