

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407680

SINS/GNSS/OD 组合导航系统的容错机制研究*

周芸 周凌柯 李胜 吴永豪

(南京理工大学自动化学院 南京 210094)

摘要:为提高组合导航系统的可靠性,提出了改进故障检测和信息融合方法的组合导航系统容错机制。设计了改进的序贯概率比检验法,引入了渐消因子提高对当前时刻残差信息的跟踪速度,结合马氏距离来判断故障的结束时间,并依据判断结果在恰当的时机完全重置判断信息;设计了一种基于联邦滤波的自适应归一化融合算法,构建故障检测统计量的归一化检测值,将此值作为量测噪声方差阵的权重系数,对相应的子滤波器进行加权量测更新,以此改变全局融合过程中的权重分配。车载实验的结果表明,改进的完全重置序贯概率比检验算法相较于传统的残差卡方检验法、渐消序贯概率比法和快速重置序贯概率比法,在软故障检测上的正检率分别提高了96.43%、25.00%和19.57%,采用的自适应归一化融合算法相比于传统的联邦滤波法也提高了44.70%和35.60%的定位精度。因此,所改进的两种方法可以在很大程度上提升组合导航系统的容错性能,具有较高的实用价值。

关键词:组合导航;故障检测;信息融合;容错;卡尔曼滤波;联邦滤波

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 fault tolerance mechanism of SINS/GNSS/OD integrated navigation system

Zhou Yun Zhou Lingke Li Sheng Wu Yonghao

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: To improve the reliability of the integrated navigation system, an improved fault detection and information fusion method is proposed for the fault-tolerant mechanism of the integrated navigation system. Designed an improved sequential probability ratio test method, introduced a fading factor to improve the tracking speed of residual information at the current time, combined with Mahalanobis distance to determine the end time of the fault, and fully reset the judgment information at the appropriate time based on the judgment result; A self-adaptive normalization fusion algorithm based on federated filtering was designed to construct normalized detection values of fault detection statistics, which were used as weight coefficients for the measurement noise variance matrix. The corresponding sub filters were weighted and updated to change the weight allocation in the global fusion process. The results of the in vehicle experiment show that the improved fully reset sequential probability ratio test algorithm has improved the positive detection rate of soft fault detection by 96.43%, 25.00%, and 19.57% respectively compared to the traditional residual chi square test, fading sequential probability ratio, and fast reset sequential probability ratio methods. The adaptive normalization fusion algorithm used also improved the positioning accuracy by 44.70% and 35.60% compared to the traditional federated filtering method. Therefore, the two improved methods can greatly enhance the fault tolerance performance of the integrated navigation system and have high practical value.

Keywords: combined navigation; fault detection; information fusion; fault tolerance; Kalman filter; federal filter

0 引言

相较于单个导航设备,组合导航系统的各传感器之间可以进行优势互补,扩大导航任务的运用范围,因此广受青睐^[1]。但随着传感器数量增多,系统发生故障的概率也将大幅增加,当某个子系统出现故障,故障信息会通过信息融合迅速扩散至整个系统,导致系统精度下降,严重时甚至可能会引发系统崩溃^[2]。因此,开展容错组合导航系统的研究对于确保整个系统的可靠性至关重要^[3]。

当前,容错组合导航系统的研究主要集中在故障检测和融合两大领域^[4]。其中,故障检测作为提高系统可靠性的关键手段,旨在及时发现并定位系统中的故障,为系统的容错设计提供基础^[5]。早期的故障检测研究主要聚焦于硬故障,即那些导致系统性能突然下降的故障。随着技术的发展,对软故障(即系统性能逐渐下降的故障)的检测研究也逐渐开展。一直到上世纪九十年代,随着航空航天事业的腾飞,相应研究越发深入并结合实际^[6]。然而,现有的故障检测方法,如卡方检测法、序贯概率比检验法(sequential probability ratio test, SPRT)等均存在一定的局限性。卡方检测法对硬故障的检测效果好,但对软故障的检测不够灵敏,常有延迟现象^[7];SPRT方法虽然对硬故障和软故障的检测都比较灵敏,但在故障结束后容易出现误警现象^[8]。针对上述这些不足,早有学者提出了将两种方法组合起来进行共同检测的想法。任旭阳^[9]提出了利用残差卡方检测和 SPRT 检测对残差的每一个分量进行单分量联合检测,以适应系统对动态特性的跟踪能力。相比于单一检测方式,单分量联合检测提高了检测的灵敏度,但提高程度有限。杨镜^[10]设计了具有移动检测周期的残差卡方结合改进 SPRT 的综合故障检测方案,但此方案的代码会比较繁琐,判断条件太多导致效率不高。Wang 等^[11]提出了快速重置 SPRT 法:当故障消失回到正常状态时,通过卡方检验的辅助判断对突然消失的故障做出响应,对已累计的检测函数进行清零。这种方法效果明显,但后续的检测函数可能还是会收到之前样本的影响。

