



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



基于改进天牛须优化粒子滤波的UWB/LiDAR室内定位方法

黄家才, 王徐寅, 高芳征, 薛源

引用本文:

黄家才, 王徐寅, 高芳征, 薛源. 基于改进天牛须优化粒子滤波的UWB/LiDAR室内定位方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3261–3269.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0823>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于仿生算法改进粒子滤波的SLAM算法精度预测

Accuracy prediction of SLAM algorithm based on bionic algorithm to improve particle filter

控制与决策. 2021, 36(1): 166–172 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0555>

基于动态行为选择的和声搜索算法

Harmony search algorithm based on dynamic behavior selection

控制与决策. 2021, 36(3): 577–588 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0597>

基于局部搜索的反向学习竞争粒子群优化算法

Opposition-based learning competitive particle swarm optimizer with local search

控制与决策. 2021, 36(4): 779–789 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1150>

基于SAPSO算法的RBF神经网络设计

Design of RBF neural network based on SAPSO algorithm

控制与决策. 2021, 36(9): 2305–2312 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0176>

复合类别航站楼分配问题的改进和声搜索算法

Solving composite airport gate allocation problem with improved harmony search

控制与决策. 2020, 35(11): 2743–2751 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0242>

基于改进天牛须优化粒子滤波的 UWB/LiDAR室内定位方法

黄家才^{1,3}, 王徐寅^{2,3}, 高芳征^{2,3†}, 薛源^{1,3}

(1. 南京工程学院 机械工程学院, 南京 211167; 2. 南京工程学院 自动化学院, 南京 211167;
3. 江苏省仿生控制技术与装备工程研究中心, 南京 211167)

摘要: 针对超宽带(UWB)测距存在非视距(NLOS)误差以及LiDAR存在累计误差影响定位精确度的问题,提出一种基于改进天牛须搜索算法(IBAS)优化粒子滤波的UWB/LiDAR室内定位方法. 该方法综合UWB抗干扰能力强、时间分辨率高和LiDAR高精度、高效率的优点,使用LiDAR量测信息解算组合定位系统与UWB基站的距离,剔除UWB量测值中的NLOS误差. 改进天牛须搜索算法的引入可消除粒子滤波的粒子退化现象,减少算法所需粒子数,提升算法运行速度和实时性. 最后构建UWB/LiDAR的组合函数,使用图优化方法优化全局位姿. 实验结果表明,同等效果下经改进天牛须搜索算法优化后所需的粒子数仅为原粒子滤波算法的20%,同时相较于单一的UWB、LiDAR定位,所提出方法的定位精度分别提升了44.75%和74.47%,效果良好.

关键词: 室内定位; 超宽带; 激光雷达; 粒子滤波; 改进天牛须搜索算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0823

引用格式: 黄家才,王徐寅,高芳征,等. 基于改进天牛须优化粒子滤波的UWB/LiDAR室内定位方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3261-3269.

UWB/LiDAR indoor positioning method based on improved beetle antennae search algorithm optimized particle filter

HUANG Jia-cai^{1,3}, WANG Xu-yin^{2,3}, GAO Fang-zheng^{2,3†}, XUE Yuan^{1,3}

(1. School of Mechanical Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China; 2. School of Automation, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China; 3. Engineering Research Center of Jiangsu Province for Biomimetic Control Technology and Equipment, Nanjing 211167, China)

Abstract: This paper proposes a UWB/LiDAR indoor positioning method based on improved beetle antennae search algorithm (IBAS) optimized particle filtering to address the issues of non-line-of-sight (NLOS) errors in ultra-wideband (UWB) range and cumulative errors in LiDAR impacting positioning accuracy. In order to eliminate NLOS errors in the UWB measurement value, the method combines the benefits of high interference immunity and high temporal resolution of UWB with the high accuracy and efficiency of LiDAR. The distance between the combined positioning system and the UWB base station is solved using the LiDAR measurement information. The addition of the IBAS significantly reduces the number of particles needed by the algorithm, speeds up algorithm execution in real time, and successfully slows down the particle degradation issue. The global bit posture is then obtained by the graph optimization-based combination function of UWB/LiDAR. The experimental results show that the IBAS optimization algorithm only requires 20% particles of the original particle filtering algorithm for the same effect, and that when compared to single UWB and LiDAR localization, the localization accuracy of this proposed method is improved by 44.75% and 74.47%, respectively, with good results.

Keywords: indoor positioning; ultra-wideband; lidar; particle filtering; improved beetle antennae search algorithm

收稿日期: 2023-06-13; 录用日期: 2023-10-10.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61873120); 江苏省重点研发计划课题(BE2021016-5); 江苏省自然科学基金面上项目(BK20201469); 江苏省研究生实践创新计划项目(SJCX22_1056); 江苏省青蓝工程人才培养项目.

责任编辑: 瞿斌.

†通讯作者. E-mail: gaofz@126.com.

0 引言

随着信息技术的不断发展,面向各种设备的定位服务日渐成熟,其应用也越来越广泛^[1].在空旷的户外环境下,融合5G/GNSS的方法可以实现高精度强鲁棒安全定位^[2].然而,在室内环境中,由于建筑物的遮蔽,卫星信号受到严重的衰减,无法满足高精度定位的需求^[3].目前常见的室内定位技术主要有超宽带(ultra-wideband, UWB)定位技术、射频识别(radio frequency identification, RFID)定位技术、蓝牙定位技术、雷达(light detection and ranging, LiDAR)定位技术、超声波定位技术、惯性定位技术、WIFI定位技术等^[4-7].

相较于其他室内定位技术,UWB定位技术具有定位精度高、设备功耗低、信号穿透力强、时间分辨率高的独特优势,因此UWB往往被用于室内高精度定位的应用场景中^[8].UWB定位技术可以在视距(line of sight, LOS)条件下提供高精度的可靠定位信息,但是在环境复杂且存在诸多障碍物的室内环境中,UWB定位设备往往处于非视距(non line of sight, NLOS)工作条件下,这将严重降低UWB定位精度^[9].LiDAR定位技术具有良好的空间特性,但在大范围室内环境下存在无法快速搜索定位起始点和长时间运行存在累积误差的缺点,导致定位精度不理想^[10].综上所述,单一的UWB或LiDAR传感器均存在一定限制,无法满足如今日益复杂应用环境的高精度、强鲁棒定位需求,因此探索如何对UWB、LiDAR等多传感器进行有效融合成为目前定位技术的研究热点.

