

# 数值分析与算法 第一次大作业

魏欣然 自 81 2018011444

## 1. SI 模型求解

$$\begin{aligned}\frac{dI}{dt} &= \frac{\beta r S}{N} I = \frac{\beta r (N - I)}{N} I = \beta r I - \frac{\beta r}{N} I^2 \\ I^{-2} \frac{dI}{dt} - \beta r I^{-1} &= -\frac{\beta r}{N} \\ \frac{dI^{-1}}{dt} + \beta r I^{-1} &= \frac{\beta r}{N} \\ \frac{d(e^{\beta r t} I^{-1})}{dt} &= \frac{\beta r}{N} e^{\beta r t}\end{aligned}$$

由  $t = 0$  时,  $e^{\beta r t} I^{-1} = I_0^{-1}$

$$\begin{aligned}e^{\beta r t} I^{-1} &= \frac{e^{\beta r t} I_0^{-1} - I_0^{-1} + N}{N I_0} \\ I &= \frac{e^{\beta r t} N I_0}{e^{\beta r t} I_0 - I_0 + N} = \frac{N I_0}{I_0 + (N - I_0) e^{-\beta r t}}\end{aligned}$$

## 2. 将上述解析解变形

$$I^{-1} = \frac{1}{N} + \left( \frac{1}{I_0} - \frac{1}{N} \right) e^{-\beta r t} = \frac{1}{N} + \left( \frac{1}{I_0} - \frac{1}{N} \right) e^{-t}$$

代入最小二乘公式

$$\begin{aligned}\frac{1}{I_0} - \frac{1}{N} &= k = \frac{\bar{x} * \bar{y} - \bar{x} * \bar{y}}{\bar{x}^2 - \bar{x}^2} \\ \frac{1}{N} &= b = \bar{y} - a \bar{x}\end{aligned}$$

可求得估计值  $N = 999.987 \approx 1000$ ,  $I_0 = 1.008 \approx 1$

## 3. 考虑在 $[t_i, t_{i+1}]$ 上做埃尔米特插值

$$H(t) = \sum_{k=i}^{i+1} I_k \alpha_k(t) + \sum_{k=i}^{i+1} I'_k \beta_k(t)$$

其中

$$\begin{aligned}\alpha_k(t) &= \left( 1 - \frac{2(t - t_k)}{t_k - t_{k+1}} \right) \left( \frac{t - t_{k+1}}{t_k - t_{k+1}} \right)^2 \\ \beta_k(t) &= (t - t_k) \left( \frac{t - t_{k+1}}{t_k - t_{k+1}} \right)^2\end{aligned}$$

方法误差:

插值余项:  $R_i(t) = I(t) - H(t)$

$$R_i(t_i) = R_i(t_{i+1}) = R'_i(t_i) = R'_i(t_{i+1}) = 0$$

可得

$$R_i(t) = K(t)(t - t_i)^2(t - t_{i+1})^2$$

对任意  $t_0 \in [t_i, t_{i+1}]$  构造

$$\phi(t) = I(t) - H(t) - K(t_0)(t - t_i)^2(t - t_{i+1})^2$$

$\phi(t)$  在  $[t_0, t_i, t_{i+1}]$  处均为 0,  $\phi'(t)$  有异于  $[t_0, t_i, t_{i+1}]$  的两个零点, 同时  $\phi'(t)$  有两个零点  $t_i, t_{i+1}$ , 因此  $\phi'(t)$  至少有 4 个零点,  $\phi^{(4)}(t)$  有至少 1 个零点, 设为  $\zeta$ 。

$$0 = I^{(4)}(\zeta) - 0 - 24K(t_0)$$

$$K(t_0) = \frac{I^{(4)}(\zeta)}{24}$$

$$R_i(t) = \frac{I^{(4)}(\zeta)}{24}(t - t_i)^2(t - t_{i+1})^2 < \max \left| \frac{I^{(4)}(\zeta)}{24} \right| \max (t - t_i)^2(t - t_{i+1})^2 \\ \approx 127.7 * 0.25^4 \approx 0.02078$$

舍入误差:

$I_k$  值保留小数点后 5 位, 即误差  $R_k \leq 5 * 10^{-6}$ , 导函数误差  $R'_k < \beta r R_k + \frac{\beta r}{N} (R_k^2 + 2IR_k) <$

$3R_k = 1.5 * 10^{-5}$  总体舍入误差:

$$R(t) = \sum_{k=i}^{i+1} R_k \alpha_k(t) + \sum_{k=i}^{i+1} R'_k \beta_k(t) \leq \left( \sum_{k=i}^{i+1} \alpha_k(t) + \sum_{k=i}^{i+1} 3\beta_k(t) \right) R_k \leq 1.144 * 5 * 10^{-6} \\ = 5.72 * 10^{-6}$$

总误差  $R_{\text{total}} = 0.02078 + 5.72 * 10^{-6} \approx 0.02079$

程序求出最大误差为: 0.01892, 其值小于 0.02079

#### 4. 拟合

原式为

$$I = \frac{NI_0}{I_0 + (N - I_0)e^{-\beta r t}} = \frac{1000}{1 + 999e^{-t}}$$

考虑到只有  $e$  的幂不是四则运算, 因此将其转化为四则运算即可。

使用  $e$  的定义式对  $e^{-t}$  展开:

$$e^{-t} = \lim_{m \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{t}{m}\right)^m$$

