基于视觉-惯导融合的伴随式巡检机器人定位方法研究①

王凯乐[1], 程阳锐[2]
(1.中南大学 机电工程学院, 湖南 长沙 410083; 2.长沙矿冶研究院有限责任公司, 湖南 长沙 410012)

摘 要: 提出一种基于扩展卡尔曼滤波的松耦合视觉-惯导融合定位算法。该算法采用相对位姿估计视觉算法,以采矿车为观测目标来获得低频的精准全局坐标,并与惯性导航系统的高频全局坐标信息进行融合。仿真实验结果表明,相较于惯性导航系统,所提融合算法在矩形轨迹下平均位置误差由 1.309 m 降至 0.026 m,在蛇形轨迹下由 1.749 m 降至 0.028 m,定位精度显著提升。室内实验进一步验证了该算法的工作可行性,可为深海复杂工况下机器人协同作业提供技术支撑。

关键词: 惯性导航; 视觉传感; 深海定位; 视觉-惯导融合; 扩展卡尔曼滤波器; 相对位姿估计; 水下机器人定位
中图分类号: TD857 **文献标志码**: A doi:10.3969/j.issn.0253-6099.2026.03.006
文章编号: 0253-6099(2026)03-0054-07

Visual-Inertial Fusion Localization Algorithm for Escort Inspection Robots

WANG Kaile[1], CHENG Yangrui[2]
(1.*School of Mechanical and Electrical Engineering*, *Central South University*, *Changsha* 410083, *Hunan*, *China*; 2.*Changsha Research Institute of Mining and Metallurgy Co.*, *Ltd.*, *Changsha* 410012, *Hunan*, *China*)

Abstract: A loosely coupled visual-inertial fusion positioning algorithm based on Extended Kalman Filter (EKF) is proposed, which adopts a visual algorithm for relative pose estimation. It takes a mining vehicle as an observation target to acquire low-frequency and high-precision global coordinates, and then fuses these data with high-frequency global coordinate information from the inertial navigation system (INS). Simulation results show that compared with the INS, the proposed fusion algorithm leads to the average position error reduced from 1.309 m to 0.026 m for rectangular trajectory and from 1.749 m to 0.028 m for serpentine trajectory, indicating a remarkable improvement. Further experiments have verified the feasibility of the proposed algorithm, which provides technical support for cooperative operation of robots under complex deep-sea working conditions.

Key words: inertial navigation; visual sensor; deep-sea positioning; visual-inertial fusion; Extended Kalman Filter; relative pose estimation; underwater robot positioning

深海采矿作业时,伴随式巡检机器人通过脐带缆与采矿车相连,并实时围绕采矿车巡检[1-3]。因此,控制巡检机器人和采矿车之间的相对位置相当重要。单一传感器难以同时满足定位精度、鲁棒性和实时性的综合需求。视觉传感器能够提供丰富的环境与相对位姿信息,但易受光照变化、遮挡以及运动模糊等因素影响;惯性导航系统(Inertial Navigation System,INS,以下简称惯导)具有自主性强、更新频率高的优势,但随着时间延长,其误差不断积累,难以长期保持精度。将视觉信息与惯导信息进行融合,充分发挥二者的互补优势,成为当前定位与导航领域的重要研究方向[4-5]。

根据后端数据处理方式的不同,视觉与惯导融合定位方法主要可分为基于滤波的方法和基于非线性优化的方法[6-9]。基于滤波的方法通常采用卡尔曼滤波及其扩展形式(Extended Kalman Filter,EKF),通过系统状态预测与量测更新实现视觉与惯导信息的递推融合;基于非线性优化的方法则通过构建包含多时刻状态的联合代价函数,对系统状态进行全局或局部最优估计[10-12]。现有视觉与惯导融合定位研究在滤波方法和优化方法方面均已取得丰富成果,然而多数研究工作主要面向全局位姿估计或同时定位与建图问题[13],对于以相对位姿保持为核心目标、强调实时性

① **收稿日期**: 2026-03-13
基金项目: 国家重点研发计划(SH6700-01)
作者简介: 王凯乐(2000—),男,河南商丘人,硕士研究生,主要研究方向为水下机器人控制。E-mail:13206502735@163.com

与工程可实现性的应用场景研究仍相对有限。本文提出了一种基于扩展卡尔曼滤波的视觉-惯导融合定位算法，对抑制惯性导航漂移、提高系统稳定性具有重要工程应用价值。

1　算法设计

1.1　算法整体框架

惯性导航系统中的核心组件是惯性测量单元（inertial measurement unit，IMU）。惯性测量单元具有采样频率高的优点，但长时间运行会产生累积误差；视觉定位系统中，相机采集频率较低，但其位姿估计在短期内精度较高[14-16]。将惯性导航系统与视觉定位系统融合（视觉-惯导融合），可实现优势互补，即通过视觉定位系统的高精度位置信息来矫正惯性导航系统的累积误差，从而实现长时间、高频率的精准定位。视觉-惯导融合通常采用紧耦合或松耦合两种架构。紧耦合方法将图像特征直接纳入状态向量，虽精度较高，但计算复杂度大[17]。综合考虑实时性要求与硬件算力限制，本文采用松耦合架构，即分别处理视觉与 IMU 数据，再将视觉算法输出的位姿估计与 IMU 信息进行融合。融合策略可分为基于优化和基于滤波两类方法。基于优化的融合策略需构建全时段状态的联合误差函数，计算开销大；基于滤波的融合策略仅依赖当前与前一时刻的状态，计算效率更高。因此，本文选用扩展卡尔曼滤波器实现视觉-惯导融合。视觉-惯导融合定位算法框架如图 1 所示。

