

第2章 插值法

2.1 引言

一维
插值

2.2 Lagrange插值法

2.3 Newton插值法

2.4 Hermite插值法

2.5 分段低次插值法

2.6 *样条插值法

2.1 引言

问题的提出:

在工程应用及科学研究中,经常需要研究两个变量之间的函数关系 $y = f(x)$. 但常常不能得到 $f(x)$ 的具体的解析表达式,而得到的只是一组试验数据 $(x_i, y_i) (i=1,2, \dots, n)$, 或者解析表达式相当复杂,不便于计算和应用.

解决方案: 寻找计算简单的函数 $S(x)$ 近似代替函数 $f(x)$, 将研究 $f(x)$ 的问题转换为研究 $S(x)$. 当选用近似标准不同时,就构成不同的方法.

◆ 插值法 ◆ 最佳逼近和最小二乘法

例1 为试验某种新药的疗效，医生对某人用快速静脉注射方式一次性注入该药 300mg 后，在一定时间 t (h) 采取血样，测得血药浓度 $C(\mu\text{g/ml})$ 数据如下：

t (h)	0.25	0.5	1	1.5	2	3	4	6	8
C ($\mu\text{g/ml}$)	19.21	18.15	15.36	14.10	12.89	9.32	7.45	5.24	3.01

由此表推断血浓度 C 与时间 t 之间函数关系 $C = f(t)$ 的近似表达式。

例2 标准正态分布函数 $\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt$

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



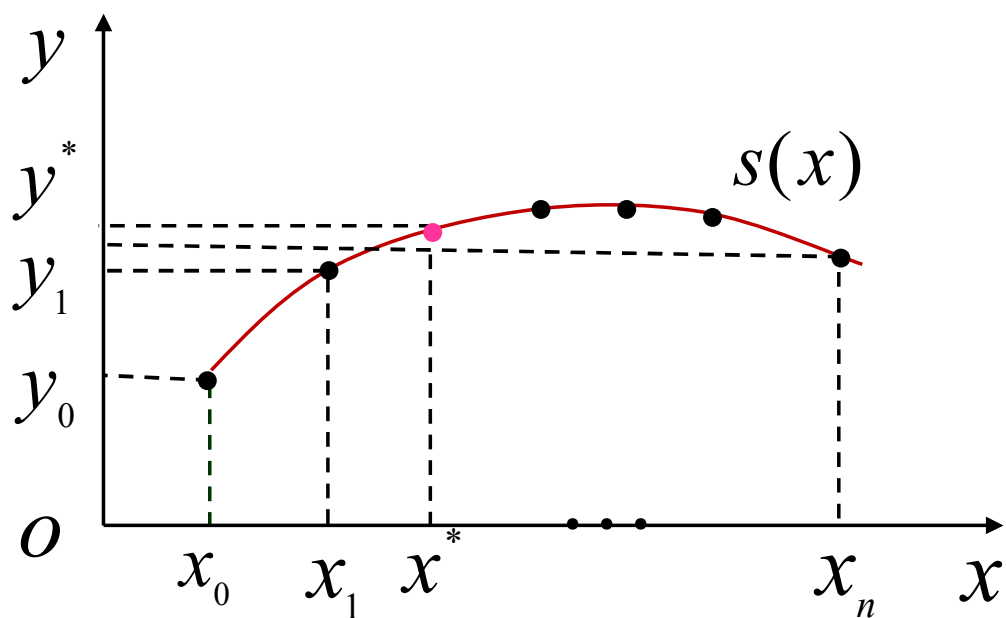
求 $\varphi(1.014)$?

插值法的基本思想:

已知函数 $y = f(x)$ 的 $n+1$ 个点的值 $y_i = f(x_i)$ ，构造一个(相对简单的)函数 $y = s(x)$ ，使其通过已知节点，即

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

目的：用 $s(x)$ 求出给定点 x^* 处的近似值 $y^* \approx s(x^*)$ 。



定义（一维插值）

已知 $f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上 $n+1$ 个互异节点 $x_0, x_1, x_2, \dots, x_n$ 处的函数值 $f(x_0), f(x_1), \dots, f(x_n)$.

