

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209998

基于图优化和 EKF 的 UWB 组合定位算法^{*}易颂轩¹ 高伟强¹ 刘建群¹ 郭俊权¹ 刘 达²

(1. 广东工业大学机电工程学院 广州 510006; 2. 佛山科莱机器人有限公司 佛山 528225)

摘要: 针对超宽带(UWB)技术受电气转换时间延迟,天线延迟以及基站间时间同步等因素的影响而导致 UWB 传感器的测量值存在误差的问题,本文提出一种基于图优化和 EKF 的 UWB 组合定位算法,首先使用 EKF 算法得到定位初值,接着构建包含 UWB 测距误差的目标函数,然后通过图优化算法求解使整个定位过程 UWB 总体测距误差最小的基站位置,然后将求解的基站位置代入 EKF 算法进行第二次计算,得到更为精确的定位结果,最后应用 Mean-Shift 算法对定位结果进行聚类分析。实验结果表明:本文提出算法相对于 EKF 算法和最小二乘法,水平定位精度平均提高了 27% 和 38%,而且得到的目标运动轨迹平滑性远优于传统定位算法。

关键词: 超宽带;室内定位;图优化;扩展卡尔曼滤波;Mean-Shift 聚类

中图分类号: TP212.9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

UWB combined location algorithm based on graph optimization and EKF

Yi Songxuan¹ Gao Weiqiang¹ Liu Jianqun¹ Guo Junquan¹ Liu Da²(1. School of Electromechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;
2. Foshan Clev Robot Co., Ltd., Foshan 528225, China)

Abstract: Aiming at the problem that UWB sensor measurement errors are caused by electrical conversion time delay and antenna delay in UWB technology, a UWB combined positioning algorithm based on graph optimization and EKF is proposed in this paper. Firstly, EKF algorithm is used to obtain the initial positioning value, and then the objective function including UWB ranging error is constructed. Then, the graph optimization algorithm was used to solve the base station location that minimized the overall location error of UWB in the whole positioning process. Then, the solved base station location was substituted into EKF algorithm for the second calculation to obtain more accurate location results. Finally, Mean-Shift algorithm was used to perform cluster analysis on the location results. Experimental results show that compared with the EKF algorithm and the least square method, the horizontal positioning accuracy of the proposed algorithm is improved by 27% and 38% on average, and the obtained target trajectory smoothness is much better than the traditional positioning algorithm.

Keywords: UWB; indoor positioning; graph optimization; extended Kalman filter; Mean-Shift clustering

0 引 言

超宽带(ultra wide band, UWB)技术是一种无载波通信技术,由于采用极低功率谱密度与极窄脉冲密度的脉冲信号进行传输^[1-2],UWB 技术具有时间分辨率高和障碍物穿透能力强的特点^[3],当前在室内定位领域逐渐受到广大学者重视和研究^[4],广泛用于室内精确定位和目标跟踪^[5]。

在室内视距(line-of-sight, LOS)环境下,不考虑因环境中存在的墙体和其他障碍物对 UWB 信号进行折射和反射而产生严重的非视距误差和多路径效应,UWB 定位系统

的测距误差成为影响定位精度最主要的因素^[6-7],系统的测距误差主要是因为电气转换时间延迟,天线延迟和基站之间的时间同步问题等因素所造成^[8]。目前市场上 UWB 定位系统很少对基站设备主要参数进行标定,更多的是用户在使用过程中对设备参数进行微调来达到预期定位精度效果。彭逸凡^[9]借鉴全站仪测距加乘常数标定原理,在特定的微波暗室内进行多次实验分析和计算得到因测距不稳定而产生的加常数 a 和因其他干扰而造成的乘常数 b ,并采用多项式拟合原理对 UWB 定位系统的测距误差进行标定,得到纠正的测距模型。闫保芳等^[10]提出在室内 LOS

