

## 8.3 Runge—Kutta方法

### 一、Runge-Kutta方法的基本思想

由Taylor展式

$$y(x_{n+1}) = y(x_n + h)$$

$$\approx y_{n+1} = y(x_n) + hy'(x_n) + \frac{h^2}{2} y''(x_n) + \cdots + \frac{h^p}{p!} y^{(p)}(x_n)$$

$T_{n+1} = O(h^{p+1})$ , 若提高 $p$ , 可提高精度.

但因  $y' = f(x, y)$

$$y''(x) = f'_x(x, y) + f'_y(x, y) \cdot f(x, y)$$

.....

高阶导数计算复杂, 故可从另外角度考虑.

分析Euler公式及改进的Euler公式：

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

局部截断误差： $O(h^2)$

局部截断误差： $O(h^3)$

可用 $f(x,y)$ 在某些点处值的线性组合得 $y_{n+1}$ ，增加计算 $f(x,y)$ 的次数可提高阶数。

## Runge-Kutta方法的基本思想:

设法计算 $f(x,y)$ 在某些点上的函数值, 然后对这些函数值作线性组合, 构造近似计算公式, 再把近似公式和解的泰勒展开式相比较, 使前面的若干项吻合, 从而获得达到一定精度的数值计算公式.

设

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + h \sum_{i=1}^r c_i K_i \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_i = f(x_n + \lambda_i h, y_n + h \sum_{j=1}^{i-1} \mu_{ij} K_j), (i = 2, 3, \dots, r) \end{cases}$$

$c_i, \lambda_i, \mu_{ij}$  为待定常数.

上面第一个式子的右端在 $(x_n, y_n)$ 作泰勒展开后,按 $h$ 的幂次作升序排列 :

$$y_{n+1} = y_n + \gamma_1 h + \frac{1}{2!} \gamma_2 h^2 + \frac{1}{3!} \gamma_3 h^3 + \dots$$

再与初值问题的精确解 $y(x)$ 在点 $x=x_n$ 处的泰勒展开式

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

相比较,使其有尽可能多的项重合.

例如，要求

$$\gamma_1 = f_n, \gamma_2 = f'_n, \gamma_3 = f''_n, \dots, \gamma_p = f_n^{(p-1)}$$

就得到 $p$ 个方程，从而定出参数 $c_i$ ， $\lambda_i$ ， $\mu_{ij}$ ，再代入 $K_1, K_2, \dots, K_r$ 的表达式，就可得到计算微分方程初值问题的数值计算公式：

$$y_{n+1} = y_n + h \sum_{i=1}^r c_i K_i$$

上式称为 $r$ 级Runge—Kutta方法的计算公式。

若  $T_{n+1} = O(h^{p+1})$ ，则称其为 $p$ 阶 $r$ 级R—K方法。

当 $r=1$ 时，就是Euler方法。

要使Runge–Kutta公式具有更高的阶 $p$ ，就要增加 $r$ 的值. 下面我们只就 $r=2$ 推导R–K方法.

## 二、二阶Runge-Kutta方法

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + h(c_1 K_1 + c_2 K_2) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + \lambda_2 h, y_n + \mu_{21} h K_1) \end{cases}$$

其中  $c_1, c_2, \lambda_2, \mu_{21}$  待定.

上式的局部截断误差为：

$$\begin{aligned} T_{n+1} &= y(x_{n+1}) - y_n \\ &\quad - h[c_1 f(x_n, y_n) + c_2 f(x_n + \lambda_2 h, y_n + \mu_{21} h f_n)] \end{aligned}$$

由 
$$y(x_{n+1}) = y_n + hy'_n + \frac{h^2}{2!} y''_n + O(h^3)$$

利用二元函数的Taylor展开，得

$$\begin{cases} y'_n = f(x_n, y_n) = f_n \\ y''_n = \frac{d}{dx} f(x_n, y(x_n)) = f'_x(x_n, y_n) + f'_y(x_n, y_n) \cdot f_n \end{cases}$$

