

GNSS 接收机自主完好性监测算法研究现状分析

李怀建¹, 尹超¹, 杜小菁^{1*}, 孙常特²

(1. 北京理工大学宇航学院, 北京 100081; 2. 国网北京市电力公司, 北京 100031)

摘要: 随着 GNSS 的不断发展和广泛应用, 其完好性监测的重要性也愈发体现, 其中接收机自主完好性监测 (RAIM) 的研究成为重点。针对接收机自主完好性监测技术, 介绍了其算法流程、算法可用性和算法性能指标。对接收机自主完好性监测算法的研究现状进行分析, 介绍了单卫星故障下的基于连续型模型的 RAIM 算法、基于离散型模型的 RAIM 算法与非高斯噪声下的 RAIM 算法的研究现状, 还介绍了多卫星故障 RAIM 算法、引入外界辅助信息的 RAIM 算法和提高 RAIM 算法可用性的相关研究。总结了当前研究存在的不足, 展望了未来研究趋势。

关键词: GNSS; 完好性; 接收机自主完好性监测; 卫星故障; 非高斯噪声; RAIM 算法; 算法可用性

中图分类号: P228 文献标识码: A 文章编号: 1009-1300(2025)01-0126-10

DOI: 10.16358/j.issn.1009-1300.20250503

Analysis of GNSS receiver autonomous integrity monitoring algorithms

Li Huaijian¹, Yin Chao¹, Du Xiaojing^{1*}, Sun Changte²

(1. School of Aerospace Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. Beijing Electric Power Company, State Grid Corporation of China, Beijing 100031, China)

Abstract: With the continuous development and wide application of GNSS, its integrity monitoring is becoming more and more important, and the research of Receiver Autonomous Integrity Monitoring (RAIM) has become the focus. Aiming at the Receiver Autonomous Integrity Monitoring technology, the algorithm flow, algorithm availability and algorithm performance metric are introduced. The research of Receiver Autonomous Integrity Monitoring algorithm is analyzed, and the research of RAIM algorithm based on continuous model under single satellite fault, RAIM algorithm based on discrete model and RAIM algorithm under non-Gaussian noise is introduced. The RAIM algorithm for multi-satellite fault, the RAIM algorithm with external auxiliary information and the related research on improving the availability of RAIM algorithm are also introduced. The shortcomings of the current research are summarized and the future research trends are prospected.

收稿日期: 2024-03-19; 修回日期: 2024-05-13

作者简介: 李怀建, 副教授。

通讯作者: 杜小菁, 副教授。

引用格式: 李怀建, 尹超, 杜小菁, 等. GNSS 接收机自主完好性监测算法研究现状分析[J]. 战术导弹技术, 2025 (1): 126-135.
(Li Huaijian, Yin Chao, Du Xiaojing, et al. Analysis of GNSS receiver autonomous integrity monitoring algorithms[J]. Tactical Missile Technology, 2025 (1): 126-135.)

Key words: GNSS; integrity; Receiver Autonomous Integrity Monitoring; satellite failure; non-gaussian noise; RAIM algorithm; algorithm availability

1 引言

卫星导航完好性起源于民用航空用户在利用全球导航卫星系统(GNSS)空域飞行时对系统的高可靠性需求。卫星的某些错误或者信号受到干扰就会导致测距错误,而地面监测站又不能及时发现,其结果就是导致航空用户定位偏离实际位置数十千米,给航空飞行带来极大的危害。历史上GPS系统就曾出现过多次信号收到大范围干扰的情况,给航行安全带来非常大的影响,其原因主要是缺乏准确可靠的完好性服务。此外,随着卫星导航在列车运行及水下航行器定位等领域的广泛应用,对高可靠性的完好性服务的研究已经刻不容缓。进行完好性监测可分为系统级和接收机完好性监测,其中接收机完好性监测凭借其反应迅速和完全自主的优势成为有效和可靠的完好性监测技术。

接收机自主完好性检测(Receiver Autonomous Integrity Monitoring, RAIM)是指主要利用接收机内部的冗余观测量进行卫星故障快速检测的方法^[1],具有不依赖外部设备、成本低、易于实现的特点,是一种广泛应用的完好性监测方法。RAIM的概念最早由R. M. Kalafus于1987年提出。RAIM算法的基本功能包括故障检测(Fault Detection, FD)与故障排除(Fault Exclusion, FE)两个部分。故障检测部分的主要功能是检测系统定位误差是否处于当前飞行阶段可接受的范围内,超过范围则视为系统出现故障;故障排除部分的主要功能是在检测出故障的基础上识别且排除导致不可接受定位误差的故障源,从而保证导航系统的可靠性和连续性。理论上,当RAIM算法观测到5颗卫星时就可以利用FD功能检测出故障,当观测到6颗卫星时就可以利用FE功能来排除故障卫星^[2]。

本文简要介绍RAIM算法的流程、可用性以及性能指标。然后,将从RAIM算法研究针对的问

题,如单/多星故障、非高斯观测噪声和提高RAIM算法的可用性问题着手,对当前RAIM算法的研究现状进行分类分析,进而分析总结出RAIM算法研究需求和研究趋势,以便提供更为可靠的完好性监测服务。