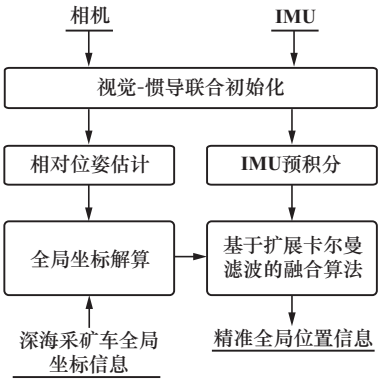


图 1　视觉-惯导融合定位算法框架

Fig. 1　Framework of visual-inertial fusion positioning algorithm

首先通过相机和 IMU 的前几帧数据对系统进行联合初始化；其次，使用相对位姿估计算法对相机采集的图像进行处理，得到相机与深海采矿车之间的相对位置信息，将得到的相对位置信息与深海采矿车全局坐标信息叠加，即可得到视觉定位系统的全局位置信息；同时，IMU 采集的加速度与角速度数据经过预积分算法处理后，得到惯性导航系统的全局位置信息；最后，将视觉定位系统与惯性导航系统的全局位置信息通过 EKF 算法融合，即可得到长时间、高频率的精准全局位置信息。

1.2　基于扩展卡尔曼滤波的视觉-惯导融合算法设计

采用扩展卡尔曼滤波构建松耦合视觉-惯导融合算法，实现高频惯性预测与低频视觉校正的有机结合。

1.2.1　系统状态向量与误差状态定义

采用基于误差状态的扩展卡尔曼滤波框架，系统的名义状态向量定义为：

$$\boldsymbol{x}=\begin{bmatrix} p^{\mathrm{W}} \\ v^{\mathrm{W}} \\ q_{\mathrm{W}}^{\mathrm{I}} \\ b_{\mathrm{a}} \\ b_{\mathrm{g}} \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中：p^{W} 与 v^{W} 分别表示 IMU 在世界坐标系下的位置和速度；$q_{\mathrm{W}}^{\mathrm{I}}$ 表示 IMU 相对于世界坐标系的姿态四元数；b_a 和 $\mathrm{b_g}$ 分别为加速度计与陀螺仪零偏。

在 EKF 中，引入小扰动假设，将真实状态与名义状态之间的偏差表示为误差状态，该误差状态向量共 15 维，可有效刻画系统的主要误差来源。其定义为：

$$\boldsymbol{\delta}_x=\begin{bmatrix} \delta_p \\ \delta_v \\ \delta_\theta \\ \delta_{b_a} \\ \delta_{b\mathrm{g}} \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中 δ_θ 表示姿态误差在李代数空间中的最小表示形式。

1.2.2　状态预测模型

预测阶段，系统利用 IMU 的高频测量数据对名义状态进行递推。名义状态的更新遵循捷联惯性导航方程，姿态通过角速度积分更新，速度与位置通过比力积分获得。误差状态层面，在小角度、小偏差假设下，对非线性状态转移方程进行一阶线性化，可得误差状态的连续时间模型为：

$$\delta_{\dot{x}}(t)=\boldsymbol{F}(t)\boldsymbol{\delta}_x(t)+\boldsymbol{G}(t)n(t) \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{F}(t)$ 为状态转移雅可比矩阵；$\boldsymbol{G}(t)$ 为噪声输入矩阵；$n(t)$ 包含加速度计与陀螺仪测量噪声及其零偏随机游走噪声。

对式（3）进行离散化，可得离散时间误差状态转移方程：

$$\boldsymbol{\delta}_{x_{k+1}}=\boldsymbol{F}_k\boldsymbol{\delta}_{x_k}+\boldsymbol{G}_k n_k \tag{4}$$

在完成误差状态预测后，对应的误差协方差矩阵

按照式(5)进行递推:

$$\boldsymbol{P}_{k+1}^{-} = \boldsymbol{F}_k \boldsymbol{P}_k F_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{G}_k \boldsymbol{Q}_k \boldsymbol{G}_k^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

式中:$\boldsymbol{P}_k$ 为 k 时刻的误差协方差矩阵;$\boldsymbol{Q}_k$ 为系统噪声协方差矩阵,其数值由 IMU 噪声参数及零偏随机游走特性确定。

1.2.3 视觉观测模型

本文采用松耦合的视觉-惯导融合策略,视觉模块独立输出相机位姿估计结果,并作为 EKF 的观测输入。假设视觉算法在 k 时刻输出的相机位姿为:

$$z_k = \begin{bmatrix} p_{\mathrm{C}}^{\mathrm{W}} \\ q_{\mathrm{W}}^{\mathrm{C}} \end{bmatrix} \tag{6}$$