文献[11]提出了一种融合UWB、LiDAR数据的定位方法,有效抑制了LiDAR的累计误差,提升了系统的定位精度;文献[12]针对低纹理环境中无法精确定位的问题,提出了一种融合惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)、UWB、LiDAR以及视觉信息的定位方法,该方法部署在无人机上测试后获得了理想的定位效果;文献[13]充分利用了UWB抗干扰能力强、时间分辨率高以及LiDAR效率高和精确度高的优点,使用扩展卡尔曼滤波算法融合UWB与LiDAR的数据,这种定位算法展现出良好的定位精度,并能够保持较长时间的稳定运行.需要指出的是,卡尔曼滤波通常适用于线性室内环境中多传感器融合定位.在实际室内场景中,由于存在障碍物的干扰导致多数的室内环境都是非线性的,此时粒子滤波(PF)的环境适应性优于扩展卡尔曼滤波(EKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)等算法^[14].但是粒子滤波算法也

存在一些固有缺陷^[15],伴随着算法的运行,会不可避免地产生粒子退化现象,严重影响多传感器融合的定位精度.

受上述讨论的启发,本文借助于群智能算法优化粒子滤波,将仿生优化理论融合到粒子滤波算法中,提出一种基于改进天牛须搜索算法(IBAS)优化粒子滤波的UWB/LiDAR紧耦合室内定位算法.该算法的主要思想是:使用LiDAR解算的位姿得到组合系统与UWB各个基站的距离,以此剔除UWB量测值中的NLOS误差,然后将LiDAR与剔除NLOS误差的UWB量测信息通过粒子滤波算法进行融合,最后再建立UWB与LiDAR的组合函数,利用图优化的方法得到全局优化的系统位姿,从而实现机器人在复杂室内环境下精准定位.本文主要创新可概括如下:

- 1) 将天牛须仿生优化算法的引导机制融入粒子滤波算法的架构中,从根本上解决粒子退化现象;
- 2) 针对原天牛须搜索算法的缺陷,根据粒子群算法的思想将其扩充为“天牛群”,并对其搜索方法进行改进,以此获得更好的效果;
- 3) 使用改进天牛须搜索算法优化粒子滤波来融合UWB与LiDAR的数据,减少标准粒子滤波算法运行所需的粒子数,提升定位算法的运行效率.

1 UWB/LiDAR定位原理

1.1 UWB定位原理

常见的UWB测距方法有:达角(angle of arrival, AOA)测距、飞行时间(time of flight, TOF)测距、返回飞行时间(roundtrip time of flight, RTOF)测距、双向飞行时间(two-way time of flight, TW-TOF)测距等方法^[16].TW-TOF方法不需要基站与标签之间通信时间同步,此方法可以通过基站与标签之间数据交换产生的时间差计算出两者的距离,可以有效消除测距时由时钟精度导致的误差^[17].

由TW-TOF测距原理(见图1)可以解算出基站与标签之间的距离 d_{TW-TOF} 如下:

$$d_{TW-TOF} = \frac{c(t_2 - t_1 - \delta_U - \delta_{Ue})}{2}. \quad (1)$$

其中: c 是电磁波在真空中的近似速度, t_1 和 t_2 分别是数据交换的请求开始时间和接收结束时间, δ_U 作为系统的时钟周期一般是固定值, δ_{Ue} 是数据交换总的延时.

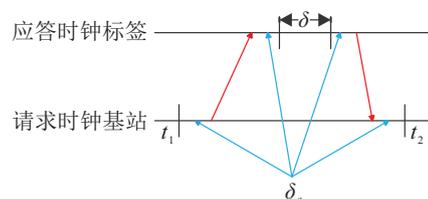


图1 TW-TOF测距原理

由于UWB在室内环境中往往工作在NLOS条件下,UWB的量测信息会不可避免地存在NLOS误差.因此使用TW-TOF测距方法时,其基站与标签之间距离的一般表达式为

$$d_i = d_{TW-TOF} - d_{NLOS}, \quad (2)$$

其中 d_{NLOS} 是UWB量测信息中的非视距误差.

本文采用三基站定位方法实现对组合系统的定位,即在3个UWB基站的位置固定并且之间距离已知情况下,首先测得标签与各个基站的距离 d_1 、 d_2 、 d_3 ,然后通过3点定位法获取标签的位置.3个UWB基站的位置分别为 $A_1(x_1, y_1, z_1)$ 、 $A_2(x_2, y_2, z_2)$ 、 $A_3(x_3, y_3, z_3)$.组合系统的坐标为 $T_0(x_0, y_0, z_0)$,其中组合系统高度 z_0 已知,由此即可得到基站与标签之间相对距离的一般公式,即

$$r_i = \sqrt{d_i^2 - (z_i - z_0)^2}, \quad i = 1, 2, 3. \quad (3)$$

3点定位法即在每个基站到标签的相对距离确定一个圆形范围,则这3个圆形范围的交点是唯一且确定的,所以 T_0 在此平面的坐标 (x_0, y_0) 计算公式为

$$\sqrt{(x_0 - x_i)^2 + (y_0 - y_i)^2} = r_i, \quad i = 1, 2, 3. \quad (4)$$

实际定位测距过程因室内环境变化、障碍物遮挡等非线性因素,导致UWB量测信息中存在NLOS误差,降低了定位的精度和稳定性.因此本文考虑引入LiDAR的量测数据抵消NLOS误差带来的影响.

1.2 LiDAR定位原理

在室内环境中,存在固定、具有独特特征且易于观察的对象,这些对象称为地标.通过对地标多次扫描,LiDAR可以实现对自身所在环境中的位置和姿态估计,其原理如图2所示.

