

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415396

基于协方差交叉融合的多传感器数据融合研究*

王张夫¹ 汤显峰²

(1.衢州职业技术学院 衢州 324000; 2.浙江大学信息技术中心 杭州 310027)

摘要: 为提高多传感器数据融合的精度和速度,结合凸组合融合算法与协方差交叉融合算法,并采用果蝇优化算法优化协方差交叉融合算法的融合系数,提出一种改进协方差交叉融合算法,实现了多传感器数据的快速、精确融合。仿真结果表明,所提算法在 x 轴和 y 轴上的数据融合均方根误差约为 3 m,融合的时间约为 0.44 s,相较于多贝叶斯估计、模糊聚类、极大似然估计等数据融合算法,具有明显优势,提高了多传感器数据融合的精度和速度。

关键词: 分布式系统;多传感器数据融合;协方差交叉融合;凸组合融合算法;果蝇优化算法

中图分类号: TP273;TN967 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.3030

Research on multi-sensor data fusion based on covariance cross fusion

Wang Zhangfu¹ Tang Xianfeng²

(1. Quzhou College of Technology, Quzhou 324000, China;

2. Center of Information Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: In order to improve the accuracy and speed of multi-sensor data fusion, a convex combination fusion algorithm and covariance cross fusion algorithm were combined, and the fusion coefficient of the covariance cross fusion algorithm was optimized using the fruit fly optimization algorithm. An improved covariance cross fusion algorithm was proposed, which achieved fast and accurate fusion of multi-sensor data. The simulation results show that the root mean square error of the proposed algorithm for data fusion on the x -axis and y -axis is about 3 m, and the fusion time is about 0.44 s. Compared with data fusion algorithms such as multi Bayesian estimation, fuzzy clustering, and maximum likelihood estimation, it has significant advantages and improves the accuracy and speed of multi-sensor data fusion.

Keywords: distributed systems; multi sensor data fusion; covariance cross fusion; convex combination fusion algorithm; drosophila optimization algorithm

0 引言

随着航天航空等高技术的发展,多传感器数据融合技术作为一种信息综合处理技术,得到了广泛的应用。多传感器数据融合即利用某种优化方法,将多个传感器提供的信息进行融合,以得到具有更高可靠性和准确性的综合信息,进而提高系统的准确性和鲁棒性。多传感器数据融合增强了信息在时间和空间上的观测维度,提高了系统的可信度和精度。而分布式的多传感器数据融合方法,由于具有计算量小和容错性高的特点,广泛应用于传感器网络中。因此,研究分布式多传感器数据融合,对提高系统可靠性和鲁棒性具有重要意义。

目前,针对分布式多传感器数据融合的研究众多,主要包括多贝叶斯估计融合算法、模糊聚类融合算法、极大似然

估计融合算法和协方差交叉融合等方法。如张江桥等针对不同传感器采集的数据,通过利用主观贝叶斯网络模型计算不同数据信息的增益大小,提出一种贝叶斯多传感器的数据融合方法,并将其应用于室内自动导引运输车定位中,实现了室内自动导引运输车的自动精确定位^[1]。徐伟锋等^[2]基于模糊聚类融合算法,提出一种多传感器数据融合方法,实现了对煤矿移动机器人激光雷达、相机等采集的数据进行融合,并基于该融合数据,通过规划路径,实现了移动煤矿移动机器人的自主导航。陈琳伟等^[3]通过采用多传感器对轴向柱塞泵振动信号进行采集,设计了一种基于多元多尺度散布熵的多通道多传感器数据融合算法,实现了多传感器的融合。李红民等^[4]通过将多传感器采集的空间结构健康状态利用极大似然估计融合算法进行融合,实现

收稿日期:2024-01-19

* 基金项目:国家自然科学基金青年基金(61602141)、国家自然科学基金青年基金(61503336)项目资助

了空间结构状态健康评估。金叶磊等^[5]基于协方差交叉融合算法,对情感分析中的多传感器数据进行融合,实现了准确的情感分析。段金杰等^[6]基于多传感器采集的室内定位数据,采用协方差交叉融合算法对数据进行融合,实现了室内精确定位。Warke等^[7]通过使用多传感器采集切削工具力信号、振动信号和声发射信号,并利用协方差算法进行多传感器数据融合,实现了大局磨损状态模式识别与寿命预测,为刀具磨损状态精确预测提供了参考。Li等^[8]通过建立采用协方差算法对风机轴承多传感器采集的数据进行融合,然后构建自适应收敛可视神经网络故障诊断模型,实现了风机轴承故障诊断,且具有较高的诊断精度和鲁棒性。

基于上述研究成果,常用的分布式多传感器数据融合方法,多贝叶斯估计融合算法、模糊聚类融合算法、极大似然估计融合算法难以解决实际工程中不同传感器信息计算难题和相关信息难以辨识的问题。而协方差交叉融合方法,由于其加权系数为标量,避免了互协方差的计算,同时可得到一致的融合估计,有效解决分布式多传感器中不同传感器的计算难题和信息辨识问题,同时可解决未知互协方差的多传感器融合问题^[9]。因此,本文选用协方差交叉融合算法作为分布式多传感器数据融合算法。

