

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306728

# 冗余捷联惯导软故障检测方法研究\*

蔡紫烨 周凌柯 黄海舟 张永耀 李 胜  
(南京理工大学自动化学院 南京 210094)

**摘 要:**针对冗余捷联惯导系统在软故障检测上仍然存在实时性低、检测性能易受环境影响的问题,提出了一种 APV/FASPRT 算法。首先根据硬件冗余配置构造奇偶空间,对奇偶残差执行 SPRT 算法,引入了渐消因子与周期重置提高对当前残差信息的跟踪速度;其次通过 APV 算法检测故障结束时刻以重置渐消 SPRT 并提供敏感轴信息;最后针对工程常用的四、六陀螺冗余配置提出了一种基于可容性故障的检测阈值确定方法以增强故障检测的稳定性。仿真结果表明,该算法在软故障检测上分别比 GLT、SPRT、APV 方法平均检测延迟减少了 50.59%、70.21%、2.32%、平均虚警率降低了 69.31%、99.33%、64.77%,在增强了软故障检测的实时性的同时减少了无故障时刻的虚警率。

**关键词:** 冗余捷联惯导;软故障检测;APV;SPRT;渐消因子

**中图分类号:** TN965;U666.1      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 590.35

## Research on soft fault detection method of redundant SINS

Cai Ziyue Zhou Lingke Huang Haizhou Zhang Yongyao Li Sheng  
(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** To solve the problems of low real-time performance and easy environmental impact in soft fault detection of redundant strap-down inertial navigation system (SINS), an APV/FASPRT algorithm is proposed. Firstly, the parity space is constructed according to the hardware redundancy configuration, SPRT algorithm is implemented for the parity residual, and the fading factor and periodic reset are introduced to improve the tracking speed of the current residual information. Secondly, APV algorithm is used to detect the fault end time to reset the fading SPRT and provide sensitive axis information. In order to enhance the stability of fault detection, a threshold determination method based on the admissibility fault is proposed for the four and six gyro redundancy configurations commonly used in engineering. The simulation results show that compared with GLT, SPRT and APV methods, the average detection delay of the proposed algorithm is reduced by 50.59%, 70.21% and 2.32%, and the average false alarm rate is reduced by 69.31%, 99.33% and 64.77%, respectively. The real time of soft fault detection is enhanced and the false alarm rate is reduced in normal running time.

**Keywords:** redundant SINS; soft fault detection; APV; SPRT; fading factor

## 0 引 言

捷联式惯性导航系统(strap-down inertial navigation system, SINS)凭借其自主性高、不易受外界影响、成本低等特点<sup>[1]</sup>,多被用作组合导航的基准系统。众多组合导航系统都认为其内部的 SINS 时刻都能提供可靠的输出,不会发生故障<sup>[2-4]</sup>,因此 SINS 的性能将影响整个导航系

统的可靠性与精度。导航系统往往采用冗余配置来提高系统运行的可靠性和安全性<sup>[5-7]</sup>。而对冗余捷联惯导系统进行故障检测与隔离能够有效利用冗余配置的优势,利于提高系统的容错性。

对冗余 SINS 故障检测的研究最早从硬故障开始,对软故障检测的方法研究较晚。冗余 SINS 的故障检测方法主要分为直接比较法、基于信号的方法以及基于奇偶空间的方法。其中直接比较法与基于信号的方法只适用

收稿日期: 2023-07-13      Received Date: 2023-07-13  
\* 基金项目: 高新工程重大专项(5140501B0203) 项目资助

于硬故障检测。基于奇偶空间的方法包括广义似然比法 (generalized likelihood ratio test, GLT)<sup>[8-9]</sup>、最优奇偶向量法<sup>[10]</sup>与奇异值分解法<sup>[11]</sup>。最优奇偶向量法在故障检测时虚警率过高, 奇异值分解法无法诊断负向故障, 而 Daly 提出的 GLT 方法能够解决这些问题, 因此得到广泛应用。但 GLT 方法仍然存在对软故障检测具有滞后性的问题, 且易受环境噪声影响导致检测结果准确度下降。

许多学者引入卡尔曼滤波和神经网络等方法对 GLT 进行改进以实现动态环境下的故障检测<sup>[12-14]</sup>。但神经网络等智能算法需要大量的样本进行学习, 且该过程有一定的延迟; 而卡尔曼滤波补偿的 GLT 方法也无法避免对软故障检测具有滞后性的问题。Radhia<sup>[15]</sup>提出将高斯过程回归与 GLT 结合, 使算法能够跟踪时变系统, 但高斯回归技术计算复杂度高且由于其静态模型的特点用于动态过程检测将导致较高虚警。Cheng 等<sup>[16]</sup>提出基于最大似然估计和降阶奇偶向量的改进 GLT 方法用于对六轴陀螺进行双故障隔离, 该方法提高了检测灵敏度但无法在 SINS 运作的时候运行。

上述方法仅对噪声进行了处理而没有考虑到检测阈值的影响, 为更好地检测软故障, 需要设计合理的检测阈值。GLT 方法根据统计特性使用固定阈值进行检测, 但在实际应用中确定的阈值通常偏大, 易增加对软故障检测的延迟, 且无法应对系统振动、噪声、温度等变化。Yang 等<sup>[17]</sup>提出了平均奇偶向量法 (averaged parity vector, APV), 通过对奇偶向量求取平均值降低量测噪声的影响, 降低了漏警率, 但未考虑惯性误差的影响; 李桂芳等<sup>[18]</sup>提出利用陀螺和加速度计的理论最大偏差乘以相应判别增量得到判别门限, 但该方法需要精确模型; 王易南等<sup>[19]</sup>采用数据窗均值法和统计法相结合的方法设计动态门限值, 但该方法需要较长的窗口长度, 实时性难以保证。