又 
$$\begin{aligned} & f(x_n + \lambda_2 h, y_n + \mu_{21} h f_n) \\ &= f_n + f'_x(x_n, y_n) \lambda_2 h + f'_y(x_n, y_n) \mu_{21} h f_n + O(h^2) \end{aligned}$$

代入 $T_{n+1}$ 的表达式，得

$$\begin{aligned}
T_{n+1} &= y(x_{n+1}) - y_n \\
&\quad - h[c_1 f(x_n, y_n) + c_2 f(x_n + \lambda_2 h, y_n + \mu_{21} h f_n)] \\
&= y_n + h y'_n + \frac{h^2}{2!} y''_n + O(h^3) \\
&\quad - y_n - h[c_1 f(x_n, y_n) + c_2 f(x_n + \lambda_2 h, y_n + \mu_{21} h f_n)] \\
&= h f_n + \frac{h^2}{2} [f'_x(x_n, y_n) + f'_y(x_n, y_n) f_n] - h[c_1 f_n \\
&\quad + c_2 (f_n + \lambda_2 f'_x(x_n, y_n) h + \mu_{21} f'_y(x_n, y_n) f_n h)] + O(h^3) \\
&= (1 - c_1 - c_2) f_n h + \left(\frac{1}{2} - c_2 \lambda_2\right) f'_x(x_n, y_n) h^2 \\
&\quad + \left(\frac{1}{2} - c_2 \mu_{21}\right) f'_y(x_n, y_n) f_n h^2 + O(h^3)
\end{aligned}$$



要使上式 $p=2$ 阶，则需

$$\left\{ \begin{array}{l} 1 - c_1 - c_2 = 0 \\ \frac{1}{2} - c_2 \lambda_2 = 0 \\ \frac{1}{2} - c_2 \mu_{21} = 0 \end{array} \right. \quad \text{即} \quad \left\{ \begin{array}{l} c_1 + c_2 = 1 \\ c_2 \lambda_2 = \frac{1}{2} \\ c_2 \mu_{21} = \frac{1}{2} \end{array} \right.$$

方程组解不唯一，可令 $c_2 = a \neq 0$ ，则

$$c_1 = 1 - a, \quad \lambda_2 = \mu_{21} = 1/(2a)$$

满足上述条件的公式都为2阶R-K公式.

如取 $a = 1/2$ ，则 $c_1 = c_2 = 1/2$ ， $\lambda_2 = \mu_{21} = 1$ ，即为改进 Euler 公式。

若取 $a = 1$ ，则 $c_1 = 0$ ， $c_2 = 1$ ， $\lambda_2 = \mu_{21} = 1/2$ ，得

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

称中点公式，相当于数值积分的中矩形公式：

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

### 三、三阶与四阶Runge-Kutta方法

当 $r=3$ 时，R-K公式表示为

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + h(c_1 K_1 + c_2 K_2 + c_3 K_3) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + \lambda_2 h, y_n + \mu_{21} h K_1) \\ K_3 = f(x_n + \lambda_3 h, y_n + \mu_{31} h K_1 + \mu_{32} h K_2) \end{cases}$$

其中  $c_1, c_2, c_3, \lambda_2, \mu_{21}, \lambda_3, \mu_{31}, \mu_{32}$  为8个待定常数.

