



東北大學
Northeastern University

数值分析

理学院 数学系

计算数学教研室



自然界的统一性显示在关于各种现象领域的微分方程式的“惊人的类似”中.

——列宁

在自然科学与工程技术的许多领域中, 经常会遇到常微分方程定解问题. 本章主要以一阶常微分方程为主, 介绍常微分方程初值问题的差分方法和相关理论.

一阶常微分方程初值问题的基本概念

一阶常微分方程初值问题的一般形式为

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = f(x, y), & a \leq x \leq b; \\ y(a) = \alpha. \end{cases} \quad (1)$$

- 其中 $f(x, y)$ 是已知函数, α 为给定的值.
- 上述问题之所以称为初值问题, 是因为在很多数学模型中变量 x 代表时间, 而定解条件 $y(a) = \alpha$ 给出了函数 $y(x)$ 在初始时刻的取值.

- 1. 问题(1)何时存在惟一解?
- 2. 如何计算 $y(x)$?

关于Lipshitz条件

如果函数 $f(x,y)$ 在区域 $\{a \leq x \leq b, m < y < M\}$ 上连续, 且关于 y 满足**Lipschitz (李普希兹)条件**

$$|f(x, y) - f(x, \bar{y})| \leq L|y - \bar{y}|, \quad \forall y, \bar{y},$$

其中 $L > 0$ 为**Lipschitz常数**, 则初值问题(1) (在 a 的某个邻域上)存在惟一解.

- 注1: 此时的Lipschitz常数 L 不必小于1, 这一点与前面章节中讲过的压缩映射的条件有所不同.
- 注2: 当不满足Lipschitz条件时, 问题(1)未必存在惟一解.
- 注3: 关于此结论的详细论述, 可参看有关常微分方程教材.

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = 1 + x \sin(xy), & 0 \leq x \leq 2 \\ y(0) = 1. \end{cases}$$

由于此时

$$f(x, y) = 1 + x \sin(xy)$$

对任意 y, \bar{y} 对变量 y 应用微分中值定理, 存在 η 使得

$$\frac{f(x, y) - f(x, \bar{y})}{y - \bar{y}} = \frac{\partial}{\partial y} f(x, \eta) = x^2 \cos(x\eta),$$

于是有

例1(续)

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = 1 + x \sin(xy), & 0 \leq x \leq 2; \\ y(0) = 1. \end{cases}$$

$$|f(x, y) - f(x, \bar{y})| = |x^2 \cos(x\eta)| |y - \bar{y}| \leq 4 |y - \bar{y}|,$$

因而此时 $f(x,y)$ 关于 y 满足Lipschitz条件, 且常数 $L=4$.

因此, 从理论上讲, 初值问题例1存在惟一解.

- 但是, 对例1进行精确求解是非常困难的, 通常需要借助于数值解法.

为什么要研究数值解法

在《高等数学》等课程中同学们已经学习了一些方法来求初值问题的解析解, 但只限一些特殊形式的常微分方程. 对于大量来源于实际问题的常微分方程, 其精确解很难求出或者不能用初等函数表示(譬如例1). 因此研究常微分初值问题的近似解法就显得十分必要.

近似解法主要有两类: 一类近似解法为解析近似方法; 另一类近似解法称为数值解法. 本课程中我们主要研究数值解法. 它可以给出解在一些离散节点上的近似值. 此类方法非常适于在计算机上实现.

本章我们将介绍一类最基本的方法——有限差分法.

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = f(x, y), & a \leq x \leq b; \\ y(a) = \alpha. \end{cases} \quad (1)$$

假设初值问题(1)的解 $y=y(x)$ 唯一存在且足够光滑. 对求解区域 $[a, b]$ 做等距剖分

$$a=x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_n < \dots < x_N=b$$

$h=(b-a)/N$ 称为剖分步长; 剖分节点

$$x_n=a+nh, \quad n=0, 1, \dots, N.$$

数值解法的目标就是求精确解 $y(x)$ 在剖分节点 x_n 上的值 $y(x_n)$ 的近似值 $y_n, n=1, 2, \dots, N$.

差分公式的导出

我们采用数值积分方法来建立差分公式.

在区间 $[x_n, x_{n+1}]$ 上对方程(1)中的微分方程两端同时做积分,则有

$$y(x_{n+1}) - y(x_n) = \int_{x_n}^{x_{n+1}} f(x, y(x)) dx \quad (2)$$

对(2)式右边的积分应用不同的数值积分公式做逼近,会得到相应不同的差分公式.

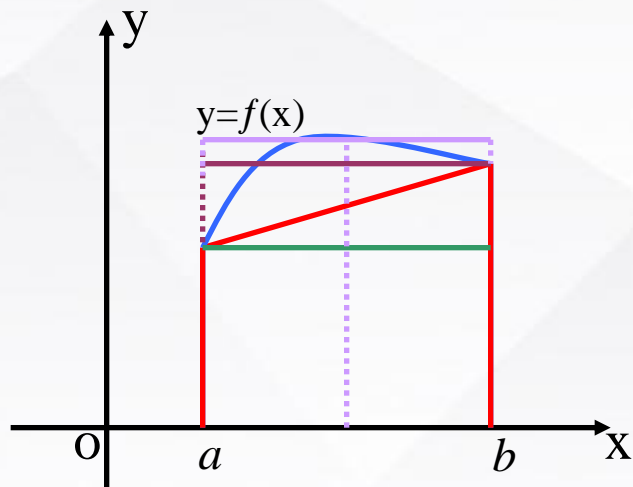
几个常用的数值积分公式

梯形公式
$$\int_a^b f(x)dx \approx \frac{b-a}{2} [f(a) + f(b)]$$

左矩形公式
$$\int_a^b f(x)dx \approx (b-a)f(a)$$

右矩形公式
$$\int_a^b f(x)dx \approx (b-a)f(b)$$

中矩形公式
$$\int_a^b f(x)dx \approx (b-a)f\left(\frac{a+b}{2}\right)$$



由数值积分的有关知识可知, 上述几个公式中梯形公式和中矩形公式的精度较高

$$y(x_{n+1}) - y(x_n) = \int_{x_n}^{x_{n+1}} f(x, y(x)) dx \quad (2)$$

对(2)式右边的积分应用左矩形公式, 则有

$$y(x_{n+1}) \approx y(x_n) + hf(x_n, y(x_n))$$

因此, 建立节点处近似值 y_n 满足的差分公式

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + hf(x_n, y_n) \\ y_0 = \alpha, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

称之为**Euler公式**.

