

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2212173

可穿戴定位系统阵列惯性器件故障检测方法^{*}

陈豪¹ 苏中¹ 徐湛²

(1.北京信息科技大学高动态导航技术北京市重点实验室 北京 100101;

2.北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192)

摘要: 通过阵列惯性器件构成的可穿戴自主定位系统,可显著提高人员的定位精度,但是可穿戴自主定位系统中的阵列式惯性器件在工作过程中难以避免出现故障。针对应急救援人员穿戴的自主定位系统中阵列加速度计的噪声增大现象,提出了一种基于卷积神经网络的阵列加速度计故障检测方法,使用广义似然比检验对比得到阵列陀螺仪对照数据,再通过CNN计算加速度计数据与陀螺仪对照数据的映射结果,实现了对阵列加速度计噪声增大故障的快速检测。通过十二IMU阵列数据融合和故障检测试验结果表明,该检测方法能够快速有效检测地出阵列惯性器件中的加速度计噪声增大典型故障,故障检测率 $\geq 98\%$,效果明显。

关键词: 阵列惯性器件;故障检测;CNN;广义似然比;可穿戴装备

中图分类号: TP306+.3; TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8040

Fault detection method for wearable positioning system arrays of inertial devices

Chen Hao¹ Su Zhong¹ Xu Zhan²

(1. Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100101, China; 2. Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: The wearable autonomous positioning system composed by array inertial devices can significantly improve the positioning accuracy of the wearer, but the array inertial devices in the wearable autonomous positioning system are difficult to avoid failure in the process of operation. To address the phenomenon of array accelerometer noise increasing fault in the autonomous positioning system worn by emergency rescue personnel, a Convolutional Neural Networks (CNN) based array accelerometer fault detection method is proposed, using the Generalized Likelihood Ratio (GLR) test to compare the array gyroscope with the array accelerometer, The GLR test is used to compare the array gyroscope control data, and then the CNN calculates the mapping result between the accelerometer data and the gyroscope control data to achieve fast detection of the array accelerometer growth increase fault. Through the twelve IMU array data fusion and fault detection test results show that the detection method can quickly and effectively detect the typical fault of accelerometer noise increase in the array inertial device, the fault detection rate $\geq 98\%$, the effect is obvious.

Keywords: array inertial navigation; fault diagnosis; CNN; generalized likelihood ratio; wearable gear

0 引言

阵列惯性器件通过将多个陀螺仪信号和加速度计信号进行融合,从而提高整个惯性器件性能。由于阵列惯性器件构成的惯性导航系统成本低、精度高,且不依赖于卫星定位,已在人员可穿戴自主定位领域广泛应用^[1]。在各类灾害应急救援过程中,救援人员穿戴自主定位系统进行定位,

但由于救援环境的高温、高湿以及碰撞等因素的影响,导致可穿戴自主定位系统的阵列惯性器件出现各种故障现象,使其定位精度大幅下降,甚至导致系统定位失效。如何准确检测阵列惯性器件故障,并通过剔除故障器件,提高自主定位系统的可靠性并保证其定位精度,已成为制约阵列式惯性导航器件的发展瓶颈。

任何电子设备都会在使用过程中出现磨损,增加故障

收稿日期:2022-11-23

^{*} 基金项目:国家重点研发计划课题(2020YFC1511702)、国家自然科学基金(61771059,61801032)、北京市自然科学基金(4212003)项目资助

