

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2614915

多 MIMU 与差动航向及平均轮速约束的井下 无人运输车高精度定位方法^{*}

刘万里¹, 赵银龙¹, 张学亮²

(1. 中国矿业大学机电工程学院 徐州 221116; 2. 煤炭工业规划设计研究院有限公司 北京 100120)

摘 要:高精度定位是实现无人驾驶的重要基础,然而煤矿井下环境复杂,全球定位系统(GPS)信号难以抵达,导致井下无人运输车辆定位精度较低。为此,提出一种井下 GPS 拒止环境下多微型惯性测量单元(MIMU)与差动航向及平均轮速约束的无人运输车辆高精度定位方法,它通过融合多个低成本 MIMU 数据及约束条件,有效提高井下无人运输车定位精度。具体而言,首先,设计“车身 MIMU+左右车轮 MIMU”的多 MIMU 分布新架构,并利用简化 PHI 角误差理论和一阶高斯-马尔可夫方程建立多 MIMU 的系统误差状态模型;其次,根据左右车轮 MIMU 的测量值建立差动航向与平均轮速两类约束误差模型,并在此基础上结合预测信息构建两类约束残差并推导观测矩阵;最后,提出一种基于新息自适应的集中式误差状态卡尔曼滤波方法来精确融合车身与车轮 MIMU 信息,并建立异常量检测检测机制,实现对载体位姿的联合估计并有效提高其定位精度。3 种不同场景下四轮差动机器人定位试验结果表明:在狭窄的井下 GPS 拒止环境中无人运输车位置与航向均方根误差分别为 0.722 m 与 0.835°,比仅使用单个 MIMU 提升了 1~2 个数量级,接近仅使用 GPS 信号定位水平。表现出较强的漂移抑制能力与定位稳定性,同时证明低成本 MIMU 在井下无人运输车定位中的巨大潜力。

关键词:微型惯性测量单元;无人运输车;差动航向;平均轮速

中图分类号: TH74 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

A high-precision localization method for underground unmanned transport vehicle by integrating multiple MIMU with differential heading and average wheel-speed constraints

Liu Wanli¹, Zhao Yinlong¹, Zhang Xueliang²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
2. China Coal Technology & Engineering Group Coal Industry Planning Institute, Beijing 100120, China)

Abstract: High-precision localization is fundamental to autonomous driving. However, the complex underground coal-mine environment severely attenuates global positioning system (GPS) signals, resulting in poor localization accuracy for the underground unmanned transport vehicle. To address this issue, we propose a high-precision localization method for underground unmanned transport vehicles in GPS-denied environments by integrating multiple miniature inertial measurement unit (MIMU) with differential heading and average wheel-speed constraint. By fusing measurements and constraint conditions from multiple low-cost MIMUs, the proposed method effectively enhances vehicle localization accuracy in underground environments. First, a novel distributed multi-MIMU architecture consisting of one body-mounted MIMU and two wheel-mounted MIMUs is proposed, and the system error-state model is formulated based on the simplified PHI-angle error theory and a first-order Gauss-Markov process. Secondly, using measurements from the left and right wheel MIMUs, two measurement error models, namely differential heading and average wheel speed, are formulated. Based on these models and the predicted states, the corresponding observation residuals and observation matrices are further derived. Finally, a centralized error-state Kalman filter framework with the innovation-based adaptive filtering is designed to fuse body and wheel MIMU information, while an abnormal measurement detection mechanism is developed. Together, they realize joint estimation of the vehicle

收稿日期: 2026-01-31 Received Date: 2026-01-31

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金项目(52274161)、山西省揭榜挂帅重大科技项目(202301010101002)资助

pose and effectively improve localization accuracy. Localization experiments using a four-wheel differential-drive robot in three different scenarios show that, in the GPS-denied underground environment with narrow shafts, the unmanned transport vehicle achieved RMSEs of 0.722 m in position and 0.835° in heading. Compared with using only one MIMU, the positional RMSE improved by 1~2 orders of magnitude, reaching a level comparable to GPS-only positioning. Overall, the proposed method exhibits strong drift suppression and stable localization performance, highlighting the substantial potential of low-cost MIMUs for unmanned transport vehicle localization.

Keywords: miniature inertial measurement unit; unmanned transport vehicle; differential heading; average wheel-speed

0 引言

煤炭产业是支撑我国能源安全和国民经济发展的主要基础产业,在推进“双碳”目标和能源体系高质量发展过程中仍占据关键地位^[1-2]。我国煤炭资源以井工开采为主,井下巷道空间狭窄、环境高温高湿,并伴随瓦斯、煤尘、顶板坍塌等多种灾害风险且长期处于无卫星信号,随着智能矿山和无人化辅助运输的推进,无人运输车需要在全局定位系统(global positioning system, GPS)拒止环境下持续获得高精度位置与航向,以保障安全调度与作业效率^[3],已有研究指出,井下高精度定位仍受限于环境、系统稳定性与部署成本等因素^[4]。因此,面向GPS拒止环境构建可工程落地、低成本且鲁棒的定位方法具有重要意义。

现有井下定位技术大体可归纳为基于无线基础设施的定位方法、基于同步定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)的定位方法以及基于惯性导航的自主定位方法^[5]。无线定位(如超宽带(ultra wide band, UWB)^[6]、射频识别(radio frequency identification, RFID)^[7]、5G^[8]融合方案)在理想条件下能够实现较高定位精度,但通常依赖密集基站部署与长期维护,对巷道形态变化、遮挡与非视距传播较为敏感,系统整体成本较高^[9]。SLAM方法通过环境感知实现定位与建图一体化,能够在未知环境下获得高精度地图并进行定位,无需部署外部基站^[10],但对光照、粉尘、场景重复结构较敏感,计算成本也相对较高,且实际部署时需解决传感器标定与鲁棒性问题^[11]。综合而言,上述两类方法在井下场景下应用困难,均具有较强的环境依赖性。

相比之下,惯性导航系统(inertial navigation system, INS)具有自主性高、抗干扰强、对外部环境依赖小等优势,非常适合在井下卫星信号受限以及屏蔽环境中工作^[12]。INS通过对载体的比力与角速度进行连续测量与积分解算,可实时输出姿态、速度与位置等状态量,在短时尺度上具有良好的平滑性与连续性。然而,为保证定位精度的准确性,无人车定位多采用高精度的光纤惯导,其成本昂贵、尺寸和重量都较大,导致其在无人运输车定位中受到极大限制。微型惯性测量单元(miniature inertial measurement unit, MIMU)是一种重要的微机电系

统(micro electro mechanical systems, MEMS)传感器,具有成本低、重量轻、体积小等优点,近几年受到了广泛研究。然而,低成本MEMS惯性器件普遍存在零偏漂移、比例因子误差与随机噪声较大等问题,导致纯MIMU误差随时间快速积累并发散,难以满足长时间持续定位需求^[13]。为此工程上常结合车轮编码器或轮式里程计提供轮速或行驶里程信息进行辅助定位,以抑制惯性导航漂移^[14-15],但不同子系统之间时间同步、安装误差等问题也给多传感器信息融合带来额外挑战^[16]。

近年来,组合导航后端估计方法由滤波方法向图优化方法扩展,因子图优化成为多源融合的重要方向之一。崔晓珍等^[17]提出全球卫星导航(global navigation satellite systems, GNSS)/惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)与里程计紧-松耦合因子图融合方法,在传感器失效条件下优化式紧耦合框架在精度与鲁棒性方面优于传统滤波方案。面向地下空间,白师宇等^[18]构建了基于因子图的激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)/里程计/IMU紧耦合框架,在结构退化环境中提升了定位精度。蔺小虎等^[19]针对地下走廊、地铁隧道与煤矿巷道提出动态加权因子图融合方法,通过数据质量自适应调整因子权重进一步提升复杂工况下的稳健性。总体来看,因子图优化便于统一融合多源异构信息,在复杂环境下具有较好的全局一致性;但在井下GPS拒止环境中,若缺少稳定外部观测因子,系统需依赖激光、视觉、UWB等信息来抑制惯性漂移,定位性能受环境特征、基础设施影响较大。同时,滑窗优化与图更新需较高的计算与存储能力,对车载嵌入式平台实时运行提出较高要求。面向低成本、高可靠、可实时运行的井下定位需求,利用多个低成本MIMU实现冗余定位,为井下定位提供一种有效方案。

针对使用单个MIMU导致的定位发散问题,结合当下主流的多传感器融合思想,国内外学者提出利用多个MIMU数据进行融合来提高导航精度的方法,该技术有多种叫法:如阵列、冗余、虚拟等,均可称为冗余定位技术。如鲁程等^[20]提出三惯导融合冗余定位算法,以惯导两两之间的固定距离作为观测量构建扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)模型。杨金衡等^[21]面向双惯导结构引入自适应卡尔曼滤波,以惯导间的距离与夹角作为观测量,基于残差识别状态突变并利用三段模糊

判别函数在线调整过程噪声协方差,增强干扰条件下的鲁棒性。司垒等^[22]提出四惯性单元差分式布局,通过坐标轴反向配置与差分融合抵消确定性漂移,并给出姿态、速度与位置的差分解算流程。王忠宾等^[23]提出一种五惯性单元空间阵列式惯性组件,在正四面体顶点与中心布设惯性单元,推导角速度与比力加速度融合方程,以实现确定性误差的抵消与非确定性误差的抑制。代卫卫等^[24]提出双IMU位姿约束解算方法,利用双IMU位置差与姿态差为常值这一约束关系,将加速度计、磁力计原始输出以及位姿差值共同纳入信息滤波框架完成位姿解算。以上研究工作为多MIMU结构设计与约束建模提供了重要基础,但总体上主要采用多IMU刚性固连于机身的静态结构,约束主要来源于固定距离、夹角、差分,需精确设计并确定其约束条件,否则会导致滤波发散;且上述方法尚未考虑引入载体的运动学约束。

此外,当MIMU安装在车轮等旋转部件上时,从误差抑制机理看,产生的旋转效应可将MIMU的常值偏置调制为周期项,在经过一个的完整周期积分后误差趋于零^[25]。针对无人运输车而言,其持续旋转的车轮提供了天然的旋转平台,同时根据安装在车轮上的陀螺仪原始输出与已知车轮半径参数可以获取精确的车轮速度,从而使车轮MIMU充当天然的轮速计。

基于上述分析,本文提出了一种GPS拒止环境下多MIMU与差动航向及平均轮速约束的井下无人运输车高精度定位方法。具体而言,首先,在载体车身及左右车轮各安装一个MIMU,构成“1+2”的分布式测量架构;基于简化PHI角理论和一阶高斯-马尔可夫方程建立多MIMU系统误差状态模型;其次,基于左右车轮MIMU测量值建立差动航向与平均轮速两类约束误差模型,在此基础上结合预测信息构建测量残差并推导观测矩阵;最后,将观测残差统一纳入到自适应集中式误差状态卡尔曼滤波框架中,实现对MIMU误差状态的统一估计,并在无外部设施与额外传感器的情况下实现对井下无人运输车辆高精度、低成本定位。

具体而言,本文的主要贡献包括:

