

- § 9.1 引言
- § 9.2 简单的数值方法
- § 9.3 龙格-库塔方法
- § 9.4 单步法的收敛性与稳定性\*
- § 9.5 线性多步法\*
- § 9.6 线性多步法的收敛性与稳定性\*
- § 9.7 一阶方程组与刚性方程组\*



#### § 9.1 引言

包含自变量、未知函数及未知函数的导数或微分的方程称为微分方程。在微分方程中,自变量的个数只有一个, 称为常微分方程。自变量的个数为两个或两个以上的微分方程叫偏微分方程。微分方程中出现的未知函数最高阶导数的阶数称为微分方程的阶数。如果未知函数y及其各阶导数

$$y', y'', \cdots, y^{(n)}$$

都是一次的,则称它是线性的,否则称为非线性的。



在高等数学中,对于常微分方程的求解,给出了一些典型方程求解析解的基本方法,如可分离变量法、常系数齐次线性方程的解法、常系数非齐次线性方程的解法等。但能求解的常微分方程仍然是有限的,大多数的常微分方程是不可能给出解析解。譬如

$$y' = x^2 + y^2$$

这个一阶微分方程就不能用初等函数及其积分来表达它的解。



从数值计算的角度,如方程

$$\begin{cases} y' = y \\ y(0) = 1 \end{cases}$$

的解  $y = e^x$ , 虽然有表可查,但对于表上没有给出  $e^x$  的值,仍需插值方法来计算



从实际问题当中归纳出来的微分方程,通常主要依 靠数值解法来解决。本章主要讨论一阶常微分方程 初值问题

$$\begin{cases} y' = f(x, y) \\ y(x_0) = y_0 \end{cases} \tag{1}$$

在区间 $a \le x \le b$ 上的数值解法。

可以证明,如果函数在带形区域 R=a≤x≤b,

 $-\infty < y < \infty$  }内连续,且关于y满足李普希兹 (Lipschitz)条件,即存在常数L(它与x, y无关)使



$$|f(x, y_1) - f(x, y_2)| \le L|y_1 - y_2|$$

对R内任意两个  $y_1, y_2$  都成立, 则方程(1)的解 y = y(x) 在[a, b]上存在且唯一。



#### § 9.2 简单的数值方法

对常微分方程初值问题(1)式的数值解法,就是 要算出精确解y(x)在区间[a,b]上的一系列离散节点 处的函数值  $a = x_0 < x_1 < \dots < x_{n-1} < x_n = b$  $y(x_0), y(x_1), \dots, y(x_n)$  的近似值  $y_0, y_1, \dots, y_n$ 。 相邻两个节点的间距  $h = x_{i+1} - x_i$  称为步长,步长可 以相等,也可以不等。本章总是假定h为定数, 称为定步长,这时节点可表示为  $x_{i} = x_{0} + ih, i = 1, 2, \dots, n$ 



## 数值方法的基本思想

数值解法需要把连续性的问题加以离散化,从而求出离散节点的数值解。

对常微分方程数值解法的基本出发点就是离散化。其数值解法有两个基本特点,它们都采用"步进式",即求解过程顺着节点排列的次序一步一步地向前推进,描述这类算法,要求给出用已知信息 $y_i, y_{i-1}, y_{i-2}, \dots, y_0$ 计算 $y_{i+1}$ 的递推公式。建立这类递推公式的基本方法是在这些节点上用数值积分、



## 数值方法的基本思想

数值微分、泰勒展开等离散化方法,对初值问题

$$\begin{cases} y' = f(x, y) \\ y(x_0) = y_0 \end{cases}$$

中的导数 y' 进行不同的离散化处理。 对于初值问题

$$\begin{cases} y' = f(x, y) \\ y(x_0) = y_0 \end{cases}$$



## 数值方法的基本思想

的数值解法,首先要解决的问题就是如何对微分方 程进行离散化,建立求数值解的递推公式。递推公 式通常有两类,一类是计算 $y_{i+1}$ 时只用到 $x_{i+1}, x_i$ 和 $y_i$ , 即前一步的值, 因此有了初值以后就可以逐步往下 计算,此类方法称为单步法;其代表是龙格—库塔 法。另一类是计算 $y_{i+1}$ 时,除用到 $x_{i+1}, x_i$ 和 $y_i$ 以外, 还要用到  $x_{i-p}, y_{i-p}$  ( $p = 1, 2, \dots, k$ ),即前面k步的值,此类 方法称为多步法: 其代表是亚当斯法。



