

基于 AKF 的 UWB 与 IMU 融合定位 示教/再现导航算法研究

毕涛^{1†}, 刘笠¹, 黄亚飞¹, 张猛¹, 刘帅²

(1. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210000; 2. 国网江苏省电力有限公司徐州供电分公司, 江苏 徐州 221000)

摘 要: 本文提出一种基于超宽带(UWB)与惯性传感器(IMU)融合的自适应卡尔曼滤波(AKF)定位的示教/再现导航算法, 首先构建了自动导引车(AGV)运动学与 UWB 测量模型, 然后设计了双重自适应噪声协方差调整策略, 通过新息序列卡方检验动态优化测量噪声协方差 R , 依据 IMU 感知的运动状态及 UWB 信号丢失情况自适应调整过程噪声协方差 Q , 解决传统卡尔曼滤波参数固定的缺陷。基于以上滤波算法搭建软硬件系统, 设计了示教/再现导航算法, 示教阶段手动操控 AGV 获取示教轨迹, 再现阶段通过分段 PI 控制完成对示教轨迹的精确跟踪。实验表明, 改进后示教/再现轨迹具有良好的鲁棒性与轨迹跟踪精度。

关键词: 自适应卡尔曼滤波; UWB 与 IMU 融合; 示教/再现; AGV 导航

中图分类号: TP2

文献标识码: A

Research on Teaching/Playback Navigation Algorithm for UWB and IMU Fusion Positioning Based on Adaptive Kalman Filter

BI Tao^{1†}, LIU Li¹, HUANG Yafei¹, ZHANG Meng¹, LIU Shuai²

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing, Jiangsu 210000, China;

2. State Grid Xuzhou Power Supply Company, Xuzhou, Jiangsu 221000, China)

Abstract: A teaching/playback navigation algorithm for the ultra wide band (UWB) and the inertial measurement unit (IMU) fusion positioning based on the adaptive Kalman filter (AKF) is proposed in this paper. Firstly, the automated guided vehicle (AGV) kinematics and the UWB measurement models are constructed. Then, a dual adaptive noise covariance adjustment strategy is designed; the measurement noise covariance R is dynamically optimized through the chi-square test of the innovation sequence, and the process noise covariance Q is adaptively adjusted according to the motion state sensed by the IMU and the UWB signal loss status. This addresses the limitation of fixed parameters in traditional Kalman filter. A software and hardware system is built based on the above filtering algorithm, and a teaching/playback navigation algorithm is designed. In the teaching phase, the AGV is manually controlled to acquire the teaching trajectory. In the playback phase, the segmented PI control is used to achieve accurate tracking of the teaching trajectory. Experiments show that the improved teaching/playback algorithm has excellent robustness and trajectory tracking accuracy.

Key words: adaptive Kalman filter; UWB and IMU fusion; teaching/playback; AGV navigation

在大型变电站建设与技术改造中,室内大型设备的搬运工作面临严峻挑战。此类设备通常重量大、重心高,且搬运场地受空间限制,不具备大型搬运设备,传统人工搬运方式不仅作业效率低下,还存在较高的设备倾翻风险与人员安全隐患。为解决上述问题,自动化搬运系统成为必然发展趋势,其中定位与导航技术是实现设备自主搬运的核心,直接影响系统的安全性及作业精度^[1-3]。

示教/再现技术原理为通过人工示教记录设备运行路径信息,再由系统自动再现该轨迹,该方案可快速适应复杂作业场景^[4]。然而,传统示教/再现系统的轨迹跟踪精度受定位误差影响显著。现有室内定位依赖单一传感器时存在显著局限性,超宽带(Ultra Wide Band, UWB)技术虽能提供厘米级静态定位精度,但在遮挡、多径效应环境下易出现信号跳变或丢失,导致动态定位误差可达数十厘米甚至米级^[5]。惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)可通过加速度与角速度积分实现连续运动跟踪,但其误差会随时间累积,长期使用易导致轨迹漂移问题^[6]。因此,需通过多传感器融合技术弥补单一传感器性能缺陷。基于此,提出一种基于自适应卡尔曼滤波融合的示教/再现导航算法,通过动态优化 UWB 与 IMU 的融合策略,提升定位精度与鲁棒性;结合自适应控制算法优化示教轨迹再现性能,最终实现大型设备的安全、高效、高精度的自动化搬运作业。

当前针对 UWB 与 IMU 融合的方法主要包括卡尔曼滤波、DS 证据理论和神经网络等。姚肃良与孟玮以 DS 证据理论构建煤矿井下融合框架,经模拟退火优化算法识别信号环境、构造基本概率分配函数,在 200 m 巷道实验中证实其精度与鲁棒性优于传统方式^[7];贾宇涛等提出含非视距校正的 UWB 与行人航位推算融合井下定位方法,以三边定位、多项式拟合降低误差,结合行人航位推算与卷积神经网络识别视距或非视距,显著提升 UWB 精度^[8];然而,上述融合方法通常计算较为复杂,或对特定噪声模型有一定依赖性。针对工矿环境中“信号正常”与“严重遮挡”两种状态频繁切换的特点,亟需一种轻量化、响应更迅速的自适应机制,以平衡定位精度、实时性与环境适应性。

