

状态数据协方差交叉融合算法下分布式 多传感器目标联合定位

张鹏^{1,2}, 周书玉^{1,2}, 刘鹏^{2,3}

(1. 中北大学仪器与电子学院, 太原 030051; 2. 中北大学前沿交叉科学研究院, 太原 030051; 3. 中北大学电气与控制工程学院, 太原 030051)

摘要: 针对单个传感器目标定位技术无法适应复杂的环境及易受外界干扰的问题, 提出了状态数据协方差交叉融合算法下分布式多传感器目标联合定位方法。通过分布式多传感器观测目标物体的位置信息, 并将位置信息作为目标状态数据; 在此基础上将各传感器的目标状态观测值输入到卡尔曼滤波器中展开误差补偿, 以提高后续目标联合定位的精度。由此, 利用协方差交叉融合算法对误差补偿后的各传感器观测值展开融合, 融合值即为最终的目标位置, 以此完成目标联合定位。实验结果表明: 该方法对10个目标物体的定位结果交并比均接近于1, 且得到的目标物体位置坐标最接近物体的实际位置坐标, 说明本文方法的抗干扰性能强、目标定位准确性高。

关键词: 协方差交叉融合; 分布式多传感器; 目标联合定位; 卡尔曼滤波; 误差补偿

中图分类号: TN953 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2024)11-3417-06

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240444

Distributed multi-sensor target joint localization under state data covariance cross fusion algorithm

ZHANG Peng^{1,2}, ZHOU Shu-yu^{1,2}, LIU Peng^{2,3}

(1. School of Instrumentation and Electronic, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. Academy for Advanced Interdisciplinary Research, North University of China, Taiyuan 030051, China; 3. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Aiming at the problems of single sensor target localization technology being unable to adapt to complex environments and susceptible to external interference, a distributed multi-sensor target joint localization method based on state data covariance cross fusion algorithm is proposed. Observing the position information of target objects through distributed multiple sensors and using the position information as target state data; On this basis, input the target state observation values of each sensor into the Kalman filter for error compensation, in order to improve the accuracy of subsequent target joint positioning; Therefore, the covariance cross fusion algorithm is used to fuse the observation values of each sensor after

收稿日期: 2024-04-25.

基金项目: 国家技术领域基金项目(2021-JCJQ-JJ-0726).

作者简介: 张鹏(1979-), 男, 副教授, 博士. 研究方向: 机器人导航与控制, 多源异构信息融合.

E-mail: zhangpeng6@nuc.edu.cn

error compensation, and the fusion value is the final target position, thereby completing the joint target localization. The experimental results show that the intersection to union ratio of the positioning results for 10 target objects is close to 1, and the obtained target object position coordinates are closest to the actual position coordinates of the object. The proposed method has strong anti-interference performance and high accuracy in target localization.

Key words: covariance cross fusion; distributed multi-sensor; joint target localization; kalman filtering; error compensation

0 引言

分布式多传感器由多个空间上分散的传感器节点组成,每个节点均具备一定的感知和计算能力,各传感器节点通过信息的共享和融合,实现目标的定位任务。其比传统的单一传感器定位具有更高的鲁棒性和可靠性^[1]。然而,不同的传感器可能具有不同的感知特性和噪声水平,导致数据融合的难度较大,进而增加了数据处理的难度,并且在实际应用中,通信延迟和丢包、干扰等问题,也会对各传感器的测量精度造成影响^[2]。因此,对分布式多传感器目标联合定位展开研究具有重要的理论意义和应用价值。

文献[3]方法首先基于雷达回波特性优化平滑系数,并利用指数平滑法获得 Viterbi 算法的惩罚函数。其次,通过 Viterbi 算法确定目标频率曲线,利用该曲线实现各目标分量的分离。最后,通过多普勒处理方法对目标展开定位,该方法中的指数平滑法易受到环境因素的干扰,目标定位的稳定性较低。文献[4]方法先是建立污染二维物稳态扩散模型,然后通过测量数据和理论值平方和的最小二乘法对目标运动展开建模,再采取无人机跟踪技术完成目标定位。该方法中最小二乘法对异常值较为敏感,导致定位到的目标区域和实际区域偏离较大。文献[5]方法首先根据最大似然准则计算目标位置与速度估计的优化函数;其次将该优化函数转化成马尔科夫链的稳态分布;最后通过 MCMC 方法对目标体的速度与位置参数分布展开抽样,并计算样本均值,以获取目标物体的速度与位置。该方法中 MCMC 方法的收敛速度较慢,降低了目标定位的效率。