风险^[2]。阵列惯性器件的故障检测技术,近些年得到极大的发展。Sun 等^[3]提出一种滑动窗口与检测器并联的故障检测方法,能够同时检测多个故障,但该方法在遮蔽环境下,诊断效果降低。Eckenhoff 等^[4]提出的故障检测方法能够灵活检测出传统单点故障。Jang 等^[5]针对状态估计漂移问题,通过删除航位推算中估计器的状态更新来分析温度对惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)偏置的影响情况,这对 IMU 故障的检测方法提供新的理论依据。Liu 等^[6]通过对 IMU 故障的传播进行推导,得到误差界限,并得出全状态惯性导航方程的误差表达式。Guner 等^[7]提出将容错四元数与扩展卡尔曼滤波器相结合的方法,对 IMU 故障进行检测。Bittner 等^[8]以 MEMS IMU 为研究对象,通过设计一种 FDIR 架构,从大量实时数据中识别出故障 IMU,但该方法需要大量的 IMU 数据。Nastro 等^[9]通过数据融合的方法来降低微电子机械系统(micro electro-mechanical systems, MEMS)倾角计中的噪声。Wang 等^[10]利用深度学习的方法,提出长短期存储网络,设计出高性能故障检测模型,对惯组故障检测进行研究,该方法提高了故障检测范围且计算效率高,但该方法中计算精度存在损失。孙湘钰^[11]以四陀螺冗余系统和六陀螺冗余系统为对象,分别提出了基于平均降维矢量的残差卡方故障隔离方法和基于极大似然估计与降阶奇偶向量的双故障隔离方法,提高了冗余系统单故障软故障隔离的实时性。但模型个数较少,若陀螺个数增大,其计算量会影响模型和故障检测的实时性。郑静等^[12]提出一种基于重构误差的 k 近邻故障监测方法,解决了异常信息易被淹没的问题,提高了故障检测性能,但该方法依赖样本,会忽略样本以外的故障情况。李长征等^[13]提出了基于广义神经网络的传感器故障检测方法,但故障模型较少,方法具有局限性。胡晓强等^[14]提出了基于广义似然比检测和斜率突变检测相结合的四轴陀螺故障检测与隔离方法,但该方法缺乏对加速度计的故障检测。

由于针对阵列惯性器件的加速度计故障检测方法研究较少,而且在持续运动过程中阵列加速度计的每个同轴加速度值难以辨别出正常值和故障值。针对阵列惯性器件的阵列加速度计噪声增大故障,本文提出一种基于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)与广义似然比(generalized likelihood ratio, GLR)相结合的阵列惯性器件故障检测方法。当前针对惯性器件的故障检测方法主要是通过较为单一的数据进行检测,因此对数据的分析具有较大的片面性。而本文所提出的方法使用映射的概念,先通过 GLR 对角速度数据进行分析 and 筛选,再使用 CNN 对加速度值映射出数据结果,最后与角速度数据差异化对比,达到故障检测的作用。通过加速度计与陀螺仪的数据融合,实现了一种映射对比的故障检测方法,增加了数据检测类别,又降低了故障检测时间,可有效检测出阵列惯性器件中的加速度计噪声增大典型故障。

1 故障检测模型设计

1.1 阵列陀螺仪对照数据处理

首先对陀螺仪数据进行筛选,根据陀螺仪数据特性,同轴向角速率相同,使用 GLR 检测方法根据奇偶向量构造出故障判决函数,再与故障检测门限进行对比,通过比较结果确定系统是否发生故障^[15]。

以陀螺仪为研究对象,在陀螺仪数据的量测方程中只包含器件故障以及噪声干扰作用,即:

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

式中: \mathbf{Z} 表示的是阵列测量信息,即阵列式惯性导航系统中陀螺仪单元输出的量测矩阵; $\mathbf{H} \in R^{n \times 3}$ 表示的是测量矩阵,即阵列式惯导系统陀螺仪配置矩阵; $\mathbf{X} \in R^{n \times 1}$ 表示惯性状态信息,即阵列式惯导系统陀螺仪三轴测量值; \mathbf{f} 表示陀螺仪故障向量,其中存在故障的陀螺仪数据对应的元素为 1,其他的数据对应元素为 0; $\boldsymbol{\varepsilon} \in R^{n \times 1}$ 表示阵列式惯导系统中阵列陀螺仪的量测噪声矩阵,假设阵列惯性器件的量测噪声是零均值的高斯白噪声,则器件量测噪声矩阵满足:

$$\mathbf{E}(\boldsymbol{\varepsilon}) = 0, \mathbf{E}(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T) = \sigma^2 \mathbf{I}_n \quad (2)$$

