



# 数值分析 Numerical Analysis

## Lecture 8: 函数插值 Interpolation-2

蹇微著

苏州大学，计算机科学与技术学院

邮箱: [wzqian@suda.edu.cn](mailto:wzqian@suda.edu.cn)

办公室: 理工楼543



# 函数插值

1. 多项式插值
2. Lagrange插值
3. **Newton插值**
4. 分段低次插值
5. Hermite插值
6. 三次样条插值





# Recap: 多项式插值和Lagrange 插值

多项式插值的构造:

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

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



# Newton插值

**Motivation:** Lagrange 插值简单易用, 但若增加插值节点时, 全部基函数需重新计算, 很不方便!

**解决办法:** 寻找新的基函数组, 使得当节点增加时, 只需在原有基函数的基础上再增加一些新的基函数即可.





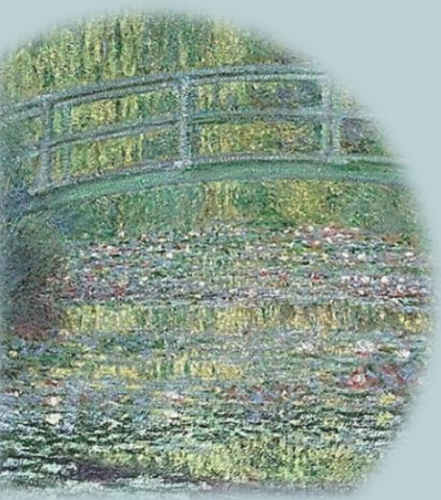
# Newton插值

构造可以逐次生成插值多项式的算法, 即

$$P_{n+1}(x) = P_n(x) + U_{n+1}(x),$$

其中 $P_{n+1}(x)$ 和 $P_n(x)$ 分别为 $f(x)$ 的 $n+1$ 次和 $n$ 次插值多项式, 而且

$U_{n+1}(x)$ 可以很容易地给出.



# Newton插值基函数

设插值节点为 $x_i (i = 0, \dots, n)$ , 考虑函数组

$$\phi_0(x) = 1$$

$$\phi_1(x) = x - x_0$$

$$\phi_2(x) = (x - x_0)(x - x_1)$$

...

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

$\phi_k(x)$ 是 $k$ 次多项式且线性无关, 因此它们组成多项式线性空间 $\mathbb{H}_n(x)$ 的一组基。这就是Newton插值采用的基函数组。





# Newton插值基函数

设 $P(x)$ 是插值节点为 $x_i (i = 0, \dots, n)$ 上的 $n$ 次插值多项式

$$P(x) = \alpha_0 \phi_0(x) + \alpha_1 \phi_1(x) + \dots + \alpha_n \phi_n(x)$$

两个问题：

- 1) 如何确定参数 $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_n$
- 2) 如何从 $P_n(x)$ 递推到 $P_{n+1}(x)$ ?

解决方法：差商/均差 Divided Difference



# 均差的定义

定义设 $x_i (i = 0, \dots, n)$ , 我们称

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

为 $f(x)$ 关于点 $x_i, x_j$ 的**一阶均差**; 称

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

为 $f(x)$ 关于点 $x_i, x_j, x_k$ 的**二阶均差**; 一般地, 称

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

为 $f(x)$ 关于点 $x_0, x_1, \dots, x_k$ 的**k阶均差**。



# 均差的性质

均差可以表示为函数的线性组合（归纳法可以证明）

$$f[x_0, x_1, \dots, x_k] = \sum_{j=0}^k \frac{f(x_j)}{\prod_{i=0, i \neq j}^k (x_j - x_i)} = \sum_{k=0}^n \frac{f(x_j)}{\omega'_{k+1}(x_j)}$$

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

可以看出均差与节点顺序无关，即均差具有如下对称性：

$$f[x_0, x_1, \dots, x_k] = f[x_{i_0}, x_{i_1}, \dots, x_{i_k}]$$

其中  $i_0, i_1, \dots, i_k$  为  $0, 1, \dots, k$  的任意节点。

由此可以给出均差的另一定义：

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

# 均差的性质

若 $h(x) = \alpha f(x)$ ，其中 $\alpha$ 是常数，则

$$h[x_0, x_1, \dots, x_k] = \alpha f[x_0, x_1, \dots, x_k]$$

若 $h(x) = f(x) + g(x)$ ，则

$$h[x_0, x_1, \dots, x_k] = f[x_0, x_1, \dots, x_k] + g[x_0, x_1, \dots, x_k]$$

$k$ 阶均差和 $k$ 阶导数之间的关系：

若 $f(x)$ 在 $[a, b]$ 上有 $k$ 阶导数，则至少存在一点 $\xi \in (a, b)$ ，使得

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

(证明见余项公式)