示教/再现技术的核心在于实现轨迹数字化与高精度再现,其技术体系可从轨迹表征与轨迹跟踪控制两个维度展开。在轨迹表征方面,非均匀有理 B 样条因局部调控能力强,被广泛用于拟合复杂示教轨迹;广东工业大学张志伟通过视觉传感器采集轨迹信息,结合图像处理实现机器人轨迹再现,但该方案受限于视觉感知原理,存在视野受限与遮挡

干扰的问题,在遮挡严重的环境下适用性不足^[9]。在轨迹跟踪控制方面, PID 控制因其简单易用成为示教/再现系统的主流控制方案。Noor Cholis Basjaruddin 等人通过遥控车示教数据的存储与读取,实现了自动驾驶汽车的轨迹再现,成功率超过 60%^[10],但定位精度任无法满足大型设备搬运的厘米级误差要求。

综上所述,本文提出一种轻量化双重自适应卡尔曼滤波算法。该算法可依据 UWB 信号质量与车辆运动状态,对测量噪声协方差和过程噪声协方差进行实时、独立调整,从而精准适配场地内 UWB 信号受遮挡干扰的动态环境,设计基于新息序列卡方检验的 UWB 信号异常检测机制,相较于传统简单阈值判断法,该机制具备更强的统计学意义与鲁棒性,可有效降低信号异常误判率^[11]。将所提出的融合定位算法与分段 PI 控制策略相集成,构建一套完整的示教/再现导航系统。

1 运动学建模与融合算法设计

1.1 差速 AGV 运动学模型

为了准确描述差速 AGV 的状态演化,本文采用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)框架^[12]。首先定义系统在 k 时刻车体中心的状态向量 $\mathbf{X}_k$ 为:

$$\mathbf{X}_k = [x_k, y_k, \theta_k, v_k]^T \quad (1)$$

其中: (x_k, y_k) 为 AGV 在世界坐标系下的位置坐标, θ_k 为航向角, v_k 为线速度,如图 1 所示。

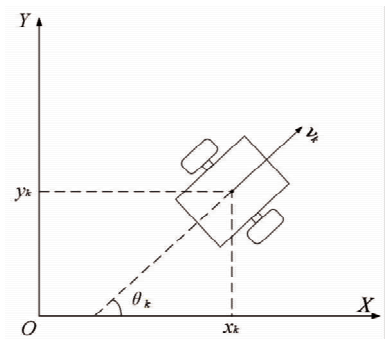


图 1 差速 AGV 运动学模型

车辆的运动是一个非线性过程。其离散时间下的非线性状态转移函数 f 可以表示为:

$$\mathbf{X}_k = f(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \quad (2)$$

每个状态分量迭代过程如下:

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + v_{k-1} \cos(\theta_{k-1}) \Delta t \\ y_k = y_{k-1} + v_{k-1} \sin(\theta_{k-1}) \Delta t \\ \theta_k = \theta_{k-1} \\ v_k = v_{k-1} \end{cases} \quad (3)$$

本文采用匀速(Constant Velocity, CV)模型,

假设在短时间 Δt 内航向角和线速度保持不变。过程噪声 $\omega_{k-1} \sim N(0, Q_{k-1})$, 用于描述模型与真实运动之间的不确定性。

计算状态转移函数 f 对状态向量 $\mathbf{X}$ 的雅可比矩阵 $\mathbf{F}_{k-1}$:

$$\mathbf{F}_{k-1} = \partial f / \partial \mathbf{X} |_{\mathbf{X}_{k-1}} \quad (4)$$

通过对式(2)中的各分量求偏导,得到

$$\mathbf{F}_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -v_{k-1} \sin(\theta_{k-1}) \Delta t & \cos(\theta_{k-1}) \Delta t \\ 0 & 1 & v_{k-1} \cos(\theta_{k-1}) \Delta t & \sin(\theta_{k-1}) \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

1.2 自适应卡尔曼滤波融合算法设计

1.2.1 测量模型

本系统采用 UWB 定位方法,直接提供 AGV 的位置坐标。因此,测量模型是线性的。测量方程为:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (6)$$

其中: $\mathbf{Z}_k = [x_{\text{uwb}}, y_{\text{uwb}}]^T$ 是 UWB 模块在 k 时刻的测量向量。测量噪声 $\mathbf{V}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$, 用于描述 UWB 传感器自身的不确定性和误差。