求：函数 $S(x)$ ，使得 $S(x_i) = f(x_i)$ ($i = 0, 1, 2, \dots, n$)

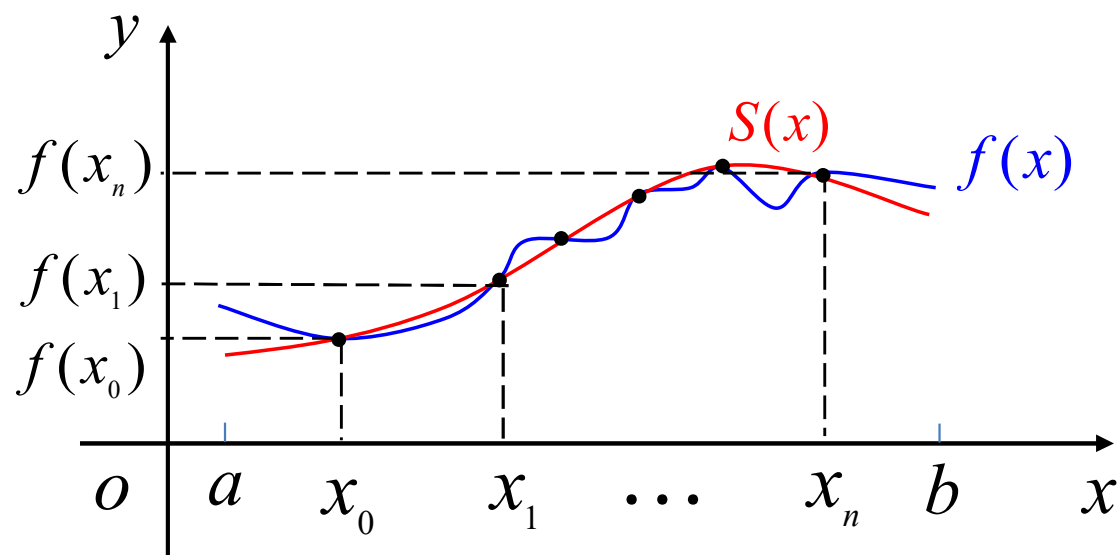
称： $S(x)$ 为 $f(x)$ 关于点 x_i ($i = 0, 1, 2, \dots, n$) 的插值函数，

x_i 为插值节点， $[a, b]$ 为插值区间，

求插值函数 $S(x)$ 的方法为插值法.

$f(x) \approx S(x)$ 时，误差函数 $R(x) = f(x) - S(x)$ 为插值余项.

$$\|R(x)\| < \varepsilon$$



- 常用的插值函数：多项式、有理分式、三角函数和指数函数.
- 由于多项式和分段多项式计算简单，所以在工程计算中这两种插值函数使用最多. 当插值函数是次数不超过 n 次的多项式时，称其为 n 次插值多项式。

n 次插值多项式

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

下面讨论满足条件 $P_n(x_i) = f(x_i) (i = 0, 1, \cdots, n)$ 的插值多项式 $P_n(x)$.

插值多项式 $P_n(x) = a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n$ 存在? 唯一?

分析 由条件 $P_n(x_i) = f(x_i) = y_i$ ($i = 0, 1, \cdots, n$), 得

$$\text{即 } \begin{cases} a_0 + a_1x_0 + a_2x_0^2 + \cdots + a_nx_0^n = y_0 \\ a_0 + a_1x_1 + a_2x_1^2 + \cdots + a_nx_1^n = y_1 \\ a_0 + a_1x_2 + a_2x_2^2 + \cdots + a_nx_2^n = y_2 \\ \dots\dots\dots \\ a_0 + a_1x_n + a_2x_n^2 + \cdots + a_nx_n^n = y_n \end{cases} \quad \text{因为 } \begin{vmatrix} 1 & x_0 & x_0^2 & \cdots & x_0^n \\ 1 & x_1 & x_1^2 & \cdots & x_1^n \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \cdots & x_2^n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & \cdots & x_n^n \end{vmatrix} \quad \text{范德蒙行列式}$$