上式的局部截断误差为

$$T_{n+1} = y_{n+1} - y_n - h[c_1 K_1 + c_2 K_2 + c_3 K_3]$$

类似二阶的推导过程，将 $K_2, K_3$ 按二元函数展开，使  
 $T_{n+1} = O(h^4)$ ，得

$$\begin{cases} c_1 + c_2 + c_3 = 1 \\ \lambda_2 = \mu_{21} \\ \lambda_3 = \mu_{31} + \mu_{32} \\ c_2 \lambda_2 + c_3 \lambda_3 = \frac{1}{2} \\ c_2 \lambda_2^2 + c_3 \lambda_3^2 = \frac{1}{3} \\ c_3 \lambda_2 \mu_{32} = \frac{1}{6} \end{cases}$$

方程有8个未知数，解不唯一。

满足该条件的公式统称为 **三阶R-K公式**。

其中一个常用公式为：

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

当 $r=4$ 时，利用相同的推导过程，经过较复杂的计算，可以得出四阶R-K公式的成立条件。

下列经典公式是其中常用的一个：

$$\left\{ \begin{array}{l} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{6}(K_1 + 2K_2 + 2K_3 + K_4) \\ K_1 = f(x_n, y_n) \\ K_2 = f(x_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{h}{2}K_1) \\ K_3 = f(x_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{h}{2}K_2) \\ K_4 = f(x_n + h, y_n + hK_3) \end{array} \right.$$

## 8.4 单步法的收敛性和稳定性

### 一、单步法的收敛性

**定义：**若某数值方法对于任意固定的节点 $x_n = x_0 + nh$  ( $n=0,1,2,\dots$ ), 当 $h \rightarrow 0$ 时有 $y_n \rightarrow y(x_n)$ , 则称该方法是收敛的.

**定理：**设 $y_{n+1} = y_n + h\varphi(x_n, y_n, h)$ 具 $p$ 阶精度, 且 $\varphi(x, y, h)$ 关于 $y$ 满足Lipschitz条件

$$|\varphi(x, y, h) - \varphi(x, \bar{y}, h)| \leq L_\varphi |y - \bar{y}|$$

又设初值 $y_0$ 准确, 即 $y_0 = y(x_0)$ , 则其整体截断误差

$$y(x_n) - y_n = O(h^p).$$

**证明：** 记  $\bar{y}_{n+1} = y(x_n) + h\varphi(x_n, y(x_n), h)$

若取  $y_n = y(x_n)$

则局部截断误差  $T_{n+1} = y(x_{n+1}) - \bar{y}_{n+1}$

由已知条件  $T_{n+1} = O(h^{p+1})$ ，即存在常数  $C$ ，使

$$|y(x_{n+1}) - \bar{y}_{n+1}| \leq Ch^{p+1}$$

又

$$\begin{aligned} |\bar{y}_{n+1} - y_{n+1}| &= |y(x_n) + h\varphi(x_n, y(x_n), h) - (y_n + h\varphi(x_n, y_n, h))| \\ &\leq |y(x_n) - y_n| + h|\varphi(x_n, y(x_n), h) - \varphi(x_n, y_n, h)| \\ &\leq |y(x_n) - y_n| + hL_\varphi |y(x_n) - y_n| \\ &\leq (1 + hL_\varphi) |y(x_n) - y_n| \end{aligned}$$

故 
$$\begin{aligned} |y(x_{n+1}) - y_{n+1}| &\leq |\bar{y}_{n+1} - y_{n+1}| + |y(x_{n+1}) - \bar{y}_{n+1}| \\ &\leq (1 + hL_\varphi) |y(x_n) - y_n| + Ch^{p+1} \end{aligned}$$

即对整体截断误差 $e_n$ ，满足

$$\begin{aligned} |e_n| &= |y(x_n) - y_n| \leq (1 + hL_\varphi) |e_{n-1}| + Ch^{p+1} \\ &\leq (1 + hL_\varphi) \left[ (1 + hL_\varphi) |e_{n-2}| + Ch^{p+1} \right] + Ch^{p+1} \\ &\leq \dots \dots \\ &\leq (1 + hL_\varphi)^n |e_0| + \frac{Ch^p}{L_\varphi} \left[ (1 + hL_\varphi)^n - 1 \right] \end{aligned}$$

当 $x_n - x_0 = nh \leq T$ 时，

$$(1 + hL_\varphi)^n \leq (e^{hL_\varphi})^n \leq e^{TL_\varphi}$$



可得下列估计式  $|e_n| \leq |e_0| e^{TL_\varphi} + \frac{Ch^p}{L_\varphi} (e^{TL_\varphi} - 1)$

若  $e_0=0$ , 则  $|e_n| \leq \frac{Ch^p}{L_\varphi} (e^{TL_\varphi} - 1)$

即  $y(x_n) - y_n = O(h^p)$ .

