

第三章 函数逼近

/* Approximation Theory */



逼近误差的度量常用标准有：

太复杂☹

➤ $\|f(x) - y(x)\|_{\infty} = \max_{a \leq x \leq b} |f(x) - y(x)|$

一致逼近

/* minimax Approximation */

➤ $\|f(x) - y(x)\|_2^2 = \int_a^b \rho(x) [f(x) - y(x)]^2 dx$

平方逼近

/* Least_Squares Approximation */

§ 1 内积空间 /* Inner product space */

定义 设在区间 (a, b) 上非负函数 $\rho(x)$ ，满足条件：

- 1) $\int_a^b |x|^n \rho(x) dx$ 存在 ($n=0, 1, \dots$),
- 2) 对非负连续函数 $g(x)$ ，若 $\int_a^b g(x) \rho(x) dx = 0$ 。

则在 (a, b) 上 $g(x) \equiv 0$ ， $\rho(x)$ 就称为区间 (a, b) 上的权函数。

定义 设 $f(x), g(x) \in C[a, b]$, $\rho(x)$ 是 $[a, b]$ 上的权函数，积分

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

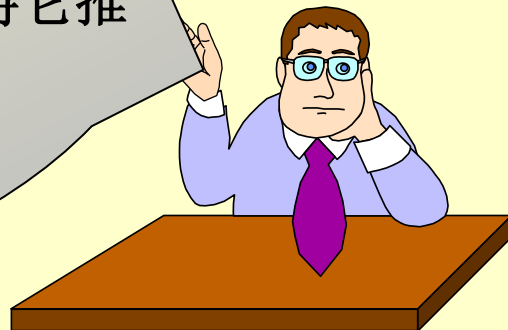
称为内积。设 \vec{f}, \vec{g} 是 R^n 中的向量

则 $\vec{f} = (f_1, f_2, \dots, f_n)^T$, $\vec{g} = (g_1, g_2, \dots, g_n)^T$ 其内积定义为

$$(\vec{f}, \vec{g}) = \sum_{k=1}^n f_k g_k$$

向量 $\vec{f} \in R^n$ 的模（范数）定义为 $\|\vec{f}\|_2 = \left(\sum_{k=1}^n f_k^2 \right)^{\frac{1}{2}}$ 将它推广到任何内积空间中就有下面定义。

称为内积。



定理

对任何 $f, g \in C[a, b]$, 下列结论成立

$$(1) \quad |(f, g)| \leq \|f\|_2 \|g\|_2$$

此式称为柯西—许瓦兹 (Cauchy-Schwarz) 不等式

$$(2) \quad \|f + g\|_2 \leq \|f\|_2 + \|g\|_2 \quad (\text{三角不等式})$$

$$(3) \quad \|f + g\|_2^2 + \|f - g\|_2^2 = 2(\|f\|_2^2 + \|g\|_2^2) \quad (\text{平行四边形定律})$$

证明 若 $g = 0$, 则柯西—许瓦兹 (Cauchy-Schwarz) 不等式显然成立, 现考虑 $g \neq 0$, 对任何实数 λ , 有

$$0 \leq (f + \lambda g, f + \lambda g) = (f, f) + 2\lambda(f, g) + \lambda^2(g, g)$$

现取 $\lambda = -\frac{(f, g)}{\|g\|_2^2}$, 代入上式得

$$\|f\|_2^2 - 2\frac{|(f, g)|^2}{\|g\|_2^2} + \frac{|(f, g)|^2}{\|g\|_2^2} \geq 0$$

即 $|f, g|^2 \leq \|f\|_2^2 \|g\|_2^2$ 两边开平方即得(1).

