

基于墙角族语义尺寸链的绑架定位研究

蒋 林^{1,2}, 李云飞¹, 雷 斌^{1,3*}, 汤 勃^{1,3}, 刘 奇¹, 郭宇飞³

(1. 武汉科技大学冶金装备及控制教育部重点实验室, 湖北武汉 430081; 2. 武汉科技大学机器人与智能系统研究院, 湖北武汉 430081; 3. 武汉科技大学机械传动与制造工程湖北省重点实验室, 湖北武汉 430081)

摘 要: 针对目前原始自适应蒙特卡洛定位(Adaptive Monte Carlo Localization, AMCL)在相似环境下绑架检测容易出错且重定位极易失败等问题, 提出基于墙角族语义尺寸链的改进 AMCL 算法. 融合机器人多传感器信息和 Gmapping 算法构建二维栅格地图, 基于 Yolov5 获取室内环境的目标检测框和类别信息, 结合 GrabCut 算法和贝叶斯方法构建增量式语义映射地图; 通过墙角的凸、凹和墙角相对于机器人的方位角对墙角进行分类, 充分发掘语义映射地图中各墙角之间、墙角与室内物体之间的类别和位置关系, 构建墙角族语义尺寸链和相应检索表; 在定位过程中, 基于墙角族语义尺寸链进行全局预定位, 提出绑架检测机制进行绑架检测, 在检测到绑架事件发生后, 基于改进 AMCL 算法实现定位自恢复. 最后, 通过真实环境下的绑架实验验证了本文方法的有效性, 实验表明, 所提方法的全局定位准确率、全局定位速率、绑架检测准确率和绑架后定位准确率在相似环境下分别提升了 42%、214%、88% 和 72%; 在非相似环境下分别提升了 44%、152%、12% 和 92%; 在长走廊环境下分别提升了 36%、426%、26% 和 68%.

关键词: 绑架检测; 墙角族语义尺寸链; 贝叶斯方法; 全局预定位; 定位自恢复

基金项目: 国家重点研发计划(No.2019YFB1310000); 国家自然科学基金(No.51874217); 湖北省重点研发计划(No.2020BAB098)

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)07-2356-13

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20230358

Research on Kidnapping Detection and Re-Localization Based on Semantic Dimensional Chain of Corner Family

JIANG Lin^{1,2}, LI Yun-fei¹, LEI Bin^{1,3*}, TANG Bo^{1,3}, LIU Qi¹, GUO Yu-fei³

(1. Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control Technology, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430081, China;
2. Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430081, China;
3. Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430081, China)

Abstract: In order to solve the problems of kidnapping detection and re-localization failure of original AMCL (Adaptive Monte Carlo Localization) in similar environment, an improved AMCL algorithm based on semantic dimension chain of corner family is proposed. Firstly, the multi-sensor information of robot is fused and a two-dimensional grid map is constructed based on Gmapping algorithm. Secondly, the target detection frame and category information of indoor environment are obtained based on Yolov5, and the semantic mapping map is constructed incrementally by combining GrabCut algorithm and Bayesian method. The corners are classified based on their convexity, concavity, and the azimuth of the corners relative to the robot, and the category and position relationships between the corners and the indoor objects in the semantic mapping map are fully excavated. The semantic dimension chain of the corner family and the corresponding retrieval table are constructed. In the process of localization, global pre-localization is realized based on the semantic dimension chain of corner family, and kidnapping detection is carried out based on the proposed kidnapping detection mechanism, and localization self-recovery is realized based on the improved AMCL algorithm after the kidnapping event is detected. Finally, the effectiveness of this method is verified by kidnapping experiments in real environment. Experiments show that the proposed

method improves the global localization accuracy, global localization rate, kidnapping detection accuracy and localization self-recovery success rate by 42%, 214%, 88% and 72%, respectively, in the similar environment; and 44%, 152%, 12% and 92%, respectively, in the non-similar environment; and 36%, 426%, 26% and 68%, respectively, in the long corridor environment.

Key words: kidnapping detection; the semantic dimension chain of the corner family; Bayesian method; global pre-localization; localization self-recovery

Foundation Item(s): National Key Research and Development Program of China (No.2019YFB1310000); National Natural Science Foundation of China (No.51874217); Key Research and Development Project of Hubei Province in China (No.2020BAB098)

1 引言

移动机器人在执行任务过程中难以避免碰撞、搬运以及轮子打滑等问题,机器人位姿会发生未知的跳变,而机器人还以为自身位姿为变化前的位姿,这种现象称为绑架机器人问题(kidnapped robot problem). 绑架是一种复杂的定位问题,首先要进行绑架检测,并在检测到绑架事件发生后及时进行重定位,使机器人恢复正确位姿,从而完成后续任务. 国内外学者在绑架检测与恢复方法方面作了重要研究工作.

Zhang 等人^[1]提出的自适应蒙特卡洛定位算法(Adaptive Monte Carlo Localization, AMCL),基于 2 种指数滤波器衰减率,计算随机采样概率,将当前粒子集的最大权重作为绑架检测的参数,在定位失败时重新撒布粒子,达到优化重定位的目的. Choi 等人^[2]研究的方法采用了更少的粒子数,但同样有不错的定位性能. 蒋林等人^[3,4]将构建好的语义地图应用到定位中,有效改善了定位性能. 杨小龙等人^[5]所提方法有效利用了无线局域网(wireless local area network)信息,不仅大幅度减少了定位计算开销,还提高了定位鲁棒性. Yu 等人^[6]、Zhao 等人^[7]、房立金等人^[8]充分结合深度学习技术进行定位,通过剔除不需要的动态特征点实现较高定位精度. 申文杰等人^[9]的研究方法可以在复杂环境中快速完成自主定位. Xiao 等人^[10]利用优化后的单发多框检测器(single shot multiBox detector)构建目标检测框架,同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping)系统,基于选择性跟踪算法实现对动态物体特征点的有效处理,大幅度减小定位误差. 杨爽等人^[11]在定位过程中融合了激光和视觉信息,不仅提高定位精度,还有效解决了绑架问题. 虽然,上述方法在一定程度上改善了定位性能,但当绑架事件发生时,由于缺乏绑架检测机制,机器人无法准确判断出绑架事件发生的位姿和时间,导致机器人位姿丢失. 针对上述问题,Choi 等人^[12]提出的方法同时考虑了姿势跟踪和重新定位问题,姿势跟踪是通过使用网格地图匹配和相对运动模型计算节点概率实现的,该方法能自动检测绑架,并使用多重假设跟踪来恢复绑架. Jeon 等人^[13]

利用采集装置收集房间内的外部图像信息,获取环境图像,同时利用移动机器人的标记识别,并将其转换为绝对空间坐标,解决了移动机器人在房间内的自定位估计和绑架问题. Bukhori 等人^[14]通过应用 6 种不同相似度指标,对定位时的粒子集进行滤波,识别出绑架状态和正常状态,并对其信息统计进行有效评价. Wang 等人^[15]提出改进的粒子滤波器定位方法,可以实现机器人绑架检测和误差补偿. 钱琳^[16]提出,基于相机的环境相似性度量检测方法,该方法可以精确地检测到绑架事件出现的位置和时间,但当实际场景较大时,该方法的实时性差. Neuland 等人^[17]提出了基于粒子滤波器与有界误差定位融合的方法,该方法能处理测量数据中的异常值. 杨傲雷等人^[18]将深度学习和粒子滤波结合起来进行重定位,基于激光点云与地图匹配程度来检测机器人绑架事件,并基于优化的网络模型 G_PoseNet 实现重定位. 虽然上述方法在解决绑架问题上优于传统概率滤波方法,但在相似环境下同样表现不佳.

墙角作为室内环境中的稳定特征,能为机器人提供更加准确的定位参考. 因此,本文提出适用于 2D 环境的基于墙角族语义尺寸链的改进 AMCL 算法. 首先,融合机器人多传感器信息和 Gmapping 算法(类似 Hector、Cartographer 等 2D 建图算法和本文算法结合使用)构建二维栅格地图;其次,基于 Yolov5 目标检测方法提取室内环境的墙角语义和物体语义信息,结合 GrabCut 算法和贝叶斯方法构建增量式语义映射地图;通过墙角的凸、凹和墙角相对于机器人的方位角将墙角分为 8 类,并充分发掘语义映射地图中各墙角之间、墙角与室内物体之间的类别和位置关系,构建墙角族语义尺寸链和相应检索表;基于墙角族语义尺寸链进行全局预定位,提出快速准确的绑架检测机制,并在检测到绑架事件发生后,基于改进 AMCL 算法实现定位自恢复;最后,借助创新设计的移动机器人^[19],验证了所提方法的有效性.

