

# 第2章 插值法

2.1 插值问题和多项式插值

2.2 Lagrange多项式插值

2.3 均差与Newton多项式插值

2.4 Hermite多项式插值

2.5 分段低次插值

## 2.1 引言

插值问题及定义

插值多项式的存在唯一性

## 引例1

### 标准正态分布函数 $\Phi(x)$

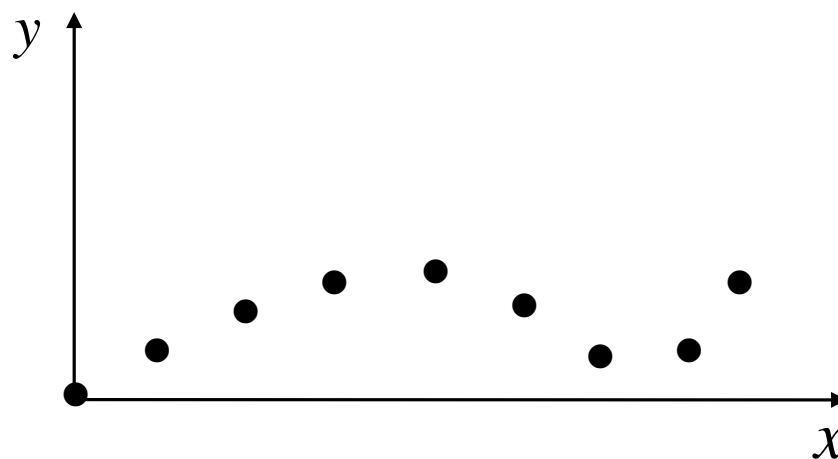
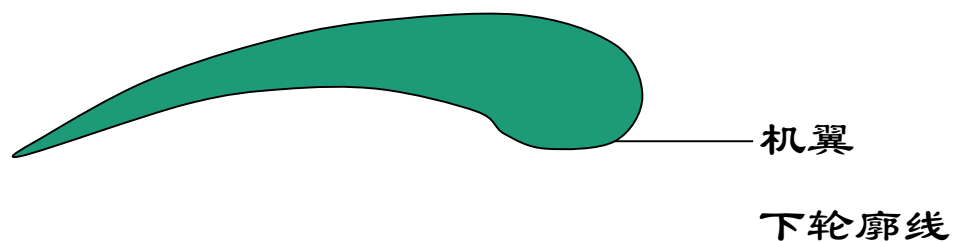
x	0	1	2	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1.0	0.8413	0.8438	0.8461	...
1.1	0.8643	0.8665	0.8686	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

查函数表

求  $\Phi(1.014)$

1.014的值不在表里，怎么办？

## 引例2 求机翼下轮廓线上一点的近似值

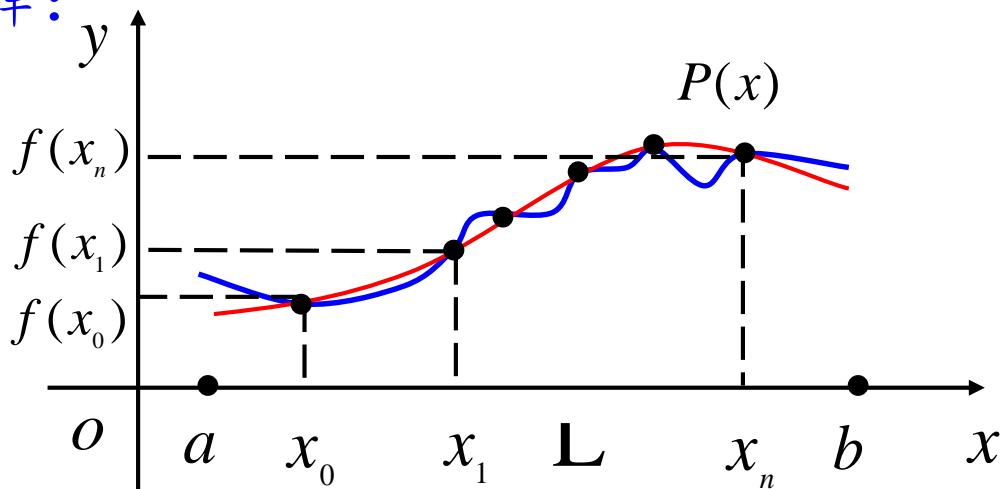


**插值：**已知函数 $y = f(x)$ 在 $[a, b]$ 内的 $n+1$ 个点的值 $y_i = f(x_i)$  ( $i = 0, 1, \dots, n$ )，构造一个简单函数 $y = P(x)$ ，满足：

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

**目的：**在 $[a, b]$ 上用简单函数 $P(x)$ 近似 $f(x)$ 。

**几何解释：**



**应用：**函数值近似计算(本章)、积分、微分近似计算(数值积分与微分)。

## 定义2.1 插值的定义

设函数 $y = f(x)$ 在 $[a, b]$ 上连续, 给定 $[a, b]$ 上的 $n+1$ 个互异节点  $a \leq x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_n \leq b$  的函数值  $y_0, y_1, \dots, y_n$ , 若存在简单函数 $P(x)$ , 满足插值条件:

$$P(x_i) = y_i \quad (i = 0, 1, 2, \dots, n)$$

称 $P(x)$ 为 $f(x)$ 在 $[a, b]$ 上的插值函数, 称 $[a, b]$ 为插值区间,  $x_0, x_1, \dots, x_n$ 称为插值节点, 求插值函数的方法称为插值方法, 在 $[a, b]$ 上, 用简单函数 $P(x)$ 近似函数 $f(x)$ 所产生的误差函数称为插值余项, 记作 $R(x) = f(x) - P(x)$ .

若插值函数 $P(x)$ 为次数不超过 $n$ 的代数多项式, 即

$$P(x) = a_0 + a_1x + \dots + a_nx^n$$

其中系数 $a_i$ 为实数, 则称 $P(x)$ 为插值多项式, 相应的插值法称为多项式插值; 若 $P(x)$ 为分段多项式, 就称为分段多项式插值; 若 $P(x)$ 为三角多项式, 就称为三角插值。

**常用的插值函数**有多项式、有理分式、三角函数和指数函数等；由于多项式和分段多项式计算简单，所以在工程计算中使用最多。

## 插值多项式存在? 唯一?

$H_n$ 表示所有次数不超过 $n$ 的代数多项式集合, 则插值多项式的存在唯一性问题是: 是否  $H_n$  中有且只有一个次数不超过 $n$ 的代数多项式  $P(x)$  满足插值条件:

$$P(x_i) = y_i \quad (i = 0, 1, 2, \dots, n), \text{ 即}$$

$$\begin{cases} a_0 + a_1x_0 + a_2x_0^2 + \dots + a_nx_0^n = y_0 \\ a_0 + a_1x_1 + a_2x_1^2 + \dots + a_nx_1^n = y_1 \\ a_0 + a_1x_2 + a_2x_2^2 + \dots + a_nx_2^n = y_2 \\ \dots\dots\dots \\ a_0 + a_1x_n + a_2x_n^2 + \dots + a_nx_n^n = y_n \end{cases} \quad (2.2.1)$$

$$\begin{vmatrix} 1 & x_0 & x_0^2 & \dots & x_0^n \\ 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^n \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \dots & x_2^n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & \dots & x_n^n \end{vmatrix} = \prod_{0 \leq j < i \leq n} (x_i - x_j) \neq 0 \quad \text{方程组有唯一解}$$



**定理2.1**(插值多项式的**存在唯一性**): 已知函数  $y = f(x)$  在  $[a, b]$  中  $n+1$  个互异节点  $a \leq x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_n \leq b$  的函数值  $y_0, y_1, \dots, y_n$ , 则存在唯一的次数不超过  **$n$**  的代数多项式  $P(x)$ , 满足插值条件:  $P(x_i) = y_i$  ( $i = 0, 1, 2, \dots, n$ )