$$= \prod_{0 \leq j < i \leq n} (x_i - x_j) \neq 0$$

方程组有唯一解

定理2.1.1 (插值多项式的存在唯一性) 已知函数 $f(x)$ 在 $[a, b]$ 上的 $n+1$ 个互异节点 x_i ($i=0, 1, \dots, n$) 处的函数值 $f(x_i)$ ($i=0, 1, \dots, n$), 则存在唯一的插值多项式

$$P_n(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n$$

使得 $P_n(x_i) = f(x_i)$, ($i=0, 1, 2, \dots, n$).

注1: 只要 $n+1$ 个节点互异, 满足插值条件的 n 次插值多项式是存在、唯一的.

注2: 如果不限制多项式的次数, 插值多项式并不唯一.

插值多项式 $P_n(x) = a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n$ 的构造方法:

1、待定系数法: 计算工作量较大

2、常用方法:

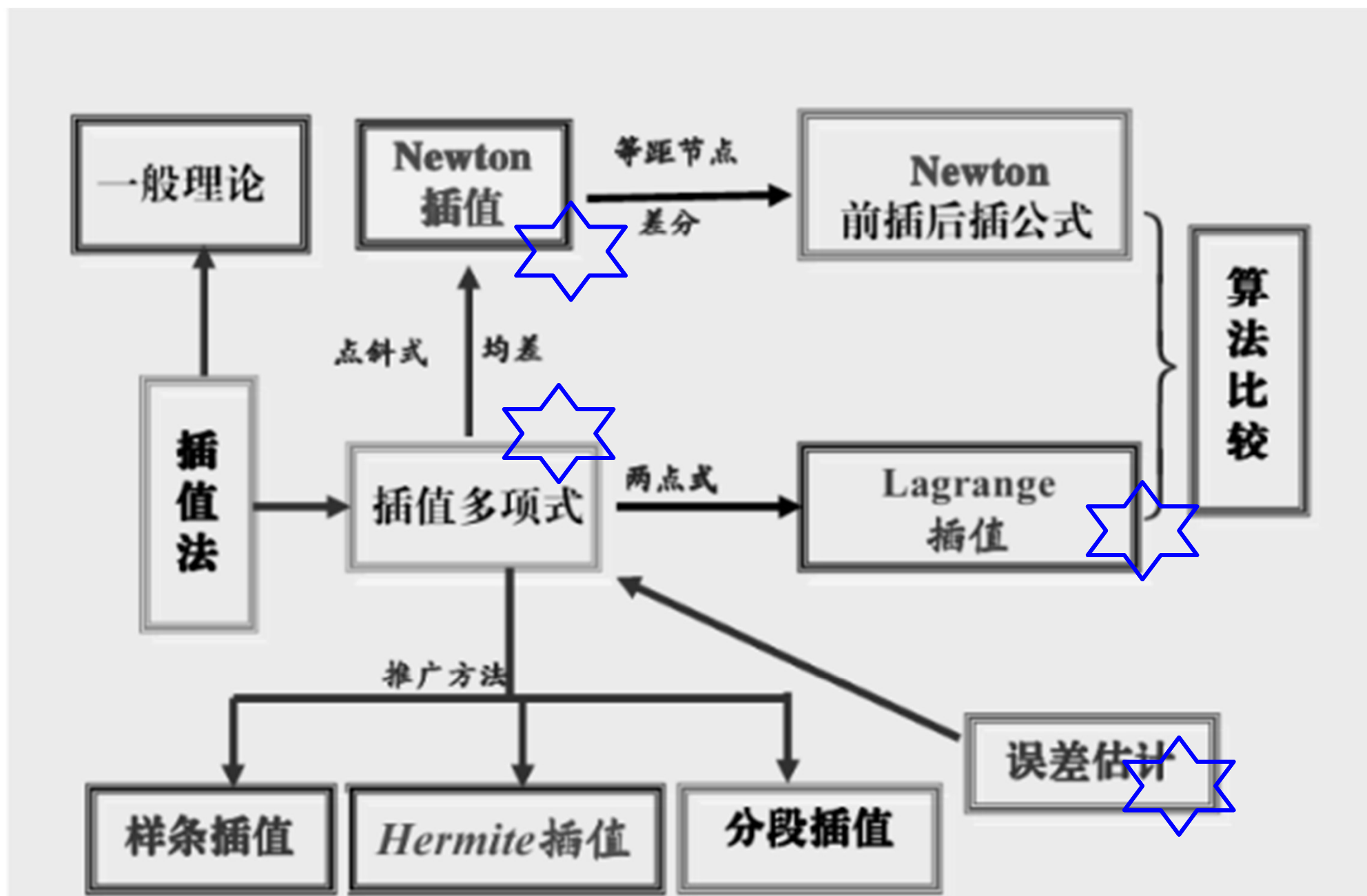
拉格朗日插值法

牛顿插值法

分段低次插值法

三次样条插值法

一维插值知识结构



2.2 拉格朗日 (Lagrange) 插值法

2.2.1 线性插值 ($n=1$, 一次插值)

已知

x_i	x_0	x_1