注：定理表明，当  $p \geq 1$  时单步法收敛。

## 二、单步法的稳定性

关于收敛性的讨论有个前提，即必须假定差分方法的每一步计算都是准确的。然而实际计算中往往由于有舍入误差等原因而产生扰动，而这些扰动有可能“淹没”真解，所以我们还要考虑稳定性问题。

**定义：**某数值方法在节点 $y_n$ 上有大小为 $\delta$ 的扰动，对于以后各节点值 $y_m(m>n)$ 上产生的偏差均不超过 $\delta$ ，则称该方法是绝对稳定的。

稳定性分析相当复杂，不仅与方法本身有关，而且总跟方程的右端 $f(x,y)$ 和步长 $h$ 有关。

为简单起见，通常只对试验方程（也称模型方程）

$$\frac{dy}{dx} = \lambda y \quad \left( \text{其中 } \lambda \text{ 为常数, 当 } \lambda \text{ 是复数时, } \operatorname{Re}(\lambda) < 0 \right)$$

进行讨论，即研究将数值方法用于解该方程时得到的差分方程是否数值稳定。

**依据：**若一个数值方法对如此简单问题都不稳定的话，对一般微分方程更不稳定；若某一数值方法对试验方程稳定，对一般方程却不一定也是稳定的。

但试验方程在一定程度上还是反映了数值方法的特性。

**定义：**一个数值方法用于解试验方程  $\frac{dy}{dx} = \lambda y$

若在  $\mu = \lambda h$  复平面中的某个区域  $R$  中方法都是绝对稳定的，而在域  $R$  外，方法是不稳定的，则称区域  $R$  是该数值方法的**绝对稳定域**。与实轴的交称**绝对稳定区间**。

显然， $R$  越大，绝对稳定性越好，若某个数值方法的绝对稳定域包含  $\mu = \lambda h$  复平面中左半平面，则称该数值方法是**A-稳定的**。

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

解 $y' = \lambda y$ ，得  $y_{n+1} = y_n + h\lambda y_n = (1 + \lambda h)y_n$

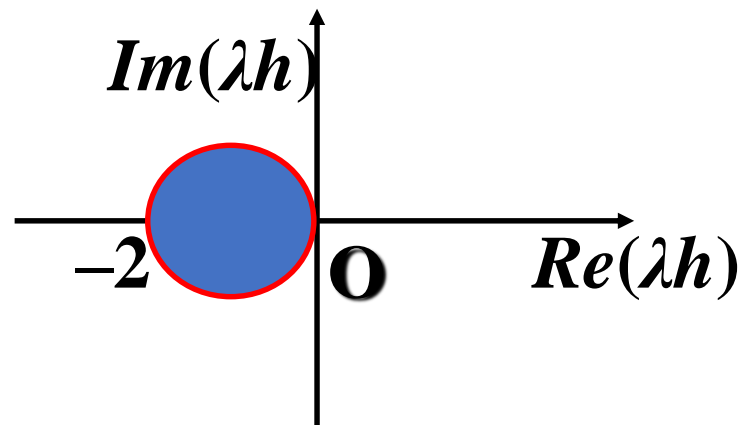
故  $\delta_{n+1} = (1 + \lambda h)\delta_n$

