

基于分段寻优的轨道异常检测方法*

曹纪峰^{1,4} 杨晓华² 王荣兰^{1,4}
喻圣贤^{3,4} 罗冰显^{1,4}

1(中国科学院国家空间科学中心 北京 100190)

2(北京应用气象研究所 北京 100029)

3(中国科学院紫金山天文台 南京 210023)

4(中国科学院大学 北京 100049)

摘要 低轨巨型星座卫星的大量部署严重影响了低轨道卫星的运行安全, 及时发现其轨道异常意义重大. 以星链卫星星座为研究对象进行轨道异常检测, 提出了一种基于轨道半长轴数据的改进轨道异常分析方法—分段寻优法. 该方法基于动态优化的思想, 通过对时间窗口内的半长轴数据进行随机分段, 根据每段数据的方差构造损失函数, 以总损失函数的数值大小为判别标准, 通过优化迭代方法得到使总损失函数最小的分段点分布, 得到的分段点即为检测出的异常点. 通过对大量不同数据的测试, 发现该方法对差分处理后的半长轴数据的异常检测效果最好. 利用 2023 年 2 月 28 日发射的星链卫星的 TLE(Two-Line Element) 数据和星历数据进行了实例验证, 结果证明该方法简单高效, 可以有效检测星座卫星的轨道异常.

关键词 半长轴变化, 轨道异常, 巨型星座

中图分类号 V528

Orbit Anomaly Detection Technology Based on Segmentation Optimization

CAO Jifeng^{1,4} YANG Xiaohua² WANG Ronglan^{1,4}
YU Shengxian^{3,4} LUO Bingxian^{1,4}

1(National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

2(Beijing Institute of Applied Meteorology, Beijing 100029)

3(Purple Mountain Observatory, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210023)

4(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

Abstract In recent years, the large number of deployments of low-orbit giant constellation satellites

* 国家重点研发计划项目 (2020YFE0202100), 国家重点实验室专项基金资助项目和中国科学院重点部署项目 (ZDRE-KT-2021-3) 共同资助

2023-11-01 收到原稿, 2024-03-01 收到修定稿

©The Author(s) 2024. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

have a significant impact on the operational safety of low-orbit satellites in orbit, and it is critical to detect orbital anomalies of constellation satellites in time. As a result, this study picks the Starlink satellite constellation as the research objects for detecting orbit anomaly and presents an improved orbit anomaly detection approach - segmentation optimization. Based on the concept of dynamic optimization, the approach improves the orbit anomaly detection method by using satellite orbit semi-major axis data as an analysis parameter, transforming it from threshold screening to optimization search. First, by assuming the segmentation points and randomly distributing them across the entire semi-major axis data series, the data in the time window are randomly segmented. Based on the variance of the segmented data, each segment's loss function is built. The iterative function are then designed using the loss function for optimization iterations. In order to determine the optimal segmentation method, the random segmentation is finally optimized with the goal of minimizing the sum of the total loss functions. This research finds that the anomaly detection effect is the best for the semi-major axis data by the differential processing after evaluating a range of data. The segmentation optimization approach has various sensitivities to different data after removing the noisy data. In conclusion, this work uses the TLE (Two-line element) data and the ephemeris data from the Starlink satellite for example verification, which was launched on 28 February 2023. The method's effectiveness in detecting orbital anomaly of constellation satellites is demonstrated, which are simple and efficient.

Key words Semi-major axis change, Orbital anomaly, Mega-constellations

0 引言

空间物体轨道异常通常是指空间物体在非正常摄动因素下发生轨道异常变化,引起卫星轨道异常的原因主要有三种:一是人为控制的轨道机动;二是空间事件引发的轨道变化,如空间物体撞击、爆炸解体、机械故障等引发的轨道变化;三是空间环境引起的轨道异常^[1]. 美国战略司令部发布的 TLE 数据集是迄今为止最完整的轨道编目集,维护着大多数跟踪空间物体的轨道信息. 基于此,有研究提出了从历史 TLE 数据中检测空间事件的方法. Patera^[2]提出了一种基于移动窗口曲线拟合技术的空间事件检测方法,通过窗口的移动得到偏差数据序列,依据统计偏差数据的标准差设定检测门限进行异常检测. Kelecyc 等^[3]基于 Patera 的曲线拟合技术,通过调整算法参数改进了轨道异常检测方法. Dong 等^[4]提出了基于小波分析的轨道机动检测方法, Yang 等^[5]提出了利用单个卫星相邻根数时间差控制的综合判别方法, Wang 等^[6]提出了一种基于 TLE 数据的半长轴变化法进行轨道异常分析. 也有研究提出通过与轨道预测值比较的方法来判断公布的轨道参数是否异常,例如 Zhang 等^[7]提出了基于马氏距离对预报偏差数据进

行联合异常检测; Li 等^[8]提出了一种基于近地轨道卫星历史 TLE 数据的运行状态监测方法,该方法采取多种措施消除噪声干扰,保证检测精度,进而对卫星的 TLE 数据进行聚类来探测空间事件^[9]. Liu 等^[10]提出了一种新的基于期望最大化算法的滤波器来确定离群阈值.

星链计划是美国 2015 年提出的计划,在空间搭建由约 4.2 万颗卫星组成的星链网络提供互联网服务. 根据 Space-track.org 网站的数据,截至 2024 年 5 月 15 日美国 SpaceX 公司已经累计发射 6316 颗星链卫星*. 星链卫星整个任务过程要经历入轨、爬升、工作、离轨等不同阶段,卫星具有较强的电推进能力,可以持续推进自身,满足不同任务阶段的轨道变化要求. 通过对不同阶段的轨道变化进行检测,可以及时了解星链卫星的推进模式及其策略变化,并发现星链卫星的轨道异常.

