

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209554

基于滑动聚类的多传感器异步信息融合方法^{*}

梅武军, 郑 军, 金 杰, 岳高峰
(浙江大学台州研究院 台州 318000)

摘 要:传感器是智能检测和自动化装置中重要的部件组成,为了解决多传感器异步数据下的融合难题,提出了一种创新的基于滑动聚类的多传感器异步信息融合方法。首先引入了 K-means 聚类方法去容忍异步问题,主要利用曲线拟合给出一种简易的快速的判定法则以便实现实时聚类方法中的 k 值计算;其次设计了聚类滤波核从而在时空域上形成融合滑动管道,让数据的变化一直维持在一个能接受的误差之内,完整实现了实时多传感器信息融合方法。最后实验验证了设计的聚类融合方法的正确性以及合理性,实验证明了 SC-MSIF 方法是正确可行的,且在实时性方面具有较好的表现,相比较 EKF 和 MEAN 方法,SC-MSIF 方法的 RMSE 误差减少了 47.8%、36.3%,同时无人机中多传感器融合实际测试结果也较为优异。

关键词: 多传感器融合;多源异步;K-means 聚类;滑动聚类;自适应滤波核

中图分类号: TP391 TH741 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40

A sliding-clustering-based method for multi-sensor asynchronous information fusion

Mei Wujun, Zheng Jun, Jin Jie, Yue Gaofeng

(Research Institute of Zhejiang University-Taizhou, Taizhou 318000, China)

Abstract: Sensors are important components in intelligent detection and automation devices. To solve the problem of fusion under multi-sensor asynchronous data, an innovative sliding clustering-based multi-sensor asynchronous information fusion method is proposed. Firstly, a K-Means clustering method is introduced to tolerate the asynchronous problem, which mainly uses curve fitting to give a simple and fast rule of thumb for the calculation of k -values in the real-time clustering method. Secondly, a clustering filter kernel is designed to form a sliding pipeline for fusion in the spatial-temporal domain. In this way, the variation of data is always kept within an acceptable error, and the real-time multi-sensor information fusion method is fully implemented. Finally, the experiments validate the correctness and rationality of the designed clustering fusion method. The experiments show that the SC-MSIF method is correct and feasible and has a better performance in terms of real-time performance, and the RMSE error of the SC-MSIF method is reduced by 47.8% and 36.3% compared to the EKF and MEAN methods. The actual test results of multi-sensor fusion in UAVs are also better.

Keywords: multi-sensor fusion; multi-source asynchrony; K-means clustering; sliding-clustering; adaptive filtering kernel

0 引 言

随着智能装置自动化程度的提高,传感器稳定性需求急剧增加,传统单一的传感器无法支持系统需求,尤其在自动驾驶领域中更为显著^[1]。随着人工智能近年来的快速发展,多传感器信息融合(multi-sensor information fusion, MSIF)得到快速的发展,例如高级驾驶辅助系

统^[2],这些系统逐渐发展变得更加强大并在越来越多的情况下控制着智能装置。

MSIF 又可以叫做多源信息融合,起源于 20 世纪 70 年代,主要应用于军事领域。近年来对于 MSDF 的研究取得了一些突破性发展,并应用在民用行业,例如同步定位与导航^[3]、无人机编队飞行^[4]、雷达成像等^[5]。现有的研究方法主要有基于神经网络、统计推理、估计融合等 3 类。黄衍标等^[6]于 2016 年提出了基于 BP 神经网络的多

传感器融合方法,由于BP网络自身的一些缺陷,通常还需要辅助一些优化算法,例如蚁群算法等;Meng等^[7]提出了基于深度学习的数据融合方法研究,深度学习所具有的强表示能力是BP网络所不及的,这些方法在实时性方面很难保证且都归属于基于神经网络的研究方法。此外还有基于统计推理的一类方法,林水生等^[8]设计的D-S证据理论的融合检测方法,该方法对于解决多源数据融合具有明显效果;Pan等^[9]以支持向量机方法为基础,设计了一个基于多传感器数据融合的跌倒检测系统,验证了多传感器数据融合算法的有效性;Gong等^[10]提出了一种新方法,用改进的卷积神经网络加支持向量机(convolutional neural network-support vector machine, CNN-SVM)的方法,该方法通过引入SVM,改进了传统的卷积神经网络模型结构,不过这种方法计算量急剧增加,对普通设备无法使用。最后一类是基于估计理论的数据融合,例如常用的状态估计方法是卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)^[11],这种方法适用于线性系统,但现实世界中的大多数系统通常是非线性的,为了克服这个问题,大量学者研究了基于KF的改进型滤波器,如扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)^[12],无痕卡尔曼滤波器(unscented Kalman filter, UKF)^[13]。

总体而言,在数据融合理论的研究型论文数量较少,上述方法都有独有的使用场景,共同特点是基于同步假设下,主要面临的问题是无法解决实际情况下的挑战,例如传感器信息的异步性或者丢包等情况,这些都严重影响数据融合结果,因此,需要设计一种高性能和高容错性的多传感器信息融合算法,提出了异步下基于滑动聚类的方法,针对时间域上数据非同步的问题,引入了K-Means聚类方法,通过设计自适应滤波核使其在时空域上形成滑动聚合的信息融合方法。