2 RAIM算法原理

2.1 RAIM算法流程

RAIM算法的核心在于假设检验思想,即通过对无故障状态系统的各项参数进行分析,若不存在相悖状态则认为系统无故障,若存在相悖状态则拒绝无故障假设,接受备择假设。在进行系统预定要求分析(如可用性分析、可见星数判断)后,通过确定与测量相关或从测量中分离出的检测量的统计特性,利用假设检验的方法对检验量进行分析判断,以确定卫星测量的完好性情况。最后根据故障检测与故障识别结果,结合性能要求,确定是否向系统告警,其流程图如图1所示。

RAIM算法所需输入信息为接收机当前时刻GNSS观测数据和导航性能需求参数。根据当前GNSS观测数据构建GNSS定位方程并进行线性化,结合完好性需求指标的误警率信息和伪距噪声的方差估计量进行算法可用性判别,即当前星座构型与可见星数是否满足性能要求。若可用性判别为不可用,则RAIM检测失效,告警失败;若判别为可用,则可继续使用RAIM算法进行故障检测与识别。在保证算法可用性的情况下,对线性化后的定位方程进行状态量与故障量的分离,提取出含有噪声信息与故障信息的检测量,并对其统计特性进行分析。最后,结合检测量的统计特性进行假设检验,实现对是否存在故障的检测。若系统未告警,则需对定位精度进行检测,不大于告警限值时认为系统正常,大于告警限值则认为完好性监测失败,即发生漏警。若系统发生告警,则可进一步对故障星进行识别,并判断是否满足

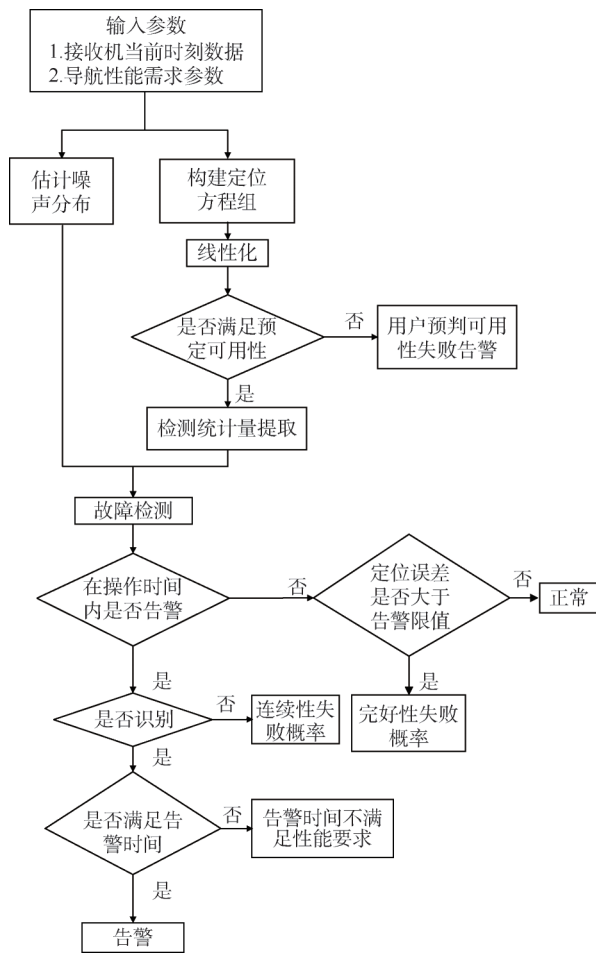


图1 RAIM算法流程示意图

Fig. 1 RAIM algorithm flow diagram

告警时间要求,若满足,则完好性检测成功,可通过排除故障星来保证系统的连续性;若满足告警时间却未能识别故障星,则完好性检测成功,通知用户发生故障。

2.2 RAIM算法可用性

RAIM算法的可用性受可见星数及可见星在空间中的几何构型影响,在不满足可见星数或几何构型要求的情况下,卫星的定位误差会增大,RAIM算法的检验精度就会下降^[3]。因此,为保证故障检测和排除的性能需求,在进行故障检测前要对算法的可用性进行分析与判断。

现阶段较为常用的RAIM可用性的判别方法包括:近似径向误差保护法(ARP法)、 δH_{\max} 法以及误差水平保护级(Horizontal Protection Level, HPL)法^[4],且三种方法已被证明等效。本文将介绍

HPL法进行可用性判断。

HPL法主要是根据RAIM算法对漏警率和误警率的要求和接收到的卫星数据计算水平保护门限(HPL)^[5],通过比较HPL和当前飞行阶段规定的水平告警门限(Horizontal Alert Limit, HAL)的数值大小来判断在当前卫星的几何构型下RAIM算法能否正常工作。HPL法的主要流程如下:

在无故障情况下,检验量中的各个分量是独立同分布且服从于标准正态分布的^[6]。则根据给定的漏警率 P_{MD} 可得

$$P_r(SSE/s^2 < T_d) = \int_0^{T_d} f_{\chi^2(n-4)}(x)dx = P_{MD} \quad (1)$$

式中, n 为可见星数; σ 为量测噪声的标准差; T_d 为检测限值;检验量 SSE/s^2 服从于 $n-4$ 维卡方分布。通过误警率 P_{FA} 和漏警率 P_{MD} ,可得到卡方分布的非中心化参数 λ 。