关于Leonhard Euler（莱昂哈德 欧拉）



瑞士法郎正面的Euler肖像

欧拉(1707-1783)出生于瑞士巴塞尔，是数学史上公认的4名最伟大的数学家之一，也是科学史上最多产的一位杰出的数学家。几乎每一个数学领域都可以看到欧拉的名字。据统计他一生共写下了886本书籍和论文，其中包括分析、代数、数论、几何、物理、力学、天文学、弹道学、航海学、建筑学等。彼得堡科学院为了整理他的著作，足足忙碌了四十七年。

“读读欧拉，他是所有人的老师。”——拉普拉斯（法国数学家）

“研究欧拉的著作永远是了解数学的最好方法。”——高斯（德国数学家）

$$y(x_{n+1}) - y(x_n) = \int_{x_n}^{x_{n+1}} f(x, y(x)) dx \quad (2)$$

若对(2)式右边的积分应用梯形求积公式, 则可导出差分公式

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2} [f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_{n+1})] \\ y_0 = \alpha, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

称为**梯形公式**.

若在区间 $[x_{n-1}, x_{n+1}]$ 上对问题(1)的微分方程做积分,则有

$$y(x_{n+1}) - y(x_{n-1}) = \int_{x_{n-1}}^{x_{n+1}} f(x, y(x)) dx$$

对右边的积分应用中矩形求积公式, 则得差分公式

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_{n-1} + 2hf(x_n, y_n) \\ y_0 = \alpha, n = 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

称为**Euler中点公式**或称**双步Euler公式**. 它属于多步方法.

注: 这类多步方法需要更多的初值信息. 以Euler中点公式为例, 它不能直接计算 y_1 的值, 而需要其他方法来提供起始值 y_1 .

在Euler公式和梯形公式中, 为求得 y_{n+1} , 只需用到前一步的值 y_n , 这种差分方法称为**单步法**, 这是一种自开始方法.

Euler中点公式则不然, 计算 y_{n+1} 时需用到前两步的值 y_n, y_{n-1} , 称其为**两步方法**. 两步以上的方法统称为**多步法**.

在Euler公式和Euler中点公式中, 需要计算的 y_{n+1} 已被显式表示出来, 称这类差分公式为**显式公式**, 而梯形公式中, 需要计算的 y_{n+1} 隐含在等式两侧, 称其为**隐式公式**.

隐式公式中, 每次计算 y_{n+1} 都需解方程, 要比显式公式需要更多的计算量, 但其计算稳定性较好.

几个差分公式的性能对比

公式名称	主要格式	单步or多步	显式or隐式	精度
Euler公式	$y_{n+1} = y_n + hf(x_n, y_n)$	单步	显式	稍差
梯形公式	$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}[f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_{n+1})]$	单步	隐式	较高
Euler中点公式	$y_{n+1} = y_{n-1} + 2hf(x_n, y_n)$	多步	显式	较高

例2 请写出下列初值问题

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = \frac{1}{1+x^2} - 2y^2, & 0 \leq x \leq 2 \\ y(0) = 0 \end{cases}$$

的Euler公式、梯形公式和Euler中点公式。

(假定已对区间[0, 2]做等距剖分得到编号为 $n=0,1,\dots,N$ 的节点)

例2答案

解：此时的Euler公式为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + h(\frac{1}{1+x_n^2} - 2y_n^2) \\ y_0 = 0, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1. \end{cases}$$

梯形公式为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2} \left[(\frac{1}{1+x_n^2} - 2y_n^2) + (\frac{1}{1+x_{n+1}^2} - 2y_{n+1}^2) \right] \\ y_0 = 0, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1. \end{cases}$$

例2答案（续）

解：Euler中点公式为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_{n-1} + 2h(\frac{1}{1+x_n^2} - 2y_n^2) \\ y_0 = 0, \quad n = 1, 2, \dots, N-1. \end{cases}$$

改进的Euler方法

从数值积分的角度来看, 梯形公式

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}[f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_{n+1})] \\ y_0 = \alpha, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

的计算精度要比Euler公式好,但它属于隐式公式,不便于计算.

注: 由于方程的两端都含有 y_{n+1} 项,每求一次 y_{n+1} ,相当于解一个(可能是非线性的)方程.

非线性方程迭代法的理论启发我们，可以采用以下策略进行近似计算

$$\begin{cases} y_{n+1}^{[0]} = y_n + hf(x_n, y_n) \\ y_{n+1}^{[k+1]} = y_n + \frac{h}{2}[f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_{n+1}^{[k]})] \\ k = 0, 1, 2, \dots \\ y_0 = \alpha, n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

应用Euler公式提供 y_{n+1} 的
初始值. (预估)

再采用梯形公式的框架进
行关于 y_{n+1} 值的迭代计算.
(校正)

问题: 这种迭代计算是否一定收敛? 收敛的条件是什么?

考察关于 y_{n+1} 的迭代格式

$$y_{n+1}^{[k+1]} = y_n + \frac{h}{2}[f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_{n+1}^{[k]})]$$

知道其迭代函数为

$$\varphi(y) = y_n + \frac{h}{2}[f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y)]$$

由迭代法理论知道，当 $\varphi(y)$ 为压缩映射时迭代法收敛.

又若假设 $\frac{\partial f}{\partial y}$ 存在, 则当 $|\varphi'(y)| \leq L < 1$, 也即

$$\frac{h}{2} \left| \frac{\partial f}{\partial y} \right| \leq L < 1,$$

时, 迭代必然收敛.

注1: 上述条件在理论上不难办到, 只需令剖分步长 h 充分小即可.

注2: 实际计算时, 当 $|y_{n+1}^{[k+1]} - y_{n+1}^{[k]}| < \varepsilon$ 时(ε 是给定的精度要求), 取 $y_{n+1} = y_{n+1}^{[k+1]}$.