定义

若 $f(x), g(x) \in C[a, b]$, 满足

$$\vec{f} \text{ 与 } \vec{g} \text{ 正交} \Leftrightarrow (\vec{f}, \vec{g}) = 0$$

则称 f 与 g

在 n 维空间中两个向量正交的定义也可推广到内积空间。

满足关系

$$(\varphi_j, \varphi_k) = \begin{cases} 0, & j \neq k \\ A_k > 0, & i = k \end{cases}$$

就称 $\{\varphi_k\}$ 是 $[a, b]$ 上的一组

为标准正交

例如

三角函数

在 \mathbb{R}^n 空间中任一向量都可用它的一组线性无关的基表示, 对内积空间的任一元素 $f(x) \in C[a, b]$ 也同样可用线性无关的基表示, 此时相应地有....

$$(\sin kx, \sin jx) = \int_{-\pi}^{\pi} \sin kx \sin jx dx = \pi$$

$$\int_{-\pi}^{\pi} \sin^2 kx dx = \pi$$

而对 $j \neq k$ 时

$$(k = 1, 2, \dots)$$

$$\int_{-\pi}^{\pi} \cos kx \cos jx dx = 0, \quad \int_{-\pi}^{\pi} \sin kx \sin jx dx = 0, \quad \int_{-\pi}^{\pi} \cos kx \sin jx dx = 0$$



定义 线性无关 /* linearly independent */ 函数族 $\{\varphi_0(x), \varphi_1(x), \dots, \varphi_n(x), \dots\}$ 满足条件：其中任意函数的线性组合 $a_0\varphi_0(x) + a_1\varphi_1(x) + \dots + a_{n-1}\varphi_{n-1}(x) = 0$ 对任意 $x \in [a, b]$ 成立当且仅当 $a_0 = a_1 = \dots = a_{n-1} = 0$ 时成立，则称在 $[a, b]$ 上是线性无关的，若函数族 $\{\varphi_k\} (k = 0, 1, \dots)$ 中的任何有限个 φ_k 线性无关，则称 $\{\varphi_k\}$ 为线性无关函数族。

例如： $1, x, \dots, x^n, \dots$ 就是 $[a, b]$ 上线性无关函数族，

若 $\varphi_0(x), \dots, \varphi_{n-1}(x)$ 是 $C[a, b]$ 中的线性无关函数，且 a_0, a_1, \dots, a_{n-1} 是任意实数，则

$$s(x) = a_0\varphi_0(x) + a_1\varphi_1(x) + \dots + a_{n-1}\varphi_{n-1}(x)$$

的全体是 $C[a, b]$ 中的一个子集，记作

$$\Phi = \text{span}\{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_{n-1}\}$$

 φ_k 判断函数族 $\{\varphi_k\}$ ($k=0,1,\dots,n-1$) 线性无关的充要条件

定理 $\varphi_0(x), \varphi_1(x), \dots, \varphi_{n-1}(x)$ 在 $[a, b]$ 上线性无关的充要条件是它的克莱姆 (Gramer) 行列式 $G_{n-1} \neq 0$, 其中

$$G_{n-1} = G(\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_{n-1}) = \begin{vmatrix} (\varphi_0, \varphi_0) & (\varphi_0, \varphi_1) & \cdots & (\varphi_0, \varphi_{n-1}) \\ (\varphi_1, \varphi_0) & (\varphi_1, \varphi_1) & \cdots & (\varphi_1, \varphi_{n-1}) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ (\varphi_{n-1}, \varphi_0) & (\varphi_{n-1}, \varphi_1) & \cdots & (\varphi_{n-1}, \varphi_{n-1}) \end{vmatrix}$$

证 (反证法) \Rightarrow 假设 $G_{n-1} = 0$. 则齐次线性方程组

$$\sum_{k=0}^{n-1} \beta_k (\varphi_k, \varphi_j) = 0, \quad j = 0, 1, \dots, n-1.$$

有非零解 $(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{n-1})^T$ 其中 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{n-1}$ 不全为零

$$\text{令 } \psi(x) = \sum_{k=0}^{n-1} \beta_k \varphi_k(x)$$

$$\text{则有 } (\psi, \varphi_j) = \sum_{k=0}^{n-1} \beta_k (\varphi_k, \varphi_j) = 0, \quad j = 0, 1, \dots, n-1.$$