分析误差保护限值的最大值是否满足可用性要求,可以判断当前状态下是否保证RAIM算法的性能需求,下式为水平误差保护限值和垂直误差保护限值的计算方法。

$$HPL = \delta HDOP_{\max} \times \sigma_0 \times \sqrt{\lambda} \quad (2)$$

$$VPL = \delta VDOP_{\max} \times \sigma_0 \times \sqrt{\lambda} \quad (3)$$

$\delta HDOP_{\max}$ 为最大水平精度因子变化,即 $\delta HDOP$ 中的最大值。

$$\delta HDOP_{\max} = \max \left(\sqrt{\frac{A_{1i}^{*2} + A_{2i}^{*2}}{Q_{ii}}} \right) = \sqrt{HDOP_i^2 - HDOP^2} \quad (4)$$

式中, A 为GNSS单点定位中的几何矩阵, $A^* = (A^T A)^{-1} A^T$; A_j^* ($j = 1, 2, 3$), A_j^* 为 A^* 的第 j 行; $HDOP_i$ 为去掉第 i 颗卫星后的 $HDOP_i$ 值; Q_{ii} 表示伪距残差向量的权逆阵。

当 $\delta HDOP_{\max}$ 小于水平精度因子变化限值时,则可以确定当前星座构型下的任何情况都可以保证不超过漏检率最大值,垂直方向同理。

如图2所示,通过将计算得到的HPL值与当前飞行阶段所规定的HAL值进行比较可以得出算法可用性的结果,即当HPL小于HAL,算法可用,应正常进入RAIM算法检测过程;反之,则说明当卫星出现故障时,使用RAIM算法可能检测不出故

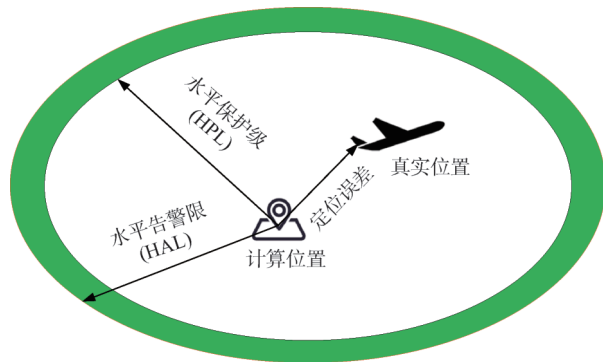


图2 HPL法原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of HPL method

障，导致定位误差增大^[7]。

2.3 RAIM算法性能指标

RAIM算法的检验结果需要与给定的门限进行比较来判断系统是否发生故障，门限值的确定则需要结合各实际场景下所要求的不同完好性性能指标要求，得到的系统的完好性信息是保证用户安全的重要参数。

(1) 完好性性能要求。20世纪90年代，国际民用航空组织给出了航路飞行不同阶段对卫星的性能需求。具体指标参照ICAO在2006年发布的GNSS的标准及建议措施规范。其中民用航空空域阶段分为：越洋航路（En-route oceanic）、本土航路（En-route continental）、终端区（Terminal）、非精密进近（Non Precision Approach, NPA）、垂直引导进近（Approach with Vertical Guidance, APV）、精密进近（CAT）三段。航路飞行过程是指飞机离开本地终端区域起始点到进入目标终端区域结束点的过程和从进入终端区到进近开始的过程，主要包括洋区航路和内陆航路。其中APV阶段是垂直引导阶段，需要进行垂直方向上的引导。其中较为常用的LPV-200的垂直方向告警限值为12 m，决断高程为61 m与CAT-1的性能需求相似。

(2) 完好性监测指标。完好性监测指标主要包括反映具体行业所要满足的导航性能的完好性输入指标、体现完好性监测的过程和最终结果的用户完好性监测指标，包含了输入指标和用户完好性监测指标的一部分内容，主要用于后续其他数据的计算输出指标。RAIM算法主要是为了监测

故障，及时对用户进行告警，涉及的数据主要与输入指标相关，因此，本文主要介绍完好性监测输入指标。完好性输入指标包括五个部分，分别是：完好性风险、误警率、漏警率、告警限值和告警时间。

3 RAIM算法研究现状

3.1 研究分类

RAIM算法的分类主要有三种：

(1) 根据故障卫星的数目不同分为了单卫星故障RAIM算法和多卫星故障RAIM算法。其中，单卫星故障RAIM算法的性能提升将间接影响多卫星故障RAIM算法的检测性能，因此，当前对单卫星故障RAIM算法的研究较多。单卫星故障在分析前存在三个基本假设：1) 所有GPS卫星特性相同，操作方式一致且相互独立；2) 卫星星座处于稳定状态；3) 卫星发生所有故障的概率密度函数可用指数模型表示^[8]。

(2) 根据RAIM算法研究过程中基于数学模型的不同，分为了基于连续型模型的RAIM算法和基于离散型模型的RAIM算法。

(3) 根据RAIM算法研究的前提假设——环境噪声的不同，分为了高斯噪声下RAIM算法和非高斯噪声下RAIM算法。由于在绝大多数环境中接收机观测噪声都呈现出很强的高斯特性，因此，目前大部分RAIM算法在研究时都假设观测噪声服从高斯分布^[9]，但机载接收机由于飞行速度较高和安装条件限制，要保证在整个导航观测过程中观测噪声始终符合高斯白噪声假设是很难的。除了高动态环境，在城市峡谷等遮挡较为严重的环境下接收机的观测噪声也常呈现出非高斯分布。

