引文格式:王成龙,冯威,黄丁发.复杂环境GNSS/INS组合定位异常探测自适应方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(10):1991-2000.DOI:10.13203/j.whugis20230290

Citation:WANG Chenglong,FENG Wei,HUANG Dingfa.Adaptive Method for Outlier Detection of GNSS/INS Integrated Positioning in Complex Environments[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(10):1991-2000.DOI:10.13203/j.whugis20230290

复杂环境GNSS/INS组合定位异常探测自适应方法

王成龙[1] 冯 威[1] 黄丁发[1]

1 西南交通大学地球科学与工程学院,四川 成都,611756

摘 要:复杂环境下全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)信号易受干扰,导致GNSS/惯性导航系统(inertial navigation system,INS)组合导航定位异常,准确探测定位异常是组合导航完好性的重要指标。针对常用的固定阈值探测模式存在误(漏)报率高的问题,构建了基于异常特性和三阈值的模糊逻辑隶属函数,归一化后进行指数加权平滑,提出了新的检验量和自适应异常探测控制准则。车载GNSS/INS组合动态实验结果表明,与传统的探测方法相比,所提方法异常探测的误报率降低了93%以上,提高了对交迭区域检验量的判定能力,可有效降低误报率;检测时间窗自适应调节,响应速度快,探测成功率保持在98%以上,大幅度提升了异常探测的性能,增强了GNSS/INS组合导航定位的可靠性。

关键词:GNSS;INS;组合导航定位;异常探测;模糊逻辑;自适应

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-05-07

DOI:10.13203/j.whugis20230290 **文章编号**:1671-8860(2025)10-1991-10

Adaptive Method for Outlier Detection of GNSS/INS Integrated Positioning in Complex Environments

WANG Chenglong[1] *FENG Wei*[1] *HUANG Dingfa*[1]

1 Faculty of Geosciences and Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

Abstract: **Objectives:** In complex environments, global navigation satellite system (GNSS) signals are susceptible to interference, leading to the presence of outliers in positioning results. Enhancing the performance of GNSS/inertial navigation system (INS) integrated navigation effectively and accurately detecting outliers in positioning results are crucial indicators of system integrity. **Methods:** To address the issue of high false positive and false negative rates in current single-threshold detection methods, a novel approach involves constructing fuzzy logic membership functions based on outlier characteristics and three thresholds. After normalization and exponential weighted smoothing, a new detection metric is formed, and an adaptive outlier detection control criterion is designed. **Results:** The results demonstrate the effectiveness of the proposed method. It enhances the determination capability of detection metrics in overlapping areas, effectively reducing false positive rates exceeding 93% compared to traditional methods. Additionally, the method incorporates adaptive adjustment of the detection time window, rapid response speed, and high detection success rate exceeding 98%. **Conclusions:** This algorithm improves the ability to assess measurements in overlapping regions while incorporating the feature of adaptively adjusting the detection time window. Outliers are almost never missed, and it responds quickly to abnormal conditions after the recovery process, promptly releasing fault warnings. Overall, compared to conventional detection methods, this algorithm signifi-

基金项目:国家自然科学基金(42171429)。

第一作者:王成龙,博士生,主要从事GNSS/INS组合导航定位方面的研究。W2022310535@my.swjtu.edu.cn

通信作者:冯威,博士,副教授。wfeng@swjtu.edu.cn

cantly improves the efficiency of outlier detection and enhances the reliability of GNSS/INS integrated navigation positioning.

Key words: GNSS; INS; integrated navigation and positioning; outlier detection; fuzzy logic; adaptive

全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)和惯性导航系统(inertial navigation system,INS)是目前广泛应用的两种导航技术,两者结合可以实现优势互补,提升复杂环境中的导航定位精度[1-2],在车载导航定位领域发挥重要作用。然而,复杂环境下的组合导航定位仍面临较大的挑战。GNSS信号易受遮挡和多路径效应等因素的影响[3-4],导致定位结果异常而污染整个组合导航定位精度和降低系统整体性能。因此,组合导航过程中对GNSS异常值的及时精确探测与处理对提高系统定位性能至关重要[5]。

早期的异常探测和诊断方法主要基于硬件冗余法,利用多个同类传感器测量同一系统参数,以多数表决原则识别异常,具有不依赖系统的数学模型、检测速度快等优点,但会增加导航设备的体积、功耗和成本[6]。随着计算机运算能力的不断提升,分析冗余方法在硬件冗余方法的基础上被提出。分析冗余方法基于系统的数学模型,提供诊断系统的输入和输出之间的解析关系,在不增加传感器数量和改变导航设备结构的情况下实现对导航传感器的监测,是目前传感器异常检测的主要研究手段[7]。χ^2检验作为经典的分析冗余类方法[8-10],根据所构造的随机检测量不同分为状态检验法和残差检验法[11-13]。其中,残差χ^2检验计算量和报警延迟量较小,且对量测异常比较敏感,因此在组合导航系统的异常检测问题中广泛应用[14-15]。文献[16-18]利用残差检验法对GNSS/INS组合导航定位中的量测异常值进行检验,可以有效地对突变异常进行检测和重构,极大地提高了滤波器的稳定性和精度。文献[19]利用滤波过程中的观测残差检验量与滤波器阈值构建观测因子,结合变分贝叶斯估计理论与抗野值滤波方法,设计了改进的组合导航系统自适应滤波算法。常规的残差χ^2检验方法都是通过一个由上分位点决定的阈值来判断系统是否异常,而上分位点选取过高或过低都会产生误判。文献[20-22]对常规的残差χ^2检验量进行优化,优化后的算法可以提升异常检测成功率,但由于滑动窗口平滑自身的特点,导致存在检测延迟现象,误报率增加。

针对上述问题,本文提出了一种GNSS/INS定位异常探测的自适应方法。该方法设计了基于异常值特性的模糊逻辑隶属函数,通过对隶属度加权和指数加权平均的方法重构检验量,在此基础上建立了合理的异常探测准则。