# 均差的计算：均差表

若利用均差的递推定义, 我们可以构造下面的均差表来计算均差。

$x_i$	$f(x_i)$	一阶均差	二阶均差	三阶均差	...	$n$ 阶均差
$x_0$	$f(x_0)$				...	
$x_1$	$f(x_1)$	$f[x_0, x_1]$			...	
$x_2$	$f(x_2)$	$f[x_1, x_2]$	$f[x_0, x_1, x_2]$		...	
$x_3$	$f(x_3)$	$f[x_2, x_3]$	$f[x_1, x_2, x_3]$	$f[x_0, x_1, x_2, x_3]$	...	
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	...	
$x_n$	$f(x_n)$	$f[x_{n-1}, x_n]$	$f[x_{n-2}, x_{n-1}, x_n]$	$f[x_{n-3}, x_{n-2}, x_{n-1}, x_n]$	...	$f[x_0, x_1, \dots, x_n]$

# 均差计算举例

已知  $y = f(x)$  的函数值表如下, 试计算其各阶均差。

$i$	0	1	2	3
$x_i$	-2	-1	1	2
$f(x_i)$	5	3	17	21

$x_i$	$f(x_i)$	一阶均差	二阶均差	三阶均差
-2	5			
-1	3	-2		
1	17	7	3	
2	21	4	-1	-1





# Newton插值公式

根据均差的定义  $f[x, x_0] = \frac{f(x) - f(x_0)}{x - x_0}$  可得  $f(x) = f(x_0) + f[x, x_0](x - x_0)$

同理, 由  $f[x, x_0, x_1] = \frac{f[x, x_0] - f[x_0, x_1]}{x - x_1}$  可得  $f[x, x_0] = f[x_0, x_1] + f[x, x_0, x_1](x - x_1)$

以此类推有

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

$$f[x, x_0, x_1, x_2] = f[x_0, x_1, x_2, x_3] + f[x, x_0, x_1, x_2, x_3](x - x_3)$$

⋮

$$f[x, x_0, \dots, x_{n-2}] = f[x_0, x_1, \dots, x_{n-1}] + f[x, x_0, x_1, \dots, x_{n-1}](x - x_{n-1})$$

$$f[x, x_0, \dots, x_{n-2}, x_{n-1}] = f[x_0, x_1, \dots, x_{n-1}, x_n] + f[x, x_0, x_1, \dots, x_{n-1}, x_n](x - x_n)$$

# Newton插值公式

依次将后面一式代入前面一式, 可得

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

其中, (令  $a_0 = f(x_0)$ ,  $a_i = f[x_0, x_1, \dots, x_i]$ ,  $i = 1, \dots, n$ )

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

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



# Newton插值公式

直接验证可得

$$R_n(x_i) = 0, i = 0, 1, 2, \dots, n$$

所以

$$f(x_i) = N_n(x_i) + R_n(x_i) = N_n(x_i), i = 0, 1, 2, \dots, n$$

即 $N_n(x)$ 是满足插值条件的 $f(x_i) = N_n(x_i)$ 的 $n$ 次插值多项式。

这就是Newton插值多项式。

Relation to Taylor Series:

$$f(x) = f(a) + f'(a)(x - a) + \frac{f''(a)}{2!}(x - a)^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(a)}{n!}(x - a)^n + R_n(x)$$

# 递推公式

根据  $N_n(x)$  的表达式, 我们立即可以得到下面的递推公式:

$$N_{n+1}(x) = N_n(x) + f[x, x_0, x_1, \dots, x_{n+1}] \prod_{i=0}^n (x - x_i)$$

由插值公式的存在唯一性可知:

$$N_n(x) \equiv L_n(x)$$

对于插值余项同样有:

$$f[x, x_0, x_1, \dots, x_{n+1}] \prod_{i=0}^n (x - x_i) = \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!} \prod_{i=0}^n (x - x_i)$$





# 递推公式

定理： 设  $f(x) \in C^n[a, b]$  ( $n$ 阶连续可导) 且  $f^{(n+1)}(x)$  在  $(a, b)$  内存在，则对  $\forall x \in [a, b]$ , 都存在  $\xi_x \in (a, b)$  使得

$$f[x, x_0, x_1, \dots, x_n] = \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!}$$

注意：

- 1) Newton 插值余项更具实用性, 因为它仅涉及插值点与插值节点的差商, 而不需要计算导数, 因此在导数不存在的情况下仍然可以使用.
- 2) 但在计算均差  $f[x, x_0, x_1, \dots, x_n]$  时, 由于  $f(x)$  未知, 只能使用插值得到的近似值, 因此得到的均差可能存在一定的偏差.