对于格式

$$\begin{cases} y_{n+1}^{[0]} = y_n + hf(x_n, y_n) \\ y_{n+1}^{[k+1]} = y_n + \frac{h}{2}[f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_{n+1}^{[k]})] \\ y_0 = \alpha, n = 0, 1, 2L, N-1 \end{cases}$$

若关于 y_{n+1} 只迭代1步，则得到以下格式

$$\begin{cases} \bar{y}_{n+1} = y_n + hf(x_n, y_n) \\ y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}[f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, \bar{y}_{n+1})] \\ y_0 = \alpha, n = 0, 1, 2L, N-1 \end{cases}$$



称之为**改进的Euler方法**。
它属于单步显式方法

改进的Euler方法的两种格式

格式1

$$\begin{cases} \bar{y}_{n+1} = y_n + hf(x_n, y_n) \\ y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}[f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, \bar{y}_{n+1})] \\ y_0 = \alpha, \quad n = 0, 1, 2L, N-1 \end{cases}$$

格式2

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}(K_1 + K_2) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + h, y_n + hK_1) \\ y_0 = \alpha, \quad n = 0, 1, 2L, N-1 \end{cases}$$

请写出初值问题

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = y - \frac{2x}{y}, & 0 \leq x \leq 1; \\ y(0) = 1. \end{cases}$$

的Euler公式和改进的Euler方法的格式, 取步长 $h=0.1$.

(1) Euler公式的格式为

$$\begin{cases} y_{n+1} = 1.1y_n - 0.2x_n / y_n \\ y_0 = 1, \quad n = 0, 1, 2, \dots, 9 \end{cases}$$

(2) 改进的Euler方法的格式为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + 0.05(K_1 + K_2) \\ K_1 = y_n - 2x_n / y_n \\ K_2 = y_n + 0.1K_1 - \frac{2(x_n + 0.1)}{y_n + 0.1K_1} \\ y_0 = 1, \quad n = 0, 1, 2, \dots, 9 \end{cases}$$

改进的Euler方法是否还具有与梯形公式相当的计算精度？

下一节我们将从截断误差的角度来分析这个问题.

差分公式的误差分析

在节点 x_{n+1} 处的误差 $y(x_{n+1})-y_{n+1}$, 不仅与 y_{n+1} 这一步计算有关, 而且与前 n 步计算值 y_n, y_{n-1}, \dots, y_1 都有关.

为了简化误差分析, 着重研究进行一步计算时产生的截断误差, 我们假设在前 n 步的计算中没有截断误差, 也即 $y_n=y(x_n)$, 这时求得的误差 $y(x_{n+1})-y_{n+1}$ 称为**局部截断误差**, 它可以反映出差分公式的精度.

如果单步差分公式的局部截断误差为 $O(h^{p+1})$, 则称该公式为**p阶方法**. 这里 p 为非负整数. 显然, 阶数越高, 方法的精度越高.

局部误差分析所用理论工具

- 一元Taylor公式
- 二元Taylor公式
- 其他

关于Taylor公式

一元Taylor公式

$$y(x_{n+1}) = y(x_n + h) = y(x_n) + y'(x_n)h + \frac{y''(x_n)}{2!}h^2 + \frac{y'''(x_n)}{3!}h^3 + O(h^4)$$

二元Taylor公式

$$\begin{aligned} f(x_n + h, y_n + k) &= f(x_n, y_n) + \frac{\partial f(x_n, y_n)}{\partial x} h + \frac{\partial f(x_n, y_n)}{\partial y} k \\ &\quad + \frac{1}{2!} \left[\frac{\partial^2 f(x_n, y_n)}{\partial x^2} h^2 + 2 \frac{\partial^2 f(x_n, y_n)}{\partial x \partial y} hk + \frac{\partial^2 f(x_n, y_n)}{\partial y^2} k^2 \right] + \square \\ &\quad + \frac{1}{k!} \left[h \frac{\partial}{\partial x} + k \frac{\partial}{\partial y} \right]^k f(x_n, y_n) + \square \quad \square \end{aligned}$$

另外,在 $y_n=y(x_n)$ 的假设条件下,考虑到 $y'(x)=f(x, y(x))$,则有

$$y'(x_n)=f(x_n, y(x_n))=f(x_n, y_n)=f_n$$

$$y''(x_n) = \frac{\partial f}{\partial x}(x_n, y_n) + \frac{\partial f}{\partial y}(x_n, y_n) y'(x_n) = \frac{\partial f_n}{\partial x} + \frac{\partial f_n}{\partial y} f_n$$

$$y'''(x_n) = \frac{\partial^2 f_n}{\partial x^2} + 2 \frac{\partial^2 f_n}{\partial x \partial y} f_n + \frac{\partial^2 f_n}{\partial y^2} f_n^2 + \frac{\partial f_n}{\partial x} \frac{\partial f_n}{\partial y} + \left(\frac{\partial f_n}{\partial y}\right)^2 f_n$$

关于Euler公式的局部截断误差分析

Euler公式: $y_{n+1} = y_n + hf(x_n, y_n)$

Taylor公式: $y(x_{n+1}) = y(x_n + h) = y(x_n) + y'(x_n)h + \frac{y''(x_n)}{2!}h^2 + O(h^3)$

$$= y_n + f(x_n, y_n)h + O(h^2)$$

得到局部截断误差: $y(x_{n+1}) - y_{n+1} = \frac{y''(x_n)}{2!}h^2 + O(h^3) = O(h^2)$

局部截断误差为 $O(h^{p+1})$ 的差分公式为 p 阶方法.

所以Euler公式是1阶方法.

此项称为
截断误差
主项

关于改进的Euler方法的局部截断误差分析

改进的Euler方法:

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}(K_1 + K_2) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + h, y_n + hK_1) \\ y_0 = \alpha, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

其中

$$K_1 = f(x_n, y_n) = f(x_n, y(x_n)) = y'(x_n)$$

对于 K_2 应用二元Taylor展开公式, 可得

$$\begin{aligned} K_2 = f(x_n + h, y_n + hK_1) &= f_n + \frac{\partial f_n}{\partial x} h + \frac{\partial f_n}{\partial y} hK_1 \\ &+ \frac{1}{2} \left[\frac{\partial^2 f_n}{\partial x^2} h^2 + 2 \frac{\partial^2 f_n}{\partial x \partial y} h^2 K_1 + \frac{\partial^2 f_n}{\partial y^2} h^2 K_1^2 \right] + O(h^3) \end{aligned}$$

由假设 $y(x_n)=y_n$, 可得

$$y'(x_n) = f(x_n, y(x_n)) = f(x_n, y_n) = f_n$$

$$y''(x_n) = \frac{\partial f_n}{\partial x} + \frac{\partial f_n}{\partial y} \cdot f_n = \frac{\partial f_n}{\partial x} + \frac{\partial f_n}{\partial y} \cdot K_1$$

$$y'''(x_n) = \frac{\partial^2 f_n}{\partial x^2} + 2 \frac{\partial^2 f_n}{\partial x \partial y} f_n + \frac{\partial^2 f_n}{\partial y^2} f_n^2 + \frac{\partial f_n}{\partial x} \frac{\partial f_n}{\partial y} + \left(\frac{\partial f_n}{\partial y} \right)^2 f_n$$