1) 设计“车身MIMU+左右车轮MIMU”的多MIMU分布架构,建立系统误差状态模型、平均轮速测量误差模型以及差动航向约束测量模型。

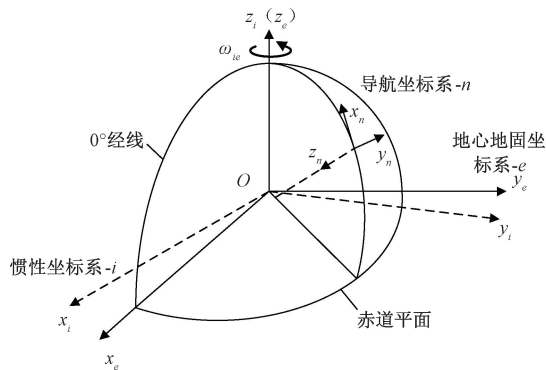
2) 提出差动航向及平均轮速约束的方法,基于两类观测量构造两类观测残差并统一纳入滤波框架中,抑制无人运输车位姿发散。

3) 建立基于新息自适应滤波的多MIMU集中式误差状态卡尔曼滤波模型,联合处理3个MIMU数据,并在3类不同试验场景中验证所提方法对轨迹与航向发散具有很强抑制能力。

1 定位坐标系及符号定义

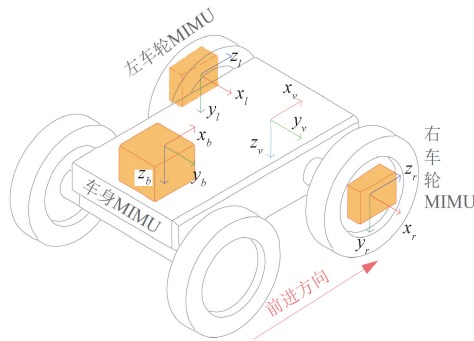
无人运输车辆的定位导航参数是通过各个坐标系之间的关系确定的,本文所涉及的坐标系定义为^[26]:惯性坐标系*i*系,不随地球转动,原点 O_i 在地球中心, z_i 轴沿地轴方向指向北极, x_i 轴、 y_i 轴在赤道平面内;导航坐标系*n*系,为北-东-地坐标系,原点 O_n 位于车体重心, x_n 轴指向当地北向, y_n 轴指向当地东向, z_n 轴沿地垂线方向指向竖直方向;地心地固坐标系*e*系,与地球固连,原点 O_e 在地球中心并与 O_i 重合, z_e 轴与 z_i 轴重合, x_e 指向本初子午线, y_e 指向东经90°。

在车辆局部坐标系方面,载体坐标系*v*系,原点 O_v 位于车体前轴中心,三轴分别指向车体前向、右向与下方;车身MIMU坐标系*b*系、车轮MIMU坐标系*l*系(左轮MIMU坐标系)与*r*系(右轮MIMU坐标系),3个MIMU坐标系的原点位于各自的测量中心。车身MIMU安装于车体上, x_b 轴指向车体前向, y_b 轴指向车体右侧, z_b 轴竖直向下;左右车轮MIMU中, $x_{l/r}$ 轴与车轮旋转轴对齐,且均指向车体右向,其余两轴位于车轮平面内(详见图1和表1)。



(a) 坐标系示意

(a) Schematic of coordinates system



(b) 各MIMU安装关系及车体坐标系定义

(b) Installation relationship of the MIMUs and definition of the vehicle coordinate system

图1 定位坐标系定义

Fig. 1 Definition of the positioning coordinate system

表1 坐标系定义

Table 1 Definitions of the coordinate systems

名称	符号定义	具体描述
惯性坐标系	i	x_i, y_i 轴:赤道平面 z_i 轴:指向北极
地心地固坐标系	e	x_e 轴:指向本初子午线 y_e 轴:指向东经 90° z_e 轴:指向北极
导航坐标系	n	x_n 轴:当地北向 y_n 轴:当地东向 z_n 轴:垂直向下
车身坐标系	v	x_v 轴:沿车体前进方向 y_v 轴:沿车体右侧 z_v 轴:向下
车身 MIMU 坐标系	b	x_b 轴:沿车体前进方向 y_b 轴:沿车体右侧 z_b 轴:向下
车轮 MIMU 坐标系	l (左)/ r (右)	$x_{l/r}$ 轴:垂直车轮平面向右 $y_{l/r}$ 轴和 $z_{l/r}$ 轴平行于轮面, 构成右手坐标系。

在车体结构稳定且传感器安装位置保持不变的前提下,可近似认为车轮 MIMU 坐标系与车体坐标系之间的航向差为常值^[27],如式(1)所示。

$$\psi_v = \psi_w - \pi/2 \quad (1)$$

式中: ψ_v 和 ψ_w 分别表示车轮 MIMU 航向与载体航向。

2 状态及测量误差模型

EKF 通过线性化非线性模型可以处理轻微的非线性系统,但在多 MIMU 组合与非线性传播条件下,直接对系统完整状态进行 EKF 线性化会引入较大非线性误差,导致滤波性能下降。误差状态卡尔曼滤波(error-state Kalman filter,ESKF)通常用于处理同时具有非线性状态和观测模型的系统,在保证系统模型精度的前提下,可以提供更为精确的估计结果。因此本文采用 ESKF 作为数据融合框架。

2.1 MIMU 误差状态模型

本文采用集中式误差状态卡尔曼滤波框架对各 MIMU 数据进行统一融合处理,将多个 MIMU 的误差状态统一构建为单一状态向量。其中,车身 MIMU 状态为

24 维,两个车轮 MIMU 状态均为 21 维,系统总状态为 66 维,包含:9 维姿态误差、9 维位置误差与 9 维速度误差,陀螺仪与加速度计零偏误差及比例因子误差共 36 维,3 维车身 MIMU 安装角偏差;误差状态向量如式(2)所示。

$$\delta \mathbf{x}(t) = [\delta \mathbf{x}_l(t)^T \quad \delta \mathbf{x}_r(t)^T \quad \delta \mathbf{x}_b(t)^T]^T \quad (2)$$

式中: $\delta \mathbf{x}_b(t)$ 、 $\delta \mathbf{x}_l(t)$ 及 $\delta \mathbf{x}_r(t)$ 分别表示车身 MIMU、左车轮 MIMU、右车轮 MIMU 的误差状态向量,具体如式(3)所示。

$$\delta \mathbf{x}_{l/r}(t) = [(\phi_{l/r}^T \quad (\delta \mathbf{r}_{l/r}^n)^T \quad (\delta \mathbf{v}_{l/r}^n)^T \quad (\mathbf{b}_g^{l/r})^T \quad (\mathbf{b}_a^{l/r})^T \quad (\mathbf{s}_g^{l/r})^T \quad (\mathbf{s}_a^{l/r})^T)^T]^T \quad (3)$$

$$\delta \mathbf{x}_b(t) = [(\phi_b^T \quad (\delta \mathbf{r}_b^n)^T \quad (\delta \mathbf{v}_b^n)^T \quad (\mathbf{b}_g^b)^T \quad (\mathbf{b}_a^b)^T \quad (\mathbf{s}_g^b)^T \quad (\mathbf{s}_a^b)^T \quad (\delta \alpha)^T]^T \quad (4)$$

式中: $\phi_{l/r}$ 和 ϕ_b 分别表示左轮/右轮、车身 MIMU 姿态误差; $\delta \mathbf{r}_{l/r}^n$ 和 $\delta \mathbf{r}_b^n$ 分别表示左轮/右轮、车身 MIMU 位置误差; $\delta \mathbf{v}_{l/r}^n$ 和 $\delta \mathbf{v}_b^n$ 分别表示左轮/右轮、车身 MIMU 速度误差; $\mathbf{b}_g^{l/r}$ 和 $\mathbf{b}_g^b$ 分别表示左轮/右轮、车身 MIMU 陀螺仪零偏误差; $\mathbf{b}_a^{l/r}$ 和 $\mathbf{b}_a^b$ 分别表示左轮/右轮、车身 MIMU 的加速度计零偏误差; $\mathbf{s}_g^{l/r}$ 和 $\mathbf{s}_g^b$ 分别表示左轮/右轮、车身 MIMU 陀螺仪尺度因子误差; $\mathbf{s}_a^{l/r}$ 和 $\mathbf{s}_a^b$ 分别表示左轮/右轮、车身 MIMU 加速度计尺度因子误差; $\delta \alpha$ 表示车身 MIMU 安装误差角。

如式(5)所示,采用简化的 PHI 角模型建立 MIMU 运动误差传播模型^[28],即:

$$\begin{cases} \dot{\phi}_u = -\mathbf{C}_u^n \delta \omega_{iu}^u \\ \dot{\delta \mathbf{r}}_u^n = \delta \mathbf{v}_u^n \\ \dot{\delta \mathbf{v}}_u^n = -(\phi_u \times) \mathbf{C}_u^n \mathbf{f}_u + \mathbf{C}_u^n \delta \mathbf{f}_u \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{C}_u^n$ 表示各 MIMU 坐标系到 n 坐标系姿态矩阵; $\delta \omega_{iu}^u$ 和 $\delta \mathbf{f}_u$ 分别表示各 MIMU 陀螺仪与加速度计测量误差; $\mathbf{f}_u$ 表示各 MIMU 加速度计输出; $u \in \{l, r, b\}$ 代表左轮、右轮、车身 MIMU; $\delta \omega_{iu}^u$ 和 $\delta \mathbf{f}_u$ 具体如式(6)所示。

$$\begin{cases} \delta \omega_{iu}^u = \mathbf{b}_u^g + \text{diag}(\omega_{iu}^u) \mathbf{s}_u^g + \boldsymbol{\eta}_u^g \\ \delta \mathbf{f}_u = \mathbf{b}_u^a + \boldsymbol{\eta}_u^a + \text{diag}(\mathbf{f}_u) \mathbf{s}_u^a \end{cases} \quad (6)$$

式中: ω_{iu}^u 表示各 MIMU 陀螺仪输出; $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角矩阵; $\boldsymbol{\eta}_u^g$ 表示各 MIMU 陀螺仪测量噪声; $\boldsymbol{\eta}_u^a$ 表示各 MIMU 加速度计测量噪声。

如式(7)所示,利用一阶高斯-马尔可夫模型^[27]建立加速度计与陀螺仪零偏与刻度因子误差模型。

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{b}}_u^g = - (1/\tau_u^{bg}) \mathbf{b}_u^g + \boldsymbol{\eta}_u^{bg} \\ \dot{\mathbf{b}}_u^a = - (1/\tau_u^{ba}) \mathbf{b}_u^a + \boldsymbol{\eta}_u^{ba} \\ \dot{\mathbf{s}}_u^g = - (1/\tau_u^{sg}) \mathbf{s}_u^g + \boldsymbol{\eta}_u^{sg} \\ \dot{\mathbf{s}}_u^a = - (1/\tau_u^{sa}) \mathbf{s}_u^a + \boldsymbol{\eta}_u^{sa} \end{cases} \quad (7)$$

式中: η_u^{bg} 和 η_u^{ba} 分别表示各 MIMU 陀螺仪和加速度计零偏误差的驱动白噪声向量; η_u^{sg} 和 η_u^{sa} 分别表示各 MIMU 陀螺仪和加速度计比例因子误差的驱动白噪声向量; τ_u^{bg} 、 τ_u^{ba} 、 τ_u^{sg} 、 τ_u^{sa} 分别表示各 MIMU 陀螺仪零偏误差、加速度计零偏误差、陀螺仪比例因子误差、加速度计比例因子误差在一阶高斯-马尔可夫模型中的相关时间。