2 语义地图构建方法

本文充分利用了室内墙角天然存在,且位置固定这一特点,在即时定位与建图算法输出栅格地图、定位

信息的基础上,用 YOLOv5 目标检测方法实现墙角凸凹性和物体识别,结合多传感器数据对墙角进行方向性区分,构建具有 8 类墙角和 5 类物体的语义地图,为机器人定位提供丰富且稳定的信息。

2.1 基于深度学习的墙角凸凹性识别

基于深度学习的墙角检测识别方法依靠神经网络从丰富的数据信息中自主学习特征,极大提高了墙角检测的精度和鲁棒性,同时,通过使用选择性搜索等方法生成候选区域代替使用滑动窗口生成候选区域的做法大大减少检测识别过程中产生的计算量。本文基于 YOLOv5 网络模型提取室内墙角的凸凹属性,图 1 为机器人相机视角下不同材质、大小和形状墙角的凸凹性区分。

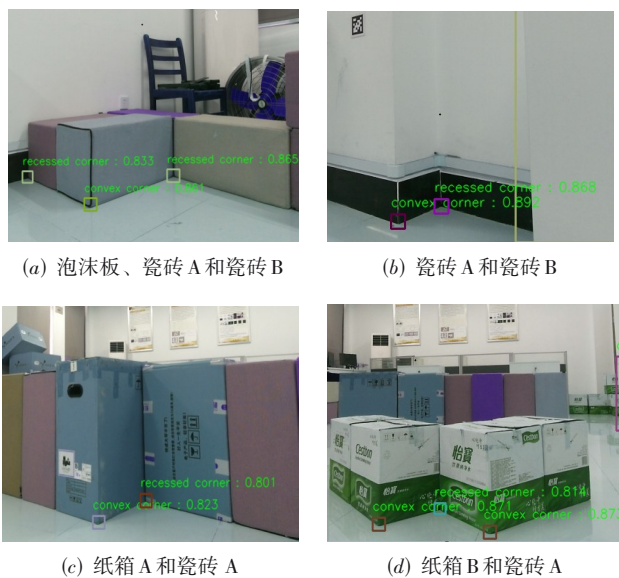


图 1 基于深度学习的墙角凸凹性识别

2.2 基于多传感器的墙角方向性区分

常规室内墙角一般包含 4 个主要朝向,机器人通过带磁力计的 IMU (Inertial Measurement Unit) 获取机器人的航向角,墙角的方向性主要通过相机检测到墙角时,机器人和墙角之间的方位角来区分。首先,对建筑物内墙面主方向进行判断,以墙面主方向与正北垂直进行示例分析。记录机器人垂直于墙面时的航向角,如图 2 所示,定义正北方向的航向角为 0° ,把正北方向的右侧墙角定义为第 1 类墙角,并根据逆时针方向依次定义第 2 类墙角、第 3 类墙角和第 4 类墙角。机器人的航向处于相机视角范围的正中间,拟定机器人搭载的相机最大视角范围是 70° (此处可根据相机实际最大视角相应调整)。

上述定义的 4 类墙角对应的航向角均包含不重复范围,机器人在不重复范围内检测的墙角为相应类别。

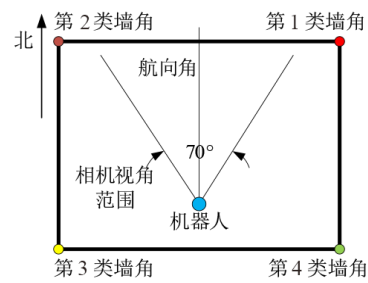


图 2 墙角类别和传感器示意图

在机器人左极限视野范围内,仅有右上方的第 1 类墙角 (红色) 能出现在机器人视野中,对应航向角为 35° ,见图 3(a);在机器人右极限视野范围内,仅有右上方的第 1 类墙角 (红色) 能出现在机器人视野中,对应航向角为 55° ,见图 3(b),所以,当航向角范围为 $35^\circ \sim 55^\circ$ 时,机器人仅能检测到第 1 类墙角;如图 3(c) 和图 3(d) 所示,当机器人视角处于左极限和右极限时,仅能识别到左上方的第 2 类墙角 (棕色),这里机器人航向角在 $305^\circ \sim 325^\circ$ 之间。按照上述视角原理,能获得到另外 2 类墙角相应的航向角范围,分析结果见表 1,每类墙角均有不与其他类别墙角重叠的航向角范围。

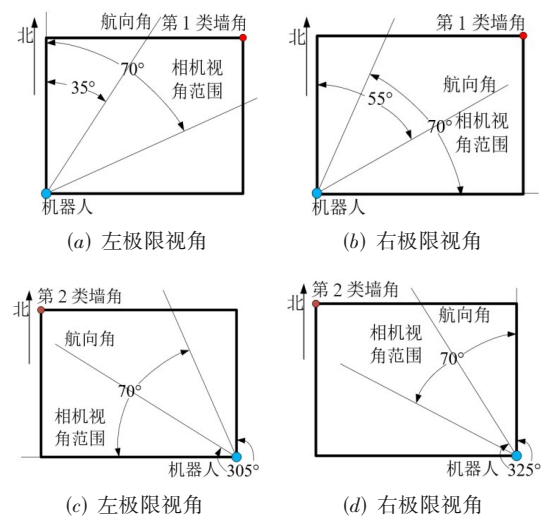


图 3 不重叠航向角下墙角方向性区分

表 1 每类墙角对应的航向角

墙角类别	第 1 类墙角	第 2 类墙角	第 3 类墙角	第 4 类墙角
航向角/ $^\circ$	35~55	305~325	215~235	125~145

上述定义的每组相邻的墙角均存在重叠的航向角范围,如图 4 所示,当机器人航向角范围为 $325^\circ \sim 360^\circ$ 或 $0^\circ \sim 35^\circ$ 时,机器人可以识别到的墙角是第 1 类墙角或者第 2 类墙角。此时,按照以下流程来区分:

(1) 确定墙角处于机器人航向的左边或右边,当某侧仅包含 2 类墙角时,则该侧墙角的类别是确定的。在如图 4(a) 和图 4(b) 所示位姿,机器人航向角处于 $325^\circ \sim$

360°之间,第1类墙角一定处于机器人航向的右边,而第2类墙角既可能处于航向的左边,也可能处于航向的右边,所以相机识别到处于航向左边的墙角可以确定为第2类墙角;在如图4(b)和图4(c)所示位姿,机器人航向角处于0°~35°之间,第2类墙角一定处于机器人航向的左边,而第1类墙角既可能处于航向的左边,也可能处于航向的右边,所以,相机识别到处于航向右边的墙角可以确定为第1类墙角。

(2)当某侧包含2种墙角类别时,计算墙角的该侧墙壁和机器人航向的夹角 θ 。见图4(a)和图4(b)里的蓝色实心圆位姿,第1类墙角和第2类墙角均可能处于机器人航向的右边,所以,此处计算出墙角右边蓝色墙壁和机器人航向的夹角 θ 。见图4(b)和图4(c)里的红色实心圆位姿,第1类墙角和第2类墙角均可能处于机器人航向的左边,所以,此处计算出墙角左侧红色墙壁和机器人航向的夹角 θ 。

(3)若 θ 是机器人航向和墙角右侧墙壁的夹角,当 $\theta < 35^\circ$ 时,则墙角类型为2类墙角中更右侧的1类,当 $\theta > 55^\circ$ 时,该墙角为剩下的1类墙角;若 θ 是机器人航向和墙角左侧墙壁的夹角,当 $\theta < 35^\circ$ 时,则该墙角为2类墙角中更左侧的1类;当 $\theta > 55^\circ$ 时,该墙角为剩下的1类墙角。对于图4(a)和图4(b),第1类墙角和第2类墙角均可以在机器人航向的右侧,若 $\theta < 35^\circ$,该墙角为更右侧的第1类墙角;若 $\theta > 55^\circ$,该墙角为剩下的第2类墙角。对于图4(b)和图4(c),第1类墙角和第2类墙角均可以在机器人航向的左侧,若 $\theta < 35^\circ$,该墙角为更左侧的第2类墙角;若 $\theta > 55^\circ$,该墙角为剩下的第1类墙角。

