

插值与拟合

Optimization and operational model

成都信息工程大学学生数学建模协会

数值计算方法_华北理工大学_中国大学

MOOC(慕课) (icourse163.org)

Hermite插值方法思路 - 知乎 (zhihu.com)

2021数值分析与科学计算实践内容 (Python)

随课程进度更新... 哔哩哔哩_bilibili

马昌凤 林伟川 《现代数值计算方法》

清风数学建模课程 B站 “数学建模学习交流”

【Python】利用Python拟合函数曲线 - CloudSir

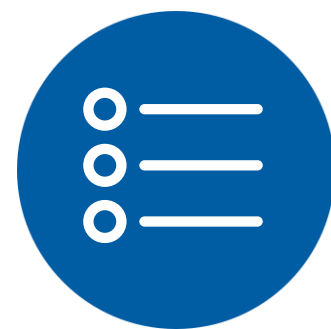
- 博客园 (cnblogs.com)



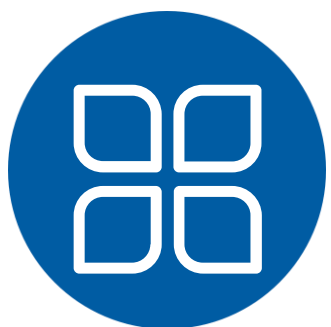
主讲人：熊诗豪

目录

CONTENTS



01 / 插值与拟合介绍



02 / 算法原理



03 / 插值应用



04 / 拟合应用



01 / 插值与拟合介绍

Mathematical modeling and its application



什么是插值与拟合

在数据分析中，原始数据往往产生有缺失值，需要根据通过已知数据进行数据处理才能有效分析，而有时候现有的数据是缺失严重的，不足以支撑分析的进行，这时就需要利用一些数学方法，拟构一些新的但比较合理的数据来满足分析要求，因此产生插值算法和拟合算法

一般而言，插值算法比较适合数据量较小或数据较准确的情况，而拟合算法比较适合数据量较大或数据有较大偏差的情况



02 / 算法原理

Mathematical model



拉格朗日插值

设已知 x_0, x_1, \dots, x_n 及 $y_i = f(x_i) (i = 0, 1, \dots, n)$, $L_n(x)$ 为不超过 n 次的多项式, 且满足插值条件 $L_n(x_i) = y_i (i = 0, 1, \dots, n)$. 由对 $L_2(x)$ 的构造经验, 可设

$$L_n(x) = \sum_{i=0}^n l_i(x) y_i = l_0(x) y_0 + l_1(x) y_1 + \dots + l_n(x) y_n,$$

其中, $l_i(x) (i = 0, 1, \dots, n)$ 均为 n 次多项式且满足 (4.9) ($i, j = 0, 1, \dots, n$). 不难验证, 这样构造出的 $L_n(x)$ 满足插值条件. 因此问题归结为求 $l_i(x) (i = 0, 1, \dots, n)$ 的表达式. 因 $x_j (j \neq i)$ 是 n 次多项式 $l_i(x)$ 的 n 个根, 故可设

$$l_i(x) = c(x - x_0) \cdots (x - x_{i-1})(x - x_{i+1}) \cdots (x - x_n) = c \prod_{j=0, j \neq i}^n (x - x_j).$$

再由

$$l_i(x_i) = c \prod_{j=0, j \neq i}^n (x_i - x_j) = 1, \quad i = 0, 1, \dots, n,$$