状态数据协方差交叉融合算法通过考虑传感器数据的统计特性和相关性,利用协方差交叉融合的方法对多个传感器的数据进行融合。这种方法能够有效地利用各个传感器的优势,同时抑制

或纠正单一传感器的误差,从而提高定位精度和稳定性。因此,提出状态数据协方差交叉融合算法下分布式多传感器目标联合定位。

1 目标状态数据观测

由于分布式传感器网络中的节点可能分布在不同的地理位置,它们所采集的数据在时间和空间上可能存在差异。这种差异需要进行同步和校准,以确保数据的准确性和一致性。因此,利用分布式多传感器构成传感器组网,并将目标物体的位置数据作为其状态数据,利用传感器组网对其展开观测^[6,7],以获得各传感器观测到的目标位置信息。

设定 (c, u, x) 表示物体在地心直角坐标系中的位置数据,传感器组网中共存在 n 个分布式传感器,第 i 个传感器的地心直角坐标表示为 (c_{ii}, u_{ii}, x_{ii}) ,其中 $i=1, 2, \dots, n$ 。由于地球曲率的存在会使 n 个传感器并不处于同一个平面上,且这 n 个传感器观测到的正北方向并不一致,因此需要对各传感器观测到的目标位置坐标值展开处理,以消除地球曲率^[8]的影响。

假设第 i 个传感器的地理坐标表示为 (γ_i, μ_i, k_i) , γ_i, k_i 及 μ_i 分别表示第 i 个传感器的经度、高度及纬度,则设第 i 个传感器的地心直角坐标 (c_{ii}, u_{ii}, x_{ii}) 定义如下:

$$\begin{cases} c_{ii} = (s/\sqrt{1-r^2 \sin^2 \gamma_i} + k_i) \cos \gamma_i \cos \mu_i \\ u_{ii} = (s/\sqrt{1-r^2 \sin^2 \gamma_i} + k_i) \cos \gamma_i \sin \mu_i \\ x_{ii} = [s(1-r^2)/\sqrt{1-r^2 \sin^2 \gamma_i} + k_i] \sin \gamma_i \end{cases} \quad (1)$$

式中: s 和 r 分别表示地球椭球的赤道半径和偏心率。

若 (c_i^z, u_i^z, x_i^z) 表示目标物体在第 i 个传感器局部坐标系中的坐标,该目标的地心直角坐标为 $(c_i, u_i, x_i)^Y$,其中 Y 为采样周期,则 (c_i^z, u_i^z, x_i^z) 的计算过程如下:

$$\begin{cases} c_i^z = t_i \cos \phi_i \sin \beta_i \\ u_i^z = t_i \cos \phi_i \cos \beta_i \\ x_i^z = t_i \sin \phi_i \end{cases} \quad (2)$$

式中: ϕ_i 与 β_i 为目标物体相对于第*i*个传感器的俯仰角与方位角; z 为相关参数。

设定 V_i 为坐标旋转矩阵,则 V_i 的描述如下:

$$V_i = \begin{bmatrix} -\sin \gamma_i & \cos \gamma_i & 0 \\ -\sin \mu_i \cos \gamma_i & -\sin \mu_i \sin \gamma_i & \cos \mu_i \\ \cos \mu_i \cos \gamma_i & \cos \mu_i \sin \gamma_i & \sin \mu_i \end{bmatrix} \quad (3)$$

则目标在第*i*个传感器局部坐标系中的位置(c_i^z, u_i^z, x_i^z)转换如下:

$$\begin{bmatrix} c_i^z \\ u_i^z \\ x_i^z \end{bmatrix} = V_i \cdot \begin{bmatrix} c_i - c_{ii} \\ u_i - u_{ii} \\ x_i - x_{ii} \end{bmatrix} \quad (4)$$