1 研究动机

与传统的这些方法不同,在集中式多传感器融合框架(如图1所示)下,SC-MSIF方法将使用聚类的方法进行异步补偿设置,在此之前先观察下面两组小实验,用以验证所提方法的必要性。

1) 异步检测。设计一组数据收集实验,读取1个机器人启动时的4个传感器数据,并进行数据分析,对于多个传感器数据绘制序列数值折线图如图2所示,图中S1、S2、S3、S4代表4个传感器的启动时刻,如果是同步状态,则其应该是在一条竖直线上,而图中则不是,S2和S3距离虽然很近但却不同步,忽略这个时间差对于需求高精度的自动化装置中是不能接受的,因此需要一种能容忍这个问题的方法。

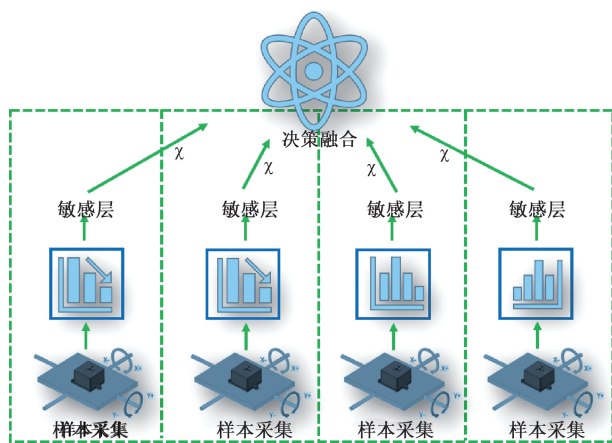


图1 分布式传感器融合架构

Fig. 1 Distributed sensor fusion architecture

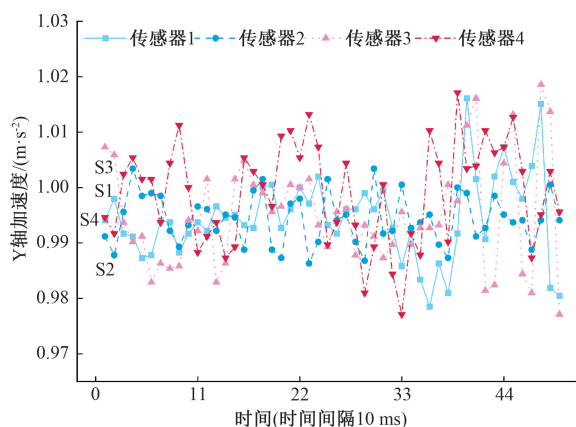


图2 多传感器异步采样

Fig. 2 Multi-sensor asynchronous sampling

2) 聚类分析。对于异步的解决,聚类是一种有效的方式,主要原因是其在时域上的广阔性。常见的核心聚类方法有基于划分方法的K-均值聚类(K-means)^[14]、基于密度的DBSCAN聚类^[15]、基于层次的Agglomerative聚类^[16]。为了验证这些方法对研究对象即传感器数据的效果,观察图3所示的结果。三种算法的聚类结果基本能够服从原始数据的分布,但是K均值聚类结果的每一类的时间长度基本相同,效果稳定,可以自定义滤波核形状,同时K-means方法能容忍数据中的噪声点^[17],增加鲁棒性,即选用K-means作为SC-MSIF算法核心方法。

2 K-Means 聚类原理

聚类是一种重要的无监督方法,聚类的目的是将一个数据集分成多个簇(或类),簇内相似度高,簇间相似度低。MacQueen在1967年提出的K-means算法,是目前为止用于科学和工业应用的诸多聚类算法中一种极