其中, σ^2 是高斯分布的方差。

定义奇偶向量如下:

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

式中: \mathbf{P} 为奇偶向量, \mathbf{V} 是满秩的奇偶矩阵,当惯性单元器件无故障时,奇偶向量 \mathbf{P} 仅仅是噪声函数。而当惯性单元器件发生了故障时,奇偶向量 \mathbf{P} 不仅仅是与器件运行周围的噪声有关,还与本身的器件故障有关^[16]。奇偶向量 \mathbf{P} 在阵列惯性器件有无故障情况下表现出来的不一致性,可以用来检测惯性器件故障。

GLR 故障检测函数定义为:

$$\mathbf{FD}_{\text{GLT}} = \frac{1}{\sigma^2} (\mathbf{P}^T \mathbf{P}) \quad (4)$$

由式(4)可知,判定阵列陀螺仪的故障准则为:若 $\mathbf{FD}_{\text{GLT}} \geq T_D$, 判定阵列惯性器件有故障;若 $\mathbf{FD}_{\text{GLT}} < T_D$, 则认为阵列惯性器件没有故障。 T_D 是需要预先设定的阵列惯性器件检测门限,用于区分故障与误差。当阵列惯性器件无故障时,奇偶向量 \mathbf{P} 是高斯随机向量,则 $\mathbf{FD}_{\text{GLT}} \sim \chi^2(n-3)$ 。给定虚警率,则可由卡方分布表确定故障门限值^[17]。

1.2 阵列加速度计故障检测模型

CNN 在导航领域有着广泛的应用,是神经网络中重要的模型^[18],使用 GLR 方法对阵列陀螺仪进行故障检测并剔除故障器件后,使用 CNN 将加速度计各轴数据与陀螺仪各轴数据进行数据融合,得到两者之间的映射关系。当阵列惯性器件工作时,将经过测试后正常的阵列加速度计及阵列陀螺仪的数据、当前的阵列加速度计数据作为输入,将阵列加速度计数据对阵列陀螺仪数据的映射结果作为输

出,即对阵列陀螺仪数据进行预测,与当前阵列陀螺仪各轴对照数据对比,从而实现对阵列加速度计噪声增大故障的检测。

在 CNN 对阵列加速度计数据和陀螺阵列数据进行融合过程中,会通过角速度预测值的误差对阈值和网络权值进行调整,使得角速度预测输出值不断接近期望值^[19],从而使得预测的角速度映射值更加准确,故障判别精度更高。