按照上述区分方法,重叠航向角下的墙角类型区分见表2,表2中用①、②、③、④代表第1类墙角~第4

类墙角,左和右分别代表墙角处于机器人航向的左侧和右侧。

表2 重叠航向角下的墙角类型判断

墙角类别	航向角/ $^\circ$	两侧	$\theta < 35^\circ$	$\theta > 55^\circ$
第1和第2类墙角	325~360	左	②	
		右	①	②
	0~35	左	②	①
		右	①	
第2和第3类墙角	235~270	左	③	
		右	②	③
	270~305	左	③	②
		右	②	
第3和第4类墙角	145~180	左	④	
		右	③	④
	180~215	左	④	③
		右	③	
第4和第1类墙角	55~90	左	①	
		右	④	①
	90~125	左	①	④
		右	④	

2.3 墙角分类与物体分类

根据机器人检测到墙角时的方位角,可将室内墙角大致分为4类,再结合墙角的凹凸性,室内墙角可分为8类:第1类凸墙角、第2类凸墙角、第3类凸墙角、第4类凸墙角、第1类凹墙角、第2类凹墙角、第3类凹墙角、第4类凹墙角。本文所处环境包含了室内常见5种物体:门、柜子、椅子、垃圾桶、凳子,语义地图中各类墙角及物体对应颜色如表3所示。

表3 各类墙角及物体在语义地图中对应颜色

墙角类别	颜色	物体类别	颜色
第1类凸墙角	红色	门	蓝色
第2类凸墙角	棕色	柜子	深蓝色
第3类凸墙角	黄色	椅子	紫色
第4类凸墙角	绿色	垃圾桶	深蓝色
第1类凹墙角	深蓝色	凳子	绿色
第2类凹墙角	绿色		
第3类凹墙角	棕色		
第4类凹墙角	紫色		

本文自制的Yolov5数据集包含了门、柜子、椅子、垃圾桶、凳子等室内常见的5种物体和凸凹墙角共1550张,其中1085张组成训练集,465张组成测试集,共训练400阶,训练结果见表4,mAP_0.5表示IoU阈值>0.5的平均mAP,mAP_0.5:0.95表示在不同阈值(0.5~0.95,步长0.05)上的平均mAP。

2.4 墙角族语义地图构建

本文使用激光雷达基于Gmapping算法建立栅格地

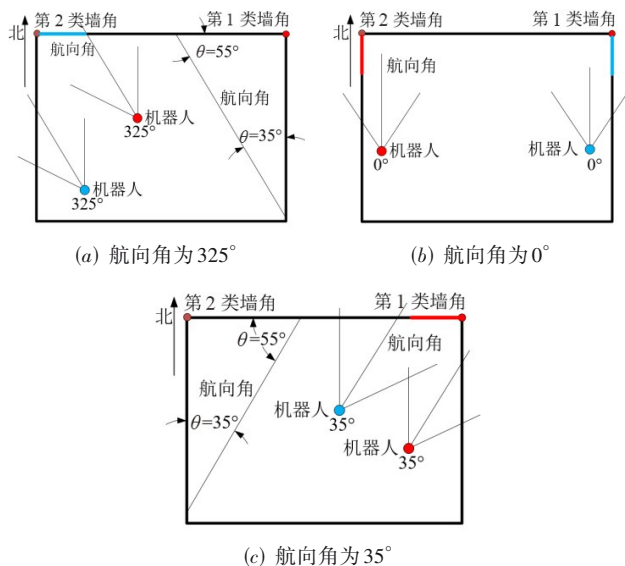


图4 重叠航向角下墙角类别判断

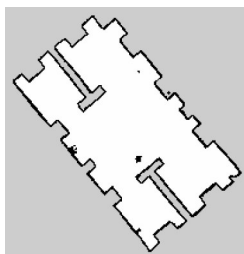
表4 Yolov5训练结果 单位:%

精度(Precision)	召回率(Recall)	mAP_0.5	mAP_0.5:0.95
0.948	0.968	0.980	0.805

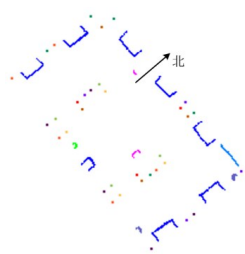
图,步骤为:完成1帧激光雷达所有距离信息的全局坐标转换后,对探测到的所有障碍物位置点所对应栅格地图上的栅格单元置1,即表示为占用状态,并使用Bresenham算法计算出所有探测位置点与移动机器人之间处于空闲状态的栅格单元集合,同时,对其置0即表示为空闲状态.本文实验环境由泡沫板搭建,长宽约为11.30 m × 5.85 m.本文在如图5(a)所示的真实环境中构建语义地图,对应的激光栅格地图如图5(b)所示,语义映射地图如图5(c)所示(由于传感器误差和建图方法的限制,构建的语义映射地图通常存在噪声点,为方便后续构建墙角族语义尺寸链,对语义映射地图进行滤波优化处理),最终合并语义地图如图5(d)所示.



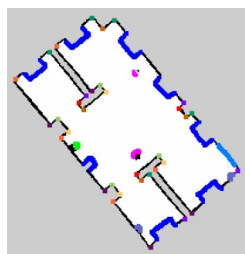
(a) 室内真实环境



(b) 栅格地图



(c) 语义映射地图



(d) 合并语义地图

图5 真实环境对应的栅格地图和语义地图

机器人在检测到墙角后得到图像中的墙角检测框与凹凸类别信息,根据此时航向角和激光信息判断墙角所属方向性类别(为了避免建图过程中墙角方向性误判断,仅采用不重叠航向角下墙角类别判断方向性,给定每类墙角的航向角误差范围 $\pm 5^\circ$,此时,每类墙角

的航向角范围仍然不会有交集,不存在方向性误判断),利用配准数据计算出彩色图像中的墙角在深度图像中对应位置,将得到的KinectV2深度数据转换成点云信息并投影变换到地图坐标系中,构建增量式语义映射地图.考虑到算法的计算量,机器人在检测到目标后基于最近邻采样算法缩小深度图和彩色图至原图的1/4,不仅满足地图分辨率为0.05 m的要求,且大幅度减小了计算量.

3 墙角族语义尺寸链构建

本文利用室内墙角天然存在且位置固定的特点,充分发掘语义映射地图中各墙角之间、墙角与室内物体之间的类别和位置关系,基于建立的语义映射地图构建墙角族语义尺寸链和相应检索表,为后续机器人定位提供帮助.

根据环境地图大小设定墙角周围物体范围值 r_s, r_s 如式(1)所示计算:

$$r_s = 2d_s \sin\left(\frac{\theta_s}{2}\right) \quad (1)$$

其中, θ_s 代表相机的水平视场角,本文所用KinectV2型号深度相机的水平视角是 70° ,最佳观测视距是0.5~4.5 m.本文取 $r_s=2$ m,即当物体和墙角的中心距离 <2 m时,该物体属于墙角周围物体.

