



清华大学 深圳国际研究生院  
Tsinghua Shenzhen International Graduate School

# 工程硕士数学

## 第八章 常微分方程的数值解

胡振中 副教授

海洋大楼 702-3, 15999640239 (微信同号)

邮箱: [huzhenzhong@tsinghua.edu.cn](mailto:huzhenzhong@tsinghua.edu.cn)

个人网站: <http://www.huzhenzhong.net>

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 8.1 概论及背景知识

## 8.2 简单数值方法

## 8.3 Runge-Kutta法

## 8.4 单步法的相容性、收敛性和绝对稳定性

## 8.5 线性多步法

## 8.6 一阶方程组与高阶微分方程的初值问题

## 8.7 编程实践（穿插在各小结中）

# 本章研究的问题



## 概论

### 研究问题

### 背景知识

### 简单数值方法

#### 欧拉法

#### 梯形方法

#### 误差分析

#### 小结

### R-K法

#### 基本思路

#### 显式R-K法

#### 隐式R-K法

### 收敛与稳定分析

#### 相容性

#### 收敛性

#### 绝对稳定性

### 线性多步法

#### 多步法

#### 误差分析

#### Adams法

#### 待定系数法

#### 预估-校正

### 方程组与高阶

#### 一阶方程组

#### 高阶微分方程

### 编程实践

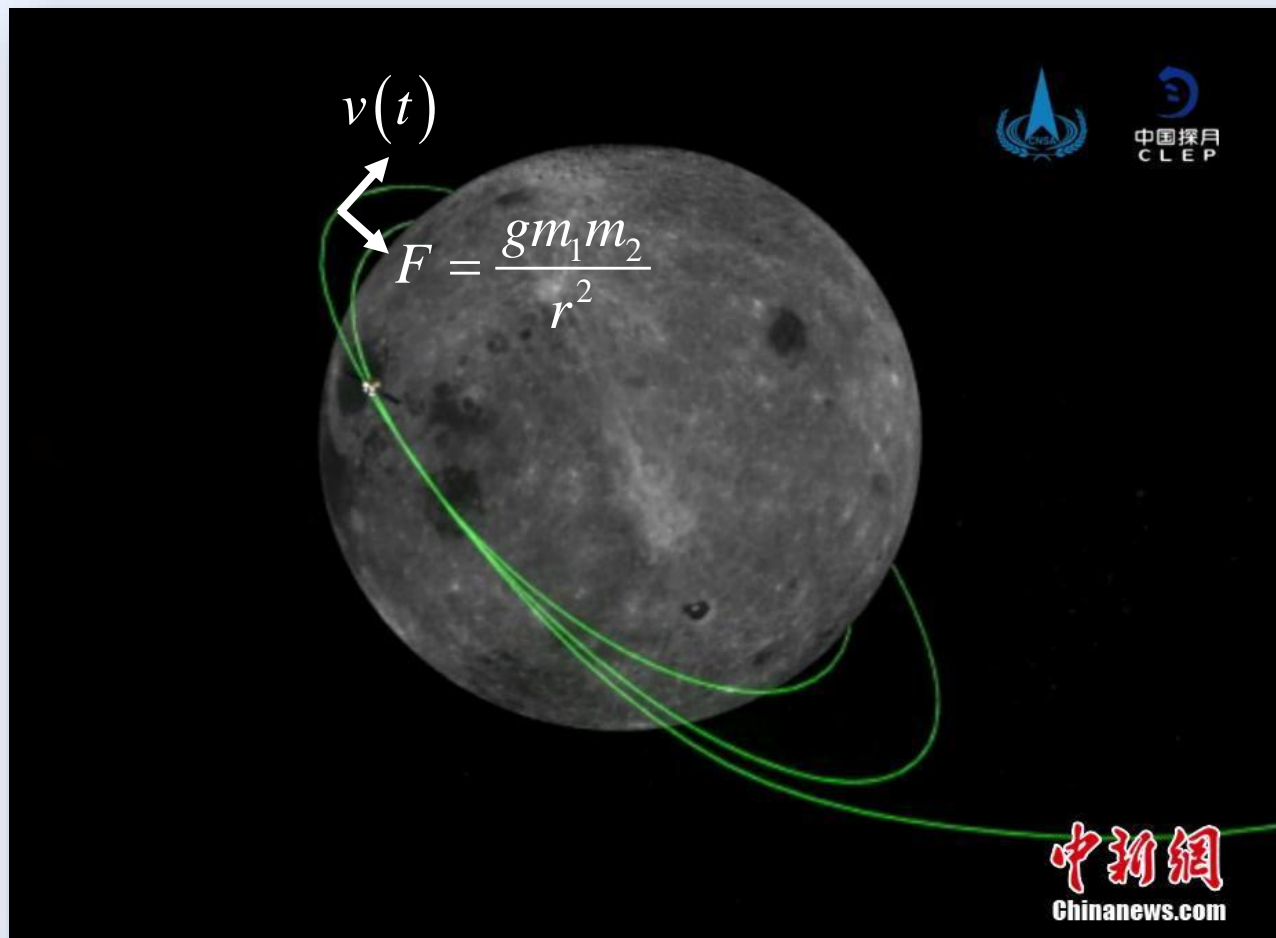
## 以卫星运行轨道为例

当两个物体质量相差非常大时，大质量物体可以近似认为固定在坐标系原点处，则小质量物体的运动方程为

$$m_1 \frac{d^2 x_i}{dt^2} = - \frac{gm_1 m_2 x_i}{\left( \sum_{i=1}^3 x_i^2 \right)^{\frac{3}{2}}}$$

$x_i$  为空间三维坐标

微分方程组 **单体问题**



# 本章研究的问题



## 概论

### 研究问题

#### 背景知识

### 简单数值方法

#### 欧拉法

#### 梯形方法

#### 误差分析

#### 小结

### R-K法

#### 基本思路

#### 显式R-K法

#### 隐式R-K法

### 收敛与稳定分析

#### 相容性

#### 收敛性

#### 绝对稳定性

### 线性多步法

#### 多步法

#### 误差分析

#### Adams法

#### 待定系数法

#### 预估-校正

### 方程组与高阶

#### 一阶方程组

#### 高阶微分方程

### 编程实践

如果多个物体的质量相当



比如三体!  $m_1 \frac{d^2 x_{1i}}{dt^2} = \frac{gm_1 m_2 (x_{2i} - x_{1i})}{\left(\sum_{i=1}^3 (x_{2i} - x_{1i})^2\right)^{\frac{3}{2}}} + \frac{gm_1 m_3 (x_{3i} - x_{1i})}{\left(\sum_{i=1}^3 (x_{3i} - x_{1i})^2\right)^{\frac{3}{2}}}, i = 1, 2, 3$

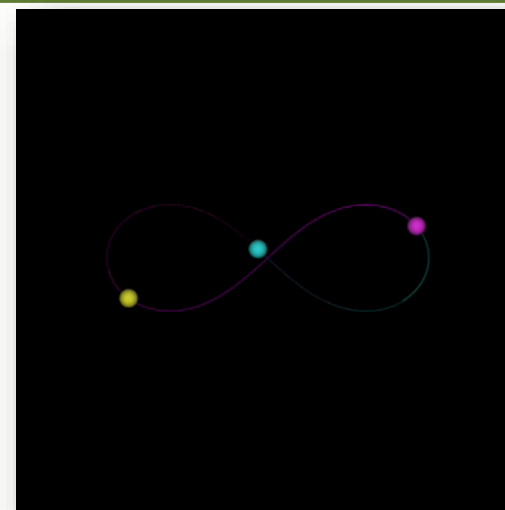
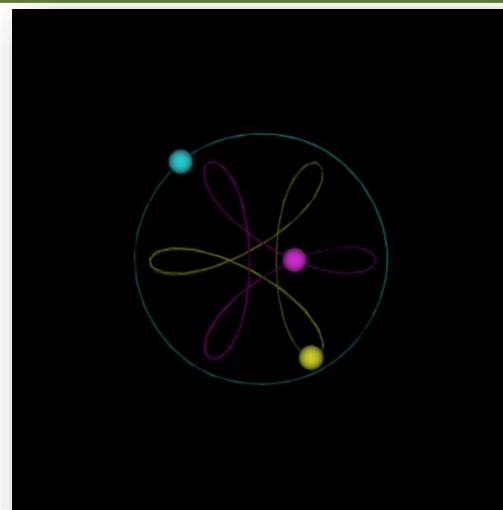
物体2对物体1  
的作用

物体3对物体1  
的作用

另外两个物体也有同样的三个方程, 一共9个方程!



Jules Henri Poincaré  
1854.4-1912.7



# 本章研究的问题



## 概论

### 研究问题

背景知识

### 简单数值方法

欧拉法

梯形方法

误差分析

小结

### R-K法

基本思路

显式R-K法

隐式R-K法

### 收敛与稳定分析

相容性

收敛性

绝对稳定性

### 线性多步法

多步法

误差分析

Adams法

待定系数法

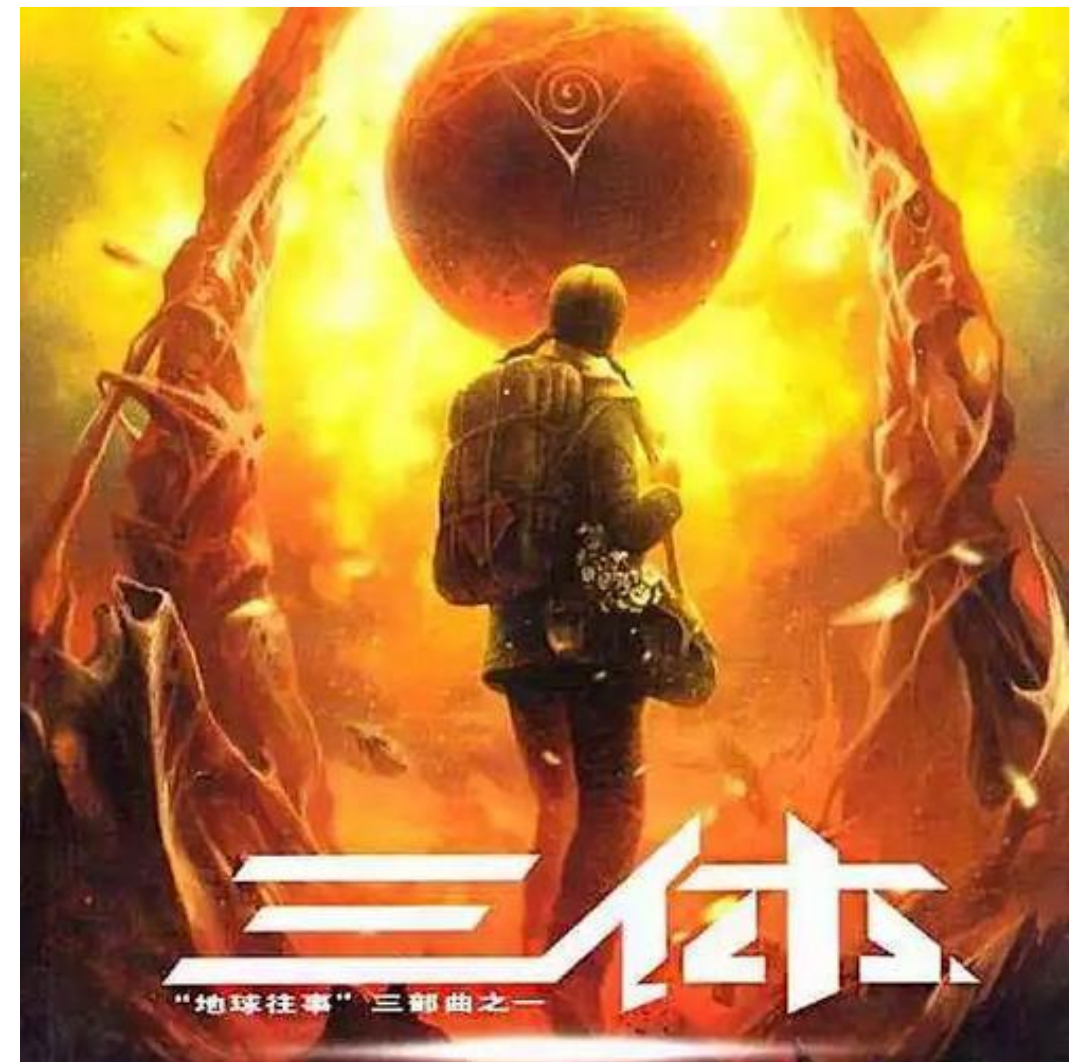
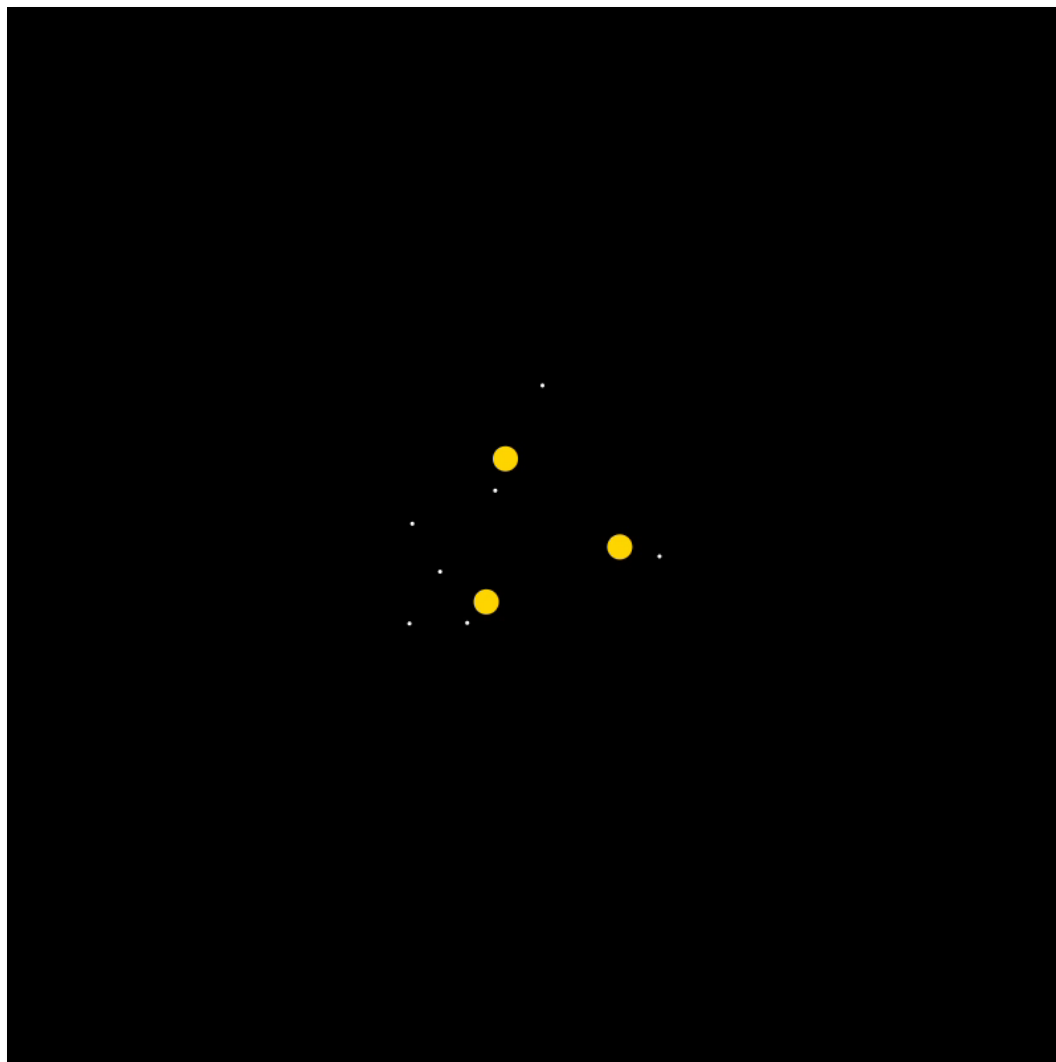
预估-校正

### 方程组与高阶

一阶方程组

高阶微分方程

### 编程实践



*Based on taichi*

## 概论

### 研究问题

背景知识

### 简单数值方法

欧拉法

梯形方法

误差分析

小结

### R-K法

基本思路

显式R-K法

隐式R-K法

### 收敛与稳定分析

相容性

收敛性

绝对稳定性

### 线性多步法

多步法

误差分析

Adams法

待定系数法

预估-校正

### 方程组与高阶

一阶方程组

高阶微分方程

### 编程实践

首先讨论微分方程中最简单的形式，一阶**常微分方程**  
**的初值问题**：令 $y = y(x)$ ，为 $x \in [a, b]$ 上的函数，且  
 $f(x, y)$ 为 $xy$ 平面上某一区域 $D$ 上的连续函数