因此, 当  $m$  为远大于  $t$  的整数, 就可以用上述仅含四则运算的表达式近似  $e$  的幂。最终写出的拟合式为

$$\hat{I}(t) = \frac{1000}{1 + 999\left(1 - \frac{t}{m}\right)^m}, \quad m \gg 10$$

方法误差

$$\begin{aligned}
\|\delta\|^2 &= \|I(t) - \hat{I}(t)\|_2^2 \\
&= \int_0^{10} \left( \frac{1000}{1+999e^{-t}} - \frac{1000}{1+999(1-\frac{t}{m})^m} \right)^2 dt \\
&\leq 10^6 \int_0^{10} \left( \frac{999(e^{-t} - (1-\frac{t}{m})^m)}{1000 \times 1000} \right)^2 dt \\
&\leq \int_0^{10} (e^{-t} - (1-\frac{t}{m})^m)^2 dt
\end{aligned}$$

设

$$g_m(t) = e^{-t} - (1 - \frac{t}{m})^m$$

则有

$$g'_m(t) = (1 - \frac{t}{m})^{m-1} - e^{-t}$$

导函数零点

$$g'_m(t_0) = (1 - \frac{t_0}{m})^{m-1} - e^{-t_0} = 0$$

考察函数

$$\begin{aligned}
g_1(t) &= (1 - \frac{t}{m})^{m-1} \\
g_2(t) &= e^{-t}
\end{aligned}$$

有

$$\begin{aligned}
g'_m(t) &= 0 \\
\text{iff } g_1(t) &= g_2(t)
\end{aligned}$$

取对数

$$\begin{aligned}
\ln g_1(t) &= (m-1)(\ln(m-t) - \ln(m)) \\
\ln g_2(t) &= -t
\end{aligned}$$

$\ln g_1(t)$  为上凸函数，在 $[-\infty, m]$ 上单调减，过点 $(0, 0)$ ，且在 0 点导函数为 $-m/(m-1)$ ，大于-1。做图像可知，它和  $\ln g_2(t)$  在  $t > 0$  有且仅有一个交点  $t_0$ 。在 $(0, t_0)$ 有  $\ln g_1(t) > \ln g_2(t)$ ，在 $(t_0, +\infty)$ 有  $\ln g_1(t) < \ln g_2(t)$ 。

由此可知，函数  $g'_m(t) = (1 - \frac{t}{m})^{m-1} - e^{-t}$  在 $[0, +\infty]$ 有且仅有一个零点  $t_0$ ，亦即  $g_m(t)$  在

$[0, +\infty]$ 有且仅有一个极大值点  $t_0$ 。在  $m \gg 10$  时，可以保证  $g_m(t)$  在 $[0, 10]$ 恒为正。因此有

$$0 \leq g_m(t) \leq g_m(t_0), \forall t \in [0, 10]$$

又有

$$\begin{aligned} g_m(t_0) &= e^{-t_0} - \left(1 - \frac{t_0}{m}\right)^{m-1} \left(1 - \frac{t_0}{m}\right) \\ &= e^{-t_0} - e^{-t_0} \left(1 - \frac{t_0}{m}\right) \\ &= \frac{1}{m} t_0 e^{-t_0} \end{aligned}$$

$y(t) = te^{-t}$  在  $[0, +\infty]$  的最大值为  $1/e$

因此有

$$\begin{aligned} \|\delta\|^2 &\leq \int_0^{10} (e^{-t} - (1 - \frac{t}{m})^m)^2 dt = \int_0^{10} (g_m(t))^2 dt \\ &\leq \int_0^{10} (g_m(t_0))^2 dt = 10 g_m^2(t_0) = 10 \left(\frac{1}{m} t_0 e^{-t_0}\right)^2 \\ &\leq 10 \left(\frac{1}{me}\right)^2 \end{aligned}$$

即

$$\|\delta\| \leq \frac{\sqrt{10}}{me}$$

对于舍入误差，有

$$\begin{aligned} |\Delta \hat{I}(t)| &= \left| \frac{\partial}{\partial t} \hat{I}(t) \right| \Delta t \\ &= \left| \hat{I}(t) \right| \cdot \left| \frac{999}{1 + 999(1 - \frac{t}{m})^m} \right| \cdot \left| m(1 - \frac{t}{m})^{m-1} \left(\frac{1}{m}\right) \right| \cdot |\Delta t| \\ &\leq 1000 \times 1000 \times 1 \times |\Delta t| \end{aligned}$$

python 中浮点数精度为  $|\Delta t| \leq 10^{-12}$ ，因此舍入误差  $|\Delta \hat{I}(t)| \leq 10^{-6}$ ，可以忽略不计

因此，迭代次数  $m$  的选取仅考虑方法误差，即  $\|\delta\| \leq \frac{\sqrt{10}}{me} \leq b$ 。此外，再考虑拟合条件

$m \gg 10$ ，取最小值 100，最终的  $m$  的选取方法为：

$$m \geq \min\left\{\frac{\sqrt{10}}{be}, 100\right\}$$