美国 Space-Track 网站不仅发布了星链卫星 TLE 数据,还发布了高精度高时间分辨率星历数据*, 这为异常检测分析提供了丰富的数据. 本文以 Starlink 星座为研究背景,提出了一种改进的基于半长轴变化的轨道异常分析法—分段寻优法. 首先,根据时间窗口的方差检测法中设置时间窗口的原则和实际

* <https://www.space-track.org/auth/login>

需求, 设置时间窗口. 然后, 对每个窗口内的数据进行分割, 根据分割数据的均值、方差或者拟合曲线的斜率截距来计算每段的损失函数, 通过寻优的方式选择损失函数之和最小的分割方式, 以检测出每段的异常点. 损失函数的构造方式和用于检测的数据对结果有着不小的影响. 通过对多种损失函数构造方法进行测试, 发现以方差作为参数的构造方法效果最佳. 利用小波去噪等方法对半长轴数据进行去噪处理后, 对数据进行测试, 发现测试效果最好的是半长轴的差分数据. 通过对星链卫星的典型机动情况进行分析, 验证该方法简单高效, 可以有效检测星座卫星在不同阶段的轨道机动或轨道异常.

1 轨道异常分析方法

卫星轨道异常是卫星受到外力作用或是空间环境发生剧烈变化引起的, 其表现就是轨道参数的突然变化. 外力作用在卫星上, 导致其产生速度变化, 从而引起轨道参数的变化. 卫星轨道异常主要分为轨道面内异常和轨道面异常, 其中轨道面内异常体现在轨道形状和大小的改变, 对应变化参数是半长轴、偏心率; 轨道面异常对应的变化参数是倾角、升交点赤经; 轨道面的改变需要耗费较多的燃料, 发生频率较低, 相比之下, 半长轴的变化发生频繁且耗费燃料较少, 因此分析轨道平均运动或半长轴的变化是判断卫星轨道是否发生异常最常用的方法. 本文对半长轴进行检测, 提出一种异常检测方法, 该方法利用动态优化的思想, 基于假设的异常点对数据进行分段, 并利用分段数据的某一特征来构造该段的损失函数, 以此构建迭代函数并进行最优化迭代, 进而得到使得总损失函

数最小的异常点分布. 损失函数的构造方式和用于检测的数据对该方法的检测结果有一定的影响, 因此需要对构造方法和数据处理方法进行筛选. 在损失函数的构造方面, 选择数据的基本统计特征和数据拟合后的斜率、截距作为构造的参数, 共有三种构造方法, 分别是基于均值构造的损失函数、基于方差构造的损失函数和基于曲线拟合构造的损失函数. 在数据处理方面, 选择四种数据进行分析: 第一种是直接采用原始数据; 第二种是对数据进行差分处理后的数据; 第三种是对差分处理后的数据再进行小波变换后的数据; 第四种是对原始数据进行小波变换后的数据. 通过对比四种数据的结果, 选择了差分数据进行检测.

1.1 数据预处理

小波分解能将 TLE 数据的趋势性和淹没在噪声中的变化很好地显示出来, 从而提高对轨道异常的识别能力^[4,11]. 因此, 在对半长轴进行小波变换的基础上进行异常检测. 小波变换的基本流程如图 1 所示.

在此过程中, 进行三层分解, 利用低通滤波器、高通滤波器进行离散小波变换. 将数据分为两个部分: 低频信号和高频信号. 低频信号反映了当前序列的特征以及大致趋势, 而高频信号反映了序列的细节信号, 数据的噪声主要集中在这些细节信号中, 之后再重构成近似系数和细节系数, 近似系数反映了半长轴数据序列的趋势和特征, 而细节信号反映了序列的突变和噪声. 图 2 以层阶框架给出了变换过程.

图 2 中原始数据 $a[n]$ 经低通滤波器 $g[n]$ 和高通滤波器 $h[n]$ 处理后, 再经过缩减采样 Q 保留偶数索引元素输出原始数据的低频部分

$$a_{1,L}[n] = \sum_{i=0}^{K-1} a[2n-i]g[i]$$

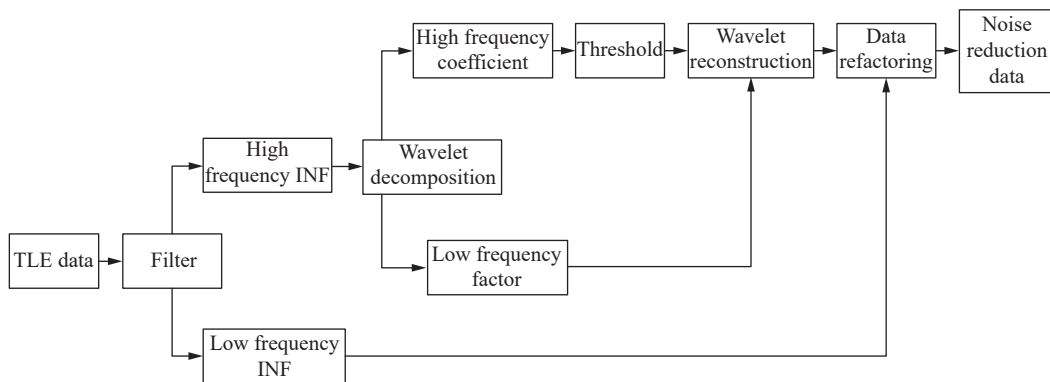


图 1 小波分析流程

Fig. 1 Wavelet analysis

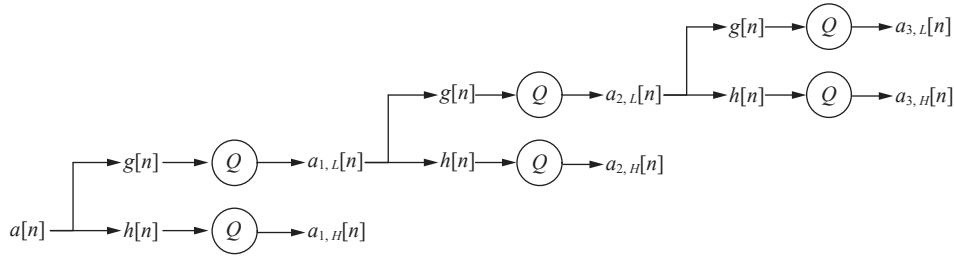


图2 小波变换层阶框架

Fig. 2 Wavelet transform layer order framework

和原始数据的高频部分

$$a_{1,H}[n] = \sum_{i=0}^{K-1} a[2n-i]h[i].$$

本文主要分析的是分解后的低频部分和其重生成的近似系数和细节系数,但检测的异常点会延后,最后选择了只采用半长轴的差分数据.