考虑方程  $\frac{dy}{dx} = f(x, y) \Rightarrow \int dy = \int f(x, y) dx \Rightarrow$  原函数 $F(x, y) + C$   
有无穷多个

左边整理成简单的一阶微分形式

增加一个条件 $y(x_0) = y_0$  **初值问题**

$\Rightarrow$  如果 $y^* = y(x)$ 满足以上方程，则称为初值问题的解



- ①  $y^*$  是否存在且唯一?  $\Rightarrow$  需要 $f(x, y)$ 满足一定的条件
- ② 如何求解?  $F(x, y)$ 一般不容易得到  $\Rightarrow$  **数值解法!**

## 概论

研究问题

背景知识

## 简单数值方法

欧拉法

梯形方法

误差分析

小结

## R-K法

基本思路

显式R-K法

隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性

收敛性

绝对稳定性

## 线性多步法

多步法

误差分析

Adams法

待定系数法

预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组

高阶微分方程

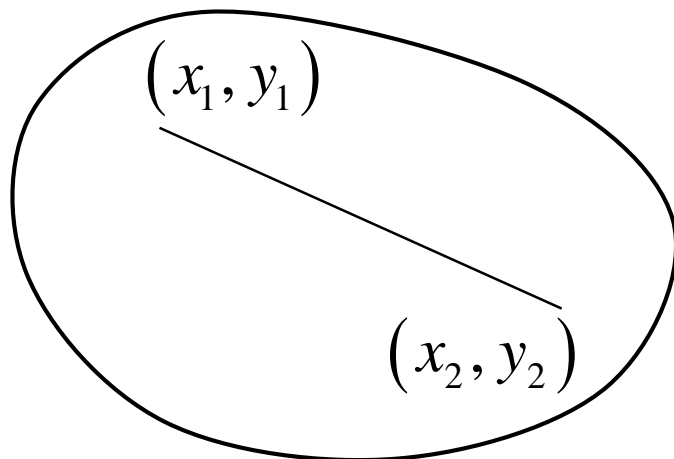
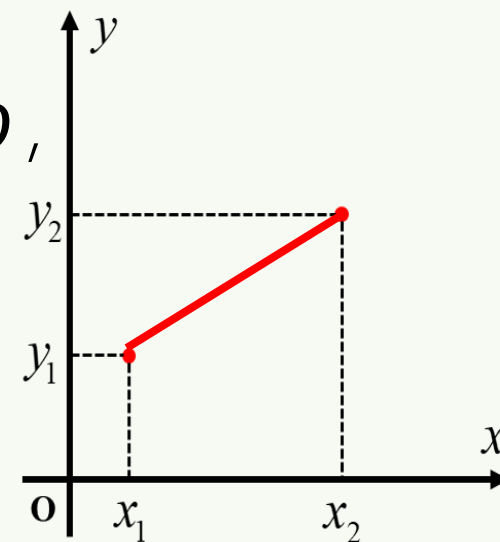
## 编程实践

## 定义9.1.2 (教材编号)

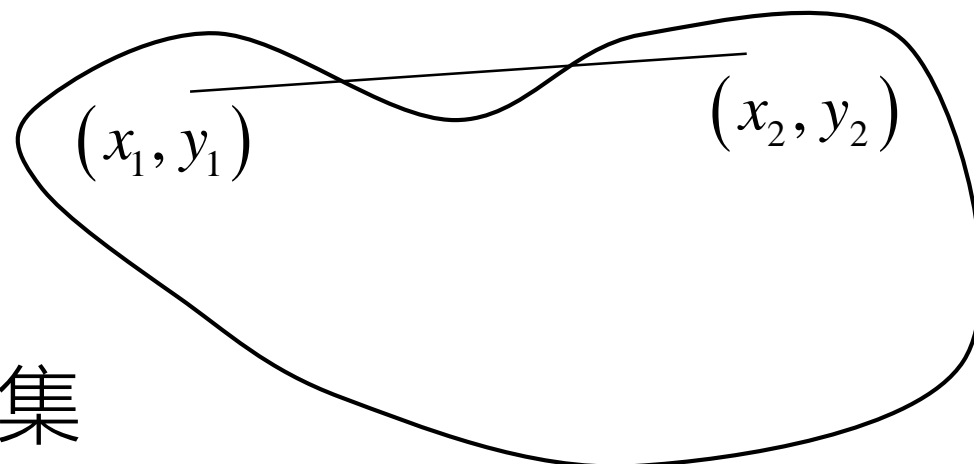
设集合  $D \subset \mathbb{R}^2$ , 若对任意两点  $(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in D$ , 均有

$$\underline{((1-\lambda)x_1 + \lambda x_2, (1-\lambda)y_1 + \lambda y_2) \in D}$$

$\lambda \in [0, 1]$  则称  $D$  为一个 **凸集**



凸集



非凸集

## 概论

研究问题

背景知识

简单数值方法

欧拉法

梯形方法

误差分析

小结

R-K法

基本思路

显式R-K法

隐式R-K法

收敛与稳定分析

相容性

收敛性

绝对稳定性

线性多步法

多步法

误差分析

Adams法

待定系数法

预估-校正

方程组与高阶

一阶方程组

高阶微分方程

编程实践

定义9.1.1 (教材编号)  $|f(x_1) - f(x_2)| = |f'(\xi)(x_1 - x_2)| \leq |f'(\xi)| |x_1 - x_2|$

设函数 $f(x, y)$ 在 $D \subset \mathbb{R}^2$ 上有定义, 如果存在一个常数 $L$ , 使得

$$|f(x, y_1) - f(x, y_2)| \leq L|y_1 - y_2|, \forall (x, y_1), (x, y_2) \in D$$

则称 $f(x, y)$ 关于变量 $y$ 满足**Lipschitz条件**,  $L$ 称为 $f$ 的

**Lipschitz常数**



定理9.1.1 (教材编号)

设函数 $f(x, y)$ 在凸集 $D \subset \mathbb{R}^2$ 上有定义, 若存在一个常数 $L$ , 使得

$$\left| \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) \right| \leq L, \forall (x, y) \in D$$

称 $f(x, y)$ 关于变量 $y$ 满足**Lipschitz条件**,  $L$ 称为 $f$ 的**Lipschitz常数**





## 概论

研究问题  
背景知识  
简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 定义9.1.3 (教材编号)

若**一阶常微分方程初值**问题

①存在唯一解 $y^*(x)$

②对于任意 $\varepsilon > 0$ , 存在一个正数使得当 $|\varepsilon_0| < \delta^*$ , 在 $[x_0, b]$ 上 $\delta(x)$

连续, 且 $\delta(x) < \delta^*$ 时, 初值问题
$$\begin{cases} z' = f(x, z) + \delta(x), x \in [x_0, b] \\ z(x_0) = y_0 + \varepsilon_0 \end{cases}$$

存在唯一解 $z(x)$ , 且满足 $|z(x) - y(x)| < \varepsilon, x \in [x_0, b]$ , 则称初值问题是**适定**的

适定包含了两层意思: 解唯一存在, 且对扰动不敏感

$f(x, y)$ 在 $D$ 上连续, 并对变量 $y$ 满足Lipschitz条件, 则初值问题是适定的

$$D = \{(x, y) | x_0 \leq x \leq b, -\infty < y < \infty\} \quad (\text{教材定理9.1.2})$$



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 8.1 概论及背景知识

## 8.2 简单数值方法

## 8.3 Runge-Kutta法

## 8.4 单步法的相容性、收敛性和绝对稳定性

## 8.5 线性多步法

## 8.6 一阶方程组与高阶微分方程的初值问题

## 8.7 编程实践（穿插在各小结中）

# Euler方法—先从几何解释出发



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

### 欧拉法

梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 考虑初值问题

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = f(x, y) \\ y(x_0 = a) = y_0 \end{cases}$$

## 常微分方程的初值问题



$$\tilde{y}_{k+1} = \tilde{y}_k + \varphi(h, x, \tilde{y}_k) \quad \text{显式单步法}$$

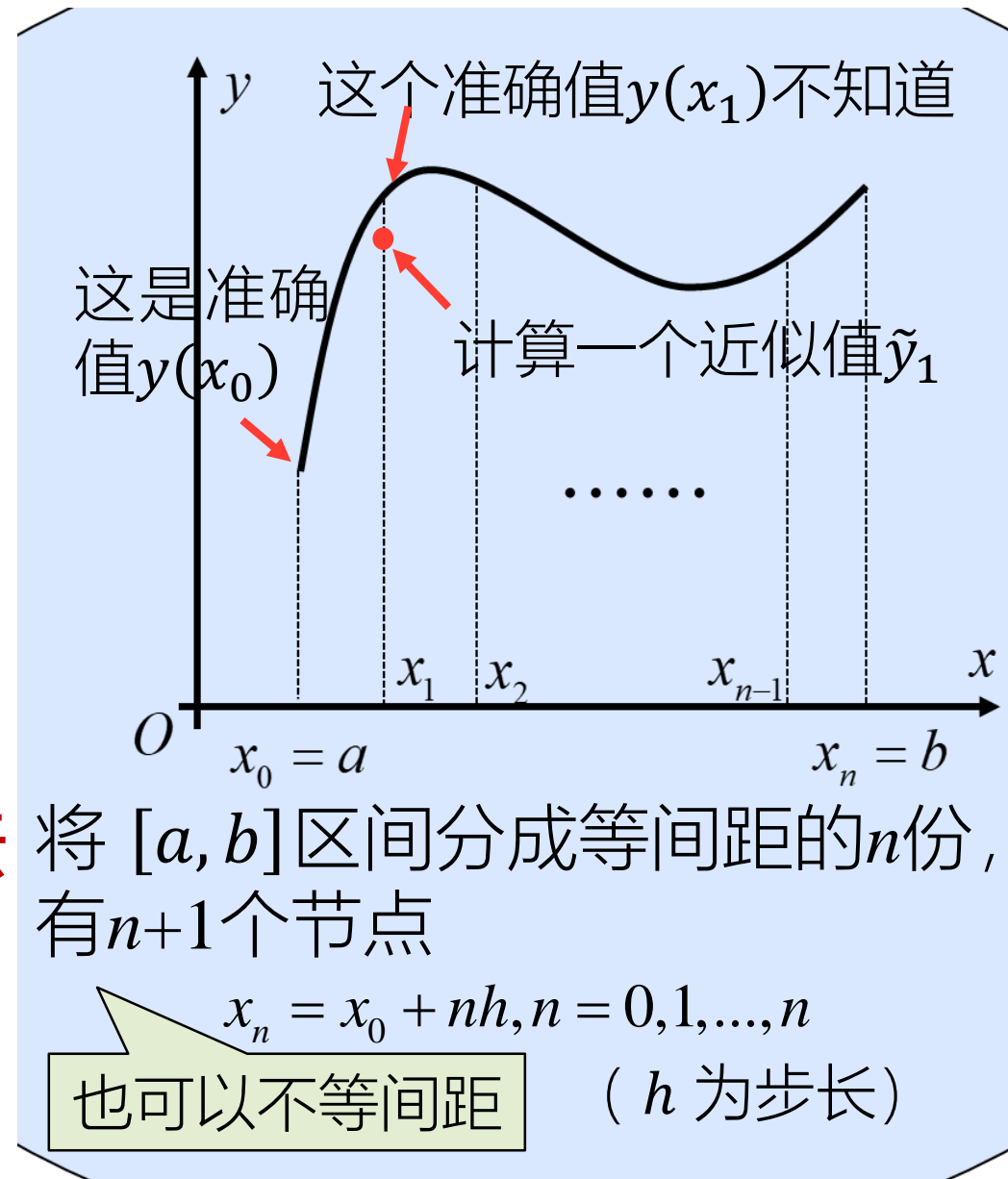
$$\tilde{y}_{k+1} = \tilde{y}_k + \varphi(h, x, \tilde{y}_k, \tilde{y}_{k+1}) \quad \text{隐式单步法}$$

$$\tilde{y}_{k+1} = \tilde{y}_k + \varphi(h, x, \tilde{y}_k, \tilde{y}_{k-1}, \dots) \quad \text{多步法}$$

微分方程



差分方程



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

### 欧拉法

梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

## ①回忆简单的数值微分

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = f(x, y) \\ y(x_0 = a) = y_0 \end{cases}$$

$$y(x_0 + h) = y(x_0) + y'(x_0)h + \frac{1}{2}y''(\xi)h^2 \Rightarrow y'(x_0) \approx \frac{y(x_1) - y(x_0)}{h}$$

## 差分方程

$$y_{k+1} - y_k \approx hf(x_k, y_k) \Rightarrow y_{k+1} \approx y_k + hf(x_k, y_k), y_0 = y(x_0), k = 1, 2, \dots, n$$

## ②回忆数值积分

$$\frac{dy}{dx} = f(x, y) \Rightarrow \int_{y_k}^{y_{k+1}} dy = \int_{x_k}^{x_{k+1}} f(x_k, y_k) dx \Rightarrow y_{k+1} - y_k \approx (x_{k+1} - x_k) f(x_k, y_k)$$

左边矩形公式

从数值积分和数值微分都可以得到同样的递推公式，这个称为**显式Euler方法**

# Euler方法—显式



事实上，显式Euler法是如何更新 $y_{k+1}$ 的？

$$y_{k+1} \approx y_k + hf(x_k, y_k), y_0 = y(x_0), k = 1, 2, \dots, n$$

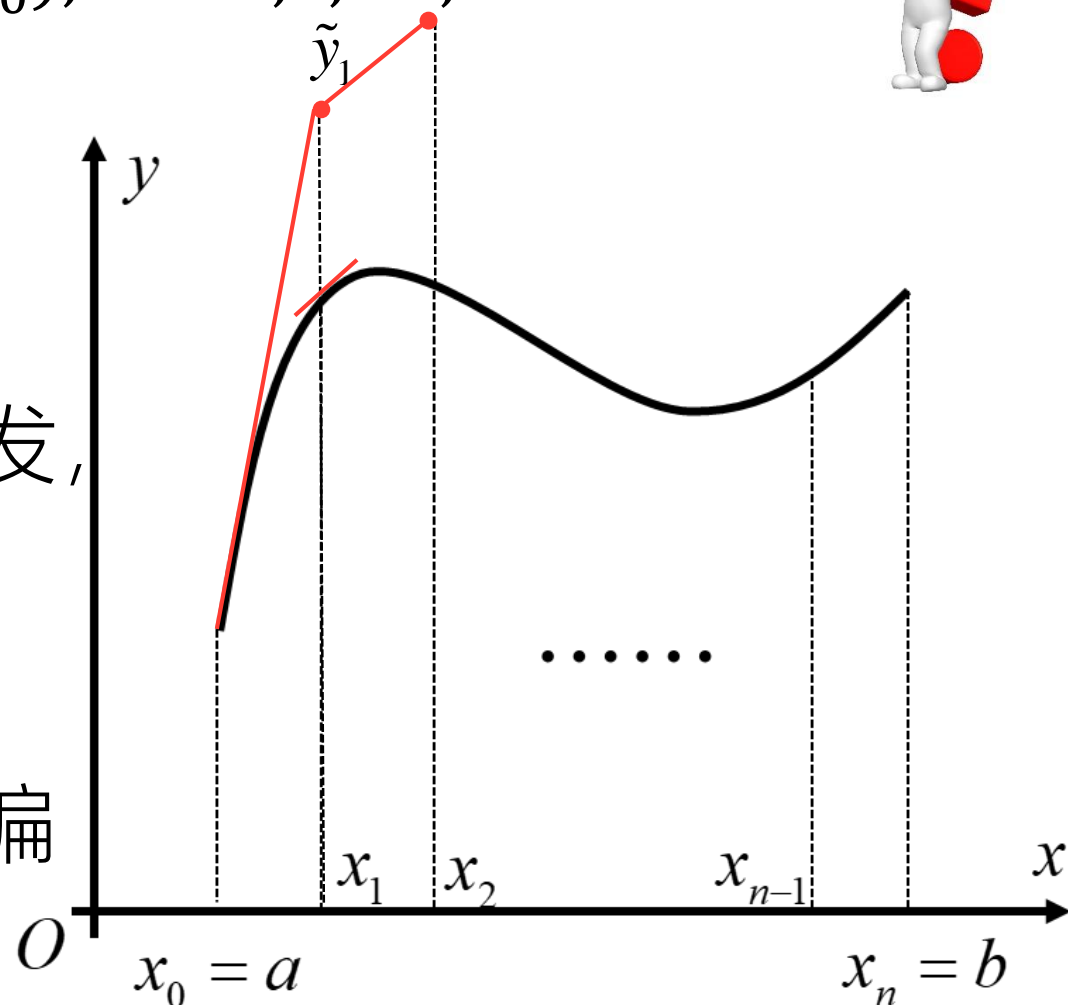
带回微分方程  $hy'(x_k) = hy'_k$

$$\text{因而 } \tilde{y}_1 = y_0 + hy'_0$$

下一步将在这个偏离的点出发，继续沿切线更新

$$\tilde{y}_2 = \tilde{y}_1 + hy'_1$$

显然这样的递推，会显著的偏离原曲线 $y(x)$



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

# Euler方法—隐式



清华大学深圳国际研究生院

Tsinghua Shenzhen International Graduate School

海洋工程研究院 胡振中 《工程硕士数学》 第八章

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

$$\int_{y_k}^{y_{k+1}} dy = \int_{x_k}^{x_{k+1}} f(x_k, y_k) dx \Rightarrow y_{k+1} - y_k \approx (x_{k+1} - x_k) f(x_{k+1}, y_{k+1}) = hf(x_{k+1}, y_{k+1})$$

右矩形公式

隐式方法无法直接求解

## 隐式Euler方法

$$y_{k+1} \approx y_k + hf(x_{k+1}, y_{k+1}) \quad \text{如何求解?}$$



令 $y_k$ 已经计算获得, 构造 $y_{k+1}$ 的初始值

$$y_{k+1}^0 = y_k + hf(x_k, y_k) \quad \text{显式Euler}$$

$$\Rightarrow y_{k+1}^{(1)} = y_k + hf(x_{k+1}, y_{k+1}^{(0)}) \quad y_{k+1}^{(2)} = y_k + hf(x_{k+1}, y_{k+1}^{(1)})$$

$$\dots\dots y_{k+1}^{(s)} = y_k + hf(x_{k+1}, y_{k+1}^{(s-1)})$$

不动点迭代!