因而冗余 SINS 的软故障检测方法仍有如下两个方面的问题有待研究: 1) 如何提高对软故障检测的实时性; 2) 如何合理确定故障检测阈值, 提高系统故障检测的稳定性。

为此, 本文提出一种 APV/FASPRT (fading alternation sequential probability ratio test, FASPRT) 故障检测算法, 利用 SPRT (sequential probability ratio test method, SPRT) 对软故障检测灵敏度高的特性, 引入了渐消因子与周期重置提高软故障检测实时性, 并结合 APV 算法避免 SPRT 故障结束后仍跟踪故障信号的缺点; 同时基于可容性故障概念设计了一种新的检测阈值确定方法, 使其能够适应不同样本。

## 1 软故障检测方法研究

本文算法针对冗余 SINS 软故障检测存在的两个问

题, 基于奇偶残差向量提出解决方案。

### 1.1 奇偶空间原理

当有故障发生时,  $m$  个冗余传感器的量测方程为:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{b} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{Z} \in \mathbf{R}^m$  为  $m$  个惯性传感器的量测值;  $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^n$  为  $n$  个待测状态变量 ( $m \geq n$ );  $\mathbf{H}$  为传感器安装的配置矩阵;  $\boldsymbol{\varepsilon}$  为  $m$  维零均值、协方差为  $\sigma^2 \mathbf{I}_m$  的高斯白噪声序列;  $\mathbf{b}$  为故障向量。

构造奇偶残差向量方程为:

$$\mathbf{P} = \mathbf{V}\mathbf{Z} = \mathbf{V}\boldsymbol{\varepsilon} + \mathbf{V}\mathbf{b} \quad (2)$$

当系统无故障时, 奇偶残差向量变为:

$$\mathbf{P} = \mathbf{V}\boldsymbol{\varepsilon} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{V}$  为解耦矩阵, 满足  $\mathbf{V}\mathbf{V}^T = \mathbf{I}_{m-n}$  与  $\mathbf{V}\mathbf{H} = \mathbf{0}$ 。  $\mathbf{V}$  通常由 Potter 法或 Schmidt 正交化法得到;  $\mathbf{P}$  为奇偶残差向量。

由式(2)、(3)可看出奇偶残差向量只与噪声以及故障向量有关, 系统无故障与有故障时刻奇偶残差向量  $\mathbf{P}$  的不同特性, 为故障检测函数的构造提供了基础。

### 1.2 渐消周期性序贯概率比检验

针对问题 1), 提出基于 SPRT 的渐消周期性序贯概率比检验, 利用 SPRT 对软故障检测高灵敏度的特性, 引入渐消因子与重置周期进一步提高对软故障检测的实时性。

首先根据 SINS 冗余配置矩阵计算奇偶残差向量  $\mathbf{P}$ , 针对  $\mathbf{P}$  进行序贯概率比检验。在无故障时  $\mathbf{P}$  为白噪声  $\boldsymbol{\varepsilon}$  的线性函数, 因而  $\mathbf{P}$  服从  $m-n$  维的正态分布。记  $p$  为奇偶残差向量  $\mathbf{P}$  的某一维标量, 可作假设:

$$H_0: \text{系统正常, } p^* = p_0;$$

$$H_1: \text{系统故障, } p^* = \bar{p}_k.$$

其中,  $p^*$  为奇偶残差的真值,  $p_0$  为无故障时奇偶残差的真实值,  $\bar{p}_k$  为前  $k$  个奇偶残差均值。均值计算公式如下:

$$\bar{p}_k = \frac{(k-1)\bar{p}_{k-1} + p_k}{k} \quad (4)$$

式中:  $p_k$  为  $k$  时刻的奇偶残差向量值。

随着序贯概率比检验不断迭代, 当历史信息越多时, 判断越为准确, 但也会因为大量的历史信息导致其检测值变化愈加缓慢。因此为了提高检测值的变化速度, 引入重置周期  $T$  与渐消因子  $\alpha$ 。

在均值计算时引入渐消因子, 得到渐消的奇偶残差向量均值迭代公式:

$$\bar{p}_k = \frac{(\alpha k - 1)\bar{p}_{k-1} + p_k}{\alpha k} \quad (5)$$

式中: 渐消因子  $\alpha \in (0, 1]$ 。其值越大,  $\bar{p}_k$  越趋近传统均值; 渐消因子越小,  $\bar{p}_{k-1}$  的权重越小, 当前的量测结果置

信度越高。

因此本文针对奇偶残差向量的渐消周期性序贯概率比检验迭代公式如式(6)所示:

$$\begin{cases} \lambda_F(k) = \frac{k(\bar{p}_k - p_0)^2}{2\sigma_k^2} \\ \bar{p}_k = \frac{(\alpha k - 1)\bar{p}_{k-1} + p_k}{\alpha k} \\ \sigma_k^2 = \sigma_{k-1}^2 + \frac{k-1}{k}(\bar{p}_{k-1} - p_k)^2 \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $\sigma_k^2$  为奇偶残差的方差;  $\lambda_F(k)$  即为序贯概率比检测值。

另一方面通过周期性对  $k$  进行复位,能够丢弃距当前样本更远的历史信息,提高当前样本及其附近一段时间内信息的权重,进一步提高跟踪速度。周期选择不易过小,否则残差信息过少将导致判断不准确。