因而有

β_j 不全为0

$$\psi(x) = \sum_{k=0}^{n-1} \beta_k \varphi_k(x)$$

$$(\psi, \psi) = \sum_{j=0}^{n-1} \beta_j (\psi, \varphi_j) = 0. \implies \psi(x) \equiv 0, \quad a \leq x \leq b.$$

这与 $\varphi_0(x), \varphi_1(x), \dots, \varphi_{n-1}(x)$ 在 $[a, b]$ 上线性无关矛盾。

\Leftarrow 若函数系 $\{\varphi_i\} (i = 0, 1, \dots, n-1)$ 线性相关, 则由定义可知有不全为0的数值 a_0, a_1, \dots, a_{n-1} 使得

$$\sum_{i=0}^{n-1} a_i \varphi_i = 0.$$

于是将此式两边乘以 $\rho\varphi_0, \rho\varphi_1, \dots, \rho\varphi_{n-1}$ 之后再积分, 便得到方程组

$$\sum_{i=0}^{n-1} a_i (\varphi_i, \varphi_j) = 0. (j = 0, 1, \dots, n-1).$$

既然上面的齐次方程组有非0解 $(a_0, a_1, \dots, a_{n-1})$. 故其系数行列式的值一定为0; 亦即 $G_{n-1} = 0$ 这与 $G_{n-1} \neq 0$ 矛盾。

§ 2 函数的最佳平方逼近 /* Least_Squares Approximation */

设函数 $f(x) \in C[a, b]$ ，用 n 次多项式 $s(x) = \sum_{k=0}^n a_k x^k$ 作最佳平方逼近，就是要求得以 $a_0^*, a_1^*, \dots, a_n^*$ 为系数的多项式

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

使

$$\|f(x) - s^*(x)\|_2^2 = \int_a^b [f(x) - s^*(x)]^2 dx = \min_{s(x) \in H_n} \|f(x) - s(x)\|_2^2$$

推广到一般的情况，就是对于给定的权函数 $\rho(x)$ ，要求得 $a_k^* \quad (k = 0, 1, \dots, n)$ 使

$$\|f(x) - s^*(x)\|_2^2 = \int_a^b \rho(x) [f(x) - s^*(x)]^2 dx = \min_{s(x) \in H_n} \|f(x) - s(x)\|_2^2$$

n 次多项式 $s(x) = \sum_{k=0}^n a_k x^k$ 以 $1, x, \dots, x^n$ 为基函数所作的线性组合构成的一类函数。进一步推广可将 x^k 改为一般的线性无关的连续函数 $\varphi_k(x)$ 。以 $\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n$ 为线性组合 $s(x) = \sum_{k=0}^n a_k \varphi_k(x)$ 的全体构成 $C[a, b]$ 的子空间 Φ ，即 $\Phi = \text{span}\{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n\}$ 。





最佳平方逼近的提法可叙述为：求 a_k^* ($k = 0, 1, \dots, n$) 使

$$\|f(x) - s^*(x)\|_2^2 = \left\| f(x) - \sum_{k=0}^n a_k^* \varphi_k(x) \right\|_2^2 = \min_{s(s) \in \Phi} \|f(x) - s(x)\|_2^2$$

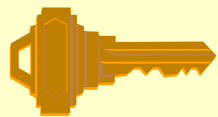
称 $s^*(x) = \sum_{k=0}^n a_k^* \varphi_k(x)$ 为 $f(x) \in C[a, b]$ 在子集 $\Phi \subset C[a, b]$ 中的最佳平方逼近函数，为了求得 $s^*(x)$ ，这个问题等价于关于 a_0, a_1, \dots, a_n 的多元函数

$$I(a_0, a_1, \dots, a_n) = \int_a^b \rho(x) [f(x) - \sum_{k=0}^n a_k \varphi_k(x)]^2 dx$$

