

# 数值分析

夏银华

中国科学技术大学

## 误差类型

- 舍入误差 (round-off error): 由于计算机只能表示有限位数的数字
- 截断误差 (Truncation error): 由于数值算法对数学运算或数量的近似
- 其它误差: 模型误差, 数据/参数输入误差, 人为误差...

## 舍入误差

- 有效数字 (significant digits): 能够被相信的数字
- 舍入误差: (计算机中) 被忽略的有效数字
- 精度: 近似值  $\hat{x}$  与真值  $x$  间的差距
- (准确) 绝对误差:  $\epsilon = \hat{x} - x$
- (准确) 相对误差:  $\alpha = \frac{\hat{x} - x}{x}$

# (计算机) 数字表示

## 数字系统

- 十进制:  $1,234_{10} = 1 \times 10^3 + 2 \times 10^2 + 3 \times 10^1 + 4 \times 10^0$
- 二进制:  $1101_2 = 1 \times 2^3 + 1 \times 2^2 + 0 \times 2^1 + 1 \times 2^0 = 13_{10}$

## 整数表示

- 首“位” (first bit) 是正负号，剩余位存储数字
- 例如在16位计算机中， $-13_{10} = 10000000000001101$ ，最大能表示的数  $2^{15} - 1$

## (计算机) 数字表示

### 浮点数(floating number)表示

- $x = mb^e$ ,  
     $m$ : 小数部分(Mantissa/Significand)  
     $b$ : 基(Base)  
     $e$ : 指数(Exponent)
- 例如: (规范化小数  $b^{-1} \leq m < b^0$ )  
    十进位:  $0.00527_{10} = 0.527_{10} \times 10^{-2_{10}}$   
    二进位:  $10.1_2 = 0.101_2 \times 2^{2_{10}} = 0.101_2 \times 2^{10_2}$

## (计算机) 数字表示

例：

- 考虑二进制7位浮点计算机  
7位 = 1位符号 + 3位指数部分 (1位符号两位数字) + 三位  
小数部分，  
问计算机能表示的最大最小正数是？

## (计算机) 数字表示

例：

- 考虑二进制7位浮点计算机  
7位 = 1位符号 + 3位指数部分 (1位符号两位数字) + 三位小数部分，  
问计算机能表示的最大最小正数是？

-

# (计算机) 数字表示

## 局限性

- 有限的范围 (最大数和最小数)
- 有限的精度 (舍入误差)
- 有限的距离 (数字间的距离  $\Delta x$  随数字本身增长)

若  $t$  = 计算机中数字的小数部分的有效数字的位数,

机器误差:  $M_\epsilon = b^{1-t}$ ,

相对误差:  $|\frac{\Delta x}{x}| \leq \frac{M_\epsilon}{2}$

绝对误差:  $\Delta x \leq \frac{M_\epsilon}{2} |x|$



## (计算机) 算术运算

加、减法：

$$x_1 \pm x_2 = m_1 b^{e_1} \pm m_2 b^{e_2}$$

- 假设  $e_1 > e_2$ ,

$$x_1 \pm x_2 = (m_1 \pm m_2 b^{e_2 - e_1}) b^{e_1} = m b^{e_1}$$

- 绝对误差： $\epsilon \leq \epsilon_1 + \epsilon_2$
- 相对误差： $\alpha = \frac{m - \hat{m}}{m}$  (无界! 当  $m \rightarrow 0$ )

## (计算机) 算术运算

乘、除法：

$$x_1 x_2 = m_1 m_2 b^{e_1 + e_2}$$

- 指数相加  $\Rightarrow$  小数相乘  $\Rightarrow$  正则化并舍入
- $m = m_1 m_2 < 1$
- 相对误差：  $\alpha \leq \alpha_1 + \alpha_2$

$$x_1 / x_2 = (m_1 / m_2) b^{e_1 - e_2}$$

- 指数相加  $\Rightarrow$  小数相除  $\Rightarrow$  正则化并舍入
- 相对误差：  $\alpha \leq \alpha_1 - \alpha_2$

# 误差控制

## 问题

- 大规模加减法（循环）
- 大数小数相加减
- 相近的数相减
- 级数求和时湮灭（如：向量内积）

# 多项式求值

## Horner's 递归求和公式

- 多项式:

$$\begin{aligned} p(x) &= a_0x^3 + a_1x^2 + a_2x + a_3 \\ &= ((a_0x + a_1)x + a_2)x + a_3 \end{aligned}$$

## 多项式求值

### Horner's 递归求和公式

- 多项式:

$$\begin{aligned}p(x) &= a_0x^3 + a_1x^2 + a_2x + a_3 \\&= ((a_0x + a_1)x + a_2)x + a_3\end{aligned}$$