将车身 MIMU 安装误差角建模为式(8)所示随机常数。

$$\delta\dot{\alpha} = 0 \quad (8)$$

2.2 测量误差模型

根据3个MIMU的安装特性(车轮MIMU随车轮旋转),可以计算得到左右车轮速度,进一步基于左右车轮速度可确定两个运动学参数的测量误差模型。

1) 平均轮速测量误差模型

轮速可由车轮 MIMU 陀螺仪 x 轴测量得到,以左轮为例,具体测量模型见式(9)。

$$\tilde{v}_{m-l}^v = \tilde{\omega}_x^l \times \rho - e_l = v_{m-l}^v + \rho \times \delta\omega_x^l - e_l \quad (9)$$

式中: $\tilde{v}_{m-l}^v$ 表示车轮速度测量值; v_{m-l}^v 表示车轮前向速度真实值,且 $v_{m-l}^v = \omega_x^l \times \rho$; ω_x^l 为 MIMU 陀螺仪 x 轴角速率真实值; ρ 表示车轮半径; $\tilde{\omega}_x^l$ 表示 MIMU 陀螺仪 x 轴测量值; $\delta\omega_x^l$ 表示车轮 MIMU 陀螺仪 x 轴测量误差; e_l 表示左车轮速度测量噪声。

假设无人运输车辆在前进过程中不发生跳跃与侧滑,则可基于非完整约束建立 v 坐标系下的车轮速度测量模型,如式(10)所示。

$$\tilde{v}_{m-l}^v = [v_{m-l}^v + \rho \times \delta\omega_x^l \quad 0 \quad 0]^T - e_l = v_{m-l}^v + \rho\delta\omega_{il}^l - e_l \quad (10)$$

式中: $\tilde{v}_{m-l}^v$ 表示左车轮速度测量向量; e_l 表示左轮速度测量噪声向量,包含前向速度噪声与非完整约束噪声; v_{m-l}^v 表示真实左车轮速度向量; $\delta\omega_{il}^l$ 表示左车轮 MIMU 陀螺仪测量误差向量; ρ 为 3×3 矩阵,第1行第1列元素为车轮半径 ρ ,其余元素为0。

基于式(10)与非完整约束建立式(11)所示 v 坐标系下右车轮速度测量误差模型。

$$\tilde{v}_{m-r}^v = v_{m-r}^v + \rho\delta\omega_{ir}^r - e_r \quad (11)$$

式中: $\tilde{v}_{m-r}^v$ 表示右车轮速度测量向量; v_{m-r}^v 表示真实右车轮速度向量; $\delta\omega_{ir}^r$ 表示右车轮 MIMU 陀螺仪测量误差向量; e_r 表示右车轮速度测量噪声向量,包含前向速度噪声与非完整约束噪声; 矩阵 ρ 与式(10)一致。

基于左轮以及右轮速度测量向量通过式(12)计算平均轮速。

$$\tilde{v}_m^v = (\tilde{v}_{m-l}^v + \tilde{v}_{m-r}^v)/2 \quad (12)$$

将式(10)及(11)代入到式(12)中得到式(13)。

$$\tilde{v}_m^v = v_m^v + \frac{\rho}{2}(\delta\omega_{il}^l + \delta\omega_{ir}^r) - e_\omega \quad (13)$$

式中: $\tilde{v}_m^v$ 表示由左右车轮速度测量向量计算得到的平均轮速测量向量,其表示前车轮轴中心位置的速度; v_m^v 表示真实平均轮速向量; e_ω 表示合成噪声向量。

2) 差动航向测量误差模型

针对不同转向机构的无人运输车辆,本文将车辆在平面内的转弯运动统一处理为差速形式的等效运动,其几何与运动学参数如图2所示。

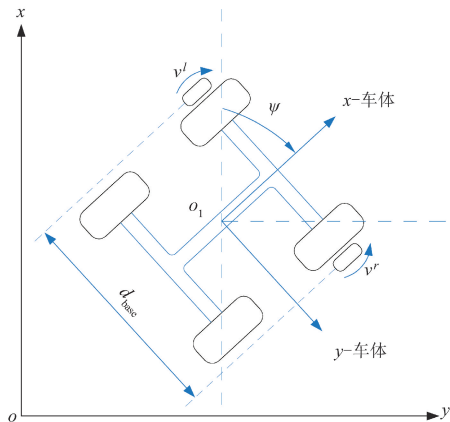


图2 差动航向的几何与运动学参数

Fig. 2 Geometric and kinematic parameters of differential steering

图2中 v^l 和 v^r 分别表示左/右车轮速度; ψ 表示载体偏航角; d_{base} 表示左/右轮 MIMU 间距; 且有式(14)所示关系。

$$\begin{cases} v^l = v_{m-l}^v \\ v^r = v_{m-r}^v \end{cases} \quad (14)$$

由式(14)可知,通过式(10)和(11)即可计算左右车轮速度。

在载体前进速度与纵轴重合的假设前提下,左车轮速度、右车轮速度以及车身速度存在式(15)所示关系^[29],即:

$$\begin{cases} \tilde{v}^l = \tilde{v} + \frac{\tilde{\omega}_\psi \times d_{base}}{2} \\ \tilde{v}^r = \tilde{v} - \frac{\tilde{\omega}_\psi \times d_{base}}{2} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\tilde{v}$ 表示载体前进速度; $\tilde{\omega}_\psi$ 表示载体偏航角速率; $\tilde{v}^l$ 表示左车轮速度测量值,且 $\tilde{v}^l = \tilde{v}_{m-l}^v$; $\tilde{v}^r$ 表示右车轮速度测量值,且 $\tilde{v}^r = \tilde{v}_{m-r}^v$ 。

基于左右车轮速度测量值可以得到如式(16)所示

载体偏航角速率。

$$\tilde{\omega}_{\psi} = \frac{\tilde{v}^l - \tilde{v}^r}{d_{\text{base}}} = \omega_{\psi} + \delta\omega_{\psi} - e_{\psi} \quad (16)$$

式中: ω_{ψ} 表示载体偏航角速率真实值; $\delta\omega_{\psi}$ 表示偏航角速率测量误差, 包含车轮 MIMU 陀螺仪误差与融合误差; e_{ψ} 表示偏航角速率测量噪声。

在平面运动与无侧滑假设下^[30]有式(17)所示关系。

$$\dot{\psi}_{\text{ref}} = \omega_{\psi} \quad (17)$$

式中: ψ_{ref} 表示载体偏航角。

构造式(18)所示差动航向测量。

$$\psi_{\text{ref}}(u_k) = \psi_{\text{ref}}(u_{k-1}) + \int_{u_{k-1}}^{u_k} \omega_{\psi}(\tau) d\tau \quad (18)$$

式中: u_k 与 u_{k-1} 表示时间序列。

航向测量值见式(19)。

$$\tilde{\psi}_{\text{ref}} = \psi_{\text{ref}} + \delta\psi_{\text{ref}} - e_{\text{ref}} \quad (19)$$

式中: $\tilde{\psi}_{\text{ref}}$ 表示航向测量值; ψ_{ref} 表示真实航向值; $\delta\psi_{\text{ref}}$ 表示航向误差; e_{ref} 表示航向测量噪声。

3 无人运输车定位

3.1 基于新息自适应的误差状态卡尔曼滤波算法

在复杂的井下环境中, 轮滑、冲击与地面起伏会导致轮速与航向观测出现异常, 此时若采用传统的 ESKF 量测噪声协方差矩阵, 滤波器会过度信任错误的观测, 导致轨迹发散。因此本文在传统滤波框架中引入基于新息的自适应滤波策略。

1) 误差状态卡尔曼滤波模型

误差状态卡尔曼滤波器采用误差状态公式, 系统状态被分为真实状态 $\mathbf{x}_k$ 、名义状态 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 以及误差状态 $\delta\mathbf{x}_k$, 名义状态的运动学模型被假设为零噪声, 过程噪声在误差状态的运动学模型中考虑, 故有式(20)所示系统状态方程。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \Phi_{k/k-1} \mathbf{x}_{k-1} \\ \delta\mathbf{x}_k = \Phi_{k/k-1} \delta\mathbf{x}_{k-1} + \Gamma_{k-1} \mathbf{n}_{k-1} \end{cases} \quad (20)$$

式中: $\Phi_{k/k-1}$ 表示系统的状态转移矩阵; Γ_{k-1} 表示噪声分配矩阵; $\mathbf{n}_{k-1}$ 为系统噪声向量。

系统量测模型为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \delta\mathbf{x}_k + \mathbf{V}_k \quad (21)$$

式中: $\mathbf{z}_k$ 、 $\mathbf{H}_k$ 、 $\mathbf{V}_k$ 分别表示 k 时刻测量残差值、观测矩阵、测量噪声。

一般传统 ESKF 计算过程包括 3 个步骤^[31], 即:

(1) 时间更新

时间更新包含两部分: 状态预测和协方差预测, 见式(22)。

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \delta\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \delta\hat{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \mathbf{C}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \mathbf{C}_{k-1} \Phi_{k/k-1}^T + \Gamma_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \Gamma_{k-1}^T \end{cases} \quad (22)$$

式中: $\mathbf{C}_{k/k-1}$ 、 $\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}$ 、 $\delta\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}$ 、 $\Phi_{k/k-1}$ 、 $\mathbf{Q}_{k-1}$ 分别表示滤波器的协方差预测矩阵、名义状态预测向量、误差状态预测向量、状态转移矩阵和噪声方差矩阵。

(2) 量测更新

量测更新由 3 部分组成: 卡尔曼滤波增益计算、状态最优估计以及协方差修正, 见式(23)。

$$\begin{cases} \mathbf{K}_k = \mathbf{C}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{C}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \\ \delta\hat{\mathbf{x}}_k = \delta\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \delta\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}) \\ \mathbf{C}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{C}_{k/k-1} \end{cases} \quad (23)$$

式中: $\mathbf{K}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 分别表示滤波器的增益矩阵和量测噪声协方差矩阵。

(3) 误差重置

经过时间更新与量测更新之后, 得到了误差状态的最优估计, 需将估计误差状态注入到名义状态中, 如式(24)所示。

$$\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} \oplus \delta\hat{\mathbf{x}}_k \quad (24)$$

式中: “ $\oplus$ ” 表示广义加法。

名义状态更新之后, 对误差状态进行式(25)和(26)所示重置操作。

$$\delta\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{0} \quad (25)$$

$$\tilde{\mathbf{C}}_k = \mathbf{U}_k \mathbf{C}_k \mathbf{U}_k^T \quad (26)$$

式中: $\tilde{\mathbf{C}}_k$ 表示重置协方差; $\mathbf{U}_k$ 表示误差重置雅可比矩阵, 可近似取为单位阵。

2) 基于新息的自适应滤波策略

基于新息的自适应是一种新颖滤波方法, 将新息定义为测量残差值与其预测值之间的差值, 具体形式如式(27)所示。

$$\mathbf{j}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \delta\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} \quad (27)$$

新息方差如式(28)所示。

$$\mathbf{E}[\mathbf{j}_k \mathbf{j}_k^T] = \mathbf{H}_k \mathbf{C}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (28)$$

量测噪声的估计值如式(29)所示。

$$\hat{\mathbf{R}}_k = (1 - d_k) \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + d_k (\mathbf{j}_k \mathbf{j}_k^T + \mathbf{H}_k \mathbf{C}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T) \quad (29)$$