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

### 欧拉法

梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

以上不动点迭代的收敛性如何?



$$y_{k+1} = y_k + hf(x_{k+1}, y_{k+1}); y_{k+1}^{(s)} = y_k + hf(x_{k+1}, y_{k+1}^{(s-1)})$$

$$\begin{aligned} |y_{k+1}^{(s+1)} - y_{k+1}| &= |y_k + hf(x_{k+1}, y_{k+1}^{(s+1)}) - y_k - hf(x_{k+1}, y_{k+1})| \\ &= h |f(x_{k+1}, y_{k+1}^{(s+1)}) - f(x_{k+1}, y_{k+1})| \end{aligned}$$

若 $f(x, y)$ 关于变量 $y$ 满足**Lipschitz条件**, 上式

$$\begin{aligned} h |f(x_{k+1}, y_{k+1}^{(s)}) - f(x_{k+1}, y_{k+1})| &\leq Lh |y_{k+1}^{(s)} - y_{k+1}| = Lh |f(x_{k+1}, y_{k+1}^{(s-1)}) - f(x_{k+1}, y_{k+1})| \\ &\leq (Lh)^2 |y_{k+1}^{(s-1)} - y_{k+1}| \leq \dots \leq (Lh)^{n+1} |y_{k+1}^{(0)} - y_{k+1}| \end{aligned}$$

因而 **$Lh < 1$** 为该迭代的**收敛条件**

# Euler方法—隐式



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

### 欧拉法

梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

隐式Euler法是如何更新 $y_{k+1}$ 的?

$$y_{k+1} \approx y_k + hf(x_{k+1}, y_{k+1})$$

$hf(x_{k+1}, y_{k+1})$  带回微分方程

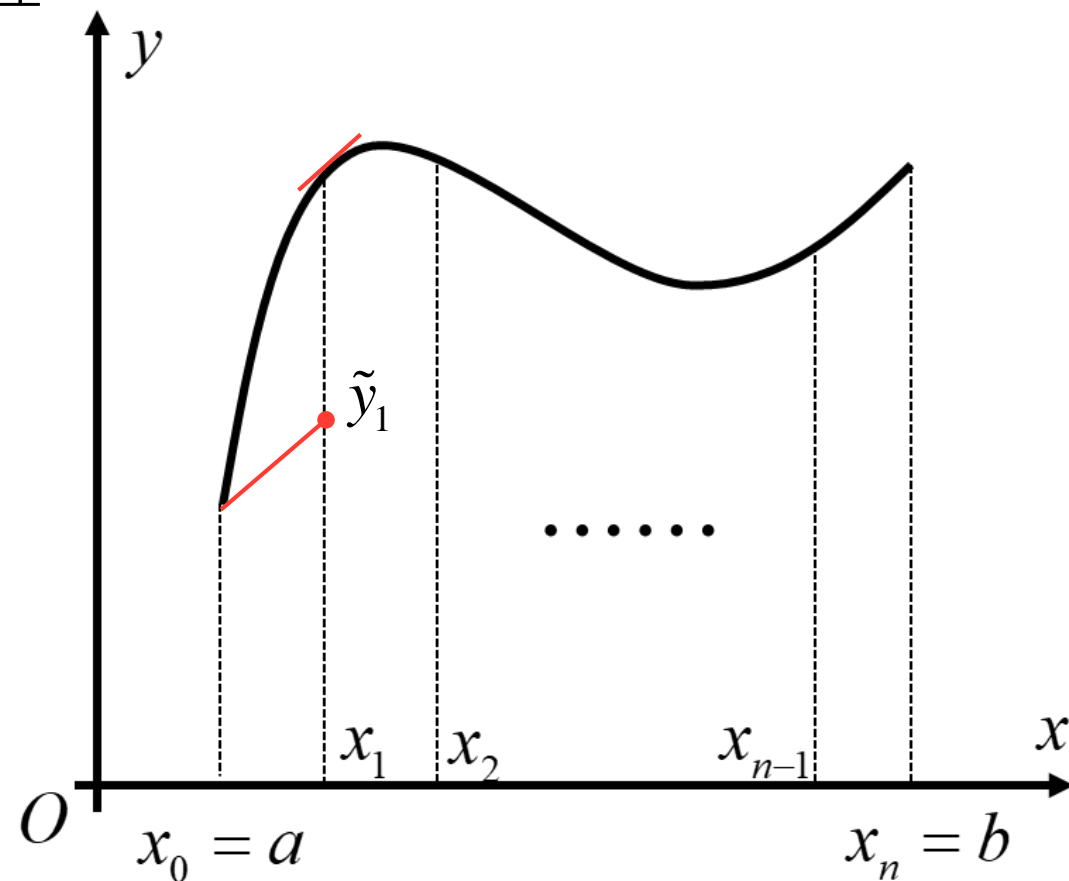
$$hy'(x_{k+1}) = hy'_{k+1}$$

因而 $\tilde{y}_1 = y_0 + hy'_1$

下一步将在这个偏离的点出发，继续沿切线更新

$$\tilde{y}_2 = \tilde{y}_1 + hy'_2$$

从误差的角度隐式Euler法并没有比显式Euler法好





## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法

待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

显式和隐式Euler法:

从数值积分的角度采用了较差的左矩形或者右矩形公式;

从数值微分的角度, 用了最简单的一阶差分公式

显然, 可以采用更好的数值积分公式, 比如梯形公式

$$\frac{dy}{dx} = f(x, y) \Rightarrow \int_{y_k}^{y_{k+1}} dy = \int_{x_k}^{x_{k+1}} f(x_k, y_k) dx \Rightarrow y_{k+1} - y_k \approx \frac{h}{2} [f(x_k, y_k) + f(x_{k+1}, y_{k+1})]$$

$$\begin{cases} y_{k+1} = y_k + \frac{h}{2} [f(x_k, y_k) + f(x_{k+1}, y_{k+1})] \\ y_0 = y(x_0) \end{cases}$$

梯形方法

显然这也是一种单步隐式格式

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

按照隐式Euler方法同样构造迭代法求解

$$\begin{cases} y_{k+1}^0 = y_k + hf(x_k, y_k) \\ y_{k+1}^{(s)} = y_k + \frac{h}{2} \left[ f(x_k, y_k) + f(x_{k+1}, y_{k+1}^{(s-1)}) \right] \end{cases}$$

显式Euler

不动点迭代

$$\left| y_{k+1}^{(s+1)} - y_{k+1}^{(s)} \right| = \frac{h}{2} \left| f(x_{k+1}, y_{k+1}^{(s+1)}) - f(x_{k+1}, y_{k+1}^{(s)}) \right| \leq \frac{hL}{2} \left| y_{k+1}^{(s)} - y_{k+1}^{(s-1)} \right|$$

$$\leq \left( \frac{Lh}{2} \right)^2 \left| y_{k+1}^{(s-1)} - y_{k+1}^{(s-2)} \right|$$

$$\leq \dots$$

$$\leq \left( \frac{Lh}{2} \right)^{n+1} \left| y_{k+1}^{(0)} - y_{k+1}^{(s-1)} \right|$$

故梯形方法的**收敛条件**为

$$\frac{hL}{2} < 1$$

# 梯形方法—预估-校准



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

隐式方法比显式方法有更好的**数值稳定性**，但不动点迭代增加了**计算量**……

能否有保持显式的计算格式，又有一定的精度提升？

①显式Euler  $\bar{y}_{k+1} = y_k + hf(x_k, y_k)$  **预估**

②一步梯形公式  $y_{k+1} = y_k + \frac{h}{2} [f(x_k, y_k) + f(x_{k+1}, \bar{y}_{k+1})]$  **校准**

以上可以合并成一个求解公式

$$y_{k+1} = y_k + \frac{h}{2} [f(x_k, \underline{y}_k) + f(x_{k+1}, \underline{y}_k + hf(x_k, \underline{y}_k))] \quad \text{也称**改进Euler法**}$$

这是一个**单步显式**公式，其实就是梯形方法中的迭代只算第一步的一个简化版本

## 回到显式单步法的一般表达形式

$$\tilde{y}_{k+1} = \tilde{y}_k + \varphi(h, x, \tilde{y}_k) = \tilde{y}_k + h\varphi(x, \tilde{y}_k; h)$$

其中 $\varphi(x, \tilde{y}_k; h)$ 和 $f(x, y)$ 有关, 称为**增量函数**

在显式计算的每一步, 定义误差 $e_k = y(x_k) - \tilde{y}_k$ , 通过计算过程可知, 之前每步的截断误差 (**暂不考虑舍入误差**) 都会影响到本步, 因而称**整体截断误差**

### 定义9.2.1 (教材编号)

设 $y(x)$ 是上述初值问题的精确解, 则

$$T_{k+1}(x) = y(x_{k+1}) - \boxed{y(x_k) - h\varphi(x_k, y(x_k); h)}$$

称为显式单步法的**局部截断误差**

不一样

#### 概论

研究问题  
背景知识

#### 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

#### R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

#### 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

#### 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

#### 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

# 误差分析—Euler方法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

考虑显式Euler方法:  $\varphi(x, y_k; h) = hf(x_k, y_k)$

假定第 $k$ 步得到了准确解

$$T_{k+1}(x) = y(x_{k+1}) - [y(x_k) + hf(x_k, y(x_k))]$$

$y'(x_k)$   
带回微分方程

所以:  $T_{k+1}(x) = y(x_{k+1}) - y(x_k) - hy'(x_k)$

$$T_{k+1}(x) = \frac{h^2}{2} y''(\xi_k)$$

若 $y(x)$ 在 $x_0 = [a, b]$ 上二阶连续可导,  $|T_{k+1}(x)| \leq \frac{1}{2} M_2 h^2$

$$\text{其中, } M_2 = \max_{x_0 \leq x \leq b} |y''(x)|$$

# 误差分析—Euler方法



接着讨论显式Euler方法的整体截断误差  $e_k = y(x_k) - \tilde{y}_k$

$$e_{k+1} = y(x_{k+1}) - \tilde{y}_{k+1} = y(x_{k+1}) - [y(x_k) + hf(x_k, y(x_k))] - \{ \tilde{y}_{k+1} - [y(x_k) + hf(x_k, y(x_k))] \}$$

$$= T_{k+1} - \{ \tilde{y}_k + hf(x_k, \tilde{y}_k) - [y(x_k) + hf(x_k, y(x_k))] \}$$

$$= T_{k+1} + (y(x_k) - \tilde{y}_k) + h[f(x_k, y(x_k)) - f(x_k, \tilde{y}_k)]$$

$$|f(x_k, y(x_k)) - f(x_k, \tilde{y}_k)| \leq L|y(x_k) - \tilde{y}_k| \quad \text{且} \quad |T_{k+1}(x)| \leq \frac{1}{2}M_2h^2$$

$$|e_{k+1}| \leq |T_{k+1}| + |e_k| + hL|e_k| \leq (1 + hL)|e_k| + \frac{1}{2}M_2h^2$$

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法

## 误差分析

小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

# 误差分析—Euler方法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

$$|e_{k+1}| \leq (1+hL)|e_k| + \frac{1}{2}M_2h^2 \Rightarrow |e_k| \leq (1+hL)|e_{k-1}| + \frac{1}{2}M_2h^2$$

$$\Rightarrow \dots \Rightarrow |e_1| \leq (1+hL)|e_0| + \frac{1}{2}M_2h^2$$

$$\Rightarrow |e_{k+1}| \leq (1+hL) \left[ (1+hL)|e_{k-1}| + \frac{1}{2}M_2h^2 \right] + \frac{1}{2}M_2h^2 = (1+hL)^2|e_{k-1}| + (1+hL)\frac{1}{2}M_2h^2 + \frac{1}{2}M_2h^2$$
$$\frac{1-(1+hL)^{k+1}}{1-(1+hL)} = \frac{(1+hL)^{k+1}-1}{hL}$$

$$\Rightarrow \dots \Rightarrow |e_{k+1}| \leq (1+hL)^{k+1}|e_0| + \frac{1}{2}M_2h^2 \sum_{j=0}^k (1+hL)^j \quad k=0,1,\dots,n$$

$e_0 = y_0 - y(x_0) = 0$

$$|e_{k+1}| \leq \frac{1}{2}M_2h^2 \frac{(1+hL)^{k+1}-1}{hL} = \frac{M_2h}{2L} \left[ (1+hL)^{k+1} - 1 \right]$$

$h$ 为Euler方法使用的步长, 故:  
 $(n+1)h \leq b-x_0$ , 即  $h \leq \frac{b-x_0}{n+1}$

$$|e_{n+1}| \leq \frac{M_2h}{2L} \left[ (1+hL)^{n+1} - 1 \right] = \frac{M_2h}{2L} \left[ \left( 1 + \frac{b-a}{n+1}L \right)^{n+1} - 1 \right]$$

# 误差分析—Euler方法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

$$|e_{n+1}| \leq \frac{M_2 h}{2L} \left[ (1+hL)^{n+1} - 1 \right] = \frac{M_2 h}{2L} \left[ \left( 1 + \frac{b-a}{n+1} L \right)^{n+1} - 1 \right] \rightarrow e^{L(b-a)} \quad \lim_{n \rightarrow \infty} \left( 1 + \frac{1}{n} \right)^n = e$$

$$|e_{n+1}| \leq \frac{M_2 h}{2L} \left[ e^{L(b-a)} - 1 \right] = O(h) \quad \text{对比 } |T_{k+1}(x)| \leq \frac{1}{2} M_2 h^2$$

由此可见,  $T_{n+1}$  比  $e_{n+1}$  要高一阶

## 定义9.2.2 (教材编号)

设  $y(x)$  是上述初值问题的精确解, 对显式单步法, 若  $p$  是满足

$$T_{n+1}(x) = y(x+h) - y(x) - h\varphi(x, y(x); h) = O(h^{p+1})$$

则称单步法具有  **$p$  阶精度**, 或者称单步法是  **$p$  阶方法**



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 定义9.2.3 (教材编号)

若单步法是 $p$ 阶方法, 将其局部误差写成

$$T_{n+1}(x) = \varphi(x_n, y(x_n))h^{p+1} + O(h^{p+2})$$

则称 $\varphi(x_n, y(x_n))h^{p+1}$ 为**主局部截断误差**  
或**局部截断误差的主项**

显式Euler方法:  $T_{n+1}(x) = \frac{h^2}{2} y'' + O(h^3)$ 是**1阶方法**

隐式Euler方法: 可以类似推出, 也是**1阶方法**



梯形方法:  $T_{n+1} = y(x_{n+1}) - y(x_n) - \frac{h}{2} [f(x_n, y(x_n)) + f(x_{n+1}, y(x_{n+1}))]$

# 误差分析—梯形法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

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

$$= y(x_{n+1}) - y(x_n) - \frac{h}{2} [y'(x_n) + y'(x_{n+1})]$$

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

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

$$T_{n+1} = -\frac{1}{12}h^3y''' + O(h^4) \quad \text{梯形法是2阶方法!}$$

各阶导数是我们推导需要的主要工具!

