

语义先验改进 Cartographer 的机器人重定位方法

蔡芸^{1,2} 曾超¹ 王磊¹ 董杰¹ 蒋林^{1,2} 罗焱¹ 李云飞¹

(1. 武汉科技大学冶金装备及其控制教育部重点实验室, 武汉 430081;

2. 武汉科技大学机器人与智能系统研究院, 武汉 430081)

摘要: 针对 Cartographer 算法在室内重定位时鲁棒性差和耗时长等问题, 提出一种利用语义信息改进 Cartographer 算法的重定位方法, 以提高机器人在室内场景下的重定位性能。首先, 通过 RGB-D 相机与深度学习技术提取机器人所处环境中的语义物体信息, 并对语义信息进行点云映射, 然后将提取的语义点云映射信息与基于 Cartographer 算法构建的栅格地图通过投影转换进行融合, 构建出完整的二维语义栅格地图, 再将提取的语义信息构建语义物体关系链表。在机器人进行重定位时, 利用语义栅格地图提供的语义信息给予机器人一个先验位姿, 从而缩小 Cartographer 算法匹配范围, 减少算法迭代次数, 实现机器人快速重定位。最后, 搭建真实室内场景进行实验验证, 结果表明, 本文算法相比于原始 Cartographer 算法和 AMCL 算法, 在相似场景下实时性分别提高 49.78%、78.27%, 在退化场景下实时性分别提高 76.18%、83.96%, 重定位成功率平均提升 75% 以上。此外, 所构建的二维语义栅格地图可支持语义导航与规划, 在服务机器人等场景中具有应用潜力。

关键词: Cartographer 算法; 重定位; 语义地图; 语义物体关系链表; 先验位姿

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)06-0585-09

OSID:



Semantic Prior Enhanced Robot Relocation Method for Cartographer

CAI Yun^{1,2} ZENG Chao¹ WANG Lei¹ DONG Jie¹ JIANG Lin^{1,2} LUO Yan¹ LI Yunfei¹

(1. Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control Technology,
Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China

2. Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: Aiming to address the problems of insufficient robustness and high computational cost of the Cartographer algorithm during indoor relocation, a relocation method was proposed that enhanced Cartographer by incorporating semantic information, thereby improving robot relocation performance in complex indoor environments. Semantic object information from the robot's surroundings was extracted by using an RGB-D camera and deep learning techniques, and was subsequently mapped into a structured point cloud. The extracted semantic point cloud was then fused with the grid map constructed by the Cartographer algorithm through projection transformation to generate a complete and informative 2D semantic grid map. A semantic object relationship linked list was also built based on the extracted semantic information to represent inter-object spatial context. During the relocation process, the semantic information provided by the 2D semantic grid map was used to offer a prior pose estimation for the robot, narrowing the search space of the Cartographer algorithm, reducing the number of iterations, and enabling rapid and efficient relocation. Experiments conducted in real indoor scenarios validated the effectiveness of the proposed method. The results showed that, in similar environments, the proposed method improved real-time performance by 49.78% and 78.27% compared with that of the original Cartographer and AMCL algorithms, respectively. In degraded scenarios, improvements reached 76.18% and 83.96%, respectively. Moreover, the relocation success rate was increased by over 75% on average. In addition, the constructed 2D semantic grid map supported semantic navigation and planning, demonstrating promising potential for application in service robots and related fields.

Key words: Cartographer algorithm; relocation; semantic map; semantic object relationship list; prior pose

收稿日期: 2024-03-24 修回日期: 2024-04-18

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFB1310000)和湖北省重点研发计划项目(2020BAB098)

作者简介: 蔡芸(1970—), 女, 副教授, 博士, 主要从事智能算法和仿真优化技术研究, E-mail: caiyun@wust.edu.cn

通信作者: 蒋林(1976—), 男, 教授, 博士, 主要从事室内智能移动机器人语义建图及定位和导航研究, E-mail: jianglin76@wust.edu.cn