1 GNSS/INS组合定位模型

GNSS/INS松组合定位模型通过INS的误差模型建立,采用15维的状态参数建立系统状态方程,其状态向量$\boldsymbol{X}$表示为:

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{\varphi} & \delta\boldsymbol{v}^n & \delta\boldsymbol{p}^n & \boldsymbol{\varepsilon}^b & \boldsymbol{\nabla}^b\end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

式中,$\boldsymbol{\varphi}$为姿态误差;$\delta\boldsymbol{v}^n$为速度误差;$\delta\boldsymbol{p}^n$为位置误差;$\boldsymbol{\varepsilon}^b$陀螺常值漂移;$\boldsymbol{\nabla}^b$为加速度计常值零偏。选取GNSS与INS输出的速度和位置之差构造系统观测方程,可得GNSS/INS组合定位的离散化系统状态空间模型[23-25]:

$$\begin{cases}\boldsymbol{X}_k=\boldsymbol{\phi}_{k|k-1}\boldsymbol{X}_{k-1}+\boldsymbol{\Gamma}_{k-1}\boldsymbol{W}_{k-1}\\ \boldsymbol{Z}_k=\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{X}_k+\boldsymbol{V}_k\end{cases} \tag{2}$$

式中,$\boldsymbol{X}_k$和$\boldsymbol{X}_{k-1}$分别为k和$k-1$时刻的系统状态向量;$\boldsymbol{Z}_k$为系统量测向量;$\boldsymbol{\phi}_{k|k-1}$为系统状态一步转移矩阵;$\boldsymbol{\Gamma}_{k-1}$为系统噪声驱动矩阵;$\boldsymbol{H}_k$为量测系数矩阵;$\boldsymbol{W}_k$为系统动力学模型误差向量;$\boldsymbol{V}_k$为量测噪声向量[25-26]。

上述组合定位中所采用的卡尔曼(Kalman)滤波一般均基于白噪声假设,即$\boldsymbol{W}_k$和$\boldsymbol{V}_k$都是零均值的高斯白噪声序列且互不相关,满足:

$$\begin{cases}E(\boldsymbol{W}_k)=0\\ E(\boldsymbol{W}_k\boldsymbol{W}_j^{\mathrm{T}})=\boldsymbol{Q}_k\delta_{kj}\\ E(\boldsymbol{V}_k)=0\\ E(\boldsymbol{V}_k\boldsymbol{V}_j^{\mathrm{T}})=\boldsymbol{R}_k\delta_{kj}\\ E(\boldsymbol{W}_k\boldsymbol{V}_j^{\mathrm{T}})=0\end{cases} \tag{3}$$

式中,$E()$表示随机变量的期望;δ_{kj}为Kronecker-δ函数;$\boldsymbol{Q}_k$为动力学模型误差的非负定方差矩阵;$\boldsymbol{R}_k$为观测噪声的正定协方差矩阵。只有在随机动态系统的结构参数和噪声统计特性参数都准确已知的条件下,Kalman滤波才能获得状态的最优估计[27-28]。然而,复杂环境下GNSS信号易受干扰,定位结果容易产生异常,观测噪声的分布密度函数表现出明显的拖尾现象,而这和上述假设中的高斯分布存在明显偏差,导致Kalman滤波性能下降[29]。

2　基于模糊逻辑的异常探测自适应方法

2.1　残差χ^2检验法

残差χ^2检验通过构造多维高斯分布的随机向量来检验其均值与方差是否与假设值相符，从而判断系统是否发生异常。首先通过Kalman滤波的新息来构造检验量，然后再使用阈值函数来界定异常和干扰[30]。

对于GNSS/INS组合定位Kalman滤波器，新息向量表示实际量测值与预测值之间的残差，定义新息向量$\boldsymbol{\varepsilon}_k$为：

$$\boldsymbol{\varepsilon}_k = \boldsymbol{Z}_k - \boldsymbol{H}_k \hat{\boldsymbol{X}}_{k/k-1} \tag{4}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{X}}_{k/k-1}$为状态一步预测。则新息协方差矩阵$\boldsymbol{C}_k$表示为：

$$\boldsymbol{C}_k = \boldsymbol{H}_k \boldsymbol{P}_{k/k-1} \boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k \tag{5}$$

式中，$\boldsymbol{P}_{k/k-1}$表示一步预测协方差矩阵。在量测信息没有发生异常的情况下，新息向量可认为是白噪声序列[31-32]，构造检验统计量为：

$$T_k = \boldsymbol{\varepsilon}_k^{\mathrm{T}} \boldsymbol{C}_k^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_k \tag{6}$$

T_k服从自由度为t的χ^2分布，t为量测向量的维度，即$T_k \sim \chi^2(t)$。当量测信息未出现异常时，$\boldsymbol{Z}_k = \boldsymbol{H}_k \hat{\boldsymbol{X}}_{k/k-1}$是对$\boldsymbol{Z}_k$的最优预测估计。当量测信息出现异常时，新息$\boldsymbol{\varepsilon}_k$产生较大偏差，此时$T_k$不再服从上述分布。假定非中心化参数为$\sigma$，则零假设和备选假设的命题为：

$$\begin{cases} H_0: T_k \sim \chi^2(t,0) \\ H_1: T_k \sim \chi^2(t,\sigma) \end{cases} \tag{7}$$

取显著性水平为α，则有：

$$P\left\{\chi^2(t) > T_D\right\} = \alpha \tag{8}$$

式中，T_D为异常发生的边界条件，决定了异常探测的性能，由上分位点和显著性水平得到。设定异常判定的准则为：

$$\begin{cases} T_k \leqslant T_D, \text{无异常} \\ T_k > T_D, \text{有异常} \end{cases} \tag{9}$$

在量测信息正常情况下，$T_k > T_D$的概率为α，则在$1-\alpha$的置信度下可认为系统无异常。在GNSS/INS松组合定位中，量测向量的维度一般为6。当显著性水平取0.5%时，$P(\chi^2(6) > 18.55) = 0.5\%$。可见，在量测信息正常情况下，$T_k > 18.55$的概率为0.5%，则在99.5%的置信度下认为系统无异常。