**思考题:** 如果不限制多项式的次数, 插值多项式存在吗? 唯一吗?

## 如何构造插值多项式？

设定存在唯一的插值多项式为

$$P(x) = a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n,$$

令其满足插值条件，即方程(2.2.1)，解该方程求出系数 $a_i$ 的值，代入插值多项式的上面表达式即得插值多项式。这种方法称为待定系数法，计算复杂。

下面讨论其它构造插值多项式的方法，例如Lagrange法、Newton法、Hermite法等。

## 2.2 Lagrange插值法

### 2.2.1 ( $n=1$ ) 一次或线性插值多项式, 记作 $L_1(x)$

已知

$x_i$	$x_0$	$x_1$
$y_i$	$y_0$	$y_1$

求 $y = L_1(x)$ , 使得

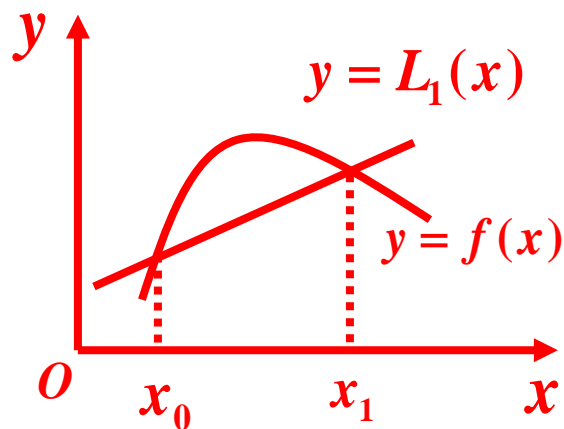
$$L_1(x_0) = y_0, L_1(x_1) = y_1,$$

如图所示, 就是找过这两点的直线。

直线方程可以写为

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

为 $f(x)$ 的线性插值多项式。



令 
$$l_0(x) = \frac{x-x_1}{x_0-x_1}, \quad l_1(x) = \frac{x-x_0}{x_1-x_0}$$

则线性插值多项式表示为

$$L_1(x) = l_0(x)y_0 + l_1(x)y_1$$

其中  $l_0(x), l_1(x)$  都是线性多项式, 且

$$l_0(x_0) = 1, l_0(x_1) = 0$$

$$l_1(x_1) = 1, l_1(x_0) = 0$$

统一记作 
$$l_i(x_j) = \delta_{ij} = \begin{cases} 1, i = j \\ 0, i \neq j \end{cases}$$

称  $l_0(x), l_1(x)$  为节点  $x_0, x_1$  处的线性插值基函数.

易验证  $L_1(x)$  满足插值条件:

$$L_1(x_0) = y_0, L_1(x_1) = y_1 .$$

## 2.2.2 二次插值或称为抛物线插值 ( $n=2$ )

已知 

$x_i$	$x_0$	$x_1$	$x_2$
$y_i$	$y_0$	$y_1$	$y_2$

 求二次插值多项式, 记作  $L_2(x)$ , 满足插值条件:

$$L_2(x_i) = y_i \quad (i=0,1,2)$$

仿照线性插值多项式的形式, 令

$$L_2(x) = y_0 l_0(x) + y_1 l_1(x) + y_2 l_2(x)$$

显然这样形式的  $L_2(x)$  满足插值条件:

$$L_2(x_0) = y_0, \quad L_2(x_1) = y_1, \quad L_2(x_2) = y_2.$$

其中 $l_i(x)$ ,  $i = 1, 2, 3$ 称为节点 $x_i$ 处的二次插值基函数, 均为二次多项式, 且满足

$$l_0(x_0) = 1, \quad l_0(x_1) = 0, \quad l_0(x_2) = 0;$$

$$l_1(x_0) = 0, \quad l_1(x_1) = 1, \quad l_1(x_2) = 0;$$

$$l_2(x_0) = 0, \quad l_2(x_1) = 0, \quad l_2(x_2) = 1.$$

如何确定满足上述条件的 $l_i(x)$ ,  $i = 1, 2, 3$ 的表达式?

以 $l_0$ 为例来讨论, 根据条件, $l_0$  是二次多项式, 且 $x_0, x_1$ 是其零点, 因此一定具有形式:

$$l_0(x) = A(x - x_1)(x - x_2),$$

由 $l_0(x_0) = 1$ 知  $A(x_0 - x_1)(x_0 - x_2) = 1$ , 因此

$$A = \frac{1}{(x_0 - x_1)(x_0 - x_2)}$$

从而

$$l_0(x) = \frac{(x - x_1)(x - x_2)}{(x_0 - x_1)(x_0 - x_2)}$$

同理

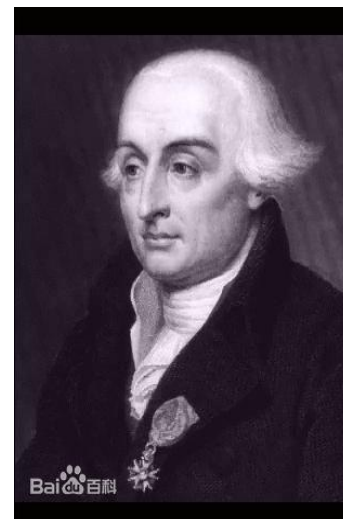
$$l_1(x) = \frac{(x-x_0)(x-x_2)}{(x_1-x_0)(x_1-x_2)}, \quad l_2(x) = \frac{(x-x_0)(x-x_1)}{(x_2-x_0)(x_2-x_1)}$$

故  $L_2(x) = l_0(x)y_0 + l_1(x)y_1 + l_2(x)y_2$

$$\begin{aligned} &= \frac{(x-x_1)(x-x_2)}{(x_0-x_1)(x_0-x_2)} y_0 + \frac{(x-x_0)(x-x_2)}{(x_1-x_0)(x_1-x_2)} y_1 \\ &\quad + \frac{(x-x_0)(x-x_1)}{(x_2-x_0)(x_2-x_1)} y_2 \end{aligned}$$



前面一次、二次插值多项式的形式由一个共同特点：插值多项式表示成了插值节点的已知值  $y_i$  对节点上的插值基函数  $l_i$  进行线性组合，称之为**Lagrange**型插值多项式。



Joseph-Louis Lagrange

1736~1813

法国数学家、物理学家

**例1** 已知 $y = f(x)$ 的函数表，求抛物插值多项式，并求 $f(1.5)$ 的近似值.

$x_i$ :	1	2	3
$y_i$ :	2	-1	2

**解:**

$$L_2(x) = \frac{(x-2)(x-3)}{(1-2)(1-3)} (2) + \frac{(x-1)(x-3)}{(2-1)(2-3)} (-1) + \frac{(x-1)(x-2)}{(3-1)(3-2)} (2)$$
$$= 3x^2 - 12x + 11$$

$$f(1.5) \approx L_2(1.5) = -1/4$$

## 2.2.3 n次插值多项式(Lagrange插值多项式)

已知函数  $y = f(x)$  在  $[a, b]$  中  $n+1$  个互异节点  $a \leq x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_n \leq b$  的函数值  $y_0, y_1, \dots, y_n$ , 存在唯一的次数不超过  $n$  的多项式, 写成Lagrange插值多项式形式, 记作  $L_n(x)$ , 类似于一/二次Lagrange型插值多项式, 有

$$L_n(x) = l_0(x)y_0 + l_1(x)y_1 + \dots + l_n(x)y_n = \sum_{k=0}^n l_k(x)y_k$$

其中  $l_k(x)$ ,  $k = 0, 1, \dots, n$ , 称为**n次Lagrange插值基函数**, 满足: 都是**n次多项式**, 且

$$l_k(x_j) = \delta_{kj} = \begin{cases} 1, & k = j \\ 0, & k \neq j \end{cases}$$

类似于二次插值基函数的构造， **n次Lagrange插值基函数**

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

从而**n次Lagrange**型插值多项式 $L_n(x)$ 表示为

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

令  $w_{n+1}(x) = (x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_n)$ , 易知

$$w'_{n+1}(x_k) = (x_k - x_0) \cdots (x_k - x_{k-1})(x_k - x_{k+1}) \cdots (x_k - x_n)$$

**n次Lagrange插值基函数**

$$l_k(x) = \frac{(x-x_0) \cdots (x-x_{k-1})(x-x_{k+1}) \cdots (x-x_n)}{(x_k-x_0) \cdots (x_k-x_{k-1})(x_k-x_{k+1}) \cdots (x_k-x_n)} = \frac{w_{n+1}(x)}{(x-x_k)w'_{n+1}(x_k)}$$

**n次Lagrange型插值多项式** $L_n(x)$ 表示为

$$L_n(x) = \sum_{k=0}^n y_k l_k(x) = w_{n+1}(x) \sum_{k=0}^n \frac{y_k}{(x-x_k)w'_{n+1}(x_k)}$$

## 2.2.4 插值余项和误差估计

在  $[a, b]$  上用  $L_n(x)$  近似  $f(x)$ , 产生的误差或插值余项为  $R_n(x) = f(x) - L_n(x)$ , 关于插值余项有下面定理。

**定理2.2** 设  $f(x)$  在  $[a, b]$  上有  $n$  阶连续导数, 在  $(a, b)$  上  $n+1$  阶导数存在, 则  $n$  次插值多项式  $L_n(x)$  近似  $f(x)$  产生的误差或插值余项为

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

其中  $\xi \in (a, b)$  且依赖于  $x$ .