但由于协方差交叉融合算法的加权系数在对复杂系统中计算量较大,因此存在计算速度有待提高。此外,由于融合系数的选取对融合精度具有直接影响,而传统协方差交叉融合算法的融合系数为随机选取,可能导致算法达不到最佳融合精度^[10]。因此,为解决上述问题,本研究结合果蝇优化算法快速寻优特点,提出一种果蝇优化算法改进的协方差交叉融合算法。通过采用果蝇优化算法求解协方差交叉融合算法的最佳融合系数,并利用该最佳融合系数作为协方差交叉融合算法的加权系数,进行分布式多传感器数据融合。

1 基本算法

1.1 协方差交叉融合算法

协方差交叉融合算法是一种多传感器融合算法,由于不要求解各个传感器的互协方差,有效解决了互协方差未知系统的融合问题,常用于分布式传感器数据融合。

协方差交叉融合算法的具体步骤如式(1)、(2):

$$P^{-1} = \left(\frac{P_1}{w_1}\right)^{-1} + \left(\frac{P_2}{w_2}\right)^{-1} \quad (1)$$

$$X = P \left[\left(\frac{P_1}{w_1}\right) X_1 + \left(\frac{P_2}{w_2}\right) X_2 \right] \quad (2)$$

式中: P^{-1} 为融合后的估计误差方差, $w_1 + w_2 = 1$ 为加权系数, P_1 、 P_2 分别为传感器 1 和 2 的估计误差方差, X 为融合后的状态估计值, X_1 、 X_2 分别表示传感器 1 和 2 的状态估计值, P 为估计误差协方差矩阵。

1.2 凸组合融合算法

凸组合融合算法是一种基于凸组合理论对不同数据源

信息进行线性融合的方法,通过将不同数据源观测值作为各自凸组合再线性加权组合,可实现数据融合。凸组合融合算法具有算法简单和计算量小的特点,常用于多源异构数据的融合^[11-12]。

凸组合融合算法认为多传感器中各个传感器之间绝对独立,各个传感器的估计误差互不相关,因此其计算步骤较为简单,如式(3)、(4):

$$P^{-1} = P_1^{-1} + P_2^{-1} \quad (3)$$

$$X = P(P_1^{-1} X_1 + P_2^{-1} X_2) \quad (4)$$

式中: P_1^{-1} 、 P_2^{-1} 分别表示传感器 1 和传感器 2 的误差协方差矩阵。

1.3 果蝇优化算法

果蝇优化算法是根据果蝇觅食过程中,通过食物气味确定食物位置规律而提出的一种群体智能优化算法,具有算法简单、易于实现和寻优精度高的特点,常用于解决结构复杂的函数和维数众多的函数寻优问题。

果蝇优化算法中果蝇寻优的原理是。首先设置随机初始果蝇位置,并以其为起点随机飞行寻找食物。当果蝇个体找到最佳位置,其他果蝇个体则向该最佳位置靠拢。然后以该最佳位置为新起点,继续下一次寻优,直到找到食物的位置。

果蝇优化算法的具体寻优步骤如图 1 所示。

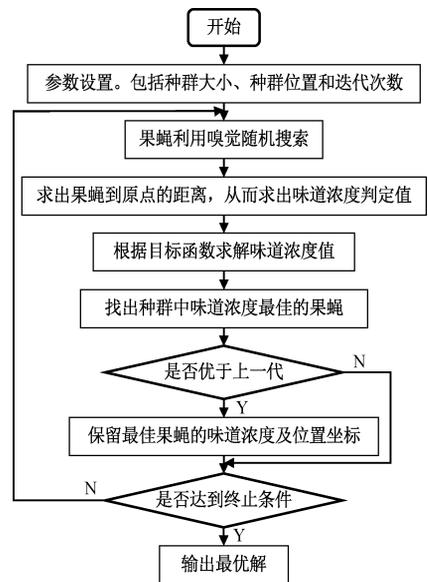


图 1 果蝇优化算法寻优流程

2 分布式多传感器数据融合算法

根据式(1)、(2)可知,协方差交叉融合算法忽略了实际应用中分布式多传感器之间的独立信息,而实际分布式多传感器数据融合中,不仅包括相关信息的融合,还包括独立信息的融合,且传统协方差交叉融合算法的融合系数为随机设定,可能影响数据融合精度。因此,为解决上述问题,

获取更全面、更准确的融合结果,本研究结合凸组合融合算法对独立信息的融合优势,将凸组合融合算法与协方差交叉融合算法进行结合,获取全面的融合结果。然后采用果蝇优化算法对协方差交叉融合算法的融合系数进行优化,以快速获取更准确的融合结果,对协方差交叉融合算法进行了改进。

改进的协方差交叉融合算法的思路是,首先将分布式多传感器中的独立信息和相关信息分为两部分进行考虑,然后利用果蝇优化算法优化其融合系数,提高融合的全面性和精度^[13-14]。

基于该思路,主要将协方差交叉融合算法改进分为以下两部分:

1)凸组合融合算法结合协方差交叉融合算法

将分布式多传感器的信息分为相关信息和独立信息两部分,并记系统估计状态为 $\{X, P\}$, X 为状态估计值, P 为估计误差协方差矩阵,包括估计误差相关信息的协方差矩阵 P_d 和独立信息的协方差矩阵 P_i ,则 X 可分解为 X_d 和 X_i 。