为了避免残差χ^2检验在检测过程中产生误判，常采用滑动窗口平滑对检验量进行处理。这种方式虽然可提高异常探测的性能，但需存储较多的历史检验量，计算成本高且在异常结束后存在检测时延，造成了误报率的上升，从而使滤波精度下降。

2.2　隶属度指数加权自适应

传统的残差χ^2检验方法是通过比较检验量与固定单阈值来判断组合定位是否出现异常，当检测量大于阈值时判定系统异常，否则，判定无异常。若检测量落在其无异常时的概率密度曲线与有异常时的概率密度曲线的交迭部分，则容易犯弃真或纳伪错误，导致异常探测发生误报和漏报。如图1所示，犯弃真错误的概率为α，即当H_0为真但统计量落入α的区间内被判断拒绝H_0；当H_1为真统计量落入H_0的接受域β区间内，犯纳伪错误；当检测量越靠近交迭区域的中心部分（T_D附近）时的犯错误概率越大，此时单一阈值将造成误报率与漏报率之间的矛盾。

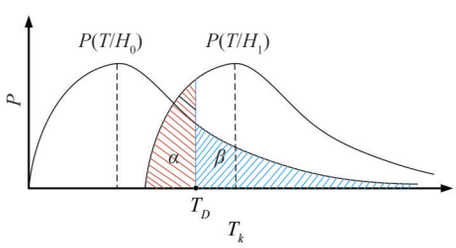


图1　两类检测错误与阈值的关系

Fig. 1　Relationship Between Two Kinds of Detection Errors and Threshold

单一阈值对于交迭中心区域检验量的判断产生干扰，因此选择3个阈值将检验量分成无异常、可能异常和有异常3种类型，利用3个阈值构造检验量的模糊逻辑隶属函数，分别用字母H、M和D表示。通过设计的模糊逻辑隶属函数将检验量转换成相应的隶属度，设计的隶属度函数（degree of membership，DOM）表达为：

$$H_{\mathrm{DOM},k}(T_k) = \begin{cases} 1, T_k < T_{D1} \\ \dfrac{1}{T_{D2} - T_{D1}}(T_{D2} - T_k), \\ \qquad T_{D1} \leqslant T_k \leqslant T_{D2} \\ 0, T_k > T_{D2} \end{cases}$$

$$M_{\mathrm{DOM},k}(T_k) = \begin{cases} \dfrac{1}{T_{D1} - T_{D2}}(T_{D1} - T_k), \\ \qquad T_{D1} < T_k \leqslant T_{D2} \\ \dfrac{1}{T_{D3} - T_{D2}}(T_{D3} - T_k), \\ \qquad T_{D2} < T_k \leqslant T_{D3} \\ 0, \text{其他} \end{cases}$$

$$D_{\mathrm{DOM},k}(T_k)=\begin{cases}0, T_k<T_{D2}\\ \dfrac{1}{T_{D2}-T_{D3}}(T_{D2}-T_k),\\ \quad T_{D2}\leqslant T_k\leqslant T_{D3}\\ 1, T_k>T_{D3}\end{cases}$$

式中,T_{D1}、T_{D2}、T_{D3}为3个阈值。T_{D1}设置为小于常规残差χ^2检验中设定的阈值,T_{D2}设置为常规残差χ^2检验中由误报率确定的阈值,T_{D3}确定检验量发生异常的阈值。当$T_k<T_{D1}$时,检验量判定为无异常;当$T_k=T_{D2}$时,组合定位结果介于有异常与无异常之间,即赋予该阈值有异常的可能性为0.5;当$T_k>T_{D3}$时,判定检验量异常。3种隶属度函数对应的函数曲线如图2所示。相比于传统检验方法,本文方法将异常判断的门限从一个单阈值扩展为3个阈值,可提高对交迭区域检验量的判断能力,减少两类错误的发生,增强组合定位异常判定的适用性。

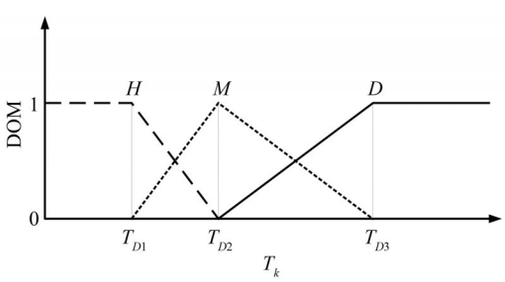


图2 模糊逻辑隶属函数

Fig. 2 Fuzzy Logic Membership Function

输入检验量后,得到对应3种状态的隶属度,然后对3种隶属度进行加权处理:

$$\mu_k=a_H H_{\mathrm{DOM},k}(T_k)+a_M M_{\mathrm{DOM},k}(T_k)+a_D D_{\mathrm{DOM},k}(T_k) \tag{10}$$

式中,μ_k为加权后的综合隶属度;a_H、a_M和a_D分别为3种隶属度的加权系数。通过合理选择加权系数,将T_k映射到$(0,1]$区间内实现归一化处理。将大于等于T_{D2}的检验量映射到$[0.5,1]$,满足当$T_k=T_{D2}$即检验量有无异常的可能性为0.5时,$\mu_k=0.5$。当$T_k>T_{D3}$即检验量有异常时,$\mu_k=1$。对μ_k进行指数加权平均:

$$\begin{cases}D_k=D_{k-1}/2+\mu_k\\ D_0=0\end{cases} \tag{11}$$

式中,D_k为重构的异常检验量,位于区间$[0,2]$。采用指数加权平均,以提高时间序列μ_k的信噪比,并实现检测时间窗口的自适应调节。

当T_k连续若干次大于T_{D2}时,一定能使$D_k>1$,且T_k越大,D_k达到1的时间越短。当T_k连续两次大于T_{D3}时,必有$D_k>1$,故设$D_k>1$为判定异常发生和系统报警条件。当启动异常警戒后若满足$T_k<T_{D2}$且$D_k<1$时,解除异常警戒,同时将D_k清零,为下一次启动异常警戒过程做准备。