以上三种分类方法的研究重点主要是在RAIM算法流程中检验统计量提取环节，思考如何从卫星导航观测信息中构造出合适的检验量进行监测来提高RAIM算法的故障检测性能。三种RAIM算法分类方式之间互有交叉，因此，分析时主要根据第一种分类方法按照单星故障RAIM算法和多星故障RAIM算法分类，再在单星故障RAIM算法中按照第二、三种分类方式进行分类分析（实际上

第二、三种分类方式中的绝大多数 RAIM 算法都是针对单星故障问题的)。

除了研究检验统计量提取方向,还有部分学者研究了 RAIM 算法流程中获得的更多冗余观测信息和提高 RAIM 算法的可用性等方面。

3.2 单卫星故障 RAIM 算法

在观测噪声高斯假设下,单卫星故障 RAIM 算法根据其数学模型是否需要离散化时间进行故障检测而分为连续型和离散型。因在一些高动态和严重遮挡环境下卫星导航观测噪声呈现出严重的非高斯特性,此时继续应用高斯噪声假设下的 RAIM 算法去进行故障检测效果不理想,因此需要研究非高斯噪声下 RAIM 算法。

3.2.1 基于连续型模型的 RAIM 算法

基于连续型模型的 RAIM 算法主要利用的是当前时刻的卫星信息来进行故障检测。1988 年, Brown 提出了基于定位解最大间隔的 RAIM 算法,但其复杂的数学分析过程和难以确定的故障门限导致其应用并不广泛, Lee 于 1986 年提出了伪距比较法^[10], Parkinson 于 1988 年提出了最小二乘残差法^[11], Sturza 于 1988 年提出了奇偶矢量法^[12]。以上三种方法均以当前观测信息为基础,不必对其前后过程的信息作出假设,因此称为“快照”(Snapshot)算法,且三种算法已被证明等价。后来,奇偶矢量的 RAIM 算法成为美国航空无线电技术委员会(Radio Technical Commission for Aeronautics, RTCA) SC-159 小组推荐的 RAIM 基本算法。近年来,国内外衍生出很多针对检测精度提升的单卫星故障改进算法。2022 年,刘一等^[13]针对算法中存在较多的粗差而导致系统探测识别能力较弱和计算效率低下的问题提出一种基于 Mean Shift 模型的多粗差探测 RAIM 算法,基于 Mean Shift 模型估计样本密度中心,并用其作为 MS 检校向量,提高了观测向量和 MS 检校向量的观测值可靠度,平均计算效率和传统最小二乘法相比提升了约 82.02%,大大减少了系统的报警时间。

基于连续型模型的 RAIM 算法主要利用当前时刻的观测信息构造检验量,研究如何更高效更合理地利用观测信息来构造检验量,进而提高算法

的故障检测率。

3.2.2 基于离散型模型的 RAIM 算法

基于离散型模型的 RAIM 算法利用离散化后的多个历元的卫星信息进行故障检测,且常基于卡尔曼滤波进行故障检测。离散型 RAIM 算法主要是为了提高 RAIM 算法对微小缓变类故障的故障检测率及告警时间。2017 年,文献 [14] 提出一种基于抗差扩展卡尔曼滤波和外推-积累的 RAIM 方法,该方法结合了新息外推法和累积历元法在检测微小缓变伪距偏差上的优势,即在新息外推法的基础上,累加多个历元的检验统计量,来更有效地检测微小缓变伪距偏差。2020 年,文献 [15] 提出了一种基于加权累加的改进奇偶矢量 RAIM 算法,该算法将相邻时刻的奇偶矢量累加形成优化的故障检验量,其仿真结果表明当累加历元数为 10 时,改进算法能够明显提升对微小故障的检测率,并且保持了奇偶矢量法对突变故障的灵敏度。2023 年,文献 [16] 以解集分离 RAIM 为基础,在历元间伪距观测噪声相互独立假设下,通过累加多个历元的检验统计量,提高了对微小缓变故障的检测能力。

综上,基于离散型模型的 RAIM 算法采取有效利用多个历元的观测信息来构造检验量的策略,提高 RAIM 算法对微小突变故障和缓变故障的监测性能。

3.2.3 非高斯噪声下的 RAIM 算法

由于粒子滤波(Particle Filter, PF)在非线性、非高斯系统中状态估计的良好表现,因此,近年来基于粒子滤波研究非高斯噪声下的 RAIM 算法成为了研究热点,如图 3 所示,但粒子滤波算法固有的重采样环节会带来粒子退化问题。针对该问题,通常的解决方案有优化重采样策略和选择合理的建议密度函数。

部分学者采取优化重采样策略的方案,对非高斯噪声下基于粒子滤波的 RAIM 算法进行了改进。2015 年,文献 [17] 提出了一种基于遗传算法进行再采样粒子滤波与似然比方法有机结合的 RAIM 算法,将遗传算法中的选择、交叉和变异操作融入到粒子滤波中,通过仿真分析对比显示该方法降低了有效粒子数目,降低了均方根误差。