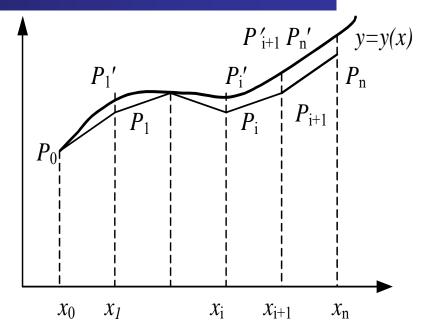
欧拉(Euler)方法是解初值问题的最简单的数值方法。初值问题

$$\begin{cases} y' = f(x, y) \\ y(x_0) = y_0 \end{cases}$$

的解y=y(x)代表通过点 $(x_0,y_0)$ 的一条称之为微分方程的积分曲线。积分曲线上每一点(x,y)的切线的斜率y'(x)等于函数f(x,y)在这点的值。



Euler法的求解过程是:从初始点 $P_0$ (即点 $(x_0,y_0)$ )出发,作积分曲线y=y(x)在 $P_0$ 点上切线  $\overline{P_0P_1}$  (其斜率为 $y'(x_0)=f(x_0,y_0)$ ),与 $x=x_1$ 直线

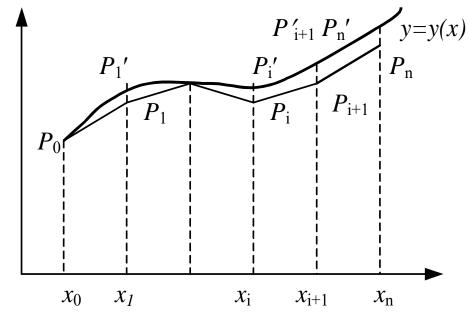


相交于P1点(即点(x1,y1),得到y1作为y(x1)的近似值,如上图所示。过点(x0,y0),以f(x0,y0)为斜率的切线方程为  $y = y_0 + f(x_0, y_0)(x - x_0)$ 

当
$$x = x_1$$
时,得  $y_1 = y_0 + f(x_0, y_0)(x_1 - x_0)$ 



这样就获得了P1点的坐标。



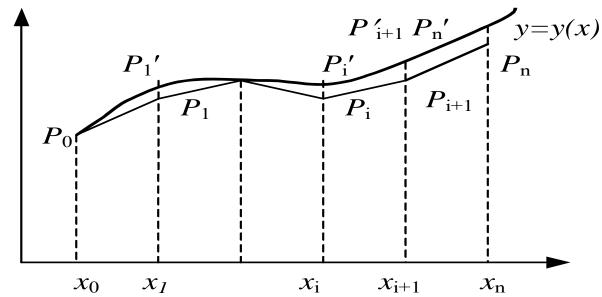
同样, 过点 $P_1(x_1, y_1)$ , 作积分曲线y=y(x)的切线

交直线 $\mathbf{x}=\mathbf{x}_2$ 于 $\mathbf{P}_2$ 点, 切线  $\overline{P_1P_2}$  的斜率 $y'(x_1)=f(x_1,y_1)$ 

直线方程为 
$$y = y_1 + f(x_1, y_1)(x - x_1)$$



当  $x = x_2$  时,得  $y_2 = y_1 + f(x_1, y_1)(x_2 - x_1)$ 



由此获得了P2的坐标。重复以上过程,就可获得一系

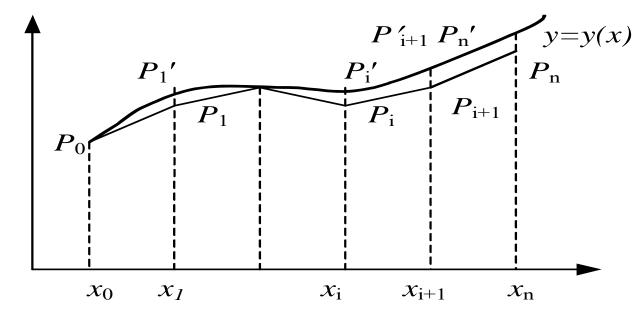
列的点: $P_1, P_2, ..., P_n$ 。对已求得点  $P_n(x_n, y_n)$  以

$$y'(x_n) = f(x_n, y_n)$$
 为斜率作直线  $y = y_n + f(x_n, y_n)(x - x_n)$ 



当
$$x = x_{n+1}$$
时,得 $y_{n+1} = y_n + f(x_n, y_n)(x_{x+1} - x_n)$ 

**取** 
$$y(x_n) \approx y_n$$



这样,从 $x_0$ 逐个算出  $x_1, x_2, \dots x_n$ 对应的数值解  $y_1, y_2, \dots y_n$ 



从图形上看,就获得了一条近似于曲线y=y(x)的折线  $\overline{P_1P_2P_3\cdots P_n}$  。

通常取 $x_{i+1} - x_i = h_i = h$ (常数),则Euler法的计算格式

$$\begin{cases} y_{i+1} = y_i + hf(x_i, y_i) \\ y_0 = y(x_0) \end{cases} i=0,1,...,n$$
 (2)