选择半长轴差分数据进行分析,根据给定时间段 $[t_0, t]$ 内的TLE数据,得到 $n-1$ 个相邻半长轴差的数据组成的差分序列 $U = (\Delta a_1, \Delta a_2, \dots, \Delta a_{n-1})$,其中 $\Delta a_i = a_{i+1} - a_i$.由于半长轴数据是一组时间序列,需要一个合适的时间窗口将整个时间序列分成多个序列,用来检查一定时间内的轨道异常数据.这是因为在过长的时间数据中,会有部分机动或其他的异常信息被覆盖掉,因此根据需求设置时间窗口.以差分序列 U 为例, $U_{i,w} = (\Delta a_{i(w+1)}, \Delta a_{i(w+2)}, \dots, \Delta a_{i(2w)})$ 是第 i 个窗口内的序列数据,以15天为一个窗口,由于TLE数据平均一天内有三组数据,在序列中窗口的长度为 $w = 45$.而在异常值清除方面,选择在整段选择时间内的序列而不是在分段后的时间窗口内的序列.通过如下的公式进行筛选:

$$\begin{cases} \Delta a_k \Delta a_{k+1} < 0, \\ |\Delta a_k + \Delta a_{k+1}| \leq 5|\delta a|. \end{cases} \quad (1)$$

其中, δa 为作半长轴差后数据集的均值, Δa_k 为半长轴作差后的数据序列的第 k 个差值.选择用整段数据进行异常值清除是因为实际设置的时间窗口的时间跨度短,可能会将部分非异常值点也清除.

1.2 分段寻优检测法

根据TLE数据进行轨道面内异常检测,最有效的手段之一就是精度较高的半长轴时间序列进行变点检测,参考时间序列变点检测的离线方法^[12],提出分段寻优检测法进行轨道异常分析.该方法是通过假设一定数量的异常点并将其随机分布在数据序列

中,将序列分割成多份,然后根据每份序列的数据特征计算损失函数,并在此基础上构建一个迭代函数,通过优化迭代的方法寻找真正的异常点位置,最后得到使得总损失函数值最小的异常点集合.通过该方法将异常点检测问题转换为最优化问题.利用该方法,分别对计算出的轨道半长轴数据、相邻半长轴的差分数据和半长轴关于时间的差分数据以及小波变换后的近似数据进行检测.下面以轨道半长轴为例说明方法的具体步骤.

步骤1 首先选择给定时间段 $[t_0, t]$,这段时间就是示例中选择的时间.将该时间内的TLE数据的长半轴数据按时间顺序排列,得到一个时间序列 $A = (a_{t_0}, a_{t_0+1}, \dots, a_t)$,将长半轴数据进行差分处理得到序列 $U = (\Delta a_{t_0}, \Delta a_{t_0+1}, \dots, \Delta a_{t-1})$,其中 $\Delta a_i = a_{i+1} - a_i$.现假设序列 A 中有 m 个异常点,定义异常点的索引向量为 $K = (k_1, k_2, \dots, k_m)$,索引向量就是异常点在原本序列的位置,那么异常点的索引值为1到 $n-1$ 之间的整数,这样序列 A 被分成了 $m+1$ 段,这里为了方便后续分析,再定义 $k_0 = 0$ 和 $k_{m+1} = n$,且当 $i < j$ 时有 $k_i < k_j$.假设异常点按时间顺序排列,那么第 $i-1$ 个异常点和第 i 个异常点间的数据序列的公式可表达为 $a_{(k_{i-1}+1):k_i} = (a_{k_{i-1}+1}, a_{k_{i-1}+2}, \dots, a_{k_i})$.

步骤2 根据步骤1中假设的异常点,以及被异常点分割的分段序列,计算每段序列的损失函数,并计算未被这些异常点分割前的序列损失函数.在计算每段数据的损失函数时,运用动态规划的思想,按时间顺序向前或向后迭代,根据式(2)判断这段数据中是否为真的异常点.例如在 $[t, T]$ 时间内检测轨道半长轴数据的异常点位置,设异常点位置的索引值为 s ,选取常数 ε ,对全部 $t < s < T$,有

$$D(a_{(t+1):s}) + D(a_{(s+1):T}) + \varepsilon \leq D(a_{(t+1):T}). \quad (2)$$

则该 s 为真正轨道异常点的索引值^[13]. 其中 $D(\cdot)$ 为该时间段内数据的损失函数, 常数 ε 为阈值, 该阈值主要是防止模型过拟合, 因为在搜索过程中会添加异常点, 这会减少残差导致过拟合, 极端情况下, 可能每个点都会被判断为异常点, 而且该阈值越大, 搜索时添加的异常点越少, 需要根据卫星状态或者数据趋势进行设置. 对于损失函数 $D(\cdot)$, 有多种计算方法, 可根据统计学特性或频谱特性进行计算. 本文选择利用数据的统计学特性计算损失函数, 下面根据数据的均值、方差以及斜率截距计算损失函数.

(1) 基于统计学均值的损失函数计算. 选取均值作为判断特性的损失函数计算, 该计算方式最为简单, 将分段的卫星半长轴数据分开计算, 计算 $[t, T]$ 时间段内长半轴数据的均值和方差, 有

$$\bar{a}_{tT} = \frac{1}{T-t} \sum_{i=t+1}^T a_i. \quad (3)$$

$$\sigma_{tT} = \frac{1}{T-t} \sum_{i=t+1}^T (a_i - \bar{a}_{tT})^2. \quad (4)$$

$\bar{a}_{tT}$ 是 $[t, T]$ 时间内长半轴数据的均值, σ_{tT} 是方差, 其中 $[t, T]$ 时间段以索引值表示时间, t, T 是序列 A 中元素的索引值. 那么均值损失函数为

$$\begin{cases} D(a_{(t+1):s}) = \sum_{i=t+1}^s (a_i - \bar{a}_{ts})^2, \\ D(a_{(s+1):T}) = \sum_{i=s+1}^T (x_i - \bar{a}_{s+1T})^2, \\ D(a_{(t+1):T}) = \sum_{i=t+1}^T (x_i - \bar{a}_{s+1T})^2. \end{cases} \quad (5)$$

其中 $\bar{a}_{ts}$, $\bar{a}_{s+1T}$ 和 $\bar{a}_{t+1T}$ 分别表示为 $[t, s]$, $[s, T]$ 和 $[t, T]$ 时间内的半长轴均值, s 为异常点出现时间的索引. 均值损失函数以数据偏离中心值的程度来衡量函数值大小.