的最小值问题。

为了确定参数 a_k ($k = 0, 1, \dots, n$) 由多元函数极值存在的必要条件，有

$$\frac{\partial I}{\partial a_k} = 0 \quad (k = 0, 1, \dots, n)$$



$$\frac{\partial I}{\partial a_k} = 2 \int_a^b \rho(x) \left[\sum_{j=0}^n a_j \varphi_j(x) - f(x) \right] \varphi_k(x) dx = 0$$

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

即有

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

这是关于未知数 a_0, a_1, \dots 的线性代数方程组，称为法方程，由于 $\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n$ 线性无关，故行列式 $G(\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n) \neq 0$ ，于是方程组有唯一解 $a_k =$

$s^*(x)$

下证 $s^*(x)$ 是所求解，即对

$$\int_a^b \rho(x) [f(x) - s^*(x)] \varphi_k(x) dx = 0, \quad (k = 0, 1, \dots, n)$$

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

为此只要考虑

$$D = \int_a^b \rho(x)[f(x) - s(x)]^2 dx - \int_a^b \rho(x)[f(x) - s^*(x)]^2 dx \geq 0$$

$$= \int_a^b \rho(x)[f(x) - s^*(x)]^2 dx + 2 \int_a^b \rho(x)[s(x) - s^*(x)][f(x) - s^*(x)] dx \geq 0$$

这就证明了 $s^*(x)$ 是 $f(x)$ 在 Φ 中的最佳平方逼近函数。
 $s^*(x)$ 的系数 a_k^* 是法方程的解

如果令 $\delta = f(x) - s^*(x)$, 由法方程易知 $(f - s^*, s^*) = 0$ 则平方误差为:

$$\begin{aligned} \|\delta\|_2^2 &= (f - s^*, f - s^*) = (f, f) - (s^*, f) \\ &= \|f\|_2^2 - \sum_{k=0}^n a_k^* (\varphi_k, f) \end{aligned}$$

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

若取 $\varphi(x) = x^k$, $\rho(x) \equiv 1$, $f(x) \in C[0, 1]$, 要在 H_n 中求 n 次最佳平方逼近多项式 $s^*(x) = a_0^* + a_1^* x + \dots + a_n^* x^n$

这时

$$(\varphi_j, \varphi_k) = \int_0^1 x^{k+j} dx = \frac{1}{k+j+1}$$

$$(f, \varphi_k) = \int_0^1 x^k f(x) dx = d_k$$

于是法方程组的系数矩阵为

$$H = \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{2} & \cdots & \frac{1}{n+1} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{3} & \cdots & \frac{1}{n+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{n+1} & \frac{1}{n+2} & \cdots & \frac{1}{2n+1} \end{bmatrix}$$

Hilbert阵!

记 $\mathbf{d} = (d_0, d_1, \dots, d_n)^T$, $\mathbf{a} = (a_0, a_1, \dots, a_n)^T$, 则

$$H\mathbf{a} = \mathbf{d}$$

的解 $a_k = a_k^*$ ($k = 0, 1, \dots, n$) 即为所求.

例 定义内积 $(f, g) = \int_0^1 f(x)g(x)dx$, 试在 $H_1 = \text{span}\{1, x\}$ 中寻求对于 $f(x) = \sqrt{x}$ 的最佳平方逼近元素 $P(x)$ 。

解 $d_0 = (f, 1) = \int_0^1 \sqrt{x} dx = \frac{2}{3}$, $d_1 = (f, x) = \int_0^1 x\sqrt{x} dx = \frac{2}{5}$

这里实际上要求的是 $(\frac{2}{3}, \frac{2}{5})$ 上的一次最佳平方逼近多项式

得法方程组为

$$\begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} \\ \frac{2}{5} \end{bmatrix}$$

