



## 8.2 Runge-Kutta 方法



8.2.1 Runge-Kutta方法的基本思想

8.2.2 几类显式Runge-Kutta方法



## 8.2.1 Runge-Kutta方法的基本思想

显式**Euler**方法是最简单的单步法，它是一阶的，它可以看作**Talylor**展开后取前两项。因此，得到高阶方法的一个直接想法是用**Talylor**展开，如果能计算 $y(x)$ 的高阶导数，则可写出**p**阶方法的计算方法

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

其中  $y_n^{(j)}$  是  $y^{(j)}(x_n)$  的近似值， $j = 0, 1, 2, \dots, p$ 。若将  $f(x, y)$ ,  $\partial f / \partial x, \partial f / \partial y, \dots$ , 分别记成  $f, f_x, f_y, \dots$ , 则对于二阶和三阶导数可表示为

$$y'' = f_x + f_y f,$$

$$y''' = f_{xx} + 2f_{xy} f + f_x f_y + f_{yy} f^2 + f_y^2 f.$$



这个方法并不实用，因为一般情况下，求  $f(x, y)$  的导数相当麻烦。从计算高阶导数的公式知道，方法的截断误差提高一阶，需要增加的计算量很大。但是由此启发我们用区间上若干个点的导数  $f'$ ，而不是高阶导数，将它们作线性组合得到平均斜率，将其与解的Taylor展开相比较，使前面若干项吻合，从而得到具有一定阶的方法。这就是Runge-Kutta方法的基本思想，其一般形式为

$$\begin{aligned} y_{n+1} &= y_n + h \sum_{i=1}^L \lambda_i K_i, \\ K_1 &= f(x_n, y_n), \\ K_i &= f\left(x_n + c_i h, y_n + c_i h \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} K_j\right), \quad i = 2, 3, \dots, L, \end{aligned} \tag{8.2.1}$$



其中,  $c_i \leq 1, \sum_{i=1}^L \lambda_i = 1, \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} = 1$ 。它的局部截断误差是

$$T_{n+1} = y(x_{n+1}) - y(x_n) - h \sum_{i=1}^L \lambda_i K_i^* , \quad (8.2.2)$$

其中,  $K_i^*$  与  $K_i$  的区别在于: 用微分方程准确解  $y(x_n)$  代替  $K_i$  中的  $y_n$  就得

到  $K_i^*$ 。参数  $\lambda_i, c_i$  和  $a_{ij}$  待定, 确定它们的原则和方法是: 将 (8.2.2) 式中

的  $y(x_{n+1})$  在  $x_n$  处作 Taylor 展开, 将  $K_i^*$  在  $(x_n, y(x_n))$  处作二元 Taylor 展开, 将展开式按  $h$  的幂次整理后, 令  $T_{n+1}$  中  $h$  的低次幂的系数为零, 使  $T_{n+1}$  首项中  $h$  的幂次尽量高, 比如使  $T_{n+1} = O(h^{p+1})$ , 则称 (8.2.1) 式为 L 级 p 阶

**Runge-Kutta 方法** (简称 **R-K 法**)。



类似于显式R-K公式 (8.2.1)，稍加改变，就得到隐式R-K公式

$$y_{n+1} = y_n + h \sum_{i=1}^L \lambda_i K_i,$$
$$K_i = f \left( x_n + c_i h, y_n + c_i h \sum_{j=1}^L a_{ij} K_j \right), \quad i = 1, 2, \dots, L.$$

它与显式R-K公式的区别在于：显式公式中，对系数  $a_{ij}$  求和的上限是  $i-1$ ，从而  $a_{ij}$  构成的矩阵是一个严格下三角阵。而在隐式公式中，对系数  $a_{ij}$  求和的上限是  $L$ ，从而  $a_{ij}$  构成的矩阵是方阵，需要用迭代法求出近似斜率  $K_i = (i = 1, 2, \dots, L)$ 。推导隐式公式的思路和方法与显式公式法类似。



## 8.2.2 几类显式Runge-Kutta方法

对于**L=2**，则

$$y_{n+1} = y_n + h(\lambda_1 K_1 + \lambda_2 K_2),$$

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

$$K_2 = f(x_n + c_2 h, y_n + c_2 h K_1).$$

其局部截断误差是

$$T_{n+1} = y(x_{n+1}) - y(x_n) - h(\lambda_1 K_1^* + \lambda_2 K_2^*) \quad (8.2.3)$$



