

# 基于滑动容错辨识算法的航迹数据处理技术

任朴舟, 何红丽

(中国飞行试验研究院测试所, 西安 710089)

**摘要:** 研究航迹数据异值识别方法, 给出了一种适应于含有大量斑点型异常信息识别的滑动容错辨识算法。飞行试验数据处理结果表明, 该方法对含有斑点型异值的航迹测量数据有很好的处理效果。

**关键词:** 异值识别; 滑动容错估计; 航迹数据处理

## Trajectory Data processing Technology Based on Fault-tolerant Sliding Algorithm

REN Puzhou, HE Hongli

(Measurement Department, Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089)

**【Abstract】** This paper studies the identification of the outliers in trajectory data processing, and provides a fault-tolerant sliding algorithm, which is applied to a series of outliers identification. Data processing of flight test indicates that this method is good for the process of measurement with a series of outliers.

**【Key words】** Identification of outlier; Fault-tolerant sliding estimators; Trajectory data processing

航迹测量系统主要包括光电经纬仪、激光测量设备、雷达、实况记录设备等<sup>[1]</sup>, 广泛应用于航空、航天和兵器试验等领域。由于试验环境、设备布局以及被测目标特性等因素的影响, 航迹测量系统在飞行目标跟踪过程中难免会产生异值, 并且异值多是成串出现(斑点型)的。异值对高精度数据处理工作有着十分不利的影响。近几十年来, 国际统计界大量的研究表明<sup>[2,3]</sup>, 无论是基于最小二乘拟合理论的模型参数最优估计还是最优线性滤波算法, 对采样数据中包含的异值点反应都极为敏感。在实际航迹数据事后处理过程中也证实了此问题。

工程数据异值点的识别方法和预处理技术是一个涉及到多学科知识综合运用的应用性研究课题。在航迹数据异值识别过程中, 过去多采用最小二乘多项式外推拟合处理或中值法进行识别, 但上述方法只适应于阶跃型或脉冲型异值点的识别, 对于航迹测量过程中各类长弧段测量数据集中的斑点型异值无法准确识别出来。

本文旨在通过对多项式算法的改进, 采用滑动容错辨识算法识别出其中的斑点型异常信息。

### 1 滑动多项式容错算法简介

#### 1.1 异值点模型

当测量飞行目标  $f(t)$  在有限时间区间上连续变化时, 则  $f(t)$  在时间区的任一子区间上都可被代数多项式一致逼近。记飞行目标  $f(t)$  的跟踪测量数据序列  $\{y(t_i), i=1, \dots, n\}$ , 则

$$y(t_i) = \begin{bmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_{m-1} \end{bmatrix} + \begin{matrix} \varepsilon_{Sh}(t_i) \\ \varepsilon_{Tr}(t_i) \end{matrix} + \varepsilon_0(t) \quad (1)$$

式中,  $\varepsilon_{Tr}(t_i)$  为截断误差, 只要适当选取拟合阶次, 对数据处理结果影响不大;  $\varepsilon_0(t)$  为突变性分量或异值, 其作用结果是使测量数据发生严重偏离, 显著大于随机误差标准差, 严重影响数据处理精度。

#### 1.2 滑动容错算法估计

##### 1.2.1 算法思路

在最小二乘算法的基础上, 引进可以自适应调节的  $\phi(x)$  函数。在待处理点前后选取一小段数据, 称之为窗口, 在窗内采用低阶容错多项式估计算法, 估计当前时刻的状态值。为处理方便, 本文所有窗口包含奇数个点 ( $n=2m_1+1$ ), 并使待估计点位于窗口中心。随着估计点移动, 窗口也跟着移动, 故称之为滑动多项式容错算法。不过, 对于初始和末了段  $m_1$  个点, 窗口保持不动, 分别固定为初始 ( $2m_1+1$ ) 和末了 ( $2m_1+1$ ) 个点进行稳健多项式回归估计值。

##### 1.2.2 滑动递推LS算法<sup>[3]</sup>

对式(1)进行滑动多项式拟合, 选取滑动区间的长度为  $n$ , 当  $n \geq m$  时, 式(1)中多项式拟合系数的滑动递推LS辨识算法为

$$\hat{\alpha}_{(i+1 \rightarrow i+n)} = \hat{\alpha}_{(i \rightarrow i+n-1)} - J_{(i+1 \rightarrow i+n)}^T x_{(i)}^T (y(t_i) - x_{(i)} \hat{\alpha}_{(i \rightarrow i+n-1)}) + F_{(i+1 \rightarrow i+n)} (y(t_{i+n}) - x_{(i+n)} \hat{\alpha}_{(i \rightarrow i+n-1)}) \quad (2)$$