通过式(4)可以发现,根据传感器自身的地心直角坐标^[9]及其观测到的目标物体的地心直角坐标,能够获得不受地球曲率影响的目标局部位置坐标,将该位置坐标作为目标的状态数据 X 。

2 状态数据误差补偿

任何传感器在观测目标状态时都会受到一定程度的误差影响,这些误差可能来源于传感器的制造精度、工作环境、校准状态等。这些误差会导致观测数据与实际目标状态之间存在偏差。卡尔曼滤波是一种递归算法,可以实时地对目标状态进行估计和修正,满足实时定位的需求。因此,利用卡尔曼滤波算法^[10]对误差展开补偿,以确保状态数据观测的准确性。

利用二阶Markov过程^[11]对各分布式传感器在*T*时刻的定位误差 $o_c(T)$ 展开拟合的过程如下:

$$o_c(T) = -\chi_v^2 e_{ov}(T) \quad (5)$$

式中: χ_v 为拟合系数; e 为权重系数; $e_{ov}(T)$ 表示*T*时刻传感器中存在的白噪声。

将目标的运动模型视为Singer模型,则其运动速度可视为一阶高斯-马尔科夫过程^[12],该过程的描述如下:

$$v(T) = -\delta_v e_{ov}(T) B \quad (6)$$

式中: $v(T)$ 表示速度方差; δ_v 表示常数;其和时刻*T*互为倒数; B 表示速度矩阵。

将式(5)(6)联合并展开离散化处理,得到卡尔曼滤波模型的输出状态值*C*与传感器的观测值*X*的关系,定义如下:

$$C = \varphi [X - o_c(T)v(T)] \quad (7)$$

式中: φ 表示对式(5)(6)展开离散化处理后的状态转移矩阵;

将式(7)用于卡尔曼滤波计算,得到状态数据误差补偿结果 X_C :

$$X_C = [X - k(C)] \quad (8)$$

式中: k 表示卡尔曼滤波系数。

利用卡尔曼滤波对各个分布式传感器均展开上述处理,即可得到对应的误差补偿^[13]后的目标状态数据观测值。

3 分布式多传感器目标联合定位

对于各分布式传感器观测误差补偿后的目标位置状态数据,利用协方差交叉算法^[14]展开融合,以实现目标联合定位^[15]。

在包含*n*个分布式传感器的传感器组网中,定义 D_n 是传感器*i*的目标状态数据估计误差方差,则对*n*个传感器的目标状态数据观测值展开融合处理的过程可以表示为:

$$\hat{v}_{Cl} = \sum_{i=1}^n \psi_i X_C D_n \hat{v}_i \quad (9)$$

式中: \hat{v}_{Cl} 表示融合后的目标状态观测值; ψ_i 表示融合系数,且 $0 \leq \psi_i \leq 1, \sum_{i=1}^n \psi_i = 1$ 。

在上述协方差交叉融合算法中,融合系数 ψ_i 的计算难度较大、耗时较长,因此,引入中间权重系数来计算融合系数的值,以减轻各传感器的计算负担。对于中间权重系数 ϕ_g 的定义为:

$$\phi_g = \sum_{i=1}^n \psi_i \hat{v}_{Cl} \quad (10)$$

基于中间权重系数 ϕ_g ,更新融合系数的过程如下:

$$\psi_{new} = \phi_g \psi_i \quad (11)$$

式中: ψ_{new} 表示最新一次融合过程中的融合系数。此时,各传感器的目标状态数据融合值 \hat{v}_g 和误差方差 D_g 计算如下:

$$\begin{cases} \hat{v}_g = \psi_{new} \hat{v}_{new} \\ D_g = \psi_{new} D_{new} \end{cases} \quad (12)$$

式中: \hat{v}_{new} 和 D_{new} 分别表示在最新一次融合时的状态误差方差,以此完成分布式多传感器目标联合定位。

4 实验与分析

4.1 实验设置

为了验证状态数据协方差交叉融合算法下分

布式多传感器目标联合定位的整体有效性,构建如图1所示的分布式传感器组网。

在该组网中展开目标联合定位,并设置实验参数如下:共含有4个分布式传感器,4个传感器的

$$\begin{cases} (x_1, y_1, z_1) = (10, 20, 30) \\ (x_2, y_2, z_2) = (30, 40, 50) \\ (x_3, y_3, z_3) = (50, 60, 70) \\ (x_4, y_4, z_4) = (70, 80, 90) \end{cases}$$