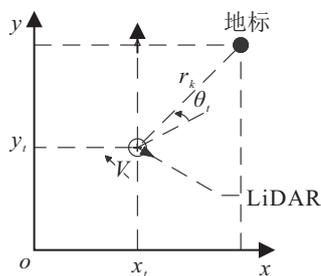


图2 雷达定位原理

在 t 时刻地标在LiDAR自身坐标系下的位置和在全局坐标系下的位置可以通过下式进行转换:

$$x_t^L = T_t^{-1}(x_t^m - x_t). \quad (5)$$

其中: x_t^L 是 t 时刻在LiDAR自身坐标系下观测得到的坐标; T_t^{-1} 是坐标系变换矩阵; $x_t^m = [x_t^m, y_t^m]^T$ 是 t 时刻地标在全局坐标系中的位置; $x_n = [x_n, y_n]^T$ 是

t 时刻LiDAR在全局坐标系中的位置.

2 UWB/LiDAR紧耦合室内定位算法

在室内工作环境中,设备高度及角度不会发生较大变化,因此本文只考虑二维平面内的定位.本文采用数据融合方法克服传感器自身的局限性,从而获得更为准确的定位效果.粒子滤波算法适用于解决非线性非高斯的动态模型问题^[18-19],因此在解决UWB和LiDAR定位的非线性问题时具有良好效果.

融合定位算法的状态方程和量测方程为

$$X_t = f(X_{t-1}, W_{t-1}), \quad (6)$$

$$Z_t = g(X_t, V_t). \quad (7)$$

其中: $f(\cdot)$ 是基于时间的状态函数, $g(\cdot)$ 是传感器量测数据中的非线性量测值, W_{t-1} 是时域中的离散白噪声, V_t 是噪声的测量序列.

2.1 基于改进天牛须搜索算法的粒子滤波(PF-IBAS)

针对粒子滤波的粒子退化问题,将群优化算法融入粒子滤波中已然成为提高粒子滤波性能的有效途径^[20].该方法通过模拟生物种群的活动方式,使得粒子群体能够集中在高似然区域.考虑到天牛须搜索算法(BAS)具有运算量小、收敛速度快的优点,本文将BAS算法引入到粒子滤波的重采样过程中,并对其优化改进.由于PF-IBAS是以天牛须优化粒子的空间分布机制并非重采样过程中舍弃低权值粒子的机制,从而可以从根本上避免粒子退化的现象.

2.1.1 标准天牛须搜索算法

天牛须搜索算法^[21]是一种受到天牛觅食启发的仿生优化算法,其基本原理是:在天牛觅食时,天牛会根据左右两个触须收到食物气味的浓烈程度判断前进方向,若左边的气味大于右边,则向左边前进,反之亦然,通过这种方法,天牛最终可以找到食物.

假设 $x_t^{(i)}$ 是 t 时刻第 i 个粒子的质心位置,其对应的适应度函数设为 $f(x_t^{(i)})$,这个函数的最大值对应了气味源头.根据天牛觅食的动作,本文将天牛须搜索算法分为两个步骤,第1步为搜索过程,第2步为侦测过程.

在第1步搜索过程中,首先建立代表天牛方向的随机向量,该向量是天牛到达下一位置时的朝向,即

$$\vec{b} = \frac{\text{rand}(k, 1)}{\|\text{rand}(k, 1)\|}. \quad (8)$$

其中: $\text{rand}(\cdot)$ 是一个随机函数, k 是空间维度.

可以确定天牛左右触须的坐标分别为

$$x_R^{(i)} = x_t^{(i)} - d_T \frac{\vec{b}}{2}, \quad (9)$$

$$x_L^{(i)} = x_t^{(i)} + d_T \frac{\vec{b}}{2}, \quad (10)$$

$$\delta = c \cdot d_T. \quad (11)$$

式(9)是天牛右侧触须的坐标,式(10)是天牛左侧触须的坐标,式(11)中 δ 是天牛移动的步长,式(9)~(11)中 d_T 是左右触须之间的距离.

在第2步侦测过程中,本文建立如下模型预测天牛的侦测过程:

$$x_t^{(i)} = x_{t-1}^{(i)} + \delta^t \vec{b} \text{sign}[f(x_R^{(i)} - x_L^{(i)})]. \quad (12)$$

其中: δ^t 是 t 次迭代后的步长,其初始值与搜索区域一致, $\text{sign}(\cdot)$ 是符号函数.

天牛每次移动步长和两个触须之间的距离随着迭代次数而变化,其更新规则如下:

$$d^{t+1} = d_T \cdot d^t + 0.01, \quad (13)$$

$$\delta^{t+1} = \delta_e \cdot \delta^t. \quad (14)$$

其中: d^t 是经过 t 次迭代后左右两个触须的间距, δ_e 是步长的衰减因子.按照实际需求,式(13)和(14)的更新规则也可以设定一个特定值.

2.1.2 改进天牛须搜索算法

由于天牛须搜索算法自身机制缘故,直接与粒子滤波融合会出现局部最优情况,为了进一步提高天牛须优化粒子滤波算法性能,需要在原算法的基础上进行改进.

在天牛须搜索算法中,“天牛”的起始位置很大程度上决定了天牛须搜索算法的寻优结果,因此一个合适的初始位置可以有效提高优化效果^[22].受到粒子群(PSO)优化算法启发,本文借助种群个体分享的信息使得种群在活动过程中获得问题最优解,将单体的“天牛”扩充为“天牛群”,同时加入种群中“天牛”的信息交流进行改进.“天牛”种群中每个个体都可能是问题的解,种群的最优解则是“天牛”种群觅食的目的地,种群个体能够结合每次迭代的个体最优值和全局最优值进行学习,以此确定下一次的迭代方向,最终获得问题的最优解.

n 个天牛的种群使用 $X_T = (X_{T1}, X_{T2}, \dots, X_{Tn})$ 表示,其中在 S 维搜索空间中第 i 个“天牛”(种群中第 i 个个体)由 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{is})^T$ 表示,既表示了“天牛”个体在 S 维搜索空间中的位置,也代表问题的一个解.种群中第 i 只天牛的速度表示为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{is})^T$,个体极值和群体极值分别用 $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gs})^T$ 和 $P_z = (P_{z1}, P_{z2}, \dots, P_{zs})^T$ 表示,其数学模型如下:

$$X_{is}^{K+1} = f(X_{is}^K, V_{is}^K, \delta_T, d). \quad (15)$$

其中: $s = 1, 2, \dots, S; i = 1, 2, \dots, n; K$ 是当前迭代次数; δ_T 是天牛的搜索步长; d 是天牛左右触须的间距.

