

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514458

基于异构传感器双重滤波融合的掘进机位姿感知系统*

殷 壮¹, 张 坤¹, 亓玉浩², 田胜利³, 刘治翔⁴

(1. 山东科技大学电气与自动化工程学院 青岛 266590; 2. 山东能源集团有限公司 济南 250101;
3. 山东天河科技股份有限公司 济宁 273500; 4. 辽宁工程技术大学机械工程学院 阜新 123000)

摘要:针对综掘工作面空间受限、单一传感器难以实现掘进机位姿长周期高精度的监测难题,提出了一种基于异构传感器双重滤波融合的掘进机位姿感知方法。首先,建立了基于改进自适应 Canny 算子的激光视觉掘进机位姿解算子系统,识别并解析激光落点光斑几何信息,进而获取机身横向偏移、垂直偏移及三轴姿态;其次,构建了基于改进加权 Chan-Taylor 混合定位方法的超宽带位姿感知子系统,有效弥补传统超宽带定位解算的非视距误差及初值依赖问题,同时建立掘进机机身姿态解算补偿模型以降低环境信号反射对定位精度的影响;在此基础上,构建完整的双重滤波组合位姿融合架构,采用改进自适应扩展卡尔曼滤波算法分别对激光视觉和超宽带定位子系统位姿输出进行一重滤波降噪,再利用自适应加权算法对滤波后的冗余位姿参数进行二次融合滤波,既补偿了超宽带定位的不稳定解算误差,又克服了激光视觉系统因短时丢靶导致的数据丢失问题,实现多源传感器优势互补。最后,基于 EBZ200 型掘进机等比例缩小样机,搭建了掘进机多源传感器组合位姿感知实验平台并开展评估实验,结果表明,该多源异构传感器滤波融合位姿感知系统机身位置检测误差 <13 mm,姿态检测误差 $<0.8^\circ$,为综掘流程中掘进机连续精准定位提供了有效技术方案。

关键词: 位姿感知;掘进机;视觉;超宽带;滤波融合

中图分类号: TD421 TH86 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.20

Roadheader pose perception system based on heterogeneous sensor dual-filtering fusion

Yin Zhuang¹, Zhang Kun¹, Qi Yuhao², Tian Shengli³, Liu Zhixiang⁴

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;
2. Shandong Energy Group Co., Ltd, Jinan 250101, China; 3. Shandong Tianhe Science Co., Ltd, Jining 273500, China;
4. School of Mechanical Engineering, Liaoning Technical University, Fudan University, Fuxin 123000, China)

Abstract: To address the challenges of limited space in fully mechanized excavation faces and difficulty achieving long-term high-precision roadheader pose monitoring with single sensors, a dual filtering fusion method using heterogeneous sensors is proposed. First, a laser vision subsystem employing an improved adaptive Canny operator identifies and analyzes laser spot geometry to obtain lateral offset, vertical offset, and three-axis attitude. Second, an ultra-wideband (UWB) subsystem based on an improved weighted Chan-Taylor hybrid method effectively compensates for non-line-of-sight errors and reduce dependency on initial values in traditional UWB positioning. A roadheader body attitude calculation compensation model is also established to reduce the impact of environmental signal reflections on positioning accuracy. Building upon these subsystems, a complete dual filtering combined pose fusion framework is constructed. An improved adaptive extended Kalman filter algorithm is applied to perform primary filtering and noise reduction on the pose outputs from both the laser vision and UWB subsystems. Subsequently, an adaptive weighting algorithm conducts secondary fusion filtering on the redundant pose parameters, compensating for UWB calculation errors while overcoming laser vision data loss from temporary target loss, thereby achieving complementary advantages of multi-source sensors. Finally, based on a scaled prototype of the

收稿日期:2025-09-03 Received Date: 2025-09-03

*基金项目:山东省技术创新引导计划(YDZX2024024)、山东省高等学校青创科技支持计划(2023KG304)、山东省重点研发计划(2022CXGC020204)项目资助

EBZ200 roadheader, an experimental platform for multi-source sensor combined pose perception is established. Results demonstrate that the multi-source heterogeneous sensor filtering fusion pose perception system achieves a machine body position detection error of less than 13 mm and an attitude detection errors of less than 0.8° , providing an effective technical solution for continuous precise positioning of roadheader in fully mechanized excavation processes.

Keywords: pose perception; roadheader; vision; ultra-wideband (UWB); filtering fusion

0 引言

建设智能化煤矿是实现煤炭工业转型升级和高质量发展的必由之路^[1]。2020年,国家八部委发布联合印发《关于加快煤矿智能化发展的指导意见》,开展煤矿机器人关键技术迫在眉睫^[2]。掘进机器人作为煤矿井下综掘流程中的重要作业装备,其实时、高精度位姿感知是实现自主导控的基础。然而,综掘工作面视野受限、电磁干扰严重,单一感知设备很难发挥其检测性能;激光视觉系统易受遮挡与粉尘干扰出现短时丢靶;超宽带 (ultra-wideband, UWB) 定位易受非视距 (non-line-of-sight, NLOS) 误差及信号反射影响产生漂移;惯性导航存在累积误差等。因此,如何融合各异构传感器技术优势,构建准确性高、抗扰性强的掘进机位姿感知系统,成为实现煤巷综掘无人化、智能化作业亟待解决的关键技术难题。

针对井下复杂作业环境,为实现综掘流程中的精准定位,众多专家学者从不同角度开展了大量研究工作。UWB 定位技术研究聚焦于算法优化以抑制井下误差。Fu 等^[3-4]提出基于融合 Caffery 变换与泰勒展开的 UWB 混合定位算法,仿真显示其定位精度达较传统方法显著提升,但未深入分析井下 NLOS 误差对实际位姿角解算的影响。姬忠岩等^[5]构建了基于最大相关熵卡尔曼滤波的 Chan-taylor 融合算法,有效提升 NLOS 环境下的标签定位精度;吴鹏博等^[6-7]针对井下车辆 UWB 定位过程中的 NLOS 误差和多径效应局限性,设计了 UWB/IMU (inertial measurement unit) 紧组合定位算法,实现封闭环境中的高精度定位。李之奇等^[8]和刘超等^[9]分别提出基于 UWB 测距差的正则化约束总体最小二乘——交替方向乘法 (regularized constrained total least squares-alternating direction method of multipliers, RCTLS-ADMM) 融合定位与测距和的混合定位算法,前者相对于传统 UWB 解算定位误差降低约 12%~15%;后者水平轴向定位误差 < 5 cm,但垂向定位误差随定位距离不断发散。上述基于 UWB 的定位检测算法,不受井下光线影响,但由于煤巷金属遍布、电磁环境复杂,UWB 信号在传播过程中极易发生漫反射,检测精度难以保障。在激光视觉定位技术^[10]方面,代替人眼对环境监测,信息全面、可视性强,研究多致力于提升复杂环境下的稳定性与精度。Yang 等^[11-12]通过多红外 LED 标靶实现煤巷移动设备间相对位姿估计,位姿估计误差控制

在 20 mm 以内,角度误差在 1.002° 以内,但该系统在井下恶劣环境中的鲁棒性不足。杨文娟等^[13-14]另一研究引入基于激光标靶的三点三线位姿解算模型,实现了掘进机高精度位姿检测。毛清华等^[15]采用视觉激光标靶方案,结合改进 Sage-Husa 滤波融合惯导,30 m 内位置误差 < 78.9 mm,姿态误差 < 0.051° 。吴洪状等^[16]提出了基于序列图像学习的掘进机定位方法,采用双向 LSTM (long short-term memory) 网络进行时间序列图像特征融合,位姿估计精度达到 25 mm 和 0.36° 。万继成等^[17]提出掘进机视觉感知相机在线标定方法,标定参数相对误差 < 4.1%,为位姿可靠监测提供了有效支撑,但未优化复杂动态工况下的稳定性。可见,视觉方法虽避免误差累积,但易受视野遮挡导致特征丢失,且长距离精度保障机制尚不完善。多传感器融合方法成为突破单一技术局限的主流方向。Cui 等^[18]结合 INS (inertial navigation system)/UWB/里程计,通过扩展/无迹卡尔曼滤波自适应切换应对设备振动,定位精度达 0.15 m,但未针对机身姿态设计专项融合策略。Han 等^[19-21]提出里程计辅助惯性的掘进机集成定位方案,通过校准抑制惯导误差发散,却难以应对掘进机打滑等非线性扰动。Yan 等^[22]融合惯导、全站仪及寻北仪实现自动截割定位,但系统复杂,工程实现难度大。Chen 等^[23]基于激光制导的掘进机位姿检测多传感器融合方法,横向偏移平均误差 < 3 mm,偏航角平均误差 < 0.2° ,这一工作为激光与惯性传感器的融合提供了实验基础,但其尚未实现全姿态角的高精度检测。现有融合方法多聚焦位置优化,对全位姿参数高精度协同检测与误差补偿机制研究不足,且缺乏针对异构传感器特性设计的动态加权与容错机制。

针对上述挑战,提出一种基于异构传感器双重滤波融合的掘进机位姿感知系统,首先构建了激光-视觉与 UWB 双解算模型:通过平行式直角分布式激光束标靶检测框架,结合改进自适应 Canny 算子实现光斑鲁棒识别;构建了 UWB 定位标签解算模型,融合改进最小二乘法 (least squares, LS) 加权 Chan-Taylor 算法抑制 NLOS 误差与初值依赖,并建立姿态角补偿机制。其次,设计了双重滤波融合框架:分别构建基于改进自适应扩展卡尔曼滤波 (adaptive extended Kalman filter, AEKF) 的视觉与 UWB 降噪模型,输出机身垂直/横向偏移量,并引入自适应加权算法对冗余位姿参数进行二重融合,进一步补偿 UWB 误差发散及视觉短时脱靶造成的数据丢失等单一