(2) 基于统计学方差的损失函数计算. 选取统计学方差作为判断特性, 得到对应的 $[t, T]$ 时间段内的卫星轨道数据的方差损失函数为

$$\begin{cases} D(a_{(t+1):s}) = (s-t) \cdot \lg(\sigma_{ts}), \\ D(a_{(s+1):T}) = (T-s) \cdot \lg(\sigma_{sT}), \\ D(a_{(t+1):T}) = (T-t) \cdot \lg(\sigma_{tT}). \end{cases} \quad (6)$$

其中 σ_{ts} , σ_{sT} 和 σ_{tT} 是 $[t, s]$, $[s, T]$ 和 $[t, T]$ 时间内的半长轴数据的方差. 方差损失函数以数据跨度和方差的对数的积来表示函数值大小.

(3) 基于曲线拟合的损失函数计算. 除了均值和方差外, 时间序列经过拟合后得到的斜率和截距也能反映数据的趋势和突变, 斜率的大幅度变动表明数据

趋势的转变. 在进行拟合前需要补充一个与卫星半长轴数据对应的时间的序列 $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$, 那么每段数据都得到对应的时间序列 $t_{(k_{i-1}+1):k_i} = (t_{k_{i-1}+1}, t_{k_{i-1}+2}, \dots, t_{k_i})$, 其中 k_i 为定义的异常点的索引值. 将半长轴数据和对应的时间序列进行组合, 得到二维样本点集合, $\{(t_i, a_i) | i = 1, 2, \dots, m\}$. 根据二维样本点进行曲线拟合, 并以协方差和方差计算损失函数. 以第 i 段数据为例, 该段的轨道半长轴数据均值为

$$\bar{a}_i = \frac{1}{k_i - k_{i-1}} \sum_{j=k_{i-1}+1}^{k_i} a_j. \quad (7)$$

该段的时间序列数据均值为

$$\bar{t}_i = \frac{1}{k_i - k_{i-1}} \sum_{j=k_{i-1}+1}^{k_i} t_j, \quad (8)$$

半长轴数据的方差和

$$S_{aa} = \sum_{j=k_{i-1}+1}^{k_i} (a_j - \bar{a}_i)^2, \quad (9)$$

其中, $\bar{a}_i$ 为第 i 段半长轴数据均值, 时间序列方差和

$$S_{tt} = \sum_{j=k_{i-1}+1}^{k_i} (t_j - \bar{t}_i)^2, \quad (10)$$

轨道半长轴数据和时间序列的协方差和

$$S_{at} = \sum_{j=k_{i-1}+1}^{k_i} \frac{j-1}{j} (t_j - \bar{t}_i) (a_j - \bar{a}_i), \quad (11)$$

最后得到损失函数

$$D(a_{(k_{i-1}+1):k_i}) = S_{aa} - \frac{S_{at}^2}{S_{tt}}. \quad (12)$$

该损失函数以拟合效果表示函数值的大小^[14,15], 因此拟合方法的准确性对损失函数的构造有很大的影响.

步骤3 根据步骤2中损失函数的计算公式, 再进行迭代搜索进行优化, 这里定义用于寻优的迭代函数 $F(s) = \min_{t \in R_s} \{F(t) + D(a_{(t+1):s}) + \varepsilon\}$, 且 $F(0) = -\varepsilon$, $R_0 = \{\}$. R_s 作为位置信息的集合储存了被检测出来的异常点位置. 计算

$$F(k') = \min_{k \in R_{k'}} \{F(k) + D(a_{(k+1):k'}) + \varepsilon\},$$

将对应的异常点提取出来, 有

$$k = \arg \left\{ \min_{k \in R_{k'}} [F(k) + D(a_{(k+1):k'}) + \varepsilon] \right\},$$

然后存储在集合 $cp(n)$ 并将点代入到集合 $R_{k'}$ 中,

$$R_{k'} = \{k' \cap \{k \in R_{k'} : F(k) + D(a_{(k+1):k'}) + \varepsilon < F(k')\}\}.$$

其中 k' 表示经过优化后得到的前一个异常点.