y_i	y_0	y_1

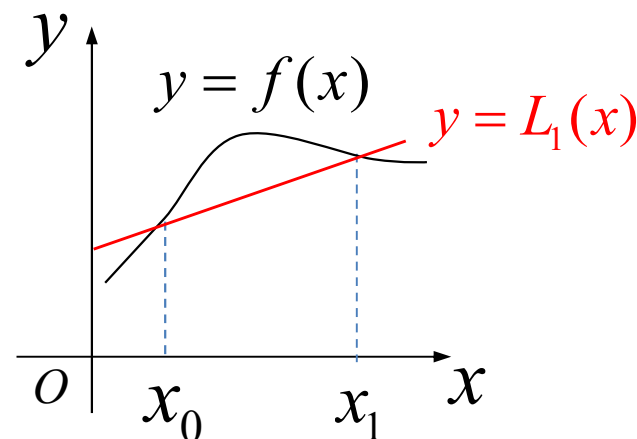
求解 $y = L_1(x) = a_0 + a_1 x$

使得 $L_1(x_i) = y_i$ ($i = 0, 1$)

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

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

以直线代替曲线 $f(x) \approx L_1(x)$



$$L_1(x) = \frac{x - x_1}{x_0 - x_1} y_0 + \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} y_1 \quad \text{线性插值函数}$$

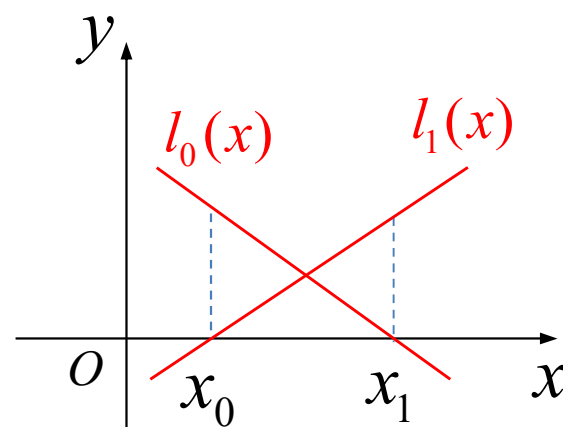
$$\text{记 } l_0(x) = \frac{x - x_1}{x_0 - x_1}, l_1(x) = \frac{x - x_0}{x_1 - x_0}, \text{ 满足 } \begin{cases} l_0(x_0) = 1, l_0(x_1) = 0 \\ l_1(x_0) = 0, l_1(x_1) = 1 \end{cases}$$

称为函数目标函数 $f(x)$ 在节点 x_0, x_1 处的插值基函数.