检测技术短板。通过异构传感器协同机制与双重动态滤波补偿,为复杂工况环境下掘进机的位姿高精度感知提供了可靠解决方案。

1 融合感知系统方案

1.1 系统组成及位姿参数标定

基于异构传感器融合的掘进机位姿感知系统主要包含激光发射器、光屏、单目相机、九轴姿态传感器、UWB 基站及标签,装置布局及参数标定如图 1 所示。

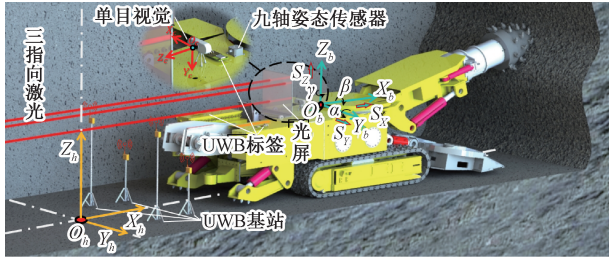


图 1 基于异构传感器融合的掘进机位姿感知系统

Fig. 1 Roadheader pose perception system based on heterogeneous sensor Fusion

激光发射器及 UWB 基站安装于机身后侧(实际工况可悬置于巷道顶板),3 处 UWB 标签以机身中轴线为对称轴分布于中线及两侧;姿态传感器 Y 指向平行于机身中轴线,进而获取机身加速度信息;通过单目相机配合光屏上激光落点几何坐标信息的解析及机载 UWB 标签定位坐标解算,获取机身实时位姿参数。

为准确判断掘进机在巷道平面中的位置及偏移量,首先要确定巷道空间、掘进机以及位姿感知系统之间的位姿坐标关系,其中巷道坐标系 $(O_h X_h Y_h Z_h)$, $O_h X_h$ 沿巷道中线指向待掘面, $O_h Y_h$ 垂直指向左侧煤壁;载体坐标系 $(O_b X_b Y_b Z_b)$ 以载体重心作为坐标系原点, $O_b X_b$ 轴与机身中轴线重合指向掘进方向, $O_b Z_b$ 轴垂直机身中轴线指向巷道顶板, $O_b Y_b$ 轴垂直于 $Z_b O_b Y_b$ 平面。相机坐标系 $(O_c X_c Y_c Z_c)$ 以光心为原点, $O_c Z_c$ 垂直指向光屏, $O_c X_c$ 轴指向光屏左侧, $O_c Y_c$ 垂直于 $Z_c O_c Y_c$ 平面指向底板。依照所建立的空间坐标系,确定如图 1 所示的机体 6 种位姿参数,其中姿态变换包含:偏航角 α 、俯仰角 β 、横滚角 γ ;位置变换包含:机体横向偏移 S_y 、纵向行进距离 S_x 以及垂直偏移 S_z 。

1.2 融合感知原理及框架

受限于综掘工作面作业环境空间狭小、设备繁多,视野严重受限及信号电磁干扰,单一传感器监测无法准确可靠实现综掘流程中的自主定姿定向作业,利用改进的滤波算法对各异构感知系统进行交叉融合,弥补单一检

测技术短板,进而得到最佳的掘进机组合定位方案,基于异构传感器多重融合的掘进机位姿感知系统总体框架如图 2 所示。

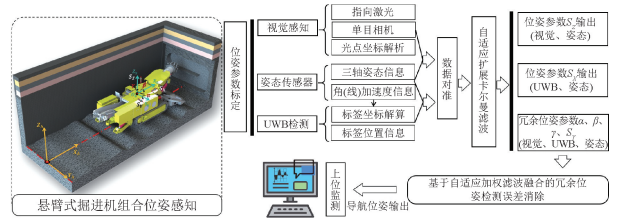


图 2 检测系统总体框架

Fig. 2 The overall framework of the detection system

融合感知系统主要包含视觉感知系统、UWB 检测系统与姿态传感器,采用机载相机解析指向激光与光屏的交汇落点信息获取机身垂直偏移、横向偏移及三轴姿态信息;通过机载 UWB 标签的几何坐标解算获取机身行进距离、横向偏移,同时结合姿态传感器检测角度与标签位置获取机身三轴姿态;利用姿态传感器获得的数据,构造状态转移方程,通过改进 AEKF 对视觉和 UWB 的测量结果进行降噪滤波,将滤波后视觉测量的机身垂直偏移距离和 UWB 测量的机身纵向行进距离作为最终结果,同时将滤波后冗余位姿信息(视觉和 UWB 均能解算获取的机身横向偏移和三轴姿态)进行自适应加权融合。

2 掘进机多源位姿解算原理

2.1 基于单目视觉的掘进机机身位姿检测

常规的基于指向激光与视觉结合的三线式掘进机位姿检测方法中,由于使用的激光束之间存在夹角,随着掘进机行进距离的增加,光束之间的距离不断变大,最终受限于巷道尺寸,在行进过程中需频繁移动激光发射器的位置以保证摄像头能持续捕捉到光斑信息。在此基础上,提出一种平行式直角分布式激光束结合视觉的掘进机位姿检测系统,放弃利用视觉对机身行进距离的解算,通过 3 条平行激光束落点光斑的识别与几何解析,获取掘进机的横向偏移、垂向偏移及 3 个姿态角度。基于单目视觉的掘进机机身位姿检测方法示意图如图 3 所示,为了简化后续求解过程,相机安装在机身坐标系原点正上方。

三激光束直线照射在机载光屏上,光屏后安置相机。通过相机捕捉并解析光屏上呈现的光斑位置坐标信息,并根据光斑位置的几何坐标解算获取掘进机横向偏移、垂向偏移和三轴姿态角度信息,处理流程如图 4 所示。

在对图像进行预处理前需要对图像进行畸变校正,以修正光线通过相机透镜时存在的桶形或枕形图像畸

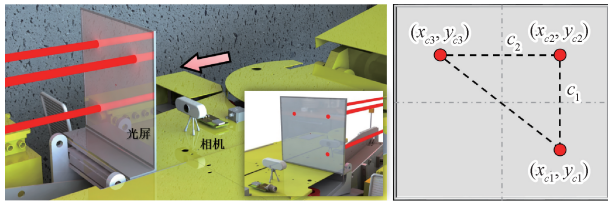


图3 基于单目视觉的掘进机机身位姿检测方法示意图
Fig.3 Schematic diagram of body pose detection method of roadheader based on monocular vision

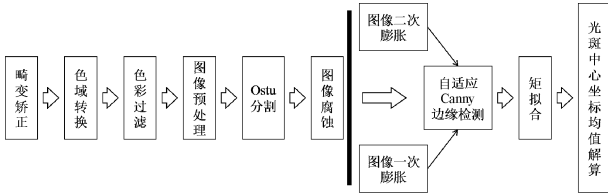


图4 激光光斑中心提取过程

Fig.4 Laser spot center extraction process

变^[24];图像预处理部分主要是通过颜色空间转换、图像增强、通道分离、图像二值化、图像形态学变换等操作获得符合检测需求的低噪声灰度图像^[25];图像预处理时,由于红色光斑的灰度值由中心向边缘递减,依靠固定阈值进行二值化分割的效果较差,因此采用 Otsu 算法进行自适应分割以获得更优的二值图像。巷道中的光源较为复杂,不能完全排除其他红光的影响,考虑其他红光并未直接照射在光屏上,干扰较小且通常以点的形式存在,因此在图像分割后,直接通过腐蚀操作进一步处理图像,消除外界红光干扰,得到噪声更小的图像。图像处理效果如图5所示,将经过畸变校正的RGB图像转换为HSV图像,在HSV域中对图像进行颜色过滤,仅保留与光斑颜色相近红色部分。

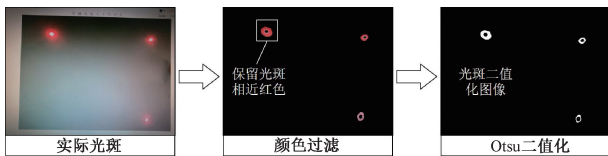


图5 激光光斑检测图像预处理

Fig.5 Laser spot detection image preprocessing

使用拟合法提取图像光斑中心坐标前需先获取边缘信息,根据激光光斑与周围环境间的颜色和亮度等边缘梯度差异,拟合提取光斑边缘,常用的几类边缘检测算子对激光光斑的边缘检测效果如图6所示。

相比于其他算子,Canny算子受光斑光晕影响小,获取的光斑边缘更加清晰。但在使用Canny算子时,需要人为给定上下阈值,不同状态下的图像的最佳阈值

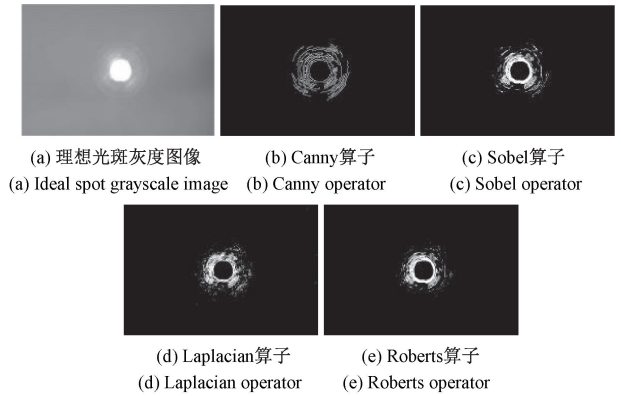


图6 不同边缘检测算子对光斑边缘的检测效果
Fig.6 Detection effect of different edge detection operators

也不尽相同,依靠人工赋值无法达到较好的边缘检测效果^[26]。

基于此,提出一种改进的自适应Canny算子边缘检测方法,采用信息统计的方式,根据图像灰度信息自动计算Canny算子的合理阈值,实现自适应边缘检测。假设图像中的单通道像素强度最大值为 Max ,最小值为 Min ,中值为 Med ,选取的双阈值最大值为 $Upper$,最小值为 $Lower$,可由式(1)表示。

$$\begin{cases} Upper = (1 + \sigma)(Max + Min + Med)/3 \\ Lower = (1 - \sigma)(Max + Min + Med)/3 \end{cases} \quad (1)$$

式中: σ 为固定系数,改进前后对实际光斑边缘的检测效果如图7所示。

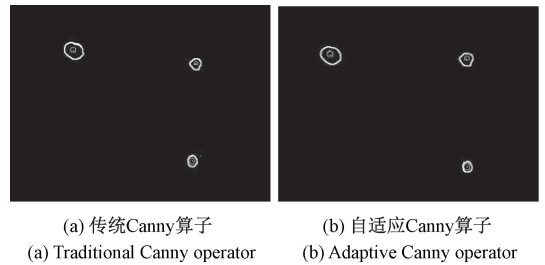


图7 改进Canny算子的边缘检测效果对比

Fig.7 Comparison of edge detection effects of improved Canny

结果表明,即使给定传统Canny算子较为合适的上下阈值,自适应Canny算子在提取光斑边缘的完整性和过度平滑性都更具优势。

最后,根据中心检测算法获取光斑辨识中心坐标,为进一步降低检测误差,在边缘检测前,通过图像膨胀操作得到3幅图像,分别对3幅图像中的光斑边缘进行边缘检测,进而通过矩拟合得到光斑在像素坐标系下的坐标信息,采用加权平均的方式得到3幅图像中的光斑中心坐标平均值,再通过坐标转换计算出光斑在相机坐标系下的坐标信息,最终的光斑中心检测效果如图8所示。