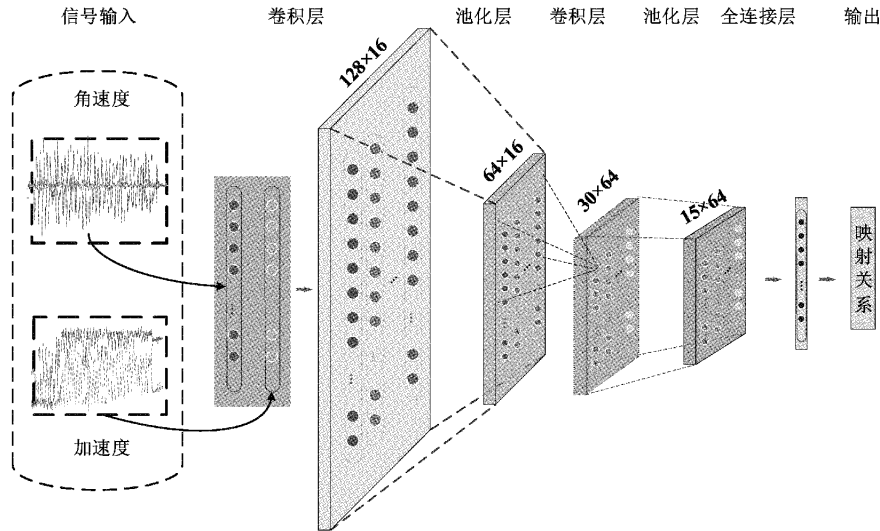


图 1 卷积神经网络结构

2 阵列惯性器件故障检测

通过对阵列惯性器件检测策略进行分析,GLR 对惯性器件进行故障检测效果明显^[20],可以为可穿戴自主定位系统中阵列加速度计的故障检测提供阵列陀螺仪对照数据的处理算法^[21]。针对阵列加速度计噪声增大故障,使用卷积神经网络计算出阵列陀螺仪与阵列加速度计之间的映射关系。当人员可穿戴自主定位系统的阵列惯性器件发生故障时,对比映射关系来判断故障,从而提高阵列惯性器件的故障检测能力。

本文研究对象是应用于人员可穿戴自主定位系统的阵列惯性器件,由 12 个 IMU 以阵列的方式捷联在惯导器件上,包含了 36 个单轴陀螺仪和 36 个单轴加速度计。排布方式如图 2 所示。

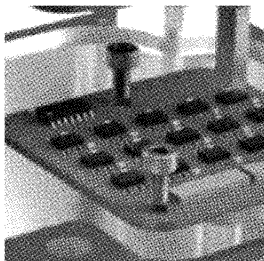


图 2 阵列惯性器件排布图

阵列惯性器件故障检测方案如图 3 所示,由于陀螺阵

其结构如图 1 所示。将阵列陀螺仪和阵列加速度计的数据作为信号输入,采用两层卷积神经网络提取信号特征,最后通过全连接层完成映射关系输出。通过计算,能够得到当前阵列加速度计数据对阵列陀螺仪数据的映射关系预测输出。将映射关系预测输出的陀螺仪数据和 GLR 处理后的陀螺仪对照数据进行比较,从而判别出阵列加速度输入值的故障。

列在运动过程中,角速度变化相近,首先判断陀螺仪是否不正常。通过 GLR 方法判断器件静止时的陀螺仪和加速度计是否正常,若某个 IMU 轴向的数据与其他 IMU 同轴数据有差异,与门限值比较后,可以直接判断该数据是否不正常,从而剔除故障单元。当穿戴者运动时,阵列陀螺仪仍然可以进行 GLR 故障检测,但加速度计由于存在陀螺效应^[22],即使是同轴加速度数据存在差异,此时难以用 GLR 故障检测方法进行判断^[23]。通过器件正常运动工作时的数据,根据加速度计的比力信息进行相关解算后可以得到角速度这一性质^[24],使用 CNN 神经网络得出阵列加速度计与陀螺仪各轴的正常映射关系,并通过输入需要检测的阵列加速度计数据,得出预测的单轴陀螺仪数据,可以在人员运动过程中,将通过各轴加速度计数据得出的预测陀螺仪数据分别与阵列陀螺仪数据精准对比,从而判断阵列惯性器件是否发生故障。

3 故障检测仿真

将由阵列惯性器件构成的可穿戴自主定位系统置于人员身上,并进行摇摆运动状态数据采集,如图 4 所示。

本次数据采集共收集到 12 个 IMU 数据,包括加速度计阵列数据和阵列陀螺仪数据,总共 2 081 组。为了更好地说明本文中的故障检测方法,这里主要以阵列惯性器件中一个 IMU 的数据进行分析,定义为 IMU1,同时也包含对全部 12 个 IMU 的陀螺仪数据和加速度计数据的分析。