测量矩阵 $\mathbf{H}$ 为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

1.2.2 测量噪声 $\mathbf{R}$ 自适应调整

策略核心思想为通过检验 UWB 的实际测量值与滤波器预测值之间的一致性,来动态评估 UWB 信号的可靠性,并据此调整其在融合中所占的权重。

新息 γ_k 为实际测量值与预测测量值之差,其计算公式为:

$$\gamma_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\mathbf{X}_{k|p} \quad (8)$$

其中: $\mathbf{X}_{k|p}$ 为 EKF 预测步骤得到的先验状态估计。

新息的理论协方差 $\mathbf{S}_k$ 计算公式为:

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}\mathbf{P}_{k|p}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k \quad (9)$$

其中: $\mathbf{P}_{k|p}$ 是先验状态协方差。

卡方检验采用归一化新息平方作为检验统计量,公式为:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_k = \gamma_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \gamma_k \quad (10)$$

在理想情况下, $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 服从自由度等于测量向量维度的卡方(χ^2)分布。在本系统中,测量向量为二维,故自由度为 2。查阅 χ^2 分布表可得判决门限 λ , 对于自由度为 2,置信度为 95% 的 χ^2 分布,其临界值为:

$$\lambda = 5.991 \quad (11)$$

测量噪声 $\mathbf{R}$ 矩阵自适应调整规则为:当 $\boldsymbol{\varepsilon}_k \leq$

5.991 时,判定 UWB 测量值位于置信区间内,信号可靠。此时测量噪声协方差 $\mathbf{R}_k$ 为:

$$\mathbf{R}_k = \text{diag}(\sigma_{\text{uwb}x}^2, \sigma_{\text{uwb}y}^2) \quad (12)$$

σ_{uwb} 为 UWB 在无遮挡下的标准差, $\sigma_{\text{uwb}} = 10$ cm。

当连续三次判定 $\boldsymbol{\varepsilon}_k \geq 5.991$ 时,判定 UWB 测量值为异常值,可能由严重遮挡或多径效应引起。为降低其负面影响,将 $\mathbf{R}$ 矩阵大幅增大,降低 UWB 测量的权重。

$$\mathbf{R}_k = i \times \text{diag}(\sigma_{\text{uwb}x}^2, \sigma_{\text{uwb}y}^2) \quad (13)$$

其中:放大系数 i 取 100,以确保异常测量在更新步骤中几乎不起作用。

1.2.3 过程噪声 $\mathbf{Q}$ 自适应调整

策略核心为使过程噪声 $\mathbf{Q}$ 反映运动模型的实时不确定性。当 AGV 加减速或转向时, CV 模型误差增大,需要更大的 $\mathbf{Q}$;当车辆静止时,模型非常精确,以更小的 $\mathbf{Q}$ 来抑制 IMU 的零偏漂移。

通过 IMU 获取线速度 v 、线加速度 a 和角加速度 α 判断运动状态。通过前期实验设定线速度阈值 $v_{\text{thres}} = 0.05$ m/s、线加速度阈值 $a_{\text{thres}} = 0.03$ m/s²、角速度 $\alpha_{\text{thres}} = 1^\circ/\text{s}$ 。

定义过程噪声矩阵 $\mathbf{Q}$ 为:

$$\mathbf{Q} = \mathbf{G} \text{diag}(\sigma_a^2, \sigma_\alpha^2) \mathbf{G}^T \quad (14)$$

其中: σ_a^2 和 σ_α^2 分别是线加速度和角加速度的不确定性,即方差。 $\mathbf{G}$ 是噪声驱动矩阵。

为简化实现,本文定义离散化的 $\mathbf{Q}$ 矩阵。

当 AGV 处于静止状态时,即 $|v| < v_{\text{thres}}$:

$$\mathbf{Q}_k = \text{diag}(10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-8}, 10^{-6}) \quad (15)$$

使用较小的值,以抑制漂移。

当 AGV 处于匀速状态时,即 $|v| \geq v_{\text{thres}}$, $|a| < a_{\text{thres}}$, $|\alpha| < \alpha_{\text{thres}}$:

$$\mathbf{Q}_k = \text{diag}(10^{-4}, 10^{-4}, 10^{-6}, 10^{-4}) \quad (16)$$

使用适中的值,反映 CV 模型在匀速状态下的轻微不确定性。

当 AGV 处于变速状态时,即 $|a| \geq a_{\text{thres}}$ 或 $|\alpha| \geq \alpha_{\text{thres}}$:

$$\mathbf{Q}_k = \text{diag}(10^{-2}, 10^{-2}, 10^{-4}, 10^{-2}) \quad (17)$$

使用较大的值,使滤波器快速响应转向等未被 CV 模型描述的动态过程。

如果 UWB 信号长时间丢失,则:

