0254-6124/2014/34(2)-201–07 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

Li Weizheng, Meng Qiao. Fault detection for in-orbit satellites using an adaptive prediction model (in Chinese). *Chin. J. Space Sci.*, 2014, **34**(2): 201-207, doi:10.11728/cjss2014.02.201

基于遥测数据动态特征的卫星异常检测方法*

李维铮　孟　桥

(东南大学信息科学与工程学院　南京 211189)

摘　要　基于遥测参数分析异常是保证卫星正常在轨运行的基础, 通常采用阈值法判断遥测参数是否超差来判断卫星工作状态, 由于其无法检测在阈值范围内变化的卫星遥测数据异常, 因而会导致故障漏报. 本文利用遥测参数动态变化特性, 提出一种基于遥测数据变化规律检测异常的方法. 利用周期图谱法求解遥测参数周期, 根据遥测数据各周期之间参数值的相似性, 按照遥测参数周期对数据进行采样, 得到平稳差分序列, 对其建立自回归移动平均混合模型, 通过精确的预测结果与实测遥测数据比较来发现异常. 利用该方法对实际在轨运行的某卫星 2012 年 5 月太阳能帆板转动异常故障进行验证, 结果表明其能够有效避免故障漏报.

关键词　卫星故障检测, 遥测数据, 时间序列, 周期图谱, ARMA 模型

中图分类号　V 474

Fault Detection for in-orbit Satellites Using an Adaptive Prediction Model

LI Weizheng　　MENG Qiao

(*School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing* 211189)

Abstract　Faults are unavoidable for in-orbit satellites. They are able to be detected by carefully analyzing the telemetry data from these satellites. It is obvious that a good performance of anomaly detection algorithm is very important. This paper presents a new approach which takes the advantage of the similarity of preceding telemetry data to detect current anomaly. Because of its adaptive checking criteria, it can find some faults that cannot be found by some traditional methods. Most of important thing of this algorithm is that no prior knowledge about any particular satellite is needed except telemetry data themselves. In order to prove its availability, we use this new approach to process telemetry data from a China on-orbit satellite in 2012 and a fault is detected instantaneously.

Key words　Satellite anomaly detection, Telemetry data, Time series, Periodogram spectral estimation, ARMA model

* 航天飞行动力学技术重点实验室开放基金项目资助 (2012afdl012)

2013-04-15 收到原稿, 2013-09-10 收到修定稿

E-mail: liweizheng1992@gmail.com

0 引言

卫星在轨运行会遇到各种各样的故障, 需要依据卫星下传的遥测数据进行判断, 及时发现遥测数据异常对于判断卫星故障具有决定性作用. 阈值法是卫星测控中心监测卫星遥测数据异常的一种常用方法 [1−2]. 其主要原理是根据每一个遥测数据的自身性质与功能要求, 设置报警门限, 当遥测数据值超过报警门限时, 判断参数异常. 但有一些卫星遥测数据值总是在门限内波动, 即使卫星部件出现异常, 其值仍然未超出设定门限, 造成故障漏报 [3].

通过卫星遥测数据的深入研究发现, 当卫星部件发生异常时, 无论遥测数据的数值是否超差, 其变化规律都会发生改变, 因此, 通过分析卫星遥测数据的变化规律, 能够发现遥测参数的细小变化, 从而提供一种有效判断卫星异常的新方法.

1 卫星遥测数据特性

卫星遥测系统按照一定采样周期对星上各部件的工作状况和数值进行采集, 经过 A/D 变换及编码后形成遥测数据, 再经过调制、放大下传到地面, 地面接收后进行逆处理得到这些遥测数据, 并记为 $x_i(t)$, 其中, $i = 1, 2, \cdots, n$ 为卫星遥测数据的个数, t 为遥测数据的采样时间. 卫星的遥测数据分为两大类: 数字量和模拟量. 数字量反映星上被测量单元的功能状态, 例如单元的开/关机情况; 模拟量是被测单元的数值测量值, 通常反映被测单元的性能状态. 常用的遥测数据异常检测算法阈值法原理为

$$\text{if}\{\text{not}(L_{i\text{T}} \leqslant x_i(t) \leqslant H_{i\text{T}})\}, \quad \text{then} \quad \text{Alarm}. \quad (1)$$

式中, $H_{i\text{T}}$ 和 $L_{i\text{T}}$ 分别为卫星第 i 个遥测数据报警的上下门限, 以下分别讨论阈值法对数字量和模拟量的检测效果.