的三维坐标分别是
4个传感器的测量噪声标准差分别为1.5 m、2 m、2.5 m、3 m;数据采集频率为10 Hz;定位目标总数为10个。实验过程中的参数设置如表1所示。

在此基础上,利用状态数据协方差交叉融合算法下分布式多传感器目标联合定位方法对传感器在一段时间内的目标位置观测值展开误差补偿,并对误差补偿前后的观测值根据其坐标变化情况绘制轨迹图,目标物体的运行轨迹图如图2所示。可知,在利用本文方法对传感器的目标位置观测值展开误差补偿之前,观测到的目标轨迹和实际目标轨迹之间的偏差较大,尤其是当目标物体轨迹发生大幅度变化时,传感器无法及时准确地观测到位置变化,而利用本文方法展开误差补偿之后,传感器观测到的目标位置变化情况和实际位置变化情况基本一致,因此利用本文方法展开目标位置观测值补偿的效果较佳,能有效提高传感器的观测精度。

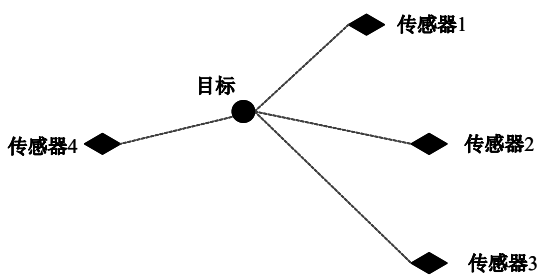


图1 分布式传感器组网

Fig. 1 Distributed sensor networking

表1 实验参数设置

Table 1 Setting of the experimental parameters

参数名称	参数值
卡尔曼滤波器参数	初始位置 (0 m, 0 m)
	初始速度 (0 m/s, 0 m/s)
协方差交叉融合算法参数	状态转移矩阵维度 4×4
	融合权重 0.4
	融合周期 每5个采样周期一次

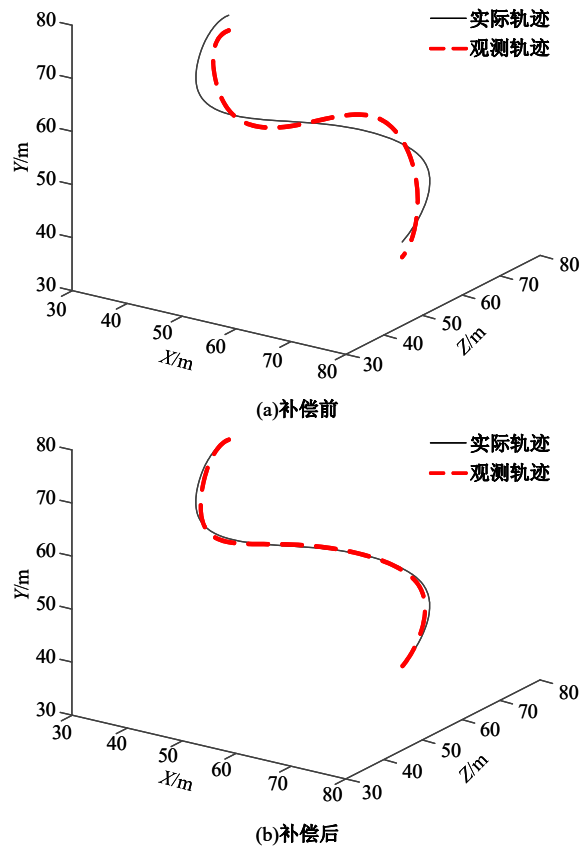


图2 误差补偿效果

Fig. 2 Error compensation effect

4.2 结果与分析

4.2.1 平均交并比

平均交并比(MIoU)是判断目标定位精度的关键指标,其反映了目标定位区域和其真实区域之间的接近程度,平均交并比接近于1,表明定位到的目标区域和其实际区域越接近,即目标定位精度越高;反之,平均交并比接近于0,表明定位到的目标区域和其实际区域越偏离,即目标定位精度越低。现利用状态数据协方差交叉融合算法下分布式多传感器目标联合定位方法、文献[3]方法和文献[4]方法对10个目标物体展开定位,定位结果的平均交并比如表2所示。

