

基于小波分析的 RAIM 算法卫星故障检测研究

夏 奇¹, 郝顺义¹, 常 诚¹, 许 刚²

(1. 空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038; 2. 63722 部队, 西安 714000)

摘要: 作为一种传统的卫星故障诊断方法, RAIM 在卫星故障监测中发挥着重要作用; 文中基于奇偶矢量 RAIM 算法, 提出一种基于小波分析的 RAIM 算法的卫星故障检测方法; 首先利用 Haar 小波分解, 对卫星故障信号进行小波变换处理, 提取故障信号特征, 通过在不同尺度的奇异性变化找到信号突变点, 然后将检测结果反馈给 RAIM 算法进行故障检测, 对不同条件下的卫星故障进行故障检测性能进行分析; 仿真实验表明, 该算法提高了系统故障检测的准确性, 降低了误警率。

关键词: RAIM; 小波变换; 故障检测; 误警率

A Research on Failure Detection of Wavelet Transformation Based RAIM Algorithm

Xia Qi¹, Hao Shunyi¹, Chang Cheng¹, Xu Gang²

(1. College of Aeronautics and Astronautics Engineering, AFEU, Xi'an 710038, China;
2. Unit 63722, Xi'an 714000, China)

Abstract: As a traditional method of satellite failure detection, RAIM plays an important role in GPS integrity monitoring realm. Based on the parity vector RAIM algorithm, an improved satellite fault detection method based on wavelet-transform was presented. Firstly, the satellite fault signal was transformed, and the fault signal characteristics were extracted by using Haar wavelet decomposition. Then, the signal jumping point was identified on the different scales, and the detection results were feedback to the RAIM algorithm to analyze the different fault performance. The simulation results show that the accuracy is improved, and the false alarm rate is reduced.

Key words: RAIM; wavelet-transform; fault detection; false alarm rate

0 引言

GNSS (全球卫星定位系统) 作为当今航空航天等领域的主流导航设备, 其系统的可靠性和完好性等性能体现着极其重要的标准。卫星导航系统完好性是指当卫星定位误差超过允许限值时, 系统及时向用户告警的能力, 因此完好性成为卫星接收机的重要衡量指标^[1]。RAIM (接收机自主完好性检测) 作为目前卫星完好性检测中自主有效的方法, 得到了广泛的使用^[2-4]。

但是文献 [2] 中的传统 RAIM 算法检测存在着如微小故障漏检, 检测延迟, 误警率高等缺陷。由于小波分析具有在时域和频域的良好局部特性和对信号有较强的特征提取功能^[5], 近几年来已得到广泛应用。在此, 本文采用小波变换, 将卫星故障检验统计量进行分层次分解, 以获得不同尺度的信号成分, 取其能反映故障信号特征的低频成分作为卫星故障特征, 对奇偶矢量 RAIM 算法进行分析研究, 并加以仿真验证。

1 RAIM 算法简介

当前的全球卫星定位系统, 一般只需要 4 颗星的星历参数和伪距等就可以实现定位, 因此导航接收机定位解算可用奇偶矢量法^[6]。

卫星导航系统定位解算基本方程为:

$$y = Hx + \epsilon \tag{1}$$

式中, y 为观测伪距与近似计算伪距的差值; H 为由各卫星至用户接收机的方向余弦向量构成的线性矩阵; x 为 4 维对先前位置和钟差的修正测量矢量; ϵ 为 n 维观测伪距测量噪声。

定义奇偶矢量矩阵为:

$$p = \begin{cases} Q_p \epsilon & \text{正常状态} \\ Q_p l + Q_p \epsilon & \text{故障状态} \end{cases} \tag{2}$$

式中, Q_p 为奇偶空间矩阵, 是对 H 进行 QR 分解所得。

定义检测统计量为 $F_{SSE} = p^T p$, 设伪距误差为 σ 有:

$$F_{SSE} / \sigma^2 \sim \begin{cases} \chi^2(n-4) & \text{正常状态} \\ \chi^2(n-4, \lambda) & \text{故障状态} \end{cases} \tag{3}$$

其中: λ 是非中心化参数, 则有:

$$P\left(\frac{F_{SSE}}{\sigma^2} < a\right) = \int_0^a f_{\chi^2(n-4)}(x) dx = 1 - P_{FA} \tag{4}$$