还可用数值微分、数值积分法和泰勒展开法推Euler 格式。以数值积分为例进行推导。

将方程 y' = f(x, y)的两端在区间  $[x_i, x_{i+1}]$ 上积分得,



$$\int_{x_i}^{x_{i+1}} y' dx = \int_{x_i}^{x_{i+1}} f(x, y) dx$$

$$y(x_{i+1}) = y(x_i) + \int_{x_i}^{x_{i+1}} f(x, y) dx = y(x_i) + \int_{x_i}^{x_{i+1}} f[x, y(x)] dx$$
 (3)

#### 选择不同的计算方法计算上式的积分项

$$\int_{x_i}^{x_{i+1}} f[x, y(x)] dx$$
,就会得到不同的计算公式。

#### 用左矩形方法计算积分项

$$\int_{x_i}^{x_{i+1}} f[x, y(x)] dx \approx (x_{i+1} - x_i) f[x_i, y(x_i)]$$



代入(3)式,并用 $y_i$ 近似代替式中 $y(x_i)$ 即可得到向前欧拉(Euler)公式

$$y_{i+1} = y_i + hf(x_i, y_i)$$

由于数值积分的矩形方法精度很低,所以欧拉(Euler)公式当然很粗糙。



#### 例1 用欧拉法解初值问题

$$\begin{cases} y' = -y - xy^2 & (0 \le x \le 0.6) \\ y(0) = 1 & \end{cases}$$

取步长h=0.2,计算过程保留4位小数

解: h=0.2, 
$$f(x, y) = -y - xy^2$$
 欧拉迭代格式

$$y_{i+1} = y_i + hf(x_i, y_i) = y_i - hy_i - hx_i y_i^2$$
$$= 0.2y_i (4 - x_i y_i^2) \qquad (i = 0,1,2)$$



当 
$$i=0, x_1=0.2$$
时,已知 $x_0=0, y_0=1$ ,有  $y(0.2)\approx y_1=0.2\times 1(4-0\times 1)=0.8$  当  $i=1, x_2=0.4$ 时,已知 $x_1=0.2, y_1=0.8$ ,有  $y(0.4)\approx y_2=0.2\times 0.8\times (4-0.2\times 0.8)=0.6144$  当  $i=2, x_3=0.6$ 时,已知 $x_2=0.4, y_2=0.6144$ ,有  $y(0.6)\approx y_3=0.2\times 0.6144\times (4-0.4\times 0.6144)=0.4613$ 



## 梯形公式

#### 2 梯形公式

为了提高精度, 对方程 y' = f(x, y) 的两端在区间上  $[x_i, x_{i+1}]$  积分得,

$$y(x_{i+1}) = y(x_i) + \int_{x_i}^{x_{i+1}} f[x, y(x)] dx$$
 (4)

改用梯形方法计算其积分项,即

$$\int_{x_i}^{x_{i+1}} f[x, y(x)] dx \approx \frac{x_{i+1} - x_i}{2} [f(x_i, y(x_i)) + f(x_{i+1}, y(x_{i+1}))]$$

代入(4)式,并用近似代替式中即可得到梯形公式



### 梯形公式

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{2} [f(x_i, y_i) + f(x_{i+1}, y_{i+1})]$$
 (5)

由于数值积分的梯形公式比矩形公式的精度高, 因此梯形公式(5)比欧拉公式(2)的精度高的数值方法。

(5)式的右端含有未知的y<sub>i+1</sub>,它是一个关于y<sub>i+1</sub>的函数方程,这类数值方法称为隐式方法。相反地,欧拉法是关于y<sub>i+1</sub>的一个直接的计算公式,这类数值方法称为显式方法。



## 欧拉法的局部截断误差

## 4 欧拉法的局部截断误差

衡量求解公式好坏的一个主要标准是求解公式的 精度,因此引入局部截断误差和阶数的概念。

定义1 在 $y_i$ 准确的前提下,即 $y_i = y(x_i)$ 时,用数值方法计算 $y_{i+1}$ 的误差  $R_i = y(x_{i+1}) - y_{i+1}$ ,称为该数值方法计算时 $y_{i+1}$ 的局部截断误差。