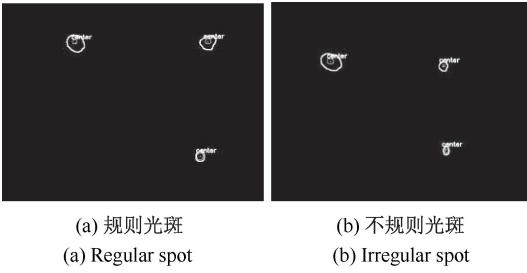


图 8 光斑检测及中心提取效果

Fig. 8 Spot detection and center extraction effect

由于相机直接获取的光斑中心坐标为像素坐标系下的坐标值,不能直接用于位姿信息计算,需先对光斑坐标进行坐标变换^[27],各坐标系转换顺序及位置关系如图 9 所示。

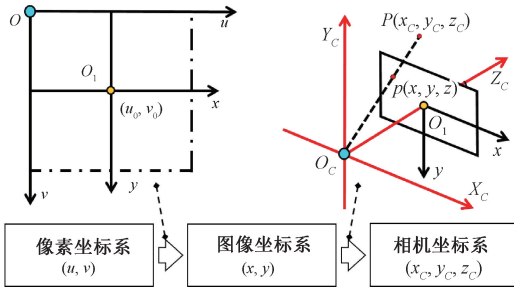


图 9 坐标系之间的位置关系及转换顺序

Fig. 9 Positional relationships and transformation sequence between coordinate systems

结合图示,由相机坐标系至像素坐标系的转换矩阵可表示为:

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/dx & 0 & u_0 \\ 0 & 1/dy & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: dx 为 x 轴向单位长度内的像素个数; dy 为 y 轴向单位长度内的像素个数; u_0, v_0 为像素与图像两坐标系原点偏差; f 为相机焦距; Z_c 为深度信息,可视作比例因子。

获取相机坐标系下的光斑中心坐标后,依据图 3 解算掘进机的位姿信息。机身横向及垂直偏移距离可表示为:

$$\begin{cases} S_y = [(x_{c1} - x'_{c1}) + (x_{c2} - x'_{c2}) + (x_{c3} - x'_{c3})] / 3 \\ S_z = [(y_{c1} - y'_{c1}) + (y_{c2} - y'_{c2}) + (y_{c3} - y'_{c3})] / 3 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $x'_{ci}, y'_{ci} (i = 1, 2, 3)$ 为三激光斑点在机身无横向及垂直偏移时的初始标定 x, y 坐标。

三轴姿态角度 α, β, γ 可表示为:

$$\begin{cases} \alpha = \arccos(\sqrt{(x_{c2} - x_{c1})^2 + (y_{c2} - y_{c1})^2} / c_1) \\ \beta = \arctan \frac{y_{c2} - y_{c3}}{x_{c2} - x_{c3}} \\ \gamma = \arccos(\sqrt{(x_{c3} - x_{c2})^2 + (y_{c3} - y_{c2})^2} / c_2) \end{cases} \quad (4)$$

式中: c_1 为竖直激光之间的距离; c_2 为水平激光之间的距离。

2.2 基于 UWB 定位的掘进机机身位姿检测

通过安装在掘进机后方的 UWB 基站对机载 UWB 标签进行定位,根据标签位置信息解算掘进机部分位姿参数。基站与标签的具体摆放位置如图 10 所示。

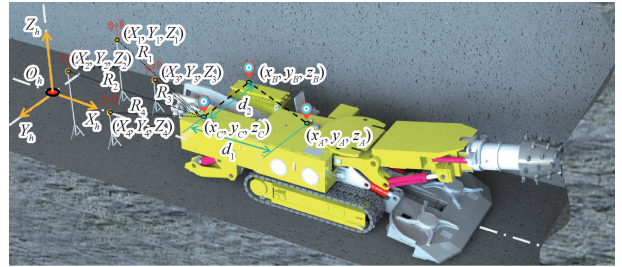


图 10 UWB 系统具体安装位置

Fig. 10 The specific location of UWB system

UWB 基站采用前低后高四边形布局安置在掘进机后方,同时检测给定基站在巷道系中初始坐标,UWB 标签呈等腰三角形分布在掘进机机身上且其中一标签与机身坐标系原点重合。UWB 定位过程是测量节点间距与定位模型计算的结合。以飞行时间法为基础进行机载标签定位距离解算,具体为基于双边双向测距^[28-30]的到达时间差 (time difference of arrival, TDOA) 定位法。

依据获取距离信息,进一步求解标签位置坐标,常用的解算方法有 Fang 算法、Taylor 级数展开法、Chan 算法等进行计算^[31]。其中,Fang 算法运算简单,复杂度低,但无法通过增加基站提高定位精度,精度较低;Taylor 级数展开法是一种递归类算法,对非视距误差具有抑制能力,但计算结果依赖初始值;Chan 算法可以得到解析解,但在 NLOS 环境下,算法定位效果会变差。井下偶尔会出现 NLOS 环境,综合各类常用算法的优劣,采用改进的加权 Chan-Taylor 混合定位算法有效弥补 Chan 算法的非视距误差,同时减少 Taylor 算法在初始值选择不当的情况下陷入运算发散。

改进的加权 Chan-Taylor 算法具体流程为:

1) 通过 Chan 算法计算标签的位置,结果小于门限值则作为 Taylor 算法的初始值。

2) 根据 Chan 算法提供的初始值,通过 Taylor 算法计算新值。

3) 计算基于最小二乘法 (LS) 的加权系数, 对 Chan 估计值和 Taylor 估计值进行加权融合。

基于 TDOA 定位模型的 Chan 定位法机载标签坐标解算^[32]流程为:

假设共有 N 个基站 ($N \geq 4$), 标签坐标为 (x_t, y_t, z_t) , 基站 i 的坐标为 (x_i, y_i, z_i) , 假设基站 i 到标签的距离为 L_i , 第 i 个基站到标签的距离为 R_{i_t} , 基站 i 接收到信号的时延值为 t_i , 则有:

$$\boldsymbol{\varphi} = \mathbf{h} - \mathbf{G}_a \mathbf{Z}_a \quad (5)$$

$$\text{式中: } \mathbf{h} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} D_2^2 - x_2^2 - y_2^2 - z_2^2 + x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 \\ D_3^2 - x_3^2 - y_3^2 - z_3^2 + x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 \\ \vdots \\ D_i^2 - x_i^2 - y_i^2 - z_i^2 + x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 \end{bmatrix}; \mathbf{Z}_a =$$

$$\begin{bmatrix} L_1 \\ x_t \\ y_t \\ z_t \end{bmatrix}; \mathbf{G}_a = - \begin{bmatrix} D_2 & x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & z_2 - z_1 \\ D_3 & x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & z_3 - z_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ D_i & x_i - x_1 & y_i - y_1 & z_i - z_1 \end{bmatrix}。$$

假设 \mathbf{Z}_a 的各元素相互独立, 利用最小二乘获取式(5)解算结果可表示为:

$$\mathbf{Z}_a = \operatorname{argmin} \{ (\mathbf{h} - \mathbf{G}_a \mathbf{Z}_a)^T \boldsymbol{\psi}^{-1} (\mathbf{h} - \mathbf{G}_a \mathbf{Z}_a) \} = (\mathbf{G}_a^T \boldsymbol{\psi}^{-1} \mathbf{G}_a)^{-1} \mathbf{G}_a^T \boldsymbol{\psi}^{-1} \mathbf{h} \quad (6)$$

式中: $\boldsymbol{\psi}$ 为误差矢量 $\boldsymbol{\varphi}$ 的协方差矩阵, 可写为 $\boldsymbol{\psi} = \mathbf{E}[\boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\varphi}^T] = \mathbf{B} \mathbf{Q} \mathbf{B}$, \mathbf{Q} 为测量参数的协方差矩阵, $\mathbf{B} = \operatorname{diag}\{L_2, L_3, \dots, L_i\}$ 。

当标签距离各基站较远时, 可认为基站到标签的距离近似相等, 使用 \mathbf{Q} 近似代替 $\boldsymbol{\psi}$ 。进而获取标签定位坐标, 但上述求解的前提是 L_1 与标签坐标相互独立, 实际上 L_1 与标签坐标相互关联, 估计结果存在误差。因此, 需将第一次估计结果作为中间变量, 建立新的误差方程如式(7)所示, 进行二次标签坐标估计。

$$\boldsymbol{\varphi}' = \mathbf{h}' - \mathbf{G}'_a \mathbf{Z}'_a \quad (7)$$

$$\text{式中: } \mathbf{h}' = \begin{bmatrix} (D_1^0 + e_1)^2 \\ (x_t + e_2)^2 \\ (y_t + e_3)^2 \\ (z_t + e_4)^2 \end{bmatrix}; \mathbf{G}'_a = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \mathbf{Z}'_a =$$

$$\begin{bmatrix} x_t^2 \\ y_t^2 \\ z_t^2 \end{bmatrix}。 \text{其中, } e_1, e_2, e_3, e_4 \text{ 为 } \mathbf{Z}_a \text{ 的首次估计误差。}$$

$$\mathbf{Z}'_a = (\mathbf{G}'_a \boldsymbol{\varphi}'^{-1} \mathbf{G}'_a) \mathbf{G}'_a^T \boldsymbol{\varphi}'^{-1} \mathbf{h}' \quad (8)$$