个体速度的一般表达式为

$$V_{is}^{k+1} = f(V_{is}^k, X_{is}^k, P_{gs}^k, P_{zs}^k). \quad (16)$$

第 i 个个体的移动方向为 $\vec{V}_i = (\vec{V}_{i1}, \vec{V}_{i2}, \dots, \vec{V}_{is})^T$,在天牛群算法中个体迭代公式如下:

$$X_{is}^{K+1} = X_{is}^K + \delta_T^k \vec{b}. \quad (17)$$

其中: K 是当前迭代次数, δ_T^K 是天牛的步长.

在标准PSO算法中,惯性权重 ω 的大小影响着粒子搜索的效率, ω 取较大值时,适合进行大范围的全局搜索,但可能会因为粒子移动距离过大导致错过最优解, ω 取较小值时,适合进行局部范围内的搜索,但因此也可能出现陷入局部最优的情况.本文采用变惯性权重的搜索策略,搜索前期保持较大的 ω 来保证算法的全局搜索能力,然后随着搜索进程递减到较小的 ω 来保证搜索后期的局部搜索能力,使得算法的搜索更为有效.惯性权重变化公式如下:

$$\omega^K = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \frac{K}{T_{\max}}. \quad (18)$$

其中: K 和 T_{\max} 分别是当前的迭代次数和最大迭代次数; ω^K 是 K 次迭代时的惯性权重; ω_{\max} 和 ω_{\min} 是最大、最小的惯性权重.

在原天牛须搜索算法中,天牛移动步长的衰减是线性的.但是线性步长衰减无法较好地适应每次迭代中搜索距离的变化.在搜索初期,搜索空间较大,这时较大的步长可以有效加快搜索的速度,提高算法的寻优能力和全局搜索能力;在搜索后期,较小的步长可以有效提升准确度,提高算法的局部搜索能力.综合上述分析,本文采用如下变衰减的天牛移动步长:

$$\delta_e^{K+1} = \left(\frac{\delta_{e0}}{\delta_{e1}} \right) \wedge \left(\frac{1}{1 + \frac{5K}{T_{\max}}} - 1 \right), \quad (19)$$

$$\delta_T^{K+1} = \delta_T^K \cdot \delta_e^{K+1}. \quad (20)$$

其中: δ_{e0} 、 δ_{e1} 分别是步长衰减因子的最大值和最小值, K 、 T_{\max} 是当前迭代次数和设定的最大迭代次数.

此指数形式的步长衰减模型随着迭代次数的增加,移动步长的衰减因子呈指数形式减少,迭代前期移动步长衰减快,具有较好的全局搜索能力,迭代后期移动步长衰减慢,能够有效提升算法精度.

在该步长衰减模型下,种群中天牛的速度公式为

$$\vec{V}_{is}^K = \omega \vec{V}_{is}^{K-1} + c_1 r_1 \frac{(P_{gs}^K - X_{is}^K)}{\|P_{gs}^K - X_{is}^K\|} + c_2 r_2 \frac{(P_{zs}^K - X_{is}^K)}{\|P_{zs}^K - X_{is}^K\|}. \quad (21)$$

其中: c_1 、 c_2 是个体最佳方向和种群最佳方向的权重, r_1 、 r_2 是 $0 \sim 1$ 内的两个随机数, ω 是惯性权重。

天牛的左右触须位置和位置更新规则分别为

$$X_{Rs}^K = X_{is}^K + \vec{V}_{is}^K \cdot \frac{d}{2}, \quad (22)$$

$$X_{Ls}^K = X_{is}^K - \vec{V}_{is}^K \cdot \frac{d}{2}, \quad (23)$$

$$X_{is}^{K+1} = X_{is}^K + \delta_T^K \cdot \vec{V}_{is}^K \cdot \text{sign}(f(X_{Rs}^K) - f(X_{Ls}^K)). \quad (24)$$

为了保证粒子的多样性,提升算法跳出局部最优的能力,本文对当前迭代中适应度值最高的个体增加柯西扰动^[23],具体公式如下:

$$x_t = x_{\text{best}}(1 + 0.03 \tan(0.35 \cdot \text{rand}(1, 1) - 0.2)\pi). \quad (25)$$

其中: x_{best} 是进行变异前的粒子位置, x_i 是柯西变异后的粒子位置. 使用柯西变异对粒子位置进行扰动能够降低陷入局部最优的概率,丰富粒子的多样性。

2.1.3 PF-IBAS算法设计

在计算“天牛”的适应度值时利用了组合系统最新的量测值,适应度函数为

$$f(x_t^{(i)}) = \exp\left[-\frac{(z_t - x_t^p)^2}{2R}\right]. \quad (26)$$

其中: R 是量测噪声的方差, z_t 是最新的量测值, x^p 是粒子预测值。

本文算法流程如下:

step 1: 初始化相关参数,设置种群规模、维度、最大迭代次数、终止条件、步长衰减因子的最大值和最小值等. 在初始时刻采样 N 个粒子 $\{x_0^i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 并服从如下重要性密度函数:

$$x_k^i \sim (x_k^j | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^j | x_{k-1}^j). \quad (27)$$

step 2: 设置每个粒子的权重为 $w_i = 1/N$.

step 3: 采用改进天牛须搜索算法进化粒子,根据式(22)、(23)以及适应度函数 $f(x_t^{(i)})$ 获取种群中每个天牛左右两个触须的位置及其适应度值。

step 4: 根据式(24)的位置迭代规则更新当前的位置,并依照该位置根据式(21)更新粒子的速度。

step 5: 对当前迭代中适应度值最佳的粒子进行柯西变异扰动,并更新其位置. 将经过PF-IBAS重采样后的粒子输出。

step 6: 归一化权值:

$$\tilde{w}_i(k) = \frac{w_i(k)}{\sum_{i=1}^N w_i(k)}. \quad (28)$$

step 7: 粒子状态输出。

2.2 UWB/LiDAR组合函数构建与全局位姿优化

图优化,即用图的形式表述优化问题,图由顶点(vertex)与边(edge)组成,记图为 $G = \{V, E\}$. 其中: V

为顶点集, E 为边集. 利用LiDAR的量测值和UWB基站对标签的量测值构建组合函数,即

$$e_t = z_t - h(x_t, x_i^m). \quad (29)$$

其中: z_t 是组合系统的量测值, x_t 是 t 时刻组合系统的位姿 $\{x_t, y_t, \theta_t\}$, x_i^m 是地标的坐标 $\{x_i^m, y_i^m\}$, e_t 是误差量。