解得 $a_0^* = \frac{4}{15}, a_1^* = \frac{12}{15}$, 所求的最佳平方逼近元素为

$$P(x) = \frac{4}{15} + \frac{12}{15}x \quad 0 \leq x \leq 1$$

平方误差

$$\|\delta\|_2^2$$

对于一般的基底 $\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n$, 当 n 稍大时, 计算法方程组中的 (φ_k, φ_j) 以及求解法方程组非对角线上的元素都是很大的, 若要法方程组的非对角线上的元素都为零, 若采用 $1, x, \dots, x^n$ 作基底, 当 $\rho(x) = 1$ 时, 虽然 $(\varphi_k, \varphi_j) = (x^k, x^j)$ 容易计算, 但由此形成的法方程组系数矩阵当 n 较大时是病态矩阵, 用单字长在计算机上求解法方程组, 其结果往往不太可靠, 如何解决?。

$\varphi_k (k=0,1,\dots,n)$ 应怎么取?

可采用正交基底.

为此, 我们先介绍正交多项式



HW: p.85
#2, #3

§ 3 最小二乘拟合 /*Discrete L-S approximating */



仍然是已知 $x_1 \dots x_N; y_1 \dots y_N$, 求一个简单易算的近似函数 $P(x) \approx f(x)$ 。

但是 ① N 很大;

② y_i 本身是测量值, 不准确, 即 $y_i \neq f(x_i)$

这时没必要取 $P(x_i) = y_i$, 而要使 $P(x_i) - y_i$ 总体上尽可能小。



常见做法:

不可导, 求解困难☹

太复杂☹

➤ 使 $\max_{1 \leq i \leq N} |P(x_i) - y_i|$ 最小 /* minimax problem */

➤ 使 $\sum_{i=1}^N |P(x_i) - y_i|$ 最小

➤ 使 $\sum_{i=1}^N |P(x_i) - y_i|^2$ 最小 /* Least-Squares method */

问题一般的提法是：对于给定的数据 $(x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, N)$ ，
选取线性无关的函数族 $\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_m$ 及权函数 $\omega(x)$ ，要求在
函数类 $\Phi = \text{Span}\{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_m\}$ 中寻找一个函数

$$\varphi^*(x) = a_0^* \varphi_0 + a_1^* \varphi_1 + \dots + a_m^* \varphi_m \quad (m < N), \text{ 使}$$

$$I = \sum_{i=1}^N \omega(x_i) [y_i - \varphi(x_i)]^2$$

达到极小

的二次函数

$$(f, g) = \begin{cases} \sum_{i=1}^N \omega(x_i) f(x_i) g(x_i) & \text{离散型} \\ \int_a^b \rho(x) f(x) g(x) dx & \text{连续型} \end{cases}$$

由多元函

$$\sum_{i=1}^N \omega(x_i) \varphi_j(x_i) [y_i - \sum_{k=0}^m a_k \varphi_k(x_i)] = 0 \quad (j = 0, 1, \dots, m)$$

引入内积

$$(f, g) = \sum_{i=1}^N \omega(x_i) f(x_i) g(x_i)$$

/*discrete type*/

方程组 $\sum_{i=1}^N \omega(x_i) \varphi_j(x_i) [y_i - \sum_{k=0}^m a_k \varphi_k(x_i)] = 0 \quad (j = 0, 1, \dots, m)$ 可以表示为

$$a_0(\varphi_j, \varphi_0) + a_1(\varphi_j, \varphi_1) + \dots + a_m(\varphi_j, \varphi_m) = (\varphi_j, y) \quad (j = 0, 1, \dots, m)$$

即有

$$\begin{bmatrix} (\varphi_0, \varphi_0) & (\varphi_0, \varphi_1) & \dots & (\varphi_0, \varphi_m) \\ (\varphi_1, \varphi_0) & (\varphi_1, \varphi_1) & \dots & (\varphi_1, \varphi_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (\varphi_m, \varphi_0) & (\varphi_m, \varphi_1) & \dots & (\varphi_m, \varphi_m) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\varphi_0, y) \\ (\varphi_1, y) \\ \vdots \\ (\varphi_m, y) \end{bmatrix}$$

这个方程组称为法方程或正规方程组，若用 $\{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_m\}$