将  $T_{n+1}$  中的各项作**Taylor**展开, 并利用  $y'(x_n) = f(x_n, y(x_n))$ ,  $y'' = f_x + f_y f$ , 则有

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

$$K_1^* = f(x_n, y(x_n)) = y'(x_n),$$

$$\begin{aligned} K_2^* &= f(x_n + c_2 h, y(x_n) + c_2 h y'(x_n)), \\ &= y'(x_n) + c_2 h y''(x_n) + \frac{c_2^2 h^2}{2} (f_{xx} + 2f_{xy} f + f_{yy} f^2) + O(h^3), \end{aligned}$$

将它们代入 (8.2.3) 式, 整理后得

$$\begin{aligned} T_{n+1} &= (1 - \lambda_1 - \lambda_2) h y'(x_n) + \left( \frac{1}{2} - \lambda_2 c_2 \right) h^2 y''(x_n) \\ &\quad + h^3 \left[ \frac{1}{6} y'''(x_n) - \frac{\lambda_2 c_2^2}{2} (f_{xx} + 2f_{xy} f + f_{yy} f^2) \right] + O(h^4) \end{aligned}$$



选取  $\lambda_1$ ,  $\lambda_2$  和  $c_2$ , 使方法的阶尽可能高, 就是使  $h$  和  $h^2$  的系数为零, 因为  $h^3$  的系数一般不为零。于是得到方程组

$$\begin{cases} \lambda_1 + \lambda_2 = 1, \\ \lambda_2 c_2 = \frac{1}{2}. \end{cases}$$

显然, 该方程组有无穷多组解, 从而得到一族**二级二阶R-K方法**。

若以  $c_2$  为自由参数, 取  $c_2 = 1/2$  得**中点公式**

$$y_{n+1} = y_n + hf\left(x_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{h}{2}f(x_n, y_n)\right), \quad (8.2.4)$$

取 **$c=2/3$** 得**Heun公式**

$$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{4}\left[f(x_n, y_n) + 3f\left(x_n + \frac{2}{3}h, y_n + \frac{2}{3}hf(x_n, y_n)\right)\right], \quad (8.2.5)$$





取 $\mathbf{c}=\mathbf{1}$ 得改进的Euler公式(8.1.6)。

对于 $L=3$ 的情形, 要计算三个斜率的近似值:

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

$$K_2 = f(x_n + c_2 h, y_n + c_2 h K_1),$$

$$K_3 = f(x_n + c_3 h, y_n + c_3 h(a_{31} K_1 + a_{32} K_2)).$$

类似于二阶方法的推导, 可以得三阶的方法, 所得系数应满足的方程组是

$$\begin{cases} \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1, & a_{21} = 1, \\ \lambda_2 c_2 + \lambda_3 c_3 = \frac{1}{2}, & \lambda_2 c_2^2 + \lambda_3 c_3^2 = \frac{1}{3}, \\ \lambda_3 c_2 c_3 a_{32} = \frac{1}{6}, & a_{31} + a_{32} = 1. \end{cases}$$

该方程组的解也是不唯一的。常见的一种三级三阶方法是



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

对于**L=4**的情形，可进行类似推导。最常用的四级四阶方法是如下**经典R-K方法**

$$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{6} (K_1 + 2K_2 + 2K_3 + K_4), \quad (8.2.6)$$
$$K_1 = f(x_n, y_n),$$
$$K_2 = f\left(x_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{h}{2}K_1\right),$$
$$K_3 = f\left(x_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{h}{2}K_2\right),$$
$$K_4 = f(x_n + h, y_n + hK_3).$$



为了分析经典**R-K**公式的计算量和计算精度，将四阶经典**R-K**公式（8.2.6）与一阶显式**Euler**公式（8.1.2）及二阶改进的**Euler**公式相比较。一般说来，公式的级数越大，计算右端项  $f$  的次数越多，计算量越大。在同样步长的情况下，**Euler**方法每步只计算一个函数值，而经典方法要计算4个函数值。四阶**R-K**法的计算量差不多是改进的**Euler**公式的2倍，是显式**Euler**公式的4倍。下面的例子中**Euler**方法用步长  $h_1$ ，二阶改进的**Euler**法用步长  $2h_1$ ，而四阶经典公式用步长  $4h_1$ 。这样，从  $x_n$  到  $x_n + 4h_1$  三种方法都计算了4个函数制，计算量大体相当。