于是

$$y_{n+1} = y_n + f_n h + \frac{h^2}{2} \left[\frac{\partial f_n}{\partial x} + \frac{\partial f_n}{\partial y} f_n \right] + \frac{h^3}{4} \left[\frac{\partial^2 f_n}{\partial x^2} + 2 \frac{\partial^2 f_n}{\partial x \partial y} f_n + \frac{\partial^2 f_n}{\partial y^2} f_n^2 \right] + O(h^4)$$

而

$$\begin{aligned} y(x_{n+1}) &= y(x_n) + y'(x_n)h + \frac{y''(x_n)}{2}h^2 + \frac{y'''(x_n)}{3!}h^3 + O(h^4) \\ &= y_n + f_n h + \frac{h^2}{2} \left[\frac{\partial f_n}{\partial x} + \frac{\partial f_n}{\partial y} f_n \right] \\ &\quad + \frac{h^3}{6} \left[\frac{\partial^2 f_n}{\partial x^2} + 2 \frac{\partial^2 f_n}{\partial x \partial y} f_n + \frac{\partial^2 f_n}{\partial y^2} f_n^2 + \frac{\partial f_n}{\partial x} \frac{\partial f_n}{\partial y} + \left(\frac{\partial f_n}{\partial y} \right)^2 f_n \right] + O(h^4) \end{aligned}$$

从而得到局部截断误差为： $y(x_{n+1}) - y_{n+1} = O(h^3)$

所以, 改进的Euler方法是2阶方法.

思考题

- 试估计梯形公式的局部截断误差.

Taylor展开方法

设 $y(x)$ 是初值问题(1)的精确解, 利用Taylor展开式可得

$$\begin{aligned}y(x_{n+1}) &= y(x_n) + y'(x_n)h + \frac{y''(x_n)}{2!}h^2 + \dots + \frac{y^{(p)}(x_n)}{p!}h^p + \frac{y^{(p+1)}(\xi)}{(p+1)!}h^{p+1} \\&= y(x_n) + hf(x_n, y(x_n)) + \frac{h^2}{2!}f^{(1)}(x_n, y(x_n)) + \dots + \frac{h^p}{p!}f^{(p-1)}(x_n, y(x_n)) + O(h^{p+1})\end{aligned}$$

因此, 可建立节点处近似值 y_n 满足的差分公式

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + hf(x_n, y_n) + \frac{h^2}{2!}f^{(1)}(x_n, y_n) + \dots + \frac{h^p}{p!}f^{(p-1)}(x_n, y_n) \\ y_0 = \alpha, n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

即为 p 阶Taylor展开方法.

其中

$$f^{(1)}(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} + \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} f(x, y)$$

$$f^{(2)}(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + 2 \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} f + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} f^2 + \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial y} + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2 f$$

.....

.....

.....

可见,公式的局部截断误差为: $y(x_{n+1}) - y_{n+1} = O(h^{p+1})$.

所以此差分公式是

阶方法.

Taylor展开方法给出了一种构造单步显式高阶方法的途径,然而由于此方法涉及很多复合函数 $f(x, y(x))$ 的导数的计算,比较繁琐,因而很少直接使用.

深入思考

设 $y(x)$ 是初值问题(1)的精确解, 由Taylor展开式可得

$$y(x_{n+1}) = y(x_n) + hy'(\xi) = y(x_n) + hf(\xi, y(\xi)), \quad x_n \leq \xi \leq x_{n+1}.$$

构造差分方法就是研究如何利用适当的方法来近似计算数值

$f(\xi, y(\xi))$.

回顾Euler方法,它可写为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + hK_1 \\ K_1 = f(x_n, y_n) \end{cases}$$

这相当于用一个函数值 K_1 作为 $f(\xi, y(\xi))$ 的近似.

当 $y(x_n)=y_n$ 时, y_{n+1} 的表达式与精确解 $y(x_{n+1})$ 的Taylor展式的前两项完全一致, 因此其局部截断误差为

$$y(x_{n+1}) - y_{n+1} = O(h^2)$$

改进的Euler方法的格式可写为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}(K_1 + K_2) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + h, y_n + hK_1) \end{cases}$$

这相当于用两个函数值 K_1 和 K_2 的线性组合作为 $f(\xi, y(\xi))$ 的近似.

当 $y(x_n) = y_n$ 时, y_{n+1} 的表达式与精确解 $y(x_{n+1})$ 的Taylor展式的前三项完全一致, 因此其局部截断误差为

$$y(x_{n+1}) - y_{n+1} = O(h^3)$$

这启发我们：

是否可以通过增加计算 $f(x,y)$ 函数值的次数来构造高阶的差分公式？

Runge-Kutta方法

上一节的讨论启发我们,可以通过增加计算关于 $f(x,y)$ 的函数值的方法来构造高阶差分格式,为此我们建立以下公式

$$\left\{ \begin{array}{l} y_{n+1} = y_n + h(\lambda_1 K_1 + \lambda_2 K_2 + \dots + \lambda_p K_p) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + \alpha_2 h, y_n + h\beta_{21} K_1) \\ \dots\dots\dots \dots\dots\dots \\ K_p = f(x_n + \alpha_p h, y_n + h \sum_{i=1}^{p-1} \beta_{pi} K_i) \end{array} \right.$$

其中 $\{\lambda_i, \alpha_i, \beta_{ij}\}$ 为待定参数. 若此公式的局部截断误差为 $O(h^{p+1})$, 则称其为(p级)**p阶Runge-kutta方法**, 简称(p级)**p阶R-K方法**.

p=2情形的R-K方法

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + h(\lambda_1 K_1 + \lambda_2 K_2) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + \alpha h, y_n + \beta h K_1) \end{cases}$$

由于

$$\begin{aligned} y_{n+1} &= y_n + h\lambda_1 f_n + h\lambda_2 \left(f_n + \alpha h \frac{\partial f_n}{\partial x} + \beta h f_n \frac{\partial f_n}{\partial y} \right) + O(h^3) \\ &= y_n + h(\lambda_1 + \lambda_2) f_n + h^2 \lambda_2 \left(\alpha \frac{\partial f_n}{\partial x} + \beta f_n \frac{\partial f_n}{\partial y} \right) + O(h^3) \\ y(x_{n+1}) &= y_n + h f_n + \frac{h^2}{2} \left(\frac{\partial f_n}{\partial x} + f_n \frac{\partial f_n}{\partial y} \right) + O(h^3) \end{aligned}$$