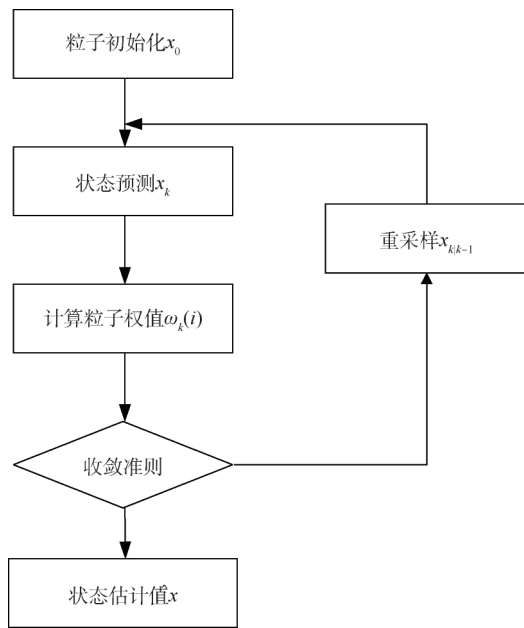


图3 粒子滤波流程示意图

Fig. 3 Schematic diagram of particle filter flow

2019年,文献[18]提出了一种改进的无迹卡尔曼粒子滤波RAIM算法,该方法保留了粒子滤波RAIM在非高斯噪声环境下的高性能,改善了粒子退化问题。2021年,文献[19]通过改进鸽群算法对粒子滤波的粒子进行优化和归一化处理,以增加有效粒子的数目,改善粒子多样性,改善粒子退化问题,来增加RAIM算法在非高斯观测噪声下的故障检测性能。

另一部分学者则采用选择合理的建议密度函数来改善粒子滤波的粒子退化问题,进而提高了PF-RAIM算法的故障检测性能。2015年,文献[20]利用神经网络优良的非线性模拟能力,引入了反向传播(Back-Propagation, BP)神经网络和广义回归(General Regression, GR)神经网络来对粒子滤波RAIM算法进行改进。引入BP神经网络来处理粒子退化问题;引入GR神经网络,通过调整粒子状态值来达到优化粒子滤波算法重要性概率分布函数的目的。仿真结果表明,对于突变故障和缓变故障两种改进粒子滤波算法故障检测性能皆优于基本粒子滤波RAIM算法。2017年,文献[21]提出了一种基于抗差扩展卡尔曼粒子滤波(Robust Extended Kalman Particle Filter, REK-PF)的RAIM算法,通过REK-PF得到粒子滤波的重

要性密度函数,有效减少了粒子退化,使得粒子滤波状态估计更准确,并通过残差平滑故障检测方法实现对故障卫星的快速检测和隔离,仿真结果表明该方法与粒子滤波算法相比故障检测性能得到了明显提高。2018年,文献[22]提出了一种基于鲁棒扩展卡尔曼粒子滤波的RAIM算法,利用EKF-RAIM计算粒子的建议密度函数,并利用抗差估计对卡尔曼增益矩阵进行修正。仿真结果表明该算法有效粒子数可达90%,对于微小故障和缓变故障检测精度均高于基于PF的RAIM算法。

2019年,文献[23]为解决强非线性条件下EKFA-RAIM性能下降的问题,提出了一种基于高斯粒子滤波的RAIM算法,在递推式按高斯分布重新生成新的粒子集合,有效解决了粒子退化问题,对于突变故障检测率优于EKF-RAIM,检测率可达百分之百。但该算法针对微小缓变故障即伪距样本粒子权重相近或发生粒子贫化现象检测效果较差。

以上文献研究的是非高斯观测噪声下的单星故障RAIM算法,2020年,文献[24]提出了非高斯分布的多个故障下的自适应RAIM-FDE方法,针对非高斯分布下的多故障问题,根据观测结果计算每个卫星发生故障的后验概率,对相应的权重进行自适应调整,以提高故障检测的检测精度。实验表明,该方法可有效地监测多个故障,错误率降低至百分之一,可确保更低的完好性风险和更高的实用性。但由于该方法涉及分类识别环节,后续的迭代过于繁杂,告警时间无法得到保障。

3.3 多卫星故障RAIM算法

随着四大全球卫星导航系统的建设,多GNSS联合导航定位发展迅速。由于可同时接收不同系统的卫星的观测信息,导致可见卫星数增多,大幅改善卫星几何结构的同时也使得多卫星故障出现的概率大幅增加。传统的适用于单卫星故障的RAIM算法如奇偶空间矢量法对多星故障的故障检测率较低,容易产生较多的漏检和虚警。

2020年,文献[25]针对传统故障检测方法计算子集快速增加影响检测效率的问题,通过将

卫星按轨道分组来构造故障检测子集的策略优化了双星故障检测流程,并在伪距误差不小于70 m时验证了其对于双卫星故障的检测效率较高。

2014年,文献[26]对传统的RAIM算法进行了改进来应对多星故障。通过引入约束条件,利用残差向量重构出误差向量,根据误差向量大小来实现多星故障检测。2021年,文献[27]提出了一种改进的解耦奇偶矢量法,具体方法是对传统奇偶矢量进行故障解耦来降低故障之间的相互影响,以达到多星故障检测的目标。