顶点集是组合系统位置和姿态与地标位置的集合, $V = \{x_1, x_2, \dots, x_t, x_1^m, x_2^m, \dots, x_t^m\}$. 边集则是各个时刻UWB对组合系统的量测值的集合, $E = \{z_1, z_2, \dots, z_t\}$, 以 $\{x_t, x_i^m\}$ 为优化变量,目标函数为

$$\min_x \sum_{t=1}^n e_t^T(x_t, x_i^m, z_t) \Omega_t e_t(x_t, x_i^m, z_t). \quad (30)$$

其中: Ω_t 是信息矩阵,为协方差矩阵的逆矩阵. 因 z_t 已知,式(30)可以写为

$$\min F(x) = \sum_{t=1}^n e_t^T(x_t) \Omega_t e_t(x_t). \quad (31)$$

为了得到优化后的位姿,需要给出起始点和迭代的方向,先考虑第 t 条边 $e_t(x_t)$, 设置初始点为移动预测得到的 \tilde{X}_t , 添加一个 Δx 的增量,则边的估计值为 $F_t(\tilde{X}_t + \Delta x)$, 误差则变成了 $e_t(\tilde{X}_t + \Delta x)$, 并对其进行一阶泰勒展开,即

$$e_t(X_t + \Delta x) \approx e_t(X_t) + \frac{de_t}{dx_t} \Delta x = e_t + J_t \Delta_t, \quad (32)$$

其中 J_t 为雅可比矩阵. 对于第 t 条边的目标函数,有

$$F_t(\tilde{X}_t + \Delta x) = e_t(\tilde{X}_t + \Delta x)^T \Omega_t e_t(\tilde{X}_t + \Delta x), \quad (33)$$

从而有

$$F_t(\tilde{X}_t + \Delta x) \approx (e_t + J_t \Delta x)^T \Omega_t (e_t + J_t \Delta x). \quad (34)$$

进一步化简可写为

$$F_t(\tilde{X}_t + \Delta x) = C_t + 2b_t \Delta x + \Delta x^T H_t \Delta x. \quad (35)$$

其中: C_t 是常数项; $2b_t$ 是一次项系数; H_t 为二次项系数,即Hessian矩阵. 显然, C_t 是该边变化前的值,引入增量后目标函数变化值为

$$\Delta F_t = 2b_t \Delta x + \Delta x^T H_t \Delta x. \quad (36)$$

优化目标是使目标函数变化值极小,因此令 ΔF_t 对 Δx 的导数为零,则有

$$\frac{dF_t}{d\Delta x} = 2b + 2H_t \Delta x = 0, \quad (37)$$

即

$$H_t \Delta x = -b_t. \quad (38)$$

其中: $H = \sum J_t^T \Omega_t J_t$, $b = \sum J_t^T \Omega_t e_t$.

以组合系统移动预测的坐标作为初值,求解线性方程得到收敛方向,再使用高斯-牛顿迭代等优化方法进行进一步迭代,直至收敛,即得到最优的 Δx , 获

得全局优化后的组合系统的位姿.

3 实验与结果分析

3.1 仿真实验与结果

为了验证IBAS算法性能,本文选用基准测试函数进行仿真实验,算法实验环境为Matlab R2022b;操作系统为64位Win10;内存为32G;处理器为AMD 5800X,主频为4.7GHz.表1给出了本文选用的5个基准测试函数的信息.经过大量寻优测试后,将基准测试函数的维度设置为30,种群数量设置为30,最高迭代次数为200. BAS算法初始步长设定为5,步长衰减因子取定值0.95;IBAS算法个体步长初值为5,步长最大、最小衰减因子分别为0.95和0.35,惯性权重最大值为1.0,最小值为0.3.同时运行粒子群算法(PSO)、蝙蝠算法(BA)和遗传算法(GA)进行对比实

验. PSO算法中 c_1 、 c_2 均设置为2, ω 为1;BA算法中响度衰减系数 α 设置为0.85,频率衰减系数 β 设置为0.9,频率范围设置为0~1,响度范围设置为1~2;GA算法中,交叉算子CR设置为0.8,变异算子 F 设置为0.05.分别运行每个基准测试函数30次来记录实验数据,得到运行结果的均值、标准差、平均运行时间作为评价指标.具体数据如表2所示,上述算法的部分测试函数收敛曲线如图3所示.

表1 基准测试函数信息

序号	名称	维数	范围	理论解
f_1	sphere function	30	[-100, 100]	0
f_2	schwefel's problem	30	[-10, 10]	0
f_3	step function	30	[-100, 100]	0
f_4	generalized rastrigin's function	30	[-5.12, 5.12]	0
f_5	generalized griewank's function	30	[-600, 600]	0

表2 仿真实验结果统计

序号	BAS			PSO			GA			BA			IBAS		
	均值	标准差	时间												
f_1	1.61e+04	1.65e+04	0.012	1.31e+02	1.34e+02	0.161	1.13e+04	1.17e+04	0.103	1.55e+03	1.20e+03	0.213	6.78e-16	1.42e-15	0.131
f_2	2.34e+02	3.96e+02	0.014	2.70e+00	2.80e+00	0.16	6.40e+01	8.33e+01	0.103	1.11e+00	2.22e+00	0.217	1.25e-08	1.47e-08	0.129
f_3	1.70e+04	1.73e+04	0.01	1.35e+02	1.39e+02	0.164	1.06e+04	1.10e+04	0.105	1.35e+03	1.57e+03	0.217	1.62e-01	1.71e-01	0.129
f_4	2.39e+02	2.40e+02	0.013	3.83e+01	3.91e+01	0.164	1.01e+02	1.02e+02	0.107	1.83e+01	1.94e+01	0.218	3.10e-10	3.21e-10	0.132
f_5	2.23e+02	2.26e+02	0.014	2.47e+00	2.50e+00	0.171	1.12e+02	1.16e+02	0.109	5.17e+01	5.64e+01	0.226	5.77e-10	8.47e-10	0.135