本文构建的墙角族语义尺寸链如图6所示,以最右侧门附近的第1类凹墙角为起点,以顺时针为正方向沿墙构建墙角族语义尺寸链.部分墙角族语义尺寸链检索表如表5所示,其中,第1类凹墙角、第2类凹墙角、第3类凹墙角、第4类凹墙角、第1类凸墙角、第2类凸墙角、第3类凸墙角、第4类凸墙角分别用R1、R2、R3、R4、C1、C2、C3、C4表示,门、柜子、椅子、垃圾桶、凳子到墙角的距离分别用 D_1, D_2, D_3, D_4, D_5 表示.墙角族尺寸链检索表中除了存储每个墙角各自的类别属性外,还有

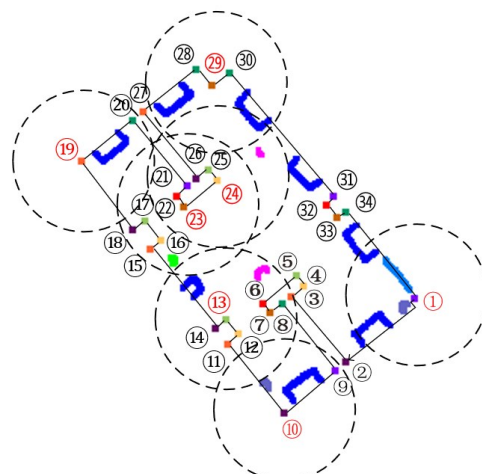


图6 墙角族语义尺寸链

表5 部分墙角族语义尺寸链检索表

序号	上游墙角类别	上游距离/m	当前墙角类别	下游距离/m	下游墙角类别	门	柜子	椅子	垃圾桶	凳子	D_1/m	D_2/m	D_3/m	D_4/m	D_5/m
1	R4	2.65	R1	3.13	R2	1	1	0	1	0	0.83	1.50	—	0.37	—
10	R3	2.52	R4	1.88	R1	0	1	0	1	0	—	0.96	—	0.94	—
13	R4	0.39	C4	0.53	C3	0	1	1	0	0	—	1.31	1.68	—	—
19	R2	1.85	R3	2.43	R4	0	1	0	0	0	—	0.93	—	—	—
23	C3	1.21	C2	0.36	C1	0	0	0	0	1	—	—	—	—	1.56
24	C4	0.39	C3	1.21	C2	0	0	1	0	0	—	—	1.46	—	—
29	R2	0.61	C2	0.64	R2	0	2	0	0	0	—	1.15/1.39	—	—	—

上游墙角、下游墙角、上下游墙角的距离信息及墙角周围物体信息。

4 改进 AMCL 算法

虽然 AMCL 算法能在一定程度上实现定位自恢复,但当机器人位姿跳变距离较大时,初始位姿处新增的随机粒子无法代表真实位姿,难以准确重定位,且当跳变前后环境相似时,很难检测到绑架事件.本文提出基于墙角族语义尺寸链的改进 AMCL 算法:首先,基于语义地图进行全局预定位;然后,根据预定位位姿进行绑架检测,在检测到绑架事件后,通过计算机器人位姿估计和粒子状态分布的匹配概率来优化粒子权重更新方式,提高重定位的实时性和鲁棒性。

当检测到绑架事件发生后,机器人通过新增随机粒子实现重定位.原始 AMCL 算法在通过运动模型获取的位姿处新增粒子,而当检测到绑架事件后,里程计运动模型并没有变化,这时会在初始位姿处新增随机粒子,这些新增的随机粒子无法代表真实位姿,最终机器人无法重定位成功。

本文基于预定位位姿给机器人先验概率,在先验位姿和运动模型获取的位姿处随机撒布粒子,并进行高斯扩散,通过这种方式不仅保证粒子的多样性,还可以提高粒子的有效性,本文算法流程见图7。

绑架检测:全局定位成功后,基于语义预定位位姿判断绑架事件是否发生。

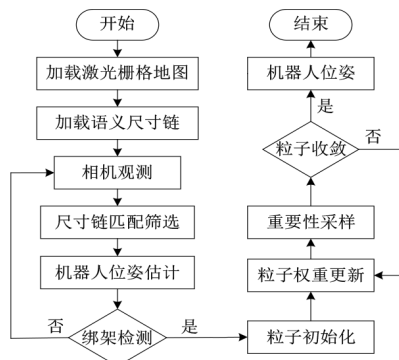


图7 机器人定位失效自恢复过程流程图

粒子初始化:绑架事件发生后,按照预定位位姿和原始位姿实现粒子初始化:

$$p^{[n]} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(X_i^{[n]})^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

其中, $X^{[n]}$ 代表预定位位姿, $X_i^{[n]}$ 代表原始位姿, σ^2 代表高斯分布的方差,通常为 0.5×0.5 。

重要性采样:根据粒子权重 $w_i^{[n]}$ 撒布粒子,复制权重大的粒子,抛弃权重小的粒子,并归一化。

4.1 基于墙角族语义尺寸链的视觉预定位

在墙角族语义尺寸链构建完成后,利用相机和 YOLO 网络模型识别环境中的语义信息,这里分为 2 种情况:

(1) 当识别到的墙角数量 ≥ 2 时,将识别到的各墙角从左到右依次排序(尺寸链是按照顺时针依次构建的,这里将相机当前帧识别到的各墙角从左到右排序,方便后续检索尺寸链),循环遍历构建的尺寸链,根据当前帧识别到各墙角的类别属性初步判断是否在尺寸链中存在对应位置,如果初步判断存在对应位置,则计算 2 个墙角在映射图中的距离 d , 计算距离 d 和检索表对应标准距离 D 若满足式(3),则检索成功,否则继续往后检索,直到检索成功。

$$(1-a)D < d < (1+a)D \quad (3)$$

其中, a 通常取经验值 0.1. 以当前相机视角下存在 2 个墙角为例,对应尺寸链检索流程见图 8. 假设已经确定墙角在尺寸链中的序号分别为 19 和 20, 此时,基于各墙角和机器人之间的深度信息 d_1 和 d_2 推算出机器人的位姿,位姿推算原理如图 9 所示,浅蓝色实心圆表示推算的机器人位姿。

(2) 当识别到的墙角数量为 1 时,根据该墙角类别属性筛选出墙角族尺寸链中所有符合该类别属性的墙角;然后,依次筛选出墙角族尺寸链中周围物体包含相机识别到的各类物体的墙角;最后,将上述筛选后的墙角取交集得到最终墙角. 假设当前相机识别到 1 个墙角、1 个柜子和 1 个垃圾桶,该墙角的类别属性为第 1 类凹墙角,筛选出墙角族尺寸链中所有类别属性为第 1 类凹墙角的墙角,定义为集合 A ;筛选出所有墙角中周围

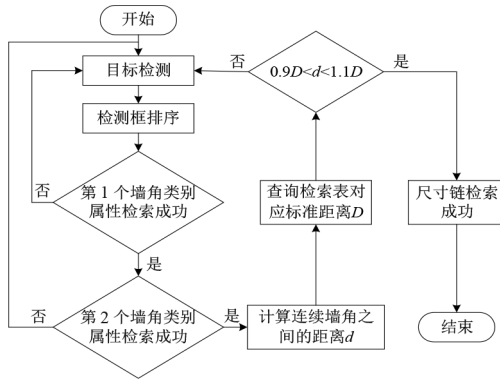


图8 尺寸链检索流程图

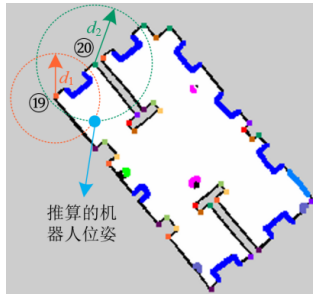


图9 位姿推算原理图

物体包含柜子的墙角,定义为集合 B ;然后,筛选出所有墙角中周围物体包含垃圾桶的墙角,定义为集合 C ,此时最终墙角集合 S 满足式(4):

$$S = A \cap B \cap C \quad (4)$$

当尺寸链墙角筛选完成后,根据机器人坐标系下的各墙角坐标和各墙角在地图坐标系下的坐标来计算机器人位于世界坐标系下的位姿.首先,机器人检测出墙角得到相机坐标系下的墙角坐标;其次,通过坐标映射得到墙角坐标位于机器人坐标系下的坐标 (X_r, Y_r) ;然后,从语义地图中得到该墙角在地图坐标系下的坐标 (X_g, Y_g) ,根据变换矩阵得到:

$$\begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} = T_{w,r} \begin{pmatrix} X_r \\ Y_r \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \end{pmatrix} = 0.05 \begin{pmatrix} X_g \\ Y_g \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$T_{w,r} = \begin{bmatrix} \cos \theta_t & -\sin \theta_t & 0 & x_t \\ \sin \theta_t & \cos \theta_t & 0 & y_t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, (x_t, y_t, θ_t) 表示 t 时刻世界坐标系中机器人的位姿,最后,将地图坐标系下可能的墙角坐标点代入方程,计算出机器人的可能位姿.