得,

$$c = \frac{1}{\prod_{j=0, j \neq i}^n (x_i - x_j)}.$$

故有

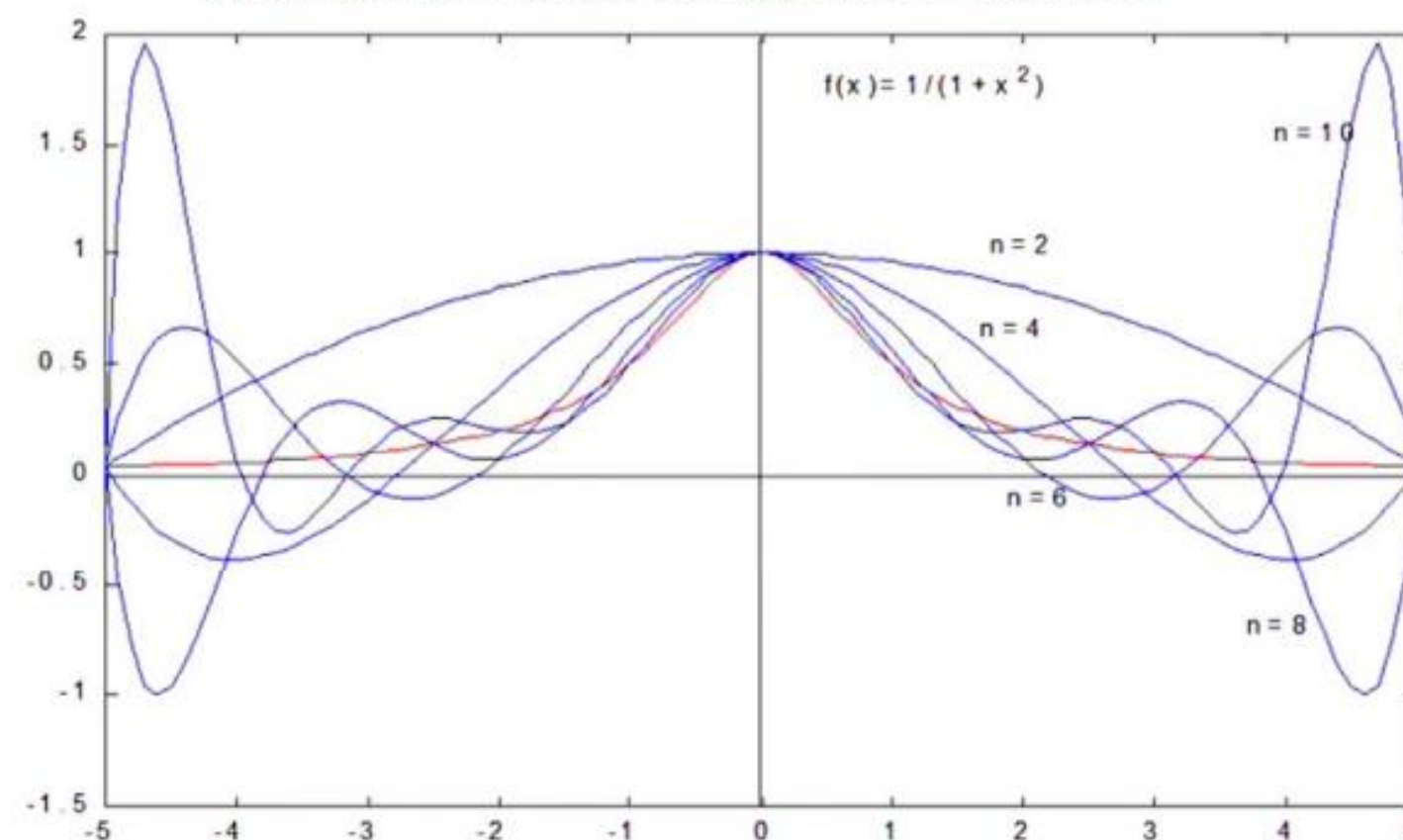
$$L_n(x) = \sum_{i=0}^n l_i(x) y_i, \quad l_i(x) = \prod_{j=0, j \neq i}^n \frac{x - x_j}{x_i - x_j}. \quad (4.13)$$

公式 (4.13) 称为 n 阶拉格朗日插值公式, 其中 $l_i(x) (i = 0, 1, \dots, n)$ 称为 n 阶拉格朗日插值的基函数.