**证明：**显然，若 $x$ 是某个节点时，上式两端都为**0**，上式成立，因此只需证明 $x$ 不是插值节点时结论成立。

固定  $x \in [a, b]$ ，因为  $R_n(x)$  有  **$n+1$**  个零点  $x_0, x_1, \dots, x_n$ ，可设

$$R_n(x) = K(x)(x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_n) = K(x)w_{n+1}(x) ,$$
其中  $K(x)$  是依赖于 $x$ 的待定函数。

在 $[a, b]$ 上构造函数

$$\varphi(t) = f(t) - L_n(t) - K(x)(t - x_0)(t - x_1) \cdots (t - x_n)$$

由插值条件及余项定义知,  $\varphi(t)$  在  $x_0, x_1, \dots, x_n$  及  $x$  处均为 0, 即  $\varphi(t)$  在  $[a, b]$  上有  $n+2$  个互异的零点, 根据罗尔定理,

$\varphi'(t)$  在  $\varphi(t)$  的两个相邻零点之间至少有一个零点, 依此类推, 有  $\varphi''(t)$  在  $[a, b]$  上至少有  $n+1$  个互异的零点, 有  $\varphi'''(t)$  在  $[a, b]$  上至少有  $n$  个互异的零点, ...,  $\varphi^{(n+1)}(t)$  在  $[a, b]$  上至少有 1 个互异的零点. 罗尔定理: 如果函数  $f(x)$  满足以下条件:

(1) 在闭区间  $[a, b]$  上连续,

(2) 在  $(a, b)$  内可导,

(3)  $f(a) = f(b)$ ,

则至少存在一个  $\xi \in (a, b)$ , 使得  $f'(\xi) = 0$ .

$$\varphi^{(n+1)}(\xi) = f^{(n+1)}(\xi) - K(x)(n+1)! = 0$$

从而 
$$K(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!}$$

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



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

由余项表达式知，当 $f(x) = x^k (k \leq n)$ 时，由于 $f^{(n+1)}(x) = 0$ ，因此有

$$R_n(x) = x^k - \sum_{i=0}^n x_i^k l_i(x) = 0$$

从而

$$\sum_{i=0}^n x_i^k l_i(x) = x^k, k = 0, 1, 2, \dots, n$$

特别当 $k=0$ 时，有

$$\sum_{i=0}^n l_i(x) = 1$$

更一般的，若被插函数 $f(x)$ 是任一个次数不超过 $n$ 的代数多项式，则 $n$ 次插值多项式的余项为 $0$ ，都有 $f(x) = L_n(x), \forall x \in [a, b]$ .

**练习1** 证明 $\sum_{i=0}^5 (x_i - x)^2 l_i(x) = \mathbf{0}$ , 其中 $l_i(x)$ 是关于点 $x_0, x_1, \dots, x_5$ 的插值基函数。

$$\begin{aligned} \sum_{i=0}^5 (x_i - x)^2 l_i(x) &= \sum_{i=0}^5 (x_i^2 - 2x_i x + x^2) l_i(x) \\ &= \sum_{i=0}^5 x_i^2 l_i(x) - 2x \sum_{i=0}^5 x_i l_i(x) + x^2 \sum_{i=0}^5 l_i(x) \\ &= x^2 - 2xx + x^2 \mathbf{1} = \mathbf{0} \end{aligned}$$

特别地，如果有  $\max_{a < x < b} |f^{(n+1)}(x)| \leq M$ ，则插值多项式  $L_n(x)$  逼近  $f(x)$  的误差限为

$$|R_n(x)| \leq \frac{M}{(n+1)!} |\omega_{n+1}(x)|$$

## 几种常用的低阶插值余项公式

当**n=1**时,

$$\begin{aligned} R_1(x) &= f(x) - L_1(x) \\ &= \frac{1}{2} f''(\xi)(x - x_0)(x - x_1), \xi \in (a, b) \end{aligned}$$

当**n=2**时,

$$\begin{aligned} R_2(x) &= f(x) - L_2(x) \\ &= \frac{1}{3!} f'''(\xi)(x - x_0)(x - x_1)(x - x_2), \xi \in (a, b) \end{aligned}$$

**例2.** 已知 $f(x) = e^{-x}$ 的一组数据见下表，用抛物插值

计算 $e^{-2.1}$ 的近似值，并估计误差。

$x_i$	1	2	3
$y_i$	0.3679	0.1353	0.0183

解：记  $x_0 = 1, x_1 = 2, x_2 = 3,$

$$y_0 = 0.3679, y_1 = 0.1353, y_2 = 0.0183$$

$$e^{-2.1} \approx L_2(2.1)$$

$$= y_0 \frac{(2.1 - x_1)(2.1 - x_2)}{(x_0 - x_1)(x_0 - x_2)} + y_1 \frac{(2.1 - x_0)(2.1 - x_2)}{(x_1 - x_0)(x_1 - x_2)}$$

$$+ y_2 \frac{(2.1 - x_0)(2.1 - x_1)}{(x_2 - x_0)(x_2 - x_1)}$$

$$= 0.3679 \times \frac{0.1 \times (-0.9)}{2} + 0.1353 \times \frac{1.1 \times (-0.9)}{(-1)} + 0.0183$$

$$\times \frac{1.1 \times 0.1}{2} \approx 0.1184$$

$$|R_2(x)| = \frac{1}{6} |e^{-\xi}(x-1)(x-2)(x-3)|$$

$$\leq \frac{e^{-1}}{6} |(x-1)(x-2)(x-3)|, \quad \xi \in (1,3)$$

$$|R_2(2.1)| \leq \frac{0.3679}{6} \times 0.099 \leq 0.0060701$$

练习 设  $f \in C^2[a, b]$ , 试证明 48页习题5是一个特例,  $f(a)=f(b)=0$

$$\max_{x \in [a, b]} \left| f(x) - \left[ f(a) + \frac{f(b)-f(a)}{b-a} (x-a) \right] \right| \leq \frac{1}{8} (b-a)^2 M,$$

$$\text{其中 } M = \max_{x \in [a, b]} |f''(x)|$$

实际上,  $f(a) + \frac{f(b)-f(a)}{b-a} (x-a)$  就是  $f(x)$  在  $[a, b]$  上过  $(a, f(a))$  和  $(b, f(b))$  两点的线性插值多项式  $L_1(x)$ , 由余项公式, 有

$$\begin{aligned} & \max_{x \in [a, b]} \left| f(x) - \left[ f(a) + \frac{f(b)-f(a)}{b-a} (x-a) \right] \right| \\ &= \max_{x \in [a, b]} |f(x) - L_1(x)| = \max_{x \in [a, b]} \left| \frac{f''(\xi)}{2} (x-a)(x-b) \right| \\ &\leq \frac{M}{2} \max_{x \in [a, b]} |(x-a)(x-b)| = \frac{1}{8} (b-a)^2 M \end{aligned}$$

似曾相识?