构成 $N \times (m+1)$ 的矩阵 即

$$(\varphi_j, \varphi_k) = \sum_{i=1}^N \omega(x_i) \varphi_j(x_i) \varphi_k(x_i)$$

$$(\varphi_j, y) = \sum_{i=1}^N \omega(x_i) \varphi_j(x_i) y_i$$

法方程组(或

/* normal eq

$$A = \begin{bmatrix} \varphi_0(x_1) & \varphi_1(x_1) & \vdots & \varphi_m(x_1) \\ \varphi_0(x_2) & \varphi_1(x_2) & \dots & \varphi_m(x_2) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \varphi_0(x_N) & \varphi_1(x_N) & \dots & \varphi_m(x_N) \end{bmatrix}$$

系数

coefficients */

又引入向量 $\alpha = (a_0, a_1, \dots, a_m)^T$, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_N)^T$, 权 $w=I$

则法方程组可写成以下矩阵形式:

$$A^T A \alpha = A^T Y$$

由于 $\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_m$ 线性无关, 可知法方程存在唯一解

$$a_0 = a_0^*, a_1 = a_1^*, \dots, a_m = a_m^*$$

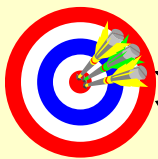
从而得到函数

$$\varphi^*(x) = a_0^* \varphi_0 + a_1^* \varphi_1 + \dots + a_m^* \varphi_m$$

类似连续型的证明, 可知 $\varphi^*(x)$ 使 I 取最小值。

最小平方误差为

$$\delta^2 = \|y - \varphi^*\|_2^2 = (y - \varphi^*, y - \varphi^*) = \|y\|_2^2 - \sum_{j=0}^m a_j^* (\varphi_j, y)$$



最小二乘拟合多项式 /* L-S approximating polynomials */

若取 $\varphi_0 = 1, \varphi_1 = x, \dots, \varphi_m = x^m$ ，即取 $\{1, x, \dots, x^m\}$ 为基函数

的代数多项式拟合时，相应的法方程组就是

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N \omega_i & \sum_{i=1}^N \omega_i x_i & \cdots & \sum_{i=1}^N \omega_i x_i^m \\ \sum_{i=1}^N \omega_i x_i & \sum_{i=1}^N \omega_i x_i^2 & \cdots & \sum_{i=1}^N \omega_i x_i^{m+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^N \omega_i x_i^m & \sum_{i=1}^N \omega_i x_i^{m+1} & \cdots & \sum_{i=1}^N \omega_i x_i^{2m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N \omega_i y_i \\ \sum_{i=1}^N \omega_i x_i y_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^N \omega_i x_i^m y_i \end{bmatrix}$$

求出法方程组的解 a_0, a_1, \dots, a_m ，就可得到拟合多项式

$$\varphi(x) = a_0 + a_1 x + \cdots + a_m x^m$$

例： 设有一组数据为表中第 (2) , (3) 两列所示, 求一代数多项式拟合这组数据

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
i	x_i	y_i	$x_i y_i$	x_i^2	$x_i^2 y_i$	x_i^3	x_i^4
1	1	10	10	1	10	1	1
2	3	5	15	9	45	1	81
3	4	4	16	16	64	27	256
4	5	2	10	25	50	81	625
5	6	1	6	36	36	64	1296
6	7	1	7	49	49	256	2401
7	8	2	16	64	128	125	4096
8	9	3	27	81	243	625	6561
9	10	4	40	100	400	216	10000
$\sum_{i=1}^9$	53	32	147	381	1025	1296	25317

解 通常可按下列步骤求解:

(1) 绘草图

由已知数据描出粗略的图形从图

看出近似为一条抛物线 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, m$

(2) 造型

从草图可设拟合曲线为

$$y = \varphi(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2$$

(3) 建立包含未知数的正规方程组, 为此列表算出以下各数值

$$\sum_{i=1}^9 x_i, \sum_{i=1}^9 x_i^2, \sum_{i=1}^9 x_i^3, \sum_{i=1}^9 x_i^4, \sum_{i=1}^9 y_i, \sum_{i=1}^9 x_i y_i, \sum_{i=1}^9 x_i^2 y_i$$