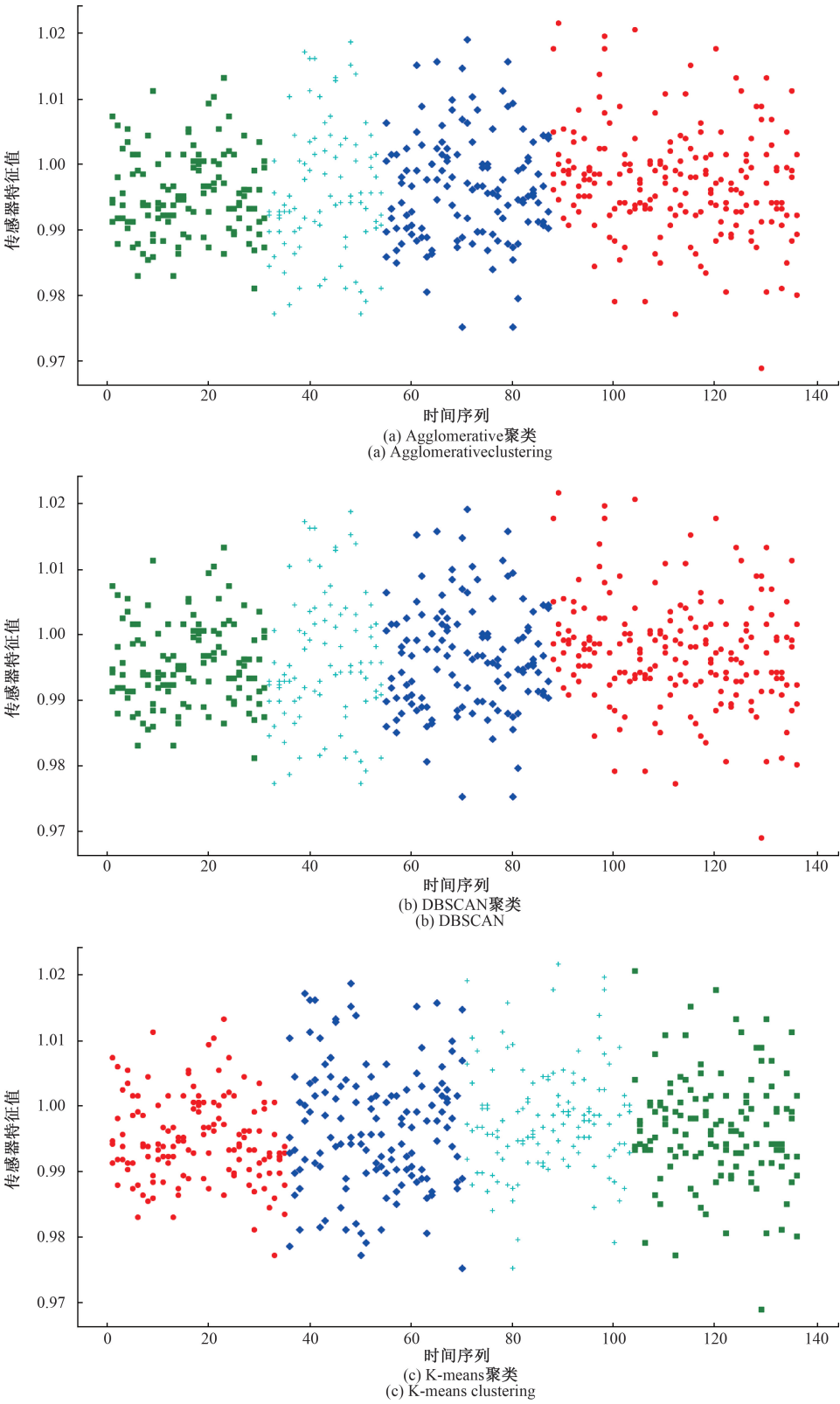


图 3 聚类算法性能比较

Fig. 3 Performance comparison of clustering algorithms

有影响的技术^[18],一般来说,K-means 最小化每个样本点与其最近的聚类中心之间的欧几里得距离平方之和^[19],K-means 首先随机或手动选择初始聚类中心,然后将一个数据集划分为若干个聚类(一个数据点属于聚类中心离该数据点最近的聚类),并计算一个聚类的平均值作为聚类中心。K-means 重复地更新聚类中心和聚类,直到收敛。

让 $D = \{x_i | x \in R^{k \times m_j}\}$ 代表一个等待聚类的数据集,假设 K-means 将其分为 k 个聚类, ω_j 表示第 j 个簇的元素, $m_j = |\omega_j|$ 代表 ω_j 类中的元素个数,因此有 $D = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_j\}, j \leq k$, 聚类后的每个簇的中心为 C_k , k-means 可以被描述为最小化式(2)的目标函数。

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in \omega_j} \|x_i - c_k\| \quad (1)$$

$$c_k = \frac{1}{m_j} \sum_{x_j \in \omega_j} x_j \quad (2)$$

重复上述过程即可进行求解,而停止条件是迭代收敛或者达到稳定不变的误差 $e_{\min}$ 。K-means 是聚类方法中一个基本的方法,常常采用误差平方和代价函数为聚类准则函数,K-means 的主要优点在于其原理比较简单,收敛速度快,聚类效果较优。

3 模型与算法设计

3.1 全局模型

分析数据的基本结构,从宏观来看,多传感器序列数据是三维的,即使传感器数据的采集时不同步的,可以选择相邻一些时刻的值进行聚类分析再进行融合,如图4所示。

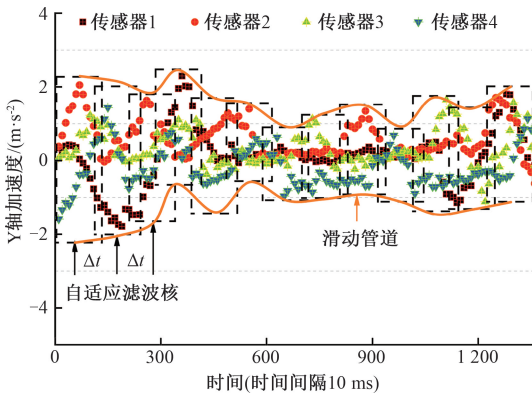


图4 算法示意图

Fig. 4 Algorithm schematic

假设只考虑单个自适应滤波核中的时刻集合,定义 $D = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 代表该核中的传感器数据集合, s_n 代表该滤波核中第 n 个传感器的序列数据, $n \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。假设聚类结果为 k 类,每一类的中心为 C_k , 则滤波