在信息融合方面,学者们除了隔离异常量测值或异常子系统外,还尝试采用非正常检测结果构造权重系数,对组合导航系统进行容错滤波^[12]。然而,现有的信息融合算法仍存在一些局限性,如量测噪声矩阵调整策略不够灵活、动态信息分配方案在长时间异常输出情况下稳定性不足等^[13]。

针对上述问题,以 SINS/GNSS/OD 组合导航系统为例,对容错结构中的故障检测算法和信息融合算法进行了深入研究和改进。在故障检测部分,提出了完全重置

SPRT 法,结合渐消因子和马氏距离^[14],实现了对故障的快速准确检测,并有效避免了误警现象。在信息融合方面,设计了一种基于联邦滤波的自适应归一化融合算法:设置了检测值上下界以圈定算法适用范围,改善量测噪声矩阵的调整策略;构建检测统计量的归一化检测值作为量测噪声方差阵的权重系数,对子滤波器进行加权量测更新;采用固定系数取代动态信息分配方案^[15]以增强导航系统在长时间输出异常情况下的稳定性。这两种方法相辅相成,共同构建系统的容错机制,实现了组合导航系统的算法优化和创新。此研究不仅丰富了容错组合导航系统的理论体系,也为实际应用提供了有力的技术支持。

1 组合导航系统

1.1 导航系统数学模型

设定线性离散系统的状态方程和量测方程如式(1)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \Phi_{k/k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \Gamma_{k-1} \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (1)$$

其中, \mathbf{X}_k 是 15 维状态向量, $\Phi_{k/k-1}$ 为状态一步转移矩阵, Γ_{k-1} 为系统噪声分配矩阵, \mathbf{Z}_k 是量测向量, \mathbf{H}_k 为量测矩阵。 \mathbf{W}_{k-1} 和 \mathbf{V}_k 分别为系统噪声向量和量测噪声向量,二者之间互不相关,并皆服从正态分布,其对应的噪声方差阵分别为 \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 。

1.2 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波^[16](kalman filtering, KF)是一种最优递推滤波方法。它根据系统满足的状态空间方程,以及观测的输入输出数据,对系统状态进行实时在线的最优估计。根据卡尔曼滤波的原理,可以得到卡尔曼滤波关键的 5 个公式如式(2)~(6)所示^[17]。

由系统状态方程可得到当前时刻的状态一步预测 $\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}$ 以及状态一步预测均方误差阵 $\mathbf{P}_{k/k-1}$ 为:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (2)$$

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k/k-1}^T + \Gamma_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \Gamma_{k-1}^T \quad (3)$$

计算滤波增益阵 \mathbf{K}_k :

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (4)$$

则可得到状态估计 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 和状态估计均方误差阵 \mathbf{P}_k 为:

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}) \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1} \quad (6)$$

以上式(2)~(6)为卡尔曼滤波的 5 个基本公式,在组合导航系统中,已知初始状态 \mathbf{X}_0 及其误差协方差阵 \mathbf{P}_0 的前提下,可根据这 5 个基本公式对第 k 个时刻的状

态 \mathbf{X}_k 及误差协方差阵 \mathbf{P}_k 进行递推解算。

1.3 联邦滤波结构

联邦滤波算法是一种特殊的分布式滤波算法,具有主滤波器和子滤波器两层结构^[18]。因联邦滤波设计灵活、计算简单,且保证了各个子滤波器间独立运行,更容易实现故障检测和故障隔离,已成为组合导航系统中最常用的滤波方法^[19]。

在实际应用中,联邦滤波结构通常会选择一个稳定性好、导航信息全面的系统作为公共系统(一般为 SINS)^[20],与其他导航系统分别结合构成一个组合导航子系统,将各子系统的结果进行信息融合得到滤波结果并反馈^[21]。以 SINS/GNSS/OD 组合导航系统为例,其结构的基本框图如图 1 所示。

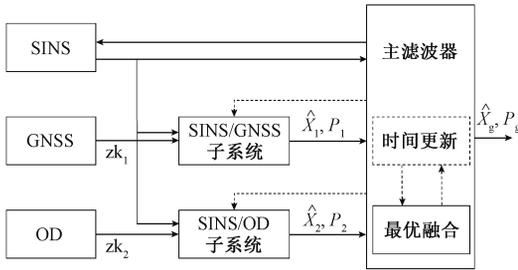


图 1 联邦滤波器的结构图

Fig. 1 Structural diagram of the federated filter

那么,联邦滤波器的全局状态估计为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_g = \mathbf{P}_g (\mathbf{P}_1^{-1} \hat{\mathbf{X}}_1 + \mathbf{P}_2^{-1} \hat{\mathbf{X}}_2) \\ \mathbf{P}_g = (\mathbf{P}_1^{-1} + \mathbf{P}_2^{-1})^{-1} \end{cases} \quad (7)$$