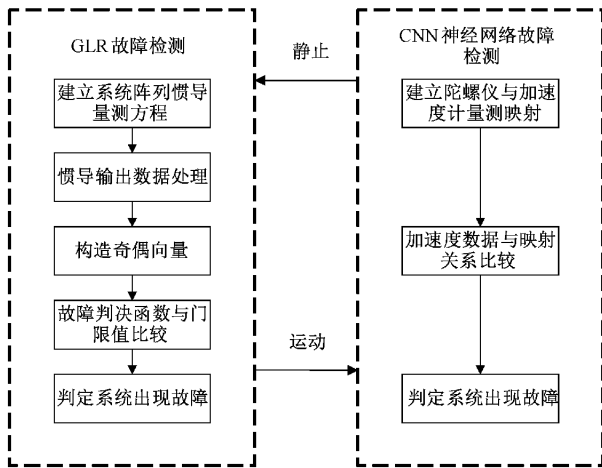


图 3 阵列惯性器件故障检测方案流程



图 4 数据采集过程

IMU1 对应加速度计 3 个轴向的数据输出如图 5 所示, IMU1 对应陀螺仪 3 个轴向的数据输出如图 6 所示。阵列加速度计的 X 轴数据输出如图 7 所示, 陀螺阵列的 X 轴数据输出如图 9 所示, 图 8 和 10 分别是对应的局部放大图。

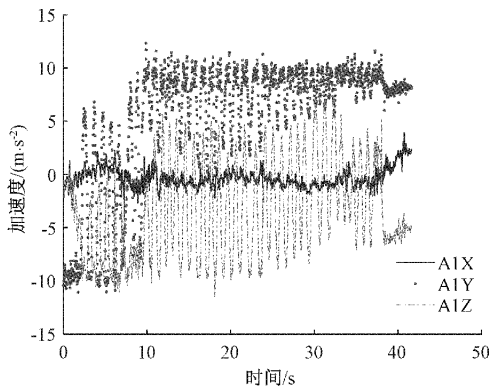


图 5 加速度计 1 输出图

当穿戴人员剧烈运动时, 通过图 7 和 9 可以得出, 在阵列惯性器件 12 个加速度计数据之间, 总体的变化趋势相近。通过图 8 和 10 可以得出, 阵列加速度计趋势最大误差 0.34 m/s^2 , 阵列陀螺仪趋势误差为 0.0001 rad/s 。陀螺仪各轴数据接近, 而各轴加速度计数据存在很大差

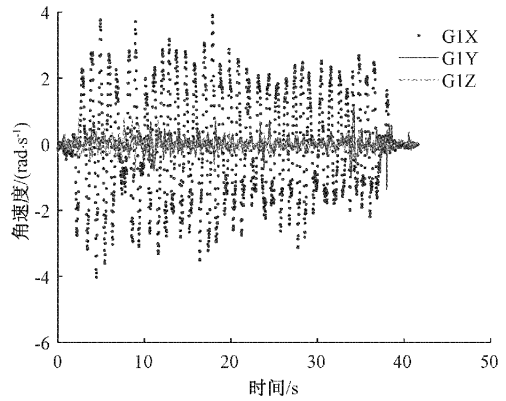


图 6 陀螺仪 1 输出图

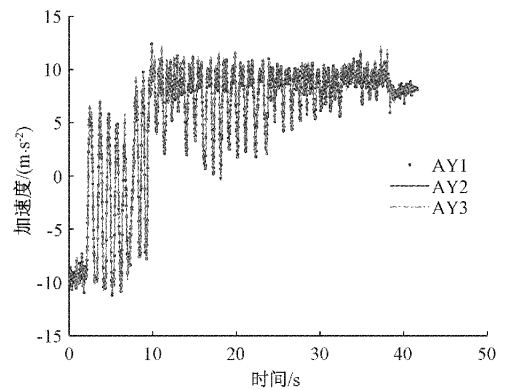


图 7 阵列加速度计 X 轴输出图

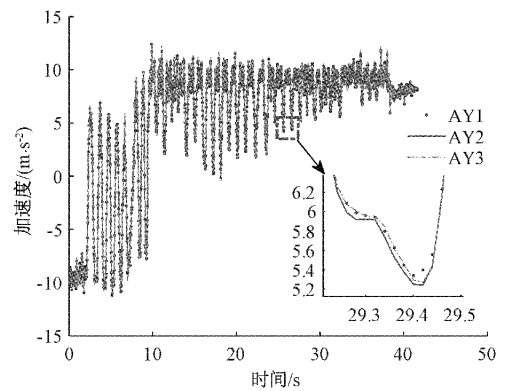


图 8 阵列加速度计 X 轴输出局部放大图

异, 直接通过阵列加速度计数据判断故障会出现较大的误判率。

为了找出同轴阵列加速度计与阵列陀螺仪之间的映射关系, 使用两层的卷积神经网络对阵列惯性器件数据进行遍历和映射。本文主要通过 IMU1 的阵列加速度计数据对 X 轴阵列陀螺仪数据进行映射仿真验证, 其他 IMU 及其它轴向同理。通过已知的阵列加速度计各轴数据对阵列陀螺仪 X 轴数据进行映射预测。