$$\mathbf{Q}_k = \beta \mathbf{Q}_{k-1} (\beta = 1.1) \quad (18)$$

当长时间没有外部校正时,以指数方式增大 $\mathbf{Q}$,反映状态不确定性的快速发散。

1.2.4 自适应卡尔曼滤波流程

(1) 初始化阶段

初始位置由 UWB 首次定位确定,初始速度为零。初始协方差矩阵 $\mathbf{P}_0$ 反映了初始状态的不确定

性,其中位置项具有一定的初始不确定性。

初始状态向量:

$$\mathbf{X}_0 = [x_0, y_0, \theta_0, 0]^T \quad (19)$$

初始协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_0 = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_\theta^2, \sigma_v^2) \quad (20)$$

(2) 预测阶段

对于每个新的时刻 k ,滤波器首先根据上一时刻 $(k-1)$ 的最优估计,利用系统运动学模型预测当前时刻的状态。

过程噪声自适应环节,系统根据 IMU 实时数据判断当前车辆的运动模式,并依据自适应策略选择最优过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}_{k-1}$ 。然后进行状态预测。使用式(2)的非线性运动学模型,计算当前时刻的先验状态估计 $\mathbf{X}_{kp}$:

$$\mathbf{X}_{kp} = f(\mathbf{X}_{k-1}) \quad (21)$$

使用式(4)计算雅可比矩阵 $\mathbf{F}_{k-1}$,并结合自适应选择 $\mathbf{Q}_{k-1}$,更新先验协方差矩阵 $\mathbf{P}_{kp}$,以反映预测过程中的不确定性传递:

$$\mathbf{P}_{kp} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (22)$$

(3) 更新阶段

当接收到新的 UWB 测量数据 $\mathbf{Z}_k$ 时,进入更新阶段,对预测值进行修正。若无 UWB 数据,则跳过此阶段。根据卡方检验选择合适的测量噪声协方差 $\mathbf{R}_k$ 。然后计算卡尔曼增益 $\mathbf{K}_k$ 。

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{kp} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{kp} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (23)$$

结合卡尔曼增益和新息,对先验状态估计进行修正,得到当前时刻的最优后验状态估计 $\mathbf{X}_k$:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{kp} + \mathbf{K}_k \boldsymbol{\gamma}_k \quad (24)$$

最后,更新后验协方差矩阵 $\mathbf{P}_k$:

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \mathbf{P}_{kp} \quad (25)$$

如果在当前时刻 k 未能接收到有效的 UWB 测量,则整个更新阶段被跳过。此时,滤波器的输出直接采纳预测阶段的结果:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{kp} \\ \mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{kp} \end{cases} \quad (26)$$

完成更新后,系统将 $\mathbf{X}_k$ 和 $\mathbf{P}_k$ 作为当前时刻的最优估计输出,并用于下一轮预测。

2 示教/再现导航系统软硬件设计

2.1 硬件系统设计

AGV 搬运系统框架示意图如图 2 所示。由 UWB 模块、遥控器、AGV 搬运车组成。

UWB 定位是基于超宽带无线通信技术的高精度定位方案,由多个基站与可移动信标组成。本文采用的定位信标内置惯性传感器芯片,放置在设备顶部,与 AGV 中心对齐,通过信标获取 AGV 中

心的位置与航向角等状态信息。在理想无遮挡环境下,其定位精度控制在 $\pm 10\text{cm}$,定位距离可达 100m。

图 2 中,四个 UWB 基站依次部署在正方形场地的四个顶点位置。AGV 承载圆盘与设备底部通过限位块实现固定连接,设备尾部由两个从动轮支撑设备,以一主二从方式搬运设备,可牵引 25 t 以内大型设备。信标通过 2.4 G 模块将设备姿态数据传输至遥控器,遥控器采用 433 MHz 模块与 AGV 完成无线通信,下达控制命令。