其中, \mathbf{X}_g 是全局状态估计值, \mathbf{P}_g 为 \mathbf{X}_g 的估计方差。第 i 个子滤波器的信息反馈过程为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_i = \hat{\mathbf{X}}_g \\ \mathbf{P}_i = \beta_i^{-1} \mathbf{P}_g \end{cases} \quad (8)$$

其中, β_i 为子滤波器的信息分配系数,满足 $\beta_1 + \beta_2 = 1$ 。

2 故障检测方法研究

残差量是构建故障检测统计量的关键,针对上一节中介绍的离散线性系统模型式(1),可以计算残差向量 $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 为:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} \quad (9)$$

其中, $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 为卡尔曼滤波残差,通过 m 维量测值与量测预测值做差得到。在系统正常的情况下, $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 应当服从均值为 0 的正态分布,那么其方差为:

$$\mathbf{S}_k = E(\boldsymbol{\varepsilon}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k^T) = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (10)$$

当测量向量不满足高斯分布,即测量值存在异常值时,残差 $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 不再符合均值为 0 的假设。因此可对 $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 作二元假设,分析无故障 \mathbf{H}_0 和有故障情况 \mathbf{H}_1 下 $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 的统计特性为:

$$\begin{cases} \mathbf{H}_0: E(\boldsymbol{\varepsilon}_k) = 0, & E(\boldsymbol{\varepsilon}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k^T) = \mathbf{S}_k \\ \mathbf{H}_1: E(\boldsymbol{\varepsilon}_k) = \boldsymbol{\mu}_k, & E((\boldsymbol{\varepsilon}_k - \boldsymbol{\mu}_k)(\boldsymbol{\varepsilon}_k - \boldsymbol{\mu}_k)^T) = \mathbf{S}_k \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\boldsymbol{\mu}_k$ 为故障均值(k 表示样本数),定义为:

$$\boldsymbol{\mu}_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \boldsymbol{\varepsilon}_i = \frac{k-1}{k} \boldsymbol{\mu}_{k-1} + \frac{1}{k} \boldsymbol{\varepsilon}_k \quad (12)$$

2.1 基于马氏距离的故障检测方法

基于式(11)的二元假设,构造基于马氏距离的故障检测法的检测函数 γ_k 为:

$$\gamma_k = \sqrt{\boldsymbol{\varepsilon}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_k} \quad (13)$$

由残差 $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 的统计特性可知,故障检测统计量 γ_k 应当服从自由度为 m 的卡方分布。则可以根据 γ_k 与概率检测阈值 T_α (根据显著性水平 α 查卡方分布表获取)的大小关系判断此时系统是否发生故障,二者的关系可表示为:

$$\begin{cases} \gamma_k \leq T_\alpha, & \text{无故障} \\ \gamma_k > T_\alpha, & \text{有故障} \end{cases} \quad (14)$$

2.2 SPRT 法

同样基于式(11)中的二元假设,其对应的概率密度函数为:

$$\begin{cases} p(\boldsymbol{\varepsilon}_k | \mathbf{H}_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \mathbf{S}_k} \exp\left(-\frac{\boldsymbol{\varepsilon}_k^2}{2\mathbf{S}_k}\right) \\ p(\boldsymbol{\varepsilon}_k | \mathbf{H}_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \mathbf{S}_k} \exp\left(-\frac{(\boldsymbol{\varepsilon}_k - \boldsymbol{\mu}_k)^2}{2\mathbf{S}_k}\right) \end{cases} \quad (15)$$

由最大后验概率准则计算似然比 L_k 为:

$$L_k = \prod_{i=1}^k \frac{p(\boldsymbol{\varepsilon}_i | \mathbf{H}_1)}{p(\boldsymbol{\varepsilon}_i | \mathbf{H}_0)} = \exp\left(\frac{k\boldsymbol{\mu}_k^2}{2\mathbf{S}_k}\right) \quad (16)$$

对上式两边同时取对数,可得如式(17)所示的对数似然概率比,也为故障检测统计量,记为 λ_k :

$$\lambda_k = \ln \left[\prod_{i=1}^k \frac{p(\boldsymbol{\varepsilon}_i | \mathbf{H}_1)}{p(\boldsymbol{\varepsilon}_i | \mathbf{H}_0)} \right] = \frac{k\boldsymbol{\mu}_k^2}{2\mathbf{S}_k} \quad (17)$$