此时,目标在 k 时刻的状态一步预测值 $X_{k/k-1}$ 、独立信息误差协方差矩阵的一步预测值 $P_{k/k-1,i}$ 及独立信息误差协方差矩阵的预测值 $P_{k/k-1}$ 、相关信息误差协方差矩阵的一步预测值 $P_{k/k-1,d}$ 可依次表示为:

$$X_{k/k-1} = F_{k-1} X_{k-1/k-1} \tag{5}$$

$$P_{k/k-1,i} = F_{k-1,i} P_{k-1/k-1,i} + F_{k-1}^T \tag{6}$$

$$K_k = P_{k/k-1} H_{k-1}^T / (H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k) \tag{7}$$

$$P_{k/k-1} = P_{k/k-1,i} + P_{k/k-1,d} \tag{8}$$

式中: $X_{k-1/k-1}$ 为目标在 $k-1$ 时刻的状态估计值; K_k 为卡尔曼增益; H_k 为传感器观测数据量测矩阵; R_k 为量测噪声方差矩阵。

2)果蝇优化算法优化协方差交叉融合算法融合系数

采用果蝇优化算法优化协方差交叉融合算法的融合系数的思路是,利用果蝇优化算法味道浓度判定值定义误差协方差矩阵中所有特征向量的和,并将融合系数 ω 作为优化量,优化过程就是使误差协方差矩阵中所有特征向量之和最小^[15-16]。

假设多传感器观测数据通过滤波后的信息为 $\{X_g; P_{j,d}; P_{j,i}\}$, $P_{j,d}$ 、 $P_{j,i}$ 分别表示传感器 j 的独立信息误差协方差矩阵和相关信息误差协方差矩阵,则采用果蝇优化算法改进的协方差交叉融合算法可表示为:

$$P_g = 1 / (P_1^{-1} + P_2^{-1}) \tag{9}$$

$$X_g = P_g (P_1^{-1} X_1 + P_2^{-1} X_2) \tag{10}$$

式中: P_g 为融合后的状态误差协方差矩阵。

传感器 1 和传感器 2 的误差协方差矩阵可表示为:

$$P_1 = \frac{P_{1,d}}{\omega} + P_{1,i} \tag{11}$$

$$P_2 = \frac{P_{2,d}}{\omega} + P_{2,i} \tag{12}$$

融合完成后,将 $\{X_g; P_{j,d}; P_{j,i}\}$ 反馈到各个传感器的滤波器中,即可对下一时刻状态进行预测更新。

基于上述改进,协方差交叉融合算法如图 2 所示。当分布式多传感器对统一目标进行检测时,首先多个传感器的观测数据通过多个卡尔曼滤波,得到多条信息,然后利用滤波得到的信息送到融合中心进行协方差交叉融合,可得到融合结果。同时,融合中心通过将融合信息反馈到滤波器中更新滤波,可用于下一次时间的预测和状态信息更新^[17]。

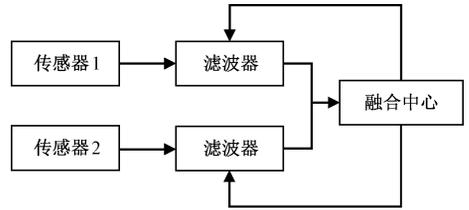


图 2 改进协方差交叉融合算法结构

3 仿真实验

3.1 实验环境搭建

本次实验基于 Matlab 软件进行改进协方差交叉融合的多传感器融合算法仿真,并在 NVIDIA Jetson Xavier NX 平台上部署,在 Windows10 操作系统上运行。系统配置 Intel i5 9400F CPU,NVIDIA GeForce RTX 3080 GPU。

本次仿真实验为模拟多传感器环境,在仿真平台上部署了传感器 1 和传感器 2 两个传感器,通过采用改进协方差交叉融合算法融合传感器 1 和传感器 2 采集的数据进行仿真验证。

3.2 数据来源及预处理

本次实验数据通过在 Matlab 软件中进行模拟获取。假设目标在二维平面先沿 y 轴匀速运动,后转弯沿 x 轴运动,再转弯沿 y 轴匀速运动,运动范围为:[0, 3 500, 0, 12 000], $F = [1, T, 0, 0; 0, 1, 0, 0; 0, 0, 1, T; 0, 0, 0, 1]$; $H = [1, 0, 0, 0; 0, 0, 1, 0]$; $G = [T/2, 1, T/2, 1]$; $\Delta_0 = 10$; $\Delta_1 = 150$; $\Delta_2 = 150$; $Q = \text{diag}([\Delta_0^2, \Delta_0^2, \Delta_0^2, \Delta_0^2])$; $R_1 = \text{diag}([\Delta_1^2, \Delta_1^2])$; $R_2 = \text{diag}([\Delta_2^2, \Delta_2^2])$ 。重复运动 50 次,得到实验数据,绘制成目标在二维平面上的仿真运动轨迹,如图 3 所示。