### 1.3 基于可容性故障的检测阈值

针对问题 2),为解决软故障检测易受环境干扰导致性能下降的问题,提出一种基于可容性故障概念的阈值计算方法,使其能够针对不同样本自适应调整,适应不同环境。

取待测样本正常运行时的前  $j$  个采样点,计算此时样本的  $\lambda_F(k)$  值,求出这一段时刻  $\lambda_F(k)$  的最大值  $\varphi$ :

$$\varphi = \max\{\lambda_F(k)\}, k = 1, 2, \dots, j \quad (7)$$

式中:  $j$  一般根据采样频率设置为 1~2 s 的采样点数(若采样频率低可酌情增加)。

当无故障时  $p \sim N(0, \sigma^2)$ , 记此时的均值  $\bar{p}_k = \bar{p}_{norm}$ , 则  $\bar{p}_{norm} \rightarrow p_0 \rightarrow 0$ , 从而  $\lambda_F(k) \rightarrow 0$ , 因此在系统正常运行时所求得的  $\varphi \rightarrow 0$ , 也即:

$$\varphi = \frac{k(\bar{p}_{norm} - p_0)^2}{2\sigma^2} \rightarrow 0 \quad (8)$$

当故障发生时,方差  $\sigma^2$  将增大,因此无论有无故障都有:

$$\bar{p}_{norm} \leq \sigma_k \quad (9)$$

假设第  $i$  个传感器出现故障,则<sup>[17]</sup>:

$$\bar{p}_k \leq \frac{\sigma}{\|\mathbf{V}_i\|} \Leftrightarrow C_{+i}(k) \leq C_{-i}(k) \quad (10)$$

式中:  $\sigma$  为噪声方差;  $\|\mathbf{V}_i\|$  为解耦矩阵第  $i$  列的模;  $C_{+i}(k)$  为待测状态变量最小二乘估计在解算时包含故障轴  $i$  的误差协方差;  $C_{-i}(k)$  不包含故障轴。

由式(10)可知当  $\bar{p}_k > \sigma / \|\mathbf{V}_i\|$  时,待测状态变量的最小二乘估计在排除第  $i$  个传感器时更优,也即此时出现的故障是无法容忍的。因此  $\sigma / \|\mathbf{V}_i\|$  可作为检测阈值的依据。将  $\sigma / \|\mathbf{V}_i\|$  代入故障时刻检测值  $\lambda_{FFault}$ :

$$\lambda_{FFault} = \frac{k(\bar{p}_k - p_0)^2}{2\sigma_k^2} \geq \frac{k}{2} \left( \frac{1}{\|\mathbf{V}_i\|} - \frac{p_0}{\sigma_k} \right)^2 \quad (11)$$

在工程上考虑到可靠性、成本等因素,四陀螺仪与六

陀螺仪冗余结构是最常用的<sup>[20]</sup>,因此考虑对应  $\|\mathbf{V}_i\| \in [0.5, 0.707\ 1]$  的情况,此时有:

$$\frac{1}{\|\mathbf{V}_i\|^2} \geq 2 \|\mathbf{V}_i\| \quad (12)$$

将式(9)、(12)代入式(11)可推导得:

$$\begin{aligned} \lambda_{FFault} &\geq \frac{k}{2} \left( \frac{\sigma_k - p_0}{\|\mathbf{V}_i\| \sigma_k} \right)^2 \geq \frac{k}{2} 2 \|\mathbf{V}_i\| \left( \frac{\sigma_k - p_0}{\sigma_k} \right)^2 \geq \\ &\frac{k}{2} 2 \|\mathbf{V}_i\| \left( \frac{\bar{p}_{norm} - p_0}{\sigma} \right)^2 = \\ &2 \|\mathbf{V}_i\| \frac{k(\bar{p}_{norm} - p_0)^2}{2\sigma^2} = 2 \|\mathbf{V}_i\| \varphi \end{aligned} \quad (13)$$

又:

$$2 \|\mathbf{V}_i\| \varphi \geq \varphi \quad (14)$$

即:

$$\lambda_{FFault} \geq 2 \|\mathbf{V}_i\| \varphi \geq \varphi \quad (15)$$

因此可构造可容性检测阈值  $T_{FASPRT}$ :

$$T_{FASPRT} = 2\varphi \|\mathbf{V}_i\| \quad (16)$$

由于序贯概率比算法只能确定当前时刻有无故障发生而缺乏定位故障轴的能力,因而  $i$  轴借由 APV 算法确定。

由上述推导过程可知,当阈值确定时  $\varphi$  将随样本的改变而改变,因此本文提出的方法可以实现对不同样本的自适应阈值调整,适应多种环境。但显然,当样本在中间时刻发生噪声特性改变,如突然进入另一环境,此时检测阈值不会发生改变。

## 2 APV/FASPRT 算法

基于 APV/FASPRT 的故障检测方法对冗余捷联惯导系统进行奇偶残差向量计算,对奇偶残差向量进行渐消可重置的序贯概率比检验并与可容性检测阈值对比,并通过 APV 方法判断故障结束时刻。具体步骤如下:

步骤 1) 初始化系统参数。

步骤 2) 根据 IMU 的配置方案计算解耦矩阵  $\mathbf{V}$ , 构造奇偶残差向量  $\mathbf{P}$ 。

步骤 3) 接收 APV 检测信号,并判断  $k$  是否整除周期  $T$ ,若 APV 发出重置信号或  $k$  整除  $T$ ,则将  $k$  置为 1;

步骤 4) 利用 APV 算法输出最有可能的故障轴  $i$ , 构造可容性检测阈值  $T_{FASPRT}$ 。

步骤 5) 利用 FASPRT 算法计算奇偶残差向量的故障检测函数值,并与检测阈值  $T_{FASPRT}$  对比。故障决策规则为:

$$\begin{cases} \lambda_F(k) \geq T_{FASPRT}, \text{系统故障} \\ \lambda_F(k) < T_{FASPRT}, \text{系统正常} \end{cases}$$