上式即为 SPRT 故障检验量的计算方法,SPRT 法的故障检测阈值 T_λ 可以通过 Wald 方法计算,计虚警率为 p_f ,漏警率为 p_m ,则阈值 T_λ 计算方法如式(18)所示。

$$T_\lambda = \ln \left(\frac{1 - p_m}{p_f} \right) \quad (18)$$

通过比较 λ_k 与 T_λ 大小,可以判断系统是否发生故障。

$$\begin{cases} \lambda_k \leq T_\lambda, & \text{无故障} \\ \lambda_k > T_\lambda, & \text{有故障} \end{cases} \quad (19)$$

2.3 快速重置 SPRT 法

上一节的过程即为传统 SPRT 算法进行故障检测的原理,而在实际应用中,传统 SPRT 算法存在诸多问题。分析式(12)可知,当 k 逐渐增大, $1/k$ 逐渐减小,使得当前时刻的残差信息在故障均值 μ_k 中的权重变小,容易造成当前时刻的信息被历史信息淹没,导致在故障结束后,统计量 λ_k 无法迅速减小至阈值 T_λ 以下,系统对后续故障的检测灵敏度大幅降低^[22]。针对传统 SPRT 算法存在的问题,一种可行的方法是在式(12)计算样本均值 μ_k 的过程中引入渐消因子 s ,使得历史信息在 μ_k 中的权重逐渐降低,提高算法对故障的灵敏度。引入渐消因子 s 后,式(12)可以重写为:

$$\mu_k = \frac{sk-1}{sk} \mu_{k-1} + \frac{1}{sk} \varepsilon_k \quad (20)$$

分析上式可知,传统 SPRT 算法可以视为 $s=1$ 时的特例,渐消因子 s 的选取对故障检测的灵敏度有一定影响,当 s 偏大时,灵敏度降低;而当 s 偏小时,易造成 μ_k 不稳定,引起误警。一般取 $0.85 \leq s < 1$ 。

相较于传统 SPRT 法,渐消 SPRT 法在故障结束后的检测灵敏度大幅上升,但仍存在一小段时间的误检。对此,Wang 等^[11]在渐消 SPRT 法的基础上进一步提出了快速重置 SPRT 法,引入了经典的残差卡方检验法来进行辅助判断,彻底解决了 SPRT 法难以判断故障结束时间的问题。

快速重置 SPRT 法的具体检验步骤为:先采用渐消 SPRT 法的步骤正常检验故障,并在每一次检验时进行判断是否满足以下条件:渐消 SPRT 法的故障检测统计量 λ_k 大于其阈值 T_λ ,且相比于上一时刻的统计量 λ_k 有所下降。一旦满足上述条件,立刻引入残差卡方检验法辅助判断故障状态。若此时卡方检验法判断故障已经消失,则清零累积的 SPRT 检测统计量 λ_k ,紧接着进入下一时刻的故障检测程序。

3 完全重置 SPRT 法

快速重置 SPRT 法在降低误警率上效果非常明显,但实验后发现,该方法仍然存在以下问题:后续进行样本均值和方差的递推计算时,仍有因之前故障而产生的均值和方差影响,特别是当样本值过大之后,仅清空诊断函数值对下一时刻的影响微乎其微。当后续再次发生故障后,常常由于检测值过低而不能很快累积至超过阈值,造成漏检率的上升。

针对这一问题,设计了一种完全重置 SPRT 检测方法,引入马氏距离法来辅助判断故障结束时间,算法效率更高;同时在故障结束后完全重置判断信息,也就是将 SPRT 法中的样本数 k 置 1,变相清零诊断函数 λ_k 的同时

也清空了过去的残差样本数据对整个系统的影响。

算法的具体步骤如下:

步骤 1) 计算当前时刻的子滤波器的卡尔曼滤波残差 ε_k ;

步骤 2) 根据 2.3 节中渐消 SPRT 法的原理,计算引入了渐消因子 s 后的传感器的故障检测统计量 λ_k ;

步骤 3) 当 λ_k 大于检测阈值 T_λ 时,判断当前时刻与上一时刻 λ_k 值的大小,若小于上一时刻的值,进入步骤 4);若大于上一时刻的值,进入步骤 6);

步骤 4) 利用马氏距离辅助判断故障情况,若马氏距离的故障检测统计量 γ_k 满足 $\gamma_k \leq T_\varepsilon$,则判断故障已经结束,进入步骤 5);若满足 $\gamma_k > T_\varepsilon$,则检测结果为有故障,进入步骤 6);