3.3 评价指标

本次实验选用均方根误差(root mean squared error, RMSE)作为评估改进协方差交叉融合算法性能的指标,其计算方法如式(13):

$$RMSE = \text{sqrt}((1/n) \times \sum (y_i - x_i)^2) \tag{13}$$

式中: n 为样本数量, y_i 、 x_i 分别表示真实值和预测值。

3.4 参数设置

本次实验设置果蝇优化算法的种群规模为 30,最大迭

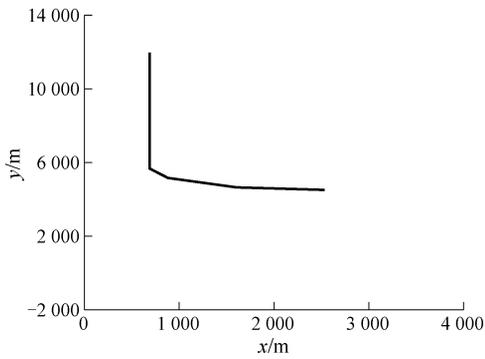


图3 目标仿真运动轨迹

代次数为 200, 果蝇种群迭代步进值为 30 乘以随机数减 10。

3.5 结果与分析

1) 算法验证

(1) 凸组合融合算法改进效果验证

为验证所提改进协方差交叉融合算法采用凸组合融合算法的正确性和有效性, 实验对比了未使用凸组合融合算法的协方差交叉融合算法和使用凸组合融合算法的协方差交叉融合算法, 对分布式多传感器数据融合的精度, 结果如图 4 所示。由图 4(a)、(b) 可知, 相较于未使用凸组合的协方差交叉融合算法, 使用凸组合的协方差交叉融合算法在 5 轴上, 对传感器 1 和传感器 2 融合的 RMSE 更小, RMSE 约为 4 m, 降低了约 1 m。分析其原因是, 采用凸组合融合

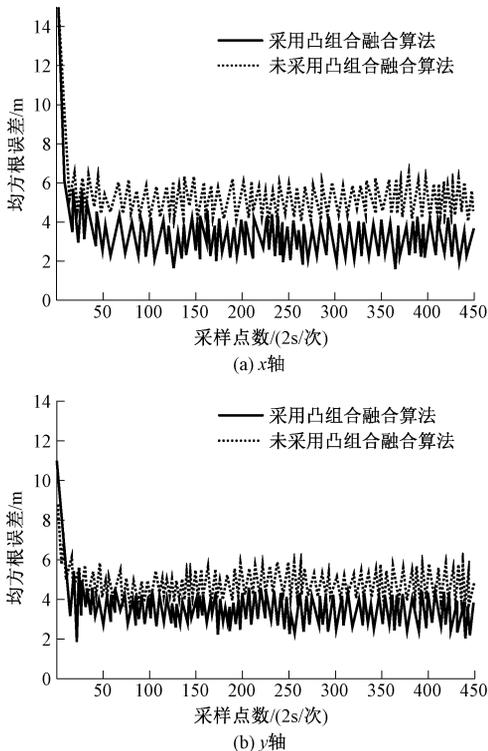


图4 凸组合融合算法使用前后协方差交叉融合算法 RMSE 对比

算法的协方差交叉融合算法可同时兼顾独立信息和相关信息, 进而确保了数据融合的全面性, 进而提高了分布式多传感器的数据融合精度。由此说明, 本研究采用凸组合融合算法改进协方差交叉融合算法有效且正确, 可提高协方差交叉融合算法对分布式多传感器数据的融合精度。

(2) 果蝇优化算法改进效果验证

为验证所提改进协方差交叉融合算法中采用果蝇优化算法的正确性和有效性, 实验对比了采用果蝇优化算法和穷举法求解的协方差交叉融合算法最优解及求解最优耗时, 结果如图 5 所示。由图 5 可知, 果蝇优化算法求解的最优解为 0.001 8, 穷举法求解的最优解为 0.003 3, 求解最优解的用时分别为 0.188 0 s 和 0.623 1 s。由此说明, 果蝇优化算法可在更短的时间内求解得到协方差交叉融合算法更低的最优解。

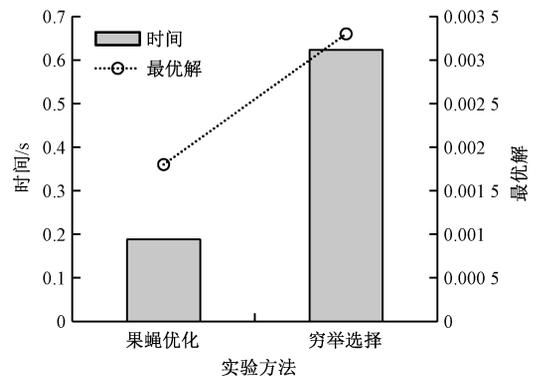


图5 穷举法与果蝇优化算法求解的最优解及耗时对比

将果蝇优化算法和穷举法求解得到的最优解代入协方差交叉融合算法中, 对目标轨迹进行跟踪, 并统计其在 x 轴和 y 轴上的 RMSE, 结果如图 6 所示。由图 6(a)、(b) 可知, 相较于穷举法获取协方差交叉融合算法参数, 果蝇优化算法求解的协方差交叉融合算法参数, 代入协方差交叉融合算法在 x 轴和 y 轴上的 RMSE 更小, 为 3 m 左右, 降低了 2 m。由此说明, 所提的改进协方差交叉融合算法采用果蝇优化算法具有一定的正确性和有效性, 可在较短时间内快速求解协方差交叉融合算法的最优解, 可进一步降低算法的计算负担。