式中: $\mathbf{j}_k$ 表示新息序列。

d_k 的具体形式见式(30)。

$$d_k = \frac{(1 - b)}{(1 - b^{k+1})} \quad (30)$$

式中: b 表示遗忘因子, 一般取值范围为 0.95 ~ 0.99 (见文献[32]), 本文取 b 为 0.95。

根据式(29)可对量测噪声方差进行估计, 该估计受新息序列影响, 当新息序列异常时, $\mathbf{R}_k$ 的估计精度会下降。为此, 对新息引入如式(31)所示异常门控。

$$\mathbf{j}_k^T \mathbf{j}_k \leq \text{tr}[\mathbf{E}(\mathbf{j}_k \mathbf{j}_k^T)] = \text{tr}(\mathbf{H}_k \mathbf{C}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k) \quad (31)$$

式中: $\text{tr}[\cdot]$ 表示矩阵的迹。

当新息序列满足门控时令 $\mathbf{R}_k = \hat{\mathbf{R}}_k$ 并计算增益矩阵; 否则适当增大 $\mathbf{R}_k$, 避免滤波发散。

基于自适应滤波的 ESKF 算法流程如图 3 所示。

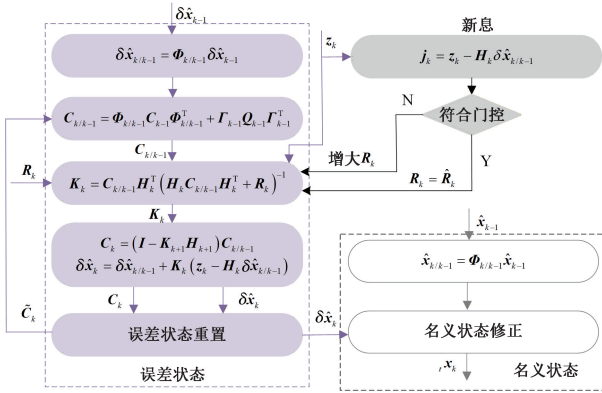


图 3 自适应 ESKF 算法流程

Fig. 3 Flowchart of the ESKF algorithm based on the adaptive filter

3.2 车轮空转及侧滑异常检测

平均轮速与差动航向测量误差模型建立在“无侧滑、无空转”的假设基础上。然而在井下湿滑、泥泞或者坡度较大的工况下,上述假设可能失效,导致测量残差显著增大。前面已提出新息异常门控,为进一步避免滤波器错误地信任失效模型,本文在新息自适应框架中引入异常检测与隔离机制,在进行自适应滤波之前应首先基于新息进行异常检测与隔离。

当车辆未出现空转或者侧滑等异常状态时,式(27)中的新息 $\mathbf{j}_k$ 应近似服从高斯分布,其协方差矩阵为 $\mathbf{E}[\mathbf{j}_k \mathbf{j}_k^T]$, 均值为 0, 然而, 当车辆发生空转或者侧滑等异常状况时, 新息 $\mathbf{j}_k$ 就不再符合零均值的高斯白噪声分布。为此本文采用卡方 (χ^2) 检测^[33] 的方法对异常值进行分析, 通过新息 $\mathbf{j}_k$ 的统计特性来判断车辆是否发生空转或者侧滑等状况。构造式(32)所示系统异常检测统计量。

$$\lambda_k = \mathbf{j}_k^T \times \mathbf{E}[\mathbf{j}_k \mathbf{j}_k^T]^{-1} \times \mathbf{j}_k \quad (32)$$

式中: 统计量 λ_k 服从显著性水平为 α_t 、自由度为 m 的卡方分布, 即 $\lambda_k \sim \chi^2(m)$; m 表示量测维数。

进一步, 利用式(33)判定平均轮速与差动航向测量是否异常。

$$\begin{cases} \lambda_k \geq \chi_{\alpha_t}^2, & \text{异常} \\ \lambda_k < \chi_{\alpha_t}^2, & \text{正常} \end{cases} \quad (33)$$

具体而言, 当 λ_k 大于等于预设的检测门限 $\chi_{\alpha_t}^2$ 时, 判

定测量值异常; 反之, 则判定测量值正常。检测门限 $\chi_{\alpha_t}^2$ 通过查阅误差率卡方分布表获取。

当系统检测到某时刻车辆出现异常行驶状况时, 隔离当前所有观测, 仅进行系统状态传播。

3.3 基于差动航向及平均轮速约束无人运输车定位

本节给出三 MIMU 数据联合处理的具体流程。

1) 误差状态滤波处理

式(5)~(8)可以由式(34)所示误差状态连续时间模型表示。

$$\dot{\delta \mathbf{x}}(t) = \mathbf{F}(t) \delta \mathbf{x}(t) + \mathbf{F}(t) \mathbf{u}(t) \quad (34)$$

式中: $\mathbf{F}(t)$ 表示系统状态转移矩阵; $\mathbf{F}(t)$ 表示系统噪声分配矩阵; $\mathbf{u}(t)$ 表示系统噪声。

将式(5)~(8)转化为式(35)所示离散形式。

$$\begin{cases} \phi_{u/k} = \phi_{u/k-1} - \mathbf{C}_u^n \mathbf{b}_{u/k-1}^g \times \Delta T - \mathbf{C}_u^n \times \text{diag}(\omega_{iu}^u) \mathbf{s}_{u/k-1}^g \times \Delta T \\ \delta \mathbf{r}_{u/k}^n = \delta \mathbf{r}_{u/k-1}^n + \delta \mathbf{v}_{u/k-1}^n \times \Delta T \\ \delta \mathbf{v}_{u/k}^n = \delta \mathbf{v}_{u/k-1}^n + [(\mathbf{C}_u^n \mathbf{f}_u) \times] \phi_{u/k-1} \times \Delta T + \mathbf{C}_u^n \mathbf{b}_{u/k-1}^a \times \Delta T + \mathbf{C}_u^n \text{diag}(\omega_{iu}^u) \mathbf{s}_{u/k-1}^a \times \Delta T \\ \mathbf{b}_{u/k}^g = e^{-\frac{\Delta T}{\tau_{bg}^g}} \times \mathbf{b}_{u/k-1}^g + \mathbf{w}_{u/k}^g \\ \mathbf{b}_{u/k}^a = e^{-\frac{\Delta T}{\tau_{ba}^a}} \times \mathbf{b}_{u/k-1}^a + \mathbf{w}_{u/k}^a \\ \mathbf{s}_{u/k}^g = e^{-\frac{\Delta T}{\tau_{ug}^{sg}}} \times \mathbf{s}_{u/k-1}^g + \mathbf{w}_{u/k}^g \\ \mathbf{s}_{u/k}^a = e^{-\frac{\Delta T}{\tau_{ua}^{sa}}} \times \mathbf{s}_{u/k-1}^a + \mathbf{w}_{u/k}^a \\ \delta \alpha_k = \delta \alpha_{k-1} \end{cases} \quad (35)$$

式中: ΔT 表示时间步长; $\mathbf{w}_{u/k}^g$ 、 $\mathbf{w}_{u/k}^a$ 、 $\mathbf{w}_{u/k}^g$ 、 $\mathbf{w}_{u/k}^a$ 分别表示零均值的高斯白噪声。

与式(20)系统状态方程一致, 滤波系统离散形式误差状态模型见式(36)。

$$\delta \mathbf{x}_k = \Phi_{k/k-1} \delta \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (36)$$

式中: $\mathbf{w}_{k-1}$ 表示离散噪声; 系统状态转移矩阵 $\Phi_{k/k-1}$ 如式(37)所示, 由左车轮、右车轮、车身 MIMU 的离散状态转移矩阵 $\Phi_{k/k-1}^l$ 、 $\Phi_{k/k-1}^r$ 、 $\Phi_{k/k-1}^b$ 组成。

$$\begin{pmatrix} \Phi_{k/k-1} \end{pmatrix}_{66 \times 66} = \begin{bmatrix} (\Phi_{k/k-1}^l)_{21 \times 21} & \mathbf{0}_{21 \times 21} & \mathbf{0}_{21 \times 24} \\ \mathbf{0}_{21 \times 21} & (\Phi_{k/k-1}^r)_{21 \times 21} & \mathbf{0}_{21 \times 24} \\ \mathbf{0}_{24 \times 21} & \mathbf{0}_{24 \times 21} & (\Phi_{k/k-1}^b)_{24 \times 24} \end{bmatrix} \quad (37)$$

以左车轮 MIMU 状态转移矩阵为例(令式(35)中的 $u=l$), 其具体形式见式(38)。

$$\Phi_{k/k-1}^l = \begin{bmatrix} I & 0 & 0 & -C_l^n \times \Delta T & 0 & -C_l^n \text{diag}(\omega_{il}^l) \times \Delta T & 0 \\ 0 & I & \Delta T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \Delta T \times (C_l^n f_l) \times & 0 & I & 0 & C_l^n \times \Delta T & 0 & C_l^n \text{diag}(\omega_{il}^l) \times \Delta T \\ 0 & 0 & 0 & e^{\frac{-\Delta T}{\tau_{il}^{bg}}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & e^{\frac{-\Delta T}{\tau_{il}^{ba}}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & e^{\frac{-\Delta T}{\tau_{il}^{sg}}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & e^{\frac{-\Delta T}{\tau_{il}^{sa}}} \end{bmatrix} \quad (38)$$

式中: C_l^n 表示从 l 系到 n 系的方向余弦矩阵; f_l 表示左车轮 MIMU 加速度计输出; ω_{il}^l 表示左车轮 MIMU 陀螺仪输出; τ_{il}^{bg} 、 τ_{il}^{ba} 、 τ_{il}^{sg} 、 τ_{il}^{sa} 分别表示左车轮 MIMU 陀螺仪零偏误差、加速度计零偏误差、陀螺仪比例因子误差、加速度计比例因子误差在一阶高斯-马尔可夫模型中的相关时间; I 表示 3×3 单位矩阵; 0 表示 3×3 零矩阵。

右车轮 MIMU 的状态转移矩阵 $\Phi_{k/k-1}^r$ 与式 (38) 一致, 对应 l 更换为 r 即可; 对于车身 MIMU 的状态转移矩阵 $\Phi_{k/k-1}^b$, 车身 MIMU 额外多一组状态向量, 需要在式 (38) 的对角线上扩展一个 3×3 单位矩阵。

观测方程定义为平均轮速测量值以及航向测量值与相应预测值之差, 如式 (39) 所示。

$${}^m \mathbf{z}_k = {}^m \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + {}^m \mathbf{v}_k \quad (39)$$

式中: ${}^m \mathbf{z}_k$ 表示测量残差; ${}^m \mathbf{H}_k$ 表示观测矩阵; ${}^m \mathbf{v}_k$ 表示零均值高斯白噪声。

式 (39) 中测量残差 ${}^m \mathbf{z}_k$ 具体形式如式 (40) 所示。

$${}^m \mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{v}}_l^v - \tilde{\mathbf{v}}_m^v \\ \tilde{\mathbf{v}}_r^v - \tilde{\mathbf{v}}_m^v \\ \tilde{\mathbf{v}}_b^v - \tilde{\mathbf{v}}_m^v \\ \hat{\psi}_l - \tilde{\psi}_{ref} \end{bmatrix} \quad (40)$$