收稿日期:2022-05-18

^{*} 基金项目:广东省重点实验室项目(2017B030314178)、广东省联合培养研究生示范基地项目(粤教研函[2021]2号)资助

环境下进行 UWB 固定点定位实验,分别对处于不同距离的固定点进行多次测量,将同一固定点的多次测量结果的均值作为最终测量结果,并使用最小二乘法拟合测距误差与真实距离之间的函数关系,来建立具体的测距误差模型。上述文献为了提高 UWB 技术定位精度,对 UWB 定位系统的测距误差进行建模分析,然而测距误差模型的建立需要良好的实验环境以及需要进行多次实验分析来实现,实验过程较为繁琐,或者实验条件存在设备限制。

为此,部分学者考虑从算法方面来降低 UWB 定位系统测距误差对目标定位精度的影响,徐晓苏等^[11]通过建立包含 UWB 测距误差和标签位移误差的目标函数,以标签位置初始估计值为优化变量,然后采用图优化算法进行迭代计算,得到更为准确的位置估计值。Monica 等^[12]提出一种优化固定基站几何布局的分析方法,通过基于 UWB 距离估计误差的方差是恒定的有效性假设,推导出多基站之间最佳分布距离的表达式,并根据该表达式布置基站进行定位,使得求解的标签估计值的总体均方根误差最小。

上述研究并没有通过实验分析来建立具体形式的 UWB 测距误差模型,而是从算法上对 UWB 定位系统的测距误差进行建模分析,减弱测距误差对定位精度的影响。基于上述的思路,本文在使用扩展卡尔曼滤波(EKF)算法进行 UWB 定位的基础上^[13-14],提出融合图优化算法^[15],使 EKF 算法求解的定位结果更为精确。同时,加入 Mean-Shift 算法对融合图优化的 EKF 算法的定位结果进行聚类分析^[16],提升运动目标轨迹的平滑性。

1 UWB 测距

本文选用 DW1000 芯片,采用基于信号在基站与标签进行双向传播时的到达时间之差的测距算法(two way ranging, TWR)完成测距,即标签在时间 t_a 向基站发送信号,基站在时间 t_b 接收到信号后,在时间 t_c 再次向标签发送一个反馈信号,随后标签在 t_d 时刻收到该反馈信号,则标签到固定基站之间的距离为:

$$d_i = \frac{1}{2}c \times [(t_d - t_a) - (t_c - t_b)] \quad (1)$$

其中, c 为 UWB 信号的传播速度。

采用基于信号到达时间算法的 UWB 测距定位系统在计算基站与标签之间的距离时,如式(1)存在时间单位与距离单位的转化过程,由于 UWB 信号在空气中的传播速度 c 为估计值,会导致计算标签到基站的距离时产生误差。此外,UWB 信号到达天线的实际时间与接收器获取的时间存在延迟,即使对天线延时误差进行校正后,各个基站仍然存在固定的误差系数,使 UWB 定位系统输出的测量值存在误差。

2 扩展卡尔曼滤波(EKF)

UWB 定位系统为非线性系统,而扩展卡尔曼滤波

(EKF)算法能对 UWB 定位系统进行局部线性化,得到近似的线性化模型,给出目标状态的最优估计。为此,采用 EKF 算法完成对 UWB 标签的状态估计。假设 UWB 定位系统中标签的位置为 (x, y) , 对应坐标轴的运动速度为 (v_x, v_y) , 基站的位置为 (x_i, y_i) , 则标签的运动模型为

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

式中:状态变量 $\mathbf{X}_k = [x \ y \ v_x \ v_y]^T$, \mathbf{W}_k 是预测噪声向量,且 $\mathbf{W}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$, \mathbf{Q}_k 是 \mathbf{W}_k 的协方差矩阵, \mathbf{F}_{k-1} 为状态转移矩阵。

标签的观测模型为:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k \quad (3)$$

式中: \mathbf{V}_k 是观测噪声向量,且 $\mathbf{V}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$, \mathbf{R}_k 是 \mathbf{V}_k 的协方差矩阵, \mathbf{H}_k 为观测矩阵。UWB 定位系统的观测值 \mathbf{Z}_k 由基站输出的测量值 $d_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 组成,即:

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2} \\ \sqrt{(x-x_2)^2 + (y-y_2)^2} \\ \vdots \\ \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} \end{bmatrix} + \mathbf{V}_k \quad (4)$$

标签状态与观测值之间的关系是非线性的,因此通过求 \mathbf{F}_{k-1} 和 \mathbf{H}_k 的雅可比矩阵来更新上述模型,有:

$$\mathbf{f}_{k-1} = \frac{\partial \mathbf{F}_{k-1}}{\partial \mathbf{X}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{h}_k = \frac{\partial \mathbf{H}_k}{\partial \mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \frac{x-x_1}{d_1} & \frac{y-y_1}{d_1} & 0 & 0 \\ \frac{x-x_2}{d_2} & \frac{y-y_2}{d_2} & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{x-x_i}{d_i} & \frac{y-y_i}{d_i} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: \mathbf{f}_{k-1} 为局部线性化处理后的状态转移矩阵, \mathbf{h}_k 为局部线性化处理后的观测矩阵, T 为采样周期。

综上,可得到 UWB 定位系统的扩展卡尔曼滤波的方程为:

预测阶段:

$$\hat{\mathbf{X}}_k^- = \mathbf{f}_{k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{f}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{f}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (8)$$

其中, $\hat{\mathbf{X}}_k^-$ 为状态变量的先验估计值, \mathbf{P}_k^- 为先验误差协方差。

更新阶段:

$$\mathbf{K}_k = \frac{\mathbf{P}_k^- \mathbf{h}_k^T}{\mathbf{h}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{h}_k^T + \mathbf{R}_k} \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{X}}_k^-)) \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{h}_k) \mathbf{P}_k^- \quad (11)$$

式中: \mathbf{K}_k 为增益矩阵, \mathbf{P}_k 是误差协方差矩阵, $\hat{\mathbf{x}}_k$ 为量测更新的状态变量估计值。

3 基于图优化和EKF的UWB组合定位算法

对于UWB定位系统的测距误差,扩展卡尔曼滤波算法仅仅能够通过调节观测方程中的协方差矩阵,修正滤波增益系数来削弱UWB传感器测距误差的影响。基于图优化算法能对整个定位过程的所有时刻的UWB测距误差进行分析计算的特性,因此本文在扩展卡尔曼滤波算法上加入图优化算法,对UWB传感器输出的测量值使用两次扩展卡尔曼滤波算法进行解算,第一次EKF算法获取目标的定位初值,并作为先验估计值,然后根据目标位置估计值与基站位置之间的约束关系,建立以UWB测距误差为约束项和以基站位置为优化变量的图优化模型,并选择优化方法求解使整个定位过程UWB总体测距误差最小的基站位置,接着将求解的基站位置代入EKF算法进行第二次定位计算,得到更加准确的定位结果。另外,为了避免由于其他因素的干扰导致UWB测量值严重偏离真实值的情况,使得EKF算法计算的定位结果不准确,本文应用Mean-Shift算法对融合图优化的EKF算法的定位结果进行聚类分析,剔除严重偏离且不符合目标运动规律的定位结果,使求出的目标运动轨迹更贴合实际情况。基于图优化和EKF的UWB组合定位算法流程如图1所示。

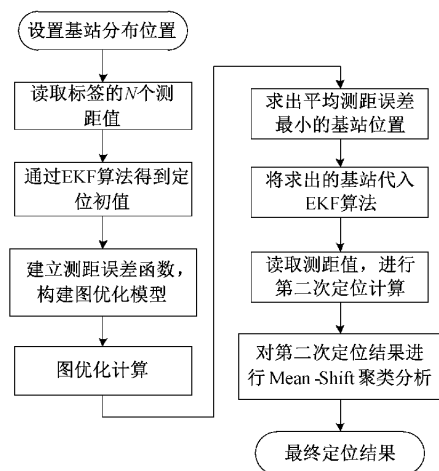


图1 基于图优化和EKF的UWB组合定位算法描述

3.1 图优化模型

图优化理论利用图论的思想来表示优化问题,图的节点表示待优化的变量,连接节点的边表示约束项。将UWB基站的位置 (x_i, y_i) 设为待优化的变量,并作为节点加入到图中。 k 时刻的标签坐标估计值 (\hat{x}_k, \hat{y}_k) 由EKF算法计算得到,则第 k 次采样得到的标签与基站的观测数据 $\hat{d}_{i,k}$ 可以定义为:

$$\hat{d}_{i,k} = \sqrt{(\hat{x}_k - x_i)^2 + (\hat{y}_k - y_i)^2} + e_{i,k} \quad (12)$$