(3) 凸组合融合算法与果蝇优化算法共同改进效果验证

为验证凸组合融合算法与果蝇优化算法共同改进协方差交叉融合的多传感器算法的改进效果, 实验对比了未采用凸组合融合算法与果蝇优化算法改进前, 以及采用凸组合融合算法与果蝇优化算法共同改进后, 协方差交叉融合算法融合目标在 x 轴和 y 轴上的均方根, 结果如图 7 所示。图中, 传感器 1 和传感器 2 分别表示传感器 1 和传感器 2 采集的实际数据。由图 7(a)、(b) 可知, 采用凸组合果蝇优化算法改进的协方差交叉融合算法在 x 轴和 y 轴上, 对传感器 1 和传感器 2 融合的 RMSE 更小, 在 x 轴和 y 轴上的

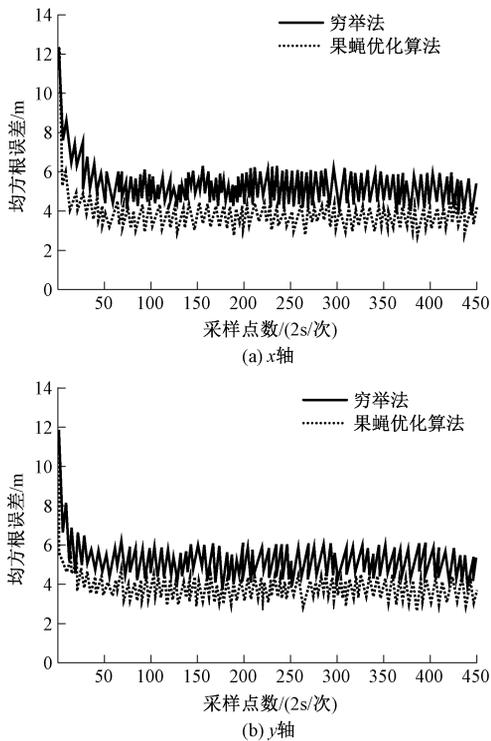


图 6 穷举法和果蝇优化算法改进的协方差交叉融合算法 RMSE 对比

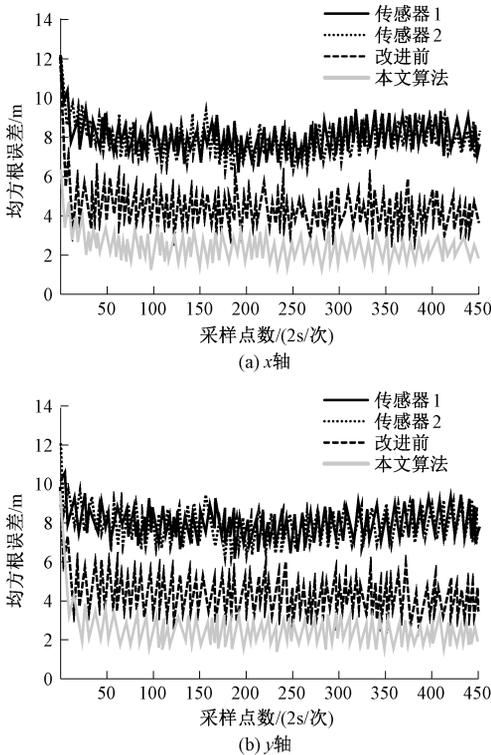


图 7 改进前后协方差交叉融合算法 RMSE 对比

RMSE 约为 3 m;改进前的协方差交叉融合算法在 x 轴和 y 轴上的 RMSE 约为 5 m。由此可见,相较于改进前,改进

后的协方差交叉融合算法在 x 轴和 y 轴上的 RMSE 均降低了 2 m 左右,说明所提的果蝇优化算法改进的协方差交叉融合算法对分布式多传感器数据的融合误差更小,融合效果更好,可良好地跟踪目标运动轨迹。

为进一步验证所提改进协方差交叉融合算法相较于改进前在数据融合时间上的优越性,实验对比了改进前后,协方差交叉融合算法对分布式多传感器数据融合的时间,结果如表 1 所示。由表 1 可知,相较于改进前,采用凸组合融合算法和果蝇优化算法改进的协方差交叉融合算法对分布式多传感器数据的融合时间更短,为 0.44 s,降低了 0.39 s。分析其原因是,所提改进协方差交叉融合算法通过采用果蝇优化算法求解协方差交叉融合算法的融合系数,降低了数据融合计算难度,进而降低了数据的融合时间。由此说明,本研究采用凸组合融合算法和果蝇优化算法改进协方差交叉融合算法有效,可提高分布式多传感器数据融合速度。