式中: $\hat{\psi}_l$ 表示由左车轮 MIMU 预测的航向角; $\tilde{\psi}_{ref}$ 见式 (19); $\tilde{\mathbf{v}}_l^v$ 、 $\tilde{\mathbf{v}}_r^v$ 、 $\tilde{\mathbf{v}}_b^v$ 分别表示由左轮、右轮、车身 MIMU 预测得到的载体坐标系原点 O_v 处的速度向量, 由式 (41)、(42) 计算得到^[27]。

$$\tilde{\mathbf{v}}_b^v = \tilde{\mathbf{C}}_b^v \tilde{\mathbf{C}}_n^b \tilde{\mathbf{v}}_b^n + \tilde{\mathbf{C}}_b^v (\tilde{\omega}_{nb}^b \times) \mathbf{I}_{wheel}^b \quad (41)$$

$$\tilde{\mathbf{v}}_{l/r}^v = \tilde{\mathbf{C}}_n^v \tilde{\mathbf{v}}_{l/r}^n + \tilde{\mathbf{C}}_n^v \tilde{\mathbf{C}}_{n/l/r}^n (\tilde{\omega}_{nl/r}^n \times) \mathbf{I}_{wheel}^{l/r} \quad (42)$$

式中: $\tilde{\mathbf{v}}_b^v$ 和 $\tilde{\mathbf{v}}_{l/r}^v$ 分别表示由车身与左/右车轮 MIMU 预测的载体坐标系原点 O_v 处速度向量; $\tilde{\mathbf{C}}_b^v$ 表示 b 系到 v 系包含安装误差角 $\delta \alpha$ 的方向余弦矩阵, 由 MIMU 在载体中的安装位置确定; $\tilde{\mathbf{C}}_n^b$ 表示由车身 MIMU 输出确定的 n 系到 b 系包含姿态误差角 ϕ_b 的方向余弦矩阵; $\tilde{\omega}_{nb}^b$ 和

$\tilde{\omega}_{nl/r}^{l/r}$ ($\tilde{\omega}_{nl/r}^{l/r} \triangleq \tilde{\omega}_{nl}^{l/r} \tilde{\omega}_{nr}^{l/r}$) 分别表示车身与左/右车轮 MIMU 相对于 n 系的角速率在各自坐标系下的投影, 当 MIMU 精度低时有 $\tilde{\omega}_{nb}^b \approx \tilde{\omega}_{ib}^b$ 、 $\tilde{\omega}_{nl/r}^{l/r} \approx \tilde{\omega}_{il/r}^{l/r}$; $\mathbf{I}_{wheel}^b$ 和 $\mathbf{I}_{wheel}^{l/r}$ 分别表示车身、左/右车轮 MIMU 测量中心与车轮前轴中心之间的杆臂矢量; $\tilde{\mathbf{C}}_n^v$ 表示 n 系到 v 系仅包含左/右车轮 MIMU 航向误差 $\delta \psi_{l/r}$ 的方向余弦矩阵, 其俯仰角及横滚角可由车身 MIMU 提供, 航向角由左/右车轮 MIMU 提供; $\tilde{\mathbf{v}}_b^n$ 和 $\tilde{\mathbf{v}}_{l/r}^n$ 分别表示由车身、左/右车轮 MIMU 机械编排得到的在 n 系下的速度; $\tilde{\mathbf{C}}_{n/l/r}^n$ 表示由左/右车轮 MIMU 输出确定的 l/r 系到 n 系的包含姿态角误差 $\phi_{l/r}$ 的方向余弦矩阵; $(\cdot \times)$ 表示向量的反对称矩阵。

基于上述对各转换矩阵的描述, 存在如式 (43) 和 (44) 所示关系。

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{C}}_b^v = (\mathbf{I} - \delta \alpha \times) \mathbf{C}_b^v \\ \tilde{\mathbf{C}}_n^b = \mathbf{C}_n^b (\mathbf{I} + \phi_b \times) \end{cases} \quad (43)$$

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{C}}_n^v = \mathbf{C}_n^v (\mathbf{I} + \delta \psi_{l/r} \times) \\ \tilde{\mathbf{C}}_{l/r}^n = (\mathbf{I} - \phi_{l/r} \times) \mathbf{C}_{l/r}^n \end{cases} \quad (44)$$

式中: $\mathbf{C}_b^v$ 表示 b 系到 v 系的方向余弦矩阵; $\mathbf{C}_n^b$ 表示 n 系到 b 系的方向余弦矩阵; $\mathbf{C}_n^v$ 表示从 n 系到 v 系的方向余弦矩阵; $\delta \psi_{l/r}$ 是仅包含左/右车轮航向误差的姿态误差向量, 有如下形式: $\delta \psi_{l/r} = [0 \ 0 \ \delta \psi_{l/r}]^T$ 。

式 (39) 中观测矩阵 ${}^m \mathbf{H}_k$ 具体形式见式 (45)。

$$({}^m \mathbf{H}_k)_{10 \times 66} = \begin{bmatrix} ({}^m \mathbf{H}_k^l)_{3 \times 66} \\ ({}^m \mathbf{H}_k^r)_{3 \times 66} \\ ({}^m \mathbf{H}_k^b)_{3 \times 66} \\ ({}^m \mathbf{H}_k^\psi)_{1 \times 66} \end{bmatrix} \quad (45)$$

式中: ${}^m \mathbf{H}_k^l$ 、 ${}^m \mathbf{H}_k^r$ 、 ${}^m \mathbf{H}_k^b$ 、 ${}^m \mathbf{H}_k^\psi$ 为式 (40) 中 4 种测量残差对应的观测矩阵, 具体见式 (48) ~ (53)。

2) 滤波结果输出

经卡尔曼滤波处理之后会得到 3 组导航信息, 无人运输车辆的位置信息取各 MIMU 加权融合之后的位置。经卡尔曼滤波后得到的 3 个 MIMU 位置信息为各自测量中心在 n 系下的位置, 需统一到相同参考点进行融合, 由

$$\begin{cases} {}^m_{\delta v_l} \mathbf{H}_k^l = \mathbf{C}_n^v \\ {}^m_{b_g^l} \mathbf{H}_k^l = -\mathbf{C}_n^v \mathbf{C}_l^n (\mathbf{l}_{wheel}^l \times) \\ {}^m_{s_g^l} \mathbf{H}_k^l = -\mathbf{C}_n^v \mathbf{C}_l^n (\mathbf{l}_{wheel}^l \times) \cdot \text{diag}(\boldsymbol{\omega}_{il}^l) \\ {}^m_{\phi_l} \mathbf{H}_k^l = (-\mathbf{C}_n^v [\mathbf{v}_l^n + \mathbf{C}_l^n (\boldsymbol{\omega}_{nl}^l \times) \mathbf{l}_{wheel}^l] \times) \cdot \mathbf{T} + \\ \quad \mathbf{C}_n^v [(\mathbf{C}_l^n (\boldsymbol{\omega}_{nl}^l \times) \mathbf{l}_{wheel}^l) \times] \end{cases} \quad (52)$$

式中: $\mathbf{T}$ 为 3×3 矩阵, 仅第 3 行第 3 列元素为 1, 其余元素为 0。

右轮 MIMU 残差观测值对应的矩阵块 ${}^m \mathbf{H}_k^r$ 如式 (53) 所示。

$${}^m \mathbf{H}_k^r = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 21} & {}^m_{\phi_r} \mathbf{H}_k^r & \mathbf{0} & {}^m_{\delta v_r} \mathbf{H}_k^r & {}^m_{b_g^r} \mathbf{H}_k^r & \mathbf{0} & {}^m_{s_g^r} \mathbf{H}_k^r & \mathbf{0}_{3 \times 27} \end{bmatrix} \quad (53)$$

式中: $\mathbf{0}_{3 \times 21}$ 表示 3×21 零矩阵; $\mathbf{0}_{3 \times 27}$ 表示 3×27 零矩阵; ${}^m_{\phi_r} \mathbf{H}_k^r$ 、 ${}^m_{\delta v_r} \mathbf{H}_k^r$ 、 ${}^m_{b_g^r} \mathbf{H}_k^r$ 、 ${}^m_{s_g^r} \mathbf{H}_k^r$ 分别为 ϕ_r 、 δv_r 、 b_g^r 、 s_g^r 的观测矩阵, 具体形式与式 (52) 一致。

另外, 由式 (37) 可知系统离散状态转移矩阵 $\Phi_{k/k-1}$ 具有块对角结构, 可写为 $\text{diag}(\Phi_{k/k-1}^l, \Phi_{k/k-1}^r, \Phi_{k/k-1}^b)$, 因此, 在时间更新阶段, 66 维状态预测与协方差预测可分解为 21 维左轮 MIMU、21 维 MIMU 和 24 维车身 MIMU 这 3 个子块分别完成, 无需对 66 维 $\times$ 66 维协方差进行统一传播。进一步, 由式 (45) ~ (53) 可知, 平均轮速与差动航向观测残差可按“左轮-航向、右轮、车身”分为 3 组, 对应观测矩阵块分别表示为 $\mathbf{H}_k^l \in \mathbf{R}^{4 \times 21}$ 、 $\mathbf{H}_k^r \in \mathbf{R}^{3 \times 21}$ 、 $\mathbf{H}_k^b \in \mathbf{R}^{3 \times 24}$, 需说明的是, 由式 (40) 可知, 3 组速度残差共享同一平均轮速观测, 从严格统计意义上讲, 各组量测之间并非完全独立, 而是存在由公共观测引入的相关性, 为兼顾实时性与实现的一致性, 同时考虑到所用传感器均为低成本 MIMU, 本文在具体算法实现时将 $\mathbf{R}_k$ 近似为块对角形式, 即分别基于“左轮-航向”、“右轮”和“车身”3 组观测估计各自的 $\mathbf{R}_k$, 并据此完成相应子块的滤波增益计算。这样处理会牺牲一定的统计最优性, 但可显著降低算法更新时的计算规模, 提高数据处理效率。由于自适应滤波所得到的观测噪声协方差直接参与滤波增益计算, 应与分块观测更新保持一致, 采用与 3 组子新息相对应的块对角更新形式; 而卡方检测的目的是对当前量测集合进行整体有效性判别, 并不直接参与滤波更新, 因此仍可基于完整 10 维新息向量及其对应的协方差近似构造检测统计量, 具体处理逻辑见 3.2 节。

4 试验及分析

4.1 试验描述

为验证本文所提方法的合理性, 试验使用 Navigator C2 型号的四轮差动机器人模拟无人运输车辆的运行轨迹。

实地测试在中国矿业大学校园内开展, 试验设备主要包括计算机、四轮差动机器人、INS300E 组合导航、WT9011DCL-BT50 型号 MIMU、LIVOX MID-70 激光雷达。其中, INS300E 组合导航用于提供机器人的位姿参考真值与导航初始参考信息; LIVOX MID-70 激光雷达提供位姿对比信息; WT9011DCL-BT50 型号的 MIMU 用于采集试验数据, 采样频率为 200 Hz, 搭载 ICM 42605 芯片, 芯片具体规格参数见表 2, 其中陀螺仪与加速度计参数均针对 x 、 y 、 z 三轴。

Table 2 Technical parameters of ICM 42605		
参数	陀螺仪	加速度
随机噪声	0.228 °/√h	0.041 2 m/s/√h