(1) 数字量遥测

数字量遥测代表星上单元工作状态, 其意义明显、直接, 且数值通常在几个固定值中变化, 例如星上红外地平仪在工作状态时 $x_i(t) = 1$, 断电时 $x_i(t) = 0$, 这种数值的变化很容易通过式 (1) 检测出来. 因此, 阈值法对遥测数据中数字量的异常检测非常有效.

(2) 模拟量遥测

模拟量遥测是星上单元的输出数值, 通常是仪器测量结果或部件的工作输出. 一些模拟量遥测输出平稳, 如果出现显著变化, 则表明出现了异常, 在这种情况下使用阈值法进行异常检测非常有效, 可以称这类参数为静态参数. 但有一些模拟量遥测的输出数值不断变化, 且变化范围在阈值法设定的上下限内. 图 1 给出了某在轨地球同步卫星太阳电池阵跟踪太阳的角度输出, 地球的运动特性决定了其值在 0° ∼ 360°/d 范围内做类似线性变化, 2012 年 2 月 3 日, 由于星上控制系统异常导致帆板停转 1 个多小时 (后经处理恢复正常), 在帆板停转时, 其输出值停在 261.2°, 如图 1 中的台阶所示, 由于这个输出值仍然在 [0, 360] 的报警门限内, 因此, 采用式 (1) 无法报警. 定义这类参数值在门限内有较大波动的遥测数据为动态参数, 这种波动具有很强的规律性, 图 2 所示为该卫星天线馈源温度遥测值, 其变化非常规律, 可以看出如果在某个时刻变化规律被破坏, 则说明相关部件的工作状态出现了变化 [4].

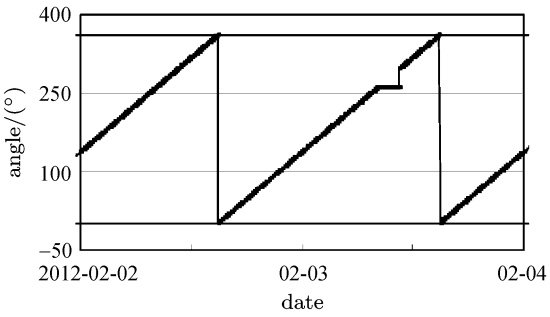


图 1 太阳帆板旋转角度遥测数据曲线

Fig. 1 Rotating angle of solar panel

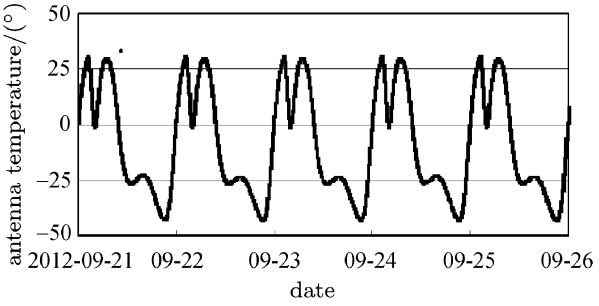


图 2 天线馈源温度遥测值遥测数据曲线

Fig. 2 Temperature of antenna feed

上述分析表明, 由于遥测数据的动态特性, 当卫星一些部件出现异常时, 遥测数据的值不一定超出给定门限, 使用阈值法就会造成异常的漏检, 但是遥测数据的变化规律会发生变化, 如果通过规律变化发现异常就可以避免这个问题, 这为检测卫星异常提供了新的思路.

2 基于动态特征的异常检测策略

2.1 基本原理

图 1 为典型的卫星动态遥测数据, 其动态特性是由卫星在空间运动特点所决定的, 表现为约 24 h 周期变化规律, 因此, 任意时刻帆板转角的遥测值应与其 24 h 前的值一致或相差很小. 利用下式

$$y_i(t) = x_i(t) - x_i(t-T) \tag{2}$$

对图 1 中的遥测数据进行处理, 所得结果如图 3 所示. 式中, T 为遥测数据动态周期. 可以看出, 帆板正常转动时 $y_i(t)$ 在零值附近波动; 帆板停止转动时, $y_i(t)$ 迅速增大, 当超过图 3 所示的上限报警线时表明出现了异常. 因此, 通过检测 $y_i(t)$ 而不是 $x_i(t)$, 可以很容易地检测出参数异常. 同样, 利用下式:

$$\text{if } \{|x_i(t) - x_i(t-T)| > V_i)\},\ \text{then Alarm}, \tag{3}$$

以 24 h 为周期对图 2 进行处理, 所得结果示于图 4. 从图 4 中可以看出, 尽管天线馈源温度遥测值在 $[-40, 27]$ 的大范围内变化, 其 24 h 差值的绝对值小于 1.2°, 可以认为正常情况下绝对差不应超过 1.2°, 因此, 设 $V_i = 1.2°$ 或者更小, 这样可以及时发现天线馈源的异常.

以上是利用遥测数据动态特征检测异常的一个示例, 利用相邻周期的参数值相等或相近原理, 对遥测数据当前值与上一个周期值进行差分运算, 并将结果与给定门限值进行比较, 可以通过研究数据的细微变化来发现异常. 但在实际应用中, 采用式 (3) 也存在一个问题, 即 V_i 值的确定. 由于受季节变化和器件老化的影响, 实际很难为每个遥测数据设置准确的 V_i 值, 同时偶尔遥测误码也会造成误判. 但如果利用多组数据就可以避免这两个问题.

正常情况下, 卫星动态遥测数据 i 在任意时刻 t 的值 $x_i(t)$ 不仅与其前一个周期时刻 $t-T$ 的值 $x_i(t-T)$ 相同或相近, 还与前 $t-2T$ 时刻的值 $x_i(t-2T)$ 相同或相近, 依次类推, 其可与前 $t-NT$ 时刻的值 $x_i(t-NT)$ 相同或相近, 因此, 可以基于 $x_i(t)$ 前 N 个测量数据的变化规律来预测 t 时刻的值 $\hat{x}_i(t)$, 进而判断实测 $x_i(t)$ 是否落在预测的 $\hat{x}_i(t)$ 置信区范围内. 如果实测 $x_i(t)$ 落在 $\hat{x}_i(t)$ 置信区范围内, $x_i(t)$ 值正常, 否则为异常. 只要 $\hat{x}_i(t)$ 值预测准确, 就能达到与式 (3) 同样的异常检测效果, 既可避免 V_i 值的选取问题, 又可大大降低遥测误码的影响. 因此, 对任意时刻遥测数据 $x_i(t)$ 的异常检测可以转换成对序列

$$\{x_i(t), x_i(t-T), x_i(t-2T), \cdots, x_i(t-NT)\}$$

的规律分析. 其中, T 为遥测数据动态周期, N 为被构造序列的点数. 在具体实现时需要根据每个遥测数据的多点观测值获得动态周期, 构造时间序列和建立精确模型.

2.2 动态遥测数据周期计算

卫星动态遥测数据的变化规律通常与卫星空间环境、载荷状态和器件的机电特性等有关, 这些特性决定了其周期值的大小, 需要通过分析测量数据获得. 周期计算可以采用最大似然法、小波分析法、周期图谱法和自相关法等方法, 在数据量充分的前提

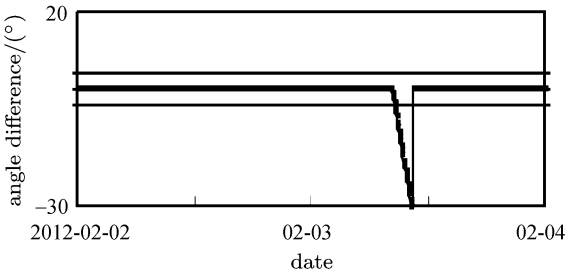


图 3 太阳帆板旋转角度遥测数据差分曲线

Fig. 3 Rotating angle difference of solar panel

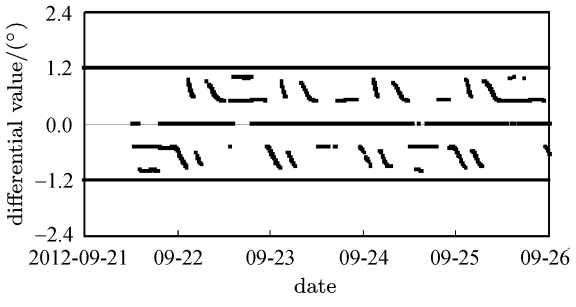


图 4 天线馈源温度遥测数据差分曲线

Fig. 4 Temperature difference of antenna feed

下, 周期图谱法算法获得的周期值精度较高, 运算速度快 [5−7], 因此这里采用了周期图谱法求取动态遥测数据的周期.