当 $m > n$ 时，要使  $|\delta_m| < |\delta_n|$  只要  $|1 + \lambda h| < 1$

此时Euler方法是绝对稳定的。

在  $\mu = \lambda h$  复平面上， $|1 + \mu| < 1$  表示以 $(-1, 0)$ 为圆心， $1$ 为半径的单位圆内。

绝对稳定区间： $-2 < \lambda h < 0$



对后退的Euler方法:  $y_{n+1} = y_n + hf(x_{n+1}, y_{n+1})$

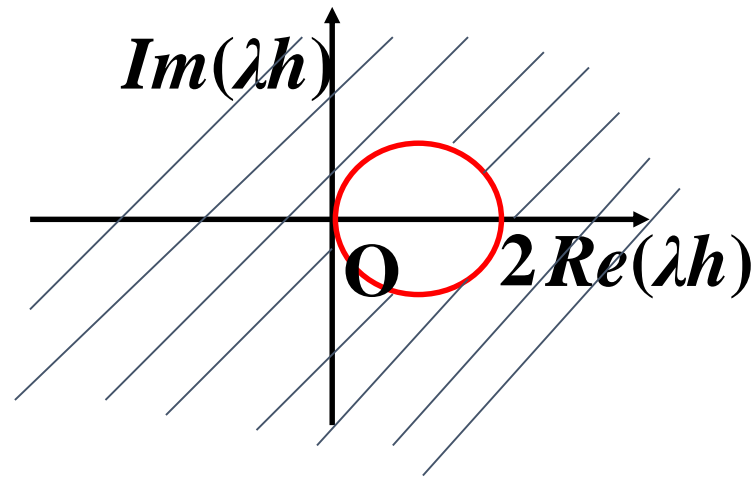
解  $y' = \lambda y$ , 得  $y_{n+1} = y_n + h\lambda y_{n+1}$

则  $y_{n+1} = \frac{1}{1 - \lambda h} y_n$  故  $\delta_{n+1} = \frac{1}{1 - \lambda h} \delta_n$

绝对稳定域:  $\left| \frac{1}{1 - \lambda h} \right| < 1$  即  $|1 - \lambda h| > 1$

在  $\mu = \lambda h$  复平面上, 是以  $(1, 0)$  为圆心, 1 为半径的圆外部.

包含左半平面, 因此是  
A-稳定的.



由上知，Euler方法（显式）与后退Euler方法（隐式）阶数相同，但后退的Euler方法的绝对稳定域大得多，说明隐式方法稳定性比显式方法好。

对二阶R-K方法（改进的Euler方法），用其解 $y'=\lambda y$ ，得

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

$$= \left[ 1 + \lambda h + \frac{(\lambda h)^2}{2} \right] y_n$$

令  $\mu = \lambda h$  , 得  $y_{n+1} = \left[ 1 + \mu + \frac{\mu^2}{2} \right] y_n$

绝对稳定域:  $\left| 1 + \mu + \frac{\mu^2}{2} \right| < 1$

由曲线  $\left| 1 + \mu + \frac{\mu^2}{2} \right| = 1$  围成.

经典的四阶R-K方法的绝对稳定域:

$$\left| 1 + \mu + \frac{\mu^2}{2!} + \frac{\mu^3}{3!} + \frac{\mu^4}{4!} \right| < 1$$



## 8.5 线性多步法

计算  $y_{n+k}$  时，除用  $y_{n+k-1}$  的值外，还用到  $y_{n+i}$  ( $i=0,1,\dots,k-2$ ) 的值，则称此方法为 **线性多步法**。

### 一、一般公式：

$$\begin{aligned} y_{n+k} &= \alpha_0 y_n + \alpha_1 y_{n+1} + \cdots + \alpha_{k-1} y_{n+k-1} \\ &\quad + h(\beta_0 f_n + \beta_1 f_{n+1} + \cdots + \beta_k f_{n+k}) \\ &= \sum_{i=0}^{k-1} \alpha_i y_{n+i} + h \sum_{i=0}^k \beta_i f_{n+i} \end{aligned}$$

其中  $f_{n+i} = f(x_{n+i}, y_{n+i})$ ,  $x_{n+i} = x_0 + ih$ ,  $\alpha_i, \beta_i$  为常数。

若 $\alpha_0, \beta_0$ 不全为0, 称**线性 $k$ 步法**; 若 $\beta_k=0$ , 称**显式 $k$ 步法**; 否则称**隐式 $k$ 步法**.