步骤 5) 确认故障已经结束,则将此前的样本集清空,从此刻开始进入下一段全新样本数据的收集,即此刻的残差样本集从之前的 $\{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_k\}$ 清空变为 $\{\varepsilon_1\}$,则代入式(17)得此时的 SPRT 法的诊断函数为:

$$\lambda_k = \frac{\mu_1^2}{2S_1} \quad (21)$$

步骤 6) 进入到下一时刻的故障检测程序。

这一算法的流程图如图 2 所示。

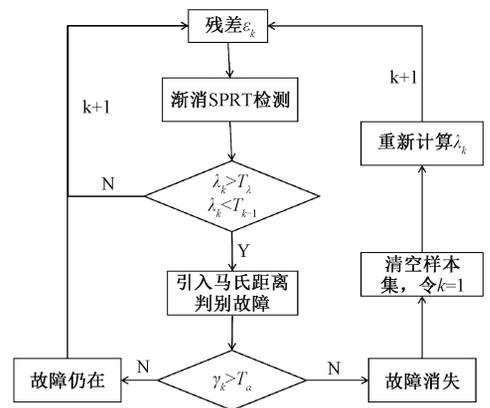


图 2 完全重置 SPRT 法检测流程图

Fig. 2 Flow chart completely reset SPRT detection

4 自适应归一化融合算法

完全重置 SPRT 方法分别在联邦滤波的两个子系统中进行故障检测,但因为两个子系统相互独立,容易忽视不同滤波子系统异常检测结果之间的关联性,导致错误的容错处理;同时由于 SPRT 检测方法的特性,故障需要经过一小段时间的累积,其检测函数才足以超过阈值。那么从故障开始到故障被检测出来的这一段时间,故障信息仍然传输到主滤波器进行信息融合,影响导航数据的精度。

针对以上问题,设计了一种基于联邦滤波的自适应

归一化融合算法,有助于提高组合导航的精度与容错性能。具体步骤如下:

步骤 1) 在子系统进行故障检测步骤之后,利用故障检测统计量 λ_k 和故障检测阈值 T_λ 构建第 j 个子系统的检测值 B_j 为:

$$B_j = 1 - \frac{\lambda_k}{T_\lambda} \quad (\lambda_k \leq T_\lambda) \quad (22)$$

进行式(22)的计算时,需注意满足括号内的判断条件,如果不满足,认为第 j 个子系统在此时发生故障,直接进行隔离。

步骤 2) 为了避免量测噪声矩阵在导航信息正常时的错误调整,增强系统的稳定性,需在构建检测值的过程中设置上下界 L_{\max} 和 L_{\min} ,即算法实施的范围如式(23)所示:

$$L_{\min} < B_j < L_{\max} \quad (j = 1, 2, \dots, N) \quad (23)$$

式中: N 表示子系统的数量。

步骤 3) 对检测值 B_j 进行归一化,归一化结果为:

$$N_j = \frac{B_j}{\sum_{j=1}^N B_j} \quad (24)$$

步骤 4) 使用归一化结果调整初始量测噪声方差阵 $R(0)_j$, 对子滤波器进行加权量测更新,使联邦滤波系统在全局融合阶段进行自适应加权容错滤波。调整方法如式(25)所示。

$$R_j = \frac{R(0)_j}{N_j} \quad (25)$$

为了最大化利用到量测信息,也可以采用序贯滤波的方法,对量测的每一维都进行故障检测,同时也可以进一步提高调整的效果,对 $R(0)_j$ 的每一维进行加权。以 3 维的位置量测信息为例,调整方法如式(26)所示。

$$R_j = \begin{bmatrix} N_{(j,1)} & & \\ & N_{(j,2)} & \\ & & N_{(j,3)} \end{bmatrix}^{-1} R(0)_j \quad (26)$$

式中: $N_{(j,i)}$ 表示第 j 个子滤波器的第 i 维量测的归一化。

除以上步骤外,为了增强系统的稳定性,避免导航参数长时间异常情况下异常状态的方差大幅度增加而导致的检测性能震荡问题,算法还采用了固定系数取代动态信息分配方案,使用式(8)对滤波子系统信息进行分配。

5 实验验证

基于无人车实验平台展开车载实验,根据传感器采集到的实际数据对提出的两种算法性能进行比较分析。实验地点为南京理工大学某教学楼周围道路,实验时长为 216 s,实验路径近似为闭合的方形,如图 3 所示。