对于欧拉公式,假定  $y_i = y(x_i)$  ,则有

$$y_{i+1} = y(x_i) + h[f(x_i, y(x_i))] = y(x_i) + hy'(x_i)$$



# 欧拉法的局部截断误差

而将真解y(x)在x<sub>i</sub>处按二阶泰勒展开

$$y(x_{i+1}) = y(x_i) + hy'(x_i) + \frac{h^2}{2!}y''(\xi)$$
  $\xi \in (x_i, x_{i+1})$ 

因此有 
$$y(x_{i+1}) - y_{i+1} = \frac{h^2}{2!} y''(\xi)$$

定义2 数值方法的局部截断误差为  $O(h^{p+1})$ ,则称这种数值方法的阶数是P。步长(h<1) 越小,P越高,则局部截断误差越小,计算精度越高。欧拉公式的局部截断误差为  $O(h^2)$  ,欧拉方法仅为一阶方法。



## 改进的欧拉公式

## 5 改进的欧拉公式 \*\*\*

显式欧拉公式计算工作量小,但精度低。梯形公式虽提高了精度,但为隐式公式,需用迭代法求解,计算工作量大。综合欧拉公式和梯形公式便可得到改进的欧拉公式。

先用欧拉公式(2)求出一个初步的近似值  $y_{i+1}$ ,称为预测值,它的精度不高,再用梯形公式(5)对它



# 改进的欧拉公式

校正一次,即迭代一次,求得 $y_{i+1}$ ,称为校正值,这种预测-校正方法称为改进的欧拉公式:

预测 
$$\begin{cases} \overline{y}_{i+1} = y_i + hf(x_i, y_i) \\ y_{i+1} = y_i + \frac{h}{2} [f(x_i, y_i) + f(x_{i+1}, \overline{y}_{i+1})] \end{cases}$$
 (10) 
$$i = 0,1,2 \cdots, n-1$$

可以证明,公式(10)的精度为二阶。这是一种一步显式格式,它可以表示为嵌套形式。



## 改进的欧拉公式

$$y_{i+1} = y_i + \frac{h}{2} [f(x_i, y_i) + f(x_{i+1}, y_i + hf(x_i, y_i))]$$
 (11)

#### 或者表示成下列平均化形式

$$\begin{cases} y_p = y_i + hf(x_i, y_i) \\ y_c = y_i + hf(x_{i+1}, y_p) \\ y_{i+1} = \frac{1}{2}(y_p + y_c) & i = 0, 1, 2 \dots, n-1 \end{cases}$$
 (12)



## 改进欧拉算法的实现

- 6 改进欧拉法算法实现
  - (1) 计算步骤
    - ① 输入 $x_0, x_1, h, N$
    - ② 使用以下改进欧拉法公式进行计算

$$\begin{cases} y_{p} = y_{i} + hf(x_{i}, y_{i}) \\ y_{c} = y_{i} + hf(x_{i+1}, y_{p}) \\ y_{i+1} = \frac{1}{2}(y_{p} + y_{c}) \end{cases}$$

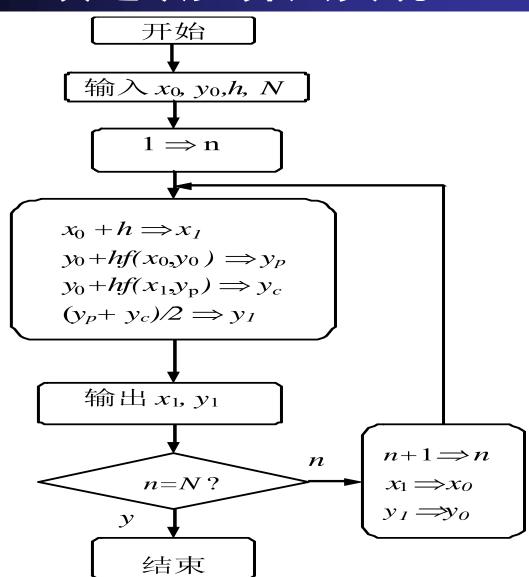
 $y_{i+1} = \frac{1}{2}(y_p + y_c)$ ③ 输出  $x_1, y_1$ ,并使  $x_1 \Rightarrow x_0, y_1 \Rightarrow y_0$ 

转到 ② 直至n > N 结束。



# 改进欧拉算法实现

改进欧拉法的流程图



#### 例2 用改进欧拉法解初值问题

$$\begin{cases} y' = y - \frac{2x}{y} \\ y(0) = 1 \end{cases}$$
 区间为[0,1],取步长h=0.1

#### 解: 改进欧拉法的具体形式

$$\begin{cases} y_p = y_i + 0.1(y_i - \frac{2x_i}{y_i}) \\ y_c = y_i + 0.1(y_p - \frac{2x_{i+1}}{y_p}) \\ y_{i+1} = \frac{1}{2}(y_p + y_c) \end{cases}$$