- 一般多项式

$$p(x) = a_0x^n + a_1x^{n-1} + \cdots + a_{n-1}x + a_n$$

# 多项式求值

## Horner's 递归求和公式

- 多项式:

$$\begin{aligned}p(x) &= a_0x^3 + a_1x^2 + a_2x + a_3 \\&= ((a_0x + a_1)x + a_2)x + a_3\end{aligned}$$

- 一般多项式

$$p(x) = a_0x^n + a_1x^{n-1} + \cdots + a_{n-1}x + a_n$$

- 递归公式

$$\begin{aligned}b_0 &= a_0, \quad b_i = a_i + b_{i-1}x, i = 1, \cdots, n \\p(x) &= b_n\end{aligned}$$

## 误差控制

例：

求积分： $y_n = \int_0^1 \frac{x^n}{x+5} dx, n = 0, 1 \dots$

## 误差控制

例：

求积分： $y_n = \int_0^1 \frac{x^n}{x+5} dx, n = 0, 1 \dots$

递推关系： $y_n = \frac{1}{n} - 5y_{n-1}$



## 误差控制

例：

求积分： $y_n = \int_0^1 \frac{x^n}{x+5} dx, n = 0, 1 \dots$

递推关系： $y_n = \frac{1}{n} - 5y_{n-1}$

三数位循环：

$$y_0 = \ln 6 - \ln 5 \approx 0.182$$

$$y_1 = 1 - 5y_0 \approx 0.090$$

$$y_2 = 0.5 - 5y_1 \approx 0.050$$

$$y_3 = 0.333 - 5y_2 \approx 0.083 \quad (> y_2!)$$

$$y_4 = 0.083 - 5y_3 \approx -0.165 \quad (< 0!!)$$

## 误差控制

例：

求积分： $y_n = \int_0^1 \frac{x^n}{x+5} dx, n = 0, 1 \dots$

递推关系： $y_n = \frac{1}{n} - 5y_{n-1}$

三数位循环：

$$y_{10} \approx y_9 \Rightarrow y_9 + 5y_9 = 0.1 \Rightarrow y_9 = 0.017$$

$$y_8 = 1/45 - y_9/5 = 0.019$$

$$y_7 = 1/40 - y_8/5 = 0.021$$

$$y_6 = 0.025$$

...

$$y_1 = 0.088$$

$$y_0 = 0.182$$

# 误差传播

## 绝对误差

考虑  $y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ , 如果  $\epsilon_i$  是  $x_i$  的绝对误差,  $y$  的绝对误差?

# 误差传播

## 绝对误差

考虑  $y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ , 如果  $\epsilon_i$  是  $x_i$  的绝对误差,  $y$  的绝对误差?

- 单变量:  $y = f(x)$ 。回忆Taylor展开

$$f(x + \epsilon_x) = f(x) + f'(x)\epsilon_x + \frac{\epsilon_x^2}{2!}f''(x) + \cdots + \frac{\epsilon_x^n}{n!}f^{(n)}(x) + R_n,$$

其中  $R_n = \frac{\epsilon_x^{n+1}}{(n+1)!}f''(\xi_i)$ , 因此  $\epsilon_y = \epsilon_x|f'|$ , 当  $\epsilon_x \ll 1$ 。

# 误差传播

## 绝对误差

考虑  $y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ , 如果  $\epsilon_i$  是  $x_i$  的绝对误差,  $y$  的绝对误差?

- 单变量:  $y = f(x)$ 。回忆Taylor展开

$$f(x + \epsilon_x) = f(x) + f'(x)\epsilon_x + \frac{\epsilon_x^2}{2!}f''(x) + \dots + \frac{\epsilon_x^n}{n!}f^{(n)}(x) + R_n,$$

其中  $R_n = \frac{\epsilon_x^{n+1}}{(n+1)!}f^{(n+1)}(\xi_i)$ , 因此  $\epsilon_y = \epsilon_x|f'|$ , 当  $\epsilon_x \ll 1$ 。

- 多变量:

$$\text{当 } \epsilon_i \ll 1, \epsilon_y \leq \sum_{i=1}^n \left| \frac{\partial f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)}{\partial x_i} \right| \epsilon_i.$$

# 误差传播

## 相对误差

- 乘法:  $y = x_1 x_2$ ,

$$\left| \frac{\epsilon_y}{y} \right| \leq \sum_{i=1}^2 \left| \frac{\epsilon_{x_i}}{x_i} \right|.$$

# 误差传播

## 相对误差

- 乘法:  $y = x_1 x_2$ ,

$$\left| \frac{\epsilon_y}{y} \right| \leq \sum_{i=1}^2 \left| \frac{\epsilon_{x_i}}{x_i} \right|.$$

- 更一般的情形:  $y = x_1^{m_1} x_2^{m_2} \cdots x_n^{m_n}$ ,

$$\left| \frac{\epsilon_y}{y} \right| \leq \sum_{i=1}^n |m_i| \left| \frac{\epsilon_{x_i}}{x_i} \right|.$$