试验共使用 3 个 MIMU, 分别安装于机器人车身以及左右两侧车轮平面内。3 个 MIMU 通过蓝牙模块与计算机通讯并实时传输数据。试验台具体搭建方式如图 5 所示。试验场景分为 3 种: 第 1 个场景为模拟狭窄巷道环境的走廊 (见图 6(a)), 在该环境中做一次往返运动, 轨迹总长约 65 m; 第 2 个场景为多转弯长距离运动环境 (见图 6(b)), 在该场景中路面存在一定的颠簸, 轨迹总长约 399 m; 第 3 个场景为长距离闭环运动场景 (见图 6(c)), 轨迹总长约 692 m。

对采集到的数据进行离线处理并统计 3 个场景中实现单步滤波所用的时间, 在 windows10 系统的虚拟机中完成上述过程, 主机处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-13700 CPU, 虚拟内核为 4 核。

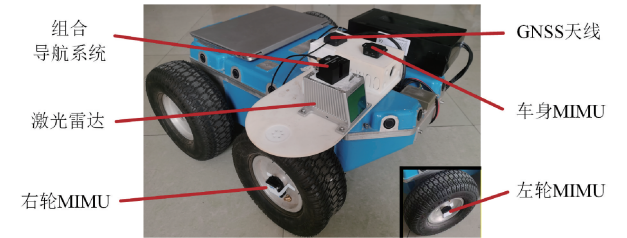


图5 试验台总体布置
Fig. 5 Overall layout of the experimental test rig



(a) 场景1试验运行轨迹
(a) Test trajectory of scenario one

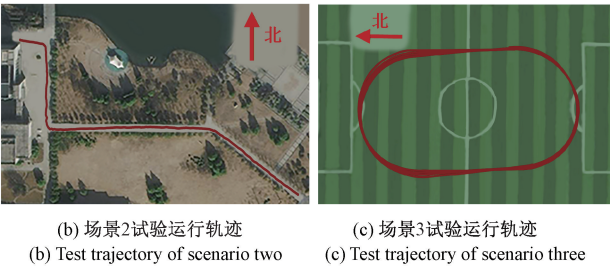


图 6 运行轨迹
Fig. 6 Test trajectories

4.2 结果分析

对不同的方法作以下定义：
M1(纯惯性导航):依靠车身 MIMU 机械编排得到载体位姿;M2(平均轮速约束):依靠车身+车轮 MIMU 以及平均轮速观测联合估计载体位姿;M3(差动航向约束):在方法 M2 的基础上,加入差动航向约束对载体进行定位;M4(激光雷达):基于 LiDAR SLAM 定位。

1) 运行轨迹分析
图 7 展示了场景 1 中的轨迹对比结果,其中,M2、M3、M4 的轨迹总体能够跟随参考轨迹,且 M3 在转弯段与参考轨迹的贴合度更高,转向过程更稳定。图 8 展示了场景 2 的轨迹对比,场景 2 包含多个转弯段且路面存在少量颠簸,M2 的轨迹出现了一定偏离,而 M3 与 M4 仍能保持较好的轨迹一致性。M1 在无外部约束时发散明显,因此未在图 7 和 8 中展示。在场景 3 中,由于试验区地面开阔、环境特征稀疏,LiDAR SLAM 方法漂移较为严重,因此未在该场景纳入 M4 作对比。

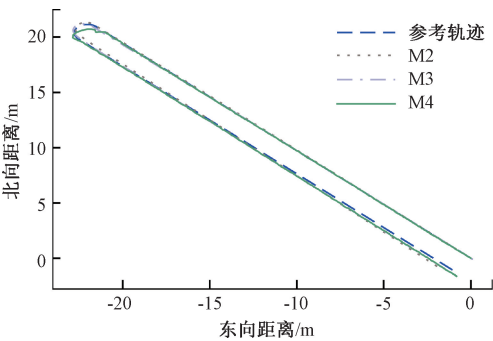


图 7 试验场景 1 轨迹
Fig. 7 Trajectory of test scenario 1

图 9~11 进一步给出了各方法在 3 个场景下轨迹的东向误差、北向误差和整体误差。为便于显示,对图 9~11 中 M1 的误差曲线按进行缩放处理。

图 9(a)~(c)展示了场景 1 中各方法的轨迹误差曲线,M2、M3、M4 的误差整体处于较低水平,M4 整体效果最好,M3 次之。

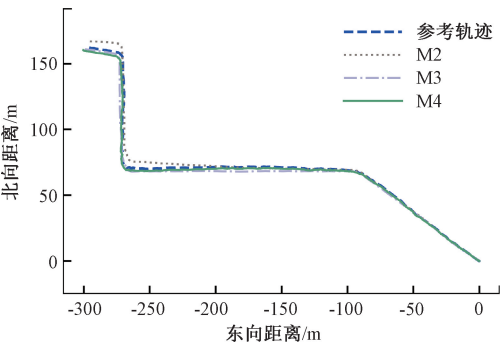


图 8 试验场景 2 轨迹
Fig. 8 Trajectory of test scenario 2

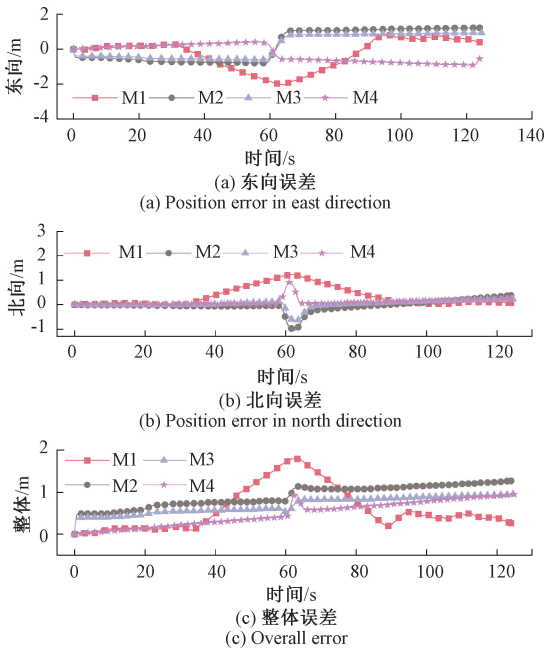


图 9 试验场景 1 轨迹误差
Fig. 9 Trajectory error of test scenario 1

注:M1 的东向误差按原始值的 1/10 绘制,北向误差曲线和整体误差曲线按原始值的 1/15 绘制

图 10(a)~(c)展示了场景 2 中各方法的轨迹误差曲线,受多转弯与路面少量颠簸影响,M2 的误差波动加大,而 M3 的误差增长被明显抑制,整体效果接近 M4,体现出 M3 更好的鲁棒性。

图 11(a)~(c)为场景 3 中各方法的轨迹误差曲线,闭环场景下 M3 仍保持较小误差,体现出长期运行的稳定性。

统计并汇总图 9~11 中对应的误差数据,计算每个场景的位置均方根误差 (root mean square error, RMSE) 值,如表 3 所示。此外,为对比分析,表 3 补充给出仅使用 GPS 定位时位置 RMSE 结果。

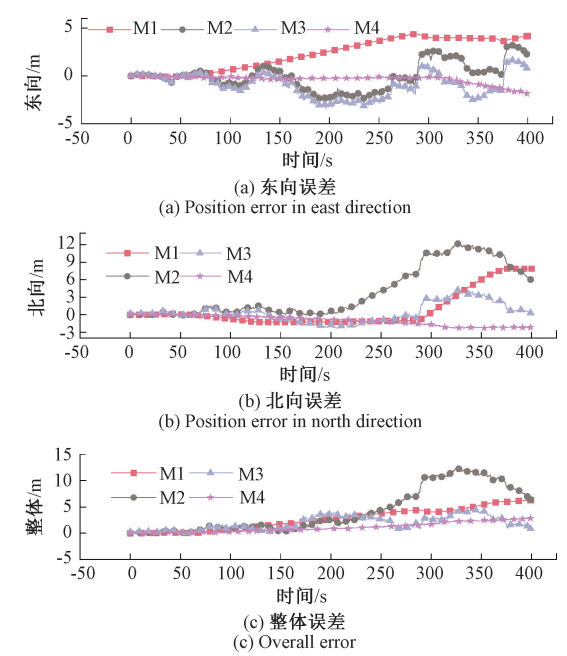


图 10 试验场景 2 轨迹误差

Fig. 10 Trajectory error of test scenario 2
注: M1 的东向误差和整体误差曲线按原始值的 1/50 绘制, 北向误差曲线按原始值的 1/30 绘制

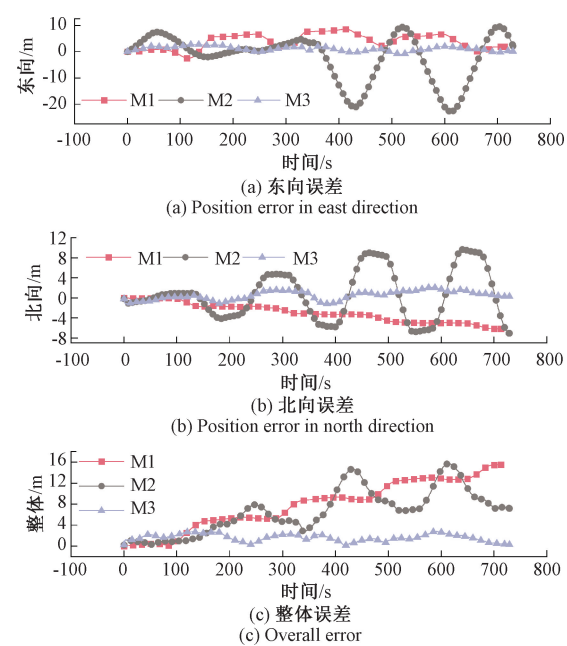


图 11 试验场景 3 轨迹误差

Fig. 11 Trajectory error of test scenario 3
注: M1 的东向误差曲线按原始值的 1/200 绘制, 北向误差曲线按原始值的 1/40 绘制, 整体误差曲线按原始值的 1/80 绘制

整体来看, M1 在场景 1、2 和 3 中的 RMSE 分别为 11.904、183.369 和 725.328 m, 仅依靠低成本 MEMS

表 3 试验定位误差结果						
Table 3 Position error result (m)						
场景	均方根误差	M1	M2	M3	M4	GPS
1	东向	9.009	0.920	0.705	0.552	0.685
	北向	7.781	0.230	0.153	0.171	0.555
	整体	11.904	0.948	0.722	0.578	0.882
2	东向	157.387	1.446	1.586	0.602	0.625
	北向	109.093	5.784	1.666	1.286	0.735
	整体	183.369	5.962	2.300	1.420	0.965
3	东向	195.446	6.224	1.017	-	0.757
	北向	698.500	8.964	1.403	-	0.638
	整体	725.328	7.874	1.733	-	0.990