目前针对多星故障检测问题研究的方向主要包括优化子集选择方法和改进传统的奇偶空间矢量RAIM算法来进行故障检测。

3.4 引入外界辅助信息的RAIM算法

部分算法通过引入外界辅助信息,获得更多的冗余信息,有效地提升了RAIM算法的可用性与精度。

一类RAIM算法通过引入惯性导航信息来提升RAIM算法的故障检测性能。2015年,文献[28]结合惯性导航设备,提出了一种基于陆基导航系统辅助的加权奇偶矢量机载自主完好性监测方法,利用陆基导航系统的斜距及卫星伪距观测信息建立联合监测系统的观测方程,并采用加权奇偶矢量法构建检验统计量实现对故障卫星的检测判别。该方法使得完好性监测精度与报警时间均有所改善,报警时间从15 min降为12 min,并有效地维持了定位稳定性。但是外部设备的加入更多地增加了实际工程中的成本,在实际工程中的应用范围有限。2020年,文献[29]在引入惯导信息作为辅助的基础上,设计了惯性/北斗紧组合模式下的故障监测以及自适应滤波结合方案,该方案基于新息正交性和变化特性构建故障监测量,且量测噪声能自适应修正,仿真结果证明该方案全面提升了导航系统的精度、连续性和完好性。2021年,文献[30]针对传统加权RAIM故障检测率低下的问题提出了一种基于多虚拟观测量的组合导航RAIM算法,该算法通过利用惯性导航系统构造三颗视线方向上相互垂直的虚拟卫星,最大限度利用组合导航系统中的惯导信息。相较于传统加权RAIM检测,该算法可提升47%的检测精

度,且惯导的精度越高,该方法的检测性能就越好。

另一类RAIM算法则通过引入钟差信息来参与故障检测。传统的基于最小二乘法和奇偶矢量的接收机自主完好性监测算法均是利用冗余观测量进行一致性检验实现的,其检测统计量均由伪距残差构造得到,这里没有有效地利用钟差的历史解算值,因此,对钟差的建模将会减少多余的冗余信息有助于解算。由于并未引入外部设备,应用范围比较可观。2007年,文献[31]提出采用“滑动窗”方式建立参数实时更新的接收机钟差改进模型,并将钟差模型信息融入RAIM算法信息源中,提高了RAIM算法的可用性,而且可以提高故障检测和识别效率,故障检测精度提升了约20%,且系统的其他性能指标也有一定改善。2018年,文献[32]提出了基于接收机钟差的GPS完好性自主检测算法,根据钟差历史解算值建立接收机钟差二次多项式模型,从而得到当前时刻的钟差预测值,与传统的RAIM算法相比降低了RAIM算法对可见星个数的要求。2019年,文献[33]则比较了二次多项式钟差模型辅助下的RAIM算法和灰色钟差模型辅助下的RAIM算法的故障检测性能,发现后者能很好地解决前者的时钟误差积累问题。在伪距误差相同的故障卫星检测实验中,二次多项式钟差模型辅助下的RAIM算法最小可检测伪距误差为28 m,而灰色钟差模型辅助下的RAIM算法最小可检测伪距误差可达15 m。此外,前者在对伪距误差为20 m的故障卫星检测率为10%,而后者可达81%。

除了引入惯导信息和钟差信息,部分学者还通过引入其他信息来提高RAIM算法的检测性能。2020年,文献[34]提出了一种基于气压高度表辅助的机载自主完好性检测算法,该算法引入气压高度表观测信息,并结合卫星导航系统观测信息联合建立系统观测模型,推导了基于多解分离的完好性监测及保护级别计算,其仿真结果证明该算法可在5颗可见星时就能完成故障排除功能。

3.5 提高RAIM算法的可用性

2020年,文献[29]针对RAIM算法在精密近阶段可用性不足的问题,提出了一种基于实

时动态分配的改进RAIM算法,该算法优化了分配风险指标,提高了RAIM算法的可用性,并通过仿真实验进行了验证。

2022年,文献[35]针对最小二乘残差法的可用性评估标准——以最大特征斜率卫星计算的保护级低的问题,建立了兼顾所有可见卫星故障的完好性风险模型,并以满足完好性风险需求为约束构建了最大化保护级的优化模型,求解该模型即可得到RAIM算法的最优保护级。仿真证明其所提出的LSR-RAIM最优保护级相对于传统方法可用性大幅提高。

3.6 目前研究存在的不足

目前RAIM算法的研究在基于参数和辅助多源观测信息来提高单星RAIM算法的检测率和可用性、利用历史观测信息来提高单星RAIM算法对微小缓变故障的检测率和告警时间等方面已经取得了许多进展,但RAIM算法在实际生产实践中的应用仍存在不足且有待可改进的地方。

(1) RAIM技术的本质在于应用冗余观测量的方法来提供完好性与可用性。但RAIM算法的可用性前提也使得对可见卫星的数目和可见卫星的几何构型提出了更高的要求,当前对提高RAIM算法可用性的研究仅停留在优化计算可用性指标层面,很少从影响可用性的根源——卫星构型上进行分析和研究。

(2) 对于非高斯噪声下的RAIM算法研究,由于未对观测噪声建立数学模型来进行分析,导致采用的基于粒子滤波的RAIM算法无法更好地分离观测噪声和故障,进而导致故障检测率不高。当前对非高斯噪声下RAIM算法的研究大多旨在优化粒子滤波RAIM算法流程,提高其监测性能,而很少从分析观测噪声并建立噪声模型方面入手来提高非高斯噪声下RAIM算法的故障监测性能。此外,对非高斯噪声下RAIM算法的可用性及多星故障RAIM算法的研究较少。

(3) 当前RAIM技术的应用对于航空飞行用户而言仅支持侧向导航,即只能在民用航空空域阶段中的越洋航路、本土航路和非精密进近三个飞行阶段提供完好性服务,无法满足终端区、垂直引导进近和精密进近三个飞行阶段内的完好性监

测需求。当飞行器仅使用卫星导航系统进行单一导航系统定位时,RAIM技术水平无法满足整个飞行阶段的完好性监测;对于列车运行用户而言在隧道、峡谷等遮挡较为严重的环境下其完好性服务可靠性不高。