所以, 只要令 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$, $\alpha\lambda_2 = 1/2$, $\beta\lambda_2 = 1/2$, 即可使局部截断误差达到 $O(h^3)$

若取 $\alpha=1$, 则得 $\lambda_1=\lambda_2=1/2$, $\beta=1$, 此时公式形如

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}(K_1 + K_2) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + h, y_n + hK_1) \end{cases}$$

这就是改进的Euler公式;

若取 $\lambda_1=0$, 则得 $\lambda_2=1$, $\alpha=\beta=1/2$, 此时公式为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + hK_2 \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hK_1) \end{cases}$$

称之为中点公式, 或可写为

$$y_{n+1} = y_n + hf(x_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hf(x_n, y_n))$$

一般地, 以上确定的一族差分公式统称为二阶**R-K**方法.

高阶**R-K**公式可类似推导.

常用的三阶、四阶R-K公式.

三阶R-K公式

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{6}(K_1 + 4K_2 + K_3) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hK_1) \\ K_3 = f(x_n + h, y_n - hK_1 + 2hK_2) \end{cases}$$

四阶标准R-K公式

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{6}(K_1 + 2K_2 + 2K_3 + K_4) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hK_1) \\ K_3 = f(x_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hK_2) \\ K_4 = f(x_n + h, y_n + hK_3) \end{cases}$$

例 用四阶标准R-K方法求初值问题

$$\begin{cases} y' = y - 2x/y, & 0 \leq x \leq 1 \\ y(0) = 1 \end{cases}$$

的数值解, 取步长 $h=0.2$.

解 四阶标准R-K公式为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{1}{6}h(K_1 + 2K_2 + 2K_3 + K_4) \\ K_1 = y_n - 2x_n / y_n \\ K_2 = y_n + \frac{1}{2}hK_1 - (2x_n + h) / (y_n + \frac{1}{2}hK_1) \\ K_3 = y_n + \frac{1}{2}hK_2 - (2x_n + h) / (y_n + \frac{1}{2}hK_2) \\ K_4 = y_n + hK_3 - 2(x_n + h) / (y_n + hK_3) \end{cases}$$

计算结果如下:

n	x_n	y_n	$y(x_n)$		n	x_n	y_n	$y(x_n)$
0	0.0	1.00	1.00		3	0.6	1.4833	1.4832
1	0.2	1.1832	1.1832		4	0.8	1.6125	1.6125
2	0.4	1.3417	1.3416		5	1.0	1.7321	1.7321

隐式Runge-Kutta方法

隐式R-K方法一般形式为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + h \sum_{r=1}^p \lambda_r K_r \\ K_r = f(x_n + \alpha_r h, y_n + h \sum_{i=1}^r \lambda_{ri} K_i) \end{cases}, r = 1, 2, \dots, p$$

称之为**p级隐式R-K方法**.

例如, 梯形公式就可以写成一个二级隐式R-K方法:

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{1}{2} h (K_1 + K_2) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + h, y_n + \frac{1}{2} h K_1 + \frac{1}{2} h K_2) \end{cases}$$

它是一个2阶方法.

但是p级隐式R-K方法的阶可以大于p, 例如, 一级隐式中点公式为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + hK_1 \\ K_1 = f(x_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hK_1) \end{cases}$$

或写为

$$y_{n+1} = y_n + hf(x_n + \frac{1}{2}h, \frac{1}{2}(y_n + y_{n+1}))$$

它是2阶方法.

隐式R-K方法的计算一般每步均需要求解(可能是非线性的)方程组, 计算量较大, 但隐式方法的数值稳定性较好.

变步长Runge-Kutta方法

一些常微分方程初值问题的解在求解区域内变化程度差别很大. 如果在整个区域上统一使用大步长可能达不到精度要求, 而使用小步长又可能浪费计算量, 还会导致舍入误差累积的增加. 这就要求根据解的性态来调整步长的大小: 在变化平缓的部分, 数值求解可以使用较大步长; 而在变化剧烈的部分, 则使用较小的步长, 其目的是在保证精度的前提下尽可能减少计算量. 因此有必要讨论变步长的差分方法.

以下以p阶R-K方法为例简单介绍变步长差分方法的误差估计问题.

设从 x_n 以步长 h 计算 $y(x_{n+1})$ 的近似值为 $y_{n+1}^{(h)}$, 并假设局部截断误差为

$$y(x_{n+1}) - y_{n+1}^{(h)} = Ch^{p+1}$$

其中, C 是与 h 无关的常数.

如果将步长减半, 取 $h/2$ 为步长, 从 x_n 经两步计算得到 $y(x_{n+1})$ 的近似值记为 $y_{n+1}^{(\frac{h}{2})}$, 其局部截断误差为:

$$y(x_{n+1}) - y_{n+1}^{(\frac{h}{2})} \approx 2C\left(\frac{h}{2}\right)^{p+1} = \frac{1}{2^p} Ch^{p+1}$$

于是有

$$\frac{y(x_{n+1}) - y_{n+1}^{(\frac{h}{2})}}{y(x_{n+1}) - y_{n+1}^{(h)}} \approx \frac{1}{2^p}$$

从而, 得到事后误差估计

$$y(x_{n+1}) - y_{n+1}^{(\frac{h}{2})} \approx \frac{1}{2^p - 1} (y_{n+1}^{(\frac{h}{2})} - y_{n+1}^{(h)})$$

可见, 当 $|y_{n+1}^{(\frac{h}{2})} - y_{n+1}^{(h)}| \leq \varepsilon$ 成立时, 可取 $y(x_{n+1}) \approx y_{n+1}^{(\frac{h}{2})}$, 否则应将步长再次减半进行计算, 直至满足精度要求. 然后再进行下一步的计算及相应步长的选择.

单步方法的收敛性

求解初值问题

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = f(x, y), & a \leq x \leq b; \\ y(a) = \alpha. \end{cases}$$

的单步显式方法可以统一写为如下形式

$$y_{n+1} = y_n + h\Phi(x_n, y_n, h)$$

其中 $\Phi(x, y, h)$ 称为**增量函数**.

不同的单步方法对应着不同的增量函数.

对于Euler方法, 有

$$\Phi(x, y, h) = f(x, y)$$

对于改进的Euler方法, 有

$$\Phi(x, y, h) = \frac{1}{2} [f(x, y) + f(x + h, y + hf(x, y))]$$

类似地可写出与各阶R-K方法相应的增量函数.