式中: $e_{i,k}$ 是测距误差,因此定义单一基站的误差函数为:

$$e_{i,k} = \hat{d}_{i,k} - \sqrt{(\hat{x}_k - x_i)^2 + (\hat{y}_k - y_i)^2} \quad (13)$$

由此得,第 k 次采样所有参与定位的基站的误差函数为:

$$\mathbf{E}_k = [e_{1,k} \quad e_{2,k} \quad \cdots \quad e_{i,k}]^T \quad (14)$$

接着把所有时刻的误差函数作为连接节点的边加入到图中,建立图优化模型。

3.2 图优化算法

图优化本质是非线性最小二乘优化问题,因此根据在上一节推导出UWB定位系统的测距误差形式,建立目标函数,然后求解该目标函数的最小值。

$$\min F(\mathbf{P}^*) = \min \sum_{k=1}^N \mathbf{E}_k^T \mathbf{\Omega}_k \mathbf{E}_k \quad (15)$$

其中, \mathbf{P}^* 为使UWB定位系统总体测距误差最小的基站位置的最优估计, $\mathbf{\Omega}_k$ 为信息矩阵,表示对各个基站测量信息的置信度, N 为UWB测距的采样次数。

本文采用高斯-牛顿迭代算法求解式(15),假设优化变量 \mathbf{P} 初始值已知,对优化变量 \mathbf{P} 加扰动 $\Delta \mathbf{p}$,并进行一阶泰勒级数展开,有:

$$F(\mathbf{P} + \Delta \mathbf{p}) = \sum_{k=1}^N (\mathbf{E}_k + \mathbf{J}_k \Delta \mathbf{p})^T \mathbf{\Omega}_k (\mathbf{E}_k + \mathbf{J}_k \Delta \mathbf{p}) = \mathbf{C}_k + 2\mathbf{b}_k \Delta \mathbf{p} + \Delta \mathbf{x}^T \mathbf{H}_k \Delta \mathbf{p} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{C}_k = \sum_{k=1}^N \mathbf{E}_k^T \mathbf{\Omega}_k \mathbf{E}_k$, $\mathbf{b}_k = \sum_{k=1}^N \mathbf{E}_k^T \mathbf{\Omega}_k \mathbf{J}_k$, $\mathbf{H}_k = \sum_{k=1}^N \mathbf{J}_k^T \mathbf{\Omega}_k \mathbf{J}_k$, \mathbf{J}_k 表示误差函数在 \mathbf{P} 的雅可比矩阵。对 $\Delta \mathbf{p}$ 求导,

$$\frac{\partial F(\mathbf{P} + \Delta \mathbf{p})}{\partial \Delta \mathbf{p}} = 2\mathbf{b}_k + 2\mathbf{H}_k \Delta \mathbf{p} \quad (17)$$

令其导数为0,有:

$$\mathbf{H}_k \Delta \mathbf{p} = -\mathbf{b}_k \quad (18)$$

求解该方程组得到 $\Delta \mathbf{p}$ 的最优解 $\Delta \mathbf{p}^*$,更新基站坐标估计值 $\mathbf{P} = \mathbf{P} + \Delta \mathbf{p}^*$,最终通过不断迭代能够得到使整个定位过程UWB总体测距误差最小的基站位置 \mathbf{P}^* 。