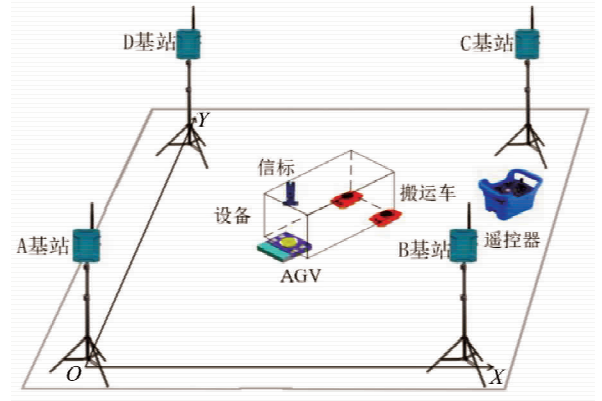


图 2 AGV 搬运系统框架示意图

搬运系统硬件框图如图 3 所示。由 AGV、遥控器和 UWB 定位模块组成。

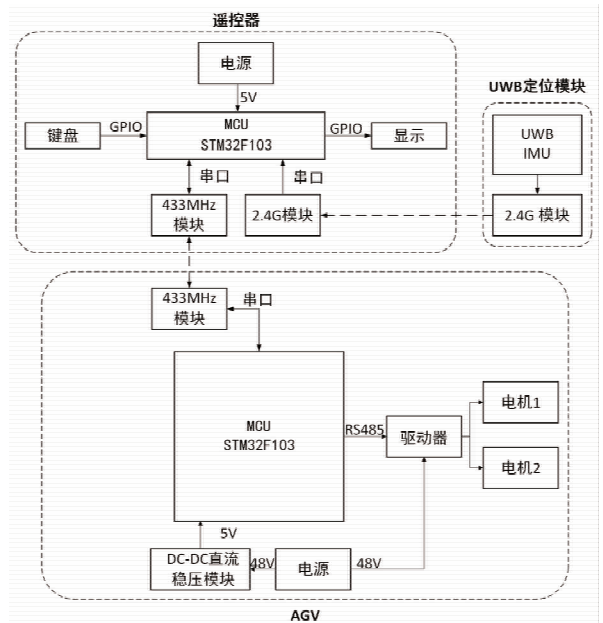


图 3 搬运系统硬件框图

AGV 供电系统为 48 V 磷酸铁锂电池组,电池容量为 25 Ah,配置两台 900 W 直流无刷电机,通过减速器驱动聚氨酯包胶轮。车体以差速方式运行,可承载 10 t,驱动 25 t 载荷。AGV 控制器通过

RS485 总线与电机驱动器通信,采用速度闭环方式控制电机转速,扩展 433 MHz 无线通信模块接收遥控命令。

遥控器主控单元选用 STM32F103C8T6 微控制器,负责解析传感器数据、运行融合算法及生成 AGV 控制指令,是连接各模块的中枢。遥控器由 5 V 锂电池独立供电,控制器配置多个操作开关按钮和指示灯,通过两个 USART 串口分别扩展 433 MHz 与 2.4 GHz 无线通信模块。

UWB 定位模块采用 2.4 G 无线模块将设备位置与航向角实时高速发送至遥控器。信标包含 UWB 定位模块与 IMU 惯性测量单元,共同为融合算法提供原始数据。UWB 定位模块采用 D-DWM-PGRBV2 定位芯片,集成 DW1000 射频芯片与 STM32F103 控制核心,支持四基站双边测距,动态环境下通过多基站协同解算二维坐标,定位精度 $\pm 10\text{ cm}$ ^[13]。配套的 D-DWM-PGPLUS 基站部署于场地四周,构成定位区域,IMU 模块集成 QMI8658 六轴传感器与 QMC5883P 磁力计,通过 SPI 接口与主控单元通信。模块内置温度补偿电路,可降低环境温度变化对零偏的影响,输出的四元数数据经解算后得到航向角,为融合算法提供姿态信息^[14]。

2.2 软件系统设计

基于前文卡尔曼滤波融合算法获取的运动参数,本节设计示教/再现导航系统,对融合滤波后记录轨迹进行跟踪,实现 AGV 自动导航。

2.2.1 示教模式设计

示教模式开始,信标基础采样周期为 100 ms,在每个周期内对 UWB 与 IMU 数据进行卡尔曼滤波处理,对 500 ms 内所得到的 5 组滤波后的坐标点进行平均化处理,采取通过求取五点的重心即各点横纵坐标的平均值作为重心点横纵坐标,得到重心坐标,作为该 500 ms 内定位的平均点,也就是设备的瞬时坐标,每隔 20 次即 10 s,记录一次坐标作为示教轨迹存入控制器 FLASH 闪存中,示教模式主程序流程图如图 4 所示。

2.2.2 再现控制算法设计

再现模式下根据与目标点的航向角与距离偏差,分别设计搬运车航向角控制器与距离控制器,使航向角误差与距离误差小于允许值,控制框图如图 5 所示。

图 5 中,在每段点跟踪阶段,计算 k 时刻与目标点航向角度的偏差,通过航向角控制器输出所需执行的角速度;同理计算 k 时刻坐标与目标点坐标的距离,将得到的距离偏差量代入距离控制器,输出所需执行的速度。得到 $k+1$ 时刻的位姿量,并与目标点比较,若满足距离小于 30 cm,则认为该