步骤4 重复步骤3, 直到计算出最佳的分段方

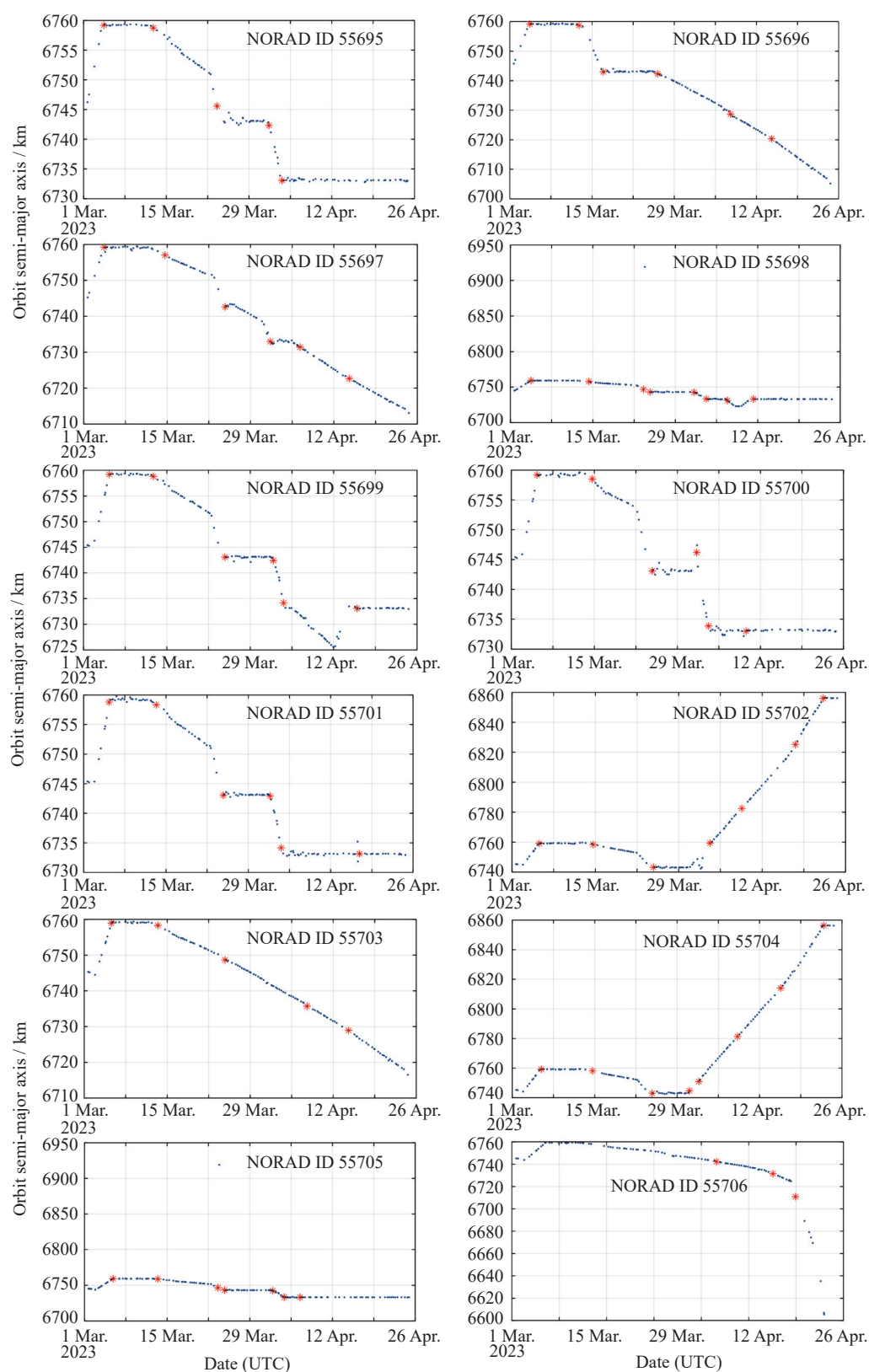


图 3 基于 TLE 数据的迷你星链二代卫星异常点检测结果 I (红色为算法检测到的异常点, 蓝色为正常点)

Fig. 3 Anomaly results I for Starlink V2 Mini based on TLE (Red indicates anomaly points detected by the algorithm, while blue indicates normal points)

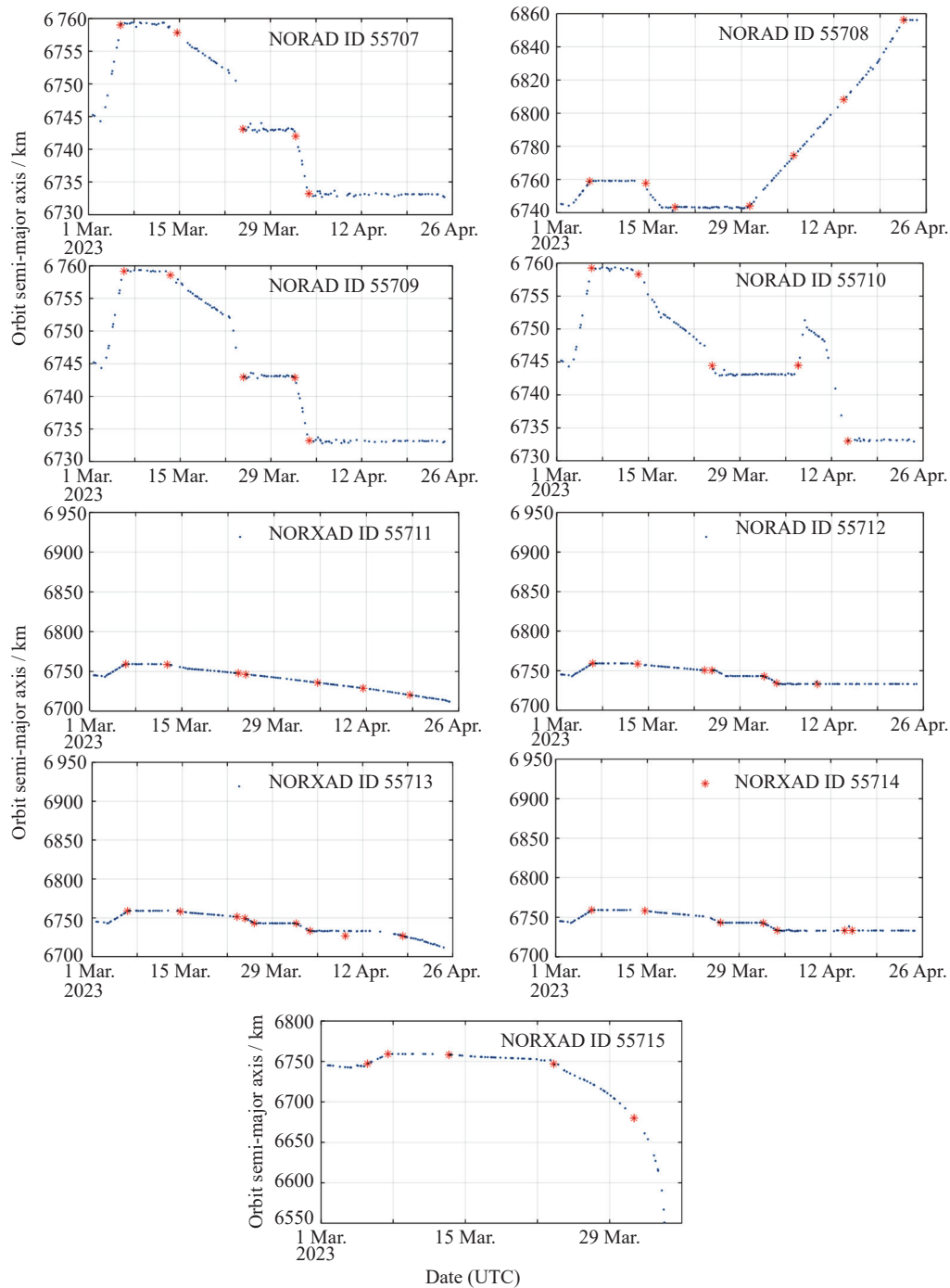


图 4 基于 TLE 数据的迷你星链二代卫星异常点检测结果 II (红色为算法检测到的异常点, 蓝色为正常点)

Fig. 4 Anomnaly results II for Starlink V2 Mini based on TLEs (Red indicates anomaly points detected by the algorithm, while blue indicates normal points)

式. 异常点被记录在 $p(n)$ 中.