### 例8.3 考虑初值问题

$$\begin{cases} y' = -y + 1, \\ y(0) = 0. \end{cases}$$



其解析解为  $y(x)=1-e^{-x}$ 。分别用  $h=0.025$  的显式 Euler 方法， $h=0.05$  改进 Euler 法和  $h=0.1$  的经典 R-K 方法计算到  $x=0.5$ 。三种方法在  $x$  方向每前进  $0.1$  都要计算  $4$  个右端函数值，计算量相当。计算结果列于表 8-3。从计算结果看，在工作量大致相同的情况下，还是经典方法比其他两种方法的结果好得多。在  $x=0.5$  处，三种方法的误差分别是  $3.8 \times 10^{-3}$ ,  $1.3 \times 10^{-4}$ ,  $2.8 \times 10^{-7}$ 。经典 R-K 法对多数好条件问题 ( $f_y < 0$ ，参见下节单步法的稳定性)，能获得好的效果。



表 8-3

| $x_n$ | Euler法<br>h=0.025 | 改进Euler法<br>h=0.05 | 经典R-K法<br>h=0.1 | 准确解<br>$y(x_n)$ |
|-------|-------------------|--------------------|-----------------|-----------------|
| 0.1   | 0.096312          | 0.095123           | 0.09516250      | 0.09516258      |
| 0.2   | 0.183348          | 0.181193           | 0.18126910      | 0.18126925      |
| 0.3   | 0.262001          | 0.259085           | 0.25918158      | 0.25918178      |
| 0.4   | 0.333079          | 0.329563           | 0.32967971      | 0.32967995      |
| 0.5   | 0.397312          | 0.393337           | 0.39346906      | 0.39346934      |

在微分方程数值解法的实际计算中，有个如何选择步长的问题。因为单从每一步看，步长越小，截断误差越小。但随着步长的缩小，在一定求解范围内所要完成的步数就增加了。步数的增加不但引起计算量的增大，而且可能导致舍入误差的严重积累。



在选择步长时，我们需要衡量和检验计算结果的精度，并依据所获得的精度处理步长。下面以经典R-K方法为例进行说明。

从节点  $x_n$  出发，先以  $h$  为步长求出一个近似值  $y_{n+1}^{(h)}$ ，由于公式的局部截断误差为  $O(h^5)$ ，故有

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

然后将步长折半，既  $h/2$  为步长，从  $x_n$  跨两步到  $x_{n+1}$ ，再求得一个近似值  $y_{n+1}^{(h/2)}$ ，每跨一步的截断误差约为  $c(h/2)^5$ ，因此有



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

比较上述二式，有

$$\frac{y(x_{n+1}) - y_{n+1}^{(h/2)}}{y(x_{n+1}) - y_{n+1}^{(h)}} \approx \frac{1}{16}。$$

由此易得下列事后估计式

$$y(x_{n+1}) - y_{n+1}^{(h/2)} \approx \frac{1}{15} (y_{n+1}^{(h/2)} - y_{n+1}^{(h)})。$$

这样，我们可以通过检查步长折半前后两次计算结果的偏差

$$\Delta = \left| y_{n+1}^{(h/2)} - y_{n+1}^{(h)} \right|$$

来判定所选的步长是否合适。



具体地说，对于给定的精度  $\varepsilon$ ，将按两种情况处理。如果  $\Delta > \varepsilon$ ，我们反复将步长折半进行计算，直到  $\Delta < \varepsilon$  为止，这时取最终得到的  $y_{n+1}^{(h/2)}$  作为结果。如果  $\Delta < \varepsilon$ ，我们反复将步长加倍，直到  $\Delta > \varepsilon$  为止，这时再将前一次步长折半的结果作为所要的结果。这种通过加倍或折半处理步长的方法称作**变步长方法**。虽然为了选择步长，每一步的计算量有所增加，但总体考虑是值得的。