# 误差分析—2个偏微分工具



## 工具1

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

$$y'' = \frac{d}{dx} f(x, y) = \frac{\partial f}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial y} f(x, y)$$

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

## 工具2

$$f(x + h, y + k) = f(x, y) + \left( h \frac{\partial}{\partial x} + k \frac{\partial}{\partial y} \right) f(x, y) + \frac{1}{2!} \left( h \frac{\partial}{\partial x} + k \frac{\partial}{\partial y} \right)^2 f(x, y) + \dots + \frac{1}{n!} \left( h \frac{\partial}{\partial x} + k \frac{\partial}{\partial y} \right)^n f(x, y) + \dots$$

### 概论

研究问题  
背景知识

### 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法

### 误差分析

小结

### R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

### 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

### 线性多步法

多步法  
误差分析

Adams法  
待定系数法  
预估-校正

### 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

### 编程实践

# 误差分析—改进Euler法



清华大学深圳国际研究生院

Tsinghua Shenzhen International Graduate School

海洋工程研究院 胡振中 《工程硕士数学》 第八章

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## ①显式Euler

$$\bar{y}_{k+1} = y_k + hf(x_k, y_k)$$

## ②一步梯形公式

$$y_{k+1} = y_k + \frac{h}{2} [f(x_k, y_k) + f(x_{k+1}, \bar{y}_{k+1})]$$

## 合并

$$y_{k+1} = y_k + \frac{h}{2} [f(x_k, y_k) + f(x_{k+1}, y_k + hf(x_k, y_k))]$$

同样建立第n+1步时的局部截断误差

$$T_{n+1} = y(x_{n+1}) - \left[ y(x_n) + \frac{h}{2} f(x_n, y(x_n)) + \frac{h}{2} f(x_n + h, y(x_n) + hf(x_n, y(x_n))) \right]$$

Taylor展开

$y'(x_n)$

同样Taylor展开

# 误差分析—改进Euler法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

$$T_{n+1} = y(x_{n+1}) - \left[ y(x_n) + \frac{h}{2} y'(x_n) + \frac{h}{2} f(x_n + h, y(x_n) + hf(x_n, y(x_n))) \right]$$

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

$$f(x_n + h, y(x_n) + hf(x_n, y(x_n))) = f + \left( h \frac{\partial}{\partial x} + hf \frac{\partial}{\partial y} \right) f + \frac{1}{2} \left( h \frac{\partial}{\partial x} + hf \frac{\partial}{\partial y} \right)^2 f + O(h^3)$$

工具2

$$h \left[ \frac{\partial f}{\partial x} + f \frac{\partial f}{\partial y} \right] y'' \quad \text{工具1}$$

$$f(x_n + h, y(x_n) + hf(x_n, y(x_n))) = y' + hy'' + \frac{h^2}{2} \left( \frac{\partial}{\partial x} + f \frac{\partial}{\partial y} \right)^2 f + O(h^3)$$

# 误差分析—改进Euler法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

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

$$- \left[ \cancel{y(x_n)} + \frac{h}{2}\cancel{y'(x_n)} + \frac{h}{2}\left(\cancel{y''(x_n)} + h\cancel{y'''}(x_n) + \frac{h^2}{2}\left(\frac{\partial}{\partial x} + f\frac{\partial}{\partial y}\right)^2 f + O(h^3)\right) \right]$$

$$T_{n+1} = \frac{h^3}{6}y''' - \frac{h^3}{4}\left(\frac{\partial}{\partial x} + f\frac{\partial}{\partial y}\right)^2 f + O(h^4) = \frac{h^3}{12}\left[2y''' - 3\left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + f^2\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} + 2f\frac{\partial^2 f}{\partial y\partial x}\right)\right] + O(h^4)$$

局部截断误差的主项

回忆一下梯形方法： $T_{n+1} = -\frac{h^3}{12}y''' + O(h^4)$

因而**改进Euler法**也是**二阶**的！

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析

## 小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

$$\textcircled{1} \quad y(x_{n+1}) \approx y(x_n) + hy'(x_n) = y(x_n) + hf(x_n, y_n)$$

显式Euler方法, 1阶

$$\textcircled{2} \quad y(x_{n+1}) \approx y(x_n) + hy'(x_{n+1}) = y(x_n) + hf(x_{n+1}, y_{n+1})$$

隐式Euler方法, 1阶

$$\textcircled{3} \quad y(x_{n+1}) \approx y(x_n) + \frac{h}{2} [f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_{n+1})]$$

梯形方法, 2阶

$$\textcircled{4} \quad y(x_{n+1}) \approx y(x_n) + \frac{h}{2} [f(x_n, y_n) + f(x_{n+1}, y_n + hf(x_n, y_n))]$$

改进Euler方法, 2阶

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 8.1 概论及背景知识

## 8.2 简单数值方法

## 8.3 Runge-Kutta法

## 8.4 单步法的相容性、收敛性和绝对稳定性

## 8.5 线性多步法

## 8.6 一阶方程组与高阶微分方程的初值问题

## 8.7 编程实践（穿插在各小结中）



# 基本思路—首先考虑构造Taylor展开



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

### 基本思路

显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

### 能否继续构造高阶分方法?

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

①  $y(x_{n+1}) \approx y(x_n) + hy'(x_n) = y(x_n) + hf(x_n, y_n)$  Euler方法, 1阶

改进Euler方法, 2阶

②  $y(x_{n+1}) \approx y(x_n) + hy'(x_n) + \frac{h^2}{2} y''(x_n) = y(x_n) + hf + \frac{h^2}{2} \left[ \frac{\partial f}{\partial x} + f \frac{\partial f}{\partial y} \right]$  2阶导数的表示

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

3阶

$$= y(x_n) + hf + \frac{h^2}{2} \left[ \frac{\partial f}{\partial x} + f \frac{\partial f}{\partial y} \right] + \frac{h^3}{6} \left[ \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + 2f \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} + \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial y} + f \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 + f^2 \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right]$$

再往下推, 导数越来越难表达, 而且需要计算大量的偏导数!

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

### 基本思路

显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

# 基本思路：用 $f$ 若干节点上函数值的线性组合来代替 $f$ 的导数

## 再看改进Euler法

$$y(x_{k+1}) \approx y(x_k) + hf + \frac{h^2}{2} \left[ \frac{\partial f}{\partial x} + f \frac{\partial f}{\partial y} \right]$$

有偏导数

→  $y_{k+1} \approx y_k + \frac{h}{2} \left[ f(x_k, y_k) + f(x_{k+1}, y_k + hf(x_k, y_k)) \right]$

没有偏导数，只有  $f$  两个节点上的值

$$f(x_{k+1}, y_k + hf(x_k, y_k)) \approx f(x_k, y_k) + \left[ h \frac{\partial f}{\partial x} + hf \frac{\partial f}{\partial y} \right]$$

工具2，二元函数的Taylor展开



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

### 基本思路

显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

# 一般表达式

$$y_{n+1} = y_n + h \sum_{r=1}^R C_r K_r \quad C_r \text{ 为待定的权因子, } R \text{ 为使用 } f \text{ 值的个数}$$

$$K_r = f \left( x_n + a_r h, y_n + h \sum_{s=1}^{r-1} b_{rs} K_s \right), r = 1, 2, \dots, R; a_1 = 0 \quad K \text{ 可以递推得到}$$

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

$$K_2 = f(x_n + a_2 h, y_n + h b_{21} K_1)$$

$$K_3 = f(x_n + a_3 h, y_n + h b_{31} K_1 + h b_{32} K_2)$$

.....

如果取  $R=1$

$$y_{n+1} \approx y_n + h C_1 K_1 = y_n + h C_1 f(x_n, y_n)$$

$$y(x_{n+1}) = y(x_n) + h y'(x_n) + \frac{h^2}{2} y''(x_n) + \dots$$

$C_1 = 1$  就是Euler法!

关键在于确定  $C_r, a_r, b_{rs}$  这些参数!

是不是很简单?

# 显式R-K法— $R=2$



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

如果取  $R=2$   $y_{n+1} = y_n + hC_1K_1 + hC_2K_2$

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

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

$$K_2 = f(x_n + a_2h, y_n + hb_{21}K_1)$$

考虑  $K_2$  的 Taylor 展开

$$K_2 = f(x_n, y_n) + \left[ a_2h \frac{\partial}{\partial x} + hb_{21}K_1 \frac{\partial}{\partial y} \right] f + O(h^2)$$

$$y_{n+1} = y_n + hC_1f + hC_2 \left[ f + a_2h \frac{\partial f}{\partial x} + hb_{21}f \frac{\partial f}{\partial y} + O(h^2) \right]$$

$$= y_n + h(C_1 + C_2)f + h^2C_2a_2 \frac{\partial f}{\partial x} + h^2C_2b_{21}f \frac{\partial f}{\partial y} + O(h^3)$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial y} f$$

$$\begin{cases} C_1 + C_2 = 1 \\ C_2a_2 = \frac{1}{2} \\ C_2b_{21} = \frac{1}{2} \end{cases}$$

不够!

# 显式R-K法— $R=2$



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

指定 $a_2$ 为自由参数



$$\begin{cases} C_1 = 1 - \frac{1}{2a_2} \\ C_2 = \frac{1}{2a_2} \\ b_{21} = a_2 = \frac{1}{2C_2} \end{cases}$$

$$\textcircled{1} \quad a_2 = \frac{1}{2} \quad y_{n+1} = y_n + hf \left( x_n + \frac{1}{2}h, y_n + \frac{1}{2}hf \right) \quad \text{中点公式}$$

$$\textcircled{2} \quad a_2 = 1 \quad y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2} [f(x_n, y_n) + f(x_n + h, y_n + hf)] \quad \text{改进Euler法}$$

$$\textcircled{3} \quad a_2 = \frac{2}{3} \quad y_{n+1} = y_n + \frac{1}{4}hf + \frac{3}{4}hf \left( x_n + \frac{2}{3}h, y_n + \frac{2}{3}hf \right) \quad \text{Heun方法}$$

# 显式R-K法— $R=3$



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

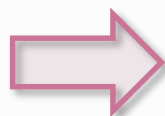
## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

如果取 $R=3$   $y_{n+1} = y_n + hC_1K_1 + hC_2K_2 + hC_3K_3$

$$K_3 = f(x_n + a_3h, y_n + hb_{31}K_1 + hb_{32}K_2)$$

$$\begin{cases} C_1 + C_2 + C_3 = 1 \\ a_2 = b_{21} \\ a_3 = b_{31} + b_{32} \\ C_2a_2 + C_3a_3 = \frac{1}{2} \\ C_2a_2^2 + C_3a_3^2 = \frac{1}{3} \\ C_3a_2b_{32} = \frac{1}{6} \end{cases}$$



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

6个方程8个参数，一共有两个自由参数需要指定

一个常用的3阶R-K公式

# 显式R-K法— $R=4$ (经典R-K方法)



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
**显式R-K法**  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

如果取 $R=4$   $y_{n+1} = y_n + hC_1K_1 + hC_2K_2 + hC_3K_3 + hC_4K_4$

一共有13个未知数, 11个方程, 同样需要指定2个自由参数, 推导非常复杂

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

4级4阶

经典Runge-Kutta方法

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

在上述的计算中



实际上 $K_r$ 可以有其他组织方法

$$\textcircled{1} \quad K_r = f \left( x_n + a_r h, y_n + h \sum_{s=1}^R b_{rs} K_s \right), r = 1, 2, \dots, R; a_1 = 0$$

**R级隐式Runge-Kutta方法**

$$\textcircled{2} \quad K_r = f \left( x_n + a_r h, y_n + h \sum_{s=1}^r b_{rs} K_s \right), r = 1, 2, \dots, R; a_1 = 0$$

**对角隐式Runge-Kutta方法**



# 隐式Runge-Kutta法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

## 1级2阶隐式R-K方法

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



$$hK_1 = y_{n+1} - y_n$$



$$\begin{aligned} y_n + \frac{h}{2}K_1 &= y_n + \frac{1}{2}(y_{n+1} - y_n) \\ &= \frac{1}{2}(y_n + y_{n+1}) \end{aligned}$$



$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \\ hf\left(x_n + \frac{h}{2}, \frac{1}{2}(y_n + y_{n+1})\right) \end{cases}$$

## 2级4阶隐式R-K方法

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}(K_1 + K_2) \\ K_1 = f\left(x_n + \left(\frac{1}{2} - \frac{\sqrt{3}}{6}\right)h, y_n + \frac{1}{4}hK_1 + \left(\frac{1}{4} - \frac{\sqrt{3}}{6}\right)hK_2\right) \\ K_2 = f\left(x_n + \left(\frac{1}{2} + \frac{\sqrt{3}}{6}\right)h, y_n + \left(\frac{1}{4} + \frac{\sqrt{3}}{6}\right)hK_1 + \frac{1}{4}hK_2\right) \end{cases}$$

## 实用2级3阶隐式对角R-K方法

$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2}(K_1 + K_2) & r = \frac{1}{2} \pm \frac{1}{6}\sqrt{3} \\ K_1 = f(x_n + rh, y_n + rhK_1) \\ K_2 = f(x_n + (1-r)h, y_n + h(1-2r)K_1 + rhK_2) \end{cases}$$

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

## 8.1 概论及背景知识

## 8.2 简单数值方法

## 8.3 Runge-Kutta法

## 8.4 单步法的相容性、收敛性和绝对稳定性

## 8.5 线性多步法

## 8.6 一阶方程组与高阶微分方程的初值问题

## 8.7 编程实践（穿插在各小结中）

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

### ✓ 单步方法 (EulerMethod类)

```
public static Tuple<Vector, Vector> OneStep(double x0, double y0, double xn, double h,
```

```
    BinaryFunction core)
```

```
{
```

```
    int n = (int)((xn - x0) / h) + 1;
```

```
    Vector xs = new Vector(n), ys = new Vector(n);
```

```
    xs[0] = x0;
```

```
    ys[0] = y0;
```

```
    for (int i = 1; i < n; i++)
```

```
    {
```

```
        xs[i] = xs[i - 1] + h;
```

```
        ys[i] = core(xs[i - 1], ys[i - 1]);
```

```
    }
```

```
    return new Tuple<Vector, Vector>(xs, ys);
```

```
}
```

用来计算 $y_i = \text{core}(x_{i-1}, y_{i-1})$ , core中隐含了步长h

待求的n个节点

赋予初始值

从前往后递推 $x_i$ 和 $y_i$

$$\begin{aligned} y_i &= y_{i-1} + h\phi(x_{i-1}, y_{i-1}; h) \\ &= g(x_{i-1}, y_{i-1}; h) \end{aligned}$$

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

### ✓ 显式/隐式Euler方法 (EulerMethod类)

```
public static Tuple<Vector, Vector> Explicit(BinaryFunction f, double x0, double y0,  
double xn, double h) 显式Euler法
```

```
{  
    BinaryFunction core = (x, y) => y + f(x, y) * h; →  $y_i = y_{i-1} + hf(x_{i-1}, y_{i-1})$   
    return OneStep(x0, y0, xn, h, core);  
}
```

```
public static Tuple<Vector, Vector> Implicit(BinaryFunction f, double x0, double y0,  
double xn, double h) 隐式Euler法
```

```
{  
    BinaryFunction core = (x, y) =>  
    {  
        double yInit = y + f(x, y) * h; → 显式Euler法给出迭代初值  
        return FixedPoint.Steffensen(y1 => y + h * f(x1, y1), yInit);  
    };  
    return OneStep(x0, y0, xn, h, core);  
}
```

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

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

### ✓ 改进Euler方法与梯形方法 (EulerMethod类)

```
public static Tuple<Vector, Vector> Trapezoid(BinaryFunction f, double x0, double y0,
double xn, double h)
```

梯形方法

```
{
    BinaryFunction core = (x, y) =>
    {
        double k0 = f(x, y), x1 = x + h, yInit = y + k0 * h;
        return FixedPoint.Steffensen(y1 => y + h / 2 * (k0 + f(x1, y1)), yInit);
    };
    return OneStep(x0, y0, xn, h, core);
}
```

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

```
public static Tuple<Vector, Vector> Improve(BinaryFunction f, double x0, double y0,
double xn, double h)
```