0 引言

在现代自动驾驶、机器人导航以及增强现实等领域,同时定位与地图构建(Simultaneous localization and mapping, SLAM)是实现机器人准确导航和环境感知的核心技术^[1]。而移动机器人的全局重定位是 SLAM 技术的重点和难点,是机器人导航技术中不可或缺的一部分^[2]。全局重定位目的在于当机器人遭遇“绑架”、开机重启等情况时,其能利用自身传感器采集的数据,重新确定其在地图中的位置。全局重定位难点在于如何在已知场景地图的情况下,使机器人能够在环境中实现准确的重定位^[3]。目前解决机器人重定位问题主要通过滤波^[4]、优化方法和深度学习 3 种方式来实现^[5]。

在基于滤波的重定位方法研究领域,FOX 等^[6]提出基于粒子滤波的蒙特卡洛定位算法(Monte Carlo localization, MCL),通过随机粒子集合模拟机器人位置,根据运动和传感器数据不断更新粒子权重,最终估计机器人在未知环境中的位置和姿态。ZHANG 等^[7]根据 MCL 算法的缺陷,提出了改进的定位算法自适应蒙特卡洛定位算法(Adaptive Monte Carlo localization, AMCL),该算法通过自适应重采样等改进,提高了机器人定位的准确性和鲁棒性。XIE 等^[8]提出一种触发式粒子重采样机制来解决室内长时间机器人定位漂移问题。JOSE 等^[9]提出一种基于粒子滤波的强化学习方法,用于改善室内重定位。虽然基于粒子滤波的定位方法在处理非线性和非高斯系统方面表现出色,具有较好的灵活性和适应性。然而,粒子数量和重采样过程以及高维状态空间等问题仍没有很好的解决方法。

在基于深度学习方面,KENDALL 等^[10]提出 PoseNet,以端到端的方式从单个 RGB 图像中推测出相机姿态。BRACHMANN 等^[11-13]、XU 等^[14]基于卷积神经网络,通过提取图像的特征点,然后学习局部特征点对机器人位置进行预测。蒋林等^[15-17]通过深度学习技术构建语义地图,并基于语义信息来进行全局定位,提升了机器人定位实时性和鲁棒性。然而,单一依赖深度学习模型在处理复杂环境下可能表现不佳,因为模型可能无法充分理解场景中的信息。此外,模型的推理过程通常需要较高的计算资源。

基于图优化的重定位方法由于效果良好,目前被广泛使用。该方法能够在一个全局框架中处理传感器数据,通过优化整个图的状态变量,从而实现全局一致定位,使得定位结果更加准确可靠^[18]。Cartographer 是一种用于机器人 SLAM 技术的开源

算法^[19],该算法在大部分室内场景中有着出色的建图与定位效果。然而,当使用 Cartographer 算法在处理复杂场景和大规模环境下进行重定位时,存在计算量大、计算时间较长等问题,从而极大限制了 Cartographer 算法的重定位速度,进而影响系统的响应能力和重定位的准确性。

针对上述问题,本文在 Cartographer 算法基础上提出一种基于语义先验改进 Cartographer 算法重定位方法。该方法结合深度学习和 Cartographer 算法,通过 RGB-D 相机和激光雷达构建二维语义栅格地图,并基于语义栅格地图实现 Cartographer 算法的全局预定位,然后通过构建最优化问题实现机器人的精准重定位。

1 二维语义栅格地图构建

在现有的室内重定位场景中,大部分重定位算法都是利用激光雷达或者相机构建的占据栅格地图进行定位,但由于占据栅格地图所含有的环境信息较少,当机器人遇到退化或相似等场景时,就很可能重定位失败。为了提高机器人在现实场景中的重定位速度和鲁棒性,本文利用 RGB-D 相机提取环境中物体的语义信息,并将语义物体信息与占据栅格地图进行融合,从而构建为二维语义栅格地图,其流程如图 1 所示。