取检验统计量 T 为:

$$T = \sqrt{\frac{F_{SSE}}{(n-4)}} \tag{5}$$

则检测门限 T_D 为:

$$T_D = \sigma \sqrt{\frac{a}{(n-4)}} \tag{6}$$

式中, $f_{\chi^2(n-4)}(x)$ 是自由度为 $(n-4)$ 的 χ^2 分布概率密度函数, n 为可见卫星数。

2 小波变换与故障特征提取

2.1 小波变换原理^[7]

小波变换是一种加窗傅里叶变换发展演变的结果, 小波变

收稿日期: 2013-12-25; 修回日期: 2014-02-18。

基金项目: 航空科学基金资助项目(20100818017)。

作者简介: 夏 奇(1991-), 男, 河南信阳人, 硕士研究生, 主要从事惯性导航与组合导航方向的研究。

换突破了传统傅里叶变换等信号处理方法的限制, 在时域和频域上可同时对故障信号实现局部化处理, 这更符合信号非平稳的变频带结构特征, 在信号的突变和慢变的故障检测分析上具有很大优势。

设 $\psi(t)$ 为一平方可积函数, 即 $\psi(t) \in L^2(\mathbf{R})$, 若其傅里叶变换 $\psi(\omega)$ 满足条件:

$$C_\psi = \int_{\mathbf{R}} \frac{|\psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \quad (7)$$

则称 $\psi(t)$ 为一个基本小波, 式 (7) 为小波函数的可容许性条件。其中 t 为时间, ω 为频率, \mathbf{R} 为实数集合, $L^2(\mathbf{R})$ 为实数域平方可积空间。

对函数 $\psi(t)$ 进行尺度伸缩和平移, 即得到了相对应的 s 尺度的子小波:

$$\psi_b(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-b}{s}\right) \quad (8)$$

式中, s, b 为实数且 $s \geq 0, s$ 为伸缩因子, b 为平移因子。

任意信号 $f(t) \in L^2(\mathbf{R})$, 它的小波变换可以表达为信号 $f(t)$ 与其子小波的卷积, 即:

$$Wf(s, b) = \frac{1}{s} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{b-t}{s}\right) dt = f \cdot \psi_s(b) \quad (9)$$

由小波的积分变换表达式可知随着 s 的大小减小, $\psi_b(t)$ 的频谱就向高频方向移动, 而 $\psi_b(t)$ 的宽度则越来越狭小。这就满足了信号频率高相应的窗口应该小, 因而它在时间或空间域上均有较高的分辨力, 对故障信号的局部变化也有很好的定位和识别性能。

2.2 故障信息的奇异性分析

在卫星故障检测中, 故障信号的奇异点表现为输出信号发生突变、边缘和密集度特征等等, 其奇异部分往往包含着有用的信息。由于小波变换同时具有良好的时频局部性, 因而对故障信号奇异分析十分有效^[8]。

一般情况下, 故障信号的变化有两种情况, 这里考虑第一种情况, 即在某一时刻突然加入幅值或频率突变造成信号的不连续。

定义 1^[9]: 在某一尺度 x_0 下, 如果存在一点 (x_0, y_0) 使得 $\frac{\partial W_f(x_0, y_0)}{\partial y} = 0$, 则称点 (x_0, y_0) 是局部极值点, 如果对 y_0 的某一领域内的任点 y , 有 $|W_f(x_0, y)| \leq |W_f(x_0, y_0)|$ 则称 (x_0, y_0) 为小波变换模极大值点。

定义 2^[10]: 设小波函数 $\psi(t)$ 是实函数且连续, 具有衰减性 $f(t) \in L^2(\mathbf{R})$ 在区间 I 上一致李普西兹指数 $\alpha (-\epsilon < \alpha \leq 1) (\epsilon > 0)$, 则存在常数 $c > 0$, 使得对 $\forall x, y \in I$, 其小波变换满足 $|W_f(x, y)| \leq cx^{\alpha+1/2}$ 。若 t_0 是 $f(t)$ 的奇异点, 则 $|W_f(x, y)|$ 在 $y = t_0$ 处取得极大值。