MIMU 进行纯惯性机械编排时,误差会随时间迅速积累并快速发散;在加入平均轮速约束后,即 M2 的整体 RMSE 在 3 个场景中分别下降至 0.948、5.962 和 7.874 m,表明运动学约束能够显著抑制位置漂移;在此基础上, M3 进一步引入差动航向约束,整体 RMSE 分别降至 0.722、2.300 和 1.733 m,较 M2 分别降低 23.8%、61.4% 和 78.0%,降幅明显; M4 在场景 1 和场景 2 中整体 RMSE 分别为 0.578 和 1.420 m,优于 M3 的 0.722 和 2.300 m,说明在环境结构特征较丰富时, LiDAR SLAM 在位置精度方面具有一定优势,但前面提到在场景 3 中仅依靠 LiDAR SLAM 方法无法进行准确定位, 3 个场景的巨大差异结果表明该方法进行定位时对环境的强依赖性; GPS 在 3 种场景的 RMSE 值约为 0.882~0.990 m,表现稳定,在场景 1 中 M3 与 GPS 定位结果相近且稍优于 GPS 的 0.882 m,在场景 2 和场景 3 中, M3 的整体 RMSE 虽高于 GPS,但仍显著优于 M1 和 M2,综合分析表明本文方法在 GPS 拒止、特征受限环境下的定位稳定性。

2) 航向分析

图 12~14 分别展示了场景 1、2、3 中的航向角对比结果。总体而言,由曲线即可看出 M1 在 3 个场景中均出现了较明显的航向漂移,尤其是在长距离运行条件下偏差持续累积; M2 在加入平均轮速约束后能够在一定程度上跟随参考航向变化; M3 在 3 个场景中的航向曲线均与参考航向保持较高一致性; M4 同样能够较好跟随参考航向,但在场景 3 中由于环境特征不足 LiDAR 严重漂移,因此未纳入对 M4 航向对比。

图 15(a)~(c) 进一步展示了 3 种场景下各方法的航向角误差对比结果。场景 1 中,在约 0~50 s 时间内各方法航向误差均较小;当车辆在约 55~65 s 进入转向阶段后,各曲线均出现波动,其中 M1 偏离参考值后未恢复到正常水平,其余方法在振荡之后短时间内可恢复到正

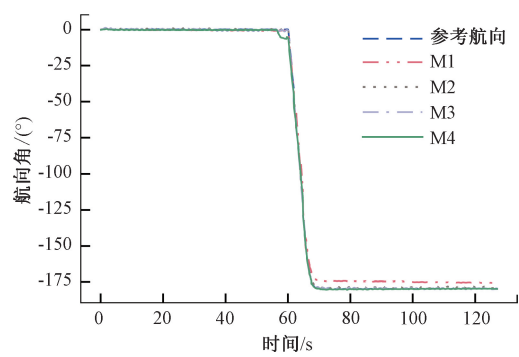


图 12 试验场景 1 航向角

Fig. 12 Yaw angle of test scenario 1

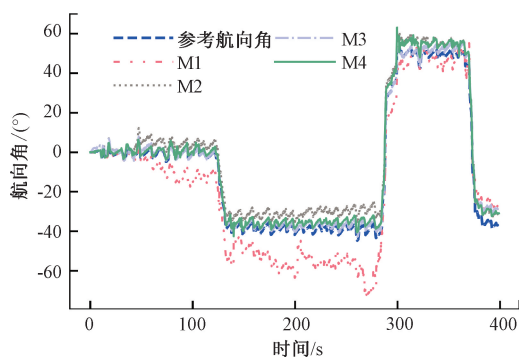


图 13 试验场景 2 航向角

Fig. 13 Yaw angle of test scenario 2

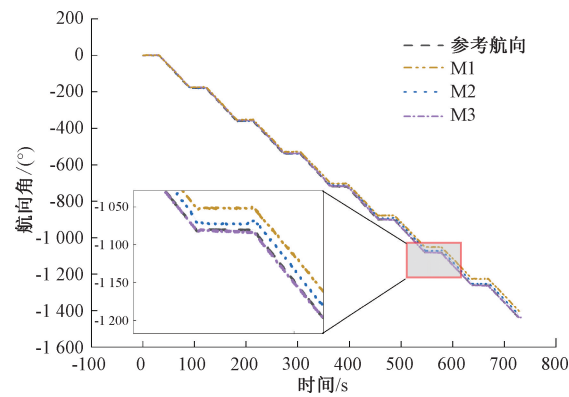


图 14 试验场景 3 航向角

Fig. 14 Yaw angle of test scenario 3

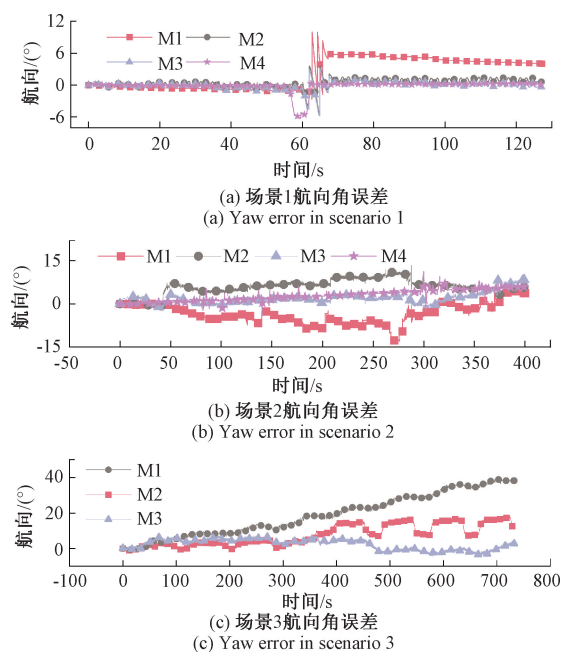


图 15 不同场景航向角误差

Fig. 15 Yaw errors in different scenarios

注:场景 2 中 M1 的航向误差按原始值的 1/2.5 绘制

为 3.598° 、 0.965° 、 0.835° 和 1.056° , M3 较 M2 降低 13.5%,同时优于 M4;场景 2 中,M3 的航向 RMSE 为 2.722° ,较 M2 的 6.585° 降低 58.7%,也优于 M4 的 3.521° ;场景 3 中,M3 的航向 RMSE 为 3.754° ,较 M2 的 18.858° 降低 80.1%,相较于 M1 的 22.194° 表现出显著优势。

表 4 不同场景下的航向误差结果

Table 4 Yaw error result in different scenarios

($^{\circ}$)

试验场景	M1	M2	M3	M4
1	3.598	0.965	0.835	1.056
2	11.982	6.585	2.722	3.521
3	22.194	18.858	3.754	-

综合运行轨迹分析与航向分析两部分试验结果,LiDAR SLAM 在场景 1 和 2 的位置估计中具有较强竞争力,但在航向估计方面并未优于本文方法;这说明本文构造的差动航向约束能够有效对车辆航向进行校正,在不依赖特征环境以及 GPS 信号的条件下仍可获得更稳定的航向输出。综合表 3 和 4 数据,本文方法在系统成本、环境依赖性和定位稳定性之间取得了较好的平衡,更满足井下无人运输车低成本、高可靠定位的应用需求。

常水平;场景 2 中,M1 误差呈现明显的阶梯式增长趋势,M2、M3、M4 误差较稳定,M3 和 M4 整体误差更小,表明平均轮速约束和差动航向约束对航向误差的抑制作用;M3 的误差水平低于 M2,且波动幅度更小;场景 3 中,M1 和 M2 均呈现出发散趋势,而 M3 几乎没有发散,表明差动航向约束对航向误差具有更强的抑制作用。

统计并汇总图 15 中的数据,表 4 给出不同场景下的航向均方根误差。M1、M2、M3 和 M4 的航向 RMSE 分别

3) 实时性评估与嵌入式实现可行性分析

表 5 展示了本文算法单周期处理时间统计结果。针对每个场景的同一组实验数据,程序独立重复运行 3 次,每次运行分别统计算法单周期处理时间的平均值、标准差、99%分位值及最大值。随后对 3 次运行结果进行汇总,如表 5 所示,其中 P99 表示 3 次 99% 分位数中的最大值。

表 5 算法单周期处理时间汇总

Table 5 Summary of algorithm processing time per cycle (μs)

场景	实现方式	平均值	标准差	P99	最大值
1	不分块	256.399	6.020	546.969	13 172.2
	分块	42.522	3.030	177.123	2 251.6
2	不分块	211.430	47.760	873.964	16 334.3
	分块	40.959	0.496	115.966	1 666.7
3	不分块	226.146	9.704	568.337	7 570.6
	分块	38.656	0.114	89.400	2 509.4

由表 5 可知,在进行分块滤波时,3 个场景的平均处理时间、99%分位值及最大处理时间均小于 200 Hz 对应的 5 ms 周期预算,说明本文算法在当前实验数据处理平台上具备稳定实时运行能力。与不分块滤波实现方式相比,分块实现的平均处理时间、99%分位值及最大处理时间均明显降低,表明利用状态转移矩阵与观测矩阵的块结构可有效减小矩阵运算负担。

为量化本文算法在 200 Hz 条件下实现实时运算所需要的浮点运算能力,参照标准卡尔曼滤波算法的时间复杂度公式^[34]估算计算复杂度,如式(54)所示。

$$T(n_x, n_z) \approx n_x^3 + n_z n_x^2 + 4n_x^2 + 4n_z n_x + 2n_z^2 n_x + 2n_z^3 + 2n_z + 2n_x \tag{54}$$

式中: n_x 表示状态维数; n_z 表示观测维数。由于自适应量测噪声更新以及打滑检测会额外增加 $O(n_z^2)$ 或 $O(n_z^3)$ 的复杂度,但不主导复杂度计算,因此在后续计算中忽略该部分复杂度。

若按完整 66 维状态与 10 维量测进行滤波更新,由式(54)可以得到单步更新浮点计算复杂度约为 3.66×10^5 次,在 200 Hz 采样率下至少需要 73.3 MFLOPS (million floating-point operation per second,每秒百万次浮点运算)的浮点计算能力;当分块进行滤波更新时,各块的状态维数 n_x ,量测维数 n_z 分别为: $n_x = 21, n_z = 3; n_x = 21, n_z = 4; n_x = 24, n_z = 3$ 。分别代入到式(54)中计算各自的时间复杂度并对结果相加,此时所需时间复杂度约为 45 700 次,在 200 Hz 采样率下至少需要 9.15 MFLOPS

的浮点计算能力。可见在滤波更新时采用分块处理的方式可有效降低对平台硬件计算能力的要求。

上述算法单周期处理时间以及计算复杂度分析表明本文方法在当前试验平台上具备实时运行的能力,同时具备向嵌入式平台迁移的基础。

5 结 论

1) 针对 GPS 拒止环境下基于惯性导航的井下无人运输车定位易漂移、外部基础设施部署成本高的问题,提出了一种多 MIMU 与差动航向及平均轮速约束的高精度定位方法,该方法采用“车身 MIMU+左/右车轮 MIMU”的分布架构获取差动航向与平均轮速测量值,并分别与相应预测信息构造测量残差并统一纳入基于新息自适应的集中式误差状态卡尔曼滤波中估计各 MIMU 误差状态量以抑制纯惯性导航的漂移。

2) 为验证所提方法的有效性,开展了 3 个不同场景的试验,每个场景对比分析了基于纯惯性导航、基于轮速约束、基于轮速约束和差动航向约束 3 种方法得到的定位结果,并在场景 1 和 2 中添加了 LiDAR SLAM 方法作为对比,结果表明所提方法可有效降低轨迹误差与航向误差,在复杂场景与长距离场景中具有稳定性与高精度。

3) 在未来工作中应进一步关注:(1)开展定位方法在实际无人运输车辆中的应用研究;(2)评估方法在更复杂工况环境中的定位鲁棒性与环境适应性;(3)探究本文算法在嵌入式平台中实时运行的可行性。

参考文献

[1] 刘光伟,张浩博,范忠胜,等. 基于改进 DeepLabv3+ 的煤矿输送带异物分割模型[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(7): 319-331.