3.3 Mean-Shift 聚类算法

Mean-Shift 聚类算法能够自动计算聚类中心,不需要在迭代开始之前给出聚类类别个数,可用于聚类分析,目标跟踪。利用Mean Shift算法,沿着数据梯度方向,找到数据密度局部最大处,实现对融合图优化的EKF算法的定位结果的聚类分析,削弱定位结果中的异常值对定位精度的影响以及提升目标运动轨迹的平滑性。已知求解的目标的定位结果中有 N 个数据点,则对于其中的任意的一点 x_i , Mean-Shift的基本形式可以定义为:

$$\mathbf{M}_h = \frac{1}{K} \sum_{x_i \in S_k} (x_i - \mathbf{x}) \quad (19)$$

式中: \mathbf{x} 表示为初始聚类中心, K 为落入区域 S_k 的样本数量,由于本文讨论的UWB定位是针对二维空间,因此 S_k

是一个半径为 h 的圆, h 设为 5 cm。通过式(19)得到偏移量 M_h , 然后不断地更新中心的位置, 更新公式为:

$$\mathbf{x} = \mathbf{x} + M_h \quad (20)$$

直至中心点处的概率密度函数的梯度等于 0 后停止更新, 即找到数据概率密度局部最大点。具体的实现步骤如图 2 所示。

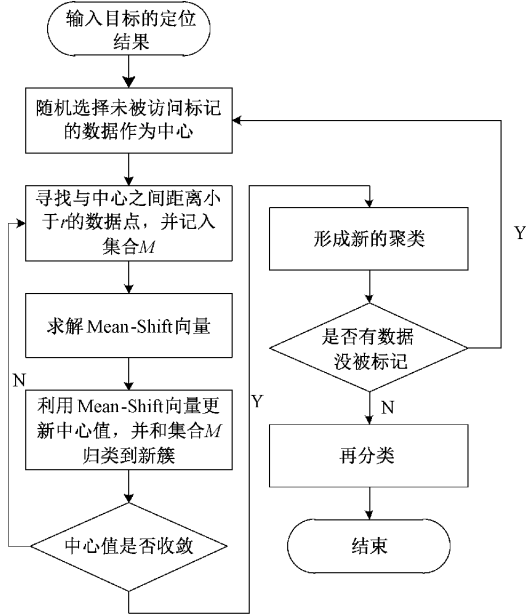


图 2 Mean-Shift 算法流程

4 实验与结果分析

4.1 实验条件

在企业提供的场地选取空旷区域, 满足 UWB 定位 LOS 环境条件, 搭建测试场景, 测试场景为 6 m×6 m 的正方形区域, UWB 选用 DW1000 芯片组成的 LinkPG 定位模块, 该模块采用基于信号到达时间算法完成测距。UWB 基站在实验测试环境的布置如图 3 所示, 并且按照右手定则建立坐标系, 将 A 基站设为主基站, 坐标设为(0,0), 辅基站 B 坐标为(0,599), 辅基站 C 坐标为(599,599), 辅基站 D 坐标为(599,0), 单位为 cm, UWB 标签则固定在移动机器人上, 机器人可以沿实验场地中央的规定的圆形轨迹匀速运动。实验进行时, 主基站采集标签与各个基站的测距数据, 并通过串口发送到上位机。

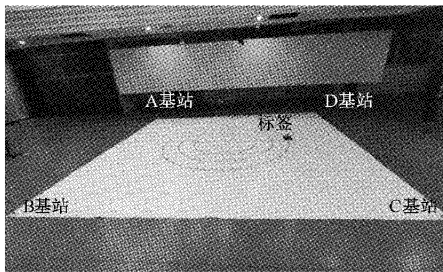
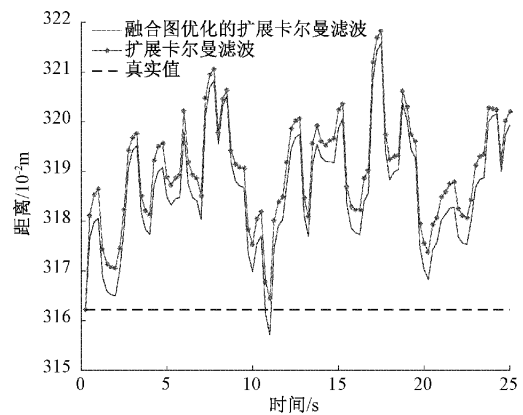