核中聚类中心集合的输出结果如式(3)所示。

$$\chi_{(\Delta t, k)} = \{C_1, C_2, \dots, C_k\} \quad (3)$$

式中: Δt 为滤波核所占用的时间差,通过加权均值的方法可计算得到最终结果。

$$\hat{\chi}_{(t, k)} = W^T C \quad (4)$$

式中: W 为权值向量,可以为传感器出厂精确度, C 为中心位置向量,此处 Δt 已经转变为 t , 因此通过聚类分析得到多传感器数据的基本分布特征,也得到了单个时刻最终的融合结果,通过滑动自适应聚类滤波核可实现实时的多传感器信息融合并且形成滑动管道。

3.2 自适应聚类滤波核设计

在上述模型中采用了聚类滤波核,但是这里存在几个参数需要确定,如滤波核高度 l 、中心位置 C_k 、聚类个数 k 等,如图5所示。

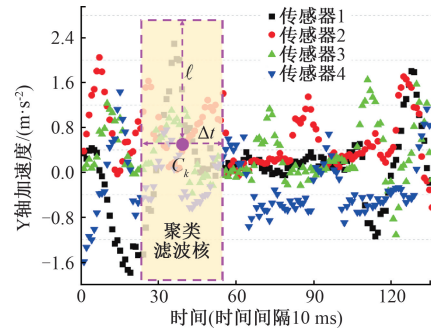


图5 滤波核示意图

Fig. 5 Filtering kernel schematic

为了提高实用性,可以采用自适应设计,减少初始化参数赋值。对于 Δt 可以根据实际情况进行变化,当然 Δt 太大或者太小都会影响实际效果。 l 和 C_k 可以由式(5)计算。

$$l = \text{mean}(\max(s_i) - \min(s_i)), \forall i \in N \quad (5)$$

C_k 的计算可以引入皮尔逊相关系数^[20],这样总是可以找到每个聚类簇的合理较差位置,任意两个簇的相关系数 $C_{(i, j)}$ 可以由式(6)计算。

$$C_{(i, j)} = \frac{E(\omega_i \omega_j) - E(\omega_i)E(\omega_j)}{\sqrt{E - (\omega_i^2) - (E(\omega_i))^2} \sqrt{E - (\omega_j^2) - (E(\omega_j))^2}} \quad (6)$$

其中, $i \in k, j \in k, i \neq j$, $E(\omega_i)$ 代表簇向量 ω_i 的数学期望。每个簇都会有对应的3个相关系数,挑选聚类结果最为相关的一组得 $C_{(k)} = \{C_{(1)}, C_{(2)}, \dots, C_{(k)}\}$, 将 $C_{(i)}$ 进行归一化可得到最终的 C_k 的解析式,如式(7)所示。

$$C_k = \sum_{i=1}^k \max(C_{(i)}) \times P(\omega_i) \quad (7)$$

式中: $P(\omega_i)$ 为单个聚类簇的元素的均值。

实现实时聚类方法中的 k 值是一个比较复杂的问题,给出一种简易的快速的判定法则,主要利用曲线拟合完成。首先将单个 t 时刻的滤波核数据投影到单个特征

轴(Y轴)形成集合 D_p ,并划分为 λ 个组并进行组间元素数量求和,其数学模型如式(9)所示。

$$D \rightarrow D_p = \{\hat{x}_i \mid \hat{x} \in R^{1 \times |D|}\}$$

(8)

$$D_p = \{S_p(1), S_p(2), \dots, S_p(\lambda)\}$$

(9)

式中: $S_p(\lambda) = \text{sum}(D_p)$,因此得到了 λ 个标量组成的集合 $\hat{\lambda}$ 。

$$\hat{\lambda} = \{(1, S_p(1)), (2, S_p(2)), \dots, (\lambda, S_p(\lambda))\}$$

(10)

利用最大可能准则(maximal feasible criterion, MFC)对 $\hat{\lambda}$ 采用进行选择,即 $y = \max(\hat{\lambda})$ 。假设传感器其噪声点满足泊松分布^[21-22],通过求解概率密度值 y 的逆函数值,而这个值正好对应了K-means所需的 k 值。

算法1:伪代码:多传感器融合算法

Initialization: $D, \Delta t, t, \lambda$

While $t \gg t_0 + \Delta t$

计算滤波核高度 l

计算中心位置 C_k

计算 $S_p(\lambda)$ 和 k 值

For $J \geq e_{\min}$

使用 K-means 计算 $\chi_{(\Delta t, k)}$

通过滤波核计算 $\hat{\chi}_{(t, k)}$

While $J \approx e_{\min}$

End

Output $\hat{\chi}_{(t, k)}$

End

4 实验结果与分析

4.1 实验平台

设计了计算机仿真实验,主要验证算法的合理性。仿真实验所用计算机基本配置如表1所示,操作系统为Windows 10 专业版,两种精度不同的陀螺仪采集了3个轴的加速度值和角速度值,两种传感器基本条件都是一致的,只是精度不同,因此,选择高精度的传感器作为融合算法处理结果的合理性对比,主要验证算法的实用性。