点跟踪完成,瞄向 FLASH 缓冲区记录的下一点,否则更新当前位姿,继续跟踪该点。

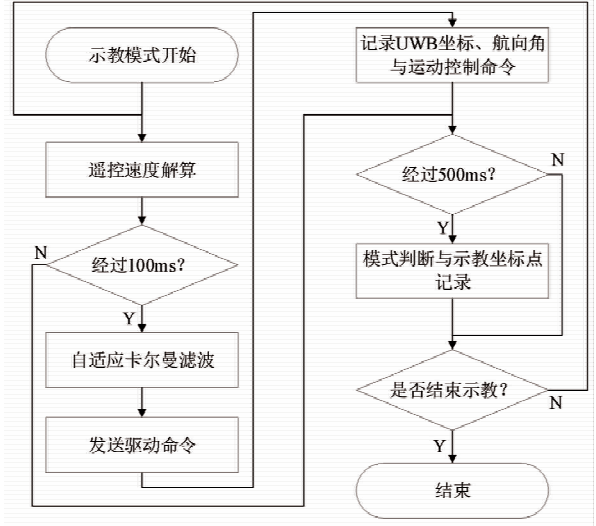


图 4 示教模式程序流程图

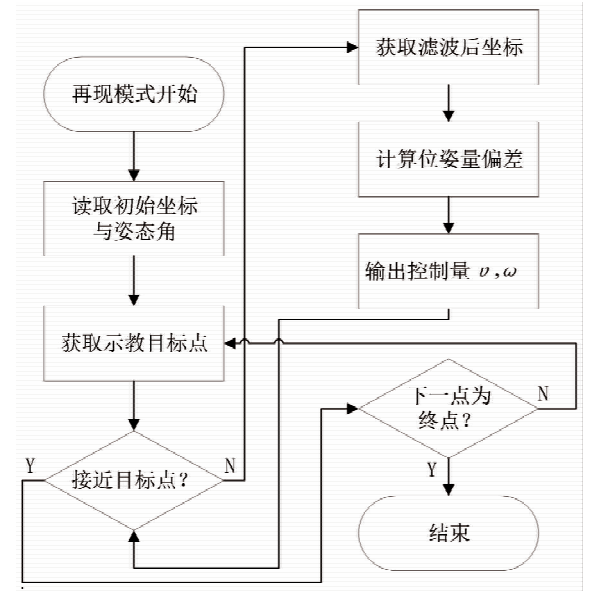


图 5 轨迹跟踪控制框图

定义当前点坐标为 (x_t, y_t) ,记录的前 5 个点坐标为 (x_{t-i}, y_{t-i}) ,其中 i 取 1、2、3、4、5,目标点坐标为 (x_g, y_g) 。为减小定位误差对当前航向角计算的影响,取当前 t 时刻与 $t-3$ 时刻运动角为 t 时刻航向角 θ_t ,则 t 时刻目标航向角 $\theta_{g,t}$ 与 t 时刻航向角 θ_t 可表示为式(27),取值范围为 $[-\pi, \pi]$ 。

$$\left\{ \begin{array}{l} \theta_{g,t} = \frac{y_g - y_t}{|y_g - y_t|} \cos^{-1} \frac{x_g - x_t}{\sqrt{(y_g - y_t)^2 + (x_g - x_t)^2}} \\ \theta_t = \frac{y_t - y_{t-3}}{|y_t - y_{t-3}|} \cos^{-1} \frac{x_t - x_{t-3}}{\sqrt{(y_t - y_{t-3})^2 + (x_t - x_{t-3})^2}} \end{array} \right. \quad (27)$$

获取初始航向角时,采取直行 2.5 s 得出五点坐标,根据坐标斜率解算初始航向角。根据式(27),可将 t 时刻位置误差 $e_{d,t}$ 与航向角误差 $e_{\theta,t}$ 可表示为:

$$\begin{cases} e_{d,t} = \sqrt{(x_g - x_t)^2 + (y_g - y_t)^2} \\ e_{\theta,t} = \theta_t - \theta_{g,t} \end{cases} \quad (28)$$

由此可将航向角 PI 控制器表示为:

$$\omega_t = -K_p \times e_{\theta,t} + K_i \times \sum_{i=0}^t e_{\theta,i} \quad (29)$$

其中: K_p 为航向角比例系数, K_i 为航向角积分系数。

当 AGV 与目标点间距离较近时,由于定位误差引起的航向角计算误差相对增大,引起在目标点附近转向角的跳动,不利于跟踪,且不连续的速度调节会对电机系统造成冲击,此时期望 K_p 较小;而在离目标点较远处希望搬运车尽快将航向角调整至朝向目标点,此时期望 K_p 较大^[15];因此针对是否远距离(距离大于 100 mm)与大角度偏差($e_{\theta,t}$ 是否大于 10°),本文划分了四种实际情况,得到不同的 K_p 与 K_i 系数,如式(30)所示。

$$\omega_t = \begin{bmatrix} -K_{p1} & K_{i1} \\ -K_{p2} & K_{i2} \\ -K_{p3} & K_{i2} \\ -K_{p4} & K_{i2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{\theta,t} \\ \sum_{i=0}^t e_{\theta,i} \end{bmatrix} \quad (30)$$