LIU G W, ZHANG H B, FAN ZH SH, et al. Foreign object segmentation model for coal mine conveyor belts based on an improved DeepLabv3+[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(7): 319-331.

[2] 葛世荣,胡而已,李允旺. 煤矿机器人技术新进展及新方向[J]. 煤炭学报, 2023, 48(1): 54-73.

GE SH R, HU ER Y, LI Y W. New progress and direction of robot technology in coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(1): 54-73.

[3] 崔玉明,刘送永,吕振礼,等. 基于级联优化和强度特征的地下退化环境机器人自主精准定位[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12): 208-216.

CUI Y M, LIU S Y, LYU ZH L, et al. Autonomous and accurate robot positioning in degraded underground environment based on cascade optimization and intensity

- feature[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12): 208-216.
- [4] 常琳. 煤矿井下无线定位技术及系统的应用现状和发展方向[J]. 煤矿安全, 2021, 52(7): 94-98.
- CHANG L. Application status and development direction of wireless positioning technology and system in underground coal mine[J]. Safety in Coal Mines, 2021, 52(7): 94-98.
- [5] LI M G, ZHU H, YOU SH Z, et al. UWB-based localization system aided with inertial sensor for underground coal mine applications[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(12): 6652-6669.
- [6] 侯琳静, 姚西龙. 基于 UWB 技术的井下矿用电机车无人驾驶系统优化研究[J]. 煤矿现代化, 2025, 34(6): 33-39.
- HOU L J, YAO X L. Optimization of unmanned driving system of underground mine electric locomotive based on UWB technology[J]. Coal Mine Modernization, 2025, 34(6): 33-39.
- [7] CAVUR M, DEMIR E. RSSI-based hybrid algorithm for real-time tracking in underground mining by using RFID technology[J]. Physical Communication, 2022, 55: 101863.
- [8] 王小欢. 基于 5G 通信的 UWB+惯导技术在矿井定位系统中的应用[J]. 现代工业经济和信息化, 2025, 15(7): 145-147, 151.
- WANG X H. Application of UWB + inertial guidance technology in mine positioning system based on 5G communication[J]. Modern Industrial Economy and Informationization, 2025, 15(7): 145-147, 151.
- [9] 高永军, 谭震, 马亮, 等. 井下无轨胶轮车无人驾驶技术研究现状及应用[J]. 中国煤炭, 2025, 51(6): 93-103.
- GAO Y J, TAN ZH, MA L, et al. Research status and applications of unmanned driving technology of trackless tyred vehicles in underground coal mines[J]. China Coal, 2025, 51(6): 93-103.
- [10] 崔邵云, 鲍久圣, 李芳威, 等. 基于多源里程融合的井下无人驾驶自主导航 SLAM 方法[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(8): 337-345.
- CUI SH Y, BAO J SH, LI F W, et al. Autonomous navigation SLAM method for underground unmanned driving based on multi-source mileage fusion scenarios[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(8): 337-345.
- [11] 李春磊, 陈久朋, 伞红军, 等. 基于多传感器的紧耦合三维室内定位与建图[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7): 121-131.
- LI CH L, CHEN J P, SAN H J, et al. Tightly coupled 3D indoor SLAM based on multi-sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 121-131.
- [12] 李倩, 蒋正华, 孙炎, 等. 基于因子图的 INS/UWB 室内行人紧组合定位技术[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 32-45.
- LI Q, JIANG ZH H, SUN Y, et al. INS/UWB tight integrated localization technology for pedestrian indoor based on factor graph[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 32-45.
- [13] 曹波, 王世博, 鲁程. 基于 UWB 系统的采煤工作面端头采煤机自主定位方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(10): 108-117.
- CAO B, WANG SH B, LU CH. Research on the shearer autonomous localization method based on UWB system at the end of coal mining working face[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(10): 108-117.
- [14] 李小燕. 基于航位推算的掘进装备惯导里程计组合导航方法[J]. 煤矿机械, 2023, 44(11): 11-15.
- LI X Y. Integrated navigation method of inertial navigation odometer for tunnelling equipment based on dead reckoning[J]. Coal Mine Machinery, 2023, 44(11): 11-15.
- [15] 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.
- [16] BONIFACIO P, VASSILENKO V, SERRANO A, et al. Multi-sensor synchronization model for sensor fusion applied to innovative cardiovascular markers[C]. Doctoral Conference on Computing, Electrical and Industrial Systems. Cham: Springer International Publishing, 2020: 411-419.
- [17] 崔晓珍, 周琪, 武东杰, 等. GNSS/IMU 与里程计紧-松耦合的因子图融合定位方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(10): 1911-1921.
- CUI X ZH, ZHOU Q, WU D J, et al. Factor graph

- fusion localization method with tight and loose coupling of GNSS/IMU and odometry[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(10): 1911-1921.
- [18] 白师宇, 赖际舟, 吕品, 等. 面向地下空间探测的移动机器人定位与感知方法[J]. *机器人*, 2022, 44(4): 463-470.
- BAI SH Y, LAI J ZH, LYU P, et al. Mobile robot localization and perception method for subterranean space exploration[J]. *Robot*, 2022, 44(4): 463-470.
- [19] 蔺小虎, 杨鑫, 姚顽强, 等. 面向复杂地下空间的多源传感器数据动态加权融合 SLAM 方法[J]. *测绘学报*, 2025, 54(3): 523-535.
- LIN X H, YANG X, YAO W Q, et al. A dynamic weighted fusion SLAM method using multi-source sensor data in complex underground spaces[J]. *Acta Geodae-tica et Cartographica Sinica*, 2025, 54(3): 523-535.
- [20] 鲁程, 王世博, 葛世荣, 等. 多惯导冗余的采煤机定位原理及其合理性分析[J]. *煤炭学报*, 2019, 44(S2): 746-753.
- LU CH, WANG SH B, GE SH R, et al. Redundant multi-INS positioning algorithm of shearer and analysis of its rationality[J]. *Journal of China Coal Society*, 2019, 44(S2): 746-753.
- [21] 杨金衡, 宋单阳, 田慕琴, 等. 基于自适应卡尔曼滤波的双惯导采煤机定位方法[J]. *工矿自动化*, 2021, 47(7): 14-20, 28.
- YANG J H, SONG D Y, TIAN M Q, et al. Double inertial navigation shearer positioning method based on adaptive Kalman filter[J]. *Journal of Mine Automation*, 2021, 47(7): 14-20, 28.
- [22] 司垒, 王忠宾, 谭超, 等. 基于差分式惯性传感组件的采煤机位姿解算法[J]. *振动、测试与诊断*, 2021, 41(2): 220-227, 406.
- SI L, WANG ZH B, TAN CH, et al. Position and attitude calculation algorithm of shearer based on differential inertial sensors [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(2): 220-227, 406.
- [23] 王忠宾, 司垒, 王浩, 等. 基于空间阵列式惯性单元的防冲钻孔机器人位姿解算方法[J]. *煤炭学报*, 2022, 47(1): 598-610.
- WANG ZH B, SI L, WANG H, et al. Position and attitude calculation method of anti-impact drilling robot based on spatial array inertial units[J]. *Journal of China Coal Society*, 2022, 47(1): 598-610.
- [24] 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. Shearer double-IMU position and attitude calculation method [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(5): 277-288.
- [25] DU SH. Rotary inertial navigation system with a low-cost MEMS IMU and its integration with GNSS[D]. Calgary: University of Calgary, 2015.
- [26] 谭彩铭, 谢晓龙. 基于单轴光学陀螺与 MEMS IMU 的室内移动机器人寻北[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(7): 132-138.
- TAN C M, XIE X L. Indoor mobile robot north-finding based on single-axis optical gyroscope and MEMS IMU[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(7): 132-138.
- [27] NIU X J, WU Y B, KUANG J. Wheel-INS: A wheel-mounted MEMS IMU-based dead reckoning system[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(10): 9814-9825.
- [28] 李博峰, 陈广鄂. GNSS/INS 组合车辆协同精密定位方法[J]. *测绘学报*, 2022, 51(8): 1708-1716.
- LI B F, CHEN G E. Precise cooperative positioning for vehicles with GNSS and INS integration [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(8): 1708-1716.
- [29] FAHMIZAL F, PRIYATMOKO A, APRIASKAR E, et al. Heading control on differential drive wheeled mobile robot with odometry for tracking problem [C]. 2019 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture and Industrial Automation, 2019: 47-52.
- [30] CAO S X, JIN Y, TRAUTMANN T, et al. Design and experiments of autonomous path tracking based on dead reckoning[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(1): 317.
- [31] XU W, ZHANG F. FAST-LIO: A fast, robust LiDAR-inertial odometry package by tightly-coupled iterated Kalman filter [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 3317-3324.
- [32] 彭凯, 许小虎, 王合文, 等. 基于 AKF 滤波器的时栅角位移动态误差抑制方法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(4): 259-270.

PENG K, XU X H, WANG H W, et al. Time-grating angular displacement dynamic error suppression method based on AKF filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 259-270.

[33] 江帆, 康静静, 皇行涛, 等. 基于多编码器与惯导融合的无轨胶轮车定位方法[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(S2): 284-293.

JIANG F, KANG J J, HUANG X T, et al. A positioning method for underground trackless rubber wheel vehicle based on fusion of multiple encoders and strapdown inertial navigation system [J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(S2): 284-293.

[34] 赵恒, 苏永清, 叶萍. 快速传递对准滤波器设计及其计算复杂度分析[J]. 弹箭与制导学报, 2011, 31(3): 31-34.

ZHAO H, SU Y Q, YE P. Rapid transfer alignment filter design and computational complexity analysis[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2011, 31(3): 31-34.

作者简介



Liu Wanli received his B. Sc. degree and M. Sc degree both from Henan Polytechnic University in 2003 and 2006,

刘万里,2003 年于河南理工大学获得学士学位,2006 年于河南理工大学获得硕士学位,2009 年于天津大学获得博士学位,现为中国矿业大学教授,主要研究方向为多传感器融合技术。
E-mail:4830@cumt.edu.cn

respectively and his Ph.D. degree from Tianjin University in 2009. He is currently a professor at China University of Mining and Technology. His main research interest is multi-sensor fusion technology.



Zhao Yinlong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hebei University of Technology in 2024. He is currently pursuing his master's degree at China University of Mining and Technology. His main research interest is multi-MEMS sensor fusion technology.

赵银龙(通信作者),2024 年于河北工业大学获得学士学位,现为中国矿业大学硕士研究生,主要研究方向为多 MEMS 传感器融合技术。
E-mail:ts24050086a31@cumt.edu.cn



Zhang Xueliang received his B. Sc. degree from Shandong University of Science and Technology in 2007, and his M. Sc. degree from China Coal Research Institute in 2010. He is currently a director of the Institute of Digital Economy, Digital and Economic Branch of CCTEG Coal Industry Planning and Design Research Institute Co., Ltd. His main research interest is intelligent mining and the digital economy.

张学亮,2007 年于山东科技大学获得学士学位,2010 年于煤炭科学研究总院获得硕士学位,现为煤炭工业规划设计研究院有限公司数字与经济分院数字经济所所长,主要研究方向为智能采矿与数字经济。
E-mail:zhang123xp@aliyun.com