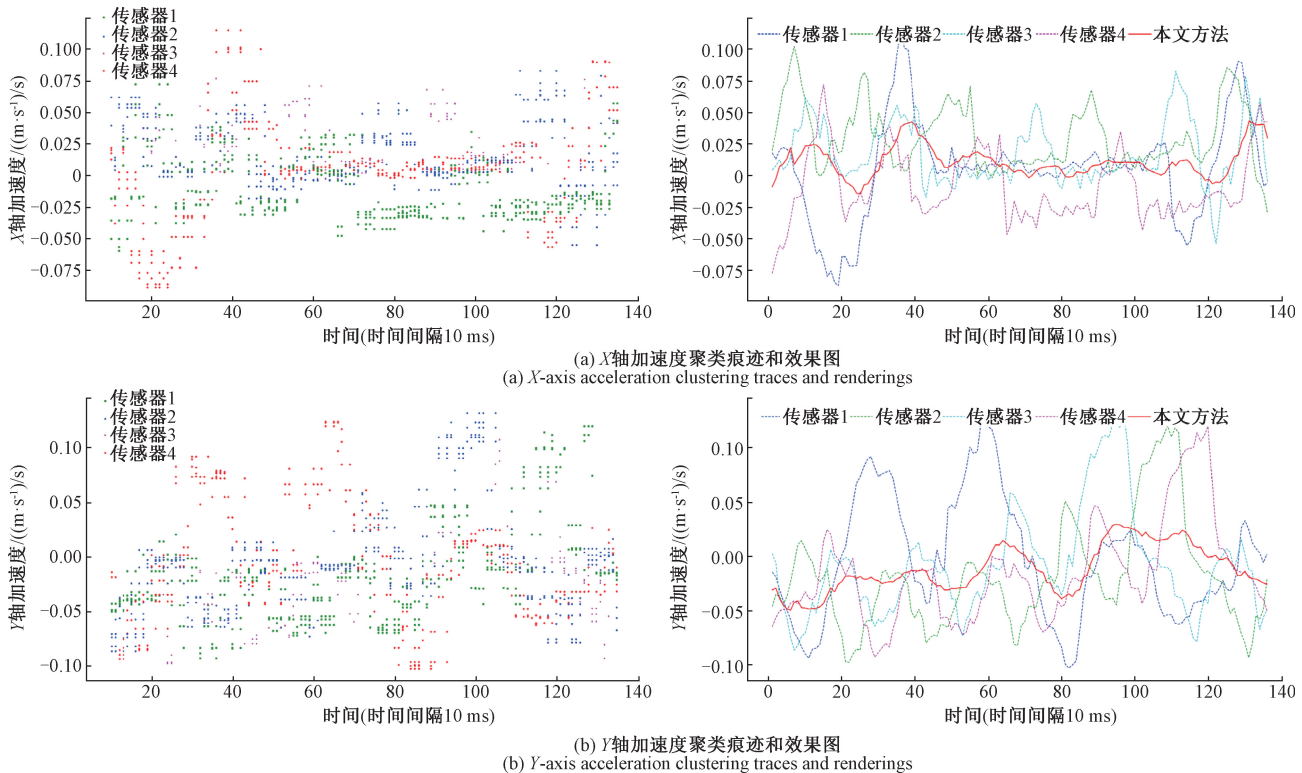
表1 软件环境

Table 1 Software environment

软硬件	版本与型号
CPU	Intel(R) CPU E5-2680
编程语言	Python3. 9. 7
开发环境	VS Code
陀螺仪 I	MPU6500(4 个)
陀螺仪 II	MPU9250(1 个)

4.2 实验结果与评估

1) 合理性评估。模拟了实时多传感器异步的真实实验,主要验证算法的合理性以及正确性,实验中传感器的采样间隔为10 ms, x 轴为采样时间戳, y 轴为加速度传感器采样值,实验结果如图6所示。



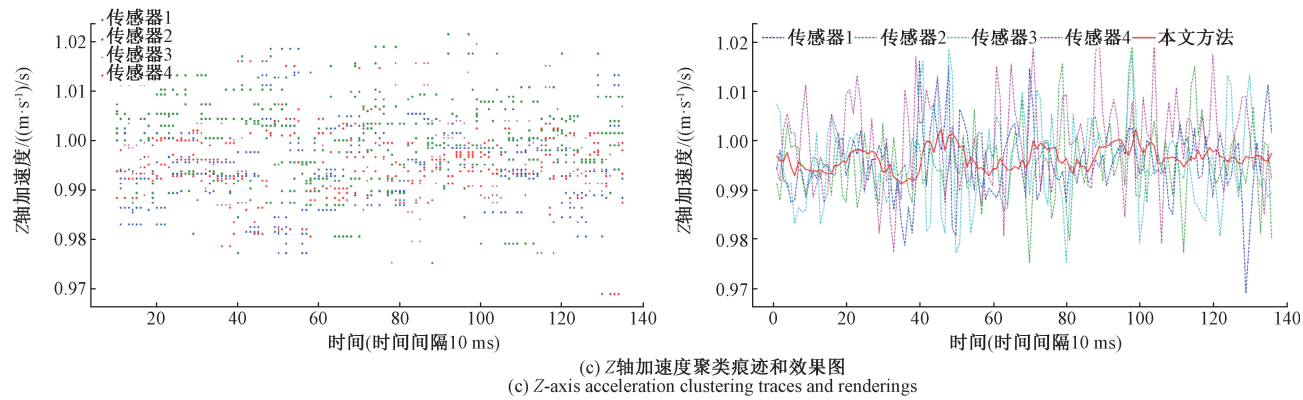


图6 算法正确性评估
Fig. 6 Evaluation of algorithm correctness

图6绘制了全局滑动聚类和对应的全局信息融合的结果。对比单传感器数据,图中实曲线为SC-MSIF所得,可以清晰看到算法能够实现多传感器信息融合,虽然是全新的一种方法,但是整体的效果还是明显的,由于引入聚类方法,可以应对时间域上数据源异步的问题,同时聚类的方式也使得融合算法具有一定的容错性和鲁棒性。