系数 $\alpha_i$ 及 $\beta_i$ 可根据方法的局部截断误差及阶确定.

**定义:** 线性 $k$ 步法在 $x_{n+k}$ 上的局部截断误差为

$$T_{n+k} = y(x_{n+k}) - \sum_{i=0}^{k-1} \alpha_i y(x_{n+i}) - h \sum_{i=0}^k \beta_i y'(x_{n+i})$$

若 $T_{n+k} = O(h^{p+1})$ , 则称多步法为 $p$ 阶的.

$$\text{由 } y(x_n + ih) = y(x_n) + ih y'(x_n) + \frac{(ih)^2}{2!} y''(x_n) + \frac{(ih)^3}{3!} y'''(x_n) + \dots$$

$$y'(x_n + ih) = y'(x_n) + ih y''(x_n) + \frac{(ih)^2}{2!} y'''(x_n) + \dots$$

$$\begin{aligned}
\text{得 } T_{n+k} &= y(x_{n+k}) - \sum_{i=0}^{k-1} \alpha_i y(x_{n+i}) - h \sum_{i=0}^k \beta_i y'(x_{n+i}) \\
&= y(x_n + kh) - \sum_{i=0}^{k-1} \alpha_i y(x_n + ih) - h \sum_{i=0}^k \beta_i y'(x_n + ih) \\
&= y(x_n) + khy'(x_n) + \frac{(kh)^2}{2!} y''(x_n) + \frac{(kh)^3}{3!} y'''(x_n) + \dots \\
&\quad - \sum_{i=0}^{k-1} \alpha_i \left[ y(x_n) + ihy'(x_n) + \frac{(ih)^2}{2!} y''(x_n) + \frac{(ih)^3}{3!} y'''(x_n) + \dots \right] \\
&\quad - h \sum_{i=0}^k \beta_i \left[ y'(x_n) + ihy''(x_n) + \frac{(ih)^2}{2!} y'''(x_n) + \dots \right] \\
&= c_0 y(x_n) + c_1 hy'(x_n) + c_2 h^2 y''(x_n) + \dots + c_p h^p y^{(p)}(x_n) + \dots
\end{aligned}$$

其中  $c_0 = 1 - (\alpha_0 + \dots + \alpha_{k-1})$

$$c_1 = k - [\alpha_1 + 2\alpha_2 + \dots + (k-1)\alpha_{k-1}] - (\beta_0 + \beta_1 + \dots + \beta_k)$$

.....

$$c_q = \frac{1}{q!} [k^q - (\alpha_1 + 2^q \alpha_2 + \dots + (k-1)^q \alpha_{k-1})] \\ - \frac{1}{(q-1)!} [\beta_1 + 2^{q-1} \beta_2 + \dots + k^{q-1} \beta_k] \quad q=2,3,\dots$$

若选  $\alpha_i, \beta_i$ , 使  $c_0=c_1=c_2=\dots=c_p=0, c_{p+1} \neq 0$

则 
$$T_{n+1} = c_{p+1} h^{p+1} y^{(p+1)}(x_n) + O(h^{p+2})$$

多步法为  $p$  阶的.

由收敛性分析知,  $p \geq 1$ , 即  $c_0 = c_1 = 0$ , 则

$$\begin{cases} \alpha_0 + \alpha_1 + \cdots + \alpha_{k-1} = 1 \\ \sum_{i=1}^{k-1} i\alpha_i + \sum_{i=0}^k \beta_i = k \end{cases}$$

当  $k=1$  时,

(1) 若  $\beta_1=0$ , 则  $\alpha_0=1$ ,  $\beta_0=1$

$$y_{n+1} = y_n + hf(x_n, y_n) \quad \text{--Euler公式}$$

$c_2=1/2 \neq 0$ , 具有1阶精度.