对于卫星遥测数据, 其功率谱密度包含了参数信号的统计平均谱特性, 信号的频率信息可以从功率谱密度分布中得到. 令 $x(n)$ 表示遥测数据的时间序列, 用 $r_{xx}(m)$ 表示该参数时间序列的自相关函数, $P_{xx}(\omega)$ 表示 $x(n)$ 的功率谱密度, 遥测数据的自相关函数与功率谱密度的关系时刻可表示为

$$P_{xx}(\omega)=\sum_{m=-\infty}^{\infty}r_{xx}(m)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega m}. \tag{4}$$

对于有限长时间序列, 只能进行谱估计, 对于卫星遥测数据序列 $x(0),x(1),\cdots,x(N-1)$, 自相关函数为

$$\hat{r}_{xx}(m)=\frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1}x(n)x(n+m)=$$

$$\frac{1}{N}\sum_{n=-\infty}^{\infty}x_N(n)x_N(n+m). \tag{5}$$

代入式 (4), 得到功率谱密度的估计值

$$\hat{P}_{xx}(\omega)=\sum_{m}\hat{r}_{xx}(m)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega m}. \tag{6}$$

其中,

$$x_N(n)=w(n)x(n),$$

$$x_N(n+m)=w(n+m)x(n+m).$$

有限长度的时间序列会产生泄露现象, 影响功率谱估计, 因此, 选择矩形窗函数 $w(n)$ 来使主瓣的宽度和旁瓣的能量尽量小, 这样可以有效减少泄露. 选 $w(n)$ 为矩形窗时, 式 (6) 可写为

$$\widehat{P}_{xx}(\omega)=\frac{1}{N}\Big|\sum_{n=0}^{N-1}x(n)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega n}\Big|^2=$$

$$\frac{1}{N}|X_N(\omega)|^2, \tag{7}$$

式中, $X_N(\omega)$ 为有限长遥测数据序列 $X_N(n)$ 的离散傅里叶变换, 其对应的功率谱密度峰值就是要求的序列频率 f, 如果卫星遥测数据的采样时间间隔为 T_{L}, 则卫星遥测数据的周期

$$T=T_{\mathrm{L}}/f. \tag{8}$$

以上讨论了卫星动态遥测数据的周期计算方法, 对于卫星静态遥测数据, 其值在正常情况下变化不大, 周期值可以认为是无穷大, 基于周期图谱法的计算结果无效, 这时可以固定设置为 24 h, 由前面分析的静态遥测数据特性, 它等效于每个周期固定时刻的值相同或接近, 设定固定周期后, 在异常检测方法上与动态遥测数据相同. 因此, 利用动态特性进行异常检测的方法适用于卫星所有遥测数据.

2.3 基于时间序列模型的异常检测

卫星遥测系统将采集到的遥测数据以一定时间间隔不断下传, 地面对接收到的所有数据进行处理和储存, 尽管根据重要性的不同, 不同参数被采样的间隔会有所不同, 但所有的遥测数据都是按照时间顺序进行排列的, 因此, 可以用时间序列模型对 2.1 节构造的遥测数据序列

$$\{x_i(t),x_i(t-T),x_i(t-2T),\cdots,x_i(t-NT)\}$$

进行规律分析, 从而发现异常.

由于受到星上部件或单元长期变化趋势、周期性、季节性变化的影响, 卫星遥测数据序列通常是非平稳时间序列, 对其进行精细的统计分析, 需要去除非平稳成分, 对序列

$$\{x_i(t),x_i(t-T),x_i(t-2T),\cdots,x_i(t-NT)\}$$

用下式

$$\begin{cases} y_N=x_i(t)-x_i(t-T),\\ y_{N-1}=x_i(t-T)-x_i(t-2T),\\ \vdots\\ y_0=x_i[t-(N-1)T]-x_i(t-NT). \end{cases} \tag{9}$$

进行差分处理, 可以得到去除周期项的序列

$$\{y_t:1<t<N\},$$

在一定时间范围内, 该序列可以看成是一个平稳时间序列, 其中, T 用式 (8) 得到.