对于任意给定的点 x_n , 用单步方法求出精确解 $y(x_n)$ 的似解 y_n , 当步长 h 充分小时, y_n 能否逼近 $y(x_n)$? 这就是收敛性问题.

定义1 设 $y(x)$ 是初值问题(1)的解, y_n 是某单步方法产生的近似解. 如果对任意固定的点 x_n , 均有

$$\lim_{h \rightarrow 0} y_n = y(x_n)$$

则称**此单步方法是收敛的**.

可见, 若某单步方法是收敛的, 则当 $h \rightarrow 0$ 时, $e_n = y(x_n) - y_n$ 将趋于零.

注1: 此时的 $e_n = y(x_n) - y_n$, 不仅与 y_{n+1} 这一步计算有关, 而且与前 n 步计算值 y_n, y_{n-1}, \dots, y_1 都有关, 称为**整体截断误差**, 它与局部截断误差的定义不同.

注2: 上述关于收敛性的定义也适用于单步隐式方法和多步方法.

定理1 设某单步方法满足以下条件:

- 1) 它是 p 阶方法($p \geq 1$),也即其局部截断误差为 $O(h^{p+1})$;
- 2) 增量函数 $\Phi(x, y, h)$ 在区域 $\{a \leq x \leq b, -\infty < y < +\infty, 0 \leq h \leq h_0\}$ 上连续, 且关于 y 满足Lipschitz条件, 也即存在常数 $L > 0$, 使

$$|\Phi(x, y, h) - \Phi(x, \bar{y}, h)| \leq L|y - \bar{y}|, \quad \forall y, \bar{y},$$

- 3) 初始近似 $y_0 = y(a) = \alpha$;

则此单步方法是收敛的, 且存在与 h 无关的常数 C , 使

$$|y(x_n) - y_n| \leq Ch^p$$

证明 因为单步方法

$$y_{n+1}=y_n+h\Phi(x_n, y_n, h),$$

是 p 阶方法, 故 $y(x)$ 满足

$$y(x_{n+1})=y(x_n)+h\Phi(x_n, y(x_n), h)+R_n(h)$$

其中局部截断误差 $|R_n(h)|\leq C_1 h^{p+1}$.

记 $e_n=y(x_n)-y_n$, 则有

$$e_{n+1}=e_n+h[\Phi(x_n, y(x_n), h)-\Phi(x_n, y_n, h)]+R_n(h)$$

由Lipschitz条件得

$$|\Phi(x_n, y(x_n), h) - \Phi(x_n, y_n, h)| \leq L|y(x_n) - y_n| = L|e_n|$$

因此

$$|e_{n+1}| \leq (1+hL)|e_n| + C_1 h^{p+1}$$

递推得到

$$\begin{aligned}|e_n| &\leq (1 + hL)^n |e_0| + C_1 h^{p+1} \sum_{i=0}^{n-1} (1 + hL)^i \\ &\leq (1 + hL)^n |e_0| + \frac{C_1 h^{p+1}}{hL} [(1 + hL)^n - 1]\end{aligned}$$

注意到

$$1 + hL \leq e^{hL}, (1 + hL)^n \leq e^{nhL} \leq e^{L(b-a)}$$

则有

$$|e_n| \leq |e_0| e^{L(b-a)} + \frac{C_1 h^p}{L} [e^{L(b-a)} - 1]$$

由于 $e_0 = y(a) - y_0 = 0$, 所以有

$$|e_n| \leq \frac{C_1 h^p}{L} [e^{L(b-a)} - 1] = Ch^p$$

证毕.

例1 对于初值问题

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = f(x, y), & a \leq x \leq b; \\ y(a) = \alpha. \end{cases}$$

设 $f(x, y)$ 连续且关于 y 满足Lipschitz条件, 请分析Euler方法的收敛性.

解: 由于Euler方法的格式为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + hf(x_n, y_n) \\ y_0 = \alpha, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

它是1阶方法. 其增量函数 $\Phi(x, y, h)=f(x, y)$, 因此增量函数连续并关于 y 满足Lipschitz条件. 由于 $y_0=y(a)$, 初值也是精确的, 根据定理1, 此方法收敛.

它的整体截断误差满足:

$$|e_n| = |y(x_n) - y_n| \leq Ch$$

例2 对于初值问题

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = f(x, y), & a \leq x \leq b; \\ y(a) = \alpha. \end{cases}$$

设 $f(x, y)$ 连续且关于 y 满足Lipschitz条件, 请分析改进的Euler方法的收敛性.

解: 由于改进的Euler方法的格式为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}(K_1 + K_2) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + h, y_n + hK_1) \\ y_0 = \alpha, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

将其改写为:

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2} [f(x_n, y_n) + f(x_n + h, y_n + hf(x_n, y_n))] \\ y_0 = \alpha, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

它是2阶方法, 且可见其增量函数为

$$\Phi(x, y, h) = \frac{1}{2} [f(x, y) + f(x + h, y + hf(x, y))]$$

显然它是连续函数, 并且对于 $\forall y, \bar{y}$, 均有

$$\begin{aligned} & |\Phi(x, y, h) - \Phi(x, \bar{y}, h)| \\ & \leq \frac{1}{2} |[f(x, y) + f(x + h, y + hf(x, y))] - [f(x, \bar{y}) + f(x + h, \bar{y} + hf(x, \bar{y}))]| \\ & = \frac{1}{2} |f(x, y) - f(x, \bar{y}) + f(x + h, y + hf(x, y)) - f(x + h, \bar{y} + hf(x, \bar{y}))| \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\leq \frac{1}{2} \{ |f(x, y) - f(x, \bar{y})| + |f(x + h, y + hf(x, y)) - f(x + h, \bar{y} + hf(x, \bar{y}))| \} \\
&\leq \frac{1}{2} \{ L|y - \bar{y}| + L|y + hf(x, y) - (\bar{y} + hf(x, \bar{y}))| \} \\
&= \frac{1}{2} \{ L|y - \bar{y}| + L|y - \bar{y} + hf(x, y) - hf(x, \bar{y})| \} \\
&\leq \frac{1}{2} \{ L|y - \bar{y}| + L|y - \bar{y}| + Lh|f(x, y) - f(x, \bar{y})| \} \\
&\leq \frac{1}{2} \{ L|y - \bar{y}| + L|y - \bar{y}| + L^2h|y - \bar{y}| \} \\
&= \frac{1}{2} L(2 + Lh)|y - \bar{y}|
\end{aligned}$$

故当 $h \leq h_0$ 时, Φ 关于 y 满足 h 常数为 $\frac{1}{2}L(2 + h_0L)$ 的 Lipschitz 条件;
并且其初值满足

$$y_0 = \alpha = y(a)$$

综上所述, 根据定理1, 改进的 Euler 方法是收敛的, 且其整体截断误差满足

$$|e_n| = |y(x_n) - y_n| \leq Ch^2$$

类似可验证其他各阶 **R-K** 方法的收敛性.