2 迷你星链二代轨道异常分析

北京时间 2023 年 2 月 28 日 07:13 时, 搭载 21

颗第二代星链小型版 (Starlink V2.0 Mini) 低轨通信卫星第 6 组第 1 批次 (G6-1) 的猎鹰九号 V1.2 Block5 运载火箭, 将卫星送入近地点 365 km、远地点 373 km、倾角 43° 的近地轨道. 对该批次卫星进行分析, 根据数据分析, 对比结果后选择采用方差计算代

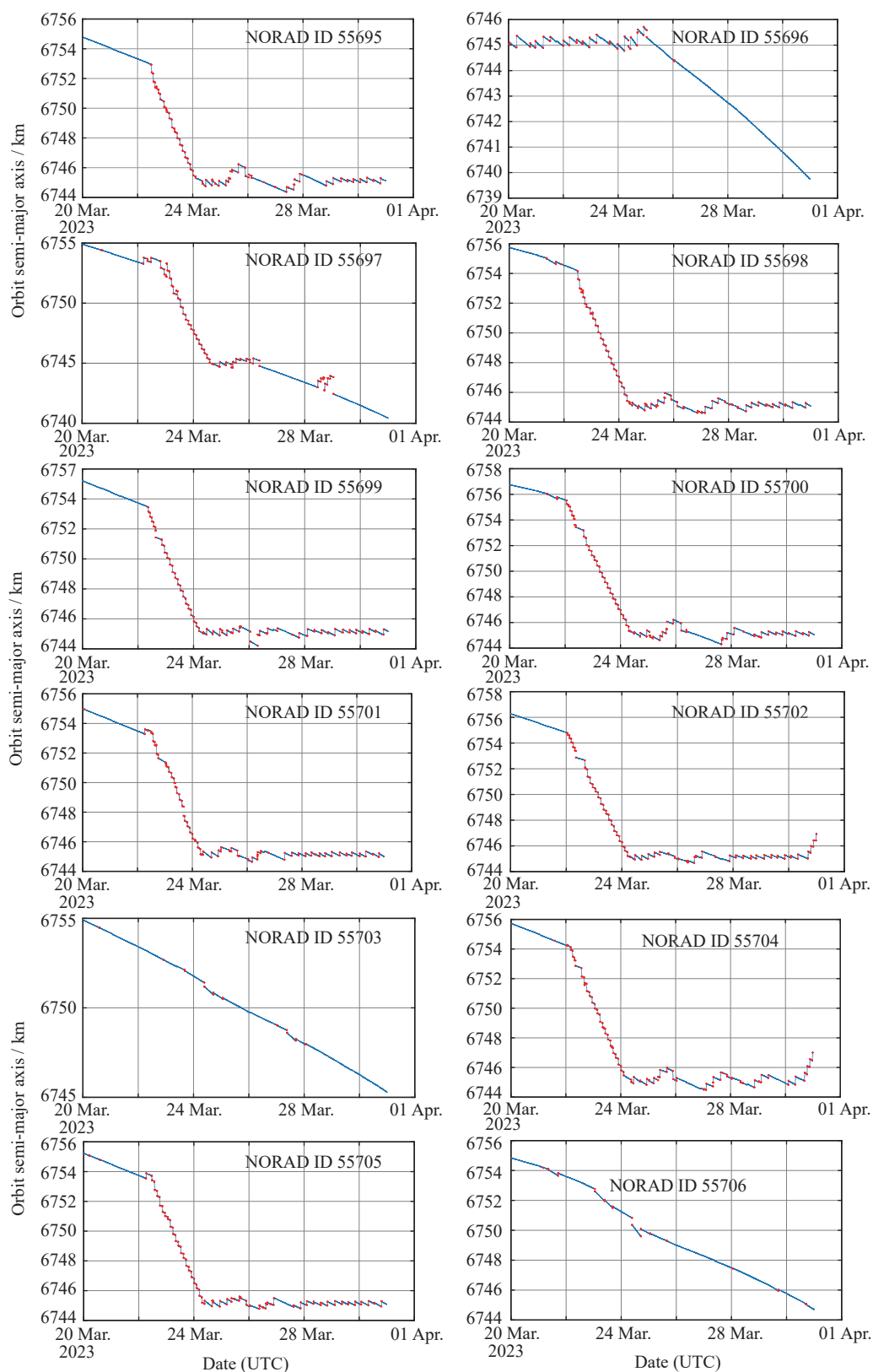


图 5 基于星历数据迷你星链二代卫星的异常点检测结果 I (红色为算法检测到的异常点, 蓝色为正常点)

Fig. 5 Anomaly results I for Starlink V2 Mini based on Ephemeris data (Red indicates anomaly points detected by the algorithm, while blue indicates normal points)