对于平稳时间序列的预测方法有回归分析法、分解分析法、自适应过滤法、指数平滑法、移动平均法以及自回归移动平均混合 (Auto Regression Moving Average, ARMA) 模型等方法 [8−9]. ARMA 模型既考虑到因变量自身历史值对其某一时刻值的影响, 又考虑了其他变量及其历史值对因变量的影响, 因此, 非常适合用于分析上述卫星遥测数据的变化规

律. 为建立 ARMA 模型, 可以对于获得的平稳时间序列 $\{y_t\}$ 建立一个如下差分方程:

$$\begin{cases} y_N = \varphi_0 + \varphi_1 y_{N-1} + \cdots + \varphi_p y_{N-p} + \\ \qquad \varepsilon_N - \theta_1 \varepsilon_{N-1} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{N-q}, \\ \varphi_p \neq 0, \\ \varphi_q \neq 0, \end{cases} \tag{10}$$

式中, φ_i 为自回归参数, $i = 0, 1, \cdots, p$; θ_j 为滑动平均参数, $j = N, N-1, \cdots, N-q$; $\varepsilon_N, \varepsilon_{N-1}, \cdots \varepsilon_{N-q}$ 为 q 个两两独立的白噪声. 得到模型阶数 p, q 以及 MA 和 AR 模型参数 φ_i, θ_j 就可以建立 ARMA 模型. 对于 ARMA 模型拟合, 如果模型的阶数比最佳阶数高, 则与用高阶曲线拟合低阶曲线类似, 背景噪声的影响会被加大, 产生假峰. 如果模型阶数低于最佳阶数, 则与用低阶曲线模拟高阶曲线类似, 会产生平滑的结果从而使某些信号无法分辨, 因此, 模型阶数的估计非常重要. 这里采用的是 Schwarz 根据 AIC 准则改进的 BIC 准则来计算 ARMA 模型的阶数, BIC 的准则函数为 [10]

$$B(p,q) = \ln \hat{\sigma}_\varepsilon^2(p,q) + (p+q) + (p,q) \ln N. \tag{11}$$

其中, p, q 为估计阶数, $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ 为残差方差, 其估计式为

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2(p,q) = \frac{1}{(N-p)-(p+q+1)} \cdot Q(\hat{\mu}, \hat{\varphi}_1, \cdots, \hat{\varphi}_p, \hat{\theta}_1, \cdots, \hat{\theta}_q), \tag{12}$$

$$Q = \sum_{t=n+1}^{N} (X_t - \hat{\varphi}_1 X_{t-1} - \cdots - \hat{\varphi}_n X_{t-n})^2. \tag{13}$$

若某阶数 p, q 满足

$$B(p,q) = \min_{1 \leqslant n \leqslant M(n)} B(p,q), \tag{14}$$

其中, $M(N)$ 等于 $[\sqrt{N}]$, 则求得的 ARMA 模型最优阶数为 (p,q).

在得到 p 和 q 后, 用最小二乘法可以得到 ϕ_i 和 θ_j, 进而可根据式 (10) 以及卫星遥测数据经周期抽样和差分运算后的序列建立 ARMA 模型 [11], 得到最新数据的预测值及其置信区间, 通过比较实际测量值与预测结果的一致性, 完成异常分析.

3 计算实例

2012 年 5 月 11 日 22:20 LT, 在轨运行的某地球同步卫星控制太阳能帆板旋转角速度的增益档出现跳变, 导致太阳能帆板旋转角度每天增加 0.4°, 由于所使用阈值的局限性, 这个故障 9 天后才被发现, 然后由地面发送遥控指令恢复正常. 下面基于当时卫星下传的遥测数据利用上述方法进行分析, 证明其可以实时发现故障.

(1) 帆板角度原始遥测数据的动态周期计算

根据周期图谱法, 对帆板角度原始遥测数据进行离散傅里叶变换, 得到的功率谱密度如图 5 所示. 从图 5 可以看出, 功率谱密度函数峰值对应的频率 f 为 0.003494 Hz, 数据时间间隔 T_D 为 301.88 s, 由式 (8) 可得到遥测数据的动态周期

$$T = T_\mathrm{D}/f = 301.88/0.003494 \approx 24\,\mathrm{h}.$$

(2) 时间序列构造

以 2012 年 5 月 11 日 22:20 LT 为起点, 根据周期 T 对原始遥测数据进行采样, 得到前 30 天、每天 22:20 BLT 时的卫星太阳能帆板角度值, 如图 6 所示, 进一步利用式 (9) 进行差分处理, 即可得到如图 7 所示的时间序列.