若检测值小于阈值则转步骤 2), 否则进入步骤 6)。

步骤 6) 当 FASPRT 检测值达到或超越阈值时,判断故障发生,此时通过 APV 算法计算平均奇偶向量并判断其是否小于阈值。

定义第  $j$  个测量轴的平均奇偶向量为:

$$\bar{P}_{k+q}^j = \frac{\mathbf{V}_j^T}{q \parallel \mathbf{V}_j \parallel^2} (\mathbf{P}_{k+1} + \mathbf{P}_{k+2} + \cdots + \mathbf{P}_{k+q}) \quad (17)$$

式中:  $j = 1, 2, \cdots, m, \mathbf{V}_j$  为解耦矩阵  $\mathbf{V}$  的第  $j$  列向量;  $q$  为滑动窗口大小。

定义检测函数:

$$\bar{P}_{k+q}^i = \max \{ \bar{P}_{k+q}^j \}, j = 1, 2, \cdots, m - n \quad (18)$$

则  $i$  为最有可能发生故障的敏感轴。

定义调和阈值为传感器误差标准差的函数:

$$T_{APV}^i = \frac{\sigma}{\parallel \mathbf{V}_i \parallel} \quad (19)$$

则基于 APV 的故障检测规则为:

$$\begin{cases} \bar{P}_{k+q}^i \geq \frac{\sigma}{\parallel \mathbf{V}_i \parallel}, \text{第 } i \text{ 个敏感轴故障} \\ \bar{P}_{k+q}^i < \frac{\sigma}{\parallel \mathbf{V}_i \parallel}, \text{无故障} \end{cases}$$

若 APV 判断仍在故障发生阶段,则转步骤 2), 否则进入步骤 7)。

步骤 7) 当 APV 检测值小于阈值时,判断故障结束。此时重置  $k$  值,将其置为 1。转步骤 2)。

其流程如图 1 所示。

输入量测数据  $Z$ , 配置矩阵  $\mathbf{H}$

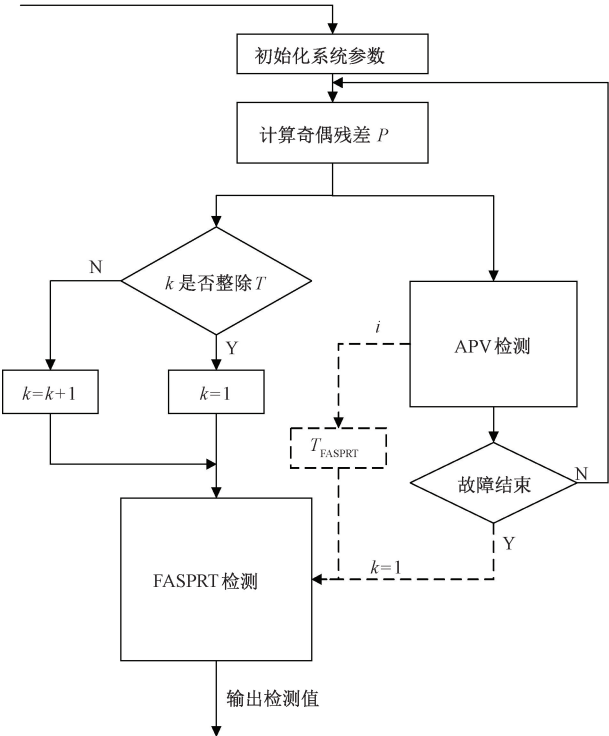


图 1 APV/FASPRT 算法流程

Fig. 1 Flow chart of APV/FASPRT algorithm

### 3 实验与分析

为验证本文方法的有效性,本节针对正十二面体冗余捷联惯导配置,采用 GLT、SPRT、APV 以及 APV/FASPRT 方法分别对其进行故障检测的仿真实验,并通过蒙特卡洛打靶实验对结果进行对比分析。实验 1 注入幅值较大的硬故障;实验 2 注入缓慢变化的软故障;实验 3 注入幅值较小的阶跃故障。

为验证本文方法的稳定性,采用车载实验进行半物理仿真。IMU 采用 X-Sens 公司生产的 MTi-300 高性能航姿参考系统中陀螺仪和加速度计的输出,并将 3 个同型号 100 Hz 的 IMU 按照冗余九单轴正交式方案进行同轴配置。对车载实验结果进行最小二乘拟合,并通过正十二面体配置矩阵生成六陀螺冗余配置量测值,添加随机环境干扰噪声来分析 APV/FASPRT 算法软故障检测的稳定性。

#### 3.1 十二表冗余故障检测仿真实验

基于正十二面体冗余 SINS 系统进行故障诊断仿真验证,十二表冗余惯导采用六个陀螺仪的配置,其仪表配置方案如图 2 所示。系统的测量矩阵  $\mathbf{H}$  如式(20)所示。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 0.5257 & 0 & 0.8507 \\ -0.5257 & 0 & 0.8507 \\ 0.8507 & 0.5257 & 0 \\ 0.8507 & -0.5257 & 0 \\ 0 & 0.8507 & 0.5257 \\ 0 & 0.8507 & -0.5257 \end{bmatrix} \quad (20)$$

