

## 第二章、插值方法

2023年1月28日 23:03

### CH1 插值方法

为什么插值，什么是插值

多项式插值，存在唯一性（Lagrange 法与 Newton 法得到相同的多项式）

模型结构：基函数插值法（先确定基函数，再求解出系数），待定系数法

Lagrange 法：基函数  $l_i$  的性质、系数是函数值  $y_i$

Newton 法（具有继承性）：基函数  $w(x)$ 、系数是差商（均差）表的对角线。

p56 题 17

插值余项公式  $R_n(x)$ ：通过插值余项公式，估计插值误差限；指导插值节点的选取

龙格（函数）现象：不是插值多项式次数越高越好

差商的性质：（1）函数值的线性组合（对称性）（2） $k$  阶差商与  $k$  阶导数之间的关系（用于计算特殊的差商和余项公式的系数）

分段低次插值：分段函数、分段线性插值；基本思想是用分段低次多项式代替单个高次多项式；优点是公式简单、运算量小、稳定性好、收敛性；克服了龙格现象，但缺点是只连续不光滑（不可微）。

直线拟合的最小二乘法

为什么插值：这样可以将数据简单化，构造某个简单函数，然后通过处理  $p(x)$  作为  $f(x)$  的近似函数，研究问题。

什么是插值：通过离散的数据的点，得到一个近似函数。

多项式插值存在唯一性：比如拉格朗日和牛顿时一个结果；

模型结构：先确定基函数，在求解出系数的积函数插值法，和待定系数法

### 一、lagrange插值

#### 1.基函数：（

性质：方程用来插值的每个离散点都是，那么对于每个点插入点都满足）

$$l_k(x) = \frac{(x-x_0)\cdots(x-x_{k-1})(x-x_{k+1})\cdots(x-x_n)}{(x_k-x_0)\cdots(x_k-x_{k-1})(x_k-x_{k+1})\cdots(x_k-x_n)}$$
$$= \prod_{i=0, i \neq k}^n \frac{x-x_i}{x_k-x_i}$$

#### 2、插值完整式子：，其中系数是函数值 $y_i$

$$L_n(x) = \sum_{k=0}^n y_k l_k(x) = \sum_{k=0}^n y_k \prod_{i=0, i \neq k}^n \frac{x-x_i}{x_k-x_i}$$

#### 3.性质：

- 当  $f(x)$  为一个次数  $\leq n$  的多项式时, 有  $f^{(n+1)}(x) \equiv 0$   
故  $R_n(x) = f(x) - L_n(x) \equiv 0$   
即  $n$  次插值多项式对于次数  $\leq n$  的多项式是精确的

- 若  $f(x) = x^k$ ,  $k \leq n$ , 则有

$$R_n(x) = x^k - \sum_{j=0}^n x_j^k l_j(x) = 0$$

特别地, 当  $k = 0$  时有  $\sum_{j=0}^n l_j(x) = 1$

## 二、线性和抛物线插值

### 1、两种特殊情形:

#### ● 两种特殊情形

- 线性插值多项式（一次插值多项式）：  $n = 1$

$$L_1(x) = y_0 l_0(x) + y_1 l_1(x) = y_0 \frac{x - x_1}{x_0 - x_1} + y_1 \frac{x - x_0}{x_1 - x_0}$$

- 抛物线插值多项式（二次插值多项式）：  $n = 2$

$$L_2(x) = y_0 \frac{(x - x_1)(x - x_2)}{(x_0 - x_1)(x_0 - x_2)} + y_1 \frac{(x - x_0)(x - x_2)}{(x_1 - x_0)(x_1 - x_2)} + y_2 \frac{(x - x_0)(x - x_1)}{(x_2 - x_0)(x_2 - x_1)}$$

### 三、插值的误差估计:

$$R_n(x) = f(x) - L_n(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!} \omega_{n+1}(x)$$

特例:

- 线性插值（两点插值, 即  $n=1$ ）

$$R_1(x) = \frac{1}{2} f''(\xi_x)(x - x_0)(x - x_1)$$

- 抛物线插值（三点插值, 即  $n=2$ ）

$$R_2(x) = \frac{1}{6} f'''(\xi_x)(x - x_0)(x - x_1)(x - x_2)$$

## 三、牛顿插值

- 1、原因：解决添加节点问题。
- 2、基函数：

$$\omega_0(x) = 1$$

$$\omega_1(x) = x - x_0$$

$$\omega_2(x) = (x - x_0)(x - x_1)$$

.....