实验所用到的传感器包括 IMU、GNSS、OD、RTK (提

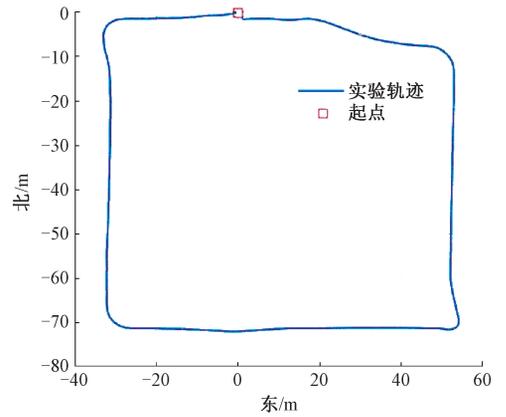


图 3 实验轨迹图

Fig. 3 Experimental trajectory plot

供参考路径),以 3 IMU 冗余配置来保证 SINS 系统数据的准确性,车载平台配置实物图如图 4 所示,各种实验相关参数设置如表 1 所示。



图 4 车载平台配置实物图

Fig. 4 Physical diagram of vehicle platform configuration

表 1 系统参数设置

Table 1 System parameter setting

系统	频率/Hz	误差类型	数值
SINS	250	陀螺仪漂移/ $(^\circ) \cdot h^{-1}$	10
		陀螺仪随机游走/ $(^\circ) \cdot \sqrt{h^{-1}}$	5
		加速度计零偏/ μg	15
		速度随机游走/ $(g \cdot \sqrt{Hz})^{-1}$	60
GNSS	1	位置误差/m	1.5
		速度误差/ $(m \cdot s^{-1})$	0.5
OD	50	前向速度误差/ $(m \cdot s^{-1})$	0.3
RTK	100	位置误差/m	0.02

5.1 完全重置 SPRT 算法

为了验证改进的完全重置 SPRT 算法的优越性,将会人为对传感器数据注入不同类型和幅值的故障,以模拟工程上传感器的输出异常,并将传统的残差卡方检测算法、渐消 SPRT 算法、快速重置 SPRT 算法和完全重置 SPRT 算法的故障检测效果进行对比。

在 GNSS 传感器数据上注入故障,误差具体设置如下:1)在 40~60 s 时注入阶跃故障,故障幅值为 5σ ;2)在 90~130 s 时注入斜坡故障,故障幅值为 $0.02 \times (t-90)\sigma$ 。实验结果对比如图 5 所示,4 种方法的检测结果如表 2 所示。

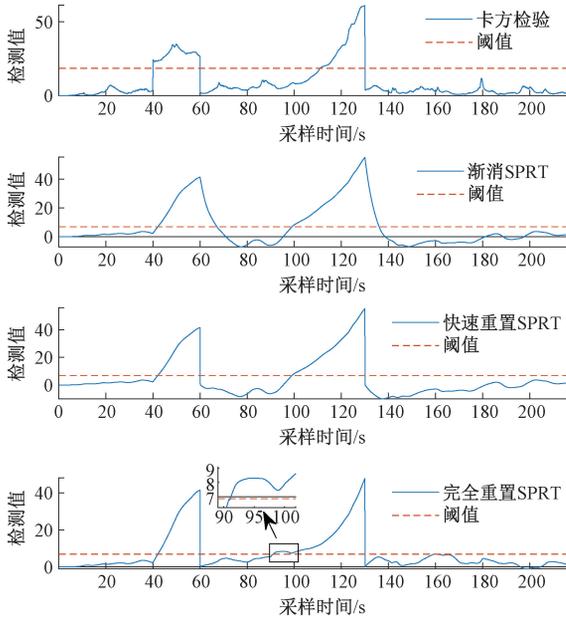


图 5 4 种故障检测方法效果对比图

Fig. 5 Comparison of four fault detection methods

表 2 4 种方法的检测结果

Table 2 Test results of the four methods (s)

方法	故障类型	故障发生时段	检测故障时段	漏警时长
残差卡方	硬故障	40~60	40~60	0
	软故障	90~130	110.4~120	20.4
渐消 SPRT	硬故障	40~60	41.2~67.6	1.2
	软故障	90~130	99.2~136.7	9.2
快速重置 SPRT	硬故障	40~60	41.2~60	1.2
	软故障	90~130	97.8~120	7.8
完全重置 SPRT	软故障	40~60	41.2~60	1.2
	硬故障	90~130	91.5~120	1.5

从图 5 和表 2 的结果可以看出:针对硬故障,4 种方法的检测效果都很不错,其中卡方检验法效果最好,检测十分灵敏,几乎不会发生漏警;但对软故障来说,由于软故障刚发生时对量测产生的影响非常小,会被淹没在量测噪声中,因此 4 种方法对软故障的检测都有一定程度的漏警,随着软故障逐渐增大,故障检测算法才能检测到故障的发生。根据 4 种方法的漏警时长,将其检测效果从高到低排序为:完全重置 SPRT>快速重置 SPRT>渐消 SPRT>卡方检验法。