# Newton插值举例

已知函数  $f(x) = \ln(x)$  的函数值如下：

x	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
f(x)	-0.9163	-0.6931	-0.5108	-0.3567	-0.2231

试分别用 Newton 线性插值和抛物线插值计算  $\ln(0.54)$  的近似值.

解: 取插值节点  $x_0 = 0.5, x_1 = 0.6, x_2 = 0.4$ , 做均差表:

$x_i$	$f(x_i)$	一阶均差	二阶均差
0.5	-0.6931		
0.6	-0.5108	1.8230	
0.4	-0.9163	2.0275	-2.0450

于是可得,

Newton 线性插值在  $x = 0.54$  上的近似值为

$$N_1(x) = f(x_0) + f[x_0, x_1](x - x_0) \approx -0.6931 + 1.8230(x - 0.5) \approx -0.6202.$$

Newton 抛物线插值在  $x = 0.54$  上的近似值为

$$N_2(x) = N_1(x) + f[x_0, x_1, x_2](x - x_0)(x - x_1) \approx -0.6153$$



# Newton 插值公式点评

Newton 插值的优点可以看出, 当增加一个节点时, Newton 插值公式只需在原来的基础上增加一项, 前面的计算结果仍然可以使用. 与 Lagrange 插值相比, Newton 插值具有灵活增加插值节点的优点!

## 几点注记

- 选取插值节点时, 遵循就近原则
- 插值节点无需按大小顺序排列
- Newton 插值只需要使用差商表中对角线部分的值
- 增加插值节点时, 新增的插值点必须排在已有插值节点的后面

# 差分形式的牛顿插值公式

前面给出的插值多项式是节点任意分布的情况,但实际应用时经常遇到等距节点,即

$$x_i = x_0 + ih, \quad i = 0, 1, 2, \dots, n$$

其中 $h > 0$ 为步长。此时,我们可以用差分 Finite Difference 简化 Newton 插值公式。

一阶向前差分定义为:

$$\Delta f_i = f(x_{i+1}) - f(x_i) = f(x_i + h) - f(x_i)$$

类似地,二阶向前差分定义为:

$$\Delta^2 f_i = \Delta(\Delta f_i) = \Delta f_{i+1} - \Delta f_i$$

一般地,n阶向前差分定义为:

$$\Delta^n f_i = \Delta(\Delta^{n-1} f_i) = \Delta^{n-1} f_{i+1} - \Delta^{n-1} f_i$$





# 差分与函数值

为了表示方便, 我们引入不变算子( $\mathbf{I}f_i = f_i$ )和位移算子( $\mathbf{E}f_i = f_{i+1}$ )

于是

$$\Delta f_i = f_{i+1} - f_i = \mathbf{E}f_i - \mathbf{I}f_i = (\mathbf{E} - \mathbf{I})f_i$$

所以

$$\Delta^n f_i = (\mathbf{E} - \mathbf{I})^n f_i = \left[ \sum_{k=0}^n (-1)^k \binom{n}{k} \mathbf{E}^{n-k} \right] f_i = \sum_{k=0}^n (-1)^k \frac{n(n-1)\cdots(n-k+1)}{k!} f_{n-k+i}$$

反之, 有

$$f_{n+i} = \mathbf{E}^n f_i = (\mathbf{I} + \Delta)^n f_i = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} \Delta^k f_i$$

# 差分与均差

由均差的定义可知，对于任意两个相邻节点有：

$$f[x_k, x_{k+1}] = \frac{f_{k+1} - f_k}{x_{k+1} - x_k} = \frac{1}{h} \Delta f_k$$

对于任意三个相邻节点有：

$$f[x_k, x_{k+1}, x_{k+2}] = \frac{f[x_{k+2}, x_{k+1}] - f[x_{k+1}, x_k]}{x_{k+2} - x_k} = \frac{1}{2h} \left( \frac{1}{h} \Delta f_{k+1} - \frac{1}{h} \Delta f_k \right) = \frac{1}{2} \frac{1}{h^2} \Delta^2 f_k$$