$$\omega_n(x) = (x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_{n-1})$$

3.完整式子：,其中系数 $a_i$ 是差商表（均差表）的对角线，就是其中的 $f(x_0, x_1, x_2, \dots)$

$$p_n(x) = a_0 \omega_0(x) + a_1 \omega_1(x) + a_2 \omega_2(x) + \cdots + a_n \omega_n(x)$$

$$\begin{aligned} \rightarrow f(x) = & f(x_0) + f[x_0, x_1](x - x_0) + f[x_0, x_1, x_2](x - x_0)(x - x_1) + \dots \\ & + f[x_0, \dots, x_n](x - x_0) \dots (x - x_{n-1}) \\ & + f[x, x_0, \dots, x_n](x - x_0) \dots (x - x_{n-1})(x - x_n) \end{aligned}$$

$N_n(x)$   $R_n(x)$

11

$$\begin{aligned} f[x_0, x_1, \dots, x_k] &= \sum_{j=0}^k \frac{f(x_j)}{(x_j - x_0) \cdots (x_j - x_{j-1})(x_j - x_{j+1}) \cdots (x_j - x_k)} \\ &= \sum_{j=0}^k \frac{f(x_j)}{\omega_{k+1}'(x_j)} \end{aligned}$$

4.用差分来简化牛顿插值·

$$f[x_0, x_1, \dots, x_m] = \frac{1}{m!} \frac{\Delta^m f_0}{h^m} \quad m = 1, 2, 3, \dots$$

$$N_n(x) = a_0\omega_0(x) + a_1\omega_1(x) + a_2\omega_2(x) + \cdots + a_n\omega_n(x)$$

$$a_k = f[x_0, x_1, \dots, x_k] = \frac{\Delta^k f_0}{k! h^k}$$

### 牛顿向前插值公式

用向前差分表示的等距牛顿插值公式

设  $x = x_0 + th$  则

$$\begin{aligned} N_n(x) &= N_n(x_0 + th) \\ &= f_0 + \frac{t}{1!} \Delta f_0 + \frac{t(t-1)}{2!} \Delta^2 f_0 + \cdots + \frac{t(t-1) \cdots (t-n+1)}{n!} \Delta^n f_0 \end{aligned}$$

四、Hermite插值：好像没写啥。看看啊看看

1、原因：解决不仅要函数值相等，还要导数相等的问题

2、两点三次Hermite插值：

插值节点： $x_0, x_1$

插值条件： $p(x_i) = f(x_i) = y_i, p'(x_i) = f'(x_i) = m_i, i = 0, 1$

$$H_3(x) = y_0\alpha_0(x) + y_1\alpha_1(x) + m_0\beta_0(x) + m_1\beta_1(x)$$

$$\alpha_0(x) = \left(1 + 2 \frac{x - x_0}{x_1 - x_0}\right) \left(\frac{x - x_1}{x_0 - x_1}\right)^2$$

同理可得

$$\alpha_1(x) = \left(1 + 2 \frac{x - x_1}{x_0 - x_1}\right) \left(\frac{x - x_0}{x_1 - x_0}\right)^2$$

相类似地，可以推出

$$\beta_0(x) = (x - x_0) \left(\frac{x - x_1}{x_0 - x_1}\right)^2$$

$$\beta_1(x) = (x - x_1) \left(\frac{x - x_0}{x_1 - x_0}\right)^2$$

余项

$$R_3(x) = \frac{f^{(4)}(\xi_x)}{4!} (x - x_0)^2 (x - x_1)^2 \quad \xi_x \in (x_0, x_1)$$

五、分段低次插值：

1、原因：上面几个搞多了容易龙格现象。

2、常见：

分段线性插值，分段三次Hermite插值和三次样条插值

(1)、分段线性插值：就是把几个点搞着连起来，缺点是在节点上不可导

(2)、每一个小区间【X<sub>k</sub>, X<sub>k+1</sub>】的表达式为：

$$\begin{aligned} I_h(x) = & y_k \left(1 + 2 \frac{x - x_k}{x_{k+1} - x_k}\right) \left(\frac{x - x_{k+1}}{x_k - x_{k+1}}\right)^2 + y_{k+1} \left(1 + 2 \frac{x - x_{k+1}}{x_k - x_{k+1}}\right) \left(\frac{x - x_k}{x_{k+1} - x_k}\right)^2 \\ & + m_k (x - x_k) \left(\frac{x - x_{k+1}}{x_k - x_{k+1}}\right)^2 + m_{k+1} (x - x_{k+1}) \left(\frac{x - x_k}{x_{k+1} - x_k}\right)^2 \end{aligned}$$