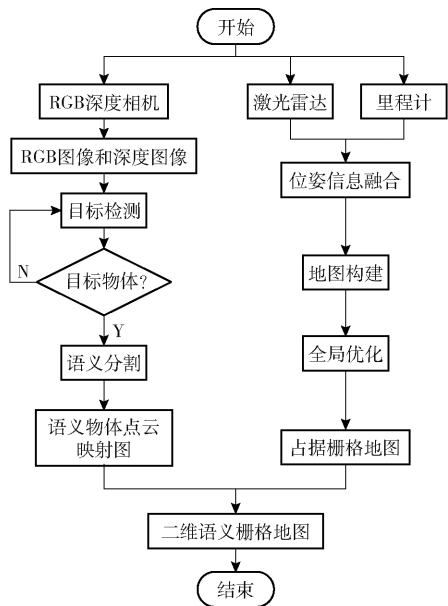


图 1 二维语义栅格地图构建流程图

Fig. 1 Process diagram for constructing a 2D semantic grid map

1.1 室内语义物体信息构建

对语义物体信息提取的同时,需对室内环境构建占据栅格地图,本文使用 Cartographer 算法对室内场景进行占据栅格地图的构建,如图 2 所示。



图2 占据栅格地图

Fig. 2 Constructing an occupancy grid map

在构建占据栅格地图的同时,对周围环境中的物体进行语义信息提取,本文利用 YOLO (You only look once) 对目标物体进行识别。YOLO^[20] 是一种基于深度学习的目标检测算法,相对于传统的目标检测方法,具有更优越的实时性表现。因此,本文使用 YOLO v5 进行目标识别,并预先训练了 7 种常见的室内物体模型用于实时的目标检测,分别是柜子、门、垃圾桶、凳子、电箱、消防箱、指示牌^[21]。移动机器人在室内构建栅格地图的同时,将 RGB-D 相机获取的图像数据通过 YOLO 算法进行类别的检测并进行分割,然后将图像信息转换成点云信息并将其投影到全局坐标系下,如图 3 所示。为了检测机器人是否准确识别到目标物体并对其进行准确分类,将目标物体柜子、门、垃圾桶、凳子、电箱、消防箱、指示牌分别用橘红色、蓝色、紫色、黄色、橙色、红色、绿色点云进行映射。

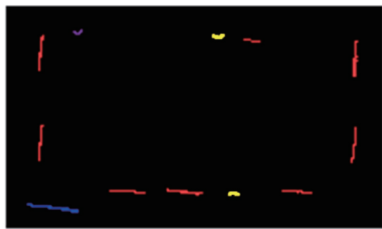


图3 语义物体点云映射图

Fig. 3 Semantic object point cloud mapping

在机器人进行语义物体点云映射过程中,其可能会在同一地点多次执行建图操作,导致对同一目标进行多次映射,从而可能导致物体的语义点云映射不够精确或出现地图重叠现象。为了解决这一难题,本文采用贝叶斯估计方法来实现增量式建图策略。通过贝叶斯估计可以有效管理和整合多次观测,从而在不断更新地图的过程中,更准确地捕捉和表示环境中物体的语义信息。该方法在提高语义地图构建的精确性和可靠性的同时,能解决由重复观测造成的信息不一致性问题^[22]。假设机器人位姿为 $x_{1:t} = \{x_1, x_2, \dots, x_t\}$, 传感器数据为 $z_{1:t} = \{z_1, z_2, \dots, z_t\}$, 则语义地图 m 表示为每一个栅格 m_i 的概率为

$$p(m|x_{1:t}, z_{1:t}) = \prod p(m_i|x_{1:t}, z_{1:t}) \quad (1)$$

利用贝叶斯估计更新每个栅格中存在障碍物概率为

$$p(m_i|x_{1:t}, z_{1:t}) = \frac{p(z_t|m_i, z_{1:t-1}, x_{1:t})p(m_i|z_{1:t-1}, x_{1:t})}{p(z_t|z_{1:t-1}, x_{1:t})} \quad (2)$$

式中 $p(z_t|m_i, z_{1:t-1}, x_{1:t})$ ——传感器观测的似然函数

$p(m_i|z_{1:t-1}, x_{1:t})$ ——第 i 栅格为占用的先验概率

$p(z_t|z_{1:t-1}, x_{1:t})$ ——当前观测的全概率

由于此时的语义物体点云映射图还存在一些误投影的点云,并且物体点云信息不连续,因此需要对点云映射图进行腐蚀和膨胀处理,消除点云中噪声并填补物体点云之间的间隙,使物体区域变得更加清晰紧凑,优化后的点云映射图如图 4 所示。