3.7 未来研究趋势

(1) 多传感器组合导航系统故障自主监测、识别和隔离算法。随着现代航空导航系统对导航精度、完好性和可用性等要求的不断提高,任何单一导航系统均很难满足其性能要求。因此,将卫星导航系统与其他导航系统(如惯性导航系统)进行组合,充分利用各类导航传感器观测信息进行优势互补,实现多传感器信息融合,既能提高系统定位精度,又有利于利用系统冗余信息提高故障检测算法的可用性和实时监测性能。

(2) 将地面段和用户端融合应用的相对接收机自主完好性监测技术。GNSS演化架构研究小组提出了相对接收机自主完好性监测(Relative Receiver Autonomous Integrity Monitoring, RRAIM)概念,采用与地面监测相结合的完好性处理方法,取得了优势互补的效果。RRAIM地面监测方法及参数设计、RRAIM用户端处理算法和RRAIM计算性能与可用性分析等问题成为发展RRAIM技术的研究热点。

(3) 多GNSS融合下的先进接收机自主完好性监测技术。随着各GNSS系统的不断发展和成熟,可利用多个导航星座进行定位的多模接收机成为主流,随着接收机可接收利用的卫星信息变多,利用多个导航星座来进行RAIM研究成为热点,GNSS演化架构研究小组提出了先进接收机自主完好性监测(Advanced Receiver Autonomous Integrity Monitoring, ARAIM)概念。ARAIM充分利用多星座GNSS优势,在民航航路导航和终端进近垂直导航方面显示出巨大潜力^[36]。2022年,文献[37]还提出了一种包含ARAIM的新的完好性监测方法,来在具有挑战性的城市环境中进行多星座GNSS定位,实验结果证明提高了故障监测能力和准确度。但现有的ARAIM研究主要是基于多故障假设解分离(Multiple Hypothesis Solution Separation, MHSS)算法^[38],如何提高ARAIM算

法故障检测性能来提供各飞行阶段的完好性服务将成为未来研究趋势。

4 结束语

随着 GNSS 的迅速发展, 卫星导航系统的完好性监测问题不容忽视, 由于 RAIM 技术的成本低和易于实现等优势, 对卫星导航系统进行接收机自主完好性监测将继续成为飞行自主导航领域的研究热点, 此外 RAIM 技术在列车卫星定位的完好性监测方面也得到了扩展应用。虽然 RAIM 技术经过多年研究已经取得了不小进展, 但随着应用的扩展也暴露出了许多不足和缺陷。如何优化算法性能和多信息融合监测成为未来研究趋势, 不断提高 RAIM 技术故障监测性能和扩大应用范围, 并促进研究成果向实践应用转化, 将为多领域使用卫星导航系统进行导航定位提供更高的可靠性。

[参 考 文 献]

- [1] Liu B, Gao Y, Gao Y, et al. HPL calculation improvement for Chi-squared residual-based ARAIM [J]. GPS Solutions, 2022, 26 (2): 1-13.
- [2] Zhang K, Papadimitratos P. Fast multiple fault detection and exclusion (FM-FDE) algorithm for standalone GNSS receivers [J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2021, 2: 217-234.
- [3] 孙明菡, 孙国良, 郑玉簋. 接收机自主完好性监测可用性判断方法研究 [J]. 遥测遥控, 2006 (2): 24-27.
- [4] 阳凯, 郭承军. 基于完好性与连续性风险的最优垂直保护门限计算 [J]. 计算机工程, 2017, 43 (1): 50-54.
- [5] 王永, 寇磊, 周琪. 接收机自主完好性故障检测隔离算法研究 [J]. 现代信息科技, 2020, 4 (11): 60-62.
- [6] Su X, Zhan X, Niu M, et al. Receiver autonomous integrity monitoring availability and fault detection capability comparison between BeiDou and GPS [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science), 2014, 19 (3): 313-324.
- [7] 钱小龙. 城市复杂环境下的接收机自主完好性监测算法研究 [D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2022.
- [8] 徐肖豪, 杨传森, 刘瑞华. GNSS 用户端自主完好性监测研究综述 [J]. 航空学报, 2013, 34 (3): 451-463.
- [9] Brenner M. Implementation of a RAIM monitor in a GPS receiver and an integrated GPS/IRS [C]. Colorado Springs, CO, USA, 1990.
- [10] Lee Y C. Analysis of range and position comparison methods as a means to provide GPS integrity in the user receiver [J]. The User Receiver US Institute of Navigation Annual Meeting, 1986: 421-424.
- [11] Bradford W P, Axelrad P. Autonomous GPS integrity monitoring using the pseudorange residual [J]. Navigation, 1988, 35 (2): 255-274.
- [12] Sturza, M A. Navigation system integrity monitoring using redundant measurements [J]. Navigation, 1988, 35 (4): 483-501.
- [13] 刘一, 周威, 金际航, 等. 基于 Mean Shift 模型的多粗差探测 RAIM 算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44 (2): 644-650.
- [14] 李臻, 宋丹, 张鹏飞, 等. 基于抗差扩展卡尔曼滤波和外推-积累的 RAIM 方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39 (9): 2094-2099.
- [15] 朱祺, 李荣冰, 邱望彦. 面向精密进近的 RAIM 故障检测算法研究 [J]. 电子测量技术, 2020, 43 (11): 64-68.
- [16] 孙睿, 许承东, 黄国限, 等. 考虑告警时间的多历元解集分离 RAIM 算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45 (5): 1469-1475.
- [17] 王尔申, 张淑芳, 蔡明, 等. 遗传粒子滤波的 GPS 接收机自主完好性监测 [J]. 西安电子科技大学学报, 2015, 42 (1): 136-141.
- [18] Guo C F, Shi C L, Dan S, et al. Receiver autonomous integrity monitoring method based on modified unscented kalman particle filter [C]. 2019 IEEE 5th International Conference on Computer and Communications (ICCC), IEEE, USA, 2019.
- [19] 田川, 牟明, 王闯, 等. 一种 GPS 接收机自主完好性监测方法 [P]: 2021-09-21.
- [20] 李兴凯. 基于神经网络的粒子滤波算法在 GPS 中的应用研究 [D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2015.
- [21] 李臻. 滤波式 RAIM 算法研究及改进 [D]. 北京: 北京理工大学, 2017.
- [22] 彭雅奇, 许承东, 牛飞, 等. 基于鲁棒扩展卡尔曼粒子滤波的 RAIM 算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40 (12): 2790-2796.
- [23] 王宇飞, 庄皓玥, 关红宾. 一种基于高斯粒子滤波