改进Euler法

```
{
    BinaryFunction core = (x, y) =>
    {
        double k0 = f(x, y), yInit = y + k0 * h;
        return y + h / 2 * (k0 + f(x + h, yInit));
    };
    return OneStep(x0, y0, xn, h, core);
}
```

预估

校正

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

### ✓ Runge-Kutta方法 ( RungeKutta类)

```
public static Tuple<Vector, Vector> Explicit(BinaryFunction f, double x0, double y0,
double xn, double h, int R = 1)    显式Runge-Kutta方法
```

```
{
    BinaryFunction core;
     $K_1 = f(x_i, y_i)$ 
```

$$K_2 = f(x_i + a_2h, y_i + hb_{21}K_1)$$

```
double half = h / 2;
```

$$K_3 = f(x_i + a_3h, y_i + hb_{31}K_1 + hb_{32}K_2)$$

```
if (R == 1)
```

```
    core = (x, y) => y + h * f(x, y);
```

.....

```
else if (R == 2)
```

```
    core = (x, y) => y + h * f(x + half, y + half * f(x, y));
```

```
// .....
```

```
else
```

```
    throw new Exception();
```

$$y_{i+1} = y_i + h \sum_{r=1}^R c_r K_r$$

```
return EulerMethod.OneStep(x0, y0, xn, h, core);
```

```
}
```

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

### ✓ Runge-Kutta方法 ( RungeKutta类)

```

public static Tuple<Vector, Vector> Implicit(BinaryFunction f, double x0, double y0,
double xn, double h, int R = 1)
{
    对角隐式Runge-Kutta方法
    BinaryFunction core;
    if (R == 1)
        core = (x, y) =>
        {
            double K1 = FixedPoint.Steffensen(z => f(x + h / 2, y + h / 2 * z), f(x, y));
            return y + h * K1;
        };
    // .....
    else
        throw new Exception();

    return EulerMethod.OneStep(x0, y0, xn, h, core);
}

```

$$K_1 = f(x_i + a_1 h, y_i + h b_{11} K_1)$$

$$K_2 = f(x_i + a_2 h, y_i + h b_{21} K_1 + h b_{22} K_2)$$

$$K_3 = f(x_i + a_3 h, y_i + h b_{31} K_1 + h b_{32} K_2 + h b_{33} K_3)$$

.....

$$y_{i+1} = y_i + h \sum_{r=1}^R c_r K_r$$

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

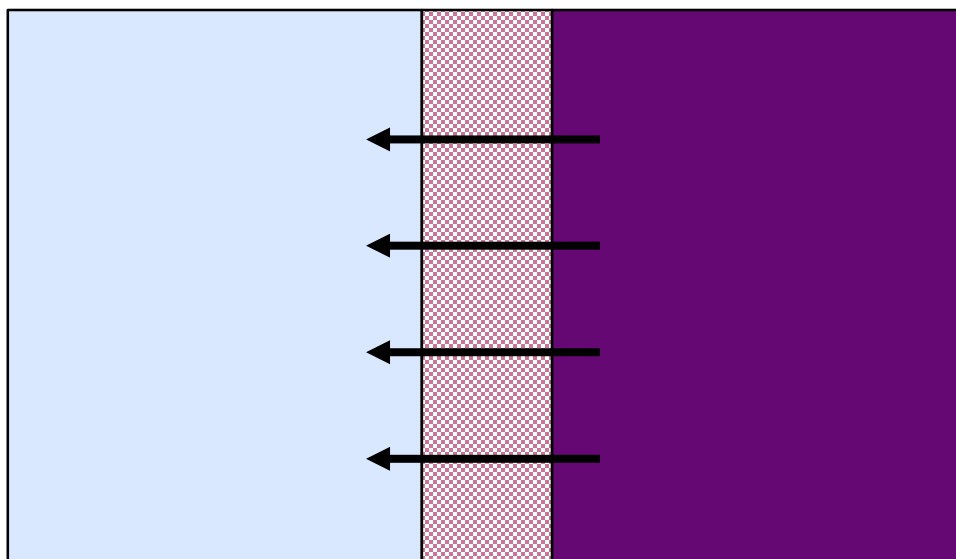
多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

# ✓ 物质扩散问题



左右容器内溶质始终保持均匀分布

不妨设某情况下  $k = 1$ 、 $c_x(t) = 1 + t$ 、 $c_0 = 1$ ，有

$$\begin{cases} \frac{dc}{dt} = -c + t + 1 \\ c(0) = 1 \end{cases}$$

$$\begin{cases} \frac{dy}{dx} = -y + x + 1 \\ y(0) = 1 \end{cases}$$

$$y(x) = e^{-x} + x$$

教材P280  
例9.2.1

若右侧容器的物质浓度保持不变为  $c_a$   
左侧容器的物质浓度  $c(t)$  满足

$$\frac{dc}{dt} = k(c_a - c)$$



$$c(t) = e^{-kt}(c_0 - c_a) + c_a$$

若右侧容器的物质浓度随时间变化为  $c_x(t)$   
左侧容器的物质浓度  $c(t)$  满足

$$\frac{dc}{dt} = k(c_x - c)$$



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

### ✓ 物质扩散问题 (EulerMethod.Sample)

```
public static void Sample()
```

```
{
```

```
BinaryFunction f = (x, y) => 1 + x - y;
```

```
double x0 = 0, y0 = 1, xn = 2, h = 1;
```

```
UnaryFunction fAcc = x => x + Math.Exp(-x);
```

```
{
```

```
// 显式欧拉法
```

```
var xy = EulerMethod.Explicit(f, x0, y0, xn, h);
```

```
Vector xs = xy.Item1;
```

```
Vector ys = xy.Item2;
```

```
Console.WriteLine("显式欧拉法");
```

```
Console.WriteLine("x: " + xs);
```

```
Console.WriteLine("y: " + ys);
```

```
Console.WriteLine("误差: " + (ys - xs.Mapping(fAcc)));
```

```
Console.WriteLine("最大误差: " + Norm.Infinity(ys - xs.Mapping(fAcc)));
```

```
}
```

```
}
```

$$\frac{dy}{dx} = 1 + x - y$$

$y(0) = 1$ , 计算到2, 步长取1

$$y = e^{-x} + x$$

调用显式欧拉方法求解

计算误差向量及其无穷范数



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

- 理解**微分方程、常微分方程（及其初值问题）**的概念
- 掌握**简单数值方法**的思路、求解方法和误差分析方法
- 理解**R-K方法**的思路
- 掌握**经典R-K方法**的计算过程

## 作业

教材P326-1、4、7、8

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 8.1 概论及背景知识

## 8.2 简单数值方法

## 8.3 Runge-Kutta法

## 8.4 单步法的相容性、收敛性和绝对稳定性

## 8.5 线性多步法

## 8.6 一阶方程组与高阶微分方程的初值问题

## 8.7 编程实践（穿插在各小结中）

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

对于微分方程的初值问题：
$$\begin{cases} y' = f(x, y), x_0 < x \leq b \\ y(x_0) = a \end{cases}$$

显式单步法：
$$\begin{cases} y_{n+1} = y_n + h\varphi(x_n, y_n; h) \\ y(x_0) = a \end{cases}$$

若：
$$\frac{y(x+h) - y(x)}{h} = \varphi(x, y(x); h) + O(h^p) \quad p\text{阶方法}$$

$$\Rightarrow \varphi(x, y(x); h) = \frac{1}{h} \int_x^{x+h} y'(\tau) d\tau + O(h^p)$$

根据积分中值定理

$$\varphi(x, y(x); h) = y'(\eta) + O(h^p) = f(\eta, y(\eta)) + O(h^p) \quad \eta \in (x, x+h)$$

可得：
$$\lim_{h \rightarrow 0} \varphi(x, y(x); h) = f(x, y(x))$$

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

### 相容性

收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 定义9.4.1 (教材编号)

如果前述显式单步法中增量函数 $\varphi(x, y(x); h)$ 于 $h = 0$ 连续, 且

$$\varphi(x, y; 0) = f(x, y)$$

则称显式单步法与微分方程是**相容**的

## 定理9.4.1 (教材编号)

显式单步法相容的**充分必要条件**为显式单步法的局部截断误差为

$$O(h^{p+1}), p \geq 1$$

即 $p$ 阶方法, 整体截断误差 $O(h^p), p \geq 1$

由此可见: Euler法和改进Euler法都相容

相容是对  
**方法**而言的

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
**收敛性**  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

## 定义9.4.2 (教材编号)

对于初值问题,  $f(x, y)$ 对 $y$ 满足Lipschitz条件, 如果由显式单步法得到的解 $y_n$ , 对任意 $x = x_0 + nh$ , 有

$$\lim_{h \rightarrow 0, x=x_0+nh} y_n = y(x)$$

那么称显式单步法是**收敛的**

比如, 讨论用显式Euler方法计算该方程的收敛性  $\begin{cases} y' = -y, 0 \leq x \leq b \\ y(0) = 1 \end{cases}$

设  $x = nh \in [0, b] \Rightarrow y_n = y_{n-1} + h(-y_{n-1}) = (1-h)y_{n-1} = \dots = (1-h)^n y_0 = (1-h)^n$

$$\lim_{\substack{h \rightarrow 0 \\ x=x_0+nh}} y_n = \lim_{h \rightarrow 0} (1-h)^n = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{x}{n}\right)^n = e^{-x} \quad \text{收敛!}$$

收敛除了**方法**之外,  
还要讨论**具体的方程**

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
**收敛性**  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 定理9.4.2 (教材编号)

对于初值问题, 如果显式单步法  $y_{n+1} = y_n + h\varphi(x_n, y_n; h)$  的局部截断误差为  $O(h^{p+1}), p \geq 1$ , 且增量函数  $\varphi$  关于  $y$  满足 Lipschitz 条件, 则 **显式单步法收敛!**

**相容** (指向  $\varphi$ )      **不是  $f$**  (指向  $y_n$ )

## 定理9.4.3 (教材编号)

设增量函数  $\varphi$  关于  $y$  满足 Lipschitz 条件, 则显式单步法收敛的 **充分必要条件** 为单步法是相容的



用一般性的方法来判断收敛, 而不需要每一个函数都讨论

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

# 定理的证明方式和推导单步法的整体截断误差类似

$$T_{n+1} = y(x_{n+1}) - \boxed{y(x_n) - h\varphi} = O(h^{p+1})$$

定理条件  $p$  阶方法

$$e_n = y(x_n) - \tilde{y}_n$$

$$= \boxed{y(x_n) - [y(x_{n-1}) + h\varphi(x_{n-1}, y(x_{n-1}))]} + [y(x_{n-1}) + h\varphi(x_{n-1}, y(x_{n-1}))] - \tilde{y}_n$$

$\leq L|e_{n-1}|$

$\tilde{y}_{n-1} + h\varphi(x_{n-1}, \tilde{y}_{n-1})$

$e_{n-1}$

$$|e_n| \leq |T_n| + |e_{n-1}| + hL|e_{n-1}| = Ch^{p+1} + (1 + hL)|e_{n-1}|$$

$$\leq Ch^{p+1} + (1 + hL)[Ch^{p+1} + (1 + hL)|e_{n-2}|]$$

$$= Ch^{p+1} + (1 + hL)Ch^{p+1} + (1 + hL)^2|e_{n-2}| \leq \dots = Ch^{p+1} \sum_{i=0}^{n-1} (1 + hL)^i + (1 + hL)^n |e_0|$$

$$|e_n| \leq Ch^{p+1} \frac{(1 + hL)^n - 1}{hL} = \frac{C}{L} h^p (e^{nhL} - 1) = \frac{C}{L} h^p (e^{L(x-x_0)} - 1) \Rightarrow \lim_{h \rightarrow 0} y_n = y(x_n)$$



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
**收敛性**  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

对于一般R-K方法：

$$T_{n+1} = Ch^{p+1}$$

$$\varphi(x, y; h) = C_1 K_1 + C_2 K_2 + \dots + C_R K_R \quad \varphi(x, \bar{y}; h) = C_1 \bar{K}_1 + C_2 \bar{K}_2 + \dots + C_R \bar{K}_R$$

$$|K_1 - \bar{K}_1| = |f(x, y) - f(x, \bar{y})| \leq L|y - \bar{y}| \leq L(1 + hLb_{21})|y - \bar{y}|$$

$$|K_2 - \bar{K}_2| = |f(x + a_2 h, y + hb_{21} K_1) - f(x + a_2 h, \bar{y} + hb_{21} \bar{K}_1)| \leq L|y - \bar{y}| + hLb_{21}|K_1 - \bar{K}_1|$$

$$|K_3 - \bar{K}_3| \leq L(1 + hb_{31}L + 2Lhb_{32})|y - \bar{y}| \quad \dots\dots$$

$$|\varphi(x, y; h) - \varphi(x, \bar{y}; h)| \leq \sum_{r=1}^R C_r |K_r - \bar{K}_r|$$

# 绝对稳定性



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
**绝对稳定性**


## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正


## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

刚才讨论的相容性和收敛性都没有考虑舍入误差，稳定性则是研究**舍入误差传播**的问题

三个值  $y(x_n)$   $y_n$   $\tilde{y}_n$   代表当前步计算得到存在舍入误差的值

$$y_{n+1} = y_n + h\varphi(x_n, y_n; h); \tilde{y}_{n+1} = \tilde{y}_n + h\varphi(x_n, \tilde{y}_n; h)$$


$$\begin{aligned} \tilde{y}_{n+1} - y_{n+1} &= \tilde{y}_n + h\varphi(x_n, \tilde{y}_n; h) - [y_n + h\varphi(x_n, y_n; h)] \\ &= \tilde{y}_n - y_n + h \frac{\partial \varphi}{\partial y}(x_n, \xi; h)(\tilde{y}_n - y_n) \end{aligned}$$

若要舍入误差不增长，则

$$\frac{|\tilde{y}_{n+1} - y_{n+1}|}{|\tilde{y}_n - y_n|} = \left| 1 + h \frac{\partial \varphi}{\partial y}(x_n, \xi; h) \right| \leq 1$$

回忆  $\frac{dy}{dx} = y - \frac{2x}{y}$

$$1 + h \frac{\partial \varphi}{\partial y} = 1 + h + h \frac{2x}{y^2}$$

在x正方向上无法小于1

# 绝对稳定性—试验方程



清华大学深圳国际研究生院

Tsinghua Shenzhen International Graduate School

海洋工程研究院 胡振中 《工程硕士数学》 第八章

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性

## 绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

$$\frac{|\tilde{y}_{n+1} - y_{n+1}|}{|\tilde{y}_n - y_n|} = \left| 1 + h \frac{\partial \varphi}{\partial y}(x_n, \xi; h) \right| \leq 1$$

稳定性讨论，要考虑增量函数 $\varphi$ ，即同时包含了方法和 $f$ ，可以简化通过“试验方程”来单独讨论方法本身的稳定性

**试验方程：**  $y' = \lambda y, \lambda \in \mathbb{C}, \operatorname{Re}(\lambda) < 0$

①有稳定的解析解： $y = ce^{\lambda x}$       ②数值解讨论简单

③其他方程可以局部线性化成该方程，如果一个方法连这个方程都不稳定，那么对更加复杂的方程也难以稳定

# 绝对稳定性—显式Euler法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性

## 绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

$y' = \lambda y$  先考虑最简单的显式Euler法

$$\text{记: } \delta_n = \tilde{y}_n - y_n$$

$$y_{n+1} = y_n + hf(x, y) = (1 + \lambda h)y_n, \quad \tilde{y}_{n+1} = (1 + \lambda h)\tilde{y}_n$$

则:  $\delta_{n+1} = (1 + \lambda h)\delta_n$  误差的增长居然和函数的增长一样!