将原像数据作为映射关系的期望值输入数据, 对应的像数据作为映射关系的预测值输出数据。由阵列加速度计

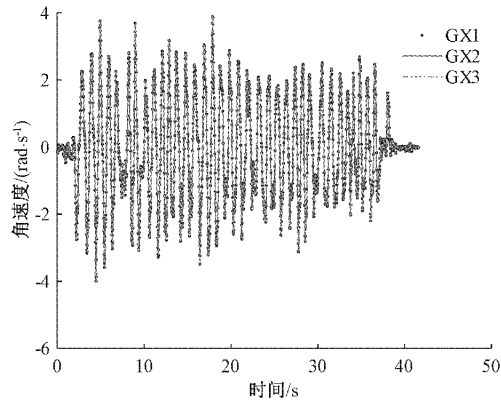


图 9 阵列陀螺仪 X 轴输出图

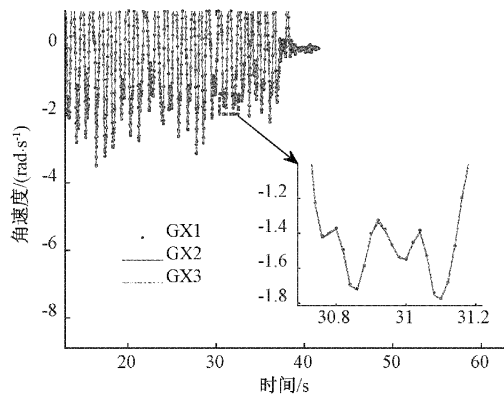


图 10 阵列陀螺仪输出局部放大图

数据对 IMU1 的 X 轴陀螺仪值映射预测结果如图 11 所示。通过映射关系仿真结果可知,映射的陀螺仪数据平均绝对误差为 0.147 544 4 rad/s。证明了阵列加速度计的数据对陀螺仪数据存在映射关系,为后面的故障判断提供方法。

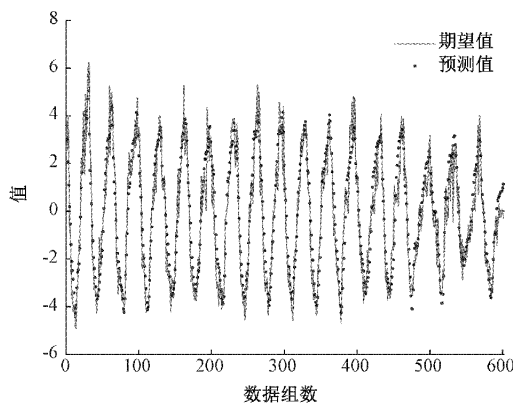


图 11 角速度映射图

本文主要模拟了 IMU1 的 X 轴向加速度器件在 12~18 s 出现噪声增大故障,故障大小超过正常值的 10%。当噪声增大故障产生时,量测数据波动较大,如图 12 所示,此时故障数据无法使用。对于阵列加速度计中单个加速度计出现噪声增大故障,由于各同轴向的加速度计数据并