利用相机与 IMU 之间的外参关系,可将视觉测量转换至 IMU 坐标系下:

$$p_{\mathrm{I}}^{\mathrm{W}} = p_{\mathrm{C}}^{\mathrm{W}} + R_{\mathrm{W}}^{\mathrm{C}} p_{\mathrm{IC}} \tag{7}$$

在误差状态框架下,视觉观测残差定义为预测状态与视觉测量之间的差异,其线性化形式可表示为:

$$r_k = \boldsymbol{H}_k \delta_{x_k} + n_v \tag{8}$$

式中:$\boldsymbol{H}_k$ 为观测雅可比矩阵;n_v 为视觉测量噪声。

1.2.4 EKF 更新方程

当视觉观测数据到达时,EKF 通过以下步骤对预测结果进行校正。

1)计算卡尔曼增益 K_k:

$$K_k = \boldsymbol{P}_k^{-} \boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} \left(\boldsymbol{H}_k \boldsymbol{P}_k^{-} \boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k \right)^{-1} \tag{9}$$

式中 $\boldsymbol{R}_k$ 为视觉测量噪声协方差矩阵。

2)更新误差状态估计:

$$\delta_{x_k} = K_k r_k \tag{10}$$

3)修正误差协方差矩阵:

$$\boldsymbol{P}_k = (\boldsymbol{I} - K_k \boldsymbol{H}_k) \boldsymbol{P}_k^{-} \tag{11}$$

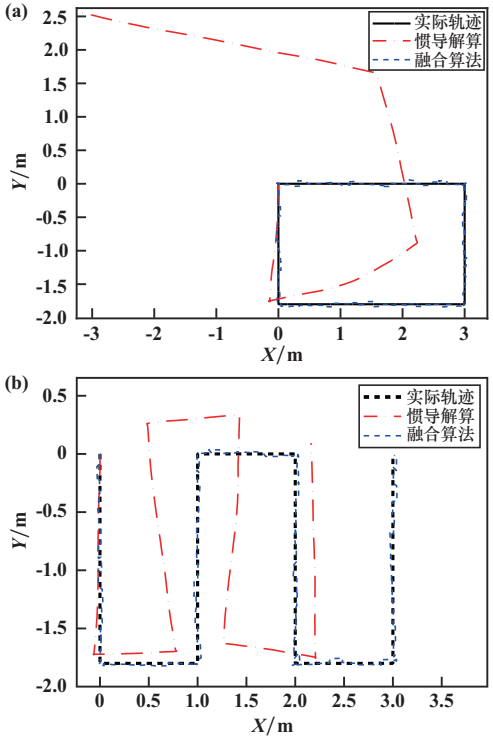
式中 $\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵。

2 仿真实验

为初步验证所提出的视觉-惯导融合定位算法的可行性,在 MATLAB/Simulink 环境下开展仿真实验。实验平台基于 Simulink 库构建,其中 IMU 数据通过 Function 模块结合 IMU Sensor 工具箱进行模拟,以生成不同行驶轨迹下的加速度计与陀螺仪输出信号。

分别搭建了两个对比定位模块:① 基于惯导解算模块,仅利用模拟 IMU 数据进行位姿推算;② 基于扩展卡尔曼滤波的视觉-惯导融合定位模块,融合模拟的视觉特征观测与 IMU 数据实现状态估计。为全面评估算法性能,实验设计了 2 种典型运动轨迹:矩形轨迹与蛇形轨迹。

图 2 展示了在两种轨迹下,惯导解算与本文融合算法的定位轨迹对比结果。在长时间运行过程中,惯导解算由于传感器误差累积,定位轨迹明显偏离真实路径;而融合算法则能有效抑制误差发散,显著提升轨迹跟踪精度。