## 条件数 (condition number)

- 数学问题的条件 (**condition**)：问题对于输入值的敏感程度。
- 数值算法 不稳定 (**unstable**)：如果输入值的误差被数值算法放大。
- 考虑  $x$  and  $f(x)$ ，相对条件数 ( **the relative condition number** )：  $f(x)$  和  $x$ 相对误差的比值。



# 误差传播

## 条件数 (condition number)

- 数学问题的**条件 (condition)**：问题对于输入值的敏感程度。
- 数值算法 **不稳定 (unstable)**：如果输入值的误差被数值算法放大。
- 考虑  $x$  and  $f(x)$ ，**相对条件数 ( the relative condition number )**： $f(x)$  和  $x$  相对误差的比值。

$$\kappa = \frac{\alpha_f}{\alpha_x} = \frac{\frac{f(x(1+\alpha_x)) - f(x)}{f(x)}}{\alpha_x} \approx \frac{xf'(x)}{f(x)}.$$

# 误差传播

## 条件数 (condition number)

- 数学问题的条件 (**condition**)：问题对于输入值的敏感程度。
- 数值算法 不稳定 (**unstable**)：如果输入值的误差被数值算法放大。
- 考虑  $x$  and  $f(x)$ ，相对条件数 ( **the relative condition number** )： $f(x)$  和  $x$  相对误差的比值。

$$\kappa = \frac{\alpha_f}{\alpha_x} = \frac{\frac{f(x(1+\alpha_x)) - f(x)}{f(x)}}{\alpha_x} \approx \frac{xf'(x)}{f(x)}.$$

- 当  $\kappa \gg 1$ ，则称问题是“病态的 (ill-conditioned)”。

## 误差传播

例：

- $f(x) = \sqrt{x^2 + 1} - x + 200$ ;  $x = 100$ ,

## 误差传播

例：

- $f(x) = \sqrt{x^2 + 1} - x + 200$ ;  $x = 100$ ,  
 $\kappa_f = \left| 100 \frac{-0.5 \cdot 10^{-4}}{200.005} \right| = 0.2 \cdot 10^{-4}$ , 问题是“良态的 (well-conditioned)”。

## 误差传播

例：

- $f(x) = \sqrt{x^2 + 1} - x + 200$ ;  $x = 100$ ,  
 $\kappa_f = \left| 100 \frac{-0.5 \cdot 10^{-4}}{200.005} \right| = 0.2 \cdot 10^{-4}$ , 问题是“良态的 (well-conditioned)”。
- $f(x) = \sqrt{x^2 + 1} - x$ ,

$$x = 100 \Rightarrow \kappa_f = -1.0$$

## 误差传播

“算法”条件数 (condition number)

- $f(x) = \sqrt{x^2 + 1} - x$ , 假设“四位十进制”计算机

## 误差传播

“算法”条件数 (condition number)

- $f(x) = \sqrt{x^2 + 1} - x$ , 假设“四位十进制”计算机

$$\begin{aligned}\hat{f}(0.1000 \cdot 10^2) &= \sqrt{0.1000 \cdot 10^5 + 0.1000 \cdot 10^1} - 0.1000 \cdot 10^3 \\ &= \sqrt{(0.1 + 0.0000\textcolor{red}{1}) \cdot 10^5} - 0.1000 \cdot 10^3 = 0,\end{aligned}$$

## 误差传播

“算法”条件数 (condition number)

- $f(x) = \sqrt{x^2 + 1} - x$ , 假设“四位十进制”计算机

$$\begin{aligned}\hat{f}(0.1000 \cdot 10^2) &= \sqrt{0.1000 \cdot 10^5 + 0.1000 \cdot 10^1} - 0.1000 \cdot 10^3 \\ &= \sqrt{(0.1 + 0.0000\textcolor{red}{1}) \cdot 10^5} - 0.1000 \cdot 10^3 = 0,\end{aligned}$$

$$|\alpha_f| = 1$$

$$|\alpha_x| = \left| \frac{\hat{x} - x}{x} \right| \leq \frac{1}{2} 10^{1-t} \simeq \frac{1}{2} 10^{-3}$$

$$\kappa_A = \frac{\alpha_f}{\alpha_x} \simeq 2000.$$



## “算法”条件数 (condition number)

- $\kappa_A$  称为“算法”条件数。由于数位表示的原因， $\kappa_A$  可能会大于问题本身的条件数  $\kappa_f$ 。

## “算法”条件数 (condition number)

- $\kappa_A$  称为“算法”条件数。由于数位表示的原因， $\kappa_A$  可能会大于问题本身的条件数  $\kappa_f$ 。
- 解决办法：
  - 提高计算精度
  - 重写算法

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{x^2 + 1} + x},$$

$$\hat{f}(0.1000 \cdot 10^2) = \frac{1}{0.1000 \cdot 10^3 + 0.1000 \cdot 10^3} = 0.5000 \cdot 10^{-2}$$

$$\kappa_A \simeq 0 \ll 1.$$