其中:  $J_{(i+1 \rightarrow i+n)} = (x_{(i+1 \rightarrow i+n)}^T x_{(i+1 \rightarrow i+n)})^{-1}$

$$F_{(i+1 \rightarrow i+n)} = \frac{J_{(i+1 \rightarrow i+n)} x_{(i+n)}^T}{1 + x_{(i+n)}^T J_{(i+1 \rightarrow i+n)} x_{(i+n)}}$$

$$x_{(i)} = \begin{bmatrix} 1 \\ t_i \\ \vdots \\ t_i^{m-1} \end{bmatrix} \quad \alpha = \begin{bmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_{m-1} \end{bmatrix}$$

**基金项目:** 航空基金资助项目(03130003)

**作者简介:** 任朴舟(1964 -), 男, 硕士生、高工, 主研方向: 飞行试验光电测试技术, 数字图像处理及测量技术; 何红丽, 硕士生、工程师

**收稿日期:** 2006-02-06 **E-mail:** xa\_rpz@163.com

$\hat{\alpha}_{(i+1 \rightarrow i+n)}$  为  $\alpha$  的基于测量数据  $\{y(t_{i+1}), \dots, y(t_{i+n})\}$  的最小二乘估计。令

$$X_{(i+1 \rightarrow i+n)} = \begin{bmatrix} X_{(i+1)} \\ \vdots \\ X_{(i+n)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & t_{i+1} & \cdots & t_{i+1}^{m-1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & t_{i+n} & \cdots & t_{i+n}^{m-1} \end{bmatrix}$$

当测量误差序列  $\{\varepsilon(t_i), i=1, 2, \dots\}$  为零均值、方差  $\sigma^2$  的白噪声随机过程时，滤波和一步预报的误差方差分别为

$$\begin{cases} V_{ar}(\hat{\varepsilon}_{(i \rightarrow n+i-1)}) = (1 - x_{(i)}^T (X_{(i \rightarrow n+i-1)}^T X_{(i \rightarrow n+i-1)})^{-1} x_{(i)}^T) \sigma^2 \\ V_{ar}(\hat{\varepsilon}_{(n+i \rightarrow n+i-1)}) = (1 + x_{(i)}^T (X_{(i \rightarrow n+i-1)}^T X_{(i \rightarrow n+i-1)})^{-1} x_{(n+i)}^T) \sigma^2 \end{cases} \quad (3)$$

### 1.3 滑动容错算法状态估计

当误差分量服从正态分布并且测量值无异值时，LS 系数辨识具有良好的统计性质，但是，如果测量数据序列中包含有异常数据，则利用 LS 系数辨识算法会明显降低估计结果的可靠性，甚至会导致算法崩溃。

为了克服异常数据对模型系数滑动递推算法的不利影响，引入有界  $\phi$  函数<sup>[3,4]</sup>，进行容错改进。改进的滑动多项式容错估计算法辨识为

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_{(i+1 \rightarrow n+i)} &= \hat{\alpha}_{(i \rightarrow n+i-1)} - J_{(i+1 \rightarrow n+i)}^T x_{(i)}^T \\ &= \hat{\alpha}_{(i \rightarrow n+i-1)} - \frac{\sqrt{1 - x_{(i)}^T J_{(i \rightarrow n+i-1)}^T x_{(i)}^T} \phi \left( \frac{y_{(i)} - x_{(i)}^T \hat{\alpha}_{(i \rightarrow n+i-1)}}{\sqrt{1 - x_{(i)}^T J_{(i \rightarrow n+i-1)}^T x_{(i)}^T}} \right)}{\sqrt{1 - x_{(i)}^T J_{(i \rightarrow n+i-1)}^T x_{(i)}^T}} \\ &+ F_{(i \rightarrow n+i-1)} \sqrt{1 + x_{(n+i)}^T J_{(i \rightarrow n+i-1)}^T x_{(n+i)}^T} \phi \left( \frac{y_{(n+i)} - x_{(n+i)}^T \hat{\alpha}_{(i \rightarrow n+i-1)}}{\sqrt{1 + x_{(n+i)}^T J_{(i \rightarrow n+i-1)}^T x_{(n+i)}^T}} \right) \end{aligned} \quad (4)$$

在工程数据预处理时，为了简化计算，也可适当采用如下形式的 Huber 型或 Hampel 型  $\phi$  函数：

$$\text{Huber 型: } \phi(w) = \begin{cases} w & |w| \leq c \\ 0 & |w| > c \end{cases}$$

$$\text{Hampel 型: } \phi(w) = \begin{cases} \text{sign}(w)|\omega| & |\omega| \leq a \\ \text{sign}(w)a & a \leq |\omega| \leq b \\ \text{sign}(c - |\omega|)/(c - b) & b \leq |\omega| \leq c \\ 0 & |\omega| > c \end{cases}$$