4.2 基于语义信息的机器人绑架检测

绑架事件发生后,应该根据机器人的传感器信息和对应判断条件实现绑架检测.本文基于墙角族语义尺寸链实现预定位,并基于预定位位姿实现绑架检测,假设预定位位姿为 $X_i^{[i]} = (x_i^{[i]}, y_i^{[i]}, \theta_i^{[i]})^T$,在某些位姿下,相机检测到的墙角可能对应墙角族尺寸链中的多个位置,这里 i 代表多个位姿里的第 i 个位姿,定位时的机器人位姿为 $X_{R,t} = (x_{R,t}, y_{R,t}, \theta_{R,t})^T$.基于预定位位姿实现绑架检测的步骤如下:

步骤1:判断粒子是否收敛,粒子成功收敛后才存在绑架事件.定义1个阈值 T ,判断每个粒子到机器人位姿的距离和阈值 T 的数值关系,只有当绝大多数粒子到机器人位姿的距离 $<$ 阈值 T 时,进入步骤2,否则循环执行步骤1.通常阈值 $T=0.5$ m,聚类的粒子数量 k 取粒子总量 m 的90%,只有当90%的粒子收敛后才进行绑架检测,判断公式见式(8):

$$\text{clustering} = \begin{cases} 1, & k \geq \frac{9}{10} m \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

步骤2:当粒子成功收敛后,按照式(9)计算收敛时的位姿 $X_{R,t}$ 与预定位位姿 $X_i^{[i]}$ 之间的距离 $Z_i^{[i]}$:

$$Z_i^{[i]} = \sqrt{(x_t^{[i]} - x_i)^2 + (y_t^{[i]} - y_i)^2} \quad (9)$$

其中, i 代表预定位位姿里的第 i 个位姿.

步骤3:判断 $Z_i^{[i]}$ 和阈值 T 的数值大小关系,只有当所有 $Z_i^{[i]} >$ 阈值 T 时,才判断为绑架事件发生,进入步骤4,否则返回执行步骤2.绑架检测见式(10):

$$\text{kidnapped}_t = \begin{cases} 1, & Z_i^{[i]} > T \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

其中, kidnapped_t 代表 t 时刻的绑架检测结果.

步骤4:按照推算的预定位位姿为机器人定位提供先验信息,通过在可能位姿处进行随机采样,让机器人实现定位自恢复.

5 绑架实验与结果分析

本文搭建的机器人平台中,主控机选择酷睿i7小型控制器,其不仅安装了ROS操作系统,还配置了Pytorch框架用于Yolov5目标检测.激光雷达选择性能良好的SICK-LMS111雷达,该雷达的最大测量距离为20 m,最高频率可达50 Hz.电子罗盘选用瑞芬DDM360B高精度三维电子罗盘,其航向精度为 0.8° ,输出速率可达20 Hz/s,且带有硬磁、软磁以及倾角补偿,能实时准确地输出机器人的航向角.深度相机选择KinectV2.机器人实物见图10.利用该试验平台验证本文方法的有效性,具体分为相似环境下和非相似环境下的绑架检测和定位自恢复对比实验.为了更好地模拟

机器人实际应用场景,本文所有实验均在行人随机走动的动态环境下完成.所有实验首先基于本文的方法进行,并将实验过程中发布的全部话题录制成 bag 包;然后播放该 bag 包完成原始 AMCL 算法的实验.

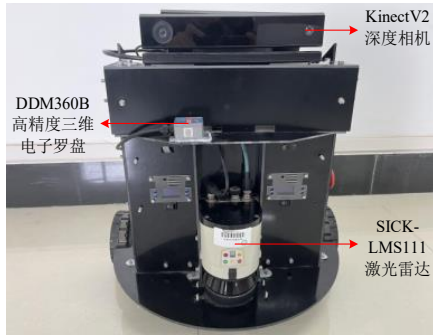


图 10 移动机器人平台

5.1 相似环境下绑架检测和定位自恢复对比实验

本文在如图 5(a)所示的相似环境下完成绑架检测和定位自恢复实验,该环境的语义地图如图 11 所示.可以看到区域①、区域②的结构几乎完全一样,机器人在这种相似度很高的场景中很难实现绑架检测,为了验证所提方法的可行性,首先,让机器人在区域①中完成全局定位;其次,绑架机器人至区域②完成重定位(机器人在某区域内定位时,是在该区域内进行随机运动的).这里分别基于 AMCL 和本文算法进行对比实验.

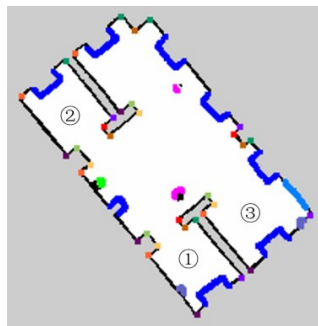


图 11 相似环境语义地图

AMCL 算法在区域①中全局定位时,全局定位成功的结果如图 12(a)所示.当机器人被绑架至区域②时,通过激光雷达观测模型计算粒子权重,由于环境结构几乎一致,粒子权重几乎没有变化,短期似然平均值始终保持较高水平,不能检测到绑架事件,粒子最终仍处于区域①中,重定位失败.

本文方法基于预定位位姿实现绑架检测,并在检测到绑架事件发生后为粒子初始化提供初始值,实现更精准的绑架检测,并提升了定位自恢复鲁棒性.图 13(a)是机器人在区域①中全局定位成功的结果,当机器人

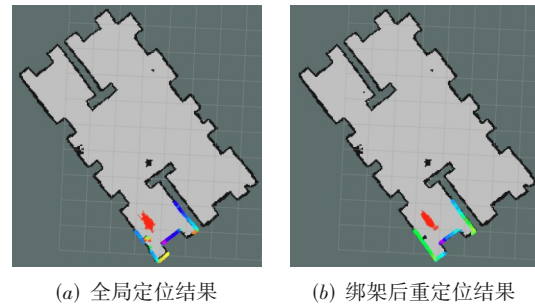


图 12 相似环境下 AMCL 算法重定位过程

被绑架至区域②时,基于墙角族语义尺寸链完成预定位,并计算可能的预定位位姿和原始位姿的距离,基于设置的阈值检测绑架事件是否发生.如图 14 所示,相机检测到前方 2 个墙角和 1 个柜子,此时判断这 2 个墙角的类别属性分别为第 3 类凹墙角和第 2 类凹墙角,计算 2 个墙角在映射图中的距离,并检索墙角族尺寸链检索表,分别对应序号 19 和 20;然后,基于语义预定位推算出如图 13(d)所示的红色圆圈表示预定位位姿,并基于绑架检测机制检测到发生了绑架事件,利用预定位位姿和原始位姿为粒子初始化提供初始值,粒子初始化撒布见图 13(b);最后,在多次重采样后,粒子集逐渐收敛至区域②中正确的位姿处,重定位成功.