实际上, 将试验函数带入任何的单步法

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

定义9.4.3 (教材编号)

如果满足  $|E(\lambda h)| < 1$ , 则称单步法是**绝对稳定的**; 在复平面上  $\lambda h$  满足以上条件的区域, 称为单步法的**绝对稳定性区域**; 与实轴的交集称为**绝对稳定性区间**

# 绝对稳定性—绝对稳定性区域



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定性分析

相容性  
收敛性  
**绝对稳定性**

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

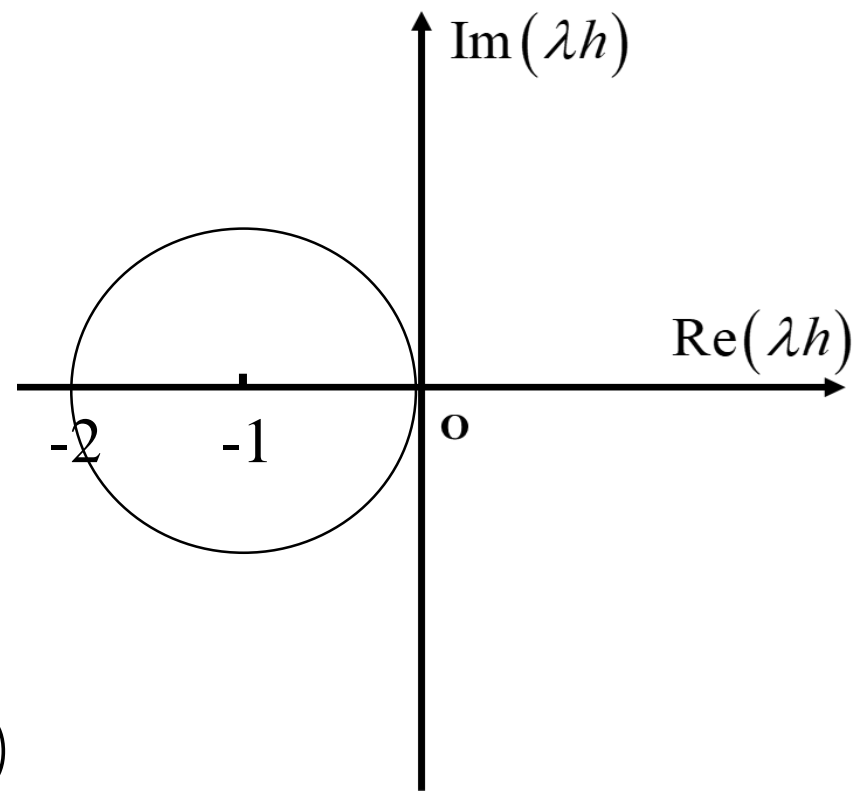
## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

因而，显式Euler法的绝对稳定性区域为 $|1 + \lambda h| < 1$

⇒  $\lambda h$ 满足在复平面上，以-1为圆心，半径为1的圆内区域  
绝对稳定性区间为 $\lambda h \in (-2, 0)$

$$\begin{aligned} \frac{|\tilde{y}_{n+1} - y_{n+1}|}{|\tilde{y}_n - y_n|} &= \left| 1 + h \frac{\partial \varphi}{\partial y}(x_n, \xi; h) \right| = \left| 1 + h \frac{\partial f}{\partial y} \right| \\ &= \left| 1 + h \frac{\partial(\lambda y)}{\partial y} \right| = |1 + h\lambda| \leq 1 \end{aligned}$$



$\lambda$ 为测试方程中 $f$ 的**导数**（斜率）

其他函数 $f$ 局部线性化其实就是在局部检验导数 $\frac{\partial f}{\partial y}$

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性

## 绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

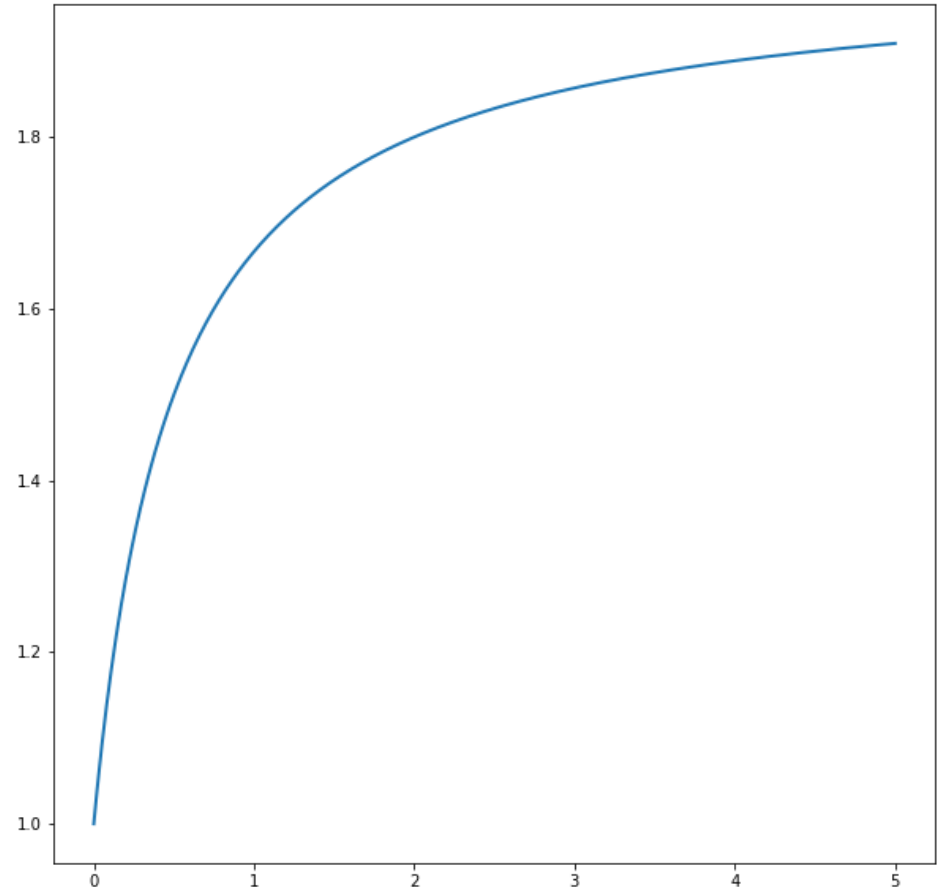
## 编程实践

# 对于方程

$$\frac{dy}{dx} = y - \frac{2x}{y}, y(0) = 1$$

# 在任何一个局部

$$\lambda = \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = 1 + \frac{2x}{y^2} = 1 + \frac{2x}{1+2x}$$



# 无论怎么取 $h$ , $\lambda h$ 都无法满足要求, 舍入误差始终会累积

# 绝对稳定性



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性

## 绝对稳定性

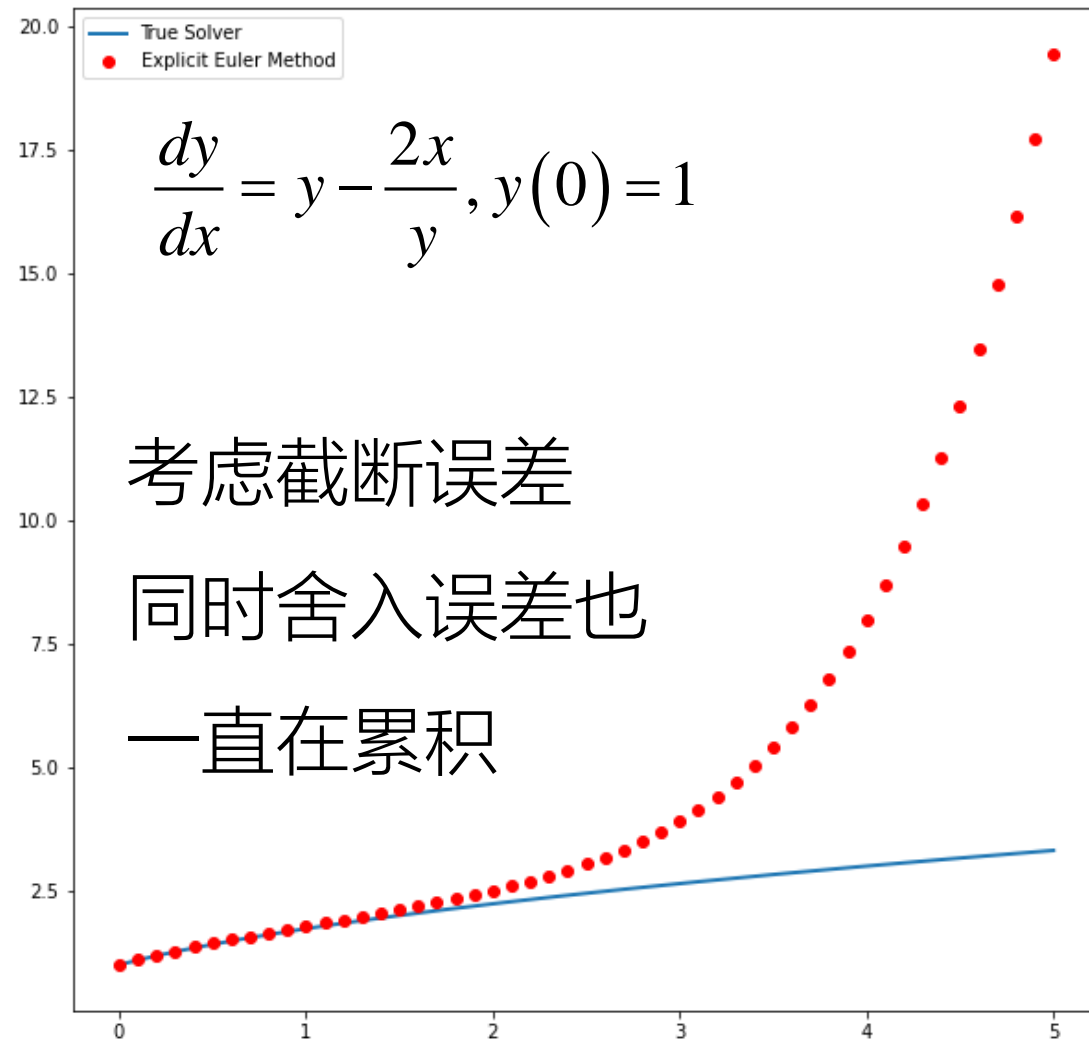
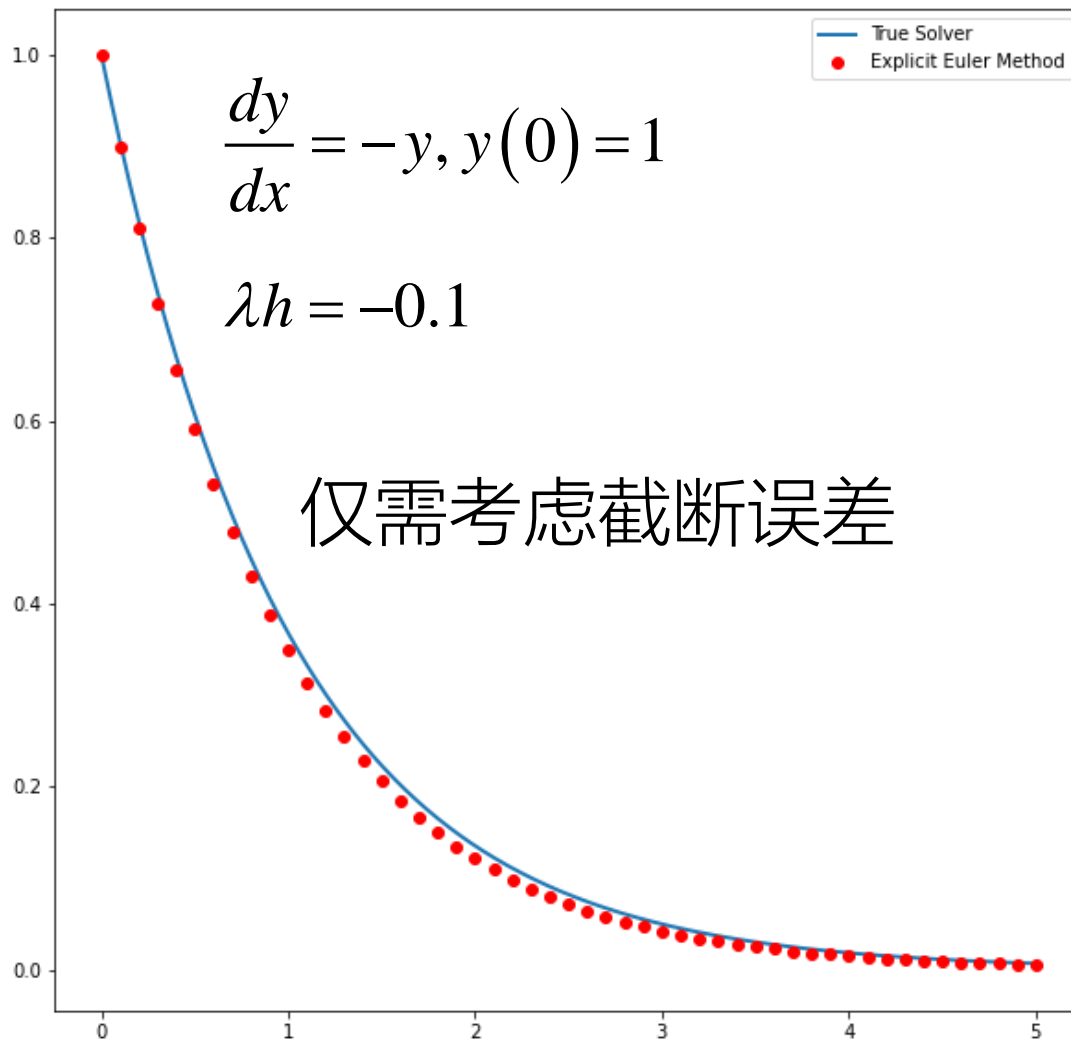
## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践



# 绝对稳定性—Runge-Kutta法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性

## 绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

$y' = \lambda y, \lambda \in \mathbb{C}, \operatorname{Re}(\lambda) < 0$  如果取 $R=2$

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

$$K_2 = f(x_n + a_2 h, y_n + h b_{21} K_1) = \lambda (y_n + h b_{21} K_1) = \lambda (y_n + h b_{21} \lambda y_n) \quad E(\lambda h)$$

$$y_{n+1} = y_n + \lambda h C_1 y_n + \lambda h C_2 y_n + (\lambda h)^2 C_2 b_{21} y_n = \left[ 1 + (C_1 + C_2) \lambda h + C_2 b_{21} (\lambda h)^2 \right] y_n$$

改进Euler法  $E(\lambda h) = 1 + \lambda h + \frac{1}{2} (\lambda h)^2 = \frac{1}{2} (1 + \lambda h)^2 + \frac{1}{2} < 1$

绝对稳定性区间为  $\lambda h \in (-2, 0)$

进一步可以推得经典R-K4

$$E(\lambda h) = 1 + \lambda h + \frac{(\lambda h)^2}{2} + \frac{(\lambda h)^3}{3!} + \frac{(\lambda h)^4}{4!} \quad \lambda h \in (-2.785, 0)$$



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 8.1 概论及背景知识

## 8.2 简单数值方法

## 8.3 Runge-Kutta法

## 8.4 单步法的相容性、收敛性和绝对稳定性

## 8.5 线性多步法

## 8.6 一阶方程组与高阶微分方程的初值问题

## 8.7 编程实践（穿插在各小结中）

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

### 多步法

误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

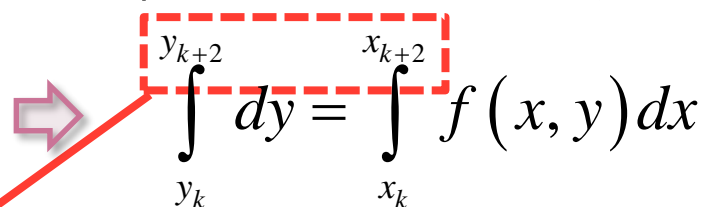
一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

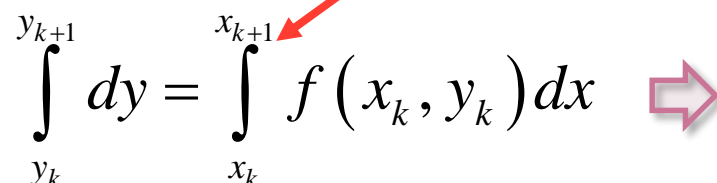
高阶Runge-Kutta方法可以得到较高的计算精度，但是构造越来越复杂；还有没有可以提高计算精度的方法呢？

同样将 $[a, b]$ 区间分成等间距的 $n$ 份，有 $n+1$ 个节点  
 $h$  为步长

对于微分方程的初值问题，同样采用数值积分


$$\int_{y_k}^{y_{k+2}} dy = \int_{x_k}^{x_{k+2}} f(x, y) dx$$

回忆一下单步法


$$\int_{y_k}^{y_{k+1}} dy = \int_{x_k}^{x_{k+1}} f(x_k, y_k) dx$$

# 多步法—先看2步法



## 概论

研究问题  
背景知识  
简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

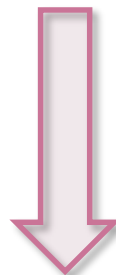
### 多步法

误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

$$\int_{y_k}^{y_{k+2}} dy = \int_{x_k}^{x_{k+2}} f(x, y) dx \Rightarrow f \text{ 在 } x_k \text{ 和 } x_{k+2} \text{ 之间还有一个节点 } x_{k+1}$$