而 $L_1(x) = y_0 l_0(x) + y_1 l_1(x)$ 称为 $f(x)$

的一次拉格朗日插值多项式. 即

$$f(x) \approx L_1(x) = y_0 l_0(x) + y_1 l_1(x)$$



2.2.2 二次插值 ($n=2$, 抛物线插值)

已知

x_i	x_0	x_1	x_2
y_i	y_0	y_1	y_2

求解 $y = L_2(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2$

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

构造抛物插值多项式

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

其中插值基函数满足

$$\begin{cases} l_0(x_0) = 1 \\ l_0(x_1) = 0 \\ l_0(x_2) = 0 \end{cases} \quad \begin{cases} l_1(x_0) = 0 \\ l_1(x_1) = 1 \\ l_1(x_2) = 0 \end{cases} \quad \begin{cases} l_2(x_0) = 0 \\ l_2(x_1) = 0 \\ l_2(x_2) = 1 \end{cases}$$

要求的 $l_i(x), i = 0, 1, 2$ 均为二次多项式。

$$\begin{cases} l_0(x_0) = 1 \\ l_0(x_1) = 0 \\ l_0(x_2) = 0 \end{cases} \quad \begin{cases} l_1(x_0) = 0 \\ l_1(x_1) = 1 \\ l_1(x_2) = 0 \end{cases} \quad \begin{cases} l_2(x_0) = 0 \\ l_2(x_1) = 0 \\ l_2(x_2) = 1 \end{cases}$$

设 $l_0(x) = A(x - x_1)(x - x_2)$,

由 $l_0(x_0) = 1 \Rightarrow A(x_0 - x_1)(x_0 - x_2) = 1$

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

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

同理

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

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

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

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

验证知 $L_2(x_0) = y_0, L_2(x_1) = y_1, L_2(x_2) = y_2,$

所以 $L_2(x)$ 是 $f(x)$ 的二次插值多项式, 也称为
抛物线插值函数.

例1 已知 $y=f(x)$ 的函数表

x	1	3	2
y	1	2	-1

, 求 $f(x)$ 的
抛物线插值函数, 并求 $x=1.5$ 处近似值.

解

$$\begin{aligned} L_2(x) &= \frac{(x-3)(x-2)}{(1-3)(1-2)} \times 1 + \frac{(x-1)(x-2)}{(3-1)(3-2)} \times 2 + \frac{(x-1)(x-3)}{(2-1)(2-3)} \times (-1) \\ &= \frac{5}{2}x^2 - \frac{19}{2}x + 8 = 2.5x^2 - 9.5x + 8 \end{aligned}$$

$$f(1.5) \approx L(1.5) = -0.625$$

练习: 试用待定系数法求解该题.

解 设 $P_2(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2$

根据插值条件, 求出 a_0, a_1, a_2



Joseph-Louis Lagrange
1736~1813
[法国数学家](#)、[物理学家](#)

2.2.3 n 次拉格朗日插值多项式

推广一次与二次插值多项式的构造方法，可构造出由 $n+1$ 个互异数组 (x_i, y_i) ($i = 0, 1, 2, \dots, n$)确定的 n 次插值多项式

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

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

称为 n 次拉格朗日插值基函数，满足

$$l_k(x_i) = \delta_{ki} = \begin{cases} 1, & i = k \\ 0, & i \neq k \end{cases} (i, k = 0, 1, \dots, n).$$

$L_n(x)$ 为 n 次拉格朗日插值多项式，验证知 $L_n(x_i) = y_i$ ($i = 0, 1, \dots, n$)

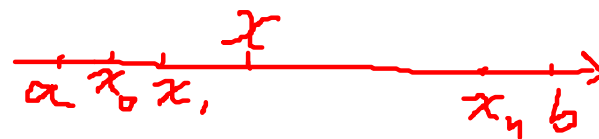
2.2.4 插值余项和误差估计

定理2.2.1 设 $f(x)$ 在 $[a, b]$ 上有 $n+1$ 阶连续导数, 则 n 次插值多项式 $L_n(x)$ 对任意 $x \in [a, b]$, 有插值余项

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

其中 $\omega_{n+1}(x) = \prod_{i=0}^n (x - x_i)$, $a < \xi < b$ (且依赖于 x) .

证 固定 $x \in [a, b]$.