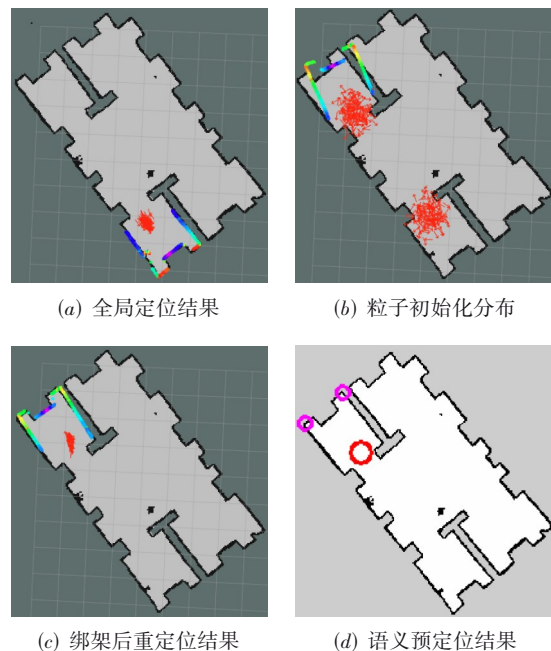


图 13 本文算法重定位过程及语义预定位结果

为了更深入地分析 AMCL 算法和所提方法的定位自恢复过程,保留定位过程中的粒子均权重,并通过 Python 绘图获得的曲线见图 15.图中红色虚线状曲线表示 AMCL 算法在定位过程中的粒子均权重变化,粒子

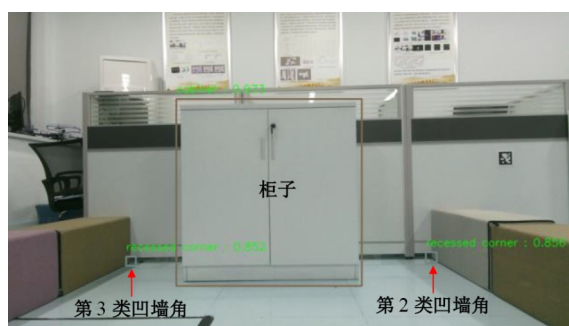


图14 机器人视角

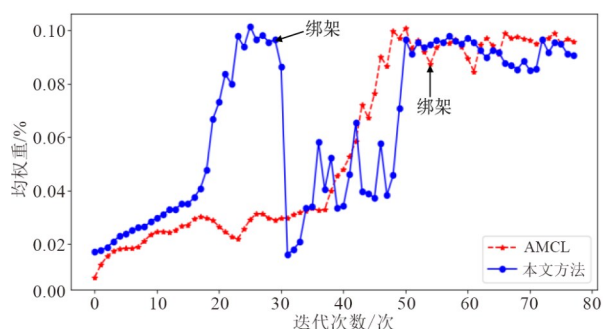


图15 相似环境下粒子均权重变化

表6 相似环境下的绑架实验结果

算法	全局定位准确率/%	全局定位成功时的平均迭代次数/次	绑架检测准确率/%	绑架后定位准确率/%
AMCL	54	47	6	0
本文算法	96(↑)	22(↓)	94(↑)	72(↑)

从实验中可以看到,在相似环境下的全局定位,由于特征或环境结构相似,不同的粒子可能会有相似的测量值,当多个粒子具有相似的权重时,AMCL算法会出现困惑,无法准确地确定机器人位姿.绑架事件发生后,AMCL仅依靠激光雷达信息无法检测自身位姿丢失,无法准确重定位.而本文方法基于预定位位姿能更精准地检测到绑架事件,完成重定位.除此之外,本文方法还较大幅度提高了全局定位速度.

5.2 非相似环境下绑架检测和定位自恢复对比实验

这里仍然在图5(a)所示的环境下完成绑架检测和定位自恢复实验,不同的是这里采用结构有较大不同的区域②与区域③,激光雷达观测模型可以有效区分这2个区域,进一步验证所提方法的可行性,首先,让机器人在区域②中完成全局定位;其次,绑架机器人至区域③进行定位自恢复,这里同样分别基于AMCL算法和本文算法进行对比实验.

AMCL算法定位自恢复过程如图16所示,由于区域②与区域③的环境结构不一致,当机器人被绑架至区域③后,基于激光雷达观测模型获取的粒子权重突然减小,粒子均权重也会随之减小,如图17中红色曲线所示:在粒子迭代35次左右,全局定位成功;在粒子迭

在迭代47次左右时,机器人全局定位成功,而当机器人被绑架至区域②后,粒子均权重仍处于较高水平,机器人认为自身位姿正确,绑架检测错误,定位自恢复失败.图中蓝色实线状曲线表示本文方法在定位过程中的粒子均权重变化,在粒子迭代22次左右,全局定位成功,在粒子迭代27次左右,粒子均权重迅速下降,这是因为基于预定位位姿判断发生了绑架事件,在预定位位姿和原始位姿处重新完成粒子初始化,导致粒子权重突然分散,但经过多次重采样后,粒子均权重慢慢回升,最终定位自恢复成功.

为了进一步验证本文方法的有效性,这里通过回放bag包对2种算法分别完成50组绑架实验,实验结果如表6所示. AMCL算法和本文算法的全局定位准确率、全局定位成功时的平均迭代次数、绑架检测准确率和绑架后定位准确率分别为54%和96%、47次和22次、6%和94%、0%和72%. 本文算法和AMCL算法相比,全局定位准确率提升了42%,全局定位速率大约提升了214%,绑架检测准确率提升了88%,绑架后定位准确率提升了72%.

代50次左右,机器人确定自身发生了绑架事件,这时AMCL算法会在初始位姿附近新增一些随机粒子.然而,这些新增的粒子无法表示被绑架后的位姿,且始终在初始位姿周围分散,如图16(d)所示,定位自恢复失败,绑架后粒子均权重始终 $<0.06\%$,见图17中红色曲线后半段.

本文方法的定位自恢复过程见图18(a)~(c),当机器人被绑架至区域③后,基于预定位位姿检测绑架事件是否发生.如图19所示,相机检测到前方的墙角、柜子、垃圾桶和门,首先,筛选出尺寸链中墙角类别为R1(第1类凹墙角)的墙角,见图20(a);其次,分别筛选出周围物体包含柜子、垃圾桶和门的墙角,见图20(b)~(d);然后,取交集后得到最终筛选结果为尺寸链中序号1对应墙角;接着,基于预定位推算出的机器人位姿见图18(d),此时,基于绑架检测机制检查到发生了绑架事件,并利用预定位位姿和原始位姿为粒子初始化提供初始值,粒子初始化分布见图18(b);最后,在多次重采样后,粒子集逐渐收敛至区域②中正确的位姿,此时定位自恢复成功.同样从图17中蓝色曲线可以看出:粒子迭代23次左右时,全局定位成功;粒子在迭代到38次左右时,粒子均权重迅速下降,检测到绑架事件发生;当粒子在迭代到46次左右时,粒子均权重逐渐回

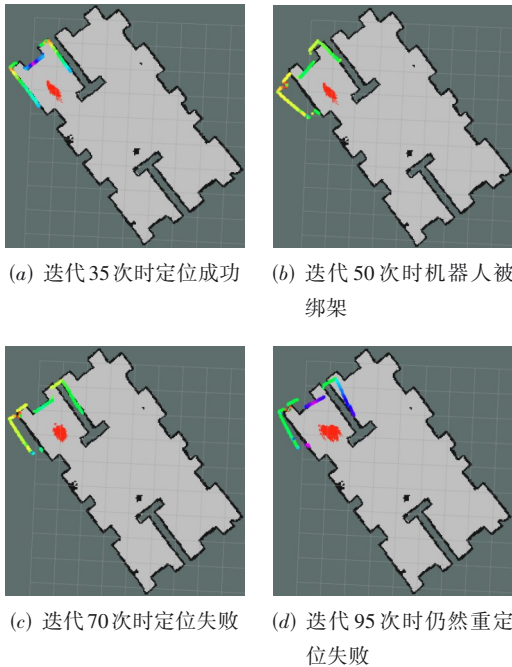


图 16 非相似环境下 AMCL 算法重定位过程

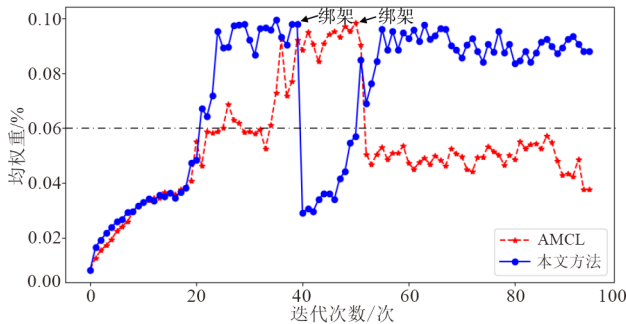


图 17 非相似环境下粒子均权重变化

升,最终定位自恢复成功。

同样在非相似环境下对 2 种算法分别完成了 50 组绑架实验,实验结果如表 7 所示。AMCL 算法和本文算法的全局定位准确率、全局定位成功时的平均迭代次数、绑架检测准确率和绑架后定位准确率分别为 50% 和 94%、35 次和 23 次、84% 和 96%、0% 和 92%。本文算法和 AMCL 算法相比,全局定位准确率提升了 44%,全局定位速率大约提升了 152%,绑架检测准确率提升了 12%,绑架后定位准确率提升了 92%。