## 拉格朗日插值多项式余项

$$R_n(x) = f(x) - L_n(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} \omega_{n+1}(x) \quad \xi \in (a, b),$$

$$\omega_{n+1}(x) = \prod_{i=0}^n (x - x_i),$$

与泰勒公式的拉格朗日余项比较

$$R_n(x) = f(x) - P_n(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} (x - x_0)^{n+1} \quad \xi \in (a, b),$$

? 思考

**n次Taylor多项式也是对 $f(x)$ 的一种插值?**

设给定 $x_0$ 点的函数值 $y_0 = f(x_0)$ , 求满足插值条件的插值多项式; 若给定 $x_0$ 点的函数值 $y_0 = f(x_0)$ 和一阶导数值,  $m_0 = f'(x_0)$ , 求满足这两个插值条件的插值多项式。



## 拉格朗日插值的优缺点

**优点：**插值基函数及插值多项式形式对称，结构紧凑，易分析、易编程。节点不变函数值变化时，基函数不变，可用于不同批次的采样值。

**缺点：**节点或节点个数改变时，全部插值基函数均要随之变化，整个插值多项式也要变化，这在实际计算中是不方便的。

**如何解决这一问题？ 牛顿插值法**

**实验作业： 48页， No.2**

**本上作业： 48页， No.1:(1)(2), 4**

## 2.3 均差与牛顿插值多项式

过一点 $(x_0, f(x_0))$ 确定唯一的零次多项式，也就是常函数，

$$P_0(x) = f(x_0);$$

若增加一个节点 $x_1$ ，过两点 $(x_0, f(x_0))$ ， $(x_1, f(x_1))$ 确定唯一的1次（线性）多项式，其图形是过这两点的直线，将其方程写成点斜式，即

$$\begin{aligned} P_1(x) &= f(x_0) + \frac{f(x_1)-f(x_0)}{x_1-x_0}(x-x_0) \\ &= P_0(x) + \boxed{a_1(x-x_0)} \quad a_1 = \frac{f(x_1)-f(x_0)}{x_1-x_0} \text{ 是函数的一阶差商} \end{aligned}$$

特点：它可以看成是对上面零次多项式的修正，即在零次多项式基础上加一个线性多项式，且新加的项不影响零次多项式已经满足的插值条件，当然新加的项要保证在新增的节点处满足插值条件。

启发：当增加节点时，对已经得到的低次插值多项式进行适当修正，即在低次插值多项式基础上加一个高次多项式项，使其不影响原有节点的插值条件，且满足新增节点的插值条件。

比如增加一个节点 $(x_2, f(x_2))$ ，这时唯一确定一个**2**次（抛物）多项式，如前所说，新增的项应该是一个二次多项式，且不影响 $P_1(x)$ 在 $x_0$ 和 $x_1$ 的插值条件，因此新增项应具有 $a_2(x - x_0)(x - x_1)$ 形成，

从而**2**次插值多项式可写成

$$P_2(x) = P_1(x) + a_2(x - x_0)(x - x_1)$$

显然有  $P_2(x_0) = P_1(x_0) = f(x_0)$ ,  $P_2(x_1) = P_1(x_1) = f(x_1)$ ,

现在要确定 $a_2$ ，使得 $P_2(x_2) = f(x_2)$ ，易得

$$a_2 = \frac{\frac{f(x_2) - f(x_0)}{x_2 - x_0} - \frac{f(x_1) - f(x_0)}{x_1 - x_0}}{x_2 - x_1}$$

是“差商的差商”。

一般地, 已知 $f$ 在 $x_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 的函数值 $f(x_i)$ , 过这 $n+1$ 个节点的 $n$ 次插值多项式可写成

$$P_n(x) = a_0 + a_1(x - x_0) + \dots + a_n(x - x_0) \dots (x - x_{n-1})$$

其中  $a_0, a_1, \dots, a_n$  为待定系数。

这种形式的插值多项式称为**牛顿插值多项式**, 其中插值基函数为

$$1, (x - x_0), \dots, (x - x_0) \dots (x - x_{n-1}),$$

这与**Lagrange**型插值多项式不同, 但优点是增加节点容易。

为了给出系数 $a_0, a_1, \dots, a_n$ 的表达式, 需要引入**均差**或**差商**的定义。

## ➤ 定义2 差商(亦称均差)

已知函数 $f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上 $n+1$ 个互异节点 $x_0, x_1, \dots, x_n$ 的函数值 $f(x_0), f(x_1), \dots, f(x_n)$

$$f[x_k, x_j] = \frac{f(x_k) - f(x_j)}{x_k - x_j} = \frac{f(x_j) - f(x_k)}{x_j - x_k}$$

称为 $f(x)$ 关于节点  $x_k, x_j$  的1阶差商

$$f[x_i, x_j, x_k] = \frac{f[x_i, x_j] - f[x_j, x_k]}{x_k - x_i}$$

称为  $f(x)$  关于节点  $x_i, x_j, x_k$  的2阶差商

$$f[x_0, x_1, \dots, x_{k-1}, x_k] = \frac{f[x_0, x_1, \dots, x_{k-1}] - f[x_1, x_2, \dots, x_k]}{x_k - x_0}$$

称为  $f(x)$  关于节点  $x_0, x_1, \dots, x_k$  的 $k$ 阶差商

## ➤ 差商的性质

### 性质1 差商可用函数值线性表示

$f(x)$  的  $k$  阶差商可由函数值  $f(x_0), f(x_1), \dots, f(x_k)$  线性表示为

$$f[x_0, x_1, \dots, x_{k-1}, x_k] = \sum_{i=0}^k \frac{f(x_i)}{(x_i - x_0) \dots (x_i - x_{i-1})(x_i - x_{i+1}) \dots (x_i - x_k)}$$

例如

$$f[x_i, x_j] = \frac{f(x_i) - f(x_j)}{x_i - x_j} = \frac{f(x_i)}{x_i - x_j} + \frac{f(x_j)}{x_j - x_i}$$

$$\begin{aligned}
f[x_i, x_j, x_k] &= \frac{f[x_j, x_k] - f[x_i, x_j]}{x_k - x_i} = \frac{\frac{f(x_k) - f(x_j)}{x_k - x_j} - \frac{f(x_j) - f(x_i)}{x_j - x_i}}{x_k - x_i} \\
&= \frac{(f(x_k) - f(x_j))(x_j - x_i) - (f(x_j) - f(x_i))(x_k - x_j)}{(x_k - x_j)(x_j - x_i)(x_k - x_i)} \\
&= \frac{f(x_k)(x_j - x_i) - f(x_j)(x_j - x_i) - f(x_j)(x_k - x_j) + f(x_i)(x_k - x_j)}{(x_k - x_j)(x_j - x_i)(x_k - x_i)} \\
&= \frac{f(x_k)}{(x_k - x_j)(x_k - x_i)} - \frac{f(x_j)}{(x_k - x_j)(x_j - x_i)} + \frac{f(x_i)}{(x_j - x_i)(x_k - x_i)} \\
&= \frac{f(x_i)}{(x_i - x_j)(x_i - x_k)} + \frac{f(x_j)}{(x_j - x_k)(x_j - x_i)} + \frac{f(x_k)}{(x_k - x_j)(x_k - x_i)}
\end{aligned}$$

**性质2** 差商值与节点顺序无关，称为差商的对称性

差商中任意交换两个节点  $x_i, x_j$  的顺序，差商值不变

$$f[x_0, x_1, \dots, x_{k-1}, x_k] = \frac{f[x_1, \dots, x_{k-1}, x_k] - f[x_0, x_1, \dots, x_{k-1}]}{x_k - x_0}$$

也可以表示为

$$= \frac{f[x_0, \dots, x_{k-2}, x_k] - f[x_0, x_1, \dots, x_{k-1}]}{x_k - x_{k-1}}$$



### 性质3 差商与导数的关系

若  $f(x)$  在  $[a,b]$  上存在  $k$  阶导数, 且节点  $x_0, x_1, \dots, x_k \in [a,b]$

则  $\exists \xi \in [a,b]$ , 有

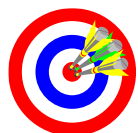
$$f[x_0, x_1, \dots, x_{k-1}, x_k] = \frac{f^{(k)}(\xi)}{k!}$$

## ➤ 差商的计算方法(差商表)

$x_k$	$f(x_k)$	一阶差商	二阶差商	三阶差商	四阶差商
$x_0$	$f(x_0)$				
$x_1$	$f(x_1)$	$f[x_0, x_1]$			
$x_2$	$f(x_2)$	$f[x_1, x_2]$	$f[x_0, x_1, x_2]$		
$x_3$	$f(x_3)$	$f[x_2, x_3]$	$f[x_1, x_2, x_3]$	$f[x_0, x_1, x_2, x_3]$	
$x_4$	$f(x_4)$	$f[x_3, x_4]$	$f[x_2, x_3, x_4]$	$f[x_1, x_2, x_3, x_4]$	$f[x_0, x_1, \dots, x_4]$