由表的最后一行的数值可得正规方程组

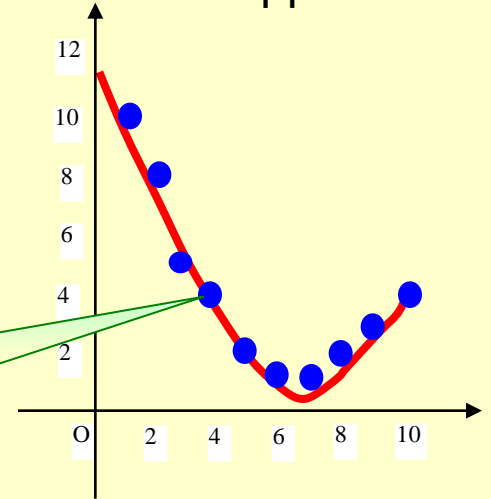
$$\begin{cases} 9a_0 + 53a_1 + 381a_2 = 32 \\ 53a_0 + 381a_1 + 3017a_2 = 147 \\ 381a_0 + 3017a_1 + 25317a_2 = 1025 \end{cases} \quad (4) \text{ 求解正规方程组得}$$

$$a_0 = 13.45966,$$

$$a_1 = -3.60531,$$

$$a_2 = 0.26757$$

故所求的二次拟合多项式为 $y = \varphi(x) = 13.45966 - 3.60531x + 0.26757x^2$



例：用 $y = a_0 + a_1x + a_2x^2$ 来拟合

x	1	2	3	4
y	4	10	18	26

§ 5 Discrete L-S approximating, $\omega = 1$

解： $\varphi_0(x) = 1$

(φ_0, φ_0)

It is soooo simple! What can possibly go wrong?

$$(\varphi_0, \varphi_1) = \sum_{i=1}^4 1 \cdot x_i = 10 \quad (\varphi_1, \varphi_1) = \sum_{i=1}^4 x_i^2 = 30$$

$$(\varphi_0, \varphi_2) = \sum_{i=1}^4 1 \cdot x_i^2 = 30 \quad (\varphi_2, \varphi_2) = \sum_{i=1}^4 x_i^4 = 354$$

$$(\varphi_0, y) = \sum_{i=1}^4 1 \cdot y_i = 58 \quad (\varphi_1, y) = 182 \quad (\varphi_2, y) = 622$$

$$\begin{pmatrix} 4 & 10 & 30 \\ 10 & 30 & 100 \\ 30 & 100 & 354 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 58 \\ 182 \\ 622 \end{pmatrix} \Rightarrow$$

$$a_0 = -\frac{3}{2}, \quad a_1 = \frac{49}{10}, \quad a_2 = \frac{1}{2}$$

$$y = P(x) = \frac{1}{2}x^2 + \frac{49}{10}x - \frac{3}{2}$$

$$\|B\|_{\infty} = 484, \quad \|B^{-1}\|_{\infty} = \frac{63}{4} \Rightarrow \text{cond}(B)_{\infty} = 7623$$



例 试分别用二次和三次多项式以最小二乘拟合表中的数据，并比较优劣。

x_i	-2	-1	0	1	2
y_i	-0.1	0.1	0.4	0.9	1.6

解： 设二次拟合函数为

$$y(x) = a_1 + a_2 x + a_3 x^2$$

利用法方程

$$A^T A a = A^T Y$$

其中 $\varphi_0(x) = 1, \varphi_1(x) = x, \varphi_2(x) = x^2, \quad a = (a_1, a_2, a_3)^T$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 4 \\ 1 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 4 \end{bmatrix}$$

$$Y = (-0.1, 0.1, 0.4, 0.9, 1.6)^T$$

$$A^T A = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 10 \\ 0 & 10 & 0 \\ 10 & 0 & 34 \end{bmatrix}$$