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

(2) 若 $\beta_1 \neq 0$ , 隐式方法, 由 $c_0=c_1=c_2=0$ , 得

$$1 - \alpha_0 = 0 \quad 1 - \beta_0 - \beta_1 = 0 \quad \frac{1}{2} - \beta_1 = 0$$

$$\text{故 } \alpha_0 = 1 \quad \beta_0 = \beta_1 = \frac{1}{2}$$

$$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2} [f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_{n+1})] \quad \text{--梯形公式}$$

$c_3 = -1/12 \neq 0$ , 具有2阶精度..

$$T_{n+1} = -\frac{h^3}{12} y'''(x_n) + O(h^4)$$

$k \geq 2$ 时, 可确定 $\alpha_i, \beta_i$ 和 $T_{n+1}$ .

关于几种常用的多步法公式请参考教材.

## 8.6 一阶常微分方程组和高阶微分方程的数值解法简介

### 一、一阶常微分方程组的数值解法：

下列包含多个一阶常微分方程的初值问题：

$$\begin{cases} y_1' = f_1(x, y_1, y_2, \dots, y_n) & y_1(x_0) = y_{10} \\ y_2' = f_2(x, y_1, y_2, \dots, y_n) & y_2(x_0) = y_{20} \\ \dots\dots\dots \\ y_n' = f_n(x, y_1, y_2, \dots, y_n) & y_n(x_0) = y_{n0} \end{cases}$$

称为一阶常微分方程组的初值问题。

引进向量记号:

$$\vec{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \quad \vec{f}(x, \vec{y}) = \begin{pmatrix} f_1(x, \vec{y}) \\ f_2(x, \vec{y}) \\ \vdots \\ f_n(x, \vec{y}) \end{pmatrix} \quad \vec{y}_0 = \begin{pmatrix} y_1(x_0) \\ y_2(x_0) \\ \vdots \\ y_n(x_0) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_{10} \\ y_{20} \\ \vdots \\ y_{n0} \end{pmatrix}$$

则上述一阶常微分方程组的初值问题化为矩阵形式:

$$\begin{cases} \vec{y}' = \vec{f}(x, \vec{y}) \\ \vec{y}(x_0) = \vec{y}_0 \end{cases}$$

它在形式上跟单个微分方程的初值问题形式完全相同，只是函数变成了向量函数。故前面介绍的一切数值方法都适用，只要把函数换成向量函数即可。



## 二、高阶常微分方程的数值解法：

可化为一阶常微分方程组求解。

例如，二阶常微分方程初值问题

$$\begin{cases} y'' = f(x, y, y') \\ y(x_0) = y_0 \\ y'(x_0) = y'_0 \end{cases}$$

引进新的变量，令 $z=y'$ ，即可将上述二阶方程化为如下的一阶方程组的初值问题：

$$\begin{cases} z' = f(x, y, z), & z(x_0) = y'_0 \\ y' = z, & y(x_0) = y_0 \end{cases}$$

例 求下列高阶微分方程的数值解：

$$y''' - 3y'' - y'y = 0$$

$$y(0) = 0, y'(0) = 1, y''(0) = -1 \quad (0 \leq x \leq 2)$$

解：显然  $y''' = 3y'' + y'y$

$$\text{假设 } y_1 = y \quad y_2 = y' \quad y_3 = y''$$

$$\text{则 } \begin{cases} y_1' = y_2 \\ y_2' = y_3 \\ y_3' = 3y_3 + y_2 y_1 \\ y_1(0) = 0, y_2(0) = 1, y_3(0) = -1 \end{cases}$$

即二阶问题化为微分方程组的初值问题.

THE

END