(a)矩形轨迹;(b)蛇形轨迹

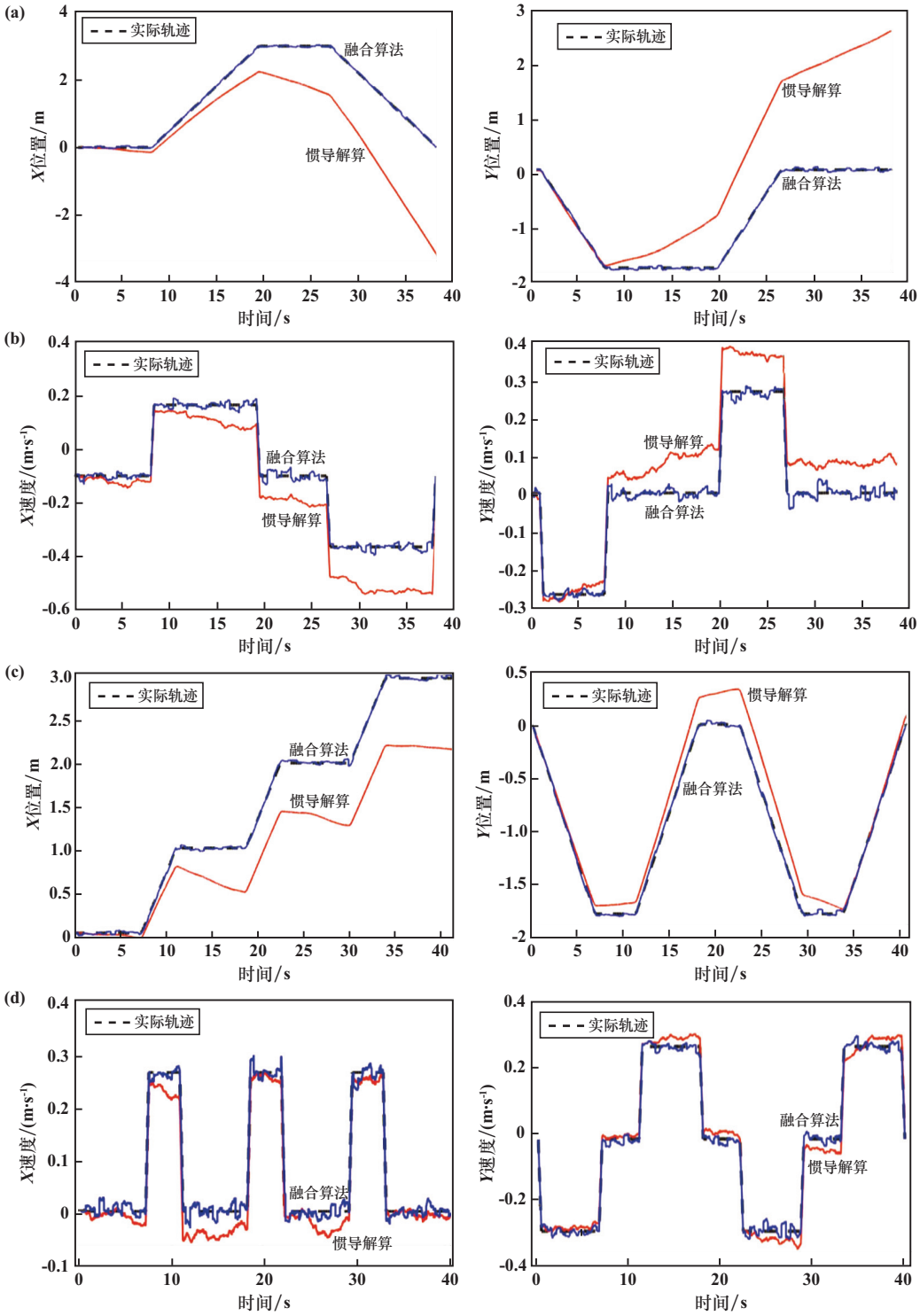
图 2 仿真定位轨迹对比结果

Fig. 2 Comparison of simulated positioning trajectories

图 3 展示了惯导解算和融合算法在 x 轴与 y 轴方向的仿真位置及速度对比曲线。从图 3 可见,在矩形轨迹和蛇形轨迹下,本文所提算法的速度误差远小于惯导解算,它不仅修正了位置误差,也修正了速度误差。说明引入视觉观测信息并利用 EKF 进行多源信息融合,能够有效补偿 IMU 的累积误差,显著提高系统的定位精度与鲁棒性。

图 4 为仿真位置总体误差随时间的变化趋势。随着时间延长,惯导解算的累积误差增幅逐渐增大,说明惯导解算运行时间越长,误差发散越严重;本文提出的视觉-惯导融合算法能有效抑制漂移,轨迹与预设路径高度吻合,显著提升了定位精度。

为量化性能提升效果,表 1 汇总了两种算法在两类轨迹下的仿真定位精度。在矩形轨迹下,惯导解算的平均位置误差为 1.309 m,最大误差达 3.921 m;融合算法的平均误差仅 0.026 m,最大误差仅 0.072 m。在更具挑战的蛇形轨迹下,惯导解算平均误差为 1.749 m,融合算法的平均误差为 0.028 m,最大误差为 0.076 m。与惯导解算相比,融合算法的仿真定位精度明显提高,性能卓越。