本题的精确解为  $y(x) = \sqrt{1+2x}$  ,计算结果略。 30



例3 对初值问题 
$$\begin{cases} y' + y = 0 \\ y(0) = 1 \end{cases}$$

证明用梯形公式求得的近似解为

$$y_n = \left(\frac{2-h}{2+h}\right)^n \quad x = nh$$

并证明当步长h $\rightarrow$ 0时, $y_n$ 收敛于精确解  $e^{-x}$ 

证明:解初值问题的梯形公式为

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



$$f(x,y) = -y$$

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

整理成显式 
$$y_{n+1} = \left(\frac{2-h}{2+h}\right)y_n$$
 反复迭代,得到

$$y_{n+1} = \left(\frac{2-h}{2+h}\right) y_n = \left(\frac{2-h}{2+h}\right)^2 y_{n-1} = \left(\frac{2-h}{2+h}\right)^3 y_{n-2}$$

$$= \dots = \left(\frac{2-h}{2+h}\right)^{n+1} y_0$$



$$y_0 = 1$$

$$y_0 = 1 \qquad \therefore \qquad y_n = \left(\frac{2-h}{2+h}\right)^n$$

由于 x = nh . 有

$$\lim_{h \to 0} y_n = \lim_{h \to 0} \left( \frac{2 - h}{2 + h} \right)^{\frac{x}{h}} = \lim_{h \to 0} \frac{\left( 1 - \frac{h}{2} \right)^{\left( -\frac{2}{h} \right) \left( -\frac{x}{2} \right)}}{\left( 1 + \frac{h}{2} \right)^{\left( \frac{2}{h} \right) \left( \frac{x}{2} \right)}} = \frac{e^{-\frac{x}{2}}}{e^{\frac{x}{2}}} = e^{-x}$$

$$\lim_{h\to 0} y_n = e^{-x}$$



### § 9.3 龙格-库塔方法

1 龙格-库塔(Runge-Kutta)法的基本思想 Euler公式可改写成

$$\begin{cases} y_{i+1} = y_i + hK_1 \\ K_1 = f(x_i, y_i) \end{cases}$$

则 $y_{i+1}$ 的表达式 $y(x_{i+1})$ 与的Taylor展开式的前两项完全相同,即局部截断误差为  $O(h^2)$ 。 改进的Euler公式又可改写成



$$\begin{cases} y_{i+1} = y_i + \frac{h}{2}(K_1 + K_2) \\ K_1 = f(x_i, y_i) \\ K_2 = f(x_{i+1}, y_i + hK_1) \end{cases}$$

上述两组公式在形式上有一个共同点:都是用 f(x,y)在某些点上值的线性组合得出 $y(x_{i+1})$ 的近似值  $y_{i+1}$ ,而且增加计算的次数f(x,y)的次数,可提高截断误差的阶。如欧拉公式:每步计算一次f(x,y)的值,为一阶方法。改进欧拉公式需计算两次f(x,y)的值,它是二阶方法。它的局部截断误差为  $O(h^3)$  。



## 龙格-库塔法的基本思想

于是可考虑用函数f(x,y)在若干点上的函数值的 线性组合来构造近似公式,构造时要求近似公式在  $(x_i,y_i)$ 处的Taylor展开式与解y(x)在 $x_i$ 处的Taylor展开式 的前面几项重合,从而使近似公式达到所需要的阶数。 既避免求偏导,又提高了计算方法精度的阶数。或者 说,在  $[x_i, x_{i+1}]$  这一步内多预报几个点的斜率值,然后 将其加权平均作为平均斜率,则可构造出更高精度的 计算格式,这就是龙格—库塔(Runge-Kutta)法的 基本思想。 36



## 2 二阶龙格—库塔法

在  $[x_i, x_{i+1}]$ 上取两点 $x_i$ 和  $x_{i+p} = x_i + ph$ ,以该两点处的斜率值 $k_1$ 和 $k_2$ 的加权平均(或称为线性组合)来求取平均斜率 $k^*$ 的近似值K,即

$$K = \lambda_1 k_1 + \lambda_2 k_2$$

式中:  $k_1$ 为 $x_i$ 点处的切线斜率值, $k_1 = f(x_i, y_i) = y'(x_i)$   $k_2$ 为 $x_i + ph$ 点处的切线斜率值,比照改进的欧拉 法,将  $x_{i+p}$  视为  $x_{i+1}$  ,即可得



$$k_2 = f(x_i + ph, y_i + phk_1)$$

对常微分方程初值问题(1)式的解y=y(x),根据微分中值

定理,存在点  $\xi \in (x_i, x_{i+1})$  ,使得

$$y(x_{i+1}) - y(x_i) = y'(\xi)(x_{i+1} - x_i)$$

也即  $y(x_{i+1}) = y(x_i) + hK$  (13)