由于示教过程中差速轮中心前进速度多为定值,位姿调整时仅拨动转向摇杆,为保证前进速度平稳,再现时将距离控制器输出的控制量即中心速度仍设为定值,与示教时前进速度一致,即 $v = 0.1 \text{ m/s}$ 。将航向角 PI 控制器与距离控制器输出的差速轮角速度与中心速度与式(31)联立,即可计算出左右驱动轮的速度值。

$$v = \frac{v_l + v_r}{2}, \omega = \frac{v_r - v_l}{L} \quad (31)$$

3 示教/再现导航实验

3.1 自适应卡尔曼滤波融合实验

再现模式轨迹跟踪的关键在于 UWB 定位精度,为验证自适应卡尔曼滤波性能,设计了如下实验。实验场地如图 6 所示,将 UWB 基站分别放置在场地四周,同时将信标放置于 AGV 中心,在场地内放置了若干木箱作为障碍物遮挡 UWB 信号;AGV 从靠近原点处往 x 轴正方向行驶,行驶轨迹近似为方形,同时上位机每 10 次滤波即 1 s 采集一次坐标数据。

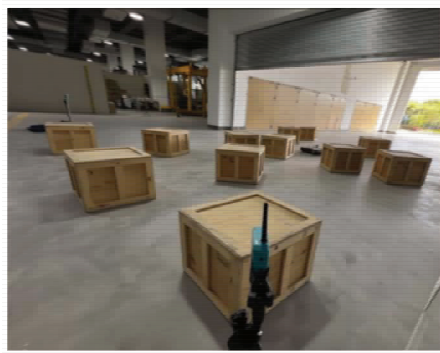


图 6 实验场地

实验分别采集了无滤波时 AGV 坐标数据与添加了自适应卡尔曼滤波后的坐标数据,绘制如图 7 所示轨迹图。蓝点轨迹为未经处理的原始坐标数据,呈现出连续性差、分散的特点。存在显著异常值,相对于实际路径的最大偏移量达 228.44 cm。同时坐标点离散度高,难以形成连续轨迹。

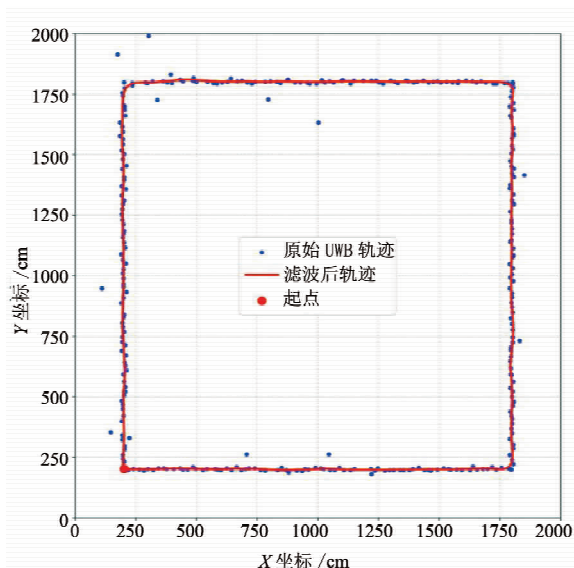


图 7 滤波前后轨迹图

经过自适应卡尔曼滤波算法改进后,轨迹图有了明显的改善。如图 7 中红色轨迹所示,坐标点的连续性明显提升,无缺失存在。同时定位数据的准确性上升,最大误差值从 228.44 cm 降低至 25.82 cm,异常值基本被有效纠正,局部平滑程度也相较之前有了明显的提升。滤波后与原始轨迹对比,所有坐标点都在误差允许的范围,显著提升了定位精度。

综合上述实验,本文自适应卡尔曼滤波算法通过融合 UWB 与 IMU 数据,对因受到遮挡影响的异常坐标数据进行了有效修正,在严重遮挡情况下,也能达到 $\pm 30 \text{ cm}$ 以内的定位精度,得到了更加平滑、流畅且准确的 AGV 运行轨迹图,为后续的示教/再现导航实验奠定了基础。

3.2 示教/再现实验验证

针对上述示教/再现导航算法,设计了如下实验进行验证。在上述场地中人为操控 AGV 按照规划好的正方形轨迹运动,四个三角支架高度相同以减小高度上误差对定位的影响。绘制示教轨迹如图 8 中蓝点轨迹所示。再现阶段,为清晰展示再现轨迹的坐标点分布并避免数据冗余,采样周期设置为 1 s,绘制再现轨迹如图 8 中红点轨迹所示。