计算二次估计值的残差平方和为:

$$R_{es} = \sum_{i=2}^n [D_i - (L_i - L_1)]^2 \quad (9)$$

根据实验结果设置门限值 Δ , 当 $R_{es} < \Delta$ 时, 则将上述二次估计值作为 Taylor 级数展开法的初始值, 否则便进

行下一次测量, 继续计算二次估计值, 直至二次估计残差小于既定阈值。

上述即为利用 Chan 算法计算标签位置并为 Taylor 算法提供初始值的过程, 在 NLOS 情况下, TDOA 误差值较大, 但在残差平方和 R_{es} 和门限值 Δ 的限制下, 可有效排除非视距误差较大的 TDOA 结果, 仍然能反映标签的位置信息。

将式(8)的定位结果作为标签坐标初始估计值, 并假设其与真值 (x_{t0}, y_{t0}, z_{t0}) 的误差为 $(\delta_x, \delta_y, \delta_z)$, 则有:

$$\begin{cases} x_{t0} = x_t + \delta_x \\ y_{t0} = y_t + \delta_y \\ z_{t0} = z_t + \delta_z \end{cases} \quad (10)$$

将式(10)在 (x_t, y_t, z_t) 点 Taylor 展开, 且仅保留一次项, 则有:

$$\mathbf{G}_t \boldsymbol{\delta} = \mathbf{h}_t \quad (11)$$

$$\text{式中: } \mathbf{G}_t = \begin{bmatrix} \frac{x_1 - x_t}{L_1} & \frac{x_2 - x_t}{L_2} & \frac{y_1 - y_t}{L_1} & \frac{y_2 - y_t}{L_2} & \frac{z_1 - z_t}{L_1} & \frac{z_2 - z_t}{L_2} \\ \frac{x_1 - x_t}{L_1} & \frac{x_3 - x_t}{L_2} & \frac{y_1 - y_t}{L_1} & \frac{y_3 - y_t}{L_2} & \frac{z_1 - z_t}{L_1} & \frac{z_3 - z_t}{L_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{x_1 - x_t}{L_1} & \frac{x_i - x_t}{L_2} & \frac{y_1 - y_t}{L_1} & \frac{y_i - y_t}{L_2} & \frac{z_1 - z_t}{L_1} & \frac{z_i - z_t}{L_2} \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{h}_t = \begin{bmatrix} D_2 - L_2 + L_1 \\ \vdots \\ D_i - L_i + L_1 \end{bmatrix}。$$

则 $\boldsymbol{\delta}$ 的最小二乘解可写为:

$$\boldsymbol{\delta} = (\mathbf{G}_t^T \mathbf{G}_t)^{-1} \mathbf{G}_t^T \mathbf{h}_t \quad (12)$$

令 $\varepsilon = |\delta_x| + |\delta_y| + |\delta_z|$, 给定门限值 ε_0 , 当 $\varepsilon > \varepsilon_0$ 则通过式(13)更新 (x_t, y_t, z_t) , 即:

$$\begin{cases} \xleftarrow{\text{replace}} x_t + \delta_x \\ y_t + \delta_y \\ \xleftarrow{\text{replace}} z_t + \delta_z \end{cases} \quad (13)$$

更新 (x_t, y_t, z_t) 后, 继续重复 Taylor 展开, 并计算 $\boldsymbol{\delta}$ 最小二乘解, 继续将 ε 与 ε_0 比较, 当 $\varepsilon < \varepsilon_0$ 时, 便停止迭代, 得到最终的 Taylor 标签估计坐标。

通过基于 LS 算法的加权系数将 Chan 算法与 Taylor 算法估算结果进行加权融合。第 L 种定位算法的加权系数可表示为:

$$KL = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R_{ki} - r_{ki}) \quad (14)$$

式中: n 表示基站数量; R_{ki} 表示标签定位结果与基站 i 坐标计算距离; r_{ki} 表示标签与基站坐标距离; 加权后的标签位置如式(15)所示。

$$(x_i, y_i, z_i) = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\sum_{L=1}^2 x_{iL} K_L^{-1}}{\sum_{L=1}^2 K_L^{-1}}, \frac{\sum_{L=1}^2 y_{iL} K_L^{-1}}{\sum_{L=1}^2 K_L^{-1}}, \frac{\sum_{L=1}^2 z_{iL} K_L^{-1}}{\sum_{L=1}^2 K_L^{-1}} \end{pmatrix} \quad (15)$$

利用 Matlab 软件对 Chan 算法, Taylor 算法, Chan-Taylor 算法与所提改进的加权 Chan-Taylor 算法进行仿真比较。选定基站数目为 4, 在不同信号标准差下验证 4 种算法的定位效果, 结果如图 11 所示。

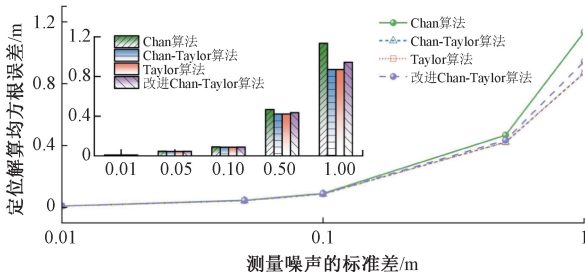


图 11 不同信号标准差下的仿真结果

Fig. 11 Results under different signal standard deviations

由图 11 可见, Taylor 算法与 Chan-Taylor 的均方根误差相同, 计算精度最高, 但初值不合理时, Taylor 算法会陷入运算发散, 而由于 Chan 算法能提供较为准确的初值, Chan-Taylor 算法的收敛性也基本能够保证。局限于基站个数, Chan 算法通过增加基站提高测量精度的优势并未凸显, 测量精度最低, 所采用的基于 LS 算法的加权 Chan-Taylor 算法精度居于 Chan 与 Taylor 之间。在 NLOS 环境下, Chan 算法的测量误差较大, Chan-Taylor 算法同样具有 Taylor 算法的缺点, 而所提改进算法虽然不能达到最高精度, 但能通过 Chan 算法二次估计值的残差平方和判断 NLOS 环境, 为 Taylor 算法提供较为准确的初始位置信息, 并能通过加权融合向 Chan 算法或 Taylor 算法中精度高的一侧靠拢, 在多基站定位环境下能获得更高的检测精度, 更适用于井下煤矿设备定位感知。

结合各机载标签解算坐标及安装位置关系, 机身横向偏移及行进距离参数可表示为式(16), 即:

$$\begin{cases} S_y = y_A \\ S_x = x_A \end{cases} \quad (16)$$

三轴姿态角度 α 、 β 、 γ 可表示为式(17), 即:

$$\begin{cases} \alpha = \arctan \frac{2z_A - (z_B + z_C)}{2(x_A - x_B)} \\ \beta = \arctan \frac{z_B - z_C}{y_B - y_C} \\ \gamma = \arctan \frac{x_B - x_C}{y_B - y_C} \end{cases} \quad (17)$$

考虑巷道信号反射的影响, 基于 UWB 的机身垂直偏

移测量误差较大, 同时俯仰角和横滚角的解算与垂向偏移相互关联, 进一步影响姿态检测精度。因此不再使用 UWB 获取机身垂直偏移, 而是通过姿态传感器测取的角度信息和标签安装位置解算机身的俯仰角与横滚角。假设姿态传感器测取的角度分别为 α' 、 β' 和 γ' , 前两者可表示为式(18), 即:

$$\begin{cases} \alpha' = \arcsin \frac{2z_A - (z_B + z_C)}{2d_1 \cos \gamma'} \\ \beta' = \arcsin \frac{z_B - z_C}{d_2 \cos \gamma'} \end{cases} \quad (18)$$

结合式(17)、(18), 可得补偿后的俯仰角、横滚角如式(19)所示, 即:

$$\begin{cases} \alpha = \arctan \frac{d_1 \cos \gamma' \sin \alpha'}{x_A - x_B} \\ \beta = \arctan \frac{d_2 \cos \gamma' \sin \beta'}{y_B - y_C} \end{cases} \quad (19)$$

3 双重自适应滤波机身位姿数据融合

为克服单一检测技术短板, 提高整机位姿检测系统的环境适应性和检测准确性, 采用基于异构传感器双重滤波融合的方式实现综掘流程中掘进机位姿的精准可靠定位。首先, 利用姿态传感器获取的角速度及线加速度信息构造状态转移矩阵, 通过 AEKF 分别对视觉和 UWB 检测系统获取的姿态数据进行滤波降噪。为进一步提高检测精度及可靠性, 利用自适应加权算法对滤波后视觉和 UWB 两种检测方式均能测取的横向偏移和姿态角信息进行二重融合滤波, 得到冗余姿态信息的最终测量值。整个滤波融合流程需要进行视觉、姿态传感器、UWB 数据时空同步对准, 基于前文的坐标系标定, 整个检测系统已经默认完成了空间对准, 只需要实现各子系统监测数据的时间对准即可。

将视觉测量系统作为传感器 A, 姿态传感器作为传感器 B。分别设传感器 A、B 的采样周期为 τ_A 和 τ_B , 且 $\tau_A = n\tau_B$ 。则传感器 A 每测量一次, 传感器 B 应测量 n 次, 利用最小二乘法将传感器 B 在 $(k-1)\tau_A$ 至 $k\tau_A$ 时间内的所有测量数据拟合成一个新值作为测量结果。假设传感器 B 在 $(k-1)\tau_A$ 至 $k\tau_A$ 时间内测量的所有结果为 $\mathbf{Z}_n = (z_1, z_2, z_3, \dots, z_n)^T$, 用 $U = (z, \dot{z})$ 表示所有测量结果融合后的虚拟值及其导数, 则实测值可表示为:

$$z_i = z + (i-n)\tau_B \cdot \dot{z} + v_i, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (20)$$

式中: v_i 为测量噪声。

通过解算测量噪声关于融合后虚拟值的最小解, 获取传感器最终同步数据, 如式(21)所示。

$$\hat{Z} = -\frac{2}{n} \sum_{i=1}^n z_i + \frac{6}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n i \cdot z_i \quad (21)$$

3.1 基于自适应扩展卡尔曼滤波算法的位姿融合

传统卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)是一种线性滤波方法^[33],考虑到各检测模型固有的非线性特性,以及综掘环境带来的剧烈振动和冲击导致的状态快速变化,KF严格的线性假设在这种非线性环境下会迅速失效,带来显著偏差甚至发散;扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)^[34]通过在线计算非线性状态转移函数和观测函数的雅可比矩阵(局部线性化),有效地将KF框架适配到综掘环境的组合位姿检测。但在滤波融合过程时,通常需要根据经验人为调整过程噪声 Q 和测量噪声 R ,而整个位姿测量过程中的噪声是完全随机的,如果能根据迭代结果自动调整 Q 与 R 矩阵,将取得更好的滤波融合效果。为克服EKF收敛的盲目性与搜索单一性,引入自适应变化的 Q 、 R 协方差更新矩阵,实现滤波系统的融合精度的进一步提升,采用的AEKF算法结构如图12所示。