式中 
$$K = y'(\xi) = f(\xi, y(\xi))$$

K可看作是y=y(x)在区间  $[x_i, x_{i+1}]$ 上的平均斜率。所以



#### 可得计算公式为:

$$y(x_{i+1}) = y(x_i) + hK$$
  
=  $y(x_i) + h(\lambda_1 k_1 + \lambda_2 k_2)$  (14)

## 将 $y(x_i)$ 在 $x=x_i$ 处进行二阶Taylor展开:

$$y(x_{i+1}) = y(x_i) + hy'(x_i) + \frac{h^2}{2!}y''(x_i) + O(h^3)$$
 (15)

将 
$$k_2 = y'(x_i + ph) = f(x_i + ph, y_i + phk_1)$$

在x=xi处进行一阶Taylor展开:



$$k_{2} = f(x_{i}, y_{i}) + ph [f_{x}(x_{i}, y_{i}) + f(x_{i}, y_{i}) f_{y}(x_{i}, y_{i})] + O(h^{2})$$

$$= y'(x_{i}) + ph \cdot y''(x_{i}) + O(h^{2})$$

#### 将以上结果代入(14)得:

$$y(x_{i+1}) = y(x_i) + h(\lambda_1 k_1 + \lambda_2 k_2)$$

$$= y(x_i) + h\{\lambda_1 y'(x_i) + \lambda_2 [y'(x_i) + ph \cdot y''(x_i) + O(h^2)]\}$$

$$= y(x_i) + h(\lambda_1 + \lambda_2) y'(x_i) + \lambda_2 ph^2 y''(x_i) + O(h^3)$$
 (16)

对式(15)和(16)进行比较系数后可知,只要



$$\begin{cases} \lambda_1 + \lambda_2 = 1 \\ \lambda_2 \cdot p = \frac{1}{2} \end{cases}$$
 (17) 有2阶 精度

成立,格式(14)的局部截断误差就等于 $O(h^3)$ 

式(17)中具有三个未知量,但只有两个方程,因而有无穷多解。若取  $\lambda_1 = \lambda_2 = \frac{1}{2}$ ,则p=1,这是无穷多解中的一个解,将以上所解的值代入式(14)并改写可得



$$\begin{cases} y_{i+1} = y_i + \frac{h}{2}(k_1 + k_2) \\ k_1 = f(x_i, y_i) \\ k_2 = f(x_{i+1}, y_i + hk_1) \end{cases}$$

不难发现,上面的格式就是改进的欧拉格式。 凡满足条件式(17)有一簇形如上式的计算格式, 这些格式统称为二阶龙格—库塔格式。因此改进的 欧拉格式是众多的二阶龙格—库塔法中的一种特殊 格式。



若取  $\lambda_1 = 0$  ,则  $\lambda_2 = 1$ ,  $p = \frac{1}{2}$  ,此时二阶龙格-库塔法的计算公式为

$$\begin{cases} y_{i+1} = y_i + hk_2 \\ k_1 = f(x_i, y_i) \end{cases}$$
$$k_2 = f(x_{i+\frac{1}{2}}, y_i + \frac{h}{2}k_1) \ i = 0, 1, 2 \dots, n-1$$

此计算公式称为变形的二阶龙格—库塔法。式中

$$x_{i+\frac{1}{2}}$$
 为区间 $[x_i, x_{i+1}]$ 的中点。



## 三阶龙格-库塔法

## 3 三阶龙格-库塔法

为了进一步提高精度,设除  $x_{i+p}$ 外再增加一点

$$x_{i+q} = x_i + qh \qquad (p \le q \le 1)$$

并用三个点  $x_i$ ,  $x_{i+p}$ ,  $x_{i+q}$  的斜率 $k_1$ ,  $k_2$ ,  $k_3$ 加权平均得出平均斜率 $k^*$ 的近似值,这时计算格式具有形式:



# 三阶龙格-库塔法

$$\begin{cases} y_{i+1} = y_i + h[(1 - \lambda - \mu)k_1 + \lambda k_2 + \mu k_3] \\ k_1 = f(x_i, y_i) \\ k_2 = f(x_i + ph, y_i + phk_1) \end{cases}$$
(18)

为了预报点  $x_{i+q}$  的斜率值 $k_3$ ,在区间  $\left[x_i, x_{i+q}\right]$  内有两个斜率值 $k_1$ 和 $k_2$ 可以用,可将 $k_1$ , $k_2$ 加权平均得出  $\left[x_i, x_{i+q}\right]$ 