一般地，对于任意  $m+1$  个相邻的节点，有：

$$f[x_k, \dots, x_{k+m}] = \frac{1}{m!} \frac{1}{h^m} \Delta^m f_k \Rightarrow \Delta^m f_k = h^m m! f[x_k, \dots, x_{k+m}] = h^m f^{(m)}(\xi)$$



# 差分的计算：差分表

与均差表类似, 我们也可以通过下面的差分表来计算差分

$x_i$	$f(x_i)$	一阶差分	二阶差分	三阶差分	...	$n$ 阶差分
$x_0$	$f(x_0)$	$\Delta f_0$	$\Delta^2 f_0$	$\Delta^3 f_0$	...	$\Delta^n f_0$
$x_1$	$f(x_1)$	$\Delta f_1$	$\Delta^2 f_1$	$\Delta^3 f_1$		
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$		
$x_{n-2}$	$f(x_{n-2})$	$\Delta f_{n-2}$	$\Delta^2 f_{n-2}$			
$x_{n-1}$	$f(x_{n-1})$	$\Delta f_{n-1}$				
$x_n$	$f(x_n)$					



# Newton 向前插值公式

如果采用等距插值节点  $x_i = x_0 + ih$ , 则可以用差分来简化 Newton 插值公式.

设  $x = x_0 + th$ , 则相应的 Newton 向前插值公式为

$$\begin{aligned} N_n(x) &= N_n(x_0 + th) \\ &= f_0(x_0) + t\Delta f_0 + \frac{t(t-1)}{2!} \Delta^2 f_0 + \frac{t(t-1)(t-2)}{3!} \Delta^3 f_0 + \cdots \\ &\quad + \frac{t(t-1)\cdots(t-n+1)}{n!} \Delta^n f_0 \end{aligned}$$

插值余项为

$$R_n(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi_x)}{(n+1)!} t(t-1)\cdots(t-n)h^{n+1}$$



# Newton向前插值公式: 举例

给定  $f(x) = \cos(x)$  在等距节点  $0:0.1:0.5$  处的函数值, 试用 4 次 Newton 向前插值公式计算  $f(0.048)$  的近似值, 并估计误差.

解. 取等距节点  $x = 0:0.1:0.4$  做差分表

$x_i$	$f(x_i)$	一阶差分	二阶差分	三阶差分	四阶差分
0.0	1.00000	-0.00500	-0.00993	-0.00013	-0.00012
0.1	0.99500	-0.01493	-0.00980	-0.00025	
0.2	0.98007	-0.02473	-0.00955		
0.3	0.95534	-0.03428			
0.4	0.92106				

插值点  $x = 0.048$ , 则  $t = (x - x_0)/h = 0.48$ . 所以由 Newton 向前插值公式可知,  $f(0.048)$  的近似值为

$$\begin{aligned} N_4(0.048) &= 1.00000 + 0.48(-0.00500) + \frac{1}{2!}0.48(0.48 - 1)(-0.00993) \\ &\quad + \frac{1}{3!}0.48(0.48 - 1)(0.48 - 2)(-0.00013) \\ &\quad + \frac{1}{4!}0.48(0.48 - 1)(0.48 - 2)(0.48 - 3)(-0.00012) \approx 0.99884. \end{aligned}$$

误差:

$$|R_4(0.048)| = \left| \frac{f^{(5)}(\xi)}{5!} t(t-1) \cdots (t-4) h^5 \right| \leq \frac{h^5}{5!} |t(t-1) \cdots (t-4)| \max_{0 \leq x \leq 0.4} |f^{(5)}(x)| \approx 1.09212 \times 10^{-7}$$

# 向后差分与中心差分

向后差分：

$$\nabla f_i = f(x_i) - f(x_{i-1})$$

$$\nabla^k f_i = \nabla(\nabla^{k-1} f_i) = \nabla^{k-1} f_i - \nabla^{k-1} f_{i-1}, k = 2, 3, \dots$$

中心差分：

$$\delta f_i = f\left(x_{i+\frac{1}{2}}\right) - f\left(x_{i-\frac{1}{2}}\right)$$

$$\delta^k f_i = \delta(\delta^{k-1} f_i) = \delta^{k-1} f_{i+\frac{1}{2}} - \delta^{k-1} f_{i-\frac{1}{2}}, k = 2, 3, \dots$$