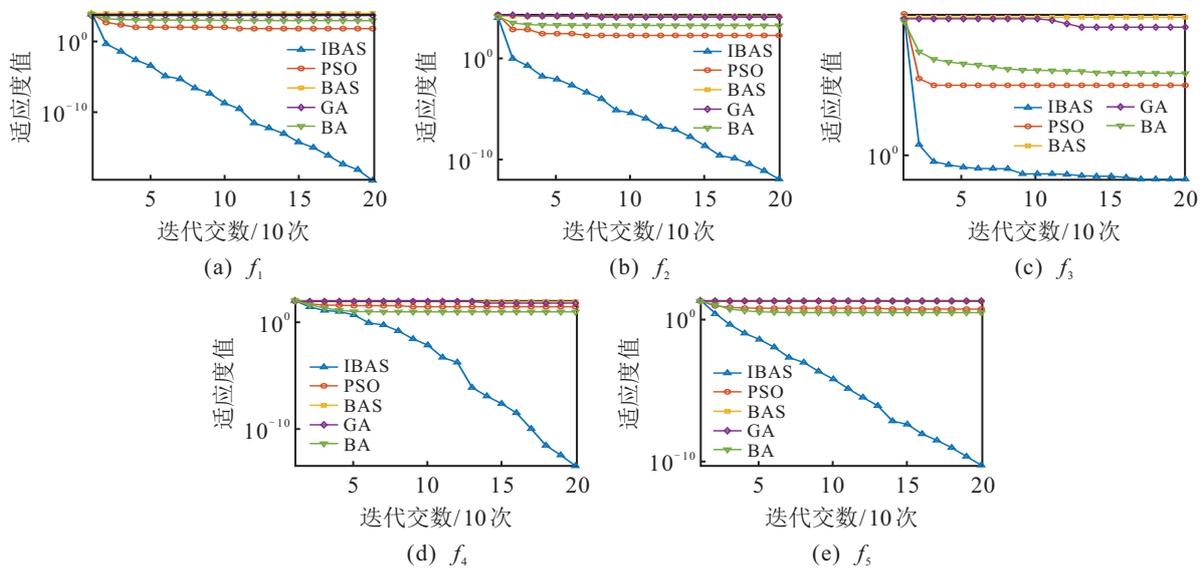


图3 部分测试函数收敛曲线

仿真实验结果表明,IBAS算法在运行时间稍有增加的情况下,可以有效克服标准天牛须搜索算法精度低和容易陷入局部最优的缺陷,提高了算法的寻优能力.

3.2 实机实验

为了验证所提算法的效果,本文使用四足机器人作为载体进行测试.实验采用NoopLoop出品

的LinkTrack系列UWB模块以及思岚科技出品的RPLIDAR-A2.其中:UWB模块的典型定位精度为10cm;LiDAR的测量范围在0.2~8m之间.实验场景的设定和机器人的运动轨迹如图4所示,在室内50m²左右的环境内布置3个UWB基站,并在场地中随机放置障碍物进行测试.基站1的坐标为(0,0),基站2的坐标为(0,8),基站3的坐标为(8,0)(单位坐标为

m). 机器人的运动路径是从测试起点开始,按逆时针方向的路线进行测试,路线为5m×5m的正方形。

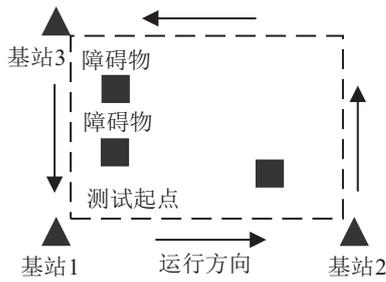
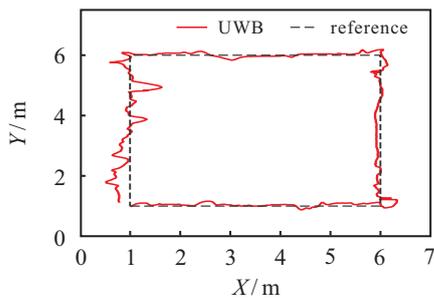
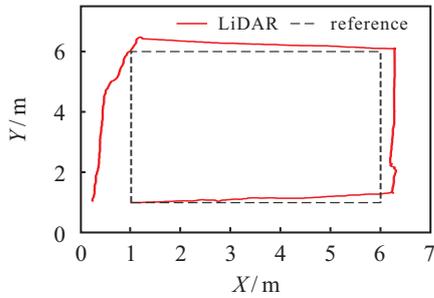


图4 测试场景及运动轨迹

实验1 单独使用UWB定位装置进行实验,实验结果如图5(a)所示.可以看出,在使用UWB单独定位的情况下,X轴最大误差为0.633m,X轴的均方根误差为0.165m,Y轴的最大误差为0.180m,Y轴的均方根误差为0.074m,尤其是在基站3到基站1这段测试路线附近存在障碍物时,UWB的定位精度会因为障碍物产生的NLOS误差而降低。



(a) UWB单独定位



(b) LiDAR单独定位

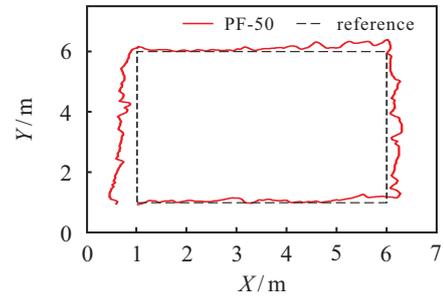
图5 传感器单独定位实验

实验2 单独使用LiDAR传感器进行定位实验,实验结果如图5(b)所示.可以看出,在使用LiDAR传感器单独定位的情况下,X轴的最大误差为0.776m,X轴的均方根误差为0.435m,Y轴最大误差为0.477m,Y轴的均方根误差为0.219m.可以看到,使用单一的LiDAR传感器定位时,会出现较大的累计误差,影响设备定位的精度。