根据上述论证,制定以下探测准则:

1) 当$D_k<1$时,系统正常工作;

2) 当$D_k>1$时,系统出现异常并报警;

3) 当系统报警后,若$T_k<T_{D2}$且$D_k>1$时,异常解除,D_k清零。

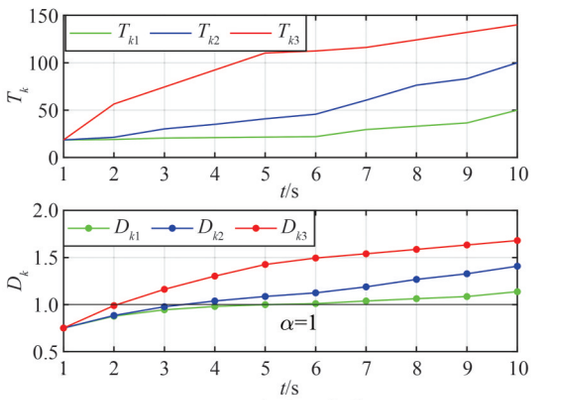
2.3 自适应性能分析

本文方法根据异常值大小自适应调整检测时间窗长短,以提高异常探测的灵敏性,实现对交迭区域检验量更合理的判定。若T_k落在交迭区域的中心,有无异常的可能性较接近时,自动拉长检测时间窗,增加用于异常探测的信息,从而提高探测的正确率;反之,当T_k落在交迭区域边沿时,自动缩短检测时间窗,从而降低探测延迟,减少累积误差。为分析所提出的探测方法的自适应性能,仿真了如下序列:(1)大于T_{D2}的序列;(2)启动异常警戒过程后小于T_{D2}的序列;(3)T_{D2}附近的序列。设置的3个阈值分别为:$T_{D1}=14.45$,对应的误报率为0.025;$T_{D2}=18.55$,对应的误报率为0.005;$T_{D3}=10T_{D2}$,加权系数取$a_H=T_{D1}/T_{D3}$,$a_M=0.5$,$a_D=1$。D_k序列的变化情况如图3所示。

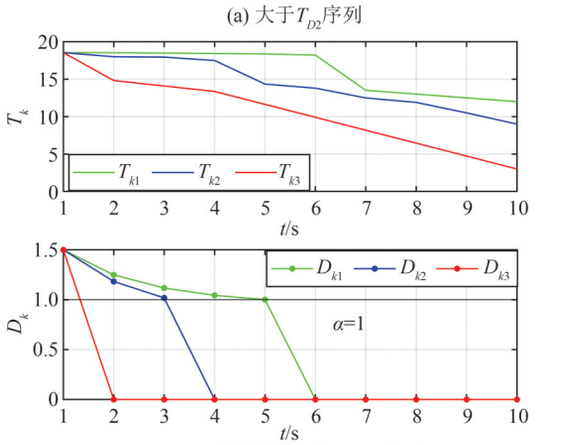
对大于T_{D2}的序列,T_k越大时,D_k值上升到大于1所需时间越少,即异常发生时缩短了对异常的反应时间,可有效地降低异常探测的漏报率,如图3(a)所示。对启动异常警戒过程后小于T_{D2}的序列,当T_k越小时,D_k值下降到小于1所需时间越短,D_k更快地清零,表明当异常结束后自适应算法可迅速解除异常告警,避免出现误报现象,如图3(b)所示。对于在T_{D2}附近的序列,无论是大于T_{D2}时D_k上升到大于1,还是小于T_{D2}时D_k下降到小于1,都会增加探测的时间窗口,提高了对交迭中心区域检验量异常的探测能力,如图3(c)所示。

3 车载实验分析

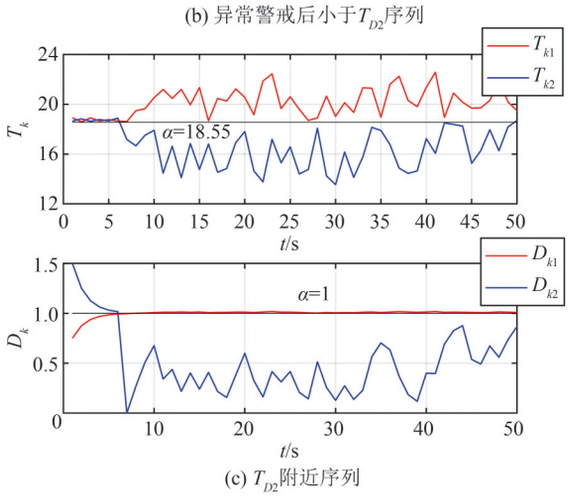
为了进一步验证本文方法的性能和适用性,利用导航级IMU和微机电系统(micro-electro-mechanical systems,MEMS)IMU的两组实验数据,分别采用传统异常探测方法和本文提出的自适应法对组合定位进行异常检测。



(a) 大于T_{D2}序列



(b) 异常警戒后小于T_{D2}序列



(c) T_{D2}附近序列

图 3　不同检测量的变化规律对比

Fig. 3　Comparison of the Change Rules of Different Detection Quantities

3.1　导航级 IMU 实验

导航级车载 GNSS/INS 组合定位实验过程中，GNSS 和 IMU 组件的性能参数如表 1 所示。测试地点位于西南交通大学犀浦校区校园内，IMU 数据采样率为 200 Hz，GNSS 数据采样率为 1 Hz，数据总时长 1 160 s，实验平台和运动轨迹如图 4 所示。

实验过程中由于受到高大建筑物等的遮挡，卫星信号在第 371—391 秒（图 4 中 A 区域）和第 897—940 秒（图 4 中 D 区域）时间段内发生异常，

表 1　导航级车载传感器参数

Table 1　Navigation Level Vehicle Sensor Parameters

参数项	参数值
陀螺仪零偏/(°·h^{-1})	0.01
陀螺仪随机游走/(°·h^{-1}·Hz$^{-1/2}$)	0.001 5
加速度计零偏/μg	50
加速度计随机游走/(μg·Hz$^{-1/2}$)	10
GNSS 定位误差/m	0.04