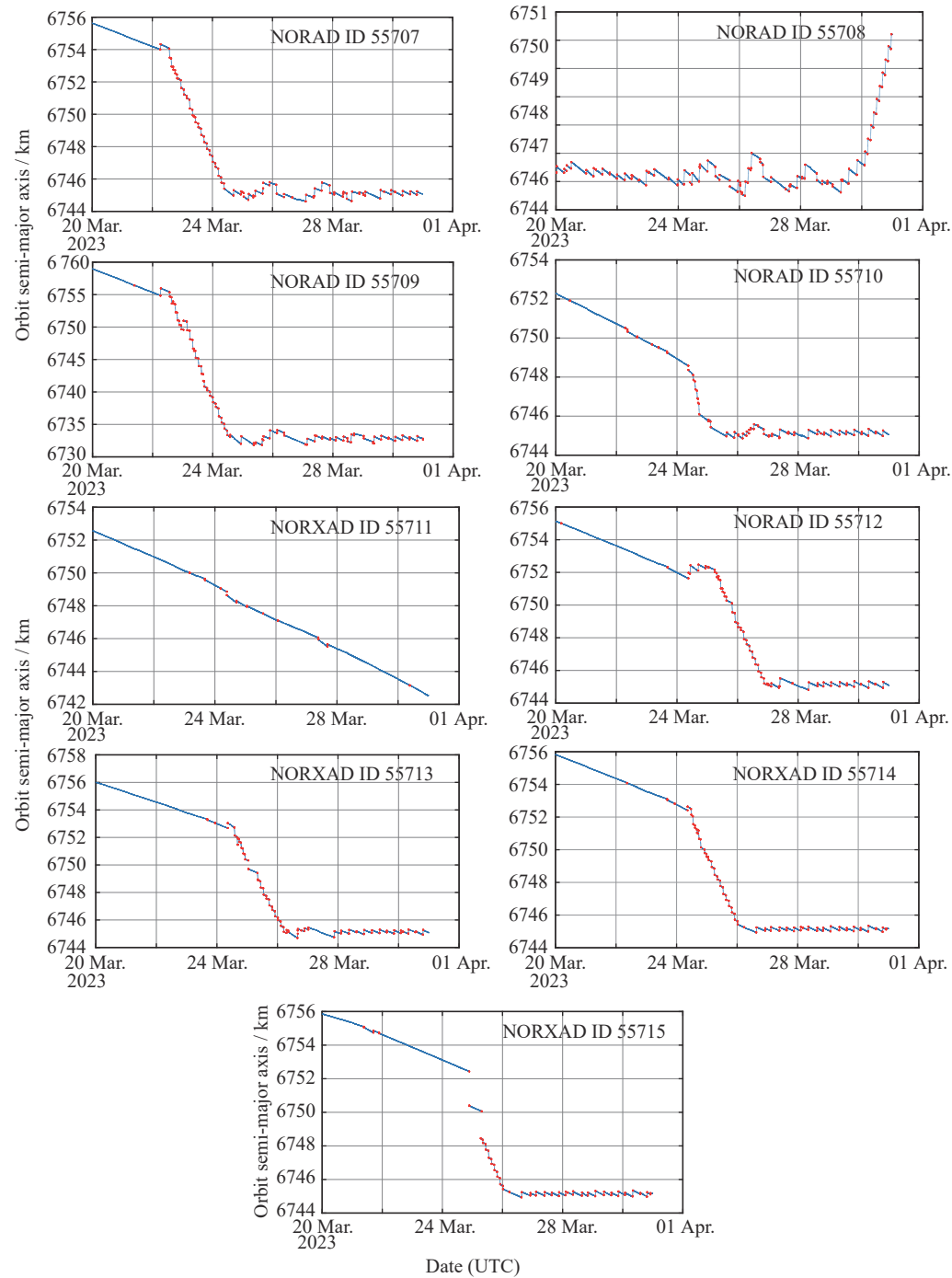


图 6 基于星历数据迷你星链二代卫星的异常点检测结果 II (红色为算法检测到的异常点, 蓝色为正常点)
Fig. 6 Anomaly results II for Starlink V2 Mini based on Ephemeris data (Red indicates anomaly points detected by the algorithm, while blue indicates normal points)

价函数的分段寻优法, 并设定阈值为 40, 分别对 TLE 数据和卫星星历数据进行轨道异常检测。

2.1 基于 TLE 数据的异常

提取该批次星链卫星 2023 年 3 月 1 日至 4 月 26 日期间的 TLE 数据进行分析, 该批次卫星刚刚

发射不久, 于 3 月 16 日左右突然变轨, 其中两颗星轨道已经降低至接近 370 km, 且降轨速度很快。分析认为二代星链卫星中使用了很多新技术, 所以遇到了一些问题, 部分卫星将会脱离轨道, 也有部分卫星将在上升到国际空间站上空之前进行测

表 1 TLE 数据的异常检测结果
Table 1 Anomaly detection results for TLE data

异常点数量				变轨段数量			
程序计算	人工判断	漏检率	误判率	程序计算	人工判断	漏检率	误判率
129	139	6.0%	9.1%	85	78	8.9%	10.2%

表 2 精密星历平根数的异常点检测结果
Table 2 Outlier detection results for precision ephemeris flat root counts

异常点数量				变轨段数量			
程序计算	人工判断	漏检率	误判率	程序计算	人工判断	漏检率	误判率
1855	1719	2.3%	6.7%	922	859	3.1%	6.1%

试^{*}. 因为该时间内卫星必有异动发生, 为了检测算法是否有效选择该批次卫星在该时间范围的 TLE 数据进行异常检测, 检测结果如图 3 和图 4 所示.

从图 3 和图 4 可以看出, 在对上述 21 颗卫星的异常结果剔除异常值后, 计算得到每个卫星的轨道都存在异常点, 经过人工统计共有 139 个异常点, 算法检测出 129 个, 异常点漏检率为 6.0%, 误判率为 9.1%; 根据异常点人工统计后发现变轨段为 78 个, 人工判断为 85 个, 变轨段漏检率为 8.9%, 误判率为 10.2% (见表 1). 可以看到对于卫星多阶段异常变轨, 检测结果不如单个阶段的好, 对少量数据的异常检测在一定范围内是可以接受的.

2.2 基于星历数据的异常分析

美国 Space-Track 网站还发布了星历数据, 可以更精细地检测轨道变化. 选择上述 21 颗卫星, 提取 2023 年 3 月 20 日至 3 月 31 日期间的星历数据, 将星历瞬根数转为平根数进行异常检测. 异常检测结果如图 5 和图 6 所示.

从图 5 和图 6 可以看出, 对于持续变轨以及进行轨道维持的卫星, 该方法几乎检测出了全部轨道变化的断点; 而且每个卫星的轨道都存在异常点, 人工统计共有 1719 个异常点, 而算法检测出 1855 个, 算法的异常点漏检率为 2.3%, 误判率为 6.7%; 检测出的变轨段为 922 个, 人工判断为 859 个, 算法的变轨段漏检率为 3.1%, 误判率 6.1% (见表 2).