规定函数值为零阶差商；高阶差商是两个低一阶差商的差商。

## ➤ 牛顿插值多项式



$$N_n(x) = a_0 + a_1(x - x_0) + a_2(x - x_0)(x - x_1) + \dots + a_n(x - x_0)\dots(x - x_{n-1})$$

$$\left\{ \begin{array}{l} f(x) = f(x_0) + (x - x_0)f[x, x_0] \dots\dots\dots \textcircled{1} \\ f[x, x_0] = f[x_0, x_1] + (x - x_1)f[x, x_0, x_1] \dots\dots\dots \textcircled{2} \\ \dots\dots\dots \\ f[x, x_0, \dots, x_{n-1}] = f[x_0, \dots, x_n] + (x - x_n)f[x, x_0, \dots, x_n] \dots\dots \textcircled{n-1} \end{array} \right.$$

将下一式子依次代入上一个式子，可得：

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

$N_n(x)$

$$a_i = f[x_0, \dots, x_i]$$

$R_n(x)$

$$N_n(x) = f(x_0) + f[x_0, x_1](x - x_0) + f[x_0, x_1, x_2](x - x_0)(x - x_1) + \dots \\ + f[x_0, \dots, x_n](x - x_0)\dots(x - x_{n-1})$$



$$\omega_{n+1}(x)$$

$$R_n(x) = f[x, x_0, \dots, x_n](x - x_0)\dots(x - x_{n-1})(x - x_n)$$

多项式  $N_n(x)$  显然满足插值条件, 即  $N_n(x_j) = f(x_j), (j=1, \dots, n)$ , 且次数不超过  $n$ , 由插值多项式的唯一性定理知它就是前述的  $L_n(x)$ , 其插值系数为

$$a_k = f[x_0, \dots, x_k] \quad (k = 0, 1, \dots, n)$$

👉注：由唯一性可知  $N_n(\mathbf{x}) \equiv L_n(\mathbf{x})$ ，只是算法和形式不同，故其余项也相同，

$$f[x, x_0, \dots, x_n] \omega_{n+1}(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!} \omega_{n+1}(x)$$

$$\Rightarrow \boxed{f[x_0, \dots, x_n] = \frac{f^{(n)}(\xi)}{n!}, \quad \xi \in (x_{\min}, x_{\max})}$$

**例3** 依据如下函数值表建立拉格朗日插值多项式及牛顿插值多项式.

$x_k$	0	1	2	4
$f(x_k)$	1	9	23	3

**解:** (1)拉格朗日插值多项式

插值基函数  $l_0(x) = \frac{(x-1)(x-2)(x-4)}{(0-1)(0-2)(0-4)} = \frac{1}{8}x^3 + \frac{7}{8}x^2 - \frac{7}{4}x + 1,$

$$l_1(x) = \frac{(x-0)(x-2)(x-4)}{(1-0)(1-2)(1-4)} = \frac{1}{3}x^3 - 2x^2 - \frac{8}{3}x,$$

$$l_2(x) = \frac{(x-0)(x-1)(x-4)}{(2-0)(2-1)(2-4)} = -\frac{1}{4}x^3 + \frac{5}{4}x^2 - x,$$

$$l_3(x) = \frac{(x-0)(x-1)(x-2)}{(4-0)(4-1)(4-2)} = \frac{1}{24}x^3 - \frac{1}{8}x^2 + \frac{1}{12}x,$$

拉格朗日插值多项式为:

$$\begin{aligned} L_3(x) &= \sum_{i=0}^3 l_i(x)y_i = l_0(x) + 9l_1(x) + 23l_2(x) + 3l_3(x) \\ &= -\frac{11}{4}x^3 + \frac{45}{4}x^2 - \frac{1}{2}x + 1 \end{aligned}$$

## (2) 牛顿插值多项式.

建立如下差商表

$x_k$	$f(x_k)$	一阶均差	二阶均差	三阶均差
0	1			
1	9	8		
2	23	14	3	
4	3	-10	-8	-11/4

牛顿插值多项式为

$$\begin{aligned} N_3(x) &= 1 + 8(x-0) + 3(x-0)(x-1) - \frac{11}{4}(x-0)(x-1)(x-2) \\ &= -\frac{11}{4}x^3 + \frac{45}{4}x^2 - \frac{1}{2}x + 1 \end{aligned}$$

可见，用两种方法构造的插值多项式是一样的。

当题目中没有指明用哪一种方法建立插值多项式时，原则上拉格朗日插值方法和牛顿插值方法都可行，做题目时选择较为简便的一种方法。近似计算时，由于牛顿插值多项式的非整理形式可以直接写成秦九韶算法的形式，计算量小，且当增加节点时只需增加一项，前面的工作依然有效，因而通常情况下牛顿插值比较方便。拉格朗日插值法没有上述优点，但它在理论证明上因插值基函数的许多特点而得到广泛应用。

**实验作业：48页，No.2,改用牛顿插值法做**  
**本上作业：48页，No.1 (3), 8**



## 2.4 Hermite插值多项式

前面讨论的插值多项式仅要求在插值节点上函数值相等，有的实际问题还要求在节点上导数值相等，甚至高阶导数值也相等，满足这种要求的插值多项式称为**Hermite插值多项式**。

### 1. 重节点均差与泰勒插值

一个关于均差的结论。

定理3. 设  $f \in C^n[a, b]$ ,  $x_0, x_1, \dots, x_n$  为  $[a, b]$  上的互异节点，则

$f[x_0, x_1, \dots, x_n]$  是其变量的连续函数。

若  $[a, b]$  上的节点互异，根据均差定义，若  $f \in C^1[a, b]$ , 则

$$\lim_{x \rightarrow x_0} f[x_0, x] = \lim_{x \rightarrow x_0} \frac{f(x) - f(x_0)}{x - x_0} = f'(x_0)$$

由此定义重节点均差  $f[x_0, x_0] = \lim_{x \rightarrow x_0} f[x_0, x] = f'(x_0)$

类似地，可定义重节点的二阶均差，当 $x_0 \neq x_1$ 时，有

$$f[x_0, x_0, x_1] = \frac{f[x_0, x_1] - f[x_0, x_0]}{x_1 - x_0}$$

当 $x_1 \rightarrow x_0$ 时，有  $f[x_0, x_0, x_0] = \lim_{\substack{x_1 \rightarrow x_0 \\ x_2 \rightarrow x_0}} f[x_0, x_1, x_2] = \frac{1}{2} f''(x_0)$

一般地，可定义n重节点的均差，

$$f[x_0, x_0, \dots, x_0] = \lim_{x_i \rightarrow x_0} f[x_0, x_1, \dots, x_n] = \frac{1}{n!} f^{(n)}(x_0)$$

在牛顿均差插值多项式中，令 $x_i \rightarrow x_0 (i = 1, 2, \dots, n)$ ，由上式可得泰勒多项式

$$P_n(x) = f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) + \dots + \frac{1}{n!} f^{(n)}(x_0)(x - x_0)^n$$

它是在点 $x_0$ 满足条件： $P_n^{(k)}(x_0) = f^{(k)}(x_0), k = 0, 1, \dots, n$

的Hermite插值多项式，其余项为

$$R_n(x) = \frac{f^{(n+1)}(\theta)}{(n+1)!} (x - x_0)^{n+1}, \theta \in (a, b)$$

$$f[x_0] = f(x_0)$$

$$f[x_0, x_1] \triangleq \frac{f(x_0) - f(x_1)}{x_0 - x_1} = \frac{f(x_1) - f(x_0)}{x_1 - x_0} \quad (\text{当 } x_0 \neq x_1)$$

$$f[x_0, x_0] \triangleq \lim_{x_1 \rightarrow x_0} \frac{f(x_0) - f(x_1)}{x_0 - x_1} = f'(x_0) \quad (\text{当 } x_1 = x_0)$$

$$f[\underbrace{x_0, x_0, x_1}] \triangleq \frac{f[x_0, x_0] - f[x_0, x_1]}{x_0 - x_1} \quad (\text{当 } x_1 \neq x_0)$$

$$f[x_0, x_0, x_0] \triangleq \lim_{\substack{x_1 \rightarrow x_0 \\ x_2 \rightarrow x_0}} f[x_0, x_1, x_2] \quad (\text{当 } x_1 \neq x_0)$$

$$= \lim_{\substack{x_1 \rightarrow x_0 \\ x_2 \rightarrow x_0}} \frac{f''(\xi)}{2!}$$