从实验中可以看到,在非相似环境下,AMCL 仅依靠激光雷达信息可以检测到位姿丢失,但新增的随机粒子无法表示机器人被绑架后的位姿,无法准确重定

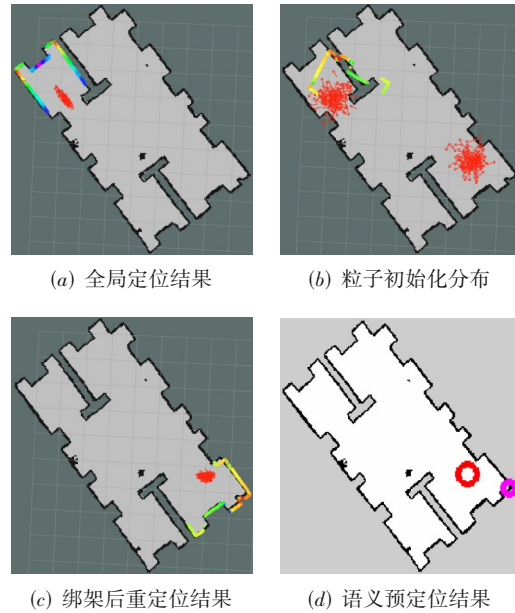


图 18 本文算法重定位过程及语义预定位结果

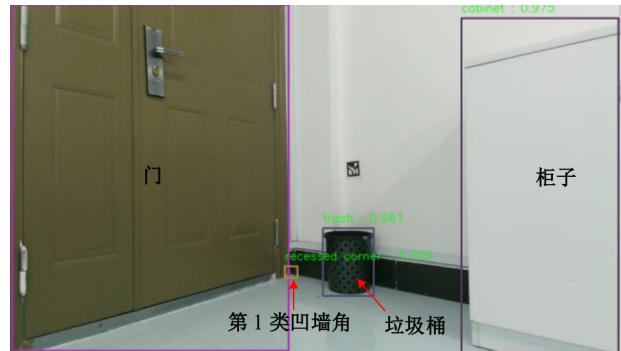


图 19 机器人视觉

位。本文方法基于预定位位姿不但能进行绑架检测,还能为粒子初始化提供可靠的位姿,在提高全局定位准确率和实时性的同时,大幅度提高绑架后定位的准确率。

5.3 长走廊环境下绑架检测和定位自恢复对比实验

为了充分说明算法的可靠性,本文在如图 21(a)所示的特征相似度较高的长走廊环境中进行了算法测试。长走廊环境的栅格地图、语义映射地图和合并语义地图分别如图 21(b)~(d) 所示。机器人首先在如图 21(e) 所示的位置①附近完成全局定位,在全局定位成功后将机器人绑架至位置②附近完成重定位。

当机器人被绑架至位置②附近时,AMCL 算法能够

表 7 非相似环境下的绑架实验结果

算法	全局定位准确率/%	全局定位成功时的平均迭代次数/次	绑架检测准确率/%	绑架后定位准确率/%
AMCL	50	35	84	0
本文算法	94(↑)	23(↓)	96(↑)	92(↑)

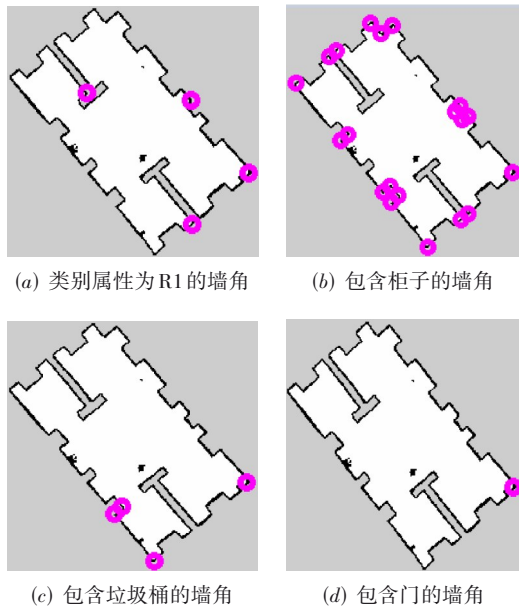
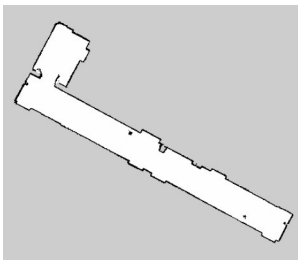


图 20 墙角筛选



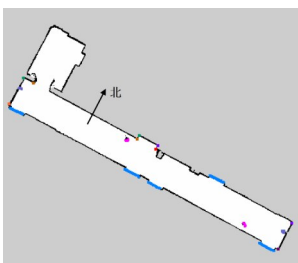
(a) 长走廊环境



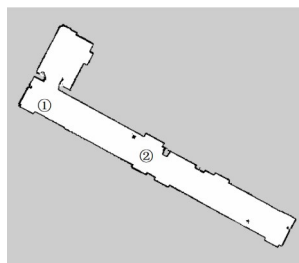
(b) 栅格地图



(c) 语义映射地图



(d) 合并语义地图



(e) 绑架前后机器人的位置

图 21 长走廊环境及其对应的栅格地图和语义地图

检测到绑架事件发生,但其新增的粒子无法代表绑架后的机器人位姿,最终无法准确定位;而本文算法首先在位置①附近完成全局定位,见图 22(a),同时基于语

义预定位位姿和原始位姿进行绑架检测,在检测到绑架事件发生后初始化粒子撒布,见图 22(b),撒布在位置②附近的粒子能够准确代表机器人被绑架后的位姿,此时机器人很容易准确定位.

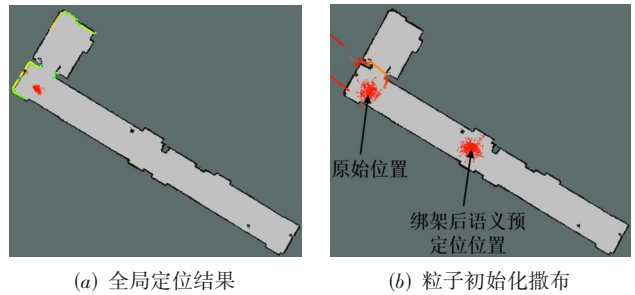


图 22 本文算法的全局定位结果及绑架后的粒子初始化撒布

为了进一步凸显本文算法的定位优势,记录实验过程中的粒子均权重,得到如图 23 所示的长走廊环境下的粒子均权重变化曲线. 可以看到 AMCL 算法在绑架事件发生后,粒子均权重迅速下降,且后续始终处于较低水平,无法准确重定位;而本文算法在检测到绑架事件发生后,基于原始位姿和语义预定位位姿初始化粒子撒布,粒子均权重迅速回升,最终定位自恢复成功.

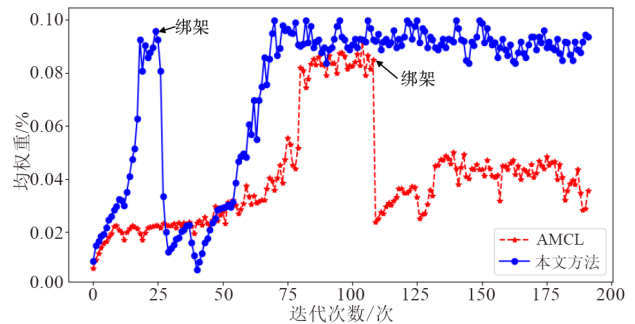


图 23 长走廊环境下粒子均权重变化

同样在长走廊环境下对 2 种算法分别完成 50 组绑架实验,实验结果如表 8 所示,AMCL 算法和本文算法的全局定位准确率、全局定位成功时的平均迭代次数、绑架检测准确率和绑架后定位准确率分别为 60% 和 96%、81 次和 19 次、72% 和 98%、0% 和 68%. 本文算法和 AMCL 算法相比,全局定位准确率提升了 36%,全局定位速率提升了大约 426%,绑架检测准确率提升了 26%,绑架后定位准确率提升了 68%.