定位误差分别为 0.1 m 和 0.35 m。此外。为了验证对不同大小异常情况的检测性能，手动设置了两个卫星信号异常区域，分别在第 500—521 秒（图 4 中 B 区域）和第 716—748 秒（图 4 中 C 区域）时间段内给 GNSS 加入 0.2 m 和 0.3 m 的定位误差。实验过程中，GNSS 定位误差如图 5 所示。

分别采用本文自适应方法和传统移动窗口平滑方法对异常进行检测跟踪，移动窗口平滑方法中窗口长度设置为 4，图 6、图 7 是两种方法异常探测函数曲线及其放大图。

由图 6 可知，传统方法对 A 区域的异常响应速度较慢，开始时在阈值附近跳动，无法准确探测出异常，经过 3 s 后才对异常响应。随着异常值的增大，响应速度也变快，对 B、C、D 区域的异常在发生的当前时刻可迅速做出响应，且后续的所有异常均可被探测出。传统算法在异常恢复正常后存在探测延迟现象，分别需要 7 s、15 s、20 s 和 22 s 才提示异常结束，发生了严重的误报。由图 7 可知，自适应方法对每个区域的异常均可快速响应，在异常发生的当前时刻及时提供告警信息，且在异常恢复正常时刻快速解除预警，只需 2 s、2 s、0 s 和 0 s 即可提示异常结束。

通过探测成功点数、漏报点数和误报点数 3 个指标来评价两种方法的性能，对每个异常时段的检测指标进行统计分析，如表 2 所示。可以得出，两种方法可有效探测定位异常，传统方法和自适应方法探测的成功率分别为 98.2% 和 100%。传统方法对小于 5 倍中误差的异常探测出现漏报，而自适应方法对异常的探测基本不存在漏报现象。传统方法在异常恢复后存在严重的误报现象，而自适应方法只在小于 5 倍中误差异常处有轻微的误报情况发生，相较于传统方法总体误报率减少 93.8%。两种方法的误报历元对比如图 8 所示。



图4 实验平台与实验轨迹

Fig. 4 Experiment Platform and Test Trajectory

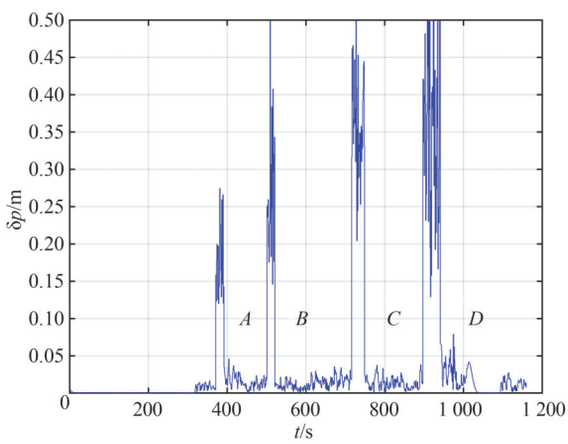


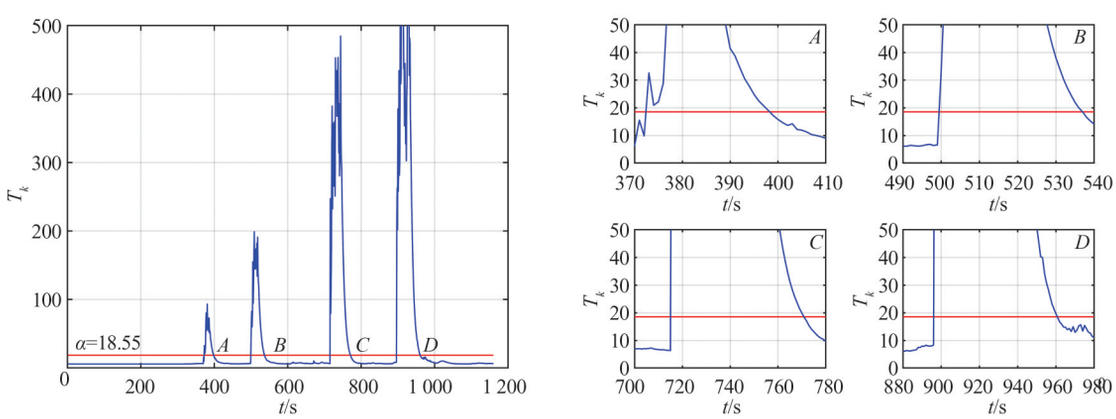
图5 GNSS定位误差

Fig. 5 GNSS Positioning Errors

3.2 MEMS IMU实验

为了验证本文方法的普适性,采用车载MEMS IMU数据进行实验测试,数据来源于西北工业大学自动化学院惯性技术教研室PSINS开源网站(http://www.psins.org.cn/dhsj)。车载数据采集所使用的GNSS和IMU组件的性能参数如表3所示,实验数据总时长1 760 s。

为了验证本文方法的探测性能,在测试中手动设置了两种不同时长类型的异常,其中在第200—920秒内设置了10~20 s不等的12段短时异常,异常总时长为180 s,在第1 468—1 568秒内设置了一段100 s的长时异常,如图9所示。