同时, 观察到误报点大多出现在卫星轨道较为平

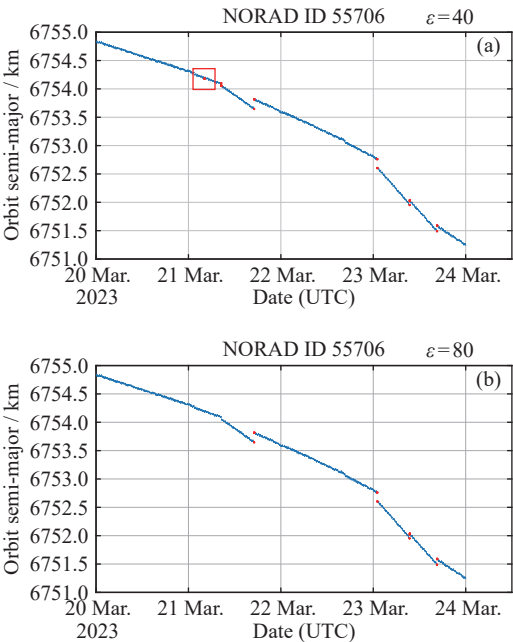


图 7 Starlink-30054 卫星不同阈值下的检测结果
Fig. 7 Detection results under different thresholds for Starlink-30054 satellite

稳的时段, 这是由于算法随机生成异常点后未优化掉部分错误的异常点时就已经满足目标条件, 使这些误报点被保留下来, 可以通过增大阈值的方式来优化掉这些点, 但也可能会将检测出的实际异常点优化掉. 这里以 Starlink-30054 卫星为例, 其 NORAD 编号为 55706, 图 7 给出了阈值 ϵ 分别为 40 和 80 的异常检测结果. 根据图 7 可知, 阈值 ϵ 增大后, 图 7(a) 红框中异常点在图 7(b) 中消失.

^{*} <https://www.163.com/dy/article/I0H2DRQJ05325VRY.html>

3 结语

基于优化的思想, 利用分段寻优法对轨道半长轴的历史数据进行异常点检测, 分别比较了基于均值构造、基于方差构造和基于曲线拟合构造的损失函数的异常检测结果后, 得出方差构造的损失函数最佳. 针对迷你二代星链卫星, 通过对比不同数据处理方式的检测结果, 得到选用半长轴变化量作为检测数据为最佳, 并给出了该数据下的异常阈值. 以迷你星链卫星为例进行分析, 利用分段寻优法进行轨道异常检测, 证明该方法快速有效, 异常检测结果基本正确, 但是仍存在一定的误报率和漏检率, 下一步将对该方法进一步优化, 减少误报率、漏检率.

参考文献

- [1] JOHNSON N L. Environmentally-induced debris sources [J]. *Advances in Space Research*, 2004, **34**(5): 993-999
- [2] PATERA R P. Space event detection method[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2008, **45**(3): 554-559
- [3] KELECY T, HALL D, HAMADA K, *et al.* Satellite maneuver detection using two-line element (TLE) data[C]// Proceedings of the Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui: Maui Economic Development Board, 2007
- [4] DONG Yunfeng, SU Jianmin. Detection of space target orbit maneuver by wavelet analysis[J]. *Journal of Astronautics*, 2004, **25**(2): 213-218 (董云峰, 苏建敏. 利用小波分析识别空间目标的轨道机动 [J]. *宇航学报*, 2004, **25**(2): 213-218)
- [5] YANG Xu, LIU Jing, WU Xiangbin, *et al.* New method to analyse the orbital abnormal of LEO satellite using TLE data-compositive criterion[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2011, **31**(2): 223-228 (杨旭, 刘静, 吴相彬, 等. 利用 TLE 数据分析 LEO 卫星轨道异常的新方法-综合判据法 [J]. *空间科学学报*, 2011, **31**(2): 223-228)
- [6] WANG Ronglan, LIU Wei, LIU Siqing, *et al.* An orbital anomaly analysis method based on TLE data[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2014, **34**(2): 208-213 (王荣兰, 刘卫, 刘四清, 等. 一种基于 TLE 数据的轨道异常分析方法 [J]. *空间科学学报*, 2014, **34**(2): 208-213)
- [7] ZHANG Taotao, BAI Xianzong, HAO Jia, *et al.* LEO spacecraft orbit anomaly detection based on prediction dispersion[J]. *Chinese Space Science and Technology*, 2012, **32**(5): 40-46, 68 (张涛涛, 白显宗, 郝嘉, 等. 基于预报偏差的 LEO 航天器轨道异常检测 [J]. *中国空间科学技术*, 2012, **32**(5): 40-46, 68)
- [8] LI T, CHEN L. Historical-orbital-data-based method for monitoring the operational status of satellites in low Earth orbit[J]. *Acta Astronautica*, 2018, **151**: 88-94
- [9] LI T, CHEN L. Space event detection method based on cluster analysis of satellite historical orbital data[J]. *Acta Astronautica*, 2019, **160**: 414-420.
- [10] LIU Jinghong, WU Chenyun, XU Jin, *et al.* Space event and outlier detection based on expectation maximization algorithm[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2022, **42**(6): 1185-1192 (刘劲宏, 吴晨韵, 徐劲, 等. 基于期望最大算法的空间事件及异常值探测 [J]. *空间科学学报*, 2022, **42**(6): 1185-1192)
- [11] LIU Wei, WANG Ronglan, LIU Siqing, *et al.* Analysis of satellite drag coefficient based on wavelet transformation [J]. *Journal of Astronautics*, 2015, **36**(2): 142-150 (刘卫, 王荣兰, 刘四清, 等. 基于小波变换的卫星阻力系数分析 [J]. *宇航学报*, 2015, **36**(2): 142-150)
- [12] TRUONG C, OUDRE L, VAYATIS N. Selective review of offline change point detection methods[J]. *Signal Processing*, 2020, **167**: 107299
- [13] JACKSON B, SCARGLE J D, BARNES D, *et al.* An algorithm for optimal partitioning of data on an interval[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, **12**(2): 105-108
- [14] PEBAY P P. Formulas for robust, one-pass parallel computation of covariances and arbitrary-order statistical moments[R]. Albuquerque: Sandia National Laboratories, 2008. DOI: 10.2172/1028931
- [15] TUKEY J W, MCCLAUGHLIN D H. Less vulnerable confidence and significance procedures for location based on a single sample: Trimming/Winsorization 1[J]. *Sankhyā: The Indian Journal of Statistics, Series A (1961-2002)*, 1963, **25**(3): 331-352

作者简介



曹纪峰 男, 1997 年 10 月出生于河南省周口市, 2022 年毕业于三峡大学数学与应用数学专业, 现为中国科学院国家空间科学中心飞行器设计专业在读硕士. 研究方向为空间碎片建模与碰撞预警.
E-mail: caojifeng22@mailsucas.ac.cn