（a）矩形轨迹位置对比；（b）矩形轨迹速度对比；（c）蛇形轨迹位置对比；（d）蛇形轨迹速度对比

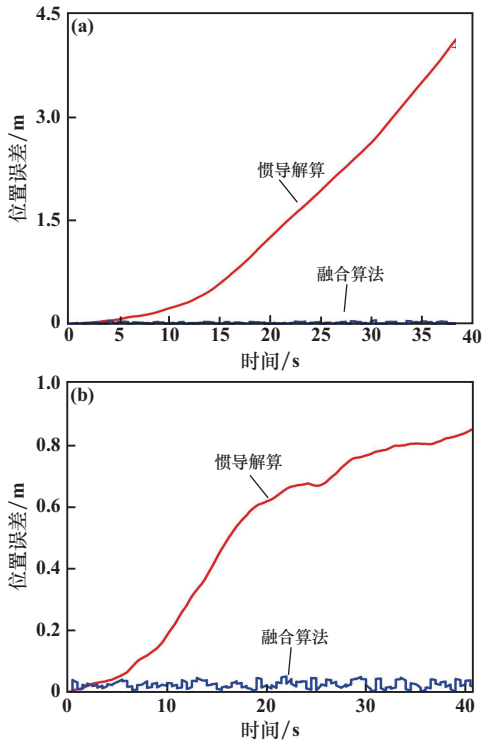
图 3　不同算法的仿真位置及速度对比曲线

Fig. 3　Comparison of simulated position and velocity with different algorithms

3　室内实验验证

3.1　实验方法及步骤

针对伴随式巡检机器人的定位算法性能测试，设计以下实验方案：实验环境为室内 LED 人工光源，照度为 120 lx；采用英伟达 Jetson Orin NX 开发板，基于机器人操作系统 2（Robot Operating System 2，ROS 2），系统装载英伟达 FoundationPose 视觉算法模块、IMU 预积分模块，构成定位性能测试装置。首先，初始化高精度光学定位装置和三轴运动平台；其次，开始实验，



(a) 矩形轨迹; (b) 蛇形轨迹

图 4 仿真位置总体误差随时间的变化趋势

Fig. 4 Variation of overall simulated position error with time

表 1 仿真定位精度对比

Table 1 Comparison of positioning accuracy

轨迹类型	算法	平均误差/m	最大误差/m
矩形轨迹	惯导解算	1.309	3.921
	融合算法	0.026	0.072
蛇形轨迹	惯导解算	1.749	5.503
	融合算法	0.028	0.076

使用三轴运动平台让装置按照预定轨迹行驶,同时使用高精度光学定位装置采集采矿车坐标信息作为视觉坐标解算的基准坐标;最后使用基于扩展卡尔曼滤波的视觉-惯导融合定位算法解算出装置位置信息并与惯导定位位置信息进行对比,以验证仿真结果的正确性。实验框架见图 5。

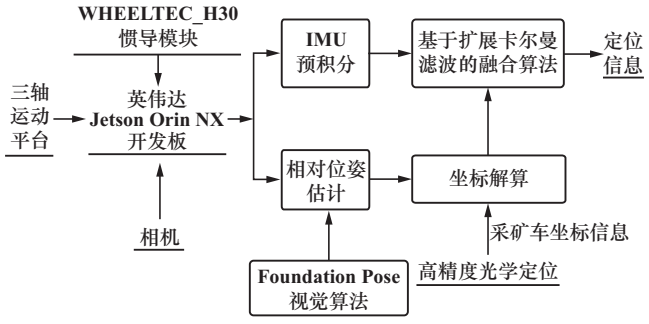


图 5 实验框架

Fig. 5 Experimental setup block diagram

实验现场如图 6 所示。实验步骤如下:① 使用光学高精度定位装置测量采矿车模型的精准位置,并以此作为 Foundation Pose 算法的解算基准;② 运行 ROS 2 的 launch 启动文件,静止 4 s,等待测试装置初始化完成;③ 启动三轴运动平台,以矩形或蛇形路径行驶,每次行驶前需重新初始化测试装置,目的是保证实验的一致性;④ 试验完毕,收集整理试验数据,对比惯导解算结果和融合算法结果,评估算法的性能。

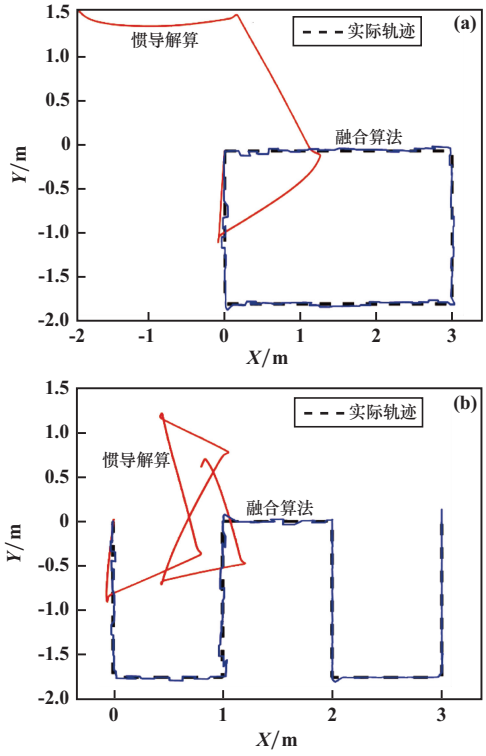


图 6 室内实验现场

Fig. 6 Experimental site

3.2 实验结果分析

对照仿真实验,同样设计了 2 种典型运动轨迹:矩形轨迹与蛇形轨迹,各项轨迹参数与仿真实验保持一致。图 7 展示了在 2 种轨迹下,真实实验中惯导解算与本文融合算法的轨迹对比结果。不论是矩形轨迹还是蛇形轨迹,惯导解算都严重偏离实际轨迹,而融合算法能有效抑制误差发散,显著提升轨迹跟踪精度。