在长走廊环境下,AMCL 仅依靠激光雷达信息可以检测到位姿丢失,但新增的随机粒子无法表示机器人被绑架后的位姿,无法准确重定位. 虽然本文方法大幅度提高了全局定位的实时性和绑架后定位的准确率,但由于长走廊环境的特征较为相似,当机器人被绑架

表 8 长走廊环境下的绑架实验结果

算法	全局定位准确率/%	全局定位成功时的平均迭代次数/次	绑架检测准确率/%	绑架后定位准确率/%
AMCL	60	81	72	0
本文算法	96(↑)	19(↓)	98(↑)	68(↑)

至位置②进行重定位时,有时会出现机器人定位位置准确,但定位方向和实际方向存在 180° 偏差的现象。

6 结论

(1) 基于室内墙角天然存在且位置固定这一特点,提出融合电子罗盘、激光雷达和相机等多传感器信息的室内墙角分类方法,并利用深度学习技术构建墙角族语义地图。

(2) 充分发掘语义映射地图中各墙角之间、墙角与室内物体之间的类别和位置关系,构建墙角族语义尺寸链和相应检索表,根据相机识别到的墙角数量不同,分别提出 2 种不同尺寸链检索方法,为后续基于墙角族语义尺寸链进行定位提供帮助。

(3) 针对 AMCL 算法在绑架检测和定位自恢复时存在的不足,提出适用于 2D 环境的基于墙角族语义尺寸链的视觉预定位方法,并基于预定位姿改进绑架检测机制以及重定位时的粒子初始化方式,通过实验验证了所提方法在相似环境下的全局定位准确率、全局定位速率、绑架检测准确率和绑架后定位准确率分别提升了 42%、214%、88% 和 72%;在非相似环境下分别提升了 44%、152%、12% 和 92%;在长走廊环境下分别提升了 36%、426%、26% 和 68%。

参考文献

- [1] ZHANG L, ZAPATA R, Lépinay P. Self-adaptive Monte Carlo localization for mobile robots using range finders[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE, 2012: 229-244.
- [2] CHOI J, MAURER M. Simultaneous localization and mapping based on the local volumetric hybrid map[C]// 2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE, 2015: 561-566.
- [3] 蒋林, 刘奇, 雷斌, 等. 激光与视觉融合识别并构建语义地图改善定位性能[J]. 中国激光, 2022, 49(18): 1810003. JIANG L, LIU Q, LEI B, et al. Identifying and constructing semantic maps based on laser and vision fusions for improving localization performance[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(18): 1810003. (in Chinese)
- [4] 蒋林, 向超, 朱建阳, 等. 加载语义似然估计的粒子滤波重定位[J]. 电子学报, 2021, 49(2): 306-314. JIANG L, XIANG C, ZHU J Y, et al. Particle filter relocation with semantic likelihood estimation[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(2): 306-314. (in Chinese)
- [5] 杨小龙, 李欣, 周牧, 等. 基于多维模糊映射 AP 优化的 WLAN 室内定位方法[J]. 电子学报, 2022, 50(8): 1875-1884. YANG X L, LI X, ZHOU M, et al. WLAN indoor positioning method based on multi-dimensional fuzzy mapping AP optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(8): 1875-1884 (in Chinese)
- [6] YU S K, YAN F, ZHUANG Y, et al. A deep-learning-based strategy for kidnapped robot problem in similar indoor environment[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 100(3): 765-775.
- [7] ZHAO X, ZUO T, HU X Y. OFM-SLAM: A visual semantic SLAM for dynamic indoor environments[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021: 5538840.
- [8] 房立金, 刘博, 万应才. 基于深度学习的动态场景语义 SLAM[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2020, 48(1): 121-126. FANG L J, LIU B, WAN Y C. Semantic SLAM based on deep learning in dynamic scenes[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2020, 48(1): 121-126. (in Chinese)
- [9] 申文杰, 任永杰, 朱博源, 等. 结合人工信标和视觉 SLAM 的自主快速定位方法[J]. 机械工程学报, 2022, 58(14): 137-145. SHEN W J, REN Y J, ZHU B Y, et al. Autonomous fast localization method combining artificial beacons and visual SLAM[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(14): 137-145. (in Chinese)
- [10] XIAO L H, WANG J G, QIU X S, et al. Dynamic-SLAM: Semantic monocular visual localization and mapping based on deep learning in dynamic environment[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 117: 1-16.
- [11] 杨爽, 曾碧, 何炜婷. 融合语义激光与地标信息的 SLAM 技术研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(18): 262-271. YANG S, ZENG B, HE W T. Research on SLAM technology combining semantic laser and landmark information[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(18): 262-271. (in Chinese)
- [12] CHOI J, CHOI M, CHUNG K C. Topological localization with kidnap recovery using sonar grid map matching in a home environment[J]. Robotics and Computer-Inte-

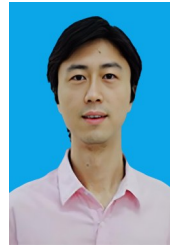
grated Manufacturing, 2012, 28(3): 366-374.

- [13] JEON Y P, PARK J H, LIM S T, et al. Research for robot kidnap problem in the indoor of utilizing external image information and the absolute spatial coordinates[J]. Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society, 2015, 16(3): 2123-2130.
- [14] BUKHORI I, ISMAIL Z H. Detection strategy for kidnapped robot problem in Monte Carlo localization based on similarity measure of environment[C]//2016 IEEE International Conference on Underwater System Technology: Theory and Applications (USYS). Piscataway: IEEE, 2017: 55-60.
- [15] WANG Y, ZHANG W M, LI F, et al. UAPF: A UWB aided particle filter localization for scenarios with few features[J]. Sensors, 2020, 20(23): 6814.
- [16] 钱琳. 基于视觉的移动机器人定位绑架检测与恢复方法[D]. 长沙: 湖南大学, 2020.
QIAN L. Vision-based Detection and Recovery Method of Mobile Robot Localization Kidnapping[D]. Changsha: Hunan University, 2020. (in Chinese)
- [17] NEULAND R, MANTELLI M, HUMMES B, et al. Robust hybrid interval-probabilistic approach for the kidnapped robot problem[J]. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2021, 29(2): 313-331.
- [18] 杨傲雷, 金宏宙, 陈灵, 等. 融合深度学习与粒子滤波的移动机器人重定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 226-233.
YANG A L, JIN H Z, CHEN L, et al. Mobile robot relocalization method fusing deep learning and particle filtering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7): 226-233. (in Chinese)
- [19] SUN F, XU H, MENG Y H, et al. BERT and pareto dominance applied to bio-logical strategy decision for bio-inspired design[J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 55: 101904.



李云飞 男, 2000年11月出生, 湖北孝感人. 武汉科技大学博士研究生. 主要研究方向为室内移动机器人语义地图构建及其定位和导航.

E-mail: liyunfei20180607@163.com



雷斌 男, 1979年12月出生, 湖北襄阳人. 武汉科技大学副教授, 硕士研究生导师. 主要研究方向为群体机器人系统和无线传感器网络.

E-mail: leibin@wust.edu.cn



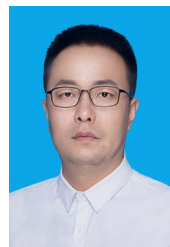
汤勃 男, 1973年10月出生, 湖北石首人. 武汉科技大学教授, 硕士研究生导师. 主要研究方向为机器视觉、机器学习、机构运动学和动力学等.

E-mail: tang1017@163.com



刘奇 男, 1996年8月出生, 湖北咸宁人. 武汉科技大学硕士研究生. 主要研究方向为室内移动机器人物体识别、语义地图构建.

E-mail: liuqi_xl@163.com



郭宇飞 男, 1985年4月出生, 山西忻州人. 武汉科技大学博士, 副教授, 硕士研究生导师. 主要研究方向为非线性鲁棒控制理论及其在机器人、自动化等领域的应用.

E-mail: guoyufei@wust.edu.cn

作者简介



蒋林 男, 1976年12月出生, 湖北荆门人. 武汉科技大学教授, 博士研究生导师. 主要研究方向为室内移动机器人地图构建、定位、导航.

E-mail: jianglin76@wust.edu.cn