图 3 实验场景

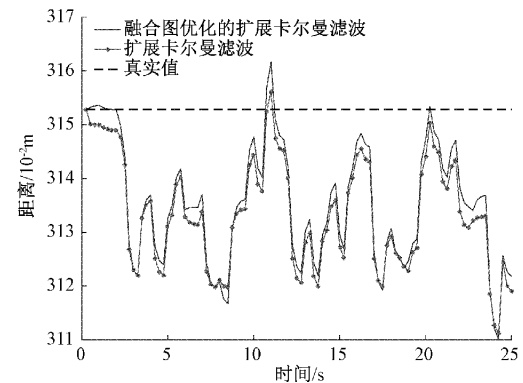
4.2 静态目标定位实验

静态目标定位实验是指在室内 LOS 环境下, 将 UWB 标签布置在已知真实坐标的点位上, 保持静止不动, 各个基站输出其到标签之间的距离测量值, 然后选取前 25 s 采集的测距数据, 分别通过传统 EKF 算法和融合图优化的 EKF 算法求解标签定位结果。

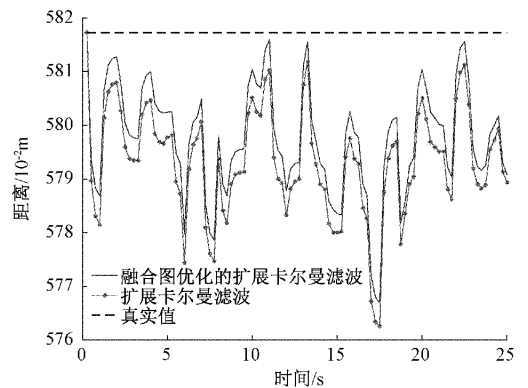
将两种算法求解的定位结果与已知的基站坐标代入两点间距离公式, 得到各个采样时刻的标签位置估计值到各个基站的距离, 并与真实值作比较。在图 4(d)中, 对于 D 基站, 两种算法精度相差甚微, 但如图 4(a)~(c)所示, 在其他参与定位的基站上, 融合图优化的 EKF 算法在传统的 EKF 算法上, 进一步降低了 UWB 定位系统的测距误差对



(a) 目标估计值到 A 基站的距离



(b) 目标估计值到 B 基站的距离



(c) 目标估计值到 C 基站的距离

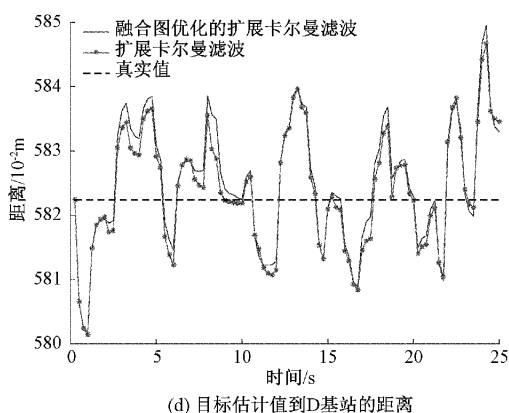


图4 两种算法定位结果与各基站的距离

定位精度的影响,测距精度明显提高,更接近真实值,表明了 在 LOS 环境下,融合图优化的 EKF 算法定位精度更高。

标签的真实坐标(300,100),单位为 cm,对融合图优化的 EKF 算法的定位结果使用 Mean-Shift 算法进行聚类分析,即得到本文提出的基于图优化和 EKF 的组合定位算法最终的定位结果(302.5,100.7),单位为 cm。