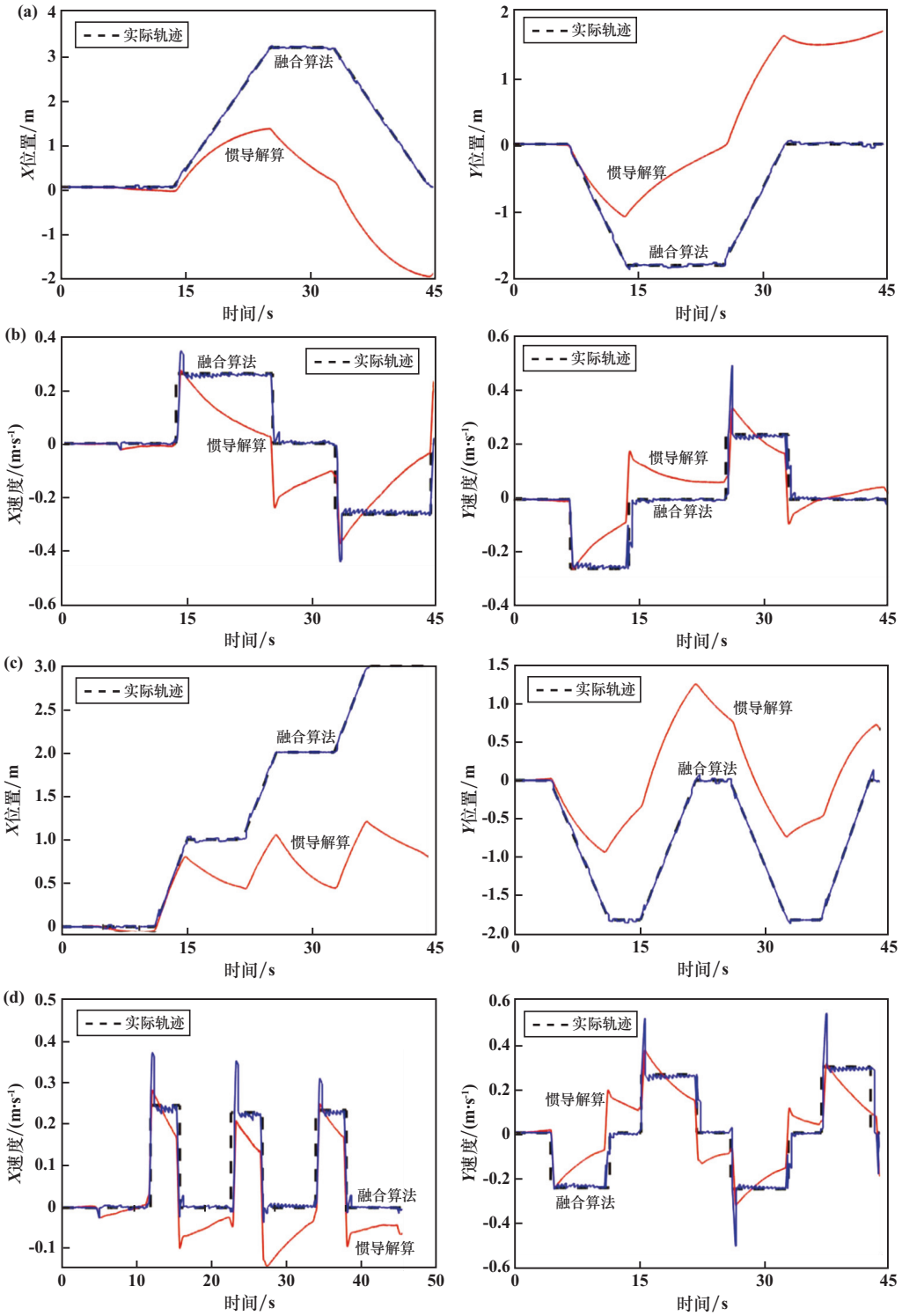
(a) 矩形轨迹; (b) 蛇形轨迹

图 7 实验定位轨迹对比结果

Fig. 7 Comparison of experimental positioning trajectories

图 8 是惯导解算和融合算法在 x 轴与 y 轴方向的实验位置与速度对比曲线。结果显示，在无外部修正的情况下，惯导解算在运行约 10 s 后即出现显著漂移，轨迹严重偏离真实路径；融合算法通过持续引入视觉特征观测，有效抑制了 IMU 的累积误差，其估计轨迹与实际轨迹高度吻合，尤其在转弯和加速阶段仍保持良好稳定性。

图 9 为实验位置总体误差随时间的变化趋势。结果表明，随着运行时间延长，惯导解法的误差持续累积，且其增幅不断增大，呈现出明显的发散特性；融合算法能有效抑制漂移，其估计轨迹与真实路径高度一致，显著提高了定位精度。