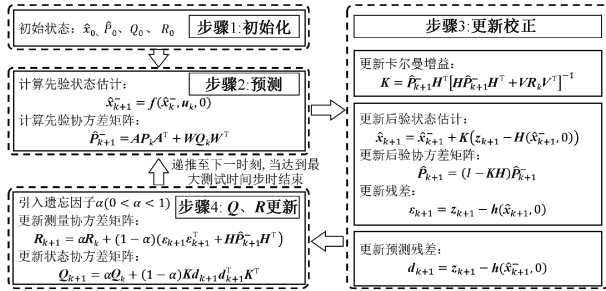


图12 自适应扩展卡尔曼滤波结构

Fig. 12 Structure diagram of adaptive extended kalman filter

首先,利用姿态传感器所测数据构造系统状态方程,状态变量可写为式(22),即:

$$\mathbf{x} = [S_Y, S_Z, \alpha, \beta, \gamma, v_y, v_z, \omega_\alpha, \omega_\beta, \omega_\gamma, a_y, a_z]^T \quad (22)$$

式中: ω_k ($k = \alpha, \beta, \gamma$)为掘进机三轴角速度($^\circ/\text{s}$); v_y, a_y 为机身横向偏移速度(m/s)和加速度(m^2/s^2); v_z, a_z 为垂直偏移速度(m/s)和加速度(m^2/s^2)。

考虑随机过程噪声,设 $a_y, a_z, \omega_\alpha, \omega_\beta, \omega_\gamma$ 的随机过程噪声分别为 w_1, w_2, w_3, w_4, w_5 。

将各变量分组 $\mathbf{P}_k = [S_Y, S_Z]^T, \mathbf{a}_k = [a_y, a_z]^T, \boldsymbol{\phi}_k = [\alpha, \beta, \gamma]^T, \mathbf{v}_k = [v_y, v_z]^T, \mathbf{w}_\omega = [w_3, w_4, w_5]^T, \mathbf{w}_a = [w_1, w_2]^T, \boldsymbol{\omega}_k = [\omega_\alpha, \omega_\beta, \omega_\gamma]^T$,写成系统状态方程如式(23)所示。

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{w}_k) = \begin{Bmatrix} \mathbf{P}_k + \mathbf{v}_k \Delta t + (\Delta t)^2 (\mathbf{a}_k + \mathbf{w}_a) / 2 \\ \mathbf{f}_k + (\boldsymbol{\omega}_f + \mathbf{w}_\omega) \Delta t \\ \mathbf{v}_k + (\mathbf{a}_k + \mathbf{w}_a) \Delta t \\ \boldsymbol{\omega}_f + \mathbf{w}_\omega \\ \mathbf{a}_k + \mathbf{w}_a \end{Bmatrix} \quad (23)$$

视觉检测系统测取 S_Y, S_Z 及三轴姿态 α, β, γ ($^\circ$),测量噪声分别为 v_{1-5} ,并分组为 $\mathbf{v}_p = [v_1, v_2]^T, \mathbf{v}_f = [v_3, v_4, v_5]^T$,系统观测方程如式(24)所示。

$$\mathbf{z}_{k+1} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{v}_{k+1}) = [\mathbf{P}_{k+1} + \mathbf{v}_p, \mathbf{f}_{k+1} + \mathbf{v}_f]^T \quad (24)$$

同理,在进行UWB检测与姿态传感器检测数据融合滤波时,将各变量分组建立如式(23)、(24)所示状态方程及观测方程。

分别取一组初始状态下的视觉检测和姿态传感器测量数据、UWB检测和姿态传感器测量数据,同时进行时间同步对准,对齐后 Δt 约为0.03、0.01 s, EKF与AEKF算法滤波融合结果对比如图13、14所示。

结果表明,原始测量数据噪声较大,通过融合滤波可以降低噪声波动,在关键位姿参数的滤波估计中,AEKF滤波后的数据相比原始采样数据和传统EKF滤波结果均表现出更好的平滑性和稳定性。在机身位姿参数的滤波融合中,AEKF方法表现出更强的噪声抑制能力,显著降低了数据波动幅度,能够在保持数据真实性的同时有效滤除噪声成分。相比传统EKF, AEKF通过融合多源感知数据并动态优化滤波模型参数,在处理非线性和时变特性方面表现更为鲁棒。将滤波后的视觉检测机身垂直偏移和UWB检测行进距离作为最终测量结果,垂直偏移检测最大误差为0.11 cm,行进距离检测最大误差为1.37 cm,为煤矿掘进机的精确导航提供了可靠的位姿信息。

3.2 基于自适应加权算法的冗余数据融合

为进一步提高综掘环境下位姿感知系统的准确性和可靠性,避免因单一检测系统失效引发的检测数据发散问题,将视觉、UWB均能检测的横向偏移及三轴姿态等冗余数据进行自适应加权融合,有效弥补各检测子系统环境适应性短板,实现井下复杂环境中掘进机连续可靠的精确定位。假设有 n 个传感器,某时刻下的加权结果为 x ,各传感器的测量值为 x_i ,权重为 w_i ,基于自适应加权算法的冗余数据融合在总均方误差最小的条件下,根据数据特征自行调整权值,寻找各传感器数据的最佳权重因子。假设各传感器相互独立且为 x 的无偏估计,总均方误差可表示为式(25),即:

$$\sigma^2 = E \left[\sum_{i=1}^n w_i^2 (x - x_i)^2 \right] = \sum_{i=1}^n w_i^2 \sigma_i^2 \quad (25)$$

利用拉格朗日乘法求解总均方差 σ^2 的最小值,各传感器权重 w_i 可表示为式(26),即:

$$w_i = 1/\sigma_i^2 \sum_{j=1}^n \frac{1}{\sigma_j^2} \quad (26)$$

根据前文自适应加权算法,每组取50个数据点计算权重,并将对应的视觉与UWB检测冗余位姿信息进行加权计算,结果如图15所示。

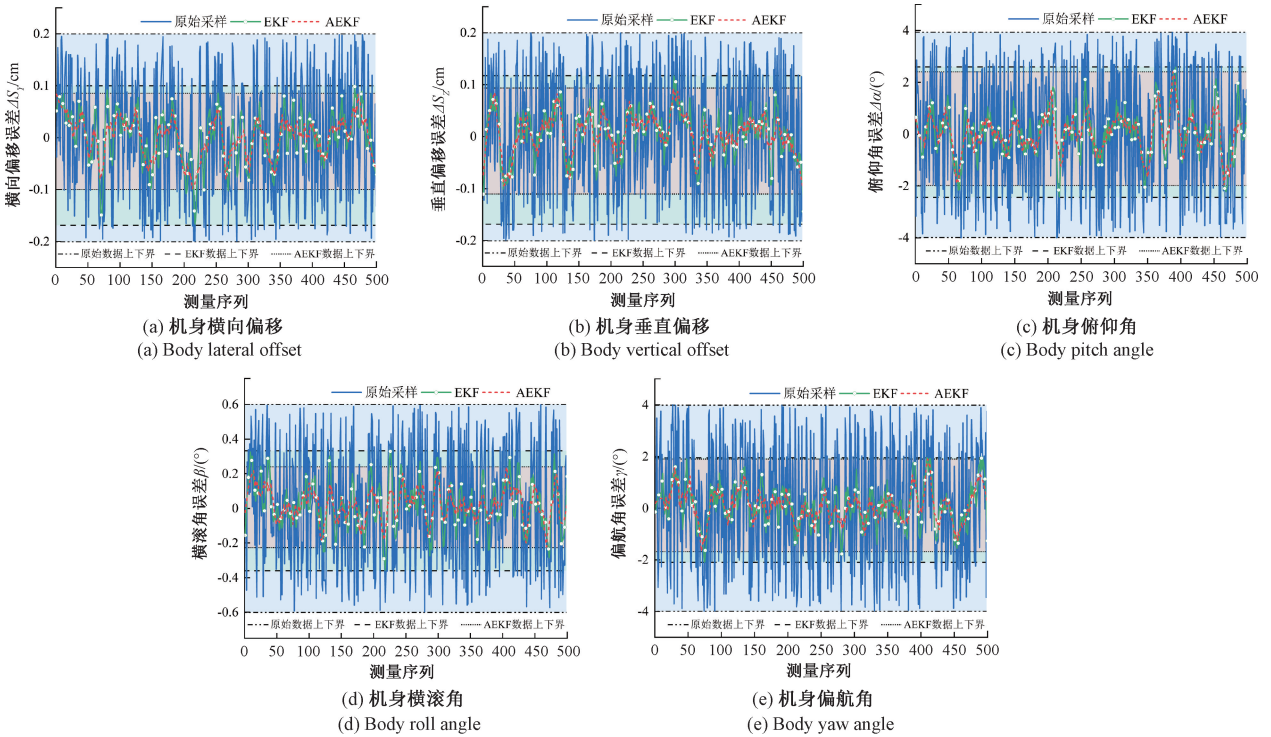


图 13 视觉检测数据滤波前后对比

Fig. 13 Comparison of visual inspection data before and after filtering

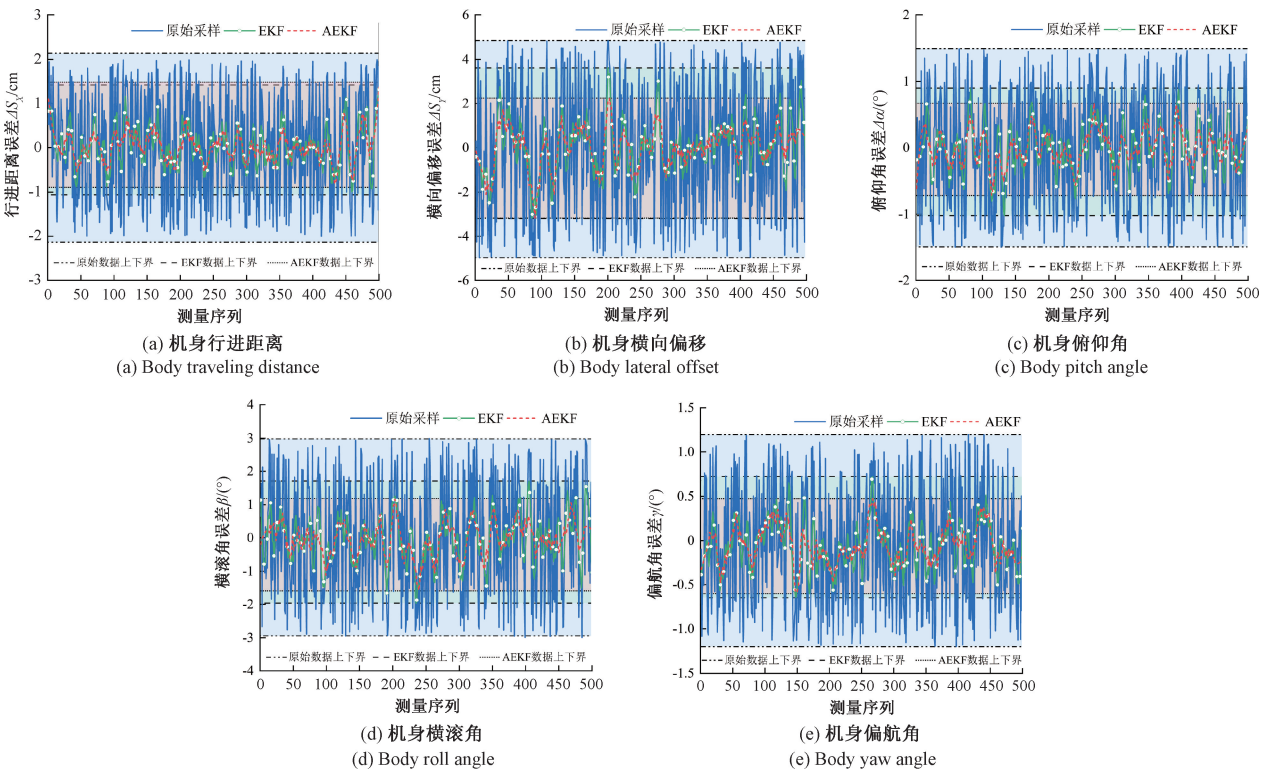


图 14 UWB 检测数据滤波前后对比

Fig. 14 Comparison of UWB detection data before and after filtering

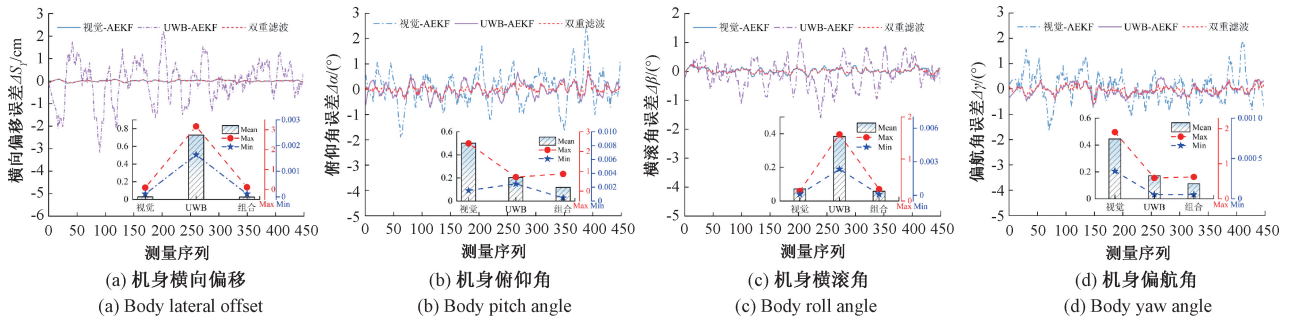


图15 数据加权计算前后对比

Fig. 15 Comparison diagram before and after data weighting calculation

数据加权计算前后对比结果表明,经过自适应加权融合处理后的位姿参数相比单一传感器的原始检测数据在准确性和稳定性方面具有显著改善。在横向偏移及横滚角的数据滤波中,融合后的数据有效抑制了原始UWB检测数据中的大幅波动,最大测量误差绝对值控制在0.112 cm及0.28°以内,相比融合前数据波动范围大幅缩小。对于俯仰角和航向角的融合结果同样表现出良好的稳定性,其最大测量误差绝对值分别为0.87°和0.62°,均显著优于单一传感器的检测精度。通过实时调整各感知系统的权重因子,根据不同传感器在特定环境条件下的可靠性动态分配融合权重,有效利用了多传感

器的互补特性,提高了整体位姿检测系统的鲁棒性和精度。

4 实验验证与分析

为进一步验证所构建掘进机位姿感知系统的有效性及其可靠性能,基于EBZ200型掘进机的1:2缩小样机,搭建多源传感器组合位姿检测实验平台,实验平台总体框架如图16所示,分别对AEKF降噪的视觉、UWB及多传感器双重滤波融合的组合式掘进机位姿检测系统进行实验验证与误差分析。

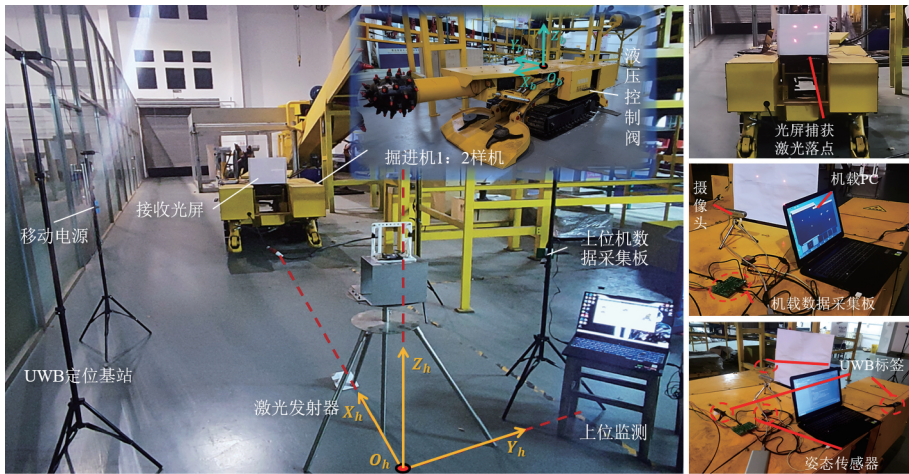


图16 实验平台总体框架

Fig. 16 The overall framework of the experimental platform

实验平台按功能划分为实验样机、检测系统和远程交互系统。其中,检测系统由姿态传感器、相机、光靶、UWB基站、UWB标签、激光发射器组成。光靶与相机按照前后顺序固定在机身中线上方,3个UWB标签按照检测方案以三角形分布固定在机身上表面,激光发射器和4个UWB基站放置在掘进机后侧;远程交互系统可具体分为数据采集部分和交互部分。数据采集部分包括机载数据采集板和上位机数据采集板,前者布置在掘进机上,

通过串口采集图像信息及姿态传感器信息,后者布置在掘进机后侧的UWB基站附近,通过串口接收UWB基站测距信息、通过无线通讯模块接收机载数据采集板上传的数据,实现与上位机的通讯;人机交互部分包括机载PC和上位机两部分,分别布置在机身和右侧模拟巷道中。

实验开始前,激光发射器需标定摆放在模拟巷道中线正上方,使3束激光平行于巷道中线照射在掘进机的

机载光靶上;将 UWB 标签按等腰三角形分布安装在机身表面,基站安置于掘进机后方,并给定基站初始坐标。通过操作机载液压控制阀来控制掘进机两条履带上的液压马达、板铲和后支撑的液压缸以改变掘进机的具体机身位姿。将静态下姿态传感器测取的机身姿态角信息和激光测距仪测取的机身位移信息作为机身位姿实际值,通

过敲击机身增加测量噪声以模拟掘进作业时由外载荷造成的机身振动。读取并记录视觉、UWB 及组合位姿感知系统检测结果,每个测点读取 20 次取平均值作为最终检测结果,并与实际值进行对比验证,基于异构传感器组合位姿感知系统掘进机机身全位姿跟踪对比曲线如图 17 所示。