4.3 动态目标定位实验

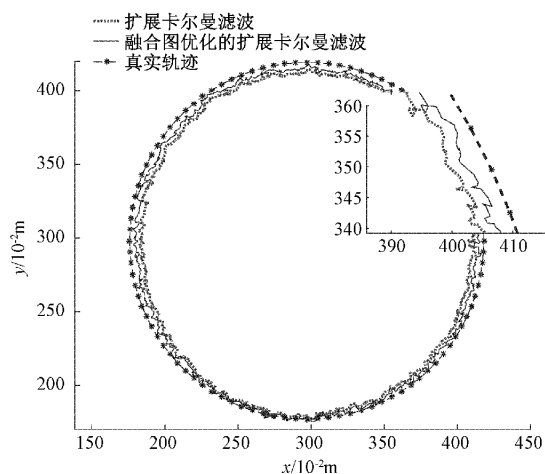
在室内 LOS 环境下,动态目标定位实验流程:搭载 UWB 标签的移动机器人在测试区域内通过 CCD 相机识别运动轨迹,沿着区域中的整圆轨迹运动。

由表1可知,传统 EKF 算法最大定位误差为 10.73 cm,而融合图优化的 EKF 算法最大定位误差为 7.58 cm。对于运动目标的定位,融合图优化的 EKF 算法相比传统 EKF 算法,同样能有效降低 UWB 定位系统的测距误差对定位精度的影响,使定位精度大幅度提高。

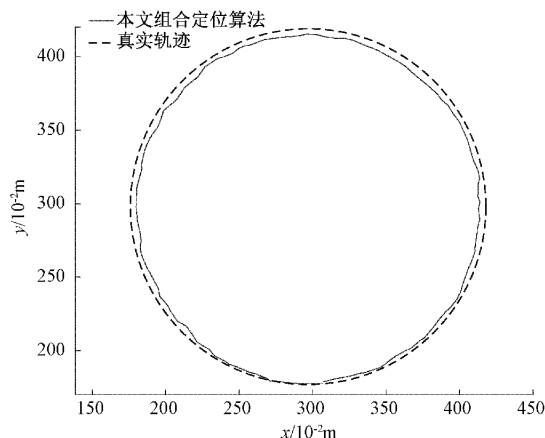
表1 UWB 动态目标定位误差 cm

算法	最大误差	平均误差
传统 EKF 算法	10.73	4.93
图优化-EKF	7.58	2.57
本文组合法	5.38	2.54

不同算法求解的目标的运动轨迹如图 5(a)、(b)所示。由图 5(a)可知,融合图优化的 EKF 算法求解的目标运动轨迹,比传统 EKF 算法求解的轨迹更加贴近真实轨迹,但仍然未能解决传统 EKF 算法求解的移动机器人运动轨迹存在绕圈和前进方向突变这些与移动机器人实际运动情况不符合的现象,当应用 Mean-Shift 算法对融合图优化的 EKF 算法解算的定位结果进行聚类分析,即得到本文组合定位算法最终解算的运动轨迹。从图 5(a)、(b)以及表 1 可知,本文组合定位算法求解的移动机器人的运动轨迹既保留了融合图优化的 EKF 算法的求解精度,而且还解决了运动轨迹不存在移动机器人运动不合理的现象,而且平滑性远远优于 EKF 算法。



(a) EKF算法与图优化-EKF的解算轨迹对比



(b) 本文组合法最终解算轨迹

图5 标签定位轨迹

UWB 定位算法中,学者常使用最小二乘法求解目标定位结果。在室内 LOS 环境下,该方法同样具有良好的定位效果,能够达到厘米级别的定位精度,因此采用最小二乘法解算本文中动态目标实验采集的 UWB 数据,并与传统 EKF 算法以及本文算法作比对。累积分布函数(cumulative distribution function,CDF)完整地描述了不同算法的定位误差分布情况,能够直观地反映不同算法的定位效果,一般选取 CDF 值在 95% 以上的定位误差作为算法定位精度。由表 2 可知,相比传统 EKF 算法和最小二乘法,本文提出的组合定位算法的水平定位精度都有不同程度的提升,最高提高了 34% 和 45%,最低提高了 23% 和 33%。

表2 三种算法的水平定位精度 cm

实验数据	LS 算法	EKF 算法	本文算法
1	9.52	8.11	6.19
2	9.27	7.65	5.07
3	10.37	8.97	6.28
4	10.71	9.23	6.69
5	9.30	7.43	5.61
6	9.71	8.42	6.47