通过公式推导, 可以看出拉格朗日是 n 次多项式插值, 而在分析过程应注意**龙格现象**

龙格现象通常出现于高次多项式插值, 即在两端波动极大, 产生明显的震荡。在不熟悉曲线运动趋势的前提下, 不要轻易使用高次插值。

不同次数的拉格朗日插值多项式的比较图





牛顿插值

差商定义：

$$f[k] = f(x_k)$$

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

得到高次差商递推公式

$$f[x_{n-j}, x_{n-j+1}, \dots, x_n] = \frac{f[x_{n-j+1}, \dots, x_n] - f[x_{n-j}, \dots, x_{n-1}]}{x_n - x_{n-j}}$$

牛顿插值公式：

$$\begin{aligned} f(x) = & f(x_0) + f[x_0, x_1](x - x_0) \\ & + f[x_0, x_1, x_2](x - x_0)(x - x_1) + \dots \\ & + f[x_0, x_1, \dots, x_{n-2}, x_{n-1}](x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_{n-3})(x - x_{n-2}) \\ & + f[x_0, x_1, \dots, x_{n-1}, x_n](x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_{n-2})(x - x_{n-1}) \end{aligned}$$

而拉格朗日插值计算没有递推关系，因此在增加差商关系，对拉格朗日插值进行递推计算，这种插值方法称为**牛顿插值**，同时在牛顿插值中也存在龙格现象。与拉格朗日插值相比，牛顿插值具有继承性和易变动性。但是从本质上和拉格朗日插值方法相同，都不光滑。

Hermite插值



Hermite 插值原理（简明）

具有节点的导数值约束的插值

设函数 $f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上有 $n+1$ 个互异节点 $a = x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_n = b$,
定义在 $[a, b]$ 上函数 $f(x)$ 在节点上满足:

$$f(x_i) = y_i, f'(x_i) = y_i' \quad (i = 0, 1, 2, \dots, n) \quad (2n+2 \text{ 个条件})$$

可唯一确定一个次数不超过 $2n+1$ 的多项式 $H_{2n+1}(x) = H(x)$ 满足:

$$H(x_j) = y_j, \quad H'(x_j) = m_j \quad (j = 0, 1, \dots, n).$$

其余项为:

$$R(x) = f(x) - H(x) = \frac{f^{(2n+2)}(\xi)}{(2n+2)!} \omega_{2n+2}(x)$$

Hermite插值产生原因:

为了解决两点之间用直线连接
进行插值导致的曲线不光滑的
现象



样条插值

介绍:

一种以可变样条来作出一条经过一系列点的光滑曲线的数学方法。插值样条是由一些多项式组成的，每一个多项式都是由相邻的两个数据点决定的，这样，任意的两个相邻的多项式以及它们的导数在连接点处都是连续的。简单理解，就是每两个点之间确定一个函数，这个函数就是一个样条，函数不同，样条就不同，所以定义中说 可变样条，然后把所有样条分段结合成一个函数，就是最终的插值函数。

原理:

对于待插值函数 $f(x)$ ，已知节点 x_0, x_1, \dots, x_n 处的函数值，将相邻两节点进行分段，获得 n 个插值小区间，

在每个区间内使用 k 次多项式 $S_i(x)$ 插值，使其满足插值条件与 $k-1$ 阶平滑性:

$$S_i(x_i) = f(x_i), S_i(x_{i+1}) = f(x_{i+1}), 0 \leq i \leq n-1$$

$$S_i^{(j)}(x_{i+1}) = S_{i+1}^{(j)}(x_{i+1}), 0 \leq i \leq n-2, 1 \leq j \leq k-1$$



拟合原理

数据拟合又称**曲线拟合**，俗称**拉曲线**，是一种把现有数据透过数学方法来代入一条数式的表示方式。**科学**和**工程**问题可以通过诸如**采样**、**实验**等方法获得若干**离散**的数据，根据这些数据，我们往往希望得到一个连续的函数（也就是**曲线**）或者更加密集的离散方程与已知数据相吻合，这过程就叫做**拟合(fitting)**。

简单理解就是一个完整函数使其尽量贯穿所有数据点



感谢聆听

现实世界的奥秘等你探索 and 发现，
体验数学魅力， 让你收益终身！