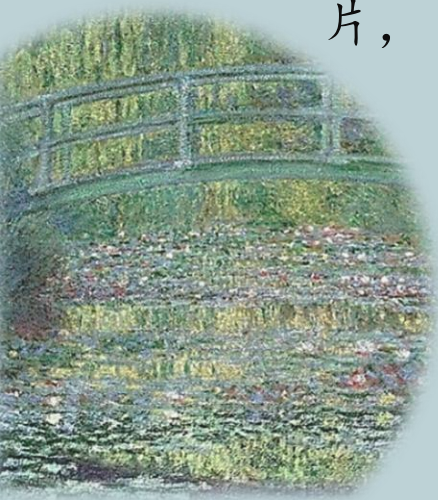
# 作业8

4. 对以下数据表

$x$	110	113	116	118	121
$f(x)$	0.213 0	0.240 0	0.278 0	0.331 0	0.420 0

分别用二次和三次牛顿均差插值多项式计算  $x=115$  处的函数近似值(得数保留四位小数)。

作业以word格式将推导，代码，（可视化）运行结果等（控制文件大小，不要粘贴代码图片，文件名：姓名\_学号\_作业8）发到助教（小王）邮箱：20245227027@stu.suda.edu.cn。



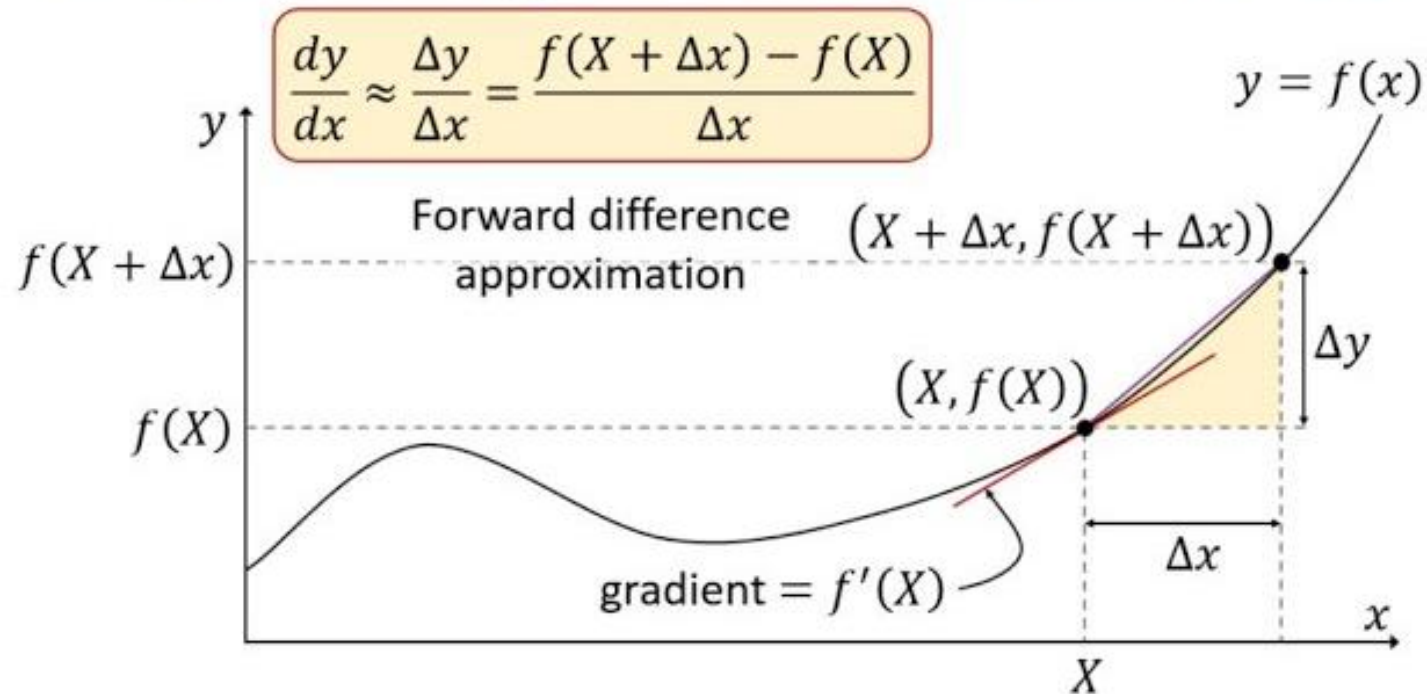
Thanks





# Appendix

## Finite Difference Approximations to the First Derivative



# Appendix