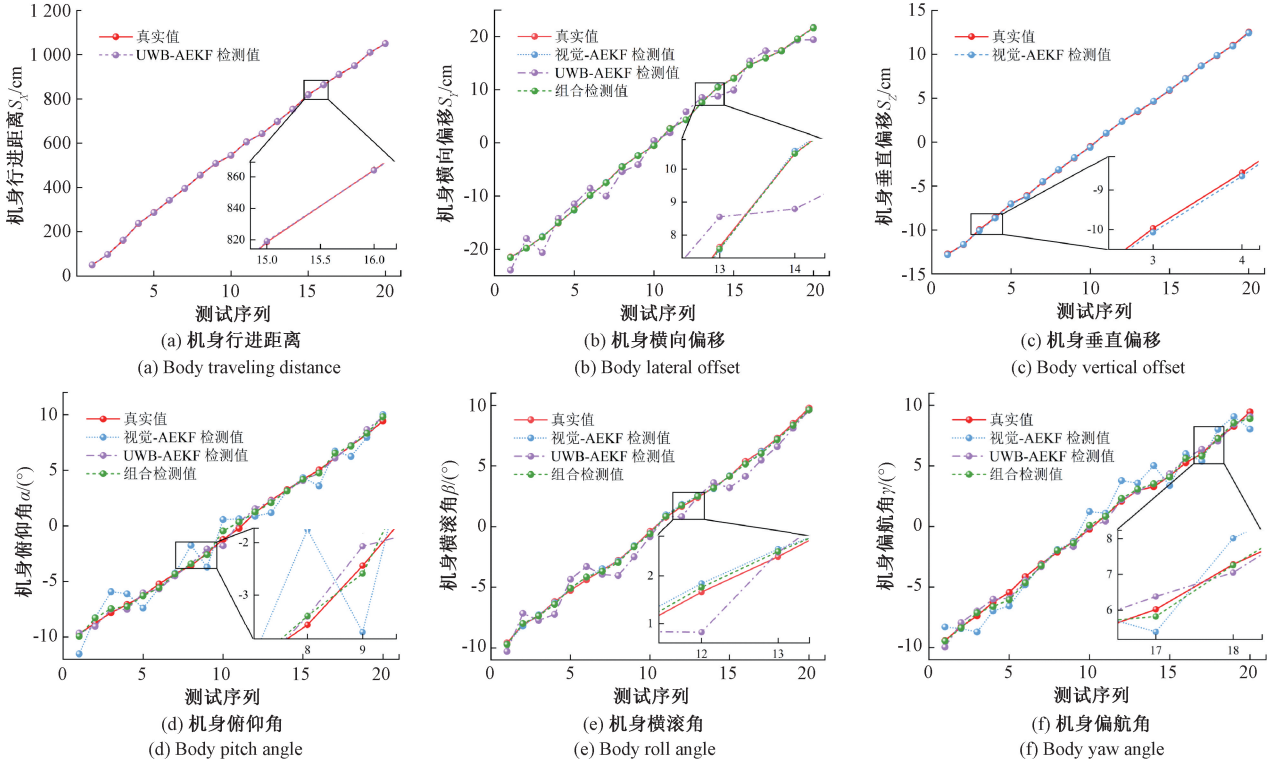


图 17 掘进机机身全位姿感知跟踪对比曲线

Fig. 17 Comparison curves of full pose perception and tracking for roadheader

实验结果表明,所提方法在位姿的跟踪检测中均表现出优异的性能。在机身行进距离与垂直偏移的位置检测中,基于 AEKF 的视觉、UWB 检测方法在整个测试序列中与真实值保持高度一致,最大误差控制在较小范围内;对于横向偏移、俯仰角、横滚角和偏航角的实时检测,组合检测相比单一传感器检测结果具有更好的跟踪精度和稳定性,有效抑制了单一传感器数据中的噪声干扰,相比之下,视觉-AEKF 检测值和 UWB-AEKF 检测值虽然经过 AEKF 处理后性能有所提升,但在某些测试点仍存在偏差,而滤波融合系统通过充分利用各传感器互补优势,实现了更高精度的位姿检测,进一步验证所提方法的有效性和实用性。

为更清晰展现所提掘进机位姿感知系统的准确性及融合校正算法的有效性,根据观测数据绘制机身各位姿检测误差统计图表,如表 1、图 18 所示。

误差统计结果表明,对于机身行进距离和垂直偏移这两个由视觉-AEKF、UWB-AEKF 独立检测的参数,表

表 1 不同检测方法的最大误差对比

Table 1 The max error comparison of different methods

位姿参数种类	视觉检测误差	UWB 检测误差	组合检测误差
行进距离 S_x/cm	-	1.22	1.22
垂直偏移 S_z/cm	0.10	-	0.10
横向偏移 S_y/cm	0.09	2.98	0.08
俯仰角 $\alpha/(\circ)$	1.89	0.59	0.76
横滚角 $\beta/(\circ)$	0.23	1.25	0.24
偏航角 $\gamma/(\circ)$	1.75	0.54	0.60

现出良好的跟踪精度和稳定性,其中最大机身行进距离检测误差为 1.22 cm,平均误差为 0.47 cm;机身垂直偏移检测最大误差为 0.10 cm,平均误差为 0.06 cm,验证了各传感器在其优势检测领域的可靠性。对于涉及双重滤波组合检测的冗余位姿参数(横向偏移、俯仰角、横滚角和偏航角),组合检测方法相比独立传感器检测结果

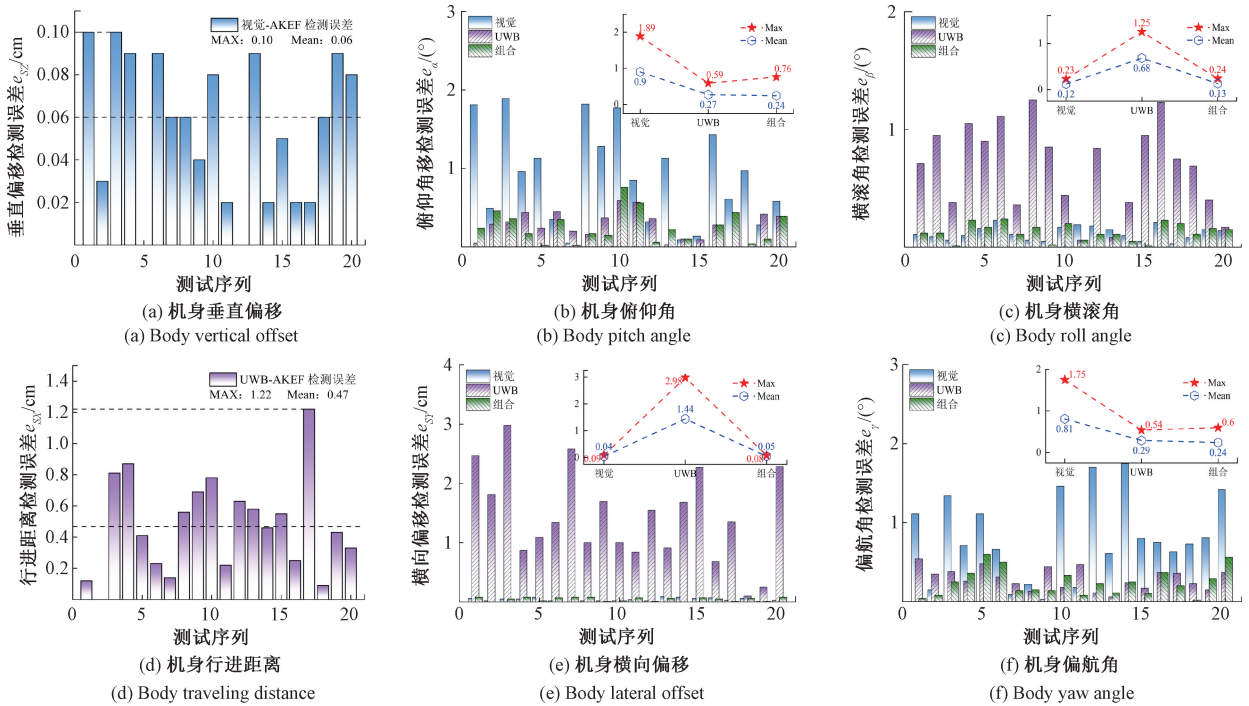


图18 位姿检测误差对比统计

Fig. 18 Statistical comparison chart of pose detection errors

均表现出明显的误差降低效果。特别是在俯仰角和偏航角的检测中,融合算法有效抑制了单一传感器检测中的较大波动和偏差,组合检测误差明显小于视觉和UWB的单独检测误差,基于双重滤波融合后俯仰角和偏航角检测最大误差分别为 0.76° 和 0.60° ;对于横滚角和横向偏移的融合检测结果同样验证了双重滤波融合校正算法的优越性,将横向最大定位误差由 2.98 cm 降至 0.08 cm ,相比UWB单独测量精度提升了97%以上;相对于基于视觉-AEKF的平均检测误差 0.12° 、 0.04 cm ,虽然基于双重滤波融合的组合检测平均误差分别增加至 0.13° 、 0.05 cm ,但最大检测误差明显降低,系统稳定性更具优势,且能克服视觉短时脱靶造成观测数据的损失,系统环境适应性和可靠性进一步增加。整体而言,该系统通过合理分配各传感器的检测任务并采用双重融合算法处理冗余信息,通过充分利用各传感器互补特性,有效弥补单一检测技术短板,为煤巷掘进机的精确导航和自主控制提供了可靠的技术支撑和工程实用价值。

5 结论

本研究针对综掘工作面空间受限条件下掘进机位姿长周期高精度监测技术难题。提出了一种基于激光视觉与UWB双重滤波融合的掘进机位姿感知系统,通过引入改进Canny算子及改进LS加权Chan-Taylor混合定位算

法,分别对激光视觉及UWB定位系统进行单一传感技术的适应性优化,有效提高了激光视觉系统光斑识别精度,同时克服了传统UWB定位中NLOS误差和初值敏感性问题;进一步基于改进AEKF的双重滤波融合策略充分发挥多传感器互补优势,既解决了UWB误差发散问题,又弥补了激光视觉短时丢靶造成的数据缺失。同时搭建了掘进机多源传感器组合位姿检测实验平台进行实验验证,结果表明,系统在20组平均测量序列中,整体性能达到位置误差 $<13\text{ mm}$ 、姿态误差 $<0.8^\circ$ 的性能指标,具有良好的稳定性与可靠性,为掘进机自主导航、精确截割及智能规划提供可靠的位姿信息支撑。此外,该方法还可推广应用于煤矿锚杆钻车、喷浆机器人以及非煤矿山隧道施工的定位监测。在未来的研究中,将尝试把三维巷道环境建模集成到综合定位与监测系统中,以提高整体系统的可视化能力和可靠性,对完善煤矿智能化装备技术体系具有重要的理论意义和实践价值。

参考文献

- [1] 王国法, 杜毅博, 任怀伟, 等. 智能化煤矿顶层设计研究与实践[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 1909-1924.
- [2] WANG G F, DU Y B, REN H W, et al. Top level design and practice of smart coal mines[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 1909-1924.
- [3] 王国法, 富佳兴, 王忠鑫. 煤矿智能化重要进展与高