( $\xi$  介于  $x_0, x_1, x_2$  之间)

当  $x_1, x_2 \rightarrow x_0$  时,  $\xi \rightarrow x_0$ )

$$= \frac{f''(x_0)}{2!}$$

类似地,  $f[\underbrace{x_0, \dots, x_0}_{n+1 \uparrow}] = \lim_{x_1, x_2, \dots, x_n \rightarrow x_0} f[x_0, x_1, \dots, x_n]$

$$= \lim_{x_1, x_2, \dots, x_n \rightarrow x_0} \frac{f^{(n)}(\xi)}{n!}$$

$$= \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!}$$

一阶差商

二阶差商

$$x_0 \quad f(x_0)$$

$$x_1 \quad f(x_1) \quad f[x_0, x_1]$$

$$x_1 \quad f(x_1) \quad f[x_1, x_1] = f'(x_1) \quad f[x_0, x_1, x_1]$$

$$x_2 \quad f(x_2) \quad f[x_1, x_2] \quad f[x_1, x_1, x_2] \quad f[x_0, x_1, x_1, x_2]$$

$$N_3(x) = f(x_0) + f[x_0, x_1](x - x_0)$$

$$+ f[x_0, x_1, x_1](x - x_0)(x - x_1)$$

$$+ f[x_0, x_1, x_1, x_2](x - x_0)(x - x_1)(x - x_1)$$

一般地，只要给出**m+1**个插值条件（包括函数值和导数值）就可构造出次数不超过**m**次的**Hermite**插值多项式，由于导数条件各不相同，这里就不给出一般**Hermite**插值公式。**Taylor**多项式是一个典型的例子，下面再讨论**2**个典型的例子。

## 2. 两个典型的**Hermite**插值

**例1** 考虑满足条件 $P(x_i) = f(x_i) (i = 0, 1, 2)$ 及 $P'(x_1) = f'(x_1)$ 的插值多项式及其余项表达式。由给定条件，可确定次数不超过**3**的插值多项式，由于此多项式通过点 $(x_i, f(x_i)) (i = 0, 1, 2)$ ，故其形式为

$$P(x) = f(x_0) + f[x_0, x_1](x - x_0) + f[x_0, x_1, x_2](x - x_0)(x - x_1) + A(x - x_0)(x - x_1)(x - x_2)$$

由条件 $P'(x_1) = f'(x_1)$ 确定系数**A**，得

$$A = \frac{f'(x_1) - f[x_0, x_1] - (x_1 - x_0)f[x_0, x_1, x_2]}{(x_1 - x_0)(x_1 - x_2)}$$

为了求出余项  $R(x) = f(x) - P(x)$  的表达式，可设

$R(x) = f(x) - P(x) = k(x)(x - x_0)(x - x_1)^2(x - x_2)$ ，其中  $k(x)$  为待定函数。

构造  $\varphi(t) = f(t) - P(t) - k(x)(t - x_0)(t - x_1)^2(t - x_2)$ ，

显然  $\varphi(x_j) = 0, j = 0, 1, 2$ ，且  $\varphi'(x_1) = 0, \varphi(x) = 0$ 。故  $\varphi(t)$  在  $(a, b)$  内有 5 个零点（二重根算 2 个）。假设  $f$  有好的可微性，反复应用罗尔定理，得  $\varphi^{(4)}(t)$  在  $(a, b)$  内至少有一个零点  $\theta$ ，故

$$\varphi^{(4)}(\theta) = f^{(4)}(\theta) - 4! k(x) = 0$$

因此  $k(x) = \frac{f^{(4)}(\theta)}{4!}$ ，余项表达式为

$$R(x) = f(x) - P(x) = \frac{f^{(4)}(\theta)}{4!} (x - x_0)(x - x_1)^2(x - x_2)$$

$\theta$  在  $x_0, x_1, x_2, x$  之间。

**例2** 考虑两点三次**Hermite**插值多项式 $H_3(x)$ ，满足

$$H_3(x_k) = y_k, H_3(x_{k+1}) = y_{k+1},$$

$$H'_3(x_k) = m_k, H'_3(x_{k+1}) = m_{k+1},$$

采用基函数方法，令

$$H_3(x) = \alpha_k(x)y_k + \alpha_{k+1}(x)y_{k+1} + \beta_k(x)m_k + \beta_{k+1}(x)m_{k+1}$$

其中 $\alpha_k(x), \alpha_{k+1}(x), \beta_k(x), \beta_{k+1}(x)$ 是关于节点 $x_k$ 及 $x_{k+1}$ 的**3次**

**Hermite**插值基函数，分别满足条件

$$\alpha_k(x_k) = 1, \alpha_k(x_{k+1}) = 0, \alpha'_k(x_k) = \alpha'_k(x_{k+1}) = 0;$$

$$\alpha_{k+1}(x_k) = 0, \alpha_{k+1}(x_{k+1}) = 1, \alpha'_{k+1}(x_k) = \alpha'_{k+1}(x_{k+1}) = 0;$$

$$\beta_k(x_k) = \beta_k(x_{k+1}) = 0, \beta'_k(x_k) = 1, \beta'_k(x_{k+1}) = 0;$$

$$\beta_{k+1}(x_k) = \beta_{k+1}(x_{k+1}) = 0, \beta'_{k+1}(x_k) = 0, \beta'_{k+1}(x_{k+1}) = 1;$$

先考虑基函数 $\alpha_k(x)$ 的表达式，由基函数的条件， $x_{k+1}$ 是它的二重

零点，可设  $\alpha_k(x) = (ax + b) \left( \frac{x - x_{k+1}}{x_k - x_{k+1}} \right)^2$

再由  $\alpha_k(x_k) = ax_k + b = 1$ , 及

$$\alpha'_k(x) = a \left( \frac{x - x_{k+1}}{x_k - x_{k+1}} \right)^2 + 2(ax + b) \frac{x - x_{k+1}}{(x_k - x_{k+1})^2}, \alpha'_k(x_k) = 0 \text{ 得}$$

$$a = -\frac{2}{x_k - x_{k+1}}, \quad b = 1 + \frac{2x_k}{x_k - x_{k+1}}, \text{ 从而}$$

$$\alpha_k(x) = \left( 1 + \frac{2(x - x_k)}{x_{k+1} - x_k} \right) \left( \frac{x - x_{k+1}}{x_k - x_{k+1}} \right)^2$$

$$\text{同理可得 } \alpha_{k+1}(x) = \left( 1 + \frac{2(x - x_{k+1})}{x_k - x_{k+1}} \right) \left( \frac{x - x_k}{x_{k+1} - x_k} \right)^2$$



再考虑基函数 $\beta_k(x)$ 的表达式，由基函数的条件，可设

$$\beta_k(x) = a(x - x_k) \left( \frac{x - x_{k+1}}{x_k - x_{k+1}} \right)^2$$

再由 $\beta'_k(x_k) = a = 1$ 得

$$\beta_k(x) = (x - x_k) \left( \frac{x - x_{k+1}}{x_k - x_{k+1}} \right)^2$$

同理可得  $\beta_{k+1}(x) = (x - x_{k+1}) \left( \frac{x - x_k}{x_{k+1} - x_k} \right)^2$

$$H_3(x)$$

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

$$\text{余项 } R_3(x) = f(x) - H_3(x) = \frac{f^{(4)}(\theta)}{4!} (x - x_k)^2 (x - x_{k+1})^2$$