表 1 改进前后协方差交叉融合算法数据融合时间对比

方法	数据融合时间
协方差交叉融合算法	0.83 s
改进协方差交叉融合算法	0.44 s

2) 算法对比

为验证所提算法的有效性和优越性,实验对比了所提改进协方差交叉融合的多传感器算法与常用融合算法多贝叶斯估计融合算法、模糊聚类融合算法、极大似然估计融合算法,在目标仿真运动过程中 x 轴和 y 轴上的 RMSE。图 8 为所提改进协方差交叉融合算法与对比算法在 x 轴和 y 轴上的 RMSE。由图 8(a)、(b)可知,多贝叶斯融合算法在 x 轴和 y 轴上的 RMSE 约为 6 m 左右,模糊聚类融合算法在 x 轴和 y 轴上的 RMSE 约 8 m 左右,极大似然估计融合算法在 x 轴和 y 轴上的 RMSE 约 9 m 左右,而所提改进协方差交叉融合算法在 x 轴和 y 轴上的 RMSE 约为 3 m 左右,约为凸组合融合算法误差的 1/2。分析其原因是,所提改进协方差交叉融合算法通过结合凸组合融合算法和协方差交叉融合算法,可有效结合多传感器的独立信息和相关信息,使信息更全面,进而提高了多传感器的数据融合精度。此外,所提的改进协方差交叉融合算法利用果蝇优化算法求解融合系数,可获得优异的融合系数,进一步提高了协方差交叉融合算法的精度。因此,相较于对比的常用分布式多传感器数据融合算法,所提的改进的协方差交叉融合算法的跟踪误差更低,可实现更精确的目标轨迹跟踪。由此说明,所提的改进协方差交叉融合算法在分布式多传感器数据融合精度上具有一定的优越性。

为进一步验证所提改进协方差交叉融合算法的优越性,实验对比了所提算法与常用分布式多传感器数据融合算法的数据融合时间,结果如表 2 所示。由表 2 可知,相较

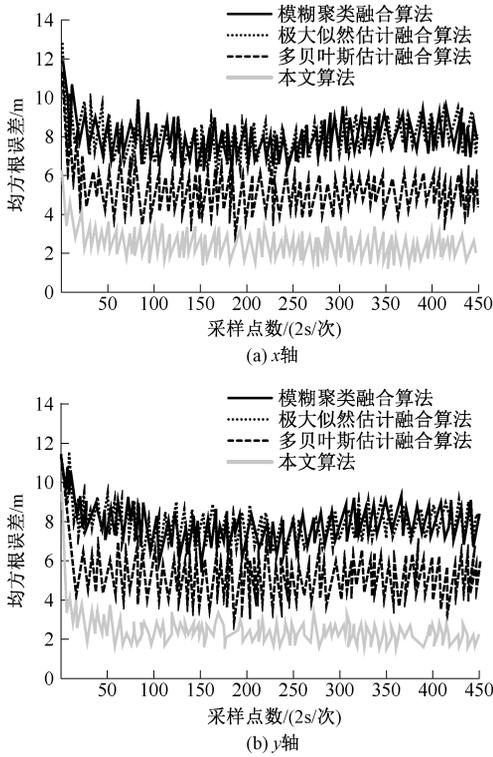


图8 不同分布式多传感器数据融合算法的RMSE对比

于常用分布式多传感器数据融合算法,所提的改进协方差交叉融合算法在分布式多传感器数据融合中的耗时最短,为0.44 s,数据融合时间得到了大幅度缩短。分析其原因是,所提改进协方差交叉融合算法采用果蝇优化算法求解协方差交叉融合算法的融合系数,加快了计算速度。由此说明,相较于大多数常用分布式多传感器数据融合算法,所提改进协方差交叉融合算法可更快速地实现数据融合,在数据融合时间上具有一定的优越性。

表2 不同算法数据融合时间对比

方法	数据融合时间
多贝叶斯估计融合算法	0.85 s
模糊聚类融合算法	1.08 s
极大似然估计融合算法	1.29 s
改进协方差交叉融合算法	0.44 s

3) 算法应用

为验证所提改进协方差交叉融合算法对分布式多传感器数据融合的应用效果,研究分析了该算法红外和雷达分布式系统中的融合效果。设置红外测角误差为0.000 1 rad,雷达的测角误差和测距误差分别为0.02 rad和5 m,目标运动的距离为1 km,方位角和俯仰角分别为 $(\pi/5)$ 和 $(\pi/8)$,在x轴、y轴方向的速度分别为300 m/s和100 m/s。采用改进协方差交叉融合算法进行红外数据和雷达数据融合,可得到算法在方位角和俯仰角上的RMSE,以及算法在x

轴和y轴上的RMSE。图9为所提改进协方差交叉融合算法和常用融合算法多贝叶斯估计融合算法、模糊聚类融合算法、极大似然估计融合算法在方位角和俯仰角上的误差。由图9(a)、(b)可知,相较于对比算法多贝叶斯估计融合算法、模糊聚类融合算法、极大似然估计融合算法,所提的改进协方差交叉融合算法的方位角RMSE和俯仰角RMSE明显更低,平均方位角RMSE约为0.000 05 rad,俯仰角RMSE约为0.000 05 rad,具有明显优势。由此说明,所提改进协方差交叉融合算法在对红外和雷达数据进行融合时,在方位角和俯仰角上具有更高的融合精度,融合RMSE更小。