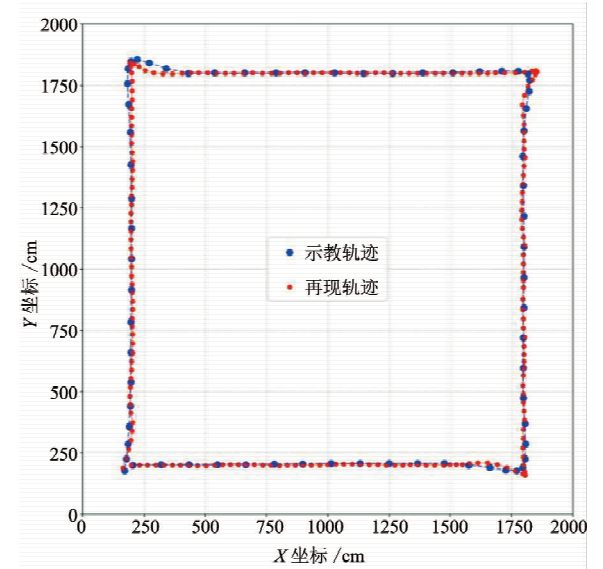


图 8 示教/再现轨迹图

分析图 8 可知,再现轨迹流畅、平滑,精确地经过了每一个示教点。通过数据分析,再现轨迹与最近示教点之间的最大误差为 27.5cm,平均误差为 12.3cm。结果表明,在高精度定位的支持下,示教/再现导航系统具有良好的鲁棒性与轨迹跟踪精度,能够满足工矿企业室内大型设备搬运需求,图 9 为变电站 GIS 设备自动搬运应用实例。



图 9 变电站 GIS 设备自动搬运实例

4 结 论

本文针对电力建设等复杂环境下的室内自动化搬运导航难题,提出了一种基于 UWB 与 IMU 融合的自适应卡尔曼滤波算法。该算法通过设计基于新息序列的测量噪声自适应和基于运动状态的过程噪声自适应机制,有效解决了 UWB 信号在遮挡下定位缺失的问题,具有良好的鲁棒性与轨迹跟踪精度。

基于该融合算法的示教/再现导航系统,通过航向角与距离控制器动态调整 PI 参数,实现高精度轨迹再现。满足室内大型设备搬运精度需求,环境适应性与再现稳定性显著优于传统系统。

参考文献

[1] 赵晟. 无线遥控重载搬运车液压系统原理与应用[J]. 工矿自动化, 2024, 50(S2): 259—266.

[2] 张秋霞,陈文皓. 重载搬运机器人的研究进展综述[J]. 科技与创新, 2021, (18): 100—101+105.

[3] 景行慧动推出 600kg 重载工业搬运机器人[J]. 物流技术与应用, 2024, 29(S2): 105.

[4] 张续冲, 杨朋. Delta 并联机器人拖动示教及再现研究[J]. 机床与液压, 2021, 49(15): 1—4+28.

[5] 游小荣, 裴浩, 霍振龙. 一种基于 UWB 的三边定位改进算法[J]. 工矿自动化, 2019, 45(11): 19—23.

[6] 唐遥芳. 基于 ESKF 的 GNSS/INS 组合导航算法研究[J]. 计算技术与自动化, 2025, (2): 20—23.

[7] 姚肃良, 孟玮. 基于 DS 证据理论的井下 UWB/LiDAR 组合定位方法[J]. 工矿自动化, 2025, 51(8): 74—79, 122.

[8] 贾宇涛, 李冠华, 潘红光, 等. 基于 UWB 与 PDR 的井下人员融合定位方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(6): 96—102, 135.

[9] 张志伟. 基于视觉示教的机器人运动轨迹提取及再现[D]. 广州: 广东工业大学, 2020.

[10] BASJARUDDIN N C, BAKI K A, SUHENDAR. Autonomous car based on teaching-and-playback control[C]//2020 International Conference on Applied Science and Technology (ICAST), Padang, Indonesia, 2020: 657—661.

[11] 马溢洁, 彭珍瑞. 基于加权多新息卡尔曼滤波算法的响应重构[J]. 噪声与振动控制, 2024, 44(5): 50—55+74.

[12] 邢珂珂, 程敬义, 许忠鑫, 等. 基于视觉—惯导信息融合的采场支架姿态感知方法[J]. 工矿自动化, 2025, 51(3): 32—38.

[13] 马涛锋. 基于 UWB—TDOA 的室内定位技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2025.

[14] 鹿珂珂, 王超, 王雅平. 基于误差状态卡尔曼滤波的姿态估计方法[C]//中国工程院, 等. 2022 年无人系统高峰论坛 (USS2022)论文集. 烟台: 海军航空大学, 2022: 92—97.

[15] 李冬, 张存雷, 段晓东, 等. 矿井百叶风窗智能分段 PID 调节技术与试验研究[J]. 矿山机械, 2025, 53(8): 43—49.