**Simpson公式!**  $\int_a^b f(x) dx \approx \frac{(b-a)}{6} [f(x_0) + 4f(x_1) + f(x_2)]$

$$y(x_{k+2}) - y(x_k) \approx \frac{(x_{k+2} - x_k)}{6} [f(x_k, y(x_k)) + 4f(x_{k+1}, y(x_{k+1})) + f(x_{k+2}, y(x_{k+2}))]$$

$$y_0 = f(a)$$

单步法算  $y_1$

.....

$$y_{k+2} = y_k + \frac{h}{3} [f(x_k, y_k) + 4f(x_{k+1}, y_{k+1}) + f(x_{k+2}, y_{k+2})]$$

线性组合

2步法

隐式

线性2步法

# 多步法——一般表示形式



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

### 多步法

误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

若要计算至 $y_{n+k}$ ， **$k$ 步法**要求已知 $y_{n+j}, j = 0, 1, \dots, k-1$ ，  
通用的表达形式为

$y_{n+k}$ 也在内  $\sum_{j=0}^k \alpha_j y_{n+j} = h \sum_{j=0}^k \beta_j f_{n+j}, f_{n+j} = f(x_{n+j}, y_{n+j})$

习惯上，令 $\alpha_k = 1$ ，写成递推的格式  $y_{n+k} = -\sum_{j=0}^{k-1} \alpha_j y_{n+j} + h \sum_{j=0}^k \beta_j f_{n+j}$

初值条件： $y_0 = f(a)$ ，并用单步法递推至：

$y_j, j = 1, 2, \dots, k-1$ ， $k = 1$ 即退化为单步法

$\beta_k = 0$  显式方法

$\beta_k \neq 0$  隐式方法

对于隐式法，迭  
代收敛的条件

$$h|\beta_k|L < 1$$

隐式Euler:  $hL < 1$

梯形法:  $\frac{hL}{2} < 1$

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析

Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 仿照单步法的定义

### 定义9.5.1 (教材编号)

若对于微分方程的初值问题采用如上所述的 $k$ 步法, 有

$$T_{n+k}(x) = \sum_{j=0}^k \alpha_j y(x_{n+j}) - h \sum_{j=0}^k \beta_j f(x_{n+j}, y(x_{n+j}))$$

用的都是真实值

则称线性 $k$ 步法在 $x_{n+k}$ 处的**局部截断误差**

$$T_{n+k}(x) = y(x_{n+k}) - \left[ \sum_{j=0}^{k-1} -\alpha_j y(x_{n+j}) + h \sum_{j=0}^k \beta_j f(x_{n+j}, y(x_{n+j})) \right]$$

$$= y(x_{n+k}) - \left[ \sum_{j=0}^{k-1} -\alpha_j y(x_{n+j}) + h \sum_{j=0}^k \beta_j y'(x_{n+j}) \right]$$

当 $y_{n+j}, j = 0, 1, \dots, k-1$ 都准确时, 计算近似值 $y_{n+k}$

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析

Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

同样，若对于局部截断误差可以写成

$$T_{n+k} = C_{p+1} h^{(p+1)} (x_n) + O(h^{(p+2)})$$

局部截断误差的主项

相应的线性 $k$ 步法为 $p$ 阶方法

试着讨论线性2步法的局部截断误差  $y_{n+1} = y_{n-1} + \frac{h}{3} [f_{n-1} + 4f_n + f_{n+1}]$

$$T_{n+1} = y(x_{n+1}) - y_{n+1} = y(x_{n+1}) - y(x_{n-1}) - \frac{h}{3} [y'(x_{n-1}) + 4y'(x_n) + y'(x_{n+1})]$$

全都在 $x_n$ 处Taylor展开

# 误差分析



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法

## 误差分析

Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

$$T_{n+1} = y(x_{n+1}) - y(x_{n-1}) - \frac{h}{3} [y'(x_{n-1}) + 4y'(x_n) + y'(x_{n+1})]$$

$$y(x_{n+1}) = y(x_n) + hy'(x_n) + \frac{h^2}{2} y''(x_n) + \frac{h^3}{6} y^{(3)}(x_n) + \frac{h^4}{24} y^{(4)}(x_n) + \frac{h^5}{120} y^{(5)}(x_n) + \dots$$

$$y(x_{n-1}) = y(x_n) - hy'(x_n) + \frac{h^2}{2} y''(x_n) - \frac{h^3}{6} y^{(3)}(x_n) + \frac{h^4}{24} y^{(4)}(x_n) - \frac{h^5}{120} y^{(5)}(x_n) + \dots$$

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

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

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法

## 误差分析

Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

$$T_{n+1} = \cancel{2hy'(x_n)} + \cancel{\frac{h^3}{3} y^{(3)}(x_n)} + \frac{h^5}{60} y^{(5)}(x_n) - \frac{h}{3} \left[ \cancel{6y'(x_n)} + \cancel{h^2 y^{(3)}(x_n)} + \frac{h^4}{12} y^{(5)}(x_n) \right] + \dots$$

$$T_{n+1} = \frac{h^5}{60} y^{(5)}(x_n) - \frac{h^5}{36} y^{(5)}(x_n) + \dots = -\frac{1}{90} h^5 y^{(5)}(x_n) + \dots$$

所以，线性2步法的局部截断误差主项为： $\frac{1}{90} h^5 y^{(5)}(x_n)$

该方法是4阶方法

回忆一下Simpson求积公式的余项： $E_2 = -\frac{h^5}{2880} f^{(4)}(\xi)$



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析

## Adams法

待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

多步法的一般迭代式：

构造的核心是如何确定参数 $\alpha_j, \beta_j$ , 其中 $j = 0, 1, \dots, k, \alpha_k = 1$

假定已计算至 $x_{n+k-1}$ , 对于 $x_{n+k}$ 节点, 考虑 $[x_{n+k-1}, x_{n+k}]$ 区间内的积分

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

之前：用 $x_{n+k-2}, x_{n+k-1}, x_{n+k}$ 构造了Simpson求积  
包含当前节点

现在：用 $x_n, x_{n+1}, \dots, x_{n+k-1}$ 构造 $k-1$ 次Lagrange插值多项式

$$L_{k-1}(x) = f(x_n, y(x_n))l_0(x) + \dots + f(x_{n+k-1}, y(x_{n+k-1}))l_{k-1}(x) \quad l_j = \prod_{\substack{l=0 \\ l \neq j}}^{k-1} \left( \frac{x - x_{n+l}}{x_{n+j} - x_{n+l}} \right)$$

显式方法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析

## Adams法

待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 用该插值多项式带入积分

$$L_{k-1}(x) = f(x_n, y(x_n))l_0(x) + \dots + f(x_{n+k-1}, y(x_{n+k-1}))l_{k-1}(x)$$

$$y(x_{n+k}) - y(x_{n+k-1}) \approx \int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} L_{k-1} dx = f(x_n, y(x_n)) \int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} l_0 dx + \dots + f(x_{n+k-1}, y(x_{n+k-1})) \int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} l_{k-1} dx$$

$$\text{令: } \beta_j = \frac{1}{h} \int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} l_j(x) dx, j = 0, 1, \dots, k-1$$

不包含  $y_{n+k}$  , 显式法

关键点在于计算

$$y_{n+k} \approx y_{n+k-1} + h \sum_{j=0}^{k-1} \beta_j f_{n+j}$$

$$\int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} l_j(x) dx, j = 0, 1, \dots, k-1$$

**显式Adams方法**, 也称Adams-Bashforth方法

# Adams法—显式



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析

## Adams法

待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

如果  $k = 1$ , 即用  $y_n$  推  $y_{n+1}$

$$y_{n+1} = y_n + h\beta_0 f_n \quad \beta_0 = \frac{1}{h} \int_{x_n}^{x_{n+1}} l_0 dx = \frac{1}{h} \int_{x_n}^{x_{n+1}} dx = 1$$

**显式Euler方法!**

如果  $k > 1$ , 和Newton-Cotes类似的导出方式

$$\beta_j = \frac{1}{h} \int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} l_j dx = \frac{1}{h} \int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} \prod_{\substack{l=0 \\ l \neq j}}^{k-1} \left( \frac{x - x_{n+l}}{x_{n+j} - x_{n+l}} \right) dx = \frac{1}{h} \frac{1}{\prod_{\substack{l=0 \\ l \neq j}}^{k-1} (x_{n+j} - x_{n+l})} \int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} \prod_{\substack{l=0 \\ l \neq j}}^{k-1} (x - x_{n+l}) dx$$

$x = x_n + th \quad \prod_{\substack{l=0 \\ l \neq j}}^{k-1} h(t-l)$

$$jh \dots \times h \times (-h) \dots \times (k-1-j)h$$

$C_1 h^{k-1}$

$$h^k \int_{k-1}^k t(t-1)\dots(t-k+1) dt$$

$C_2$

同样道理,  $\beta_j$  仅和步数  $k$  有关!

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析

## Adams法

待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

如果  $k = 2$

$$y_{n+2} = y_{n+1} + h\beta_0 f_n + h\beta_1 f_{n+1}$$

$$\beta_0 = \frac{1}{h} \int_{x_{n+1}}^{x_{n+2}} l_0 dx = \frac{1}{h} \frac{1}{x_n - x_{n+1}} \int_{x_{n+1}}^{x_{n+2}} (x - x_{n+1}) dx = -\frac{1}{h^2} h^2 \int_1^2 (t-1) dt = -\left(\frac{1}{2}t^2 - t\right)_1^2 = -\frac{1}{2}$$

$$\beta_1 = \frac{1}{h} \int_{x_{n+1}}^{x_{n+2}} l_1 dx = \frac{1}{h} \frac{1}{x_{n+1} - x_n} \int_{x_{n+1}}^{x_{n+2}} (x - x_n) dx = \frac{1}{h^2} h^2 \int_1^2 t dt = \left(\frac{1}{2}t^2\right)_1^2 = \frac{3}{2}$$

$$y_{n+2} = y_{n+1} + \frac{h}{2}(3f_{n+1} - f_n)$$

# Adams法—显式



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析

## Adams法

待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

$$T_{n+2} = y(x_{n+2}) - y_{n+2} = y(x_{n+2}) - y(x_{n+1}) - \frac{h}{2} [3y'(x_{n+1}) - y'(x_n)]$$

$$= \cancel{y(x_n)} + 2h\cancel{y'(x_n)} + \frac{(2h)^2}{2} \cancel{y''(x_n)} + \frac{(2h)^3}{6} y'''(x_n)$$

$$- \left( \cancel{y(x_n)} + h\cancel{y'(x_n)} + \frac{h^2}{2} \cancel{y''(x_n)} + \frac{h^3}{6} y'''(x_n) \right) - \frac{h}{2} \left[ 3 \left( \cancel{y'(x_n)} + h\cancel{y''(x_n)} + \frac{h^2}{2} y'''(x_n) \right) - \cancel{y'(x_n)} \right]$$

$$= \left( \frac{8}{6} - \frac{1}{6} - \frac{3}{4} \right) h^3 y'''(x_n) = \frac{5}{12} h^3 y'''(x_n) + \dots$$

该方法是**2阶**方法，确实与改进Euler法相近

更加高阶的显式Adams方法系数可以参考教材P303-表9.5

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析

## Adams法

待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

显式Adams方法用 $x_n, x_{n+1}, \dots, x_{n+k-1}$ 构造的插值多项式求 $[x_{n+k-1}, x_{n+k}]$ 区间的积分，本质上包含了**插值多项式的外推**，求解精度由此会受影响

若直接用 $x_n, x_{n+1}, \dots, x_{n+k-1}, x_{n+k}$ 这 **$k+1$** 个节点构造 **$k$ 阶**多项式：
$$L_k(x) = f(x_n, y(x_n))l_0(x) + \dots + f(x_{n+k}, y(x_{n+k}))l_k(x)$$

$$y(x_{n+k}) - y(x_{n+k-1}) \approx \int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} L_k(x) dx = f(x_n, y(x_n)) \int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} l_0(x) dx + \dots + f(x_{n+k}, y(x_{n+k})) \int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} l_k(x) dx$$

$$y(x_{n+k}) \approx y(x_{n+k-1}) + h[\beta_0 f_n + \dots + \beta_k f_{n+k}]$$

隐式格式

**隐式Adams方法**，也称Adams-Moulton方法

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析

## Adams法

待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

如果  $k = 1$ , 即用  $y_n$  推  $y_{n+1}$ :  $y_{n+1} = y_n + h\beta_0 f_n + h\beta_1 f_{n+1}$

$$\beta_0 = \frac{1}{h} \int_{x_n}^{x_{n+1}} l_0 dx = \frac{1}{h} \frac{1}{x_n - x_{n+1}} \int_{x_n}^{x_{n+1}} (x - x_{n+1}) dx = -\frac{1}{h^2} h^2 \int_0^1 (t-1) dt = \frac{1}{2}$$

$$\beta_1 = \frac{1}{h} \int_{x_n}^{x_{n+1}} l_1 dx = \frac{1}{h} \frac{1}{x_{n+1} - x_n} \int_{x_n}^{x_{n+1}} (x - x_n) dx = \frac{1}{h^2} h^2 \int_0^1 t dt = \frac{1}{2}$$

$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2} [f_n + f_{n+1}]$  就是梯形方法 **2阶, 比显式  $k=1$  高1阶!**

更加高阶的隐式Adams方法系数可以参考教材P304-表9.6

同  $k$  值下, 均比显式高1阶

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法

## 待定系数法

预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

构造高阶Adams方法的时，如同Newton-Cotes求积一样，如下的积分计算越来越困难

$$\int_{x_{n+k-1}}^{x_{n+k}} l_j(x) dx, j = 0, 1, \dots, k-1$$

此时，我们可以仿照Runge-Kutta法构造过程，用Taylor展开后，凑系数的方式实现

假定 $k$ 步法的局部截断误差

$$\begin{aligned} T_{n+k}(x) &= y(x_{n+k}) - \left[ \sum_{j=0}^{k-1} -\alpha_j y(x_{n+j}) + h \sum_{j=0}^k \beta_j y'(x_{n+j}) \right] \\ &= y(x_{n+k}) + \alpha_0 y(x_n) + \dots + \alpha_{k-1} y(x_{n+k-1}) - h \left[ \beta_0 y'(x_n) + \dots + \beta_k y'(x_{n+k}) \right] \end{aligned}$$



# 待定系数法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法

## 待定系数法

预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

$$y(x_{n+j}) = y(x + jh) = y(x_n) + jhy'(x_n) + \frac{(jh)^2}{2!} y''(x_n) + \frac{(jh)^3}{3!} y'''(x_n) + \dots$$

$$y'(x_{n+j}) = y'(x + jh) = y'(x_n) + jhy''(x_n) + \frac{(jh)^2}{2!} y'''(x_n) + \frac{(jh)^3}{3!} y^{(4)}(x_n) + \dots$$

$$T_{n+k}(x) = y(x_{n+k}) + \alpha_0 y(x_n) + \dots + \alpha_{k-1} y(x_{n+k-1}) - h \left[ \beta_0 y'(x_n) + \dots + \beta_k y'(x_{n+k}) \right]$$
$$= c_0 y(x_n) + c_1 h y'(x_n) + \dots + c_l h^l y^{(l)}(x_n) + \dots$$

$$c_0 = \alpha_0 + \alpha_1 + \dots + \alpha_k \quad c_1 = \sum_{j=0}^k j \alpha_k - \sum_{j=0}^k \beta_k \quad c_2 = \frac{1}{2!} \sum_{j=0}^k j^2 \alpha_k - \sum_{j=0}^k j \beta_k$$

$$c_3 = \frac{1}{3!} \sum_{j=0}^k j^3 \alpha_k - \frac{1}{2!} \sum_{j=0}^k j^2 \beta_k \quad c_l = \frac{1}{l!} \sum_{j=0}^k j^l \alpha_k - \frac{1}{(l-1)!} \sum_{j=0}^k j^{l-1} \beta_k \quad \dots\dots$$

# 待定系数法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法

## 待定系数法

预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

若要求4步算法达到4阶，意味着 $T_{n+k} = C_5 h^5 f^{(5)}(x_n) + \dots$

即： $c_0 = c_1 = \dots = c_4 = 0$

$$\left\{ \begin{array}{l} c_0 = \sum_{j=0}^4 \alpha_j = 0 \\ c_1 = \sum_{j=0}^4 j\alpha_k - \sum_{j=0}^4 \beta_k = 0 \\ c_2 = \sum_{j=0}^4 j^2 \alpha_k - 2 \sum_{j=0}^4 j\beta_k = 0 \\ c_3 = \sum_{j=0}^4 j^3 \alpha_k - 3 \sum_{j=0}^4 j^2 \beta_k = 0 \\ c_4 = \sum_{j=0}^4 j^4 \alpha_k - 4 \sum_{j=0}^4 j^3 \beta_k = 0 \end{array} \right.$$