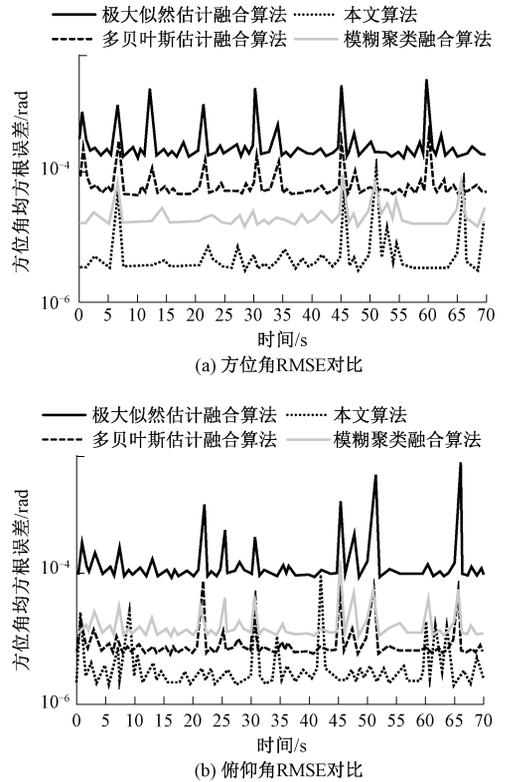
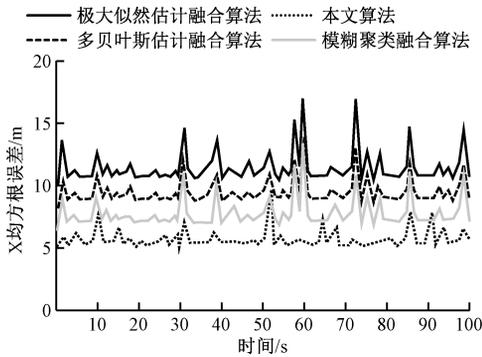


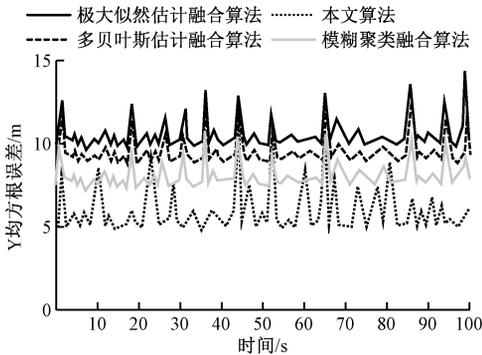
图9 不同融合算法方位角和俯仰角RMSE对比

图10为所提改进协方差交叉融合算法和常用融合算法多贝叶斯估计融合算法、模糊聚类融合算法、极大似然估计融合算法在x轴和y轴上的RMSE对比。由图10(a)、(b)可知,所提改进协方差交叉融合算法在x轴上的RMSE为5 m左右,在y轴上的RMSE约为7 m,而对比算法多贝叶斯估计融合算法、模糊聚类融合算法、极大似然估计融合算法在x轴上的RMSE明显高于5 m,在y轴上的RMSE明显大于7 m。由此可知,相较于对比融合算法,所提改进协方差交叉融合算法对红外和雷达数据进行融合时,在x轴和y轴上具有更低的RMSE,融合精度更高。

基于上述应用效果分析可知,所提的改进协方差交叉融合算法可有效融合红外和雷达分布式多传感器数据,且具有较高的融合精度,相较于多贝叶斯估计融合算法、模糊聚类



(a) x轴RMSE对比



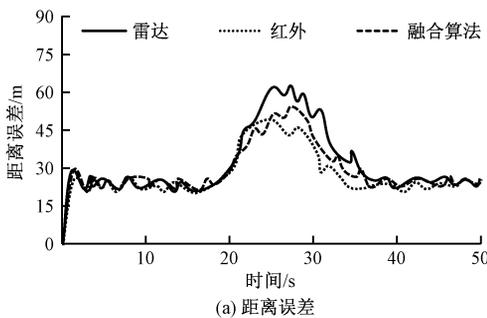
(b) y轴RMSE对比

图 10 不同融合算法 x 轴和 y 轴 RMSE 对比

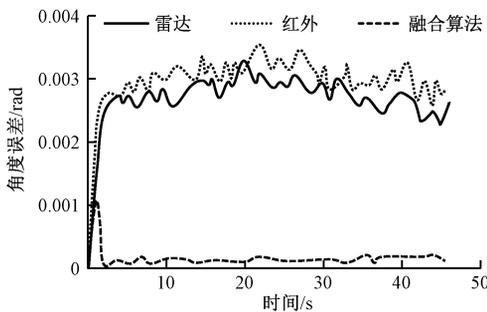
融合算法、极大似然估计融合算法,在方位角、俯仰角、 x 轴和 y 轴上的融合 RMSE 更低,具有明显的融合精度优势。

4) 实例

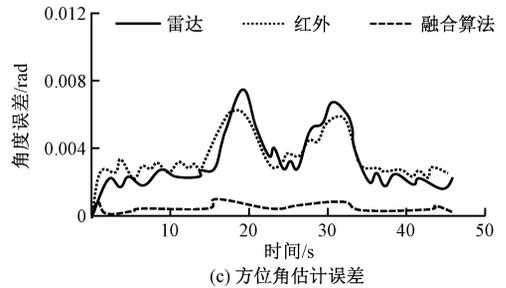
为验证所提算法的实际应用效果,以文献[18]中红外与雷达传感器数据融合为研究对象,分析所提算法的实际应用效果,结果如图 11 所示。由图 11(a)、(b)可知,所提算