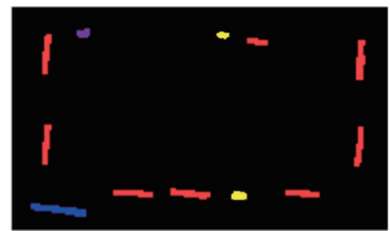


图4 优化后语义物体点云映射图

Fig. 4 Optimized semantic object point cloud mapping

1.2 语义几何信息融合

当语义物体点云映射图构建完成后,由于该地图与 Cartographer 算法构建的占据栅格地图的坐标系不同,因此需要对两幅地图进行坐标的转换对齐。当 Cartographer 算法建图完成后,读取栅格地图图像的宽排列像素 H ,以及左下角像素的二维姿态 (x, y, θ) ,该坐标是地图左下角像素点在栅格地图坐标下的坐标,为了便于后续的坐标变换,将其转换成像素值,记为 (X_r, Y_r) 。由此可根据图 4 得出栅格坐标系原点在像素坐标系下的坐标为 (X_m, Y_m) ,其中 $X_m = X_r, Y_m = H - X_r$ 。然后将语义物体图的坐标与栅格坐标系进行转换,语义物体点云映射图的坐标原点是该图像中心点,记为 (X_p, Y_p) ,则两个坐标系的变换矩阵为

$$T_{m,p} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T_x \\ 0 & 1 & 0 & T_y \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中 T_x, T_y —— x 轴、 y 轴的平移距离

根据变换矩阵式(3)将语义物体点云图 4 投影到图 2,即可融合得到完整的二维语义栅格地图,如图 5 所示。图 5 中语义物体点云与栅格地图对应区域障碍物精确对应,有效地反映室内环境的语义物

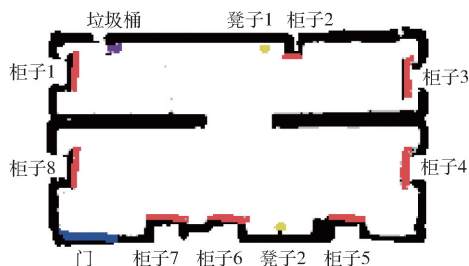


图5 二维语义栅格地图

Fig. 5 2D semantic grid map

体信息,便于后续基于语义信息进行重定位。

为进一步提升重定位准确性,将各物体的语义信息联系起来,构建为语义物体关系链表^[23]。语义物体关系链表是将机器人识别到的物体与其周围物体联系起来,通过语义物体之间存在的约束关系,构建一个语义物体关系链表,在机器人识别到语义物体后能更准确地计算出机器人当前位置,由图5构建的语义物体关系链表如表1所示。语义物体关系链表中标识了每个物体与邻近物体的距离关系,在机器人识别到语义物体后,分析与其他语义物体的约束关系并检索对应语义物体关系链表,获取当前视角下的各语义物体在链表中位置,而后反解出机器人位置。

表1 语义物体关系链表

Tab. 1 Semantic object relationship linked list

序号	当前物体	关系1 物体	与关系1物 体距离/m	关系2 物体	与关系2物 体距离/m
1	柜子1	柜子8	0.460	垃圾桶	0.474
2	垃圾桶	柜子1	0.474	凳子1	1.632
3	凳子1	垃圾桶	1.632	柜子2	0.326
4	柜子2	凳子1	0.326	柜子3	1.273
5	柜子3	柜子2	1.273	柜子4	0.463
6	柜子4	柜子3	0.463	柜子5	0.406
7	柜子5	柜子4	0.406	凳子2	0.527
8	凳子2	柜子5	0.527	柜子6	0.364
9	柜子6	凳子2	0.364	柜子7	0.306
10	柜子7	柜子6	0.306	门	0.389
11	门	柜子7	0.389	柜子8	0.416
12	柜子8	门	0.416	柜子1	0.460