分析表2可知,本文方法定位结果的平均交并比远高于文献[3]方法和文献[4]方法,且对10个目标物体的定位结果交并比均接近于1,而其他两种方法的平均交并比较低,因此,本文方法定位到的目标物体区域和目标物体的实际区域更接近,即本文方法的目标定位精度更高。

4.2.2 目标定位精度

为了进一步比较状态数据协方差交叉融合算法下分布式多传感器目标联合定位方法、文献[3]

表 2 平均交并比

Table 2 Average intersection to union ratio

目标序号	本文方法	文献[3]方法	文献[4]方法
1	0.967 5	0.867 8	0.813 5
2	0.956 3	0.843 9	0.796 2
3	0.943 3	0.901 5	0.802 3
4	0.962 7	0.876 2	0.813 7
5	0.949 6	0.891 6	0.791 5
6	0.943 9	0.882 5	0.823 5
7	0.954 6	0.902 8	0.815 2
8	0.963 8	0.863 7	0.799 3
9	0.947 1	0.855 4	0.806 8
10	0.958 4	0.881 6	0.837 5

方法和文献[4]方法的目标定位精度,现将统计上述 3 种方法的 10 个目标定位结果,如图 3 所示。可知,本文方法定位到的目标物体位置坐标最接近物体的实际位置坐标,而文献[3]方法和文献[4]方法的目标位置定位结果与实际位置相差较大,这是因为本文方法利用多个传感器对目标的位置变化展开观测,并将各方向尺度上传感器的测量值展开融合,从而提高了目标定位的精度。

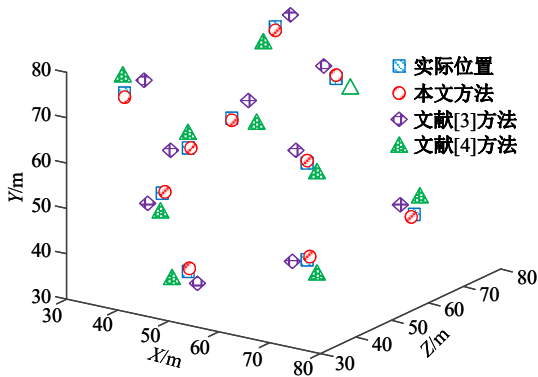


图 3 目标定位结果

Fig. 3 Target iocalization results

5 结束语

为了促进目标定位技术在军事、工业及医学等方面的应用效率,需要对目标定位方法展开优化,目前的目标定位方法存在定位受噪声干扰严重及定位精度低的问题。为了解决上述问题提出了一种状态数据协方差交叉融合算法下分布式多传感器目标联合定位方法。实验结果表明:该方法能有效消除噪声因素的干扰,提高目标定位的精度。

参考文献:

[1] 张文玥, 娄小平, 陈福笛. 移动机器人多传感器融合定位仿真研究[J]. 计算机仿真, 2023, 40(3): 436-441. Zhang Wen-yue, Lou Xiao-ping, Chen Fu-di. Research on multi-sensor fusion localization simulation of mobile robot[J]. Computer Simulation, 2023, 40(3): 436-441.

[2] 滕洪钊, 邓朝晖, 吕黎曙, 等. 多传感器信息融合的加工过程状态监测研究[J]. 机械工程学报, 2022, 58(6): 26-41. Teng Hong-zhao, Deng Chao-hui, Lv Li-shu, et al. Research of process condition monitoring based on multi-sensor information fusion[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(6): 26-41.

[3] 丁一鹏, 柳润金. 一种基于改进 Viterbi 频率估计技术的穿墙雷达目标定位算法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(4): 1203-1211. Ding Yi-peng, Liu Run-jin. A Target location algorithm for through-wall radar based on improved viterbi frequency estimation technology[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2022, 44(4): 1203-1211.