- 质量发展方向[J]. 智能矿山, 2025, 6(1): 2-12.
- WANG G F, FU J X, WANG ZH X. Important progress and high-quality development direction of coal mine intelligence [J]. Journal of Intelligent Mine, 2025, 6(1): 2-12.
- [3] FU SH CH, LI Y M, ZHANG M J, et al. Ultra-wideband pose detection system for boom-type roadheader based on Caffery transform and Taylor series expansion[J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(1): 015101.
- [4] 符世琛, 李一鸣, 宗凯, 等. 面向掘进机的超宽带位姿检测系统精度分析[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(8): 1978-1987.
- FU SH CH, LI Y M, ZHONG K, et al. Accuracy analysis of UWB pose detection system for roadheader[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(8): 1978-1987.
- [5] 姬忠岩, 张宏伟. 数字孪生驱动的掘进机位姿监测方法研究[J/OL]. 电子测量与仪器学报, 1-13[2025-08-17].
- JI ZH Y, ZHANG H W. Digital twin-driven method for pose monitoring of roadheader [J/OL]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 1-13[2025-08-17].
- [6] 吴鹏博, 潘树国, 高旺, 等. 顾及非视距与系统误差的UWB质量控制及其与GNSS/INS的组合定位[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 51-60.
- WU P B, PAN SH G, GAO W, et al. UWB quality control and its integrated positioning with GNSS/INS considering NLOS and system errors[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 51-60.
- [7] ZHAO Y, WANG T H, LI W J, et al. Structural design of high-precision positioning system in weak signal environment based on UWB and IMU fusion [J]. Instrumentation, 2023, 10(2): 30-39.
- [8] 李之奇, 刘振宇. 基于RCTLs-ADMM的UWB巷道内掘进机定位方法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(12): 99-107.
- LI ZH Q, LIU ZH Y. UWB positioning method for roadheader based on RCTLs-ADMM [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(12): 99-107.
- [9] 刘超, 符世琛, 成龙, 等. 基于TSOA定位原理混合算法的掘进机位姿检测方法[J]. 煤炭学报, 2019, 44(4): 1255-1264.
- LIU CH, FU SH CH, CHENG L, et al. Pose detection method based on hybrid algorithm of TSOA positioning principle for roadheader [J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(4): 1255-1264.
- [10] WANG Q SH, SU G Y, MA Q Z, et al. Automatic monitoring system for 3-D deformation of crustal fault based on laser and machine vision[J]. Instrumentation, 2024, 11(2): 44-52.
- [11] YANG W J, JI Y, ZHANG X H, et al. A multi-camera system-based relative pose estimation and virtual-physical collision detection methods for the underground anchor digging equipment [J]. Mathematics, 2025, 13(4): 559.
- [12] 马宏伟, 苏浩, 薛旭升, 等. 煤矿井下移动机器人激光标靶定位方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(11): 60-73.
- MA H W, SU H, XUE X SH, et al. Research on laser target positioning method for underground mobile robot in coal mine [J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(11): 60-73.
- [13] 杨文娟, 张旭辉, 张超, 等. 基于三激光束标靶的煤矿井下长距离视觉定位方法[J]. 煤炭学报, 2022, 47(2): 986-1001.
- YANG W J, ZHANG X H, ZHANG CH, et al. Long distance vision localization method based on triple laser beams target in coal mine [J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(2): 986-1001.
- [14] 张旭辉, 沈奇峰, 杨文娟, 等. 基于三激光点标靶的掘进机机身视觉定位技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 178-186.
- ZHANG X H, SHEN Q F, YANG W J, et al. Research on visual positioning technology of roadheader body based on three laser point target [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 178-186.
- [15] 毛清华, 周庆, 安炎基, 等. 惯导与视觉信息融合的掘进机精确定位方法[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(5): 236-248.
- MAO Q H, ZHOU Q, AN Y J, et al. Precise positioning method of tunneling machine for inertial navigation and visual information fusion [J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(5): 236-248.
- [16] 吴洪状, 程诚, 刘送永. 基于序列图像学习的巷道掘进机定位方法[J]. 煤炭学报, 2023, 48(S2): 778-

- 789.
- WU H ZH, CHENG CH, LIU S Y. Sequential image learning-based localization for roadheaders[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(S2): 778-789.
- [17] 万继成, 张旭辉, 杨文娟, 等. 煤矿井下掘进机位姿视觉测量系统相机在线标定方法[J/OL]. 煤炭学报, 1-10[2025-08-17].
- WAN J CH, ZHANG X H, YANG W J, et al. Online camera calibration method for the pose vision measurement system of roadheader in underground coal mines [J/OL]. Journal of China Coal Society, 1-10 [2025-08-17].
- [18] CUI Y M, LIU S Y, LI H SH, et al. Accurate integrated position measurement system for mobile applications in GPS-denied coal mine [J]. ISA Transactions, 2023, 139: 621-634.
- [19] HAN S L, REN X Y, LU J ZH, et al. An orientation navigation approach based on INS and odometer integration for underground unmanned excavating machine[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 10772-10786.
- [20] 刘送永, 崔玉明, 孟德远, 等. 巷道掘进机多传感融合定位系统及试验研究[J]. 振动. 测试与诊断, 2023, 43(3): 476-484, 618.
- LIU S Y, CUI Y M, MENG D Y, et al. Multi-sensor fusion positioning system and experimental study of roadheader[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(3): 476-484, 618.
- [21] 沈阳, 王鹏江, 吉晓冬, 等. 二维里程辅助的掘进机自主导航方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 96-105.
- SHEN Y, WANG P J, JI X D, et al. Research on autonomous navigation method of roadheader aided by two-dimensional mileage [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(11): 96-105.
- [22] YAN CH Q, ZHAO W X, LU X M. A multi-sensor based roadheader positioning model and arbitrary tunnel cross section automatic cutting [J]. Sensors, 2019, 19(22): 4955.
- [23] CHEN H Y, YANG W, MA Y, et al. Multi-sensor fusion method for roadheader pose detection [J]. Mechatronics, 2021, 80: 102669.
- [24] 陈文艺, 许洁, 杨辉, 等. 基于深度学习的单张图像畸变校正[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(24): 331-338.
- CHEN W Y, XU J, YANG H, et al. Distortion correction of single image based on deep learning [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(24): 331-338.
- [25] 任秋如, 杨文忠, 汪传建, 等. 遥感影像变化检测综述[J]. 计算机应用, 2021, 41(8): 2294-2305.
- REN Q R, YANG W ZH, WANG CH J, et al. Review of remote sensing image change detection[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(8): 2294-2305.
- [26] BUSTACARA-MEDINA C, FLOREZ-VALENCIA L, DIAZ L C. Improved Canny edge detector using principal curvatures [J]. Journal of Electrical and Electronic Engineering, 2020, 8(4): 109-116.
- [27] 高宏伟. 计算机双目立体视觉[M]. 北京: 电子工业出版社, 2012.
- GAO H W. Computer based binocular vision [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2012.
- [28] 张明富, 段梦琨, 马月辉. 基于 Fisher 准则的 Otsu 法在光斑中心定位中的应用[J]. 激光与红外, 2020, 50(5): 532-537.
- ZHANG M F, DUAN M K, MA Y H. Application of Otsu method based on Fisher criterion in spot center location[J]. Laser & Infrared, 2020, 50(5): 532-537.
- [29] MA G M, HUANG ZH J, WANG M, et al. Performance analysis and sensor-target geometry optimization for TOA and TDOA-based hybrid source localization method[J]. Applied Sciences, 2022, 12(24): 12977.
- [30] 郭爱军. 基于 UWB 的 PDOA 与 TOF 煤矿井下联合定位方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(3): 137-141.
- GUO AI J. A joint positioning method of PDOA and TOF in coal mines based on UWB [J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(3): 137-141.
- [31] 林红梅, 李犇, 王涛, 等. 基于 TDOA 的改进室内定位算法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(S1): 50-55.
- LIN H M, LI B, WANG T, et al. Improved indoor positioning algorithm based on TDOA [J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(S1): 50-55.
- [32] 符世琛. 基于 UWB 测距的悬臂式掘进机位姿检测方法研究[D]. 北京: 中国矿业大学, 2018.
- FU SH CH. Research on pose detection method of boom-type roadheader based on UWB distance measurement[D]. Beijing: China University of Mining & Technology, 2018.

- [33] ERFIANTI R, ASFIHANI T, SUHANDRI H F. GNSS/IMU sensor fusion performance comparison of a car localization in urban environment using extended kalman filter[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2023, 1127(1): 012006.
- [34] 代卫卫, 王世博, 王世佳. 采煤机双IMU位姿解算方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(5): 277-288.
- DAI W W, WANG SH B, WANG SH J, et al. Shearer double-IMU position and attitude calculation method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(5): 277-288.

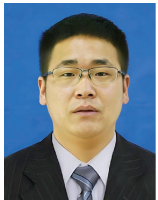
作者简介



殷壮, 2020年于山东科技大学获得学士学位, 现为山东科技大学博士研究生, 主要研究方向为检测技术与自动化装置。

E-mail: 202281080012@sdust.edu.cn

Yin Zhuang received his B. Sc. degree from Shandong University of Science and Technology in 2020. He is currently a Ph. D. candidate in Shandong University of Science and Technology. His main research interests include detection technology and automatic equipment.



张坤(通信作者), 2014年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 2019年于辽宁工程技术大学获得博士学位, 现为山东科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为煤矿智能装备及特种作业机器人技术。

E-mail: zhangkunliaoning@163.com

Zhang Kun (Corresponding author) received his B. Sc. and Ph. D. degrees both from Liaoning Technical University in 2014 and 2019, respectively. He is currently a professor and supervisor for doctoral student at Shandong University of Science and Technology. His main research interests include intelligent coal mining equipment and special operation robotics technology.



亓玉浩, 2000年于泰安煤炭工业学校获得学士学位, 现为山东能源集团有限公司副总工程师兼装备制造集团董事长, 主要研究方向为煤炭安全高效智能开采成套技术及装备研制和能源企业设备管理模式探索与实践。

E-mail: qiyuhao@shandong-energy.com

Qi Yuhao received his B. Sc. degree from Taian Coal Industry University in 2000. He is currently a deputy chief engineer of Shandong Energy Group Co., Ltd. and chairman of the Equipment Manufacturing Group. His main research interests include the development of complete sets of technologies and equipment for safe, efficient, and intelligent coal mining, as well as the exploration and practice of equipment management models for energy enterprises.



田胜利, 2016年于德国伊尔梅瑙工业大学获得博士学位, 现为山东天河科技股份有限公司正高级工程师, 主要研究方向为矿山机械设计、煤矿机器人技术、矿山安全技术。

E-mail: tsl@sdthkj.com

Tian Shengli received his Ph. D. degree from Technische Universität Ilmenau, Germany in 2016. He is currently a senior engineer in Shandong Tianhe Technology Co., Ltd. His main research interests include mining machinery design, coal mine robotics technology, and mine safety technology.



刘治翔, 2011年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 2014年于辽宁工程技术大学获得硕士学位, 2017年于辽宁工程技术大学获得博士学位, 现为辽宁工程技术大学副教授, 主要研究方向为煤矿机器人。

E-mail: lxxcdl@yeah.net

Liu Zhixiang received his B. Sc., M. Sc., and Ph. D. degrees all from Liaoning Technical University in 2011, 2014, and 2017, respectively. He is currently an associate professor at Liaoning Technical University. His main research interest is coal mine robots.