(a) 距离误差



(b) 高低角估计误差



(c) 方位角估计误差

图 11 数据融合结果

法通过融合红外和雷达传感器数据,可较为精确地跟踪目标,距离误差、高低角、方位角误差满足精度需求,具有一定的实际应用价值。

4 结 论

综上所述,所提的基于改进协方差交叉融合的分布式多传感器数据融合算法,通过结合凸组合融合算法和协方差交叉融合算法对独立信息和相关信息融合优势,并采用果蝇优化算法对协方差交叉融合算法的融合系数,实现了分布式多传感器数据全面、快速、准确地融合。相较于改进前的协方差交叉融合算法和常用分布式多传感器数据融合算法多贝叶斯估计融合算法、模糊聚类融合算法、极大似然估计融合算法,改进后的协方差交叉融合算法对二维目标在 x 轴和 y 轴上的 RMSE 更低,约为 3 m,得到了不同程度的降低,且在数据融合时间上,具有明显优势,对分布式多传感器数据融合的时间约为 0.44 s,极大地缩短了数据融合时间,为实现分布式多传感器数据融合奠定了理论基础。本研究虽取得一定成果,但由于时间限制和实验条件限制,仍存在一些不足有待改进,具体表现在本次仿真实验是基于 Matlab 软件模拟验证,未在实际应用中对所提的改进协方差交叉融合算法进行验证,而实际应用中可能面临更多的问题。因此,后续研究将结合实际应用场景对算法进行验证,并根据实际问题对所提改进协方差交叉算法进行进一步优化改进,以满足实际分布式多传感器数据融合需求。

参考文献

[1] 张江桥,范平清,陈勇. 基于主观贝叶斯多传感器数据融合的 AGV 精确定位研究[J]. 云南大学学报(自然科学版),2023,45(5): 1015-1021.
 [2] 徐伟锋,金向阳,张丽平,等. 基于多传感器数据融合的煤矿移动机器人自主导航研究[J]. 煤矿机电,2023,44(1): 8-12.
 [3] 陈琳伟,应娉婷,汤何胜,等. 基于多传感器数据融合和深度残差收缩网络的轴向柱塞泵故障诊断[J]. 液压与气动,2023,47(11): 142-149.
 [4] 李红民,王健,闫凯. 基于多传感器数据融合的空间结构健康状态评估方法[J]. 建筑结构学报,2023,44(1):

- 364-371.
- [5] 金叶磊,古兰拜尔·吐尔洪,买日旦·吾守尔.情感分析中的多传感器数据融合研究综述[J].计算机工程与应用,2023,59(23):1-14.
- [6] 段金杰,江督,詹志明.多传感器数据融合室内定位方法[J].江汉大学学报(自然科学版),2023,51(3):47-54.
- [7] WARKE V, KUMAR S, BONGALE A, et al. Robust tool wear prediction using multi-sensor fusion and time-domain features for the milling process using instance-based domain adaptation [J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 288: 111454-11458.
- [8] LI X, WANG Y, YAO J, et al. Multi-sensor fusion fault diagnosis method of wind turbine bearing based on adaptive convergent viewable neural networks[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2024, 245, 109980-109987.
- [9] 宋坤,李雨婷,张钰颖,等.基于改进多传感器数据融合算法的温室环境检测研究[J].现代电子技术,2023,46(20):178-182.
- [10] 周珍娟,刁联旺.一种在线迭代聚类的多传感器一致性数据融合方法[J].计算机测量与控制,2021,29(2):251-255.
- [11] 郑志建,谢怀民,黄蓉,等.基于多传感器数据融合自动滴灌系统的研究[J].黑龙江工业学院学报(综合版),2022,22(10):40-45.
- [12] 刘云平,范嘉宇,苏东彦,等.基于平滑滤波的多传感器异步融合方法研究[J].电子测量技术,2023,46(16):38-45.
- [13] 陶洋,祝小钧,杨柳.基于皮尔逊相关系数和信息熵的多传感器数据融合[J].小型微型计算机系统,2023,44(5):1075-1080.
- [14] 王文.基于多传感器数据融合的高压断路器操动机构温湿度在线监测装置的研究[J].东北电力技术,2022,43(2):17-19.
- [15] 刘旭亮,娄革伟,周炎.基于多传感器数据融合的航天发射车自动转运对接系统设计[J].智能物联技术,2022,5(4):23-29.
- [16] 孙科,张彦斐,宫金良.基于离散因子的多传感器数据融合和航线提取方法[J].华南农业大学学报,2022,43(5):92-98.
- [17] 乔美英,李宛妮,姚文豪,等.基于SRCKFw-检测的多传感器融合的姿态解算算法[J].电子测量与仪器学报,2023,37(5):127-135.
- [18] 黄娜.基于雷达和红外传感器的多传感器数据融合研究[D].长春市:吉林大学,2007.

作者简介

王张夫,硕士,讲师,主要研究方向为网络信息融合技术、大数据技术、教育信息化。

E-mail:zxp2986@sohu.com

汤显峰,硕士,工程师,主要研究方向为网络信息融合技术、信号处理、教育信息化。