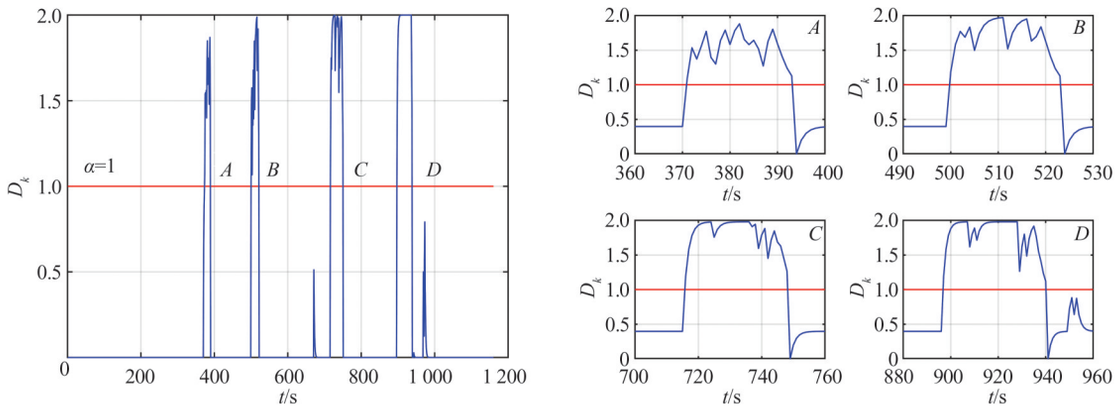
(a) 异常探测函数全局图 (b) 异常探测函数放大图

图6 传统方法异常探测函数曲线

Fig. 6 Outlier Detection Function Curves of Traditional Method

分别采用传统方法和自适应方法对实验数据进行量测异常检测跟踪,两种方法的异常探测函数曲线如图10、11所示。可以看出,两种方法均可有效探测两种类型的异常,在异常发生时可快速响应,但是传统方法在异常恢复正常后存在探测延迟。对每个异常时段两种方法检测指标进行统计分析,统计结果如表4所示。

由表4中的统计结果可知,传统方法和自适应方法均可有效地探测出GNSS的定位异常,总体探测成功率分别为97.1%和98.2%,漏报率分别为2.9%和1.8%。传统方法存在严重的误报,误报率高达10.6%,而自适应方法的误报率仅为0.7%,误报率降低了93.4%。上述实验结果与导航级IMU实验结论相似,表明自适应方法对不同



(a) 异常探测函数全局图　　(b) 异常探测函数放大图

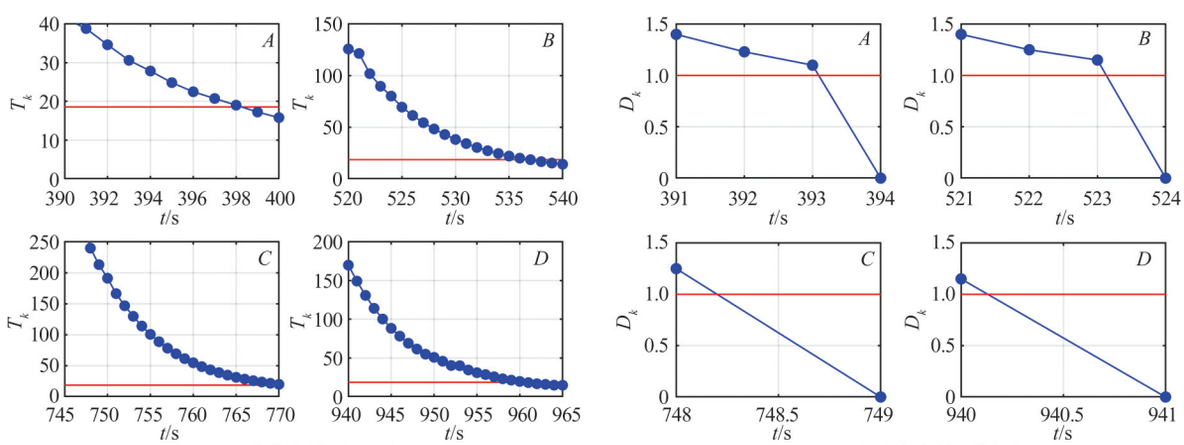
图 7　自适应方法异常探测函数曲线

Fig. 7　Outlier Detection Function Curves of Adaptive Method

表 2　两种方法异常检测情况对比

Table 2　Comparison of Outlier Detection Indexes Between Two Methods

异常区域	连续异常历元数/个	传统方法			自适应方法		
		成功点数/个	漏报点数/个	误报点数/个	成功点数/个	漏报点数/个	误报点数/个
A	21	19	2	7	21	0	2
B	22	22	0	15	22	0	2
C	23	23	0	22	23	0	0
D	44	44	0	20	44	0	0
总计	110	108	2	64	110	0	4



(a) 传统方法误报历元　　(b) 自适应方法误报历元

图 8　两种方法误报历元对比

Fig. 8　Comparison of False Detection Epoch Between Two Methods

表 3　车载传感器参数

Table 3　Vehicle Sensor Parameters

参数项	参数值
IMU采样率/Hz	100
陀螺仪零偏/(°•h^{-1})	500
加速度计零偏/μg	5 000
GNSS采样率/Hz	1
GNSS定位误差/m	0.3

时长的异常均可精确探测,同时适用于不同精度IMU的组合导航数据。

4　结　语

复杂环境下GNSS信号易受干扰,导致GNSS/INS组合导航定位异常,快速、准确地探测GNSS定位异常是组合导航完好性的重要指标。本文针对传统的固定阈值探测模式存在的