- 的RAIM算法研究[J]. 现代导航, 2019, 10 (1): 10-14.
- [24] Meng F, Xing C, Sun P, et al. Identification and exclusion multiple outliers in GNC microsystem[C]. American Journal of Science, Engineering and Technology, 2020.
- [25] 孙淑光, 李如伟, 李文建. BDS/GPS双星座卫星轨道RAIM检测算法优化[J]. 计算机仿真, 2020, 37 (7): 61-65.
- [26] 张鑫, 崔晓伟, 冯振明. 基于伪距误差重建的多星故障检测方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2014, 54 (4): 425-431.
- [27] 王萌辰. 大型客机RNP运行下的GPS/北斗多星座定位及RAIM算法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021.
- [28] 柳敏, 赖际舟, 黄凯, 等. 基于加权奇偶矢量的机载自主完好性监测算法[J]. 中国惯性技术学报, 2015 (1): 43-48.
- [29] 朱祺. 面向精密近进的北斗接收机自主完好性监测研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2020.
- [30] 吴孔阳, 叶小舟, 肖伟, 等. 一种基于多虚拟观测量的组合导航自主完好性监测方法[J]. 中国空间科学技术, 2021, 41 (3): 60-69.
- [31] 王永超, 黄智刚. 时钟改进模型辅助RAIM算法研究[J]. 电子学报, 2007 (6): 1084-1088.
- [32] 李博, 徐超, 李孝辉, 等. 遮挡环境下原子钟辅助北斗导航系统定位方法研究[C]. 第九届中国卫星导航学术年会论文集——S07 卫星导航增强技术. 哈尔滨, 2018: 38-43.
- [33] Li M, Hao Z, Zhang L. Improved receiver autonomous integrity monitoring algorithm[C]. IET International Radar Conference, Nanjing, 2019.
- [34] 陈维娜, 杨忠, 顾姗姗, 等. 基于气压高度辅助的机载自主完好性监测算法[J]. 导航与控制, 2020, 19 (3): 115-120.
- [35] 兰晓伟, 许承东, 赵靖, 等. 最小二乘残差RAIM的最优保护级[C]. 第十三届中国卫星导航年会论文集. 北京, 2022: 1-6.
- [36] Meng Q, Zhuang Y, Li S. Implementation and performance analysis of constellation dynamic selection in multi-constellation RAIM [J]. Micromachines, 2022, 13 (9): 1455.
- [37] El-Mowafy A, Xu B, Hsu L. Integrity monitoring using multi-GNSS pseudorange observations in the urban environment combining ARAIM and 3D city models[J]. Journal of Spatial Science, 2022, 67 (1): 91-110.
- [38] Huang G, Xu C, Zheng X. Sequential advanced receiver autonomous integrity monitoring method considering the optimal sample size [J]. Advances in Space Research, 2023, 71 (10): 4173-4184.

(上接第125页)

- [13] Wang X, Wang S, Liang X, et al. Deep reinforcement learning: A survey [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 35 (4): 5064-5078.
- [14] 丁溶, 曹承钰, 李繁飙, 等. 基于深度强化学习的变外形飞行器姿态控制[J]. 航天控制, 2024, 42 (2): 55-61.
- [15] 杨志鹏, 林松, 曾长, 等. 基于深度强化学习的多飞行器自适应协同航路规划[J]. 战术导弹技术, 2024 (2): 106-116.
- [16] 马少捷, 惠俊鹏, 王宇航, 等. 变形飞行器深度强化学习姿态控制方法研究[J]. 航天控制, 2022, 40 (6): 3-10.
- [17] 龚开奇, 魏宏夔, 李嘉玮, 等. 基于深度强化学习的跳跃式导弹轨迹优化算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49 (6): 1383-1393.
- [18] Arulkumaran K, Deisenroth M P, Brundage M, et al. A brief survey of deep reinforcement learning [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2017, 34 (6): 26-38.
- [19] Wu T, He S, Liu J, et al. A brief overview of ChatGPT: The history, status quo and potential future development [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2023, 10 (5): 1122-1136.
- [20] Philips T H. A Common Aero Vehicle (CAV) model, description, and employment guide [R]. USA: Schafer Corporation, January 2003.