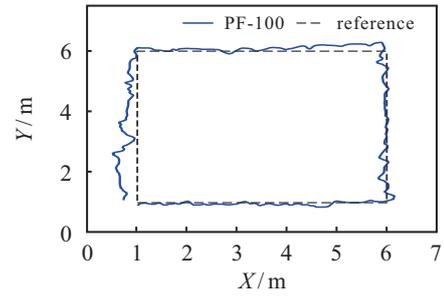
由以上两个实验的实验结果可以发现,单一传感器的定位精度无法满足高精度定位的需求。

实验3 进行UWB/LiDAR组合定位实验分别测试UWB/LiDAR组合系统在使用传统粒子滤波和

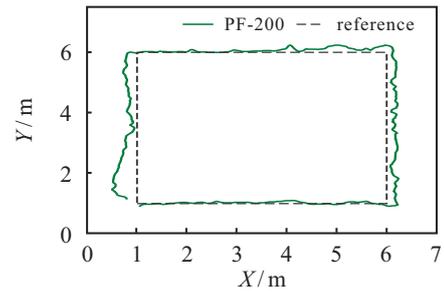
天牛须算法优化后的粒子滤波算法的定位效果,分别测试了使用50个粒子、100个粒子、200个粒子的粒子滤波算法和40个粒子的天牛须优化粒子滤波算法的定位效果,其实验结果如图6所示。



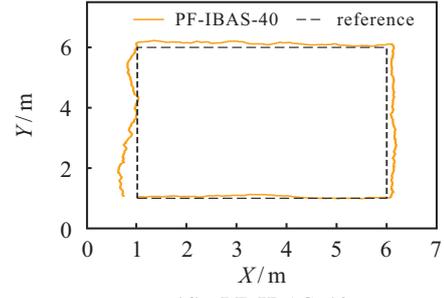
(a) PF-50



(b) PF-100



(c) PF-200



(d) PF-IBAS-40

图6 不同粒子数定位效果

表3为实验3中不同粒子数实验结果的最大误差和均方根误差。

表3 实验结果误差对比

误差/m	PF-50	PF-100	PF-200	PF-IBAS	
X轴	最大值	0.556	0.492	0.499	0.392
	均方根	0.248	0.231	0.211	0.209
Y轴	最小值	0.371	0.292	0.237	0.228
	均方根	0.136	0.104	0.087	0.101

由表3可知,粒子滤波算法定位的效果随着粒子数量的增加而提升,但使用天牛须搜索算法优化的粒子滤波算法仅需要40个粒子就可以达到传统粒子滤波200个粒子的效果,粒子数量减少了80%,有效降低了算法的复杂度.

实验4 在UWB/LiDAR组合定位实验的基础上,使用天牛须优化粒子滤波算法并增加后端图优化,优化组合定位系统的全局位姿.分别测试不进行图优化和进行图优化的定位效果,实验结果如图7所示.

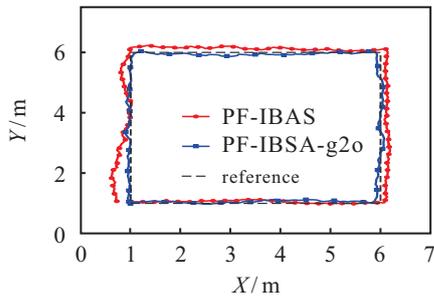
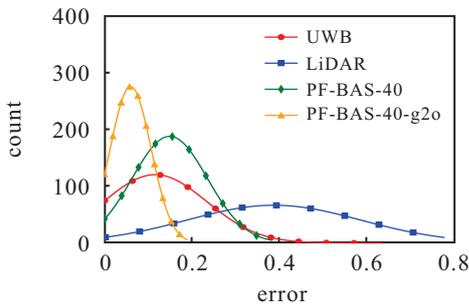
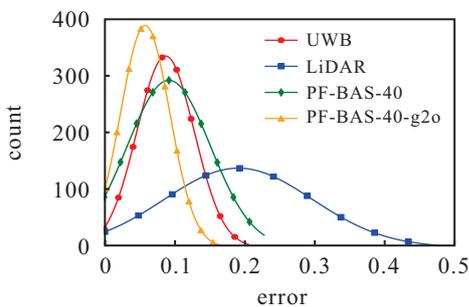


图7 有无图优化效果比较

图8(a)和图8(b)分别为UWB、LiDAR、UWB和LiDAR(无图优化)以及本文算法在X轴和Y轴方向上误差的分布图.



(a) X轴方向误差分布



(b) Y轴方向误差分布

图8 实验误差分布

表4为4组定位实验的最大误差和均方根误差.由实验结果对比可知,本文提出的UWB/LiDAR紧耦合算法拥有良好的定位效果.以实验结果的综合均方根误差为评价标准,即

$$RMSE_z = \sqrt{RMSE_x^2 + RMSE_y^2}$$

与单一传感器定位相比,本文方法的定位精度分别提升了44.75%和74.47%,前端的紧耦合可以提高机器人局部定位的效果,在后端进行图优化可以有效地消除LiDAR定位产生的累计误差,提升了组合定位系统的定位效果.

表4 实验结果误差统计

误差/m		UWB	LiDAR	无图优化	本文算法
X轴	最大值	0.633	0.776	0.392	0.188
	均方根	0.165	0.435	0.209	0.076
Y轴	最小值	0.180	0.477	0.228	0.171
	均方根	0.074	0.219	0.101	0.065

4 结论

针对室内定位中存在的问题,本文提出了基于改进天牛须优化粒子滤波的UWB/LiDAR室内定位方法,利用两种传感器各自的优点进行融合定位,使用LiDAR的量测值抵消UWB定位中NLOS误差带来的影响.改进天牛须搜索算法能有效消除粒子退化现象,使用少量粒子即可获得良好效果,提升了算法运行速度和实时性.最后构建UWB/LiDAR组合函数,使用图优化的方法优化全局位姿.实验结果表明,本文提出的改进天牛须优化粒子滤波的UWB/LiDAR室内定位方法可以有效克服UWB的NLOS误差和LiDAR累计误差的影响,与单一传感器定位相比,本文方法的定位精度分别提升了44.75%和74.47%,组合定位系统具有更好的定位精度和鲁棒性.