不完全一样,难以用单一的广义似然比方法对加速度值进行比较后作出故障判断。

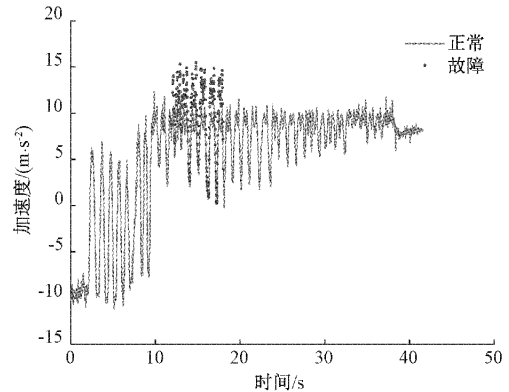


图 12 阵列加速度计模拟故障

将存在噪声增大故障的阵列加速度计数据作为输入,通过映射后得到映射结果,经 GLR 处理后的陀螺仪对照数据和有噪声增大故障的映射结果如图 13 所示。由映射结果可知,两种数据相差较大,故障判别得到实现。

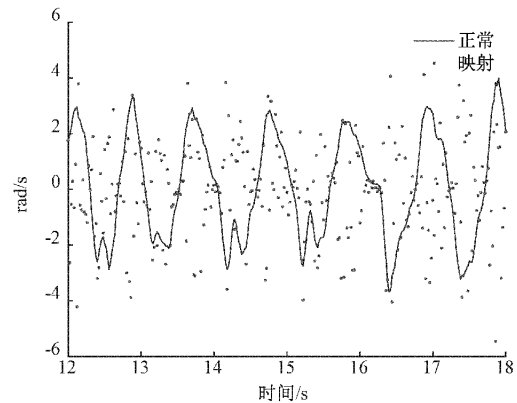


图 13 映射结果对比

通过映射方法得出的故障检测实验结果如图 14 所示。由故障检测结果可以看出,IMU1 加速度在 12~18 s 内产生噪声增大故障,映射故障检测方法在 12.4~18.5 s

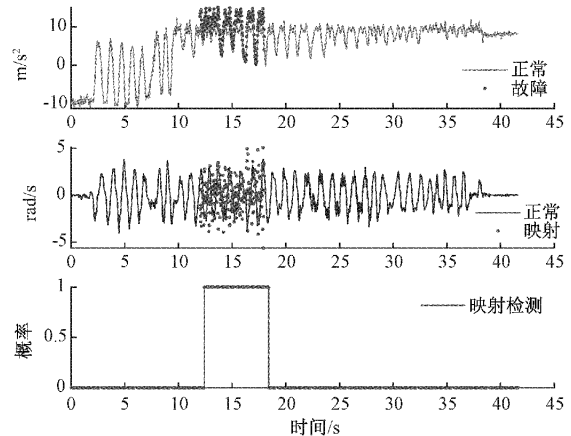


图 14 故障检测结果

内报故障,故障检测延迟时间 $t_{d_1} = 0.4$ s,恢复延迟时间 $t_{d_2} = 0.5$ s。实现了阵列加速度计故障检测。本文对加速度噪声增大故障进行多次检测,故障检测率为 98.21%,效果明显。

4 结 论

本文提出了一种基于卷积神经网络映射对比的可穿戴自主定位系统的阵列加速度计噪声增大故障检测方法,通过阵列惯性器件编排特性原理,以固连器件同轴角度变化相同特性为基础,根据加速度计的比力信息进行相关解算后可以得到角速度,设计出映射对比的故障检测方法,实现了人员可穿戴自主定位系统在运动情况下,有效检测出阵列惯性器件中的加速度计噪声增大典型故障,降低了穿戴者在持续运动过程中的危险。本方法解决了阵列加速度计中单个加速度计在器件不规则运动过程中出现噪声增大故障后难以实时检测的问题,在惯性器件故障检测领域增加了器件运动过程实时检测的方法。后续在算法上进行改进,从单一器件故障检测延伸至多个器件故障检测,使故障检测方法更高效。