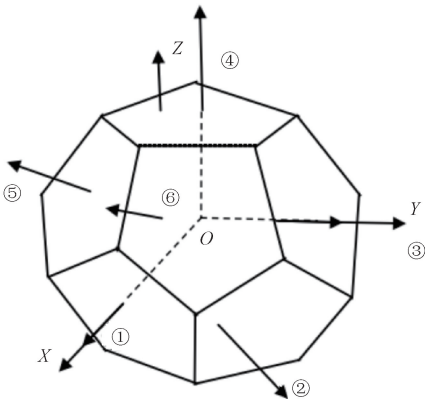


图 2 正十二面体配置方案简图

Fig. 2 Schematic diagram of regular dodecahedron configuration scheme

冗余捷联惯导系统性能最优的充分必要条件是  $\mathbf{H}$  满足式(21)。其中  $n$  为陀螺仪或加表个数。显然正十二面体的冗余配置符合该等式,综合考虑导航性能、故障检测与隔离性能,正十二面体配置方案为六陀螺冗余系



统的最优方案<sup>[20]</sup>。

$$\boldsymbol{H}^T \boldsymbol{H} = \frac{n}{3} \boldsymbol{I}$$

(21)

由于对加速度计以及陀螺仪的故障诊断方法相同,因而只对陀螺仪的角速度量测输出作仿真验证。系统参数配置如表 1 所示。

表 1 系统参数设置

Table 1 System parameter setting

| 系统参数           | 符号                | 数值                    |
|----------------|-------------------|-----------------------|
| 陀螺仪漂移/(°/h)    | eb                | 10                    |
| 陀螺仪随机游走/(°/√h) | web               | 100                   |
| 先验噪声方差         | var               | $8.46 \times 10^{-4}$ |
| 重置周期           | T                 | 200                   |
| 渐消因子           | $\alpha$          | 0.80                  |
| APV 滑动窗口长      | q                 | 20                    |
| SPRT 检测阈值      | $T_{\text{SPRT}}$ | $1.03 \times 10^{-2}$ |
| APV 检测阈值       | $T_{\text{APV}}$  | $4.11 \times 10^{-2}$ |
| GLT 检测阈值       | $T_{\text{GLT}}$  | 11.34                 |

分别通过 GLT、APV、SPRT、APV/FASPRT 方法对正十二面体冗余 SINS 系统进行故障检测实验,IMU 采样频率为 100 Hz,采样时间 45 s,故障设置如表 2 所示。每组实验都进行蒙特卡洛打靶实验,打靶 200 次并计算出平均虚警率、漏警率与延迟时间。故障检测实验结果如图 3、4、5 及表 3 所示。

表 2 故障设置

Table 2 Fault setting

| 实验 | 起点 $t_1/\text{s}$ | 终点 $t_2/\text{s}$ | 故障类型 | 故障幅值                |
|----|-------------------|-------------------|------|---------------------|
| 1  | 20                | 30                | 硬故障  | $8\sigma$           |
| 2  | 20                | 30                | 软故障  | $0.05\sigma(t-t_1)$ |
| 3  | 20                | 30                | 小故障  | $2\sigma$           |

由图 3 与表 3 可知,所用的 4 种故障检测方法都能分辨出硬故障。其中 APV 方法由于滑动窗口在故障结束后有小部分虚警;GLT 算法在故障发生期间有小部分的漏检情况;SPRT 由于固定阈值出现检测延迟的现象并且在故障结束后检测值回落速度慢,导致出现大量虚警;APV/FASPRT 能够快速判断出硬故障的起点,并能准确判断故障结束时刻,在 4 种方法中虚警率与漏警率都较低。因此,在冗余 SINS 系统硬故障检测性能上,本文提出的 APV/FASPRT 算法在四种方法中较为优越。

由图 4 与表 3 可知,在十二元冗余 SINS 的软故障检测上,GLT 检测方法具有较高的检测延迟,其漏警率偏高;SPRT 由于固定阈值较大导致其检测延迟在 4 种方法中最大且虚警率高;而 APV 与 APV/FASPRT 方法的检测延迟较小。其中 APV/FASPRT 检测的实时性最高,检测延迟最小,同时虚警率与漏警率最低。