$x \in [x_k, x_{k+1}], \quad k = 0, 1, \dots, n-1$

(3)、三次样条插值：



**定义：** 设插值节点为

$$a = x_0 < x_1 < \dots < x_{n-1} < x_n = b$$

若函数  $S(x) \in C^2[a, b]$ ，且在每个小区间  $[x_k, x_{k+1}]$  上是三次多项式，则称其为**三次样条函数**

如果同时还满足

$$S(x_k) = f(x_k) = y_k, \quad k = 0, 1, 2, \dots, n$$

则称  $S(x)$  为  $f(x)$  在  $[a, b]$  上的**三次样条插值函数**

大致式子如下：

$$s_k(x) = \frac{(x_{k+1} - x)^3}{6h_k} M_k + \frac{(x - x_k)^3}{6h_k} M_{k+1} + \left( y_k - \frac{M_k h_k^2}{6} \right) \frac{x_{k+1} - x}{h_k} + \left( y_{k+1} - \frac{M_{k+1} h_k^2}{6} \right) \frac{x - x_k}{h_k}$$

现在来求  $M_k$ ：

$$\mu_k = \frac{h_{k-1}}{h_{k-1} + h_k}, \quad \lambda_k = \frac{h_k}{h_{k-1} + h_k}, \quad d_k = 6f[x_{k-1}, x_k, x_{k+1}]$$

$$\mu_k + \lambda_k = 1$$

$$k = 1, 2, \dots, n-1$$

情况1：满足这个分段函数的一次导数，二次导数都是连续的

$$\begin{bmatrix} 2 & 1 & & & \\ \mu_1 & 2 & \lambda_1 & & \\ & \mu_2 & 2 & \lambda_2 & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots \\ & & & \mu_{n-1} & 2 & \lambda_{n-1} \\ & & & & 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M_0 \\ M_1 \\ M_2 \\ \vdots \\ M_{n-1} \\ M_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_0 \\ d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_{n-1} \\ d_n \end{bmatrix}$$

在端点处，和标准原函数的导数值，二阶导数值都一致

$$\begin{bmatrix} 2 & \lambda_1 & & & \\ \mu_2 & 2 & \lambda_2 & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & \mu_{n-2} & 2 & \lambda_{n-2} \\ & & & \mu_{n-1} & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M_1 \\ M_2 \\ \vdots \\ M_{n-2} \\ M_{n-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 - \mu_1 f_0'' \\ d_2 \\ \vdots \\ d_{n-2} \\ d_{n-1} - \lambda_{n-1} f_n'' \end{bmatrix}$$

如果原函数是周期函数，那么三次样条函数也应该是周期函数

$$\begin{bmatrix} 2 & \lambda_1 & & & \mu_1 \\ \mu_2 & 2 & \lambda_2 & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & \mu_{n-1} & 2 & \lambda_{n-1} \\ \lambda_n & & & \mu_n & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M_1 \\ M_2 \\ \vdots \\ M_{n-1} \\ M_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_{n-1} \\ d_n \end{bmatrix}$$

误差不管了

六、曲线拟合：

- 1、搞一大堆点找到一个函数使其最靠近这些点
- 2、常用的是直线拟合

$$\begin{cases} na + \left( \sum_{k=1}^n x_k \right) b = \sum_{k=1}^n y_k \\ \left( \sum_{k=1}^n x_k \right) a + \left( \sum_{k=1}^n x_k^2 \right) b = \sum_{k=1}^n x_k y_k \end{cases}$$

最后的结果为：

$$y = a + bx$$

还有一个最小二乘拟合

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=0}^m \omega_i & \sum_{i=0}^m \omega_i x_i & \cdots & \sum_{i=0}^m \omega_i x_i^n \\ \sum_{i=0}^m \omega_i x_i & \sum_{i=0}^m \omega_i x_i^2 & \cdots & \sum_{i=0}^m \omega_i x_i^{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=0}^m \omega_i x_i^n & \sum_{i=0}^m \omega_i x_i^{n+1} & \cdots & \sum_{i=0}^m \omega_i x_i^{2n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^m \omega_i f_i \\ \sum_{i=0}^m \omega_i x_i f_i \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^m \omega_i x_i^n f_i \end{bmatrix}$$

此时  $S^*(x) = \sum_{k=0}^n a_k^* x^k$  为  $f(x)$  的  $n$  次最小二乘拟合多项式

插值余项公式：其中的未知数伊欧西龙是和x相关的

$$R_n(x) = f(x) - L_n(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!} \omega_{n+1}(x)$$

其中  $\omega_{n+1}(x) = (x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_n)$

龙格：不是越高越好：