式中  $0 < a < b < c$ ,  $a, b, c$  为根据数据和经验适当选取的非负常数。

当飞行试验数据离散度较大时，利用 Hampel 型重衰减函数的效果更佳<sup>[3]</sup>。

根据式(1)，测量对象  $f(t)$  在任意时刻  $t_{i+k}$  ( $1 \leq k \leq n$ ) 的  $m$  阶滑动状态估计为

$$\hat{f}(t_{i+k}) = \sum_{j=0}^m \hat{a}_{j(i+1 \rightarrow i+n)} t_{i+k}^j = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 t + \dots + \hat{a}_m t^m \quad (5)$$

## 2 异值剔除及修复

对于含有斑点型异值的动态数据流，应用上述方法，结合差分技术，即可完成异值剔除及修复。具体步骤为：

- 第 1 步 用全段数据粗估  $\sigma^2$ 。选取基准段，一般为初始段。
- 第 2 步 预测基准段中点的状态值，并与实际量测值比较，若二者相差小于  $3\sigma \sim 5\sigma$ ，认为量测值为合理值。如果相差大于  $3\sigma \sim 5\sigma$ ，则认为是异值。异值用容错估计值代替。随着预测点远离基准段，预测误差会逐渐变大，故当连续出现几个异值时，门限应适当放大，以防误判。
- 第 3 步 基准段更新。去掉原基准段的第 1 个值，并补以基准段后紧邻的第 1 个值（如果测量值已被判为异值，则补以它的容错预测值）即基准段向后移动一个点。如果整个数据处理完毕，则转第 4 步，否则，转向第 2 步。
- 第 4 步 先用剔除异值后的数据重新估算  $\sigma^2$ ，然后判断这一轮

中是否有新异值被剔出，如果没有，计算结束，否则转向第 2 步。

这一处理过程实际上是层层剔除。先剔除大野值，后剔除小野值。

## 3 仿真分析

利用蒙特卡罗法仿真光电经纬仪跟踪空间目标“测量”数据，仿真采用“多项式 + 正态测量误差”模型

$$y(t) = b_0 + b_1 t + b_2 t^2 + b_3 t^3 + b_4 t^4 + \varepsilon(t) \quad \varepsilon(t) \sim N(0, 0.1) \quad (6)$$

并设定参数  $b_0 = -5, b_1 = 16, b_2 = -0.5, \sigma = 0.5$ 。

在图 1 中第 50、150、91~110 点为采用外部叠加形成的异常信息。孤立异常值点偏置量， $\varepsilon_{0(50)} = 5, \varepsilon_{0(150)} = 30$ ，斑点型异常值的数学模型为：

$$\varepsilon_0(i+1) = 0.4 - \varepsilon_0(i), \quad \varepsilon_0(90) = -4 (i = 90, \dots, 109)$$

从图 1、图 2 可以看出，滑动容错算法具有很好的抗异值能力，除设定的 22 个异值点所对应的残差远远大于 3 外，其它的点处的残差均小于 3，利用 3 准则进行异值判断，异值误判数为 0；所以，本文的异值检测方法能够准确检测出仿真数据序列中设置的异值，并且异值幅值识别准确。

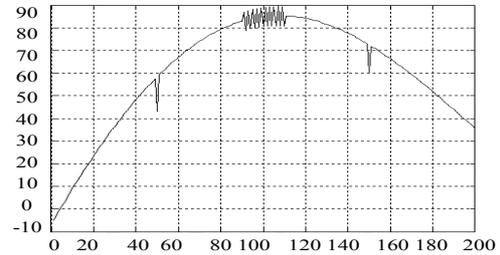


图 1 含有 22 个异常点的仿真数据

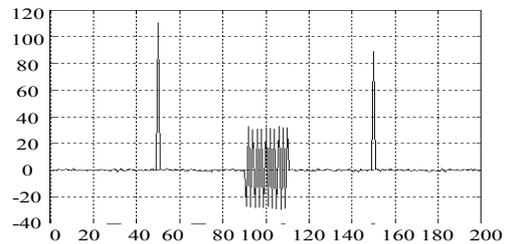


图 2 残差与 的比值图

## 4 容错算法在航迹数据处理中的应用

光电经纬仪在跟踪飞机时，由于改装位置和机场条件的限制，激光测距系统有时没有回波。像这种因为没有回波数据引起的斑点型异常信息，可以结合差分技术，利用滑动容错算法每滑动一次估算出滑动点数中点位置的值，来估算各个测量点的位置，这样可以按照数据的趋势估算出各点的值(图 3、图 4)。不会出现最小二乘算法因完全继承前面的信息进行预测，而导致重复出错而改变趋势出错的问题。

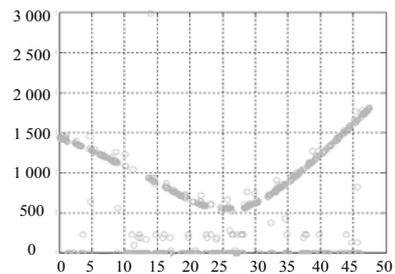


图 3 未处理的起飞测量数据

(下转第 207 页)