两种收敛性的区别

本章中涉及到的两种收敛性的定义是不同的

定义1 设 $y(x)$ 是初值问题(1)的解, y_n 是某单步方法产生的近似解. 如果对任意固定的点 x_n , 均有

$$\lim_{h \rightarrow 0} y_n = y(x_n)$$

则称**此单步方法是收敛的**.

$$(1) \quad \lim_{h \rightarrow 0} y_n = y(x_n)$$

关于梯形公式的迭代计算

$$\begin{cases} y_{n+1}^{[0]} = y_n + hf(x_n, y_n) & \leftarrow \text{预估} \\ y_{n+1}^{[k+1]} = y_n + \frac{h}{2}[f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_{n+1}^{[k]})] & \leftarrow \text{校正} \\ k = 0, 1, 2, \dots \\ y_0 = \alpha, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

(2)

$$\lim_{k \rightarrow \infty} y_{n+1}^{[k]} = y_{n+1}$$

两种收敛定义的对比

$$(1) \quad \lim_{h \rightarrow 0} y_n = y(x_n)$$

$$(2) \quad \lim_{k \rightarrow \infty} y_{n+1}^{[k]} = y_{n+1}$$

此收敛不是彼收敛.

单步方法的稳定性

在关于收敛性的讨论中,我们总是假设没有发生舍入误差,但实际情形并非如此.例如,初始数据可能存在误差,计算过程中也会不可避免地产生舍入误差,这些误差的传播和积累都会对数值计算的精确程度造成影响.实际计算的数值解能否作为精确解的近似,取决于计算误差是否可控制,这就涉及到数值方法稳定性的概念.

收敛性反映差分公式本身的截断误差对数值解的影响;稳定性反映计算过程中舍入误差对数值解的影响.只有既收敛又稳定的差分公式才有实用价值.

符号表示

符号	含义	是否考虑误差
$y(x_n)$	x_n 处的精确值	无误差
y_n	x_n 处的(理论)计算值	只考虑截断误差的影响 不考虑舍入误差的影响
\overline{y}_n	x_n 处的(实际)计算值	考虑舍入误差的影响

定义1 对于某给定的初值问题, 取定步长 h , 用某差分方法进行计算时, 假设只在一个节点值 y_n 上产生计算误差 δ (即 $\bar{y}_n = y_n + \delta$), 如果这个误差引起的以后各节点计算值 y_m ($m > n$) 的变化均不超过 δ , 则称此差分方法是**绝对稳定的**.

讨论数值方法的稳定性, 通常仅限于典型的**试验方程**

$$\frac{dy}{dx} = \lambda y$$

其中 λ 是复数且 $\text{Re}(\lambda) < 0$.

定义2 将单步方法用于解试验方程, 假设得到

$$y_{n+1} = E(\lambda h)y_n$$

若满足条件

$$|E(\lambda h)| < 1$$

则称此单步方法是**绝对稳定的**.

在复平面上关于变量 λh 满足 $|E(\lambda h)| < 1$ 的区域称为此方法的**绝对稳定域**, 它与实轴的交集称为**绝对稳定区间**.

注: 在上述定义中规定严格不等式成立, 是为了和线性多步方法的绝对稳定性定义一致. 事实上对于单步方法当

$$|E(\lambda h)| = 1$$

时也可以认为误差没有增长(即稳定的).

例1 试推导将Euler方法应用于求解试验方程

$$\frac{dy}{dx} = \lambda y$$

时的绝对稳定域和绝对稳定区间.

解: Euler方法此时的格式为

$$y_{n+1} = y_n + h\lambda y_n$$

也即

$$y_{n+1} = (1 + \lambda h)y_n$$

假设只在计算 y_n 时有舍入误差 δ_n (即 $\bar{y}_n = y_n + \delta_n$), 则计算 y_{n+1} 时产生的误差 δ_{n+1} 必然是只由 δ_n 引起的, 易见二者间存在关系

$$\delta_{n+1} = (1 + \lambda h)\delta_n$$

类似地可推得计算每个 $y_m(m>n)$ 时产生的误差 δ_m 与 δ_n 之间的关系为:

$$\delta_m = (1 + \lambda h)\delta_{m-1} = \dots = (1 + \lambda h)^{m-n} \delta_n$$

若要

$$|\delta_m| < |\delta_n|$$

必须且只需

$$|1 + \lambda h| < 1$$

因此, Euler方法的绝对稳定域是 $|1 + \lambda h| < 1$ 所确定的区域, 它是复平面上以-1为中心以1为半径的一个圆域.

Euler方法的绝对稳定区间是 $(-2, 0)$.

对隐式单步方法也可类似地讨论稳定性.

例 试推导将梯形公式应用于求解试验方程

$$\frac{dy}{dx} = \lambda y$$

时的绝对稳定域和绝对稳定区间.

解: 梯形公式此时的格式为:

$$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2} (\lambda y_n + \lambda y_{n+1})$$

也即

$$y_{n+1} = \frac{1 + \frac{\lambda h}{2}}{1 - \frac{\lambda h}{2}} y_n$$

与前面的分析完全类似, 可得绝对稳定条件为

$$\left| \frac{1 + \frac{\lambda h}{2}}{1 - \frac{\lambda h}{2}} \right| < 1$$

更进一步, 若设

$$\frac{1}{2} \lambda h = a + bi$$

则

$$\left| \frac{1 + \frac{\lambda h}{2}}{1 - \frac{\lambda h}{2}} \right| = \left| \frac{1 + a + bi}{1 - a - bi} \right| = \frac{\sqrt{(1+a)^2 + b^2}}{\sqrt{(1-a)^2 + b^2}}$$

因此, 绝对稳定条件的等价条件为: $\operatorname{Re}(\lambda h) < 0$

于是绝对稳定域为 $\operatorname{Re}(\lambda h) < 0$ 所确定的区域, 它是复平面的左半平面.