**10个未知数，5个方程，严重不够！**

①通用条件  $\alpha_4 = 1$     ②显式条件  $\beta_4 = 0$

若取 $\alpha_0 = \alpha_1 = \alpha_2 = 0$ ，则 $\alpha_3 = -1$

$$y_{n+4} = y_{n+3} + \frac{h}{24}(55f_{n+3} - 59f_{n+2} + 37f_{n+1} - 9f_n)$$

**4步显式Adams方法**

若取 $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = 0$ ，则 $\alpha_0 = -1$

$$y_{n+4} = y_n + \frac{4h}{3}(2f_{n+3} - f_{n+2} + 2f_{n+1})$$

**Milne方法**

# 待定系数法



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法

## 待定系数法

预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

若要求3步算法达到4阶，意味着 $T_{n+k} = C_5 h^5 f^{(5)}(x_n) + \dots$

即： $c_0 = c_1 = \dots = c_4 = 0$

$$\left\{ \begin{array}{l} c_0 = \sum_{j=0}^3 \alpha_j = 0 \\ c_1 = \sum_{j=0}^3 j\alpha_k - \sum_{j=0}^3 \beta_k = 0 \\ c_2 = \sum_{j=0}^3 j^2 \alpha_k - 2 \sum_{j=0}^3 j\beta_k = 0 \\ c_3 = \sum_{j=0}^3 j^3 \alpha_k - 3 \sum_{j=0}^3 j^2 \beta_k = 0 \\ c_4 = \sum_{j=0}^3 j^4 \alpha_k - 4 \sum_{j=0}^3 j^3 \beta_k = 0 \end{array} \right.$$

8个未知数，5个方程，严重不够！

①通用条件  $\alpha_4 = 1$     ②  $\beta_0 = 0, \alpha_1 = 0$

$$y_{n+3} = \frac{1}{8}(9y_{n+2} - y_n) + \frac{3}{8}h(f_{n+3} + 2f_{n+2} - f_{n+1})$$

隐式格式

## Hamming方法

以上所有方法都是4阶方法，且系数 $C_5$ 的导出完全可以参考Adams方法中相同的思路！

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法

## 预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

通过待定系数法，我们可以方便的推导各种高阶格式的多步法，其中**显式格式**计算简单，但是同步数精度低1阶；**隐式格式**精度高，但是需要迭代计算

有没有折中方案呢？



回忆一下改进Euler法

①显式Euler:  $y_{n+1}^{(0)} = y_n + hf(x_n, y_n)$

预估

②计算函数值:  $f_{n+1}^{(0)} = f(x_{n+1}, y_{n+1}^{(0)})$

③一步梯形公式:  $y_{n+1} = y_n + \frac{h}{2} [f_n + f_{n+1}^{(0)}]$

校准

这一思路也完全可以用于多步法！

## Adams-Bashforth-Moulton方法

4步显式Adams方法做预估，3步隐式Adams方法做校正

$$P \text{ (预估)} \quad y_{n+4}^{(0)} = y_{n+3} + \frac{h}{24} (55f_{n+3} - 59f_{n+2} + 37f_{n+1} - 9f_n)$$

$$E \text{ (求值)} \quad f_{n+4}^{(0)} = f(x_{n+4}, y_{n+4}^{(0)})$$

$$C \text{ (校正)} \quad y_{n+4} = y_{n+3} + \frac{h}{24} (9f_{n+4}^{(0)} + 19f_{n+3} - 5f_{n+2} + f_{n+1})$$

$$E \text{ (求值)} \quad f_{n+4} = f(x_{n+4}, y_{n+4})$$

matlab函数: ode113

查表可知两步的局部截断误差分别为

$$\begin{cases} y(x_{n+4}) - y_{n+4}^{(0)} \approx \frac{251}{720} h^5 y^{(5)}(\xi) \\ y(x_{n+4}) - y_{n+4} \approx -\frac{19}{720} h^5 y^{(5)}(\eta) \end{cases}$$

近似相等

### 概论

研究问题  
背景知识

### 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

### R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

### 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

### 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法

### 预估-校正

### 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

# 预估-校正法 (修正预估-校正格式)



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法

## 预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

$$y(x_{n+4}) - y_{n+4}^{(0)} \approx -\frac{251}{19} [y(x_{n+4}) - y_{n+4}] = -\frac{251}{19} [y(x_{n+4}) - y_{n+4}^{(0)} + y_{n+4}^{(0)} - y_{n+4}]$$

$$\Rightarrow \frac{270}{19} [y(x_{n+4}) - y_{n+4}^{(0)}] \approx \frac{251}{19} [y_{n+4} - y_{n+4}^{(0)}] \Rightarrow y(x_{n+4}) - y_{n+4}^{(0)} \approx \frac{251}{270} [y_{n+4} - y_{n+4}^{(0)}]$$

$$\text{同理可得: } y(x_{n+4}) - y_{n+4} \approx -\frac{19}{270} [y_{n+4} - y_{n+4}^{(0)}]$$

由此可见

$$\text{用 } y_{n+4}^{(0)} + \frac{251}{270} [y_{n+4} - y_{n+4}^{(0)}] \text{ 代替 } y_{n+4}^{(0)}$$

$$\text{用 } y_{n+4} - \frac{19}{270} [y_{n+4} - y_{n+4}^{(0)}] \text{ 代替 } y_{n+4}$$

都将更加接近真值:  $y(x_{n+4})$



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法

## 预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

从而导出**修正预估-校正格式**

$$P \text{ (预估)} \quad y_{n+4}^{(0)} = y_{n+3} + \frac{h}{24} (55f_{n+3} - 59f_{n+2} + 37f_{n+1} - 9f_n)$$

$$M \text{ (修正)} \quad \bar{y}_{n+4}^{(0)} = y_{n+4}^{(0)} + \frac{251}{270} [y_{n+4} - y_{n+4}^{(0)}]$$

$$E \text{ (求值)} \quad \bar{f}_{n+4}^{(0)} = f(x_{n+4}, \bar{y}_{n+4}^{(0)})$$

$$C \text{ (校正)} \quad y_{n+4} = y_{n+3} + \frac{h}{24} (9\bar{f}_{n+4}^{(0)} + 19f_{n+3} - 5f_{n+2} + f_{n+1})$$

$$M \text{ (修正)} \quad \bar{y}_{n+4} = y_{n+4} - \frac{19}{270} [y_{n+4} - y_{n+4}^{(0)}]$$

$$E \text{ (求值)} \quad f_{n+4} = f(x_{n+4}, \bar{y}_{n+4})$$

其他预估-校正格式及多步法的相容性、收敛性、稳定性略

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

## 8.1 概论及背景知识

## 8.2 简单数值方法

## 8.3 Runge-Kutta法

## 8.4 单步法的相容性、收敛性和绝对稳定性

## 8.5 线性多步法

## 8.6 一阶方程组与高阶微分方程的初值问题

## 8.7 编程实践（穿插在各小结中）



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

### 一阶方程组

高阶微分方程  
编程实践

## 考虑一阶常微分方程组

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dy_1}{dx} = f_1(x, y_1, y_2, \dots, y_m) \\ \frac{dy_2}{dx} = f_2(x, y_1, y_2, \dots, y_m) \\ \vdots \\ \frac{dy_m}{dx} = f_m(x, y_1, y_2, \dots, y_m) \end{array} \right., x \in (x_0, X] \quad \text{给定初值条件} \quad \left\{ \begin{array}{l} y_1(x_0) = a_1 \\ y_2(x_0) = a_2 \\ \vdots \\ y_m(x_0) = a_m \end{array} \right.$$

可以将以上方程写成向量形式  $\begin{cases} \frac{d\bar{y}}{dx} = \bar{f}(x, \bar{y}) \\ \bar{y}(x_0) = \bar{a} \end{cases}$

以上讨论的数值方法都可以推广

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

### 一阶方程组

高阶微分方程

## 编程实践

### 梯形方法

$$\bar{y}_{n+1} = \bar{y}_n + \frac{1}{2}h \left[ \bar{f}(x_n, \bar{y}_n) + \bar{f}(x_{n+1}, \bar{y}_{n+1}) \right]$$

### R-K四级四阶方法

$$\bar{y}_{n+1} = \bar{y}_n + \frac{1}{6}h \left[ \bar{K}_1 + 2\bar{K}_2 + 2\bar{K}_3 + \bar{K}_4 \right]$$

$$\bar{K}_1 = \bar{f}(x_n, \bar{y}_n)$$

$$\bar{K}_2 = \bar{f}\left(x_n + \frac{1}{2}h, \bar{y}_n + \frac{1}{2}h\bar{K}_1\right)$$

$$\bar{K}_3 = \bar{f}\left(x_n + \frac{1}{2}h, \bar{y}_n + \frac{1}{2}h\bar{K}_2\right)$$

$$\bar{K}_4 = \bar{f}(x_n + h, \bar{y}_n + h\bar{K}_3)$$

### 3步显式Adams方法

$$\bar{y}_{n+1} = \bar{y}_n + \frac{h}{12} \left( 23\bar{f}_n - 16\bar{f}_{n-1} + 5\bar{f}_{n-2} \right)$$

# 高阶微分方程的初值问题



## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程  
编程实践

高阶微分方程**初值**问题：化为一阶方程组的初值问题

$$\begin{cases} F(x, y, y', \dots, y^{(m)}) = 0 \\ y(x_0) = a_1, y'(x_0) = a_2, \dots, y^{(m-1)}(x_0) = a_m \end{cases} \xrightarrow{\text{提出 } y^{(m)} \text{ 项}} \begin{cases} y^{(m)} = f(x, y, y', \dots, y^{(m-1)}) \\ y(x_0) = a_1, y'(x_0) = a_2, \dots, y^{(m-1)}(x_0) = a_m \end{cases}$$

令： $y_1 = y, y_2 = y', \dots, y_m = y^{(m-1)}$

方程化为 
$$\begin{cases} y_1' = y_2 \\ y_2' = y_3 \\ \vdots \\ y_{m-1}' = y_m \\ y_m' = y^{(m)} = f(x, y_1, y_2, \dots, y_m) \end{cases}$$

初值 
$$\begin{cases} y_1(x_0) = y(x_0) = a_1 \\ y_2(x_0) = y'(x_0) = a_2 \\ \vdots \\ y_{m-1}(x_0) = y^{(m-2)}(x_0) = a_{m-1} \\ y_m(x_0) = y^{(m-1)}(x_0) = a_m \end{cases}$$

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

## 8.1 概论及背景知识

## 8.2 简单数值方法

## 8.3 Runge-Kutta法

## 8.4 单步法的相容性、收敛性和绝对稳定性

## 8.5 线性多步法

## 8.6 一阶方程组与高阶微分方程的初值问题

## 8.7 编程实践（穿插在各小结中）

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

### ✓ 显式Adams方法 (Adams类)

```
public static Tuple<Vector, Vector> Explicit(BinaryFunction f, Vector X0, Vector Y0,
double xn, double h, int step = 1)
```

```
{
    // .....
    int dex = step;
    Action core;
    if (step == 1)
        core = () => ys[dex] = ys[dex - 1] + h * ks[dex - 1];
    else if (step == 2)
        core = () => ys[dex] = ys[dex - 1] + h / 2 * (3 * ks[dex - 1] - ks[dex - 2]);
    // .....
    for (; dex < n; dex++)
    {
        xs[dex] = xs[dex - 1] + h;
        core();
        ks[dex] = f(xs[dex], ys[dex]);
    }

    return new Tuple<Vector, Vector>(xs, ys);
}
```

$$k_i = f(x_i, y_i)$$

$$y_i = y_{i-1} + \frac{h}{2}(3k_{i-1} - k_{i-2})$$

$$xs = [x_0, x_1, \dots, x_n]^T$$

$$ys = [y_0, y_1, \dots, y_n]^T$$

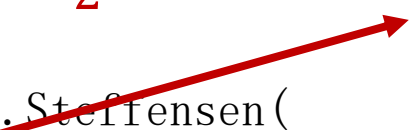
$$ks = [k_0, k_1, \dots, k_n]^T$$

$k$	$p$	方 法
1	1	$y_{n+1} = y_n + hf_n$
2	2	$y_{n+2} = y_{n+1} + \frac{h}{2}(3f_{n+1} - f_n)$
3	3	$y_{n+3} = y_{n+2} + \frac{h}{12}(23f_{n+2} - 16f_{n+1} + 5f_n)$
4	4	$y_{n+4} = y_{n+3} + \frac{h}{24}(55f_{n+3} - 59f_{n+2} + 37f_{n+1} - 9f_n)$

$$k_i = f(x_i, y_i)$$

## ✓ 隐式Adams方法 (Adams类)

```
public static Tuple<Vector, Vector> Implicit(BinaryFunction f, Vector X0, Vector Y0,
double xn, double h, int step = 1)
{
    // .....
    if (step == 1)
        core = () => ys[dex] = FixedPoint.Steffensen(
            y => ys[dex - 1] + h / 2 * (f(xs[dex], y) + ks[dex - 1]),
            ys[dex - 1] + h * ks[dex - 1]);
    else if (step == 2)
        core = () => ys[dex] = FixedPoint.Steffensen(
            y => ys[dex - 1] + h / 12 * (5 * f(xs[dex], y) + 8 * ks[dex - 1] - ks[dex - 2]),
            ys[dex - 1] + h * ks[dex - 1]);
    else if (step == 3)
        core = () => ys[dex] = FixedPoint.Steffensen(
            y => ys[dex - 1] + h / 24 * (9 * f(xs[dex], y) + 19 * ks[dex - 1] -
            5 * ks[dex - 2] + ks[dex - 3]),
            ys[dex - 1] + h * ks[dex - 1]);
    // .....
    return new Tuple<Vector, Vector>(xs, ys);
}
```

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


### 概论

研究问题  
背景知识

### 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

### R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

### 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

### 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

### 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

### 编程实践

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

### ✓ 一阶方程组 (ODES类)

```
public static Tuple<Vector, Vector[]> RungeKutta4(Func<double, Vector, Vector> f,
double x0, Vector Y0, double xn, double h)
```

```
{
// ..... 与原来的经典Runge-Kutta方法几乎一样,
// ..... 区别在于 f 以及 core 的输入和输出
```

```
double half = h / 2;
Func<double, Vector, Vector> core = (x, Y) =>
{
    Vector K1 = f(x, Y);
    Vector K2 = f(x + half, Y + half * K1);
    Vector K3 = f(x + half, Y + half * K2);
    Vector K4 = f(x + h, Y + h * K3);
    return Y + h / 6 * (K1 + 2 * K2 + 2 * K3 + K4);
};
```

```
// .....
return new Tuple<Vector, Vector[]>(xs, Ys);
}
```

另外也实现了隐式的Trapzoid方法

$(\text{double}, \text{Vector}) \rightarrow \text{Vector}$

$$\begin{cases} Y' = f(x, Y) \\ Y(x_0) = Y_0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} Y_{i+1} = Y_i + \frac{h}{6} (K_1 + 2K_2 + 2K_3 + K_4) \\ K_1 = f(x_i, Y_i) \\ K_2 = f\left(x_i + \frac{h}{2}, Y_i + \frac{h}{2}K_1\right) \\ K_3 = f\left(x_i + \frac{h}{2}, Y_i + \frac{h}{2}K_2\right) \\ K_4 = f(x_i + h, Y_i + hK_3) \end{cases}$$

## 概论

研究问题  
背景知识

## 简单数值方法

欧拉法  
梯形方法  
误差分析  
小结

## R-K法

基本思路  
显式R-K法  
隐式R-K法

## 收敛与稳定分析

相容性  
收敛性  
绝对稳定性

## 线性多步法

多步法  
误差分析  
Adams法  
待定系数法  
预估-校正

## 方程组与高阶

一阶方程组  
高阶微分方程

## 编程实践

- 理解**微分方程、常微分方程（及其初值问题）**的概念
- 掌握**简单数值方法**的思路、求解方法和误差分析方法
- 理解**R-K方法**的思路
- 掌握**经典R-K方法**的计算过程
- 理解单步法**收敛性**和**绝对稳定性**的分析思路
- 掌握**Adams方法**的计算过程

## 作业

教材P326-10、12