上的平均斜率,从而得到 $y(x_{i+q})$ 的预报值 $y_{i+q}$ 

$$y_{i+q} = y_i + qh[(1-\alpha)k_1 + \alpha k_2]$$

于是可得 
$$k_3 = f(x_{i+q}, y_{i+q})$$



运用Taylor展开方法选择参数  $p,q,\lambda,\mu,\alpha$  ,可以使格式(18)的局部截断误差为  $O(h^4)$  ,即具有三阶精度,这类格式统称为三阶龙格—库塔方法。下列是其中的一种,称为库塔(Kutta)公式。

$$\begin{cases} k_{1} = f(x_{i}, y_{i}) \\ k_{2} = f(x_{i+\frac{1}{2}}, y_{i} + \frac{h}{2}k_{1}) \\ k_{3} = f(x_{i+1}, y_{i} + h(-k_{1} + 2k_{2})) \\ y_{i+1} = y_{i} + \frac{h}{6}(k_{1} + 4k_{2} + k_{3}) \end{cases}$$
(19)

## 四阶龙格-库塔法

## 4 四阶龙格—库塔法

如果需要再提高精度,用类似上述的处理方法,只需在区间  $\left[x_i, x_{i+q}\right]$ 上用四个点处的斜率加权平均作为平均斜率 $k^*$ 的近似值,构成一系列四阶龙格—库塔公式。具有四阶精度,即局部截断误差是  $O(h^5)$ 。

由于推导复杂,这里从略,只介绍最常用的一种 四阶经典龙格—库塔公式。

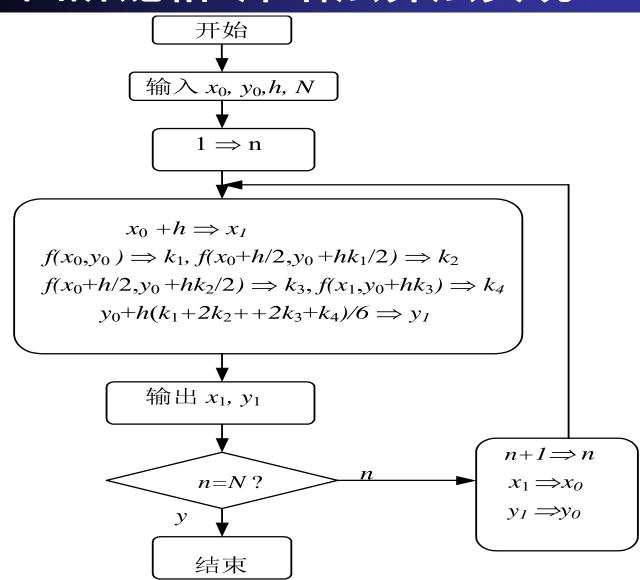
# 四阶龙格-库塔法

$$\begin{cases} k_1 = f(x_i, y_i) \\ k_2 = f(x_{i+\frac{1}{2}}, y_i + \frac{h}{2}k_1) \\ k_3 = f(x_{i+\frac{1}{2}}, y_i + \frac{h}{2}k_2) \\ k_4 = f(x_{i+1}, y_i + hk_3) \\ y_{i+1} = y_i + \frac{h}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4) \end{cases}$$
(20)

# 四阶龙格-库塔法算法实现

- 5四阶龙格—库塔法算法实现
  - (1) 计算步骤
    - ① 输入  $x_0, x_1, h, N$
    - ② 使用龙格—库塔公式(20)计算出y<sub>1</sub>
    - ③ 输出  $X_1, Y_1$  , 并使  $X_1 \Rightarrow X_0, Y_1 \Rightarrow Y_0$  转到 ② 直至n > N 结束。

# 四阶龙格-库塔法算法实现





## 例题

### 例4 取步长h=0.2, 用经典格式求解初值问题

$$\begin{cases} y' = 2xy \\ y(0) = 1 \end{cases} \quad 0 \le x \le 1$$

解: 
$$f(x, y) = 2xy$$
,  $x_0 = 0$ ,  $y_0 = 1$ ,  $h = 0.2$ 

## 由四阶龙格-库塔公式可得

$$k_1 = f(x_0, y_0) = 0$$

$$k_2 = f(x_{0+\frac{h}{2}}, y_0 + \frac{h}{2}k_1) = f(0.1,1) \approx 0.2$$

$$k_3 = f(x_{0+\frac{h}{2}}, y_0 + \frac{h}{2}k_2) = f(0.1,1.02) \approx 0.204$$

## 例题

$$k_4 = f(x_{0+h}, y_0 + hk_3) = f(0.2, 1.0408) \approx 0.41632$$
  $y_1 = y_0 + \frac{0.2}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4) \approx 1.040811$  可同样进行其余yi的计算。本例方程的解为  $y = e^{x^2}$ 