除此之外,分析图 5 和表 2,还可以发现,传统的渐消 SPRT 法对故障结束时间的检测明显有很大的延迟,这是

由 SPRT 方法的局限性导致的。快速重置 SPRT 方法虽然可以做到无延迟,但因为仅清空累积的诊断函数值,后续进行样本均值和方差的递推计算时,仍有之前因故障产生的均值和方差影响,体现在图 5 上即为:快速重置 SPRT 法的检测值在硬故障结束后会下降到 0 以下,需要一段时间恢复到 0,这会导致影响到下一次故障产生时检测的灵敏度。相比之下,改进的完全重置 SPRT 算法可以做到无延迟的同时也不影响到下一次的检测。

综合上述分析,在总体效果上,完全重置 SPRT 算法的表现更为出色,尤其是在软故障的检测上,正检率相比于卡方检验法、渐消 SPRT 法和快速重置 SPRT 法分别提高了 96.43%、25.00% 和 19.57%,证明了算法的优越性。

5.2 基于联邦滤波的自适应归一化融合算法

接着验证提出的自适应归一化融合算法的有效性。使用传统的联邦卡尔曼滤波算法和改进算法进行比较,在北向和东向的位置误差如图 6 所示。

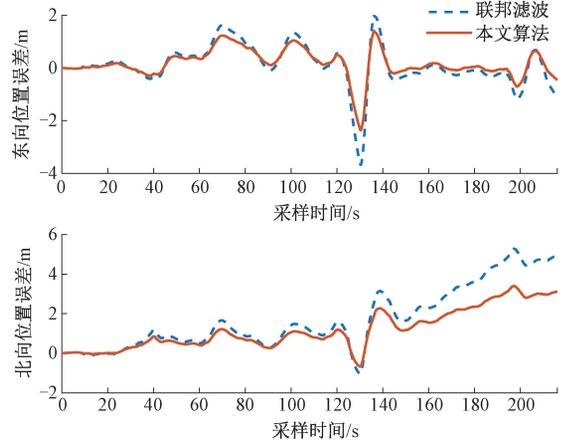


图 6 两种方法的轨迹误差

Fig. 6 Track error for both methods

为了便于分析,对 GNSS 和 OD 两个传感器的量测添加 0 均值的高斯白噪声,方差为 $0.1\sigma^2$,采用蒙特卡洛打靶法进行 50 次实验,分别统计算法的平均位置均方误差,统计结果如表 3 所示。

表 3 导航位置均方误差

Table 3 Mean-square error of the navigation position

算法	北向均方误差/m	东向均方误差/m
联邦滤波	2.165 5	3.500 7
改进算法	1.097 6	2.254 7

由图 6 和表 3 可知,基于联邦滤波的自适应归一化融合算法相比于传统的联邦滤波算法在纬度和经度上分别提升了 44.70% 和 35.60% 的定位精度,显然有更好的应用前景。

6 结 论

以提高组合导航系统容错能力为目标,研究提出了改进的完全重置 SPRT 算法和基于联邦滤波的自适应归一化融合算法。其中,改进的 SPRT 算法通过引入渐消因子和马氏距离,实现了对故障的快速准确检测,避免了误警现象。自适应归一化融合算法则通过优化量测噪声矩阵和调整策略,显著提高了系统在长时间异常输出下的稳定性。实验结果表明,改进的两种方法相较于以往运用的方法,在 SINS/GNSS/OD 组合导航系统中表现出更高的定位精度和可靠性。此次研究成果不仅丰富了容错组合导航系统的理论体系,也为实际应用提供了有力支持,展现出良好的应用前景。