(3) ARMA 模型建立及异常发现

根据 BIC 准则为模型定阶, 表 1 列出了当 MA 与 AR 模型阶数分别为 1 ~5 时 (MA 和 AR 模型各阶参数分别为 φ 和 θ, 下脚标为相应阶数, φ_0 和 θ_0

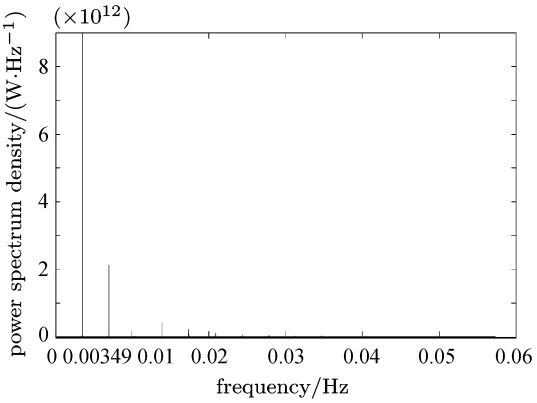


图 5 帆板转角遥测数据的功率谱密度

Fig. 5 Power spectral density of rotating angle

为常数项), 根据 BIC 准则式 (11) 得到各阶对应的 $B(p,q)$ 值, 可以看出 $B(5,1) = -7.9144$ 为最小值. 由式 (11) 建立 (5, 1) 阶的 ARMA 模型, 所得到的预测模型各参数列于表 2.

由该序列模型可以递推得到第 32 点, 即正常情况下 5 月 11 日 22:20 LT 的太阳能帆板角度预测值应该是 0.014, 预测值 95% 置信区间为 [−0.0799, 0.1079]. 而第 32 点的实际测量值为 0.288, 超出了该置信区范围, 因此异常当即被检出.

4 结语

对在轨运行卫星下传的遥测数据特性进行了分析, 针对当前卫星测控领域普遍采用的异常检测方法——阈值法会造成故障漏报的缺陷, 利用卫星遥测数据每个动态周期数值相同或相近的原理, 提出一种基于遥测数据变化规律检测异常的方法, 并给出理论计算及实现方法. 通过某在轨卫星的实际数据进行了故障检测效果验证, 结果表明利用一定时间范围内

表 1 模型定阶计算结果

Table 1 Calculation results of $B(p,q)$ under different MA and AR model orders

	φ_0	φ_1	φ_2	φ_3	φ_4	φ_5
θ_0	−7.4406	−7.3992	−7.31545	−7.28607	−7.29201	−7.28399
θ_1	−7.36434	−7.32073	−7.21827	−7.13864	−7.19653	−7.90852
θ_2	−7.30733	−7.22813	−7.1318	−7.10752	−7.13957	−7.80273
θ_3	−7.29542	−7.21591	−7.17443	−7.09594	−7.04473	−7.76813
θ_4	−7.32492	−7.22384	−7.13722	−7.04947	−7.05233	−7.69152
θ_5	−7.29258	−7.9144	−7.82928	−7.73593	−7.62767	−7.67805

表 2 ARMA 模型参数计算结果

Table 2 Parameters for ARMA model

φ_0	φ_1	φ_2	φ_3	φ_4	φ_5	θ_1	θ_2
0.01284	0.019423	−0.33031	0.046452	0.5188	0.15276	−0.31128	−0.81008