2) 实时性评估。SC-MSIF 算法中的 Δt 参数影响着实时性。理论分析会发现 Δt 值越大,融合效果会改善,但是实时性下降; Δt 值越小,精度却是不足的,所以需要设置一个合适的 Δt 值。首先测试每个滑动聚类滤波核处理时间,并与传感器采样间隔(10 ms)做对比,此时 $\Delta t=6$,实验结果如图7所示。图中红色线条为采样时间与SC-MSIF处理之间的时间差,可以看到SC-MSIF方法的每个节点处理时间都是小于传感器采样时间的,有的时间序列差值幅度变化的原因是聚类 k 值的自适应变化。同时, Δt 值对SC-MSIF实时性能的评估是很重要的。选择 $\Delta t = \{4, 6, 10, 12, 16, 20, 24\}$,观察平均每个时刻单步算法处理时间,如图8所示。为了保证算法实时性,必须使算法处理时间 Δt 小于采样间隔(A点)。这组实验验证了SC-MSIF方法能够满足实时处理,可以应用于连续采集系统。

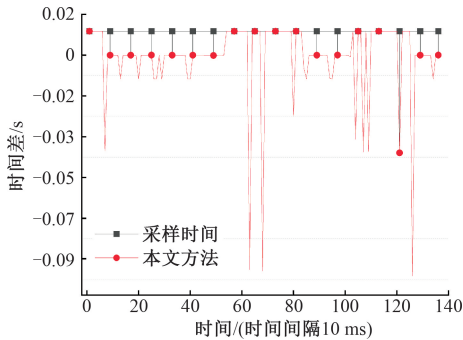


图7 实时性检测

Fig. 7 Testing of algorithm reasonableness

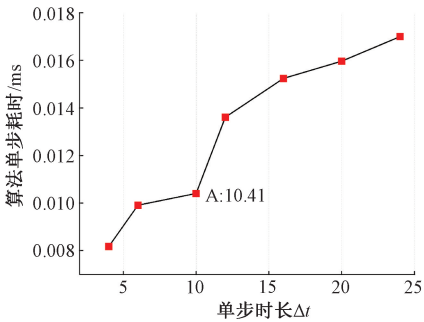


图8 单步时长分析
Fig. 8 Single-step duration analysis

3) 基准测试。选用高精度的MPU9250与4个低精度的MPU6500融合后的算法做对比,采集时长为2.7 s,图9为4个MPU6500融合结果,图10为MPU9250和SC-MSIF的误差带状图,正负差值用阴影和带斜杠阴影代表,该测试很好诠释了文章方法的精度性能以及算法的预测性,波峰波谷基本上都在MPU9250之前出现。

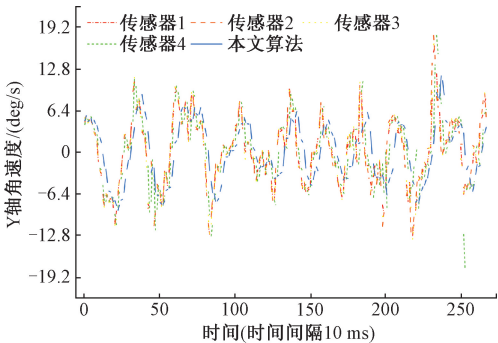


图9 精度对比测试

Fig. 9 Accuracy comparison test

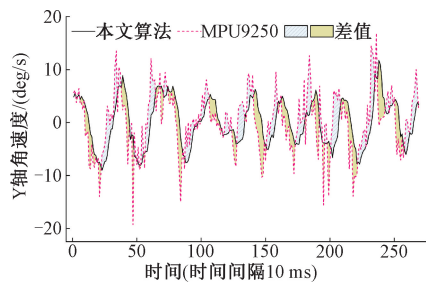


图 10 误差分析带状图

Fig. 10 Band graph for error analysis

4) 多种方法对比评估。为了验证 SC-MSIF 的基本性能,选择了现有的 EKF 多传感信息融合 (EKF-MSIF) 误差评价方法、均值融合 (MEAN-MSIF) 误差评价方法以及 SC-MSIF 算法的误差进行对比。选择均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 作为定性描述,其数学原理如式 (11) 所示。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{s}_i - s_i)^2} \tag{11}$$

式中: $\hat{s}_i$ 代表多传感器信息融合的估计值向量,实验结果如图 11 所示,该图直观显示了文章设计的算法在误差上优于 EKF 和均值融合算法,但是这 3 种方法在误差趋势上具有相同分布,这意味着 SC-MSIF 可以和其他算法一样,具备跟随实际传感器的真实值的性能。相比较 EKF 和 MEAN 方法,SC-MSIF 方法误差减少了 47.8%、36.3%,图 12 的箱体图中可以证明了 SC-MSIF 的误差值更小且分布更靠近底部,计算三种方法的均值,EKF-MSIF、MEAN-MSIF、SC-MSIF 分别 0.026 65、0.021 84、0.013 92,RMSE 数值对比如表 2 所示。