$$A^T Y = \begin{bmatrix} 2.9 \\ 4.2 \\ 7 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 5 & 0 & 10 \\ 0 & 10 & 0 \\ 10 & 0 & 34 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.9 \\ 4.2 \\ 7 \end{bmatrix}$$



$$a_1 = 0.4086,$$

$$a_2 = 0.42,$$

$$a_3 = 0.0857$$

故所求得二次多项式为

$$y(x) = 0.4086$$

$$\sigma = (Y - Aa)^T (Y - Aa) = Y^T (Y - Aa)$$

$$\text{因 } a^T A^T Aa - a^T A^T Y = a^T (A^T Aa - A^T Y) = 0$$

误差平方和

$$\sigma_2 = Y^T (Y - Aa) = 0.00116$$



同样可以求得三次多项式为

$$y(x) = 0.4086 + 0.39167x + 0.0857x^2 + 0.00833x^3$$

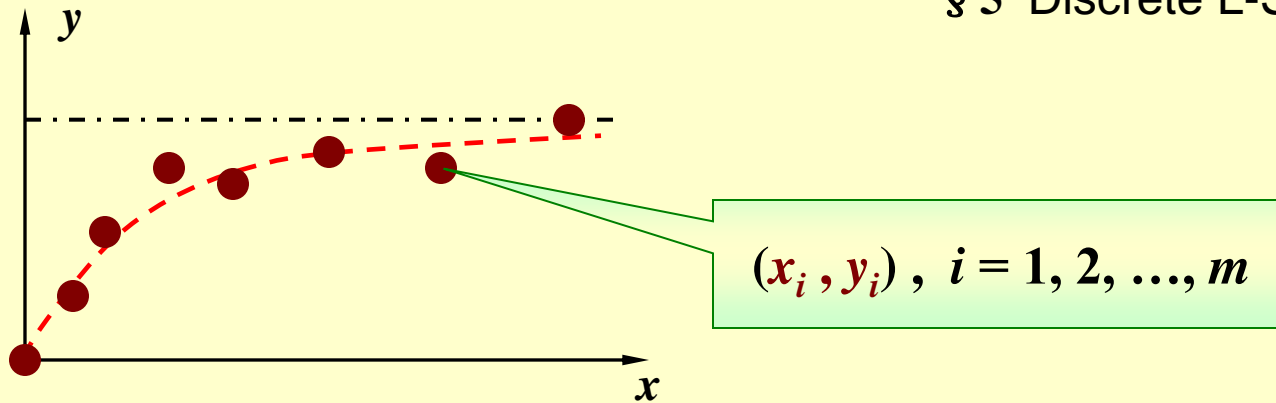
误差平方和为

$$\sigma_3 = Y^T (Y - Aa) = 0.000194$$



显然三次多项式的精度要好些。

例:



方案一: 设 $y \approx P(x) = \frac{x}{ax + b}$

求 a 和 b 使得 $\varphi(a, b) = \sum_{i=1}^m \left(\frac{x_i}{ax_i + b} - y_i \right)^2$ 最小。

线性化 / * Linearization *: Take it easy! We just have to *linearize* it ... 令 $Y = \frac{1}{y}$, $X = \frac{1}{x}$, 则

$Y \approx a + bX$ 就是个线性问题

将 (x_i, y_i) 化为 (X_i, Y_i) 后易解 a 和 b 。



方案二：设 $y \approx P(x) = a e^{-b/x}$ ($a > 0, b > 0$)

线性化：由 $\ln y \approx \ln a - \frac{b}{x}$ 可做变换

$$Y = \ln y, \quad X = \frac{1}{x}, \quad A = \ln a, \quad B = -b$$

$Y \approx A + BX$ 就是个线性问题

将 (x_i, y_i) 化为 (X_i, Y_i) 后易解 A 和 B

$$\Rightarrow a = e^A, \quad b = -B, \quad P(x) = a e^{-b/x}$$

HW: p.85,86
#7, #8