一般来讲, 函数在某一点李普西兹指数 α 表征了该点的奇异性大小, α 越大, 该点的光滑度越高; α 越小, 该点的奇异性越大。

3 基于小波分析的 RAIM 检验算法

设定惯导元件输出量为—维给定数据, 按照小波多分辨率分析理论^[11], 采用正则性好的 Haar 小波函数对其进行尺度分解。则卫星故障信息可以表达为不同的小波函数之和:

$$f(x) = a_0 + a_1 w(x) + a_2 w(2x) + a_3 w(2x - 1) +$$

$$a_4 w(4x) + \dots = a_0 + \sum_{j=0}^{\infty} \sum_{k=0}^{2^j-1} a_{2^j+k} w(2^j x - k) \quad (10)$$

$$a_{2^j+k} = 2^j \int_0^1 x w(2^j x - k) dx \quad (11)$$

式中, $f(x)$ 为有限长度的信号, $0 \leq x < 1; a_i$ 为小波变换系数; $w(x)$ 为小波函数。

卫星故障信号经分解后, 实质上被分解为一个低频分量和各尺度下的高频分量, 而这些高频分量中常含有反映信号变化的信息特征。用公式可表示为:

$$S = A_N + \sum_{n \in \mathbf{Z}} D_n = A_N + D \quad (12)$$

由小波多尺度分解所得的信号高频分量, 实质上是一个矩阵:

$$\mathbf{D} = (d_1, d_2, d_3, \dots, d_n) \quad (13)$$

其绝对值为:

$$|\mathbf{D}| = (|d_1|, |d_2|, |d_3|, \dots, |d_n|) \quad (14)$$

再对故障信号进行全局去噪处理和特征提取:

$$t_m = \begin{cases} |d_m|, & |d_m| > T \\ 0, & |d_m| < T \end{cases} \quad (|d_m| \in D_1, 1 < m < n) \quad (15)$$

其中: T 表示为大小可以变化的阈值。

根据理论分析, 对去噪重构的故障进行分层分析, 选择高频分量来确定突变故障点时间段, 利用小波信号的奇异性确定准确的时间点。利用记录下的时间段来比较各尺度下相应的故障点的幅值绝对值大小, 时间位置和对应的尺度大小。将经过小波变换后的卫星故障检验统计量代入奇偶矢量 RAIM 算法函数式 (4)、(5)、(6) 进行计算比较。

4 仿真实验分析

仿真选取时长为 800 s 的某飞机匀速直飞过程作为研究对象, 航向 135° , 起始位置: 经度 34° ; 纬度 109° ; 高度 1 200 m, 此过程可见星为 10 颗。

为方便分析, 用算法一代指传统 RAIM 算法, 用算法二代指基于小波变换的改进算法, 下面分别统计两种算法在不同故障模式下的告警时间。

从表 1 与图 1~6 可以看出, 两种故障模式下, 通过观察故障信号的细节信号可以发现信号毛刺很多, 通过小波变换改进处理后, 检验统计量变得平滑。故障模式一下, 可以看出两种检测方法的告警时间相差不大, 但是对于斜坡故障的灵敏性, 算法二明显比算法一快; 故障模式二下, 在突变阶跃信号 250 s 时, 细节信号显示数据的奇异性出现大的尖峰, 算法一判断需要持续一段时间才能取消警告, 而算法二检测到突变后, 结合奇异性变换, 反馈给系统来取消告警, 保证了突变故障的及时检测。

表 1 故障设定与检测效果

故障模式	故障发生时间 (s)	故障大小	告警时间 (s) (算法一)	告警时间 (s) (算法二)
故障模式一	500~600	慢变: $2 * (t-500)$	535~602	527~597
故障模式二	250	突变: 120	248~252	250
	500~600	慢变: $2 * (t-500)$	533~600	526~597