参考文献(References)

- [1] 郭林, 刘冉, 蓝发籍, 等. 基于激光与UWB序列匹配的目标跟踪[J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2613-2612. (Guo L, Liu R, Lan F J, et al. Target tracking based on laser and UWB sequence matching[J]. Control and Decision, 2024, 39(8): 2613-2612.)
- [2] 郭戈, 刘佳庚, 孙晓崢. 融合5G/GNSS的车辆高精度鲁棒安全定位: 进展与展望[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 289-303. (Guo G, Liu J G, Sun X Z. Secure robust precise vehicle localization with 5G/GNSS fusion: Advances and prospects[J]. Control and Decision, 2023, 38(2): 289-303.)
- [3] Guo X S, Ansari N, Hu F Z, et al. A survey on fusion-based indoor positioning[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(1): 566-594.
- [4] Jiang C H, Shen J C, Chen S, et al. UWB NLOS/LOS

- classification using deep learning method[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(10): 2226-2230.
- [5] Chen Z J, Xu A G, Sui X, et al. Improved-UWB/LiDAR-SLAM tightly coupled positioning system with NLOS identification using a LiDAR point cloud in GNSS-denied environments[J]. Remote Sensing, 2022, 14(6): 1380.
- [6] 张文安, 陈国庆, 杨旭升. UHF-RFID环境下的移动机器人定位方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 1807-1812.
(Zhang W A, Chen G Q, Yang X S. Mobile robot localization method in UHF-RFID[J]. Control and Decision, 2018, 33(10): 1807-1812.)
- [7] Farahsari P S, Farahzadi A, Rezazadeh J, et al. A survey on indoor positioning systems for IoT-based applications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(10): 7680-7699.
- [8] Feng D Q, Wang C Q, He C L, et al. Kalman-filter-based integration of IMU and UWB for high-accuracy indoor positioning and navigation[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(4): 3133-3146.
- [9] 齐小刚, 陈湛, 李芷楠. 室内定位中非视距的识别和抑制算法研究综述[J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 1921-1933.
(Qi X G, Chen C, Li Z N. A review of non-line-of-sight identification and mitigation algorithms for indoor localization[J]. Control and Decision, 2022, 37(8): 1921-1933.)
- [10] 刘辉, 张雪波, 李如意, 等. 双目视觉辅助的激光惯导SLAM算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(6): 1787-1800.
(Liu H, Zhang X B, Li R Y, et al. Laser inertial navigation SLAM algorithm assisted by binocular vision [J]. Control and Decision, 2024, 39(6): 1787-1800.)
- [11] Jia L S, Wang Y C, Ma L, et al. Integrated positioning system of kiwifruit orchard mobile robot based on UWB/LiDAR/ODOM[J]. Sensors, 2023, 23(17): 7570.
- [12] Song Y, Guan M Y, Tay W P, et al. UWB/LiDAR fusion for cooperative range-only SLAM[C]. 2019 International Conference on Robotics and Automation. Montreal, 2019: 6568-6574.
- [13] 陈志键, 徐爱功, 隋心, 等. 室内UWB/LiDAR组合定位算法[J]. 导航定位学报, 2019, 7(1): 38-42.
(Chen Z J, Xu A G, Sui X, et al. Algorithm of indoor UWB/LiDAR combined positioning[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2019, 7(1): 38-42.)
- [14] Blok P M, van Boheemen K, van Evert F K, et al. Robot navigation in orchards with localization based on Particle filter and Kalman filter[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 261-269.
- [15] Peng K X, Jiao R H, Dong J, et al. A deep belief network based health indicator construction and remaining useful life prediction using improved particle filter[J]. Neurocomputing, 2019, 361: 19-28.
- [16] Cao L, Chen H S, Chen Y D, et al. Bio-inspired swarm intelligence optimization algorithm-aided hybrid TDOA/AOA-based localization[J]. Biomimetics, 2023, 8(2): 186.
- [17] Retscher G, Kiss D, Gabela J. Fusion of GNSS pseudoranges with UWB ranges based on clustering and weighted least squares[J]. Sensors, 2023, 23(6): 3303.
- [18] Pozna C, Precup R E, Horvath E, et al. Hybrid particle filter-particle swarm optimization algorithm and application to fuzzy controlled servo systems[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2022, 30(10): 4286-4297.
- [19] 刘望生, 潘海鹏, 王明环. 混响噪声下声源定位与跟踪的多特征自适应IMM粒子滤波算法[J]. 控制理论与应用, 2023, 40(3): 477-484.
(Liu W S, Pan H P, Wang M H. An adaptive IMM particle filter algorithm based on multi-feature for sound source tracking in reverberant and noisy environments[J]. Control Theory & Applications, 2023, 40(3): 477-484.)
- [20] 田梦楚, 柳林燕, 陈志敏, 等. 基于弹性机制的萤火虫优化粒子滤波算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(2): 420-428.
(Tian M C, Liu L Y, Chen Z M, et al. Firefly optimized particle filter algorithm based on elastic mechanism [J]. Control and Decision Making, 2024, 39(2): 420-428.)
- [21] Jiang X, Li S. BAS: Beetle antennae search algorithm for optimization problems[J/OL]. 2017, arXiv: 1710.10724.
- [22] Khan A H, Cao X W, Li S, et al. BAS-ADAM: An ADAM based approach to improve the performance of beetle antennae search optimizer[J]. CAA Journal of Automatica Sinica, 2020, 7(2): 461-471.
- [23] Sbierski J. Instability of the Kerr Cauchy horizon under linearised gravitational perturbations[J]. Annals of PDE, 2023, 9(1): 7.

作者简介

黄家才(1977—), 男, 教授, 博士生导师, 从事交流伺服控制、智能机器人控制等研究, E-mail: huangjc@njit.edu.cn;

王徐寅(1999—), 男, 硕士生, 从事室内定位、SLAM等研究, E-mail: 776956166@qq.com;

高芳征(1980—), 男, 教授, 博士生导师, 从事非线性系统控制、智能机器人感知与控制等研究, E-mail: gaofz@126.com;

薛源(1999—), 男, 硕士生, 从事图像识别、SLAM等研究, E-mail: 1434921383@qq.com.