参考文献

- [1] BOYLE A, TOLENTINO ME. Localization within hostile indoor environments for emergency responders [J]. *Sensors*, 2022, 22: 5134.
- [2] 单显明,李长伟,张忠传.基于神经网络的复杂电子设备故障诊断系统的设计[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(11):52-56.
- [3] SUN R, WANG J, 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): 1-17.
- [4] ECKENHOFF K, GENEVA P, HUANG G. Sensor-failure-resilient multi-imu visual-inertial navigation [C]. 2019 International Conference on Robotics and Automation(ICRA), IEEE, 2019: 3542-3548.
- [5] JANG J T, SANTAMARIA-NAVARRO A, LOPEZ B T, et al. Analysis of state estimation drift on a MAV using px4 autopilot and mems imu during dead-reckoning [C]. 2020 IEEE Aerospace Conference, IEEE, 2020: 1-11.
- [6] LIU W, SONG D, WANG Z, et al. Error overboundings of KF-Based IMU/GNSS integrated system against IMU faults [J]. *Sensors*, 2019, 19(22):4912.
- [7] GUNER U, DASDEMIR J. Design and implementation of fault tolerant inertial measurement unit [C]. 2021 8th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ICEEE), IEEE, 2021: 17-21.
- [8] BITTNER D E, CHRISTIAN J A, BISHOP R H, et al. Fault detection, isolation, and recovery techniques for large clusters of inertial measurement units[C]. 2014 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium-PLANS 2014, IEEE, 2014: 219-229.
- [9] NASTRO A, FERRARI M, FERRARI V, et al. Noise reduction by data fusion in a multisensor system of replicated MEMS inclinometers [C]. 2022 IEEE International Symposium on Inertial Sensors and Systems(INERTIAL), IEEE, 2022: 1-4.
- [10] WANG B, PENG X, JIANG M, et al. Real-time fault detection for UAV based on model acceleration engine[J]. In *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* (S0018-9456), 2020, 69(12): 9505-9516.
- [11] 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.
- [12] 郑静,熊伟丽,吴晓东.基于重构误差和多块建模策略的kNN故障监测[J]. *系统仿真学报*, 2023, 35(1): 95-109.
- [13] 李长征,张瑜.基于广义回归神经网络的传感器故障检测[J]. *推进技术*, 2017, 38(9):2130-2137.
- [14] 胡晓强,张霄力,彭侠夫.四轴陀螺组件突变故障的检测与隔离[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2021, 42(2):214-219,272.
- [15] 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.
- [16] 胡荣辉.单元冗余捷联惯导方案设计故障检测和数据融合方法[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2019.
- [17] 杜滨瀚,石志勇,宋金龙.基于SVD的陀螺阵列异常诊断及识别方法[J]. *火炮发射与控制学报*, 2019, 40(4): 31-36.
- [18] WANG S, LI P, NIU W. Research on fault diagnosis model of convolutional neural network based on signal decomposition [J]. 2021 IEEE/ACIS 20th International Fall Conference on Computer and Information Science(ICIS Fall), 2021: 97-102.
- [19] YANG S, XING L, LIU W H, et al. Robust navigation method for wearable human-machine interaction system based on deep learning[J]. In *IEEE Sensors Journal* (S1530-437X), 2020, 20(24): 14950-14957.
- [20] 禹建丽,黄鸿琦,苗满香.基于主成分分析与神经网络的多响应参数优化[J]. *系统仿真学报*, 2018, 30(1): 176-183,190.
- [21] CHENG J, SUN X, LIU P, et al. An improved residual chi-square test fault isolation approach in four-gyro SINS[J]. In *IEEE Access*(S2169-3536), 2019,

- 7: 174400-174411.
- [22] LYU X, HU B, WANG Z, et al. A SINS/GNSS/VDM integrated navigation fault-tolerant mechanism based on adaptive information sharing factor[J]. In IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement(S0018-9456), 2022, 71: 1-13.
- [23] 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.
- [24] JANOTA A, ŠIMÁK V, NEMEC D, et al. Improving the precision and speed of euler angles computation from Low-Cost rotation sensor data[J]. Sensors, 2015, 15: 7016-7039.

作者简介

陈豪,硕士研究生,主要研究方向为行人定位、故障诊断。

苏中,博士,教授,主要研究方向为盲环境智能导航、高动态导航与控制。

E-mail:sz@bistu.edu.cn