5 结 论

本文设计了 UWB 静态目标实验,验证了本文提出的基于图优化和 EKF 的 UWB 室内组合定位算法能够降低由 UWB 定位系统电气转换时间延迟、天线以及天线连接器时间延迟等因素干扰而导致的测量误差对定位精度的影响,并且本文提出的组合算法最终定位误差在 3 cm 之内。同时,本文增加 UWB 动态目标实验,从误差数值上衡量本文提出的组合算法的定位精度,以及从解算的运动轨迹的平滑性上评价该算法的优劣。最终实验结果表明,本文提出的组合定位算法的定位精度,相比传统 EKF 算法和最小二乘法,平均提高了 27% 和 38%,而且大幅度提升了动态目标的运动轨迹的平滑性,本文算法能够应用在室内环境下移动机器人的导航定位方面,实现机器人位置跟踪,运动轨迹推算。

参考文献

- [1] 李荣冰,王念曾,刘建业,等. 面向相对导航的 UWB 测距误差估计与补偿方法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(5): 28-35.
- [2] LI S, LI G, WANG L, et al. A three-dimensional robust ridge estimation positioning method for UWB in a complex environment[J]. Advances in Space Research,2017,60(12):2763-2775.
- [3] 徐淑萍,王双,郭宇,等. 一种抗非视距误差的组合定位算法[J]. 科学技术与工程,2021,21(31):13405-13412.
- [4] 宰昶丰,郭英,叶瑾,等. 基于 UWB 穿墙定位中 NLOS 误差的优化方法[J]. 电子测量技术,2021,44(19): 128-133.
- [5] 杨洲,汪云甲,陈国良,等. 超宽带室内高精度定位技术研究[J]. 导航定位学报,2014,2(4):31-35.
- [6] 王鑫. 基于 UWB 的室内目标三维跟踪定位技术研究[D]. 济南:山东大学,2021,DOI:10.27272/d.cnki.gshdu.2021.001718.
- [7] LI X, HE J, XU L, et al. The effect of multipath and NLOS on TOA ranging error and energy based on UWB [C]. IEEE International Conference on Consumer Electronics, Taiwan, 2016:1-2.
- [8] 蒙静,张钦宇,张乃通,等. IR-UWB 定位系统距离误差建模及性能研究[J]. 通信学报,2011,32(6):10-16.
- [9] 彭逸凡. UWB 室内定位系统标定方法研究[D]. 郑州:解放军信息工程大学,2017.
- [10] 闫保芳,毛庆洲. 一种基于卡尔曼滤波的超宽带室内定位算法[J]. 传感器与微系统,2017,36(10):137-140,143.
- [11] 徐晓苏,赵北辰. 室内环境下基于图优化的 UWB 定位方法[J]. 中国惯性技术学报,2019,27(3):334-339.
- [12] MONICA S, FERRARI G. UWB-based localization in large indoor scenarios: optimized placement of anchor nodes[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2015,51(2):987-999.
- [13] 任昊誉,郭晨霞,杨瑞峰. 卡尔曼滤波提高 UWB 测距精度研究[J]. 电子测量技术,2021,44(18):111-115.
- [14] 张桀,沈重. 联合 TDOA 改进算法和卡尔曼滤波的 UWB 室内定位研究[J]. 现代电子技术,2016,39(13): 1-5.
- [15] 方涵. 基于图优化的 UWB/PDR 定位算法的鲁棒性研究[D]. 郑州:中国矿业大学,2020,DOI:10.27623/d.cnki.gzkyu.2020.000227.
- [16] 李世银,王晓明,陈炜翰,等. 基于 Mean-Shift 和加权 K 近邻的 UWB 指纹定位算法[J]. 传感器与微系统,2020,39(2):105-108.

作者简介

易颂轩,硕士,主要研究方向为移动机器人定位技术,机器人示教技术。

E-mail:ysx584085668@163.com

高伟强(通信作者),副教授,主要研究方向为运动控制、机器人技术。

E-mail:565262314@qq.com