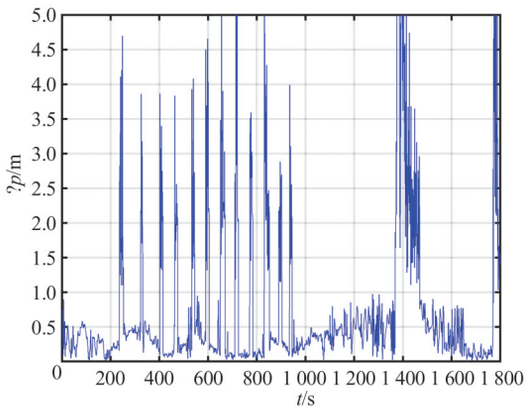


图9 GNSS定位误差

Fig. 9 GNSS Positioning Errors

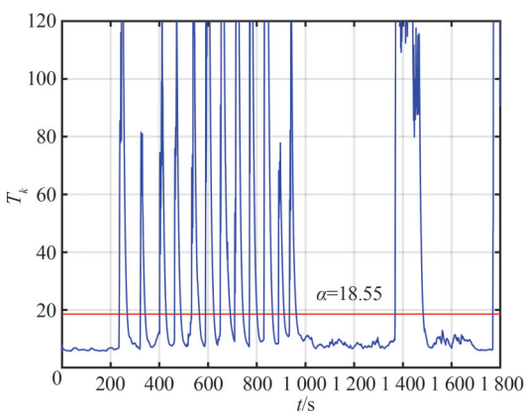


图10 传统方法异常探测函数曲线

Fig. 10 Outlier Detection Function Curves of Traditional Method

局限性,提出了一种组合导航异常探测的自适应方法。在残差χ^2检验法基础上,构建了基于异常特性和3个阈值的模糊逻辑隶属函数,通过指数加权平均算法构造了新检验量,并制定了新的异常探测控制准则,不仅提高了对交迭区域检验量的判断性能,而且具备自适应调整检测时间窗的能力。

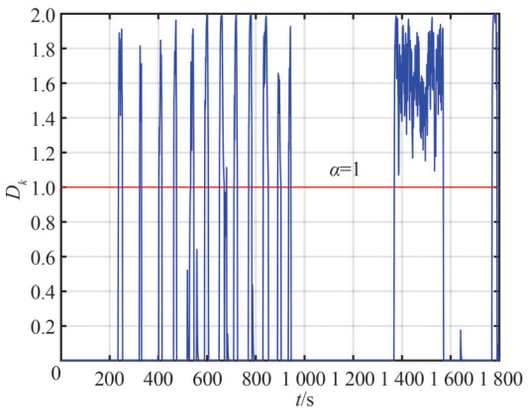


图11 自适应方法异常探测函数曲线

Fig. 11 Outlier Detection Function Curves of Adaptive Method

实验结果表明,本文方法对GNSS定位异常可实现有效探测,探测的成功率保持在98%以上,异常历元漏报现象极低,提高了异常探测的效率。此外,本文方法在异常恢复后可迅速识别,相比于常规检测方法总体误报率减少了93%以上,提高了异常探测性能。

表4 两种算法异常检测情况对比

Table 4 Comparison of Outlier Detection Between Two Methods

异常类型	异常历元数/个	传统方法			自适应方法		
		成功点数/个	漏报点数/个	误报点数/个	成功点数/个	漏报点数/个	误报点数/个
短时连续异常	180	175	5	174	177	3	12
长时异常	200	194	6	12	196	4	1
总计	380	369	11	186	373	7	13

参 考 文 献

[1] NIU X J, DAI Y H, LIU T Y, et al. Feature-Based GNSS Positioning Error Consistency Optimization for GNSS/INS Integrated System[J]. *GPS Solutions*, 2023, 27(2): 89.

[2] LIU Y H, FAN X Q, LÜ C, et al. An Innovative Information Fusion Method with Adaptive Kalman Filter for Integrated INS/GPS Navigation of Autonomous Vehicles[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 100: 605-616.

[3] 黄丁发,张勤,张小红,等. 卫星导航定位原理[M]. 武汉:武汉大学出版社, 2015.
HUANG Dingfa, ZHANG Qin, ZHANG Xiaohong, et al. Principle of Satellite Navigation and Positioning[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2015.

[4] 陶贤露,张小红,朱锋,等. 一种基于加表零偏稳定性的GNSS/SINS组合导航异常探测方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(7): 1078-1084.
TAO Xianlu, ZHANG Xiaohong, ZHU Feng, et al. An Outlier Detection Method of GNSS/SINS Integrated Navigation Based on Accelerometer Bias Stability[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(7): 1078-1084.

[5] SUN R, WANG J H, CHENG Q, et al. A New IMU-Aided Multiple GNSS Fault Detection and Exclusion Algorithm for Integrated Navigation in Urban Environments [J]. *GPS Solutions*, 2021, 25(4): 147.

[6] AIKELE M, BAUER K, FICKER W, et al. Resonant Accelerometer with Self-Test[J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2001, 92(1): 161-167.

[7] LIU Y T, XU X S, LIU X X, et al. A Fast Gradual Fault Detection Method for Underwater Integrated Navigation Systems [J]. *Journal of Navigation*, 2016, 69(1): 93-112.

[8] JOERGER M, PERVAN B. Kalman Filter-Based Integrity Monitoring Against Sensor Faults [J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2013, 36(2): 349-361.

[9] EL-MOWAFY A. On Detection of Observation Faults in the Observation and Position Domains for Positioning of Intelligent Transport Systems [J]. *Journal of Geodesy*, 2019, 93(10): 2109-2122.

[10] 张浩，肖勇，杨朝旭，等. 基于双状态卡方故障检测的组合导航系统[J]. 航空学报，2020, 41(S2): 53-60.
ZHANG Hao, XIAO Yong, YANG Chaoxu, et al. Integrated Navigation System Based on Fault Detection Using Double State Chi-Square Test[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, 41(S2): 53-60.

[11] 刘建业，李丹，熊智. 一种改进的残差χ^2检验方法在联邦UKF滤波器中的应用[J]. 仪器仪表学报，2009, 30(12): 2568-2573.
LIU Jianye, LI Dan, XIONG Zhi. Research on an Improved Residual Chi-Square Fault Detection Method for Federated Unscented Kalman Filter[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(12): 2568-2573.

[12] 翁浚，成研，秦永元，等. 车辆运动约束在SINS/OD系统故障检测中的应用[J]. 中国惯性技术学报，2013, 21(3): 406-410.
WENG Jun, CHENG Yan, QIN Yongyuan, et al. Application of Vehicle Constraints in SINS/OD System's Fault Detection[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2013, 21(3): 406-410.

[13] DUTTA A, MCKAY M, KOPSAFTOPOULOS F, et al. Statistical Residual-Based Time Series Methods for Multicopter Fault Detection and Identification [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2021, 112: 106649.