参考文献

- [1] ZHAO Y, YANG ZH, SONG CH, et al. Vehicle dynamic model-based integrated navigation system for land vehicles [C]. 2018 25th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems (ICINS). IEEE, 2018; 1-4.
- [2] WANG D, XU X S, YAO Y Q, et al. A novel sins/dvl tightly integrated navigation method for complex environment[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(7): 5183-5196.
- [3] HONG G Y, GAO SH SH, GAO G L. Fault tolerant SINS/GNSS/SRS Navigation System with a Mahalanobis distance-based FKF [C]. 2020 IEEE 9th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC). IEEE, 2020, 9: 980-985.
- [4] 王江,金永,姚慧栋.基于固态激光雷达的道路边沿与障碍物检测[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(1): 138-143.
WANG J, JIN Y, YAO H D. Road edge and obstacle detection based on solid-state Lidar [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(1): 138-143.
- [5] 陶洋,冉刚,方文俊.基于混合策略的多传感器数据融合方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(22): 62-69.
TAO Y, RAN G, FANG W J. Multi-sensor data fusion method based on a hybrid strategy [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(22): 62-69.
- [6] ZHANG L, CUI Y CH, XIONG ZH, et al. Research on adaptive multi-source information fault tolerant navigation method based on no-reference system diagnosis [J]. Sensors, 2019, 19(13): 2911.
- [7] LI R H, ZHANG R L, LYU T CH, et al. ISRJ identification method based on Chi-square test and range equidistant detection [C]. International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology, Qingdao, China, 2023: 1-3.
- [8] 王琪,柯耀,苗育苗,等.序贯概率比检验在非线性 Lamb 波检测中的应用[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(5): 98-102.
WANG Q, KE Y, MIAO Y ZH, et al. Application of the sequential probability ratio test in the detection of a nonlinear Lamb wave [J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41(5): 98-102.
- [9] 任旭阳. SINS/GNSS/OD 容错组合导航系统研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
REN X Y. SINS/GNSS/OD fault-tolerant combined navigation system study [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.
- [10] 杨镜. 分布式多源融合自主导航系统信息传递与故障检测研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014.
YANG J. Research on information transmission and fault detection of distributed multi-source fusion autonomous navigation system [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2014.
- [11] WANG R, XIONG ZH, LIU J Y, et al. Chi-square and SPRT combined fault detection for multisensor navigation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(3): 1352-1365.
- [12] 胡晓强, 武东杰, 彭侠夫. INS/GNSS/VO 组合导航系统复合型异常检测与容错算法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(2): 148-156.
HU X Q, WU D J, PENG X F. Compound anomaly detection and fault tolerance algorithm for INS/GNSS/VO combined navigation system [J]. Chinese Journal of Inertial Technology, 2023, 31(2): 148-156.
- [13] ELZOGHBY M, ARIF U, LI F, et al. Investigation of adaptive robust Kalman filtering algorithms for GPS/DR navigation system filters [J]. IOP Conference, 2017, 187(1): 012019.
- [14] 姜颖颖,潘树国,孟骞,等.基于鲁棒马氏距离统计量的多源融合抗差估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(2): 252-262.
JIANG Y Y, PAN SH G, MENG Q, et al. Multi-source fusion differential resistance estimation method based on the robust Mahalanobis distance statistic [J]. Journal of Instrumentation, 2024, 45(2): 252-262.
- [15] XU J X, XIONG ZH, LIU J Y, et al. A dynamic vector-formed information sharing algorithm based on two-state Chi square detection in an adaptive federated filter [J]. Journal of Navigation, 2018, 72(1): 101-120.

- [16] 马新宇,朱维斌,黄垚,等. 基于 Kalman 的动态角度测量方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(3): 119-127.
MA X Y, ZHU W B, HUANG Y, et al. Research on the dynamic angle measurement method based on Kalman [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(3): 119-127.
- [17] ROTH M, FRITSCHÉ C, HENDEBY G, et al. The ensemble Kalman filter and its relations to other nonlinear filters [C]. 2015 23rd European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Nice, France, 2015: 1236-1240.
- [18] DING D R, HAN Q L, WANG Z D, et al. A survey on model-based distributed control and filtering for industrial cyber-physical systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(5): 2483-2499.
- [19] ZONG H, WANG B, LIU ZH, et al. Fault detection in SINS/CNS/GPS integrated system based on federated filter [C]. Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference, Nanjing, China, 2014: 608-612.
- [20] 蔡紫焯,周凌柯,黄海舟,等. 冗余捷联惯导软故障检测方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(10): 115-122.
CAI Z Y, ZHOU L K, HUANG H ZH, et al. Study on the detection method of redundant TAILE [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(10): 115-122.
- [21] ALATISE M B, HANCKE G P. A review on challenges of autonomous mobile robot and sensor fusion methods [J]. IEEE Access, 2020, 8: 39830-39846.

- [22] 高广乐,高社生,彭旭,等. 渐消 SPRT 在 SINS/ CNS/ SRS 导航系统软故障诊断中的应用 [J]. 中国惯性技术学报, 2020, 28(6): 834-840.

GAO G L, GAO SH SH, PENG X, et al. Application of SPRT in soft fault diagnosis of SINS/CNS/SRS navigation system [J]. Chinese Journal of Inertial Technology, 2020, 28(6): 834-840.

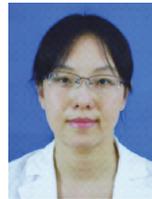
作者简介



周芸, 2022 年于南京信息工程大学获得学士学位, 现为南京理工大学硕士生, 主要研究方向为组合导航及其故障检测。

E-mail: 1017256494@qq.com

Zhou Yun received her B. Sc. degree from Nanjing University of Information Science and Technology in 2022. Now she is a M. Sc. candidate in Nanjing University of Science and Technology. Her main research interests include combined navigation and fault detection.



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.