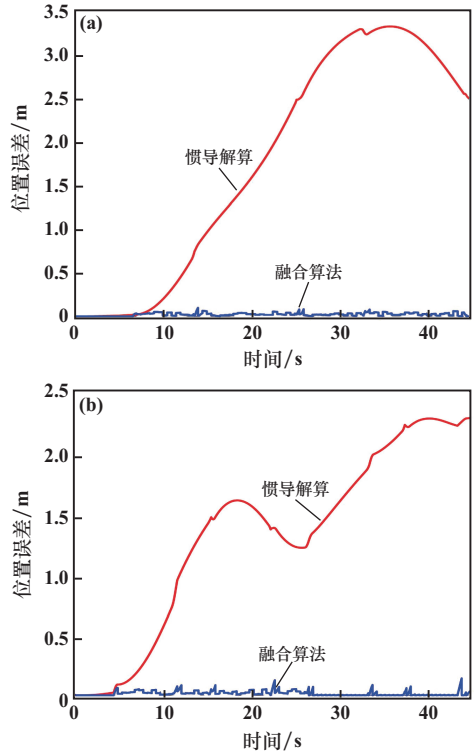


（a）矩形轨迹位置对比；（b）矩形轨迹速度对比；（c）蛇形轨迹位置对比；（d）蛇形轨迹速度对比

图 8　不同算法的实验位置及速度对比曲线

Fig. 8　Comparison of experimental position and velocity curves with different algorithms

为量化性能提升效果,表 2 汇总了 2 种算法在两类轨迹下的实验定位精度指标。与惯导解算相比,融合算法实验定位精度明显提升,性能卓越。



(a) 矩形轨迹;(b) 蛇形轨迹

图 9 实验位置总体误差随时间的变化趋势

Fig. 9 Variation of overall experimental position error with time

表 2 室内实验定位精度指标

Table 2 Positioning accuracy indicators from experiment

轨迹类型	算法	平均误差/m	最大误差/m
矩形轨迹	惯导解算	1.766 4	3.317 6
	融合算法	0.020 2	0.127 6
蛇形轨迹	惯导解算	1.317 2	2.284 3
	融合算法	0.017 0	0.139 8

4 结论

1) 针对伴随式巡检机器人以相对位姿保持为核心目标的应用场景,本文提出了一种基于扩展卡尔曼滤波的松耦合视觉-惯导融合定位算法。该算法采用相对位姿估计视觉算法,以采矿车为观测目标来获得低频的精准全局坐标,并与惯性导航的高频全局坐标信息进行融合,在保持计算轻量化与实时性的同时,显著提升了定位系统的稳定性与精度。

2) 算法采用基于误差状态的扩展卡尔曼滤波框架,通过 15 维误差状态向量有效刻画系统主要误差来源。利用 IMU 高频数据进行状态预测,结合低频视觉观测进行校正,实现了高频惯性预测与低频视觉校正的有机结合。仿真与室内实验结果表明,该方法能有效抑制惯性导航系统的累积误差发散问题。

3) 仿真实验和室内实验均表明,相较于惯导解算,所提融合算法在矩形轨迹下平均位置误差由1.309 m降至 0.026 m,在蛇形轨迹下平均位置误差由 1.749 m降至 0.028 m,定位精度明显提升,且算法在转弯和加速阶段仍保持良好稳定性。

参考文献(References):

[1] 程阳锐,李俊,黎宙. 深海采矿车巡检机器人设计研究[J]. 机器人技术与应用, 2023(4):26-31.
CHENG Yangrui, LI Jun, LI Zhou. Design research of inspection robot for deep-sea mining vehicle [J]. Robot Technique and Application, 2023(4):26-31.

[2] 张彧,檀祖冰,曹东璞,等. 基于视觉和惯性测量单元的里程计关键技术研究综述[J]. 机械工程学报, 2024,60(10):3-21.
ZHANG Yu, TAN Zubing, CAO Dongpu, et al. Survey on key techniques for visual and inertial based odomety [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024,60(10):3-21.

[3] BREZOV D S, MLADENOVA C D, MLADENOV I M. New perspective on the gimbal lock problem [J]. AIP Conference Proceedings, 2013,1570(1):367-374.

[4] 张荣辉,贾宏光,陈涛,等. 基于四元数法的捷联式惯性导航系统的姿态解算[J]. 光学精密工程, 2008,16(10):1963-1970.
ZHANG Ronghui, JIA Hongguang, CHEN Tao, et al. Attitude solution for strapdown inertial navigation system based on quaternion algorithm[J]. Optics and Precision Engineering, 2008, 16(10): 1963-1970.

[5] 刘悦,李化义,张世杰,等. 面向视觉惯导的导航系统初始化技术综述[J]. 计算机工程与应用, 2025,61(2):1-18.
LIU Yue, LI Huayi, ZHANG Shijie, et al. Review of initialization technology for visual-inertial navigation systems [J]. Computer Engineering and Applications, 2025,61(2):1-18.

[6] HUANG G Q. Visual-inertial navigation: A concise review[C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal. 2019:9572-9582.

[7] BARRAU A, BONNABEL S. The invariant extended Kalman filter as a stable observer[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017, 62(4):1797-1812.

[8] DAVISON. Real-time simultaneous localisation and mapping with a single camera[C]//Proceedings Ninth IEEE International Conference on Computer Vision. Nice, 2008:1403-1410.

[9] MOURIKIS A I, ROUMELIOTIS S I. A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation[C]//Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Rome, 2007: 3565-3572.

[10] SUN K, MOHTA K, PFROMMER B, et al. Robust stereo visual inertial odometry for fast autonomous flight[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018,3(2):965-972.

(下转第 67 页)

tions[J]. Ocean Engineering, 2021,235:109446.