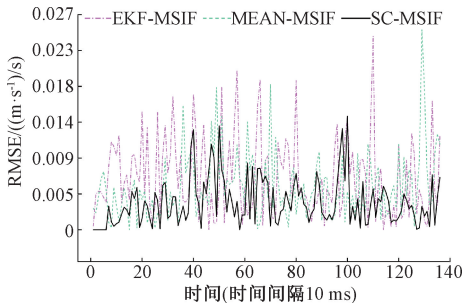


图 11 t 时刻 RMSE 分析

Fig. 11 RMSE analysis in t-time

5) 实际测试。选用高精度的 MPU9250 与四个低精度的 MPU6500 融合后的算法做对比,图 13 为四旋翼无人机实测实验下的波形图,实验结果说明了所设计方法能够实现多传感器信息融合并能够有效应用,精度方面表现良好,实现了实时融合滤波,测试实验验证了其方法的正确性和可应用性。

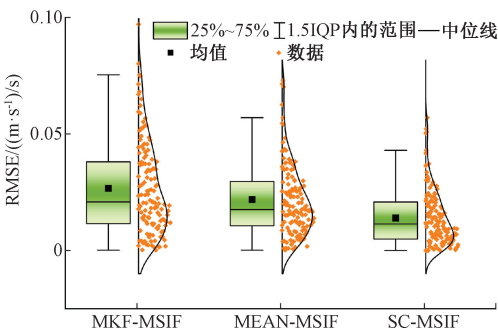


图 12 RMSE 箱体图分析

Fig. 12 Boxplot analysis of RMSE

表 2 RMSE 性能评估

Table 2 RMSE performance evaluation

Method	EKF-MSIF	MEAN-MSIF	SC-MSIF
最大值	0.040	0.100	0.057
最小值	0.002	0.004	0.001
平均值	0.027	0.021	0.014
中位数	0.021	0.0176	0.011

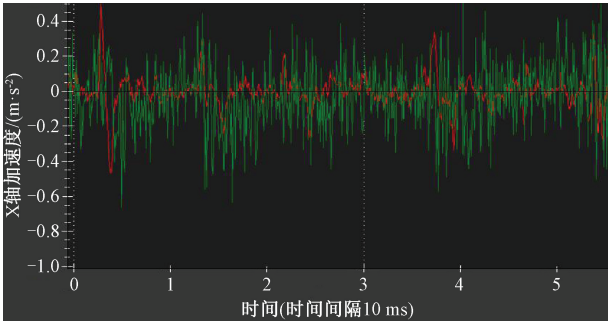


图 13 四旋翼无人机测试

Fig. 13 Test of quadcopter UAV

4 结 论

对多源异步传感器的融合问题是比较复杂的,通过聚类算法,设计了一种全新的简易的高性能融合算法。核心点是引入了 K-means 聚类方法,引入皮尔逊系数和 MFC 使得通常手动设计的 k 变成了实时自动调整,创新地设计了自适应聚类滤波核从而形成在时空域上滑动聚合的多传感器信息融合方法。实验证明了 SC-MSIF 方法是正确可行的,且在实时性方面具有较好的表现,相比较 EKF 和 MEAN 方法,SC-MSIF 方法的 RMSE 误差减少了 47.8%、36.3%。