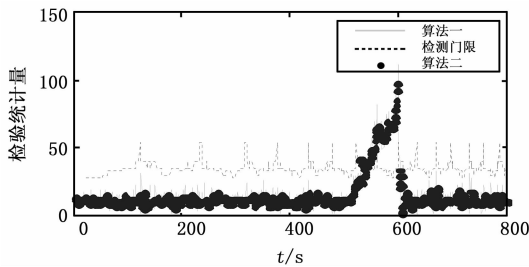


图 1 故障一：加入 $2 * (t-500)$ s 慢变故障图

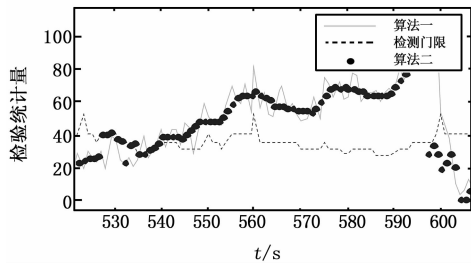


图 2 故障一：局部放大图

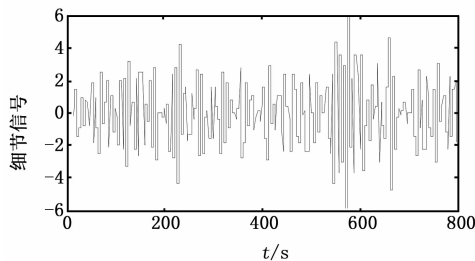


图 3 故障一：细节信号图

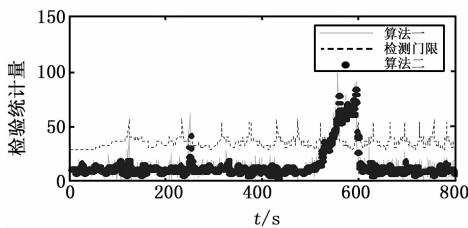


图 4 故障二：加入 250 s 处阶跃和 $2 * (t-500)$ s 慢变故障图

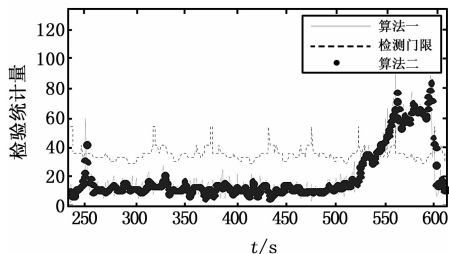


图 5 故障二：局部放大图

设恒虚警率 $P_{FA} = 10^{-5}/h$ ，分别在不同模式下进行 800 次随机重复实验的情况下，得到发生误警的次数。在故障模式一的情况下，算法一报警次数为 288，算法二报警次数为 264，

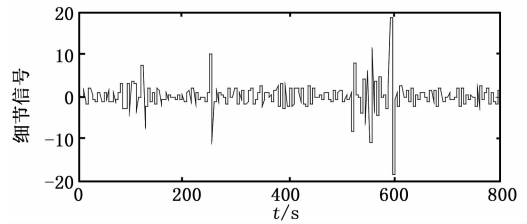


图 6 故障二：细节信号图

报警率相对降低了 34%；在故障模式二的情况下，算法一报警次数为 607，算法二报警次数为 575，误警率降低了 4%。分析原因，在模式二下通过对突变和慢变故障的检测，有效地预测了信号发生的趋势，避免了故障信号噪声污染。

通过仿真分析可以说明，基于小波变换的 RAIM 检验算法具有较高的检验灵敏度，以及预测效果。该算法为真实观察故障信号细节特性，实现精确卫星故障告警，提供有效的手段。

5 结论

本文基于奇偶矢量 RAIM 算法，提出一种基于小波变换 RAIM 算法的卫星故障诊断方法，该方法通过对卫星故障信号进行小波变换，确定突变信号和慢变故障的精确时间，再通过传统的 RAIM 算法来计算卫星故障的检测率。最后通过仿真实验证明了该方法的可行性和有效性，并且使故障检测效率有较大程度的提高，进一步拓宽 RAIM 算法的应用领域。

参考文献：

- [1] RTCA DO-229D, Minimum Operational Performance Standards for Global Positioning System/Wide Area Augmentation System Airborne Equipment [S]. 2006.
- [2] 郭睿. GPS 系统下 RAIM 算法可用性及结果分析 [J]. 北京: 61081 部队, 2007.
- [3] 陈金平. 卫星导航系统性能要求的概念分析 [J]. 北京: 北京清华大学精密仪器与机械学系, 2005.
- [4] 李飞, 段哲民, 龚诚. GPS 接收机自主完好性监视算法研究及仿真 [J]. 测绘科学, 2009, 34 (1): 136-137.
- [5] Abbate A, DeCusatis C M, Das P K. Wavelets and Subbands: Fundamentals and Applications [M]. Boston: Birkbauser, 2002.
- [6] 彭兴钊. 奇偶矢量 RAIM 算法的故障检测研究 [J]. 弹箭与制导学报, 2011, (6).
- [7] 程正兴, 杨守志, 冯晓霞. 小波分析的理论算法进展和应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.
- [8] 杨福生. 小波变换的观察分析与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 1999.
- [9] Dong X J, Chao L. Machine condition classification using deterioration feature extraction and anomaly determination [J]. Reliability, 2011, 60 (1): 44-48.
- [10] Hafez A G, Ghamry E, Yayama H. A wavelet spectral analysis technique for automatic detection of geomagnetic sudden commencements [J]. Geosciences and Remote Sensing, 2012, 50.
- [11] Stephane Mallat. 信号处理的小波导论 [M]. 杨力华, 等译. 北京: 继续工业出版社, 2006.