由图 5 与表 3 可知,针对冗余系统幅值较小的阶跃

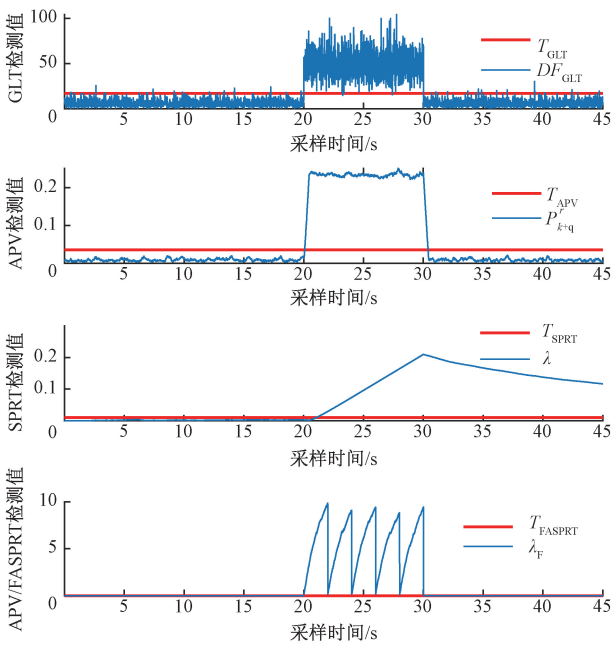


图 3 硬故障检测实验检测函数图  
Fig. 3 Hard fault detection function diagram

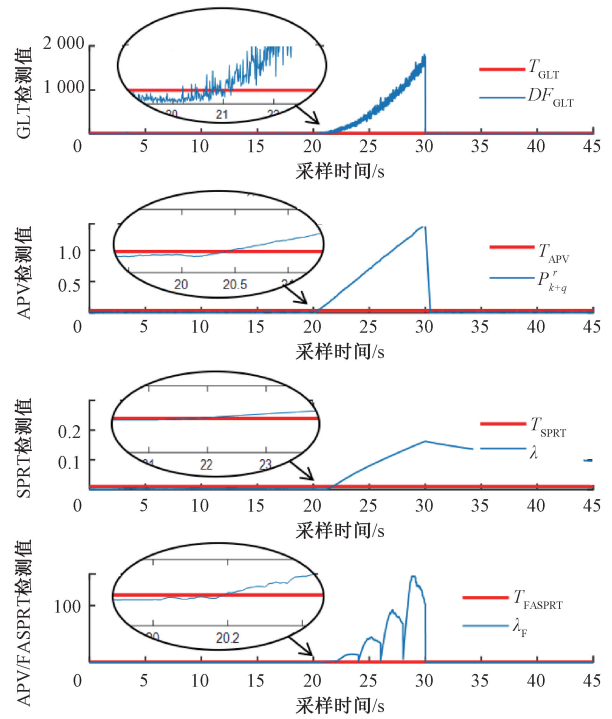


图 4 软故障检测实验检测函数图  
Fig. 4 Soft fault detection function diagram

故障, GLT 算法完全失去检测能力, SPRT 算法检测延迟较大且仍然存在无法判断故障结束时刻的问题, APV 与 APV/FASPRT 能够识别出小幅度故障, 且虚警率与漏警率较低。

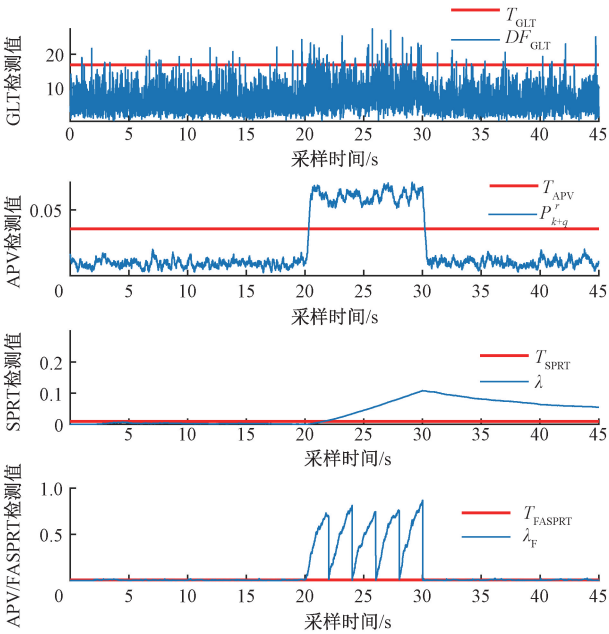


图 5 小故障检测实验检测函数图

Fig. 5 Small fault detection function diagram

表 3 故障检测打靶实验结果

Table 3 Monte Carlo experimental results of fault detection

| 检测方法 |         | GLT   | SPRT  | APV  | APV/<br>FASPRT |
|------|---------|-------|-------|------|----------------|
| 硬故障  | 平均虚警率/% | 1.00  | 47.46 | 0.75 | 0.29           |
|      | 平均漏警率/% | 0.57  | 7.25  | 0.49 | 0.39           |
|      | 延迟时间/s  | 0     | 0.68  | 0    | 0              |
| 软故障  | 平均虚警率/% | 1.01  | 45.93 | 0.88 | 0.31           |
|      | 平均漏警率/% | 8.46  | 14.11 | 4.33 | 4.24           |
|      | 延迟时间/s  | 0.85  | 1.41  | 0.43 | 0.42           |
| 小故障  | 平均虚警率/% | 1.01  | 46.12 | 0.29 | 0.29           |
|      | 平均漏警率/% | 93.30 | 22.73 | 3.45 | 4.14           |
|      | 延迟时间/s  | -     | 2.18  | 0.01 | 0.02           |

由此可见, GLT 方法更利于硬故障的识别, 在软故障检测上实时性较差; SPRT 方法需要针对不同情况设计最合适的检测阈值, 否则将导致较大的检测延迟, 并且该方法无法判断故障结束时刻; APV 方法利于检测小幅值的故障, 但对软故障检测有一定延迟; APV/FASPRT 方法在硬故障、软故障、小幅值故障上表现都较为优越, 应对不同故障时虚警率与漏警率都能维持一个较低的水平, 且对软故障检测灵敏度高, 实时性强。因此, 在 4 种方法中, APV/FASPRT 方法在冗余 SINS 系统的故障检测上为最优方案。

3.2 故障检测稳定性实验

为进一步验证本文算法在软故障检测上的稳定性, 利用运动车载平台采集的冗余惯导实际数据进行实验分析。惯导按照冗余九单轴正交式方案进行同轴配置, 如

图 6 所示。本次实验的地点为一椭圆形广场, 小车的行驶路线为圆形, 由起点开始绕圈行驶。IMU 为 100 Hz, 数据采集时长为 150 s, 系统参数如表 4 所示。



图 6 运动车载平台冗余 IMU 配置图

Fig. 6 Redundant IMU configuration for sports vehicle platform

表 4 车载实验系统参数

Table 4 System parameter of sports vehicle platform

| 系统参数              | 符号        | 数值                    |
|-------------------|-----------|-----------------------|
| 陀螺仪漂移/(°/h)       | eb        | 10                    |
| 陀螺仪随机游走/(°/s/√Hz) | web       | 0.01                  |
| 先验噪声方差            | var       | $8.35 \times 10^{-6}$ |
| 重置周期              | T         | 200                   |
| 渐消因子              | $\alpha$  | 0.80                  |
| APV 滑动窗口长         | q         | 20                    |
| APV 检测阈值          | $T_{APV}$ | $4.11 \times 10^{-2}$ |