参考文献

- [1] 李铁军,刘应心,刘今越,等. 基于阵列式触觉传感器的操作意图实时感知[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1):100-112.
- LI T J, LIU Y X, LIU J Y, et al. Real time perception of operational intention based on arrayed tactile sensors[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1):100-112.
- [2] SALMAN Q, MUHAMMAD K D, FURQAN Q S, et al. Multisource data fusion framework for land use/land cover classification using machine vision[J]. Journal of Sensors, 2017, 2017:1-8.
- [3] YANG C, CHEN Q, YANG Y, et al. A deep learning based highly accurate slam using monocular camera aiming at indoor map reconstruction with semantic and depth fusion[J]. IEEE Access, 2022(10): 10259-10272.
- [4] 杨明月,寿莹鑫,唐勇,等. 多四旋翼无人机编队保持与避碰控制[J]. 航空学报, 2022(3):1-11.
- YANG M Y, SHOU Y X, TANG Y, et al. Multi-quadrotor UAV formation keeping and collision avoidance control[J]. Journal of Aeronautics, 2022(3):1-11.
- [5] 蒋筱朵,赵晓琛,冒添逸,等. 采用传感器融合网络的单光子激光雷达成像方法[J]. 红外与激光工程, 2022, 51(2):49-55.
- JIANG X D, ZHAO X CH, TIAN T Y, et al. Single photon lidar imaging method using sensor fusion network[J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51(2): 49-55.
- [6] 黄衍标,罗广岳,何铭金. BP 神经网络在巡逻机器人多传感器数据融合中的应用[J]. 传感技术学报, 2016, 29(12):1936-1940.
- HUANG Y B, LUO G Y, HE M J. Application of BP neural network in multi-sensor data fusion of patrol robot[J]. Journal of Sensing Technology, 2016, 29(12): 1936-1940.
- [7] MENG T, JING X, YAN Z, et al. A survey on machine learning for data fusion[J]. Information Fusion, 2019, 57: 115-129.
- [8] 林水生,卫伯言,杨海芬,等. 引入新数据源的 D-S 融合检测方法[J]. 电子科技大学学报, 2021, 50(6): 861-867.
- LIN SH SH, WEI B Y, YANG H F, et al. D-S fusion detection method with new data source[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology, 2021, 50(6): 861-867.
- [9] PAN D, LIU H, QU D, et al. Human falling detection algorithm based on multisensor data fusion with SVM[J]. Mobile Information Systems, 2020(7):1-9.
- [10] GONG W F, CHEN H, ZHANG Z H, et al. A novel deep learning method for intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on improved CNN-SVM and multichannel data fusion[J]. Sensors, 2019, 19(7): 1693.
- [11] 杨菊花,李文元,陈光武,等. 引入滑模观测器的 GPS/INS 组合导航滤波方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9):78-86.
- YANG J H, LI W Y, CHEN G W, et al. GPS/INS integrated navigation filtering method with sliding mode observer[J]. Journal of Instrumentation, 2019, 40(9): 78-86.
- [12] JONDHALE S R, DESHPANDE R S. Kalman filtering framework-based real time target tracking in wireless sensor networks using generalized regression neural networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(1): 224-233.
- [13] KHAMSEH H B, GHORBANI S, JANABI S F. Unscented Kalman filter state estimation for manipulating unmanned aerial vehicles[J]. Aerosp. Sci. Technol, 2019, 92, 446-463.
- [14] LIU B, ZHANG T, LI Y, et al. Kernel probabilistic K-means clustering[J]. Sensors, 2021, 21(5):1892.
- [15] ESFANDIARI H, MIRRORKNI V, ZHONG P. Almost linear time density level set estimation via DBSCAN[C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021:7349-7357.
- [16] HN A, XN B. Agglomerative over segmentation using dual similarity and entropy rate[J]. Pattern Recognition, 2019, 93:324-336.
- [17] SCITOVSKI R, SABO K. A combination of K-means and

DBSCAN algorithm for solving the multiple generalized circle detection problem[J]. *Advances in Data Analysis and Classification*, 2021, 15:83-98.

- [18] 刘凤. K-means 算法类簇中心优化研究[D]. 贵阳: 贵州大学, 2021.

LIU F. Research on cluster center optimization of K-means algorithm [D]. Guiyang: Guizhou University, 2021.

- [19] LIU B, ZHANG T, LI Y, et al. Kernel probabilistic K-means clustering[J]. *Sensors*, 2021, 21:1892.

- [20] 纪德洋, 金锋, 冬雷, 等. 基于皮尔逊相关系数的光伏电站数据修复[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(4): 1514-1523.

JI D Y, JIN F, DONG L, et al. Data restoration of photovoltaic power station based on Pearson correlation coefficient [J]. *Chinese Journal of Electrical Engineering*, 2022, 42(4): 1514-1523.

- [21] 高德民, 钱焕延, 徐江, 等. 无线传感器网络随机分布模型及覆盖控制研究[J]. *传感技术学报*, 2011, 24(3): 412-417.

GAO D M, QIAN H Y, XU J, et al Research on random distribution model and coverage control of wireless sensor networks [J]. *Journal of Sensing Technology*, 2011, 24(3): 412-417.

- [22] 赵博文, 王灵娇, 郭华. 基于泊松分布的加权朴素贝叶斯文本分类算法[J]. *计算机工程*, 2020, 46(4): 91-96.

ZHAO B W, WANG L J, GUO H. Weighted naive Bayesian text classification algorithm based on Poisson distribution[J]. *Computer Engineering*, 2020, 46(4): 91-96.

作者简介



梅武军, 2007 年于浙江师范大学获得学士学位, 现为浙江大学台州研究院高级工程师, 主要研究方向为电气自动化、仪器仪表方面研究。

E-mail: aw76@163.com

Mei Wujun received his B. Sc. degree from Zhejiang Normal University in 2007 and he is now a senior engineer at the Research Institute of Zhejiang University-Taizhou.



郑军, 1999 年于浙江大学获得学士学位, 2005 年于浙江大学获得博士学位, 现为浙江大学台州研究院副研究员, 主要研究方向为工业自动化系统与智能控制。

E-mail: dbzj@netease.com

Zheng Jun received his B. Sc. degree from Zhejiang University in 1999 and Ph. D degree from Zhejiang University in 2005. He is now a associate research fellow at the Research Institute of Zhejiang University-Taizhou, his main research interests in industrial automation system and intelligent control.



岳高峰, 2017 年于沈阳大学获得学士学位, 2020 年于沈阳大学获得硕士学位, 现为西安交通大学电子信息专业博士研究生, 主要研究方向为机器学习、多传感器信息融合。

E-mail: 643375731@qq.com

Yue Gaofeng received his B. Sc. degree from Shenyang University in 2017 and M. Sc. degree from Shenyang University in 2020. He is now a Ph. D. candidate at School of Electronic Information at Xi'an Jiaotong University, his main research interests in machine learning and multi-sensor information fusion.