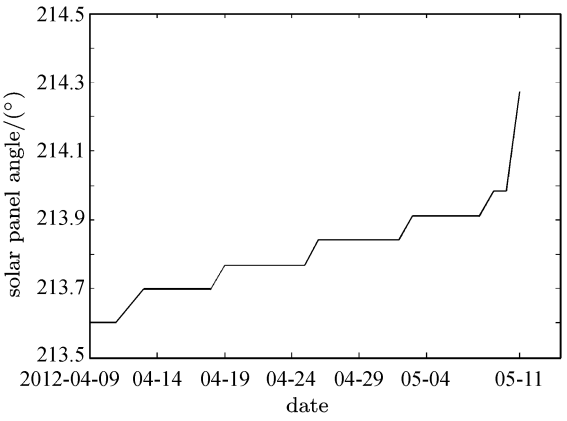


图 6 帆板转角遥测数据周期采样结果

Fig. 6 Samples of rotating angle

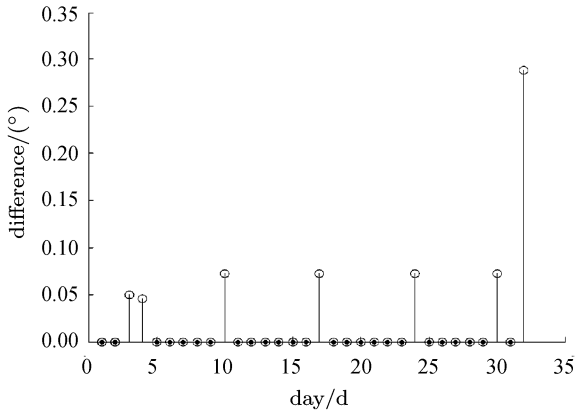


图 7 帆板转角遥测数据周期采样差分结果

Fig. 7 Time series of rotating angle

的观测数据, 可以实时检测卫星遥测数据出现的异常, 有效避免故障漏报; 利用长期观测数据进行大范围性能比较, 还可以发现器件老化等现象, 为卫星状态评估提供依据.

参考文献

[1] Zhang Xiaojie, Zhao Haitao, Miao Qiang. Reliability analysis of satellite system based on dynamic fault tree [J]. *J. Astron.*, 2009, **30**(3):1249-1254. In Chinese (张晓洁, 赵海涛, 苗强. 基于动态故障树的卫星系统可靠性分析 [J]. 宇航学报, 2009, **30**(3):1249-1254)

[2] Jiang Lianxiang, Li Huawang, Yang Genqing. A survey of spacecraft autonomous fault diagnosis research [J]. *J. Astron.*, 2009, **30**(4):1320-1326. In Chinese (姜连祥, 李华旺, 杨根庆. 航天器自主故障诊断技术研究进展 [J]. 宇航学报, 2009, **30**(4):1320-1326)

[3] Michael J C, David E M, Thomas J S, *et al.* Comparison of electronics reliability assessment approaches [J]. *IEEE Trans. Reliab.*, 1993, **42**(4):542-546

[4] Li Xiaolei, Han Jiawei, Sangkyum K. Motion-alert, automatic anomaly detection in massive moving objects [J]. *Lect. Notes Comput. Sci.*, 2006, **3975**:166-177

[5] Lagunas M A. The periodogram envelope in parametric and non-parametric spectral estimation [C]//International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Glasgow: IEEE, 1989

[6] Wang Zhenhua, Zhang Miao, Shen Yi. Actuator fault detection and isolation for the attitude control system of satellite [J]. *J. Harbin Inst. Technol.*, 2013, **45**(2):72-76. In Chinese (王振华, 张淼, 沈毅. 卫星姿态控制系统执行器故障检测与分离 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2013, **45**(2):72-76)

[7] Niu Erzhuo, Wang Qing, Dong Chaoyang. Robust fault detection of a class of network control system for flight vehicle [J]. *J. Astron.*, 2012, **33**(12):1736-1741. In Chinese (牛尔卓, 王青, 董朝阳. 一类飞行器网络控制系统的鲁棒故障检测算法 [J]. 宇航学报, 2011, **33**(12):1736-1741)

[8] Navarro-Moreno J. ARMA prediction of widely linear systems by using the innovations algorithm [J]. *IEEE Trans. Signal Proc.*, 2008, **34**(2):3061-3068

[9] Chen Zhengsheng, Lü Zhiping, Zhang Qinghua, Wang Peng. GPS satellite clock error predicting based on ARMA analysis [J]. *Sci. Surv. Mapp.*, 2011, **36**(3):123-128

[10] Li Ruiying, Kang Rui. Research on failure rate forecasting method based oil ARMA model [J]. *Syst. Eng. Electron.*, 2008, **45**(30):345-351

[11] Celenk M. Predictive network anomaly detection and visualization [J].*IEEE Trans. Inf. Forens. Secur.*, 2010, **35**(2):288-299