本上作业：48页，No.13, 14, 15, 16

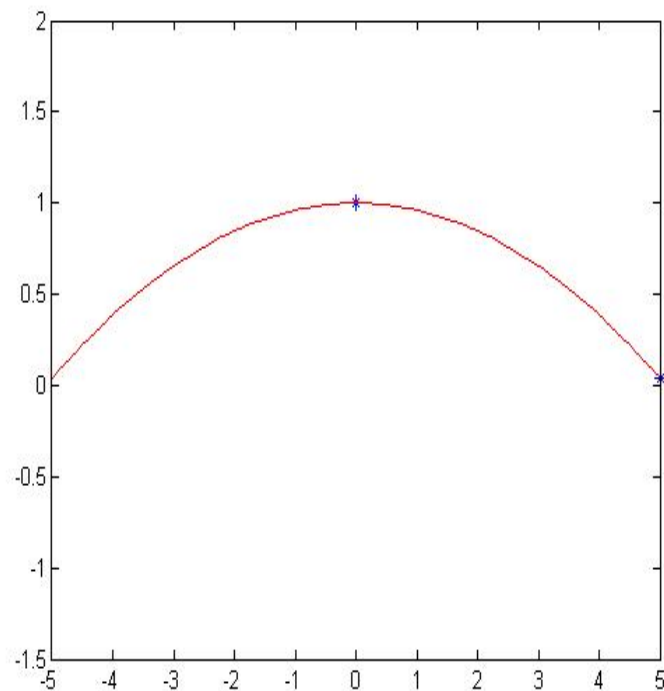
## 插值多项式次数 $n$ 越大越好吗？

**例：**  $g(x) = \frac{1}{1+x^2}, -5 \leq x \leq 5$

采用拉格朗日插值多项式，选取不同插值节点个数 $n+1$ ，其中 $n$ 为插值多项式的次数，当 $n$ 分别取2, 4, 6, 8, 10时，绘出插值多项式的曲线，如下图.