[14] 张同双，陈锋，李晓勇，等. 航天测量船INS/GPS/DVL组合导航系统容错滤波方法[J]. 中国惯性技术学报，2006, 14(5): 21-23.
ZHANG Tongshuang, CHEN Feng, LI Xiaoyong, et al. Fault-Tolerance Filtering of TT & C Ship's INS/GPS/DVL Integrated Navigation[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2006, 14(5): 21-23.

[15] 韩斌子，胡柏青. 基于时间序列建模的组合导航系统故障诊断[J]. 哈尔滨工程大学学报，2018, 39(11): 1843-1847.
HAN Binzi, HU Baiqing. Fault Diagnosis of Integrated Navigation System Based on Time Series Modeling[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2018, 39(11): 1843-1847.

[16] 苗岳旺，周巍，田亮，等. 基于新息χ^2检测的扩展抗差卡尔曼滤波及其应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2016, 41(2): 269-273.
MIAO Yuewang, ZHOU Wei, TIAN Liang, et al. Extended Robust Kalman Filter Based on Innovation Chi-Square Test Algorithm and Its Application[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(2): 269-273.

[17] 周先林，张慧君，和涛，等. GPS/INS松耦合组合导航的自适应卡尔曼滤波算法研究[J]. 时间频率学报，2020, 43(3): 222-230.
ZHOU Xianlin, ZHANG Huijun, HE Tao, et al. Research on Adaptive Kalman Filter Algorithm for GPS/INS Loosely Coupled Integrated Navigation [J]. *Journal of Time and Frequency*, 2020, 43(3): 222-230.

[18] 张利民，张兴会，陈增强，等. 自适应Kalman滤波的改进及其在SINS/GPS组合导航中的应用[J]. 东南大学学报(自然科学版)，2013, 43(S1): 89-92.
ZHANG Limin, ZHANG Xinghui, CHEN Zengqiang, et al. Improvement of Adaptive Kalman Filter and Its Application in SINS/GPS Integrated Navigation [J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2013, 43(S1): 89-92.

[19] 林雪原，刘丽丽，董云云，等. 改进的GNSS/SINS组合导航系统自适应滤波算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2023, 48(1): 127-134.
LIN Xueyuan, LIU Lili, DONG Yunyun, et al. Improved Adaptive Filtering Algorithm for GNSS/SINS Integrated Navigation System[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(1): 127-134.

[20] 曾庆化，赵天钰，赵宾，等. 基于指数渐消遗忘因子的组合导航自适应滤波算法[J]. 中国惯性技术学报，2021, 29(3): 307-313.
ZENG Qinghua, ZHAO Tianyu, ZHAO Bin, et al.

Adaptive Kalman Filter Algorithm Based on Exponential Attenuating Factor for Integrated Navigation System[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2021, 29(3): 307-313.

[21] 靳凯迪, 柴洪洲, 宿楚涵, 等. 基于可变遗忘因子的渐消记忆变分贝叶斯自适应滤波算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(11): 2989-2999.
JIN Kaidi, CHAI Hongzhou, SU Chuhan, et al. Fading Memory Variational Bayesian Adaptive Filter Based on Variable Attenuating Factor[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(11): 2989-2999.

[22] 蒋锐, 李俊, 徐友云, 等. 基于联邦卡尔曼滤波器的容错GPS-AOA-SINS组合导航算法[J]. 通信学报, 2022, 43(8): 78-89.
JIANG Rui, LI Jun, XU Youyun, et al. Fault Tolerant GPS-AOA-SINS Integrated Navigation Algorithm Based on Federated Kalman Filter[J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(8): 78-89.

[23] 肖进丽, 潘正风, 黄声享. GPS/INS组合导航系统数据同步处理方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2008, 33(7): 715-717.
XIAO Jinli, PAN Zhengfeng, HUANG Shengxiang. Data Synchronization Method of GPS/INS Integrated Navigation System[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(7): 715-717.

[24] 李彦杰, 杨元喜, 何海波. 附加约束条件对GNSS/INS组合导航结果的影响分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(9): 1249-1255.
LI Yanjie, YANG Yuanxi, HE Haibo. Effects Analysis of Constraints on GNSS/INS Integrated Navigation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(9): 1249-1255.

[25] TEUNISSEN P J G, KHODABANDEH A, PSYCHAS D. A Generalized Kalman Filter with Its Precision in Recursive Form when the Stochastic Model Is Misspecified[J]. *Journal of Geodesy*, 2021, 95(9): 108.

[26] DING W D, WANG J L, RIZOS C, et al. Improving Adaptive Kalman Estimation in GPS/INS Integration[J]. *Journal of Navigation*, 2007, 60(3): 517-529.

[27] 高为广, 陈谷仓. 结合自适应滤波和神经网络的GNSS/INS抗差组合导航算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(11): 1323-1328.
GAO Weiguang, CHEN Gucang. Integrated GNSS/INS Navigation Algorithms Combining Adaptive Filter with Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(11): 1323-1328.

[28] CHENG G B. Kalman Filter with Both Adaptivity and Robustness[J]. *Journal of Process Control*, 2014, 24(3): 81-87.

[29] HUBER P J, RONCHETTI E M. Robust Statistics[M]. New York: Wiley, 2009.

[30] ZHANG C, ZHAO X B, PANG C L, et al. Improved Fault Detection Method Based on Robust Estimation and Sliding Window Test for INS/GNSS Integration[J]. *Journal of Navigation*, 2020, 73(4): 776-796.

[31] 刘韬, 徐爱功, 隋心, 等. 新息向量的抗差Kalman滤波方法及其在UWB室内导航中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(2): 233-239.
LIU Tao, XU Aigong, SUI Xin, et al. An Improved Robust Kalman Filtering Method Based on Innovation and Its Application in UWB Indoor Navigation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(2): 233-239.

[32] YANG Z H, LI Z K, LIU Z, et al. Improved Robust and Adaptive Filter Based on Non-Holonomic Constraints for RTK/INS Integrated Navigation[J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32(10): 105110.