将正交配置输出的陀螺仪数据进行最小二乘拟合得到待测状态变量  $\mathbf{X}$ , 再通过式 (20) 所示的配置矩阵生成十二表冗余的量测值。

在车载仿真六陀螺冗余量测输出的 50~100 s 时选择 IMU1-Y 轴添加软故障, 并对冗余系统的量测全程添加随机噪声  $\Delta$ , 利用 APV/FASPRT 算法进行故障检测。分别添加 4 组干扰噪声, 第 1 组为幅值较小的白噪声  $\Delta_1$ , 对整个系统添加  $\Delta_1 \sim N(0, 0.02\sigma^2)$  的白噪声; 第 2 组为幅值较大的白噪声  $\Delta_2$ ,  $\Delta_2 \sim N(0, \sigma^2)$ ; 第 3 组为随机野值点  $\Delta_3$ , 在 0~150 s 内在 IMU1-Y 轴随机选取 0.2% 的采样点, 在原来的数据上添加均值为  $10\sigma$  的随机干扰值; 第 4 组为漂移  $\Delta_4$ , 在 IMU1-Y 轴全程添加  $\Delta_4 = 0.0005\sigma(t)$  的漂移。采用蒙特卡洛打靶法分别计算出每组实验 APV/FASPRT 方法软故障检测的正检率, 结果如表 5 所示。

表 5 软故障检测正检率

Table 5 Soft fault detection positive pickup rate

| 噪声类型           | 软故障设置                 | 正检率/% |
|----------------|-----------------------|-------|
| 白噪声 $\Delta_1$ | $0.05\sigma(t - t_1)$ | 98.80 |
| 白噪声 $\Delta_2$ | $t_1 = 50\text{ s}$   | 98.46 |
| 野值点 $\Delta_3$ |                       | 98.62 |
| 漂移 $\Delta_4$  | $t \in [50, 100]$     | 99.12 |

由表 5 可知,添加第 1 或第 2 组噪声干扰后,对 50~100 s 的软故障正检率超过 98%,添加白噪声本质为先验噪声的改变,表明本算法对不同的先验噪声具有适应性;第 3 组野值点干扰由于其作为单点无法被本算法检测,因而对持续性的软故障检测几乎没有影响;而第 4 组的漂移干扰,一开始幅值非常微小对系统几乎无影响,随着时间推移其幅值增大,如图 7 所示,可以看到在设定的软故障结束后,由于此时漂移幅值已经不能被系统忽略因而也将被算法检测出来。

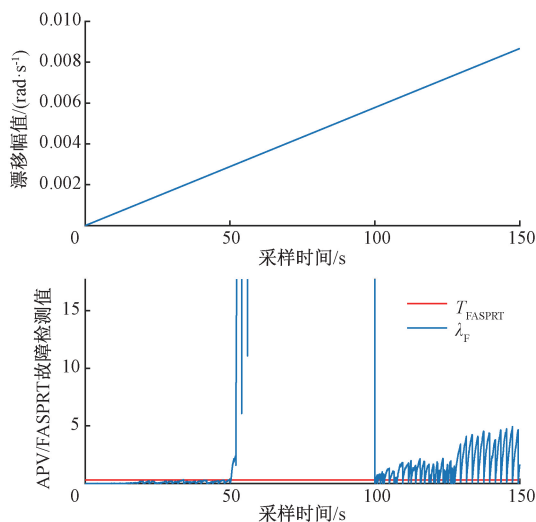


图 7 系统漂移下软故障检测结果

Fig. 7 Soft fault detection results under system drift

在环境干扰情况下,系统噪声发生变化,此时 APV/FASPRT 算法仍然能较好地检测到软故障,正检率均能达到 98% 及以上,验证了本算法在故障检测上稳定性能较好。

#### 4 结 论

为解决冗余 SINS 系统的软故障检测上存在的检测实时性低、受环境干扰影响检测性能的问题,本文提出了一种 APV/FASPRT 算法。该方法利用了序贯概率比检验方法的高灵敏度特性,通过周期性重置与引入渐消因子进一步提高了对软故障检测的实时性。针对工程常用的四、六陀螺的冗余配置情况,提出了一种基于可容性故障概念的阈值确定方法,增强了算法的稳定性。

仿真实验表明,APV/FASPRT 实现了对缓变软故障检测的高实时性与低虚警率,并能够识别到小幅值的故障,避免了在环境干扰下检测性能下降的问题,提高了故障检测的可靠性。

#### 参考文献

[1] 崔展博,景博,焦晓璇,等. 基于联邦卡尔曼滤波器的容错组合导航系统设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11):143-153.

CUI ZH B, JING B, JIAO X X, et al. Design of fault-tolerant integrated navigation system based on federated Kalman filter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(11):143-153.

[2] 肖烜,卢建睿,张永炎,等. 非对称冗余惯导的在线标定与容错估计反馈策略[J]. 中国惯性技术学报, 2022, 30(3):288-295.

XIAO X, LU J R, ZHANG Y Y, et al. Online calibration and fault-tolerant estimation feedback strategy for asymmetric redundant inertial navigation system[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2022, 30(3):288-295.

[3] 陈红梅,常林江,徐振方,等. 复杂环境下 GNSS/INS/UWB 紧组合的无人机协同导航算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7):98-107.

CHEN H M, CHANG L J, XU ZH F, et al. UAV collaborative navigation algorithm based on tight combination of GNSS/INS/UWB in complex environment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7):98-107.