绝对稳定区间为: $(-\infty, 0)$

由于 $\text{Re}(\lambda) < 0$, 所以稳定条件对任意步长 h 恒成立, 这是隐式公式的优点.

思考: 请从隐式公式的格式特点入手, 分析隐式公式具有较好稳定性的原因.

一些常用方法的绝对稳定区间

方 法	方法的阶数	稳 定 区 间
Euler方法	1	$(-2, 0)$
梯形方法	2	$(-\infty, 0)$
改进Euler方法	2	$(-2, 0)$
二阶R-K方法	2	$(-2, 0)$
三阶R-K方法	3	$(-2.51, 0)$
四阶R-K方法	4	$(-2.78, 0)$

例 考虑初值问题

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = -30y, & 0 \leq x \leq 1; \\ y(0) = 1 \end{cases}$$

取步长 $h=0.1$, 利用Euler方法计算 $y(1)$ 的近似值 y_{10} . [精确解 $y(x)=e^{-30x}$]

解 此时Euler方法的格式为:

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \lambda h y_n \\ y_0 = 1, \quad n = 1, 2, \dots, N-1. \end{cases}$$

在题设条件下即为

$$\begin{cases} y_{n+1} = -2y_n \\ y_0 = 1, \quad n = 1, 2, \dots, N-1. \end{cases}$$

因 $y_0=1$, 计算得计算解为

$$y_{10}=1024,$$

而精确解为

$$y(1)=9.357623\times 10^{-14},$$

计算严重失真.

这是因为 $\lambda h=-3$ 不在Euler方法的稳定区间 $(-2, 0)$ 内, 因而不满足稳定条件, 造成舍入误差不可控制.

能否改善方法, 避免这一现象的发生?

若取 $h=0.01$, 计算得 $y_{100}=3.234477\times 10^{-16}$.

若取 $h=0.001$, 计算得 $y_{1000}=5.911998\times 10^{-14}$.

若取 $h=0.0001$, 计算得 $y_{10000}=8.945057\times 10^{-14}$.

若取 $h=0.00001$, 计算得 $y_{100000}=9.3156\times 10^{-14}$.

这些近似解都比较靠近精确解 $y(1)$, 因为此时

$$\lambda h \in (-2, 0)$$

满足Euler方法的稳定条件, 舍入误差是可控制的, 而且 h 较小时截断误差也比较小.

单步显式方法的稳定性与步长密切相关, 在一种步长下是稳定的差分公式, 取大一点步长就可能是不稳定的.

思考题: 步长 h 太小有无弊端?

隐式方法的优越性在于: 可以任意选取步长 h . 既很容易达到稳定条件, 又不耗费太大的计算量.

线性多步方法

单步方法是自开始方法, 计算简便, 但一般精度较低. 精度较高的一些单步方法, 譬如四阶R-K方法需要计算四次函数值, 计算量较大.

由于在计算 y_{n+1} 时, 已经知道 y_n, y_{n-1}, \dots , 及 $f(x_n, y_n), f(x_{n-1}, y_{n-1}), \dots$, 如果能否充分利用这些信息, 就可望构造出精度高、计算量小的差分公式, 这就是线性多步方法.

利用待定参数法构造线性多步方法

$r+1$ 步线性多步方法的一般形式为

$$y_{n+1} = \sum_{i=0}^r \alpha_i y_{n-i} + h \sum_{i=-1}^r \beta_i f_{n-i}$$

当 $\beta_{-1} \neq 0$ 时, 公式为隐式公式, 反之为显式公式. 参数 $\{\alpha_i, \beta_i\}$ 的选择原则是使方法的局部截断误差为

$$y(x_{n+1}) - y_{n+1} = O(h^{r+2})$$

这里, 局部截断误差是指在 $y(x_{n-i}) = y_{n-i}$, $i=0, 1, \dots, r$ 的前提下的截断误差 $y(x_{n+1}) - y_{n+1}$.

例 选取参数 $\alpha, \beta_0, \beta_1, \beta_2$, 使三步方法

$$y_{n+1} = \alpha y_n + h(\beta_0 f_n + \beta_1 f_{n-1} + \beta_2 f_{n-2})$$

为三阶方法.

解 设 $y(x_n) = y_n, y(x_{n-1}) = y_{n-1}, y(x_{n-2}) = y_{n-2}$, 则有

$$f_n = f(x_n, y(x_n)) = y'(x_n)$$

$$\begin{aligned} f_{n-1} &= f(x_{n-1}, y(x_{n-1})) = y'(x_{n-1}) = y'(x_n - h) \\ &= y'(x_n) - hy''(x_n) + \frac{1}{2}h^2 y'''(x_n) - \frac{1}{6}h^3 y^{(4)}(x_n) + O(h^4) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} f_{n-2} &= f(x_{n-2}, y(x_{n-2})) = y'(x_{n-2}) = y'(x_n - 2h) \\ &= y'(x_n) - 2hy''(x_n) + 2h^2 y'''(x_n) - \frac{4}{3}h^3 y^{(4)}(x_n) + O(h^4) \end{aligned}$$

于是有

$$y_{n+1} = \alpha y(x_n) + h(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2) y'(x_n) - h^2(\beta_1 + 2\beta_2) y''(x_n) \\ + h^3 \left(\frac{1}{2} \beta_1 + 2\beta_2 \right) y'''(x_n) - \frac{1}{6} h^4 (\beta_1 + 8\beta_2) y^{(4)}(x_n) + O(h^5)$$

$$y(x_{n+1}) = y(x_n) + h y'(x_n) + \frac{1}{2} h^2 y''(x_n) \\ + \frac{1}{6} h^3 y'''(x_n) + \frac{1}{24} h^4 y^{(4)}(x_n) + O(h^5)$$

若使: $y(x_{n+1}) - y_{n+1} = O(h^4)$, 只要 $\alpha, \beta_0, \beta_1, \beta_2$ 满足:

$$\begin{cases} \alpha = 1 \\ \beta_0 + \beta_1 + \beta_2 = 1 \\ \beta_1 + 2\beta_2 = -\frac{1}{2} \\ \beta_1 + 4\beta_2 = \frac{1}{3} \end{cases}$$

解之得:

$$\alpha = 1, \quad \beta_0 = \frac{23}{12}, \quad \beta_1 = -\frac{4}{3}, \quad \beta_2 = \frac{5}{12}$$

于是得到三步三阶显式差分公式

$$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{12} (23f_n - 16f_{n-1} + 5f_{n-2})$$