[4] Liu X B, Li H S, Xue J Y, et al. Location and tracking of environmental pollution sources under multi-UAV vision based on target motion model[J]. Soft Computing, 2023, 27(20): 15337-15351.

[5] 张沛朋, 李冬锋. 基于 MCMC 的无线传感器网络目标定位算法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(7): 1864-1871. Zhang Pei-peng, Li Dong-feng. Target localization in wireless sensor networks based on Markov-chain Monte-Carlo[J]. Computer Engineering and Design, 2022, 43(7): 1864-1871.

[6] Liu Y S, Wang Q, Qin Y, et al. Microwave target location method based on the diamond NV color center[J]. Applied Optics, 2023, 62(16): 4275-4280.

[7] 谢德胜, 徐友春, 陆峰, 等. 基于多传感器信息融合的 3 维目标实时检测[J]. 汽车工程, 2022, 44(3): 340-349, 339. Xie De-sheng, Xu You-chun, Lu-Feng, et al. Real-time detection of 3D objects based on multi-sensor information fusion[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(3): 340-349, 339.

[8] 戴炳哲, 张其林, 侯文豪, 等. 内蒙古自治区真实地形和地球曲率对闪电定位影响[J]. 电瓷避雷器, 2022, (2): 66-72, 80. Dai Bing-zhe, Zhang Qi-lin, Hou Wen-hao, et al.

- Effects of real terrain and earth curvature on lightning location in inner mongolia autonomous region [J]. Electric Porcelain Arrester, 2022(2): 66-72, 80.
- [9] 李宛桐,姜明,史静,等. 基于地心坐标系的卫星导航测风平滑算法[J]. 气象科技, 2022, 50(2):171-178.
Li Wan-tong, Jiang Ming, Shi Jing, et al. Smoothing algorithm of upper wind based on geocentric coordinate system for satellite navigation radiosonde system[J]. Meteorological Science and Technology, 2022, 50(2): 171-178.
- [10] 周娟,林加顺,吴乃豪,等. 一种联合PID控制与扩展卡尔曼滤波的磷酸铁锂电池荷电状态估算方法[J]. 电网技术, 2023, 47(4):1623-1632.
Zhou Juan, Lin Jia-shun, Wu Nai-hao, et al. State of charge estimation for LiFeO₄ battery combining PID control and extended Kalman filter[J]. Power Grid Technology, 2023, 47 (4): 1623-1632.
- [11] 朱志锋,张绍义. 用耦合方法研究Markov过程的f-遍历[J]. 数学学报:中文版, 2022, 65(6):1137-1142.
Zhu Zhi-feng, Zhang Shao-yi. f-ergodicity of markov process by coupling method[J]. Journal of Mathematics: Chinese edition, 2022, 65 (6): 1137-1142.
- [12] 杨云生,魏国东,柴凯,等. 基于马尔可夫过程的舰船装备可用度分析[J]. 海军工程大学学报, 2022, 34(4): 13-19.
Yang Yun-sheng, Wei Guo-dong, Chai Kai, et al. Availability analysis of ship equipment based on Markov process[J]. Journal of Naval Engineering University, 2022, 34(4): 13-19.
- [13] 成庶,刘嘉文,伍珣,等. 基于特征提取与误差补偿的金属化薄膜电容器剩余寿命预测[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(7):2672-2681.
Cheng Shu, Liu Jia-wen, Wu Xun, et al. Residual lifetime prediction of metallized film capacitors based on feature extraction and error compensation[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2022, 42(7): 2672-2681.
- [14] 张大龙,余刚,李致远,等. 考虑杆臂误差的组合导航分离协方差交叉算法[J]. 郑州大学学报:工学版, 2022, 43(3):8-14.
Zhang Da-long, Yu Gang, Li Zhi-yuan, et al. Split covariance intersection algorithm for integrated navigation system considering lever arm error[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Edition), 2022, 43(3): 8-14.
- [15] 冯迅,杨健,周涛,等. 基于注意力机制及类别层次结构的弱监督目标定位[J]. 软件学报, 2023, 34(10): 4916-4929.
Feng Xun, Yang Jian, Zhou Tao, et al. Target location and detection algorithm for complex scene of fan blade based on deep learning[J]. Journal of Software, 2023, 34(10): 4916-4929.