[4] 王艳,高嵩,马天力,等. 基于变分贝叶斯理论的 GPS/INS 组合导航系统[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(11):5-10.

WANG Y, GAO S, MA T L, et al. GPS/INS integrated navigation system based on variational bayesian theory[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(11):5-10.

[5] ZHAI X R, REN Y, WANG L F, et al. A review of redundant inertial navigation technology [C]. 2021 International Conference on Computer, Control and Robotics (ICCCR). Shanghai, China, January 8-10, 2021: 272-278.

[6] 张仟雨,杨文博,吴亚丽. 惯性导航系统中信息处理的特点研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(24):34-42.

ZHANG Q Y, YANG W B, WU Y L. Research on application characteristics of information processing technology in inertial navigation system[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(24):34-42.

[7] 乔文超,王红雨,王鸿东. 基于 BP 神经网络的无人机 IMU 多传感器冗余的补偿算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12):19-28.

QIAO W CH, WANG H Y, WANG H D. Compensation algorithm for UAV IMU multi-sensor redundancy based on BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(12):19-28.

[8] LI L L, LIU G, ZHANG L L, et al. Sensor fault detection with generalized likelihood ratio and correlation

- coefficient for bridge SHM [J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 442.
- [9] TRAINOTTI C, GIORGI G, GÜNTHER C. Detection and identification of faults in clock ensembles with the generalized likelihood ratio test [J]. Metrologia, 2022, 59(4): 045010.
- [10] 李超兵, 张志良. 最优奇偶向量法在冗余捷联惯组故障检测中的应用研究 [J]. 航天控制, 2016, 34(2): 86-90.
- LI CH B, ZHANG ZH L. Optimal parity vector technology applied to fault detection of redundant inertial measurement unit [J]. Aerospace Control, 2016, 34(2): 86-90.
- [11] LI H, LIU T, WU X, et al. Research on bearing fault feature extraction based on singular value decomposition and optimized frequency band entropy [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 118: 477-502.
- [12] 乔鹏超, 孙湘钰, 罗广地. 广义回归神经网络在冗余捷联惯导故障诊断中的应用研究 [J]. 导航定位与授时, 2020, 7(5): 153-158.
- QIAO P CH, SUN X Y, LUO G D. Fault diagnosis of redundant strapdown inertial navigation system based on generalized regression neural network [J]. Navigation Positioning & Timing, 2020, 7(5): 153-158.
- [13] 胡晓强, 仲训昱, 张霄力, 等. 基于支持向量机辅助的四轴陀螺两级故障诊断方法 [J]. 上海交通大学学报, 2020, 54(11): 1151-1156.
- HU X Q, ZHONG X Y, ZHANG X L, et al. A two-level fault diagnosis method for gyro-quadruplet assisted by support vector machine [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2020, 54(11): 1151-1156.
- [14] WANG F F, ZHANG T, FU W X. An improved principal component analysis algorithm on FDI of redundant inertial measurement unit [C]. 2018 37th Chinese Control Conference (CCC). Wuhan, China, 2018: 6082-6086.
- [15] RADHIA F Z, MAJIDI M, KAMALELDIN A, et al. Online reduced Gaussian process regression based generalized likelihood ratio test for fault detection [J]. Journal of Process Control, 2020, 85: 30-40.
- [16] CHENG J, SUN X, MOU H. A modified GLT double faults isolation approach based on MLE and RPV for six-gyro redundant SINS [J]. IEEE Access, 2019, 7: 5312-5332.
- [17] YANG C, SHIM D. FDI using multiple parity vectors for redundant inertial sensors [J]. European Journal of Control, 2006, 12(4): 437-449.
- [18] 李桂芳, 王威, 王鹏. 运载火箭十表捷联惯组配置的故障诊断与决策 [J]. 飞控与探测, 2021, 4(5): 54-61.
- LI G F, WANG W, WANG P. Fault diagnosis and decision for launch vehicle SIMU with 10 - meters redundancy [J]. Flight Control & Detection, 2021, 4(5): 54-61.
- [19] 王易南, 陈康, 闫杰. 三捷联惯组冗余系统故障检测阈值设计方法 [J]. 固体火箭技术, 2014, 37(4): 458-462.
- WANG Y N, CHEN K, YAN J. Dynamic threshold design for fault detection of the redundant strap-down inertial navigation system [J]. Journal of Solid Rocket Technology, 2014, 37(4): 458-462.
- [20] 孙湘钰. 冗余式捷联惯导系统故障检测与隔离关键技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2020.
- SUN X Y. Research on the key technology of FDI for redundant strapdown inertial navigation system [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2020.

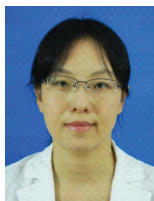
## 作者简介



蔡紫烨, 2021 年于南京理工大学获得学士学位, 现为南京理工大学硕士生, 主要研究方向为冗余惯导的故障检测、组合导航的故障检测。

E-mail: 3120679828@qq.com

**Cai Ziye** received her B. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2021. Now she is a M. Sc. candidate in Nanjing University of Science and Technology. Her main research interests include fault detection of redundant inertial navigation and integrated navigation.



周凌柯 (通信作者), 2005 年于浙江大学获得博士学位, 现为南京理工大学自动化院副教授, 主要研究方向为故障监控及组合导航技术。

E-mail: lingke\_zhou@163.com

**Zhou Lingke** (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Zhejiang University in 2005. Now she is an associate professor at the School of Automation in Nanjing University of Science and Technology. Her main research interests include fault monitoring and integrated navigation technology.