1) 若 x 为某一个插值节点 x_i ($i = 0, 1, \dots, n$),

则 $\omega_{n+1}(x_i) = 0 \Rightarrow R_n(x_i) = 0$, 结论成立。

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

证明： 2) 当 x 不是插值节点时，

因为 $R_n(x)$ 有 $n+1$ 个零点 x_0, x_1, \dots, x_n ,

可设 $R_n(x) = K(x)(x-x_0)(x-x_1)\cdots(x-x_n)$ 求出待定的 $K(x)$,

作辅助函数 $\varphi(t) = R_n(t) - K(x)(t-x_0)(t-x_1)\cdots(t-x_n)$

则 $\varphi(t)$ 至少有 $n+2$ 个相异零点 x, x_0, x_1, \dots, x_n .

将这 $n+2$ 个零点从小到大的顺序排列，

并应用 $n+1$ 次罗尔定理得，至少存在一点 $\xi \in (a, b)$ ，使得

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

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

插值余项和误差估计

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

特别地：如果 $\max_{a \leq x \leq b} |f^{(n+1)}(x)| \leq M$,

则插值多项式 $L_n(x)$ 逼近 $f(x)$ 的误差估计式

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

插值余项和误差估计

几种常用的低阶插值余项公式

当 $n = 1$ 时, $R_1(x) = f(x) - L_1(x)$

$$= \frac{1}{2} f''(\xi)(x - x_0)(x - x_1), \xi \in (a, b)$$

当 $n = 2$ 时, $R_2(x) = f(x) - L_2(x)$

$$= \frac{1}{3!} f'''(\xi)(x - x_0)(x - x_1)(x - x_2), \xi \in (a, b)$$

拉格朗日插值余项

似曾相识?

拉格朗日插值多项式余项

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

与泰勒公式的拉格朗日余项比较



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

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

例2 已知 $f(x) = e^{-x}$ 的一组数据见下表，用二次插值多项式计算 $e^{-2.1}$ 的近似值，并估计误差。

解 记 $x_0 = 1, x_1 = 2, x_2 = 3,$

x_i	1	2	3
y_i	0.3679	0.1353	0.0183

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

$$\begin{aligned} L_2(2.1) &= y_0 \frac{(2.1 - x_1)(2.1 - x_2)}{(x_0 - x_1)(x_0 - x_2)} + y_1 \frac{(2.1 - x_0)(2.1 - x_2)}{(x_1 - x_0)(x_1 - x_2)} + y_2 \frac{(2.1 - x_0)(2.1 - x_1)}{(x_2 - x_0)(x_2 - x_1)} \\ &= 0.3679 \times \frac{0.1 \times (-0.9)}{2} + 0.1353 \times \frac{1.1 \times (-0.9)}{(-1)} + 0.0183 \times \frac{1.1 \times 0.1}{2} \approx 0.1184 \end{aligned}$$

故 $e^{-2.1} \approx L_2(2.1) \approx 0.1184$

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

误差

$$\begin{aligned} |R_2(x)| &= \frac{1}{6} |e^{-\xi} (x-1)(x-2)(x-3)| \\ &\leq \frac{e^{-1}}{6} |(x-1)(x-2)(x-3)|, \quad \xi \in (1, 3) \end{aligned}$$

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

拉格朗日插值的优、缺点

- 1) 拉格朗日插值基函数形式对称，结构紧凑，易分析、易编程；节点处函数值变化时，基函数不变，可用于不同批次的数据插值.
- 2) 当但插值节点个数改变时，插值基函数 $l_k(x)(k = 0, 1, \dots, n)$ 均要随之变化，整个公式也要发生变化，计算结果无继承性，效率低.

改进方案， 牛顿插值法.

练习 对函数 $f(x) = \int_0^x e^{-t^2} dt$, 若在区间 $[1, 2]$ 上以 $x_0=1, x_1=2$ 为插值节点作线性插值函数计算 $f(x)$ 的近似值, 误差限是多少?

思考问题: 比较由两种方法得到的插值多项式

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

$$\text{与 } L_n(x) = l_0(x)y_0 + l_1(x)y_1 + \cdots + l_n(x)y_n$$

异同之处?