龙格—库塔方法的推导基于Taylor展开方法,

因而它要求所求的解具有较好的光滑性。如果解的 光滑性差,那么,使用四阶龙格—库塔方法求得的 数值解, 其精度可能反而不如改进的欧拉方法。在 实际计算时,应当针对问题的具体特点选择合适的 算法。

## 6 变步长的龙格-库塔法

在微分方程的数值解中,选择适当的步长是非常重要的。单从每一步看,步长越小,截断误差就越小;但随着步长的缩小,在一定的求解区间内所要完成的步数就增加了。这样会引起计算量的增大,并且会引起舍入误差的大量积累与传播。因此微分方程数值解法也有选择步长的问题。

以经典的四阶龙格-库塔法(20)为例。从节点 $x_i$ 出发,先以 $x_i$ 为步长求出一个近似值,记为  $y_{i+1}^{(h)}$ ,

由于局部截断误差为 $O(h^5)$ ,故有

$$y(x_{i+1}) - y_{i+1}^{(h)} \approx ch^5$$

当h值不大时,式中的系数c可近似地看作为常数。

然后将步长折半,即以为  $\frac{h}{2}$  步长,从节点 $x_i$ 出发,跨两步到节点 $x_{i+1}$ ,再求得一个近似值  $y_{i+1}^{(\frac{h}{2})}$ ,每跨一步的截断误差是  $c\left(\frac{h}{2}\right)^s$ ,因此有

$$y(x_{i+1}) - y(x_{i+1}^{(\frac{h}{2})}) \approx 2c\left(\frac{h}{2}\right)^5$$

这样 
$$\frac{y(x_{i+1}) - y_{i+1}^{(\frac{h}{2})}}{y(x_{i+1}) - y_{i+1}^{(h)}} \approx \frac{1}{16}$$

由此可得 
$$y(x_{i+1}) - y_{i+1}^{(\frac{h}{2})} \approx \frac{1}{15} (y_{i+1}^{(\frac{h}{2})} - y_{i+1}^{(h)})$$

这表明以  $y_{i+1}^{(\frac{h}{2})}$  作为 $y(x_{i+1})$ 的近似值,其误差可用步

长折半前后两次计算结果的偏差 
$$\Delta = \left| y_{i+1}^{(\frac{h}{2})} - y_{i+1}^{(h)} \right|$$

来判断所选步长是否适当

### 当要求的数值精度为ε时:

- (1) 如果 $\Delta > \varepsilon$ ,反复将步长折半进行计算,直至  $\Delta < \varepsilon$ 为止,并取其最后一次步长的计算结果作为  $Y_{i+1}$
- (2) 如果 $\Delta < \epsilon$ ,反复将步长加倍,直到 $\Delta > \epsilon$ 为止, 并以上一次步长的计算结果作为  $\mathcal{Y}_{i+1}$  。

这种通过步长加倍或折半来处理步长的方法称为变步长法。表面上看,为了选择步长,每一步都要反复判断A,增加了计算工作量,但在方程的解y(x)变化剧烈的情况下,总的计算工作量得到减少,结果还是合算的。



# 本章小结

本章介绍了常微分方程初值问题的基本数值解法。包括单步法和多步法。单步法主要有欧拉法、改进欧拉法和龙格—库塔方法。多步法是亚当姆斯法。它们都是基于把一个连续的定解问题离散化为一个差分方程来求解,是一种步进式的方法。用多步法求常微分方程的数值解可获得较高的精度。

实际应用时,选择合适的算法有一定的难度, 既要考虑算法的简易性和计算量,又要考虑截断误 差和收敛性、稳定性。



龙格-库塔法较为常用,适用于多步方法中作初值计算和函数f(x,y)较为简单的场合。四阶标准龙格—库塔法精度高,程序简单,易于改变步长,比较稳定,也是一个常用的方法,但计算量较大。当函数f(x,y)较为复杂,可用显式亚当姆斯方法或亚当姆斯预测—校正方法,不仅计算量较小,稳定性也比较好,但不易改变步长。

一般采用龙格—库塔法提供初值 $y_1, y_2, y_3$ ,然后用亚当姆斯外推公式求得预测值  $y_{i+1}^{(0)}$ ,再由



# 本章小结

亚当姆斯内插值求得校正值y<sub>i+1</sub>,如此求得的值近似程度好且节省计算量,是一种较好的方法。



# 本章习题