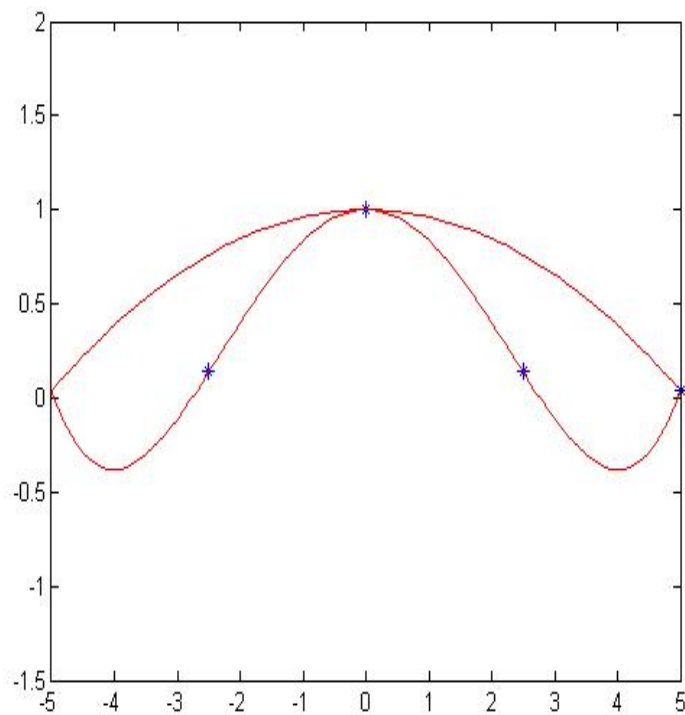
例：

$$g(x) = \frac{1}{1+x^2}, \quad -5 \leq x \leq 5$$



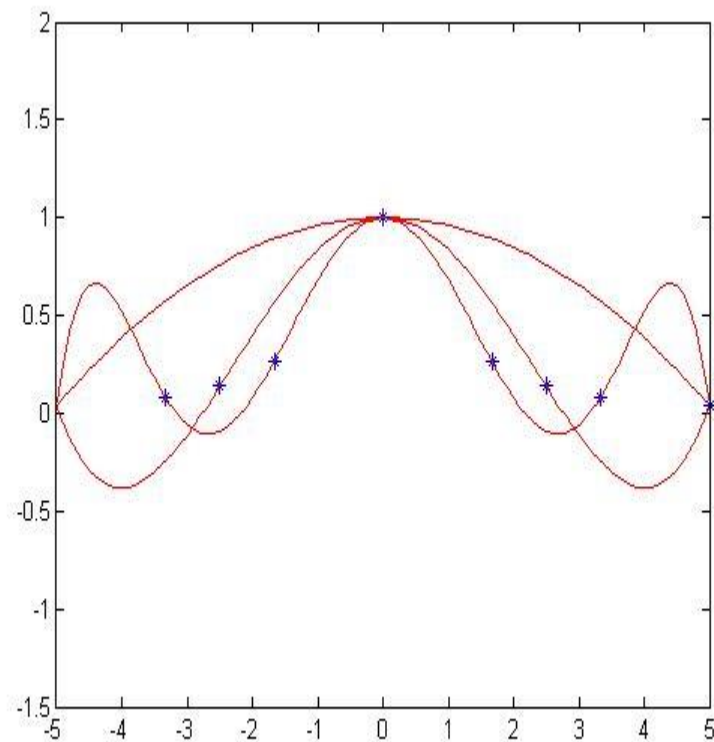
例：

$$g(x) = \frac{1}{1+x^2}, \quad -5 \leq x \leq 5$$



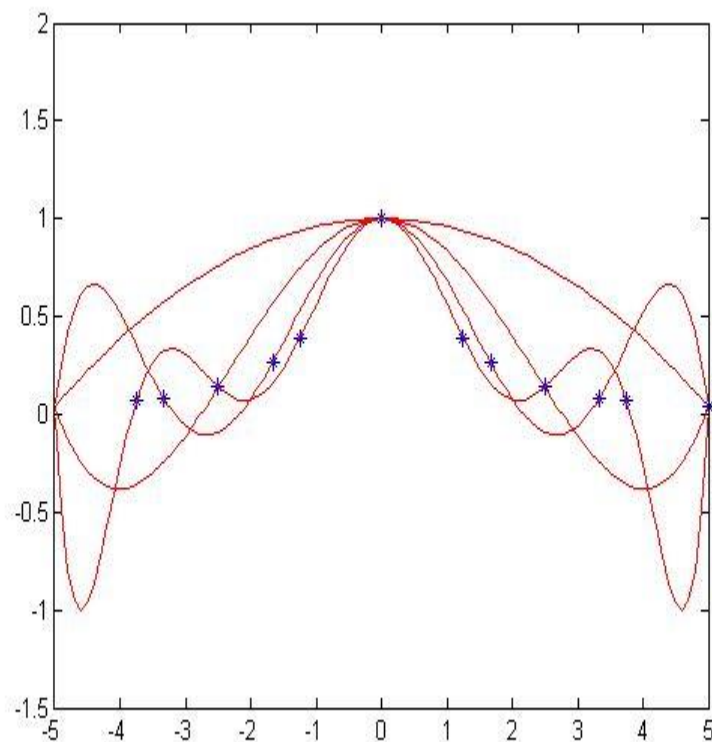
例：

$$g(x) = \frac{1}{1+x^2}, \quad -5 \leq x \leq 5$$



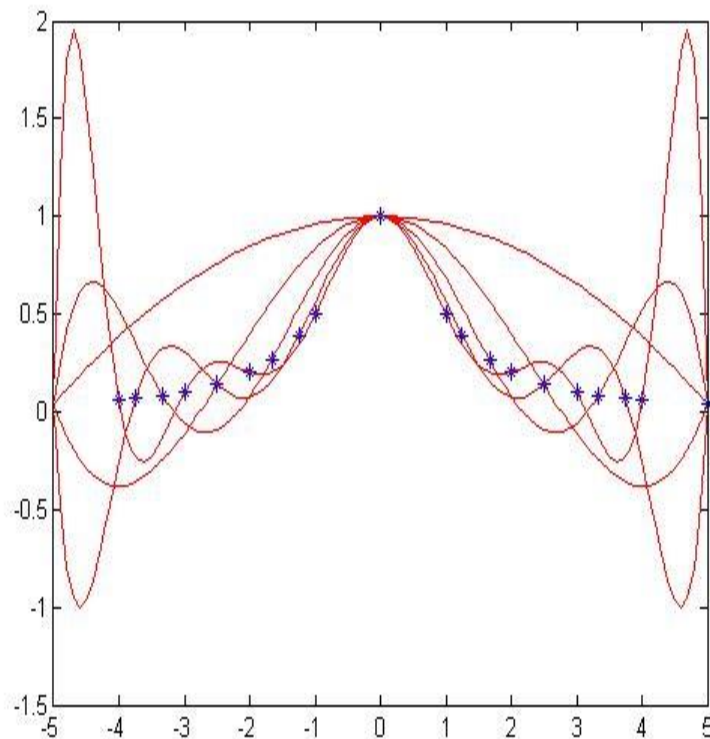
例：

$$g(x) = \frac{1}{1+x^2}, \quad -5 \leq x \leq 5$$



**例：**

$$g(x) = \frac{1}{1+x^2}, \quad -5 \leq x \leq 5$$



由图形看出，当插值节点个数取得较多时，构造的高次插值多项式产生很大的震荡，导致插值余项不收敛到0，拉格朗日插值多项式的这种振荡现象叫 **Runge现象**。



## 2.5 分段低次插值



### 分段低次插值的思路

分段线性插值



问题 1

插值多项式次数高精度未必显著提高



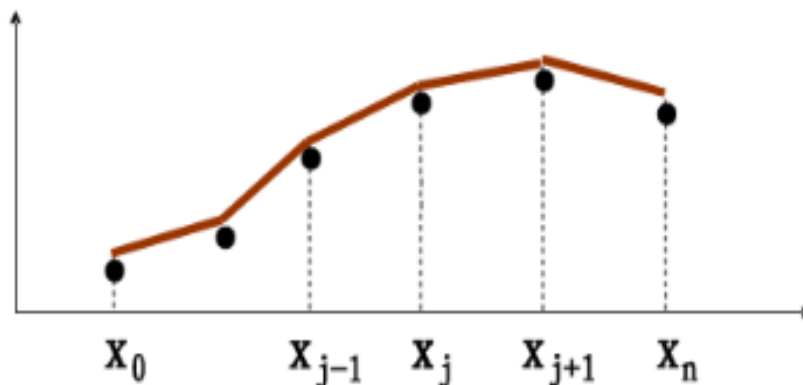
问题 1

插值多项式次数越高摄入误差可能显著增大

如何提高插值精度呢



采用分段低次插值是一种办法





## 分段低次插值的概念

已知节点  $a=x_0 < x_1 < \dots < x_n=b$  上的函数值为  $y_0, y_1, \dots, y_n$

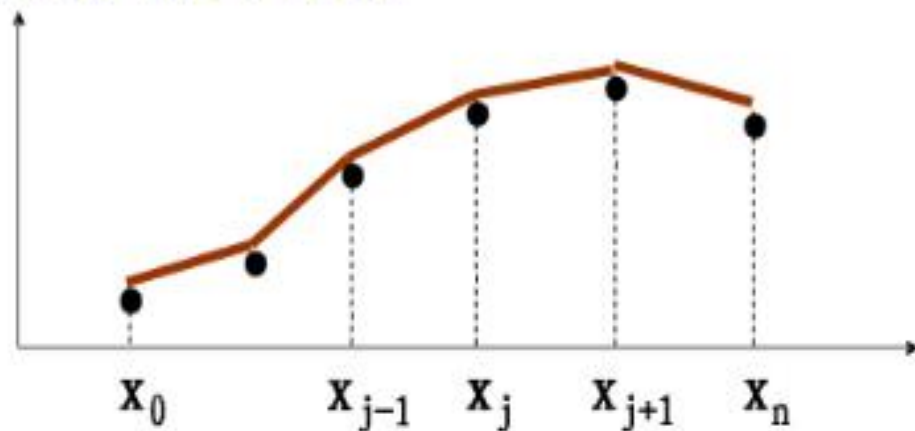
构造插值函数  $\varphi(x)$  使其满足:

(1)  $\varphi(x) \in C^0[a, b]$

(2)  $\varphi(x_i) = y_i \quad (i = 0, 1, 2, \dots, n)$

(3)  $\varphi(x)$  是线性函数,  $\forall [x_i, x_{i+1}] \quad (i = 0, 1, 2, \dots, n)$ ,

则称  $\varphi(x)$  是  $f(x)$  在  $[a, b]$  上的分段线性插值多项式。





# 多项式的构造

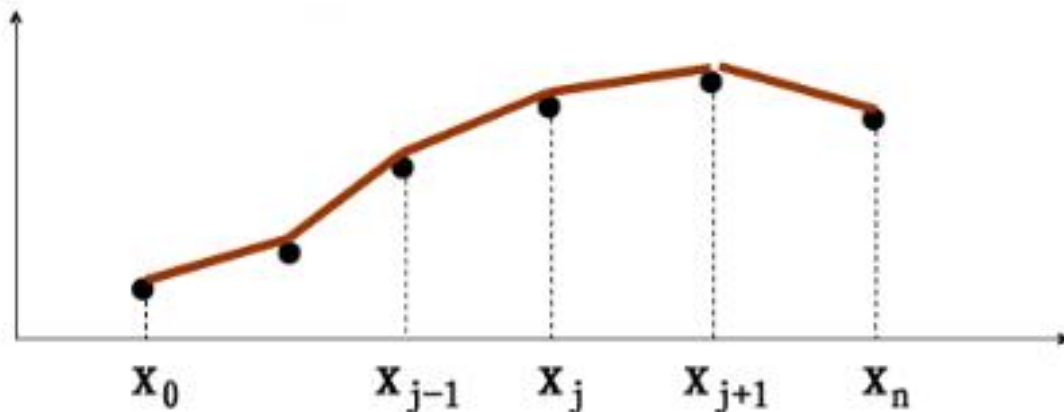
计算量与  $n$  无关,  $n$  越大误差越小.

## 基函数

$$l_0(x) = \begin{cases} \frac{x - x_1}{x_0 - x_1}, & x_0 \leq x \leq x_1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

$$l_i(x) = \begin{cases} \frac{x - x_{i-1}}{x_i - x_{i-1}}, & x_{i-1} \leq x \leq x_i \\ \frac{x - x_{i+1}}{x_i - x_{i+1}}, & x_i \leq x \leq x_{i+1} \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

$$l_n(x) = \begin{cases} \frac{x - x_{n-1}}{x_n - x_{n-1}}, & x_{n-1} \leq x \leq x_n \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$



## 一般表达式

$$\varphi(x) = \sum_{k=0}^n y_k l_k(x)$$

**缺点:** 节点处是尖点时, 分段线性插值多项式连续但不可导, 可能不满足实际要求。

**改进:** 使用埃尔米特插值或样条插值法。

# 分段低次插值的概念

## 🌟 分段二次插值

选取跟节点  $x$  最近的三个节点  $x_{i-1}, x_i, x_{i+1}$  进行二次插值。

即在每一个区间  $[x_{i-1}, x_{i+1}]$  上，取：

$$f(x) \approx L_2(x) = \sum_{k=i-1}^{i+1} \left[ y_k \prod_{\substack{j=i-1 \\ j \neq k}}^{i+1} \frac{x - x_j}{x_k - x_j} \right]$$

这种分段的低次插值称为**分段二次插值**，在几何上就是用分段抛物线代替  $y = f(x)$ ，故分段二次插值又称为**分段抛物插值**。

实验作业：49页，17

# 总结

- **Lagrange**和**Newton**插值法都要求插值函数在插值节点处与已知函数值相等（**过节点**）。但在实际应用中，许多问题不仅要求插值函数在节点上的函数值相等，而且还要求在这些点处的一阶导数甚至高阶导数相等（**足够光滑**）。（**Hermite插值方法**）
- 一般地，插值节点越多插值多项式的次数越高，误差越小，函数逼近越好，但实际上并非对所有连续函数都如此。因为插值余项不仅与插值节点有关，还与函数的高阶导数有关。

- 分段线性插值法的思想是：将插值节点用折线段连接起来逼近函数。
- 尽管分段线性插值多项式计算简单、在插值节点处连续，但不能保证在节点处的光滑性，即曲线可能出现尖点。为使插值多项式具有光滑性，可以采用分段三次Hermite插值法。

## 分段三次Hermite插值法

- 不仅克服了高次插值多项式计算复杂的特点，而且保证了逼近曲线的光滑性，但插值条件要求给出节点处的一阶导数值。
- 实际问题中还要求曲线具有二阶的光滑度，即有连续的二阶导数。

例如飞机的机翼形线设计需要有二阶的光滑度。可采用样条插值。常用的样条曲线是由分段的三次多项式曲线连接而成，并在连接点处有连续的二阶导数。