[5] 王国荣,黄泽奇,周守为,等. 深海矿产资源开发装备现状及发展方向[J]. 中国工程科学, 2023,25(3):1-12.
WANG Guorong, HUANG Zeqi, ZHOU Shouwei, et al. Current status and development direction of deep-sea mineral resource exploitation equipment[J]. Strategic Study of CAE, 2023,25(3):1-12.

[6] 陈昱衡,吴鸿云,边有钢. 基于滑模预测控制的海底采矿车轨迹跟踪算法[J]. 信息与控制, 2022,51(1):119-128.
CHEN Yuheng, WU Hongyun, BIAN Yougang. A sliding mode predictive control-based trajectory tracking algorithm for a seabed mining vehicle[J]. Information and Control, 2022,51(1):119-128.

[7] 王明阳. 基于模型预测的水下机器人养殖网箱巡检轨迹跟踪研究[D]. 大连:大连海洋大学, 2022.
WANG Mingyang. Research on trajectory tracking of underwater robot cage inspection based on model prediction[D]. Dalian: Dalian Ocean University, 2022.

[8] 王玉甲. 水下机器人智能状态监测系统研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2006.
WANG Yujia. Research on intelligent condition monitoring system for autonomous underwater vehicle[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2006.

[9] 司跃元. 轮履复合机器人的机械结构设计及特性分析[D]. 天津:天津理工大学, 2013.
SI Yueyuan. Mechanical structure design and characteristic analysis of wheel-tracked composite robot[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2013.

[10] FOSSEN H. Structural geology[M]. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2016.

[11] SURREY G. Rover mobility performance evaluation tool (RMPET): A systematic tool for rover chassis evaluation via application of bekker theory[C]//Proc. of the 8th ESA Workshop on Advanced Space Technologies for Robotics and Automation ASTRA 2004.

[12] AL-MILLI S, SENEVIRATNE L D, ALTHOEFER K. Track-terrain modelling and traversability prediction for tracked vehicles on soft terrain[J]. Journal of Terramechanics, 2010,47(3):151-160.

[13] KRENN R, HIRZINGER G. SCM: A soil contact model for multi-body system simulations[C]//11th European Regional Conference of the International Society for Terrain-Vehicle Systems. Bremen: International Society for Terrain-Vehicle Systems, 2009.

[14] TASORA A, MANGONI D, NEGRUT D, et al. Deformable soil with adaptive level of detail for tracked and wheeled vehicles[J]. International Journal of Vehicle Performance, 2019,5(1):60.

[15] 张过,秦绪文,朱春阳,等. 从有路导航走向无路导航[J]. 自然资源遥感, 2024,36(4):1-8.
ZHANG Guo, QIN Xuwen, ZHU Chunyang, et al. Navigation: From on-road to off-road[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024,36(4):1-8.

[16] DAI Y, XUE C, SU Q. An integrated dynamic model and optimized fuzzy controller for path tracking of deep-sea mining vehicle[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021,9(3):249.

[17] TASORA A, MANGONI D, NEGRUT D. An overview of the Chrono Soil Contact Model (SCM) implementation[R]. Madison: University of Wisconsin-Madison, 2017.

[18] GAT G, FRANCO Y, SHMULEVICH I. Fast dynamic modeling for off-road track vehicles[J]. Journal of Terramechanics, 2020,92:1-12.

[19] DAI Y, YIN W W, MA F Y. Nonlinear multi-body dynamic modeling and coordinated motion control simulation of deep-sea mining system[J]. IEEE Access, 2019,7:86242-86251.

引用本文:刘俊麟,彭赛锋,郑皓. 深海采矿车动力学仿真平台的构建与验证[J]. 矿冶工程, 2026,46(3):61-67.
LIU Junlin, PENG Saifeng, ZHENG Hao. Development and validation of a dynamics simulation platform for deep-sea mining vehicles[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2026,46(3):61-67.

(上接第 60 页)

[11] LI M Y, MOURIKIS A I. High-precision, consistent EKF-based visual-inertial odometry[J]. The International Journal of Robotics Research, 2013,32(6):690-711.

[12] GENEVA P, ECKENHOFF K, LEE W, et al. OpenVINS: A research platform for visual-inertial estimation[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Paris, 2020:4666-4672.

[13] BLOESCH M, OMARI S, HUTTER M, et al. Robust visual inertial odometry using a direct EKF-based approach[C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Hamburg, 2015:298-304.

[14] LEUTENEGGER S, LYNEN S, BOSSE M, et al. Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization[J]. The International Journal of Robotics Research, 2015,34(3):314-334.

[15] QIN T, LI P L, SHEN S J. VINS-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018,34(4):1004-1020.

[16] QIN T, CAO S Z, PAN J, et al. A general optimisation-based framework for global pose estimation with multiple sensors[J]. IET Cyber-Systems and Robotics, 2025,7:e70023.

[17] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRÍGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: An accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021,37(6):1874-1890.

引用本文:王凯乐,程阳锐. 基于视觉-惯导融合的伴随式巡检机器人定位方法研究[J]. 矿冶工程, 2026,46(3):54-60.
WANG Kaile, CHENG Yangrui. Visual-inertial fusion localization algorithm for escort inspection robots[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2026,46(3):54-60.