2 基于语义先验改进 Cartographer 重定位方法

针对 Cartographer 算法在室内重定位耗时长且鲁棒性差等问题,本文提出一种基于语义先验的 Cartographer 重定位方法。通过 RGB-D 相机识别到周围环境中的物体,并获得物体的属性、深度值和距离关系,然后利用当前帧语义物体信息反解机器人位姿,最后将计算出的机器人位姿提供给 Cartographer 算法作为先验位姿,从而提高移动机器

人的重定位速度和准确性。

2.1 基于语义地图的机器人预定位

为了迅速检索到所需语义信息,需对语义栅格地图进行初始设置,预先储存物体属性以及与其他物体的约束关系。语义栅格地图构建完成后,在机器人进行重定位操作时,先利用相机和 YOLO 网络模型识别周围环境中的语义物体信息,当识别到目标物体后,机器人首先会对识别到的物体进行类别判断,同时计算两个物体间直线距离,并根据当前识别到的物体类别属性和语义物体间直线距离判断是否在关系链表中存在对应关系,而后机器人通过循环遍历检索语义物体关系链表来确定识别到的语义物体信息,直到检索成功。

在确定可能的物体后,机器人能通过 RGB-D 相机获得机器人到物体间距离 R ,并以该距离为半径,分别以物体中心为圆心作圆,两个圆的交点即为机器人位置,并将该位置转换到栅格坐标系下,该位置即机器人在地图中位置,从而实现机器人的预定位。相机识别到语义物体后,首先获取该物体在机器人坐标系下的坐标 (X_r, Y_r) ;随后,在语义地图中获取该语义物体位于栅格坐标系下的坐标 (X_g, Y_g) ,通过坐标变换矩阵有

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = T_{w,r} \begin{bmatrix} X_r \\ Y_r \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

(4)

其中

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \end{bmatrix} = 0.05 \begin{bmatrix} X_g \\ Y_g \end{bmatrix}$$

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

式中, (x_t, y_t, θ_t) 为机器人在 t 时刻世界坐标系下位姿,最终算出机器人位姿,提供给 Cartographer 算法作为先验位姿。

2.2 改进 Cartographer 算法重定位方法

Cartographer 算法在使用重定位模式时,通过加载地图文件,并从中提取出子图、节点以及里程计等重要数据。每当 Cartographer 算法接收到一帧点云数据时,不仅会将该数据插入到当前正在构建的子图中,还会尝试将其与已构建完成的所有子图进行扫描匹配,以建立新的约束关系^[24]。此外,当一个子图构建完成时,算法还会尝试将其与已存在的节点进行配准,进一步建立约束。在收集到足够的点云数据后, Cartographer 算法会执行一次优化求解。

在此优化之前,点云数据会与已插入到子图中的数据进行匹配,以提高精度和准确性。当机器人使用 Cartographer 算法进行重定位时,由于 Cartographer 算法是根据当前的激光点云数据与栅格地图的第一个子图开始匹配,而如果机器人不是在地图的起点开始定位,就需要与每一个子图的数据进行匹配,需要迭代优化多次才有可能重定位成功,并且在退化或者相似环境下很有可能重定位失败。而本文算法利用语义物体信息来提供给 Cartographer 算法一个初始化位姿,当机器人识别到环境中的语义物体时,求取对应物体在语义栅格地图中的坐标值,并计算语义物体间直线距离 d ,考虑到 RGB-D 相机测量精度等对计算结果的影响,设定一个阈值区间,若此时 d 和检索表对应标准距离 D 满足 $(1-\alpha)D < d < (1+\alpha)D$,则检索成功,否则检索失败, α 为经验值。根据检索结果判断各物体位于语义物体关系链表中的位置,最后在关系链表中查找相关的语义物体信息。查找成功后,通过语义信息反解算出机器人位置。在解算出来机器人位置后,通过话题的方式发布机器人位置,然后通过订阅该话题,将解算出的机器人位置作为 Cartographer 算法的先验位置,经过匹配优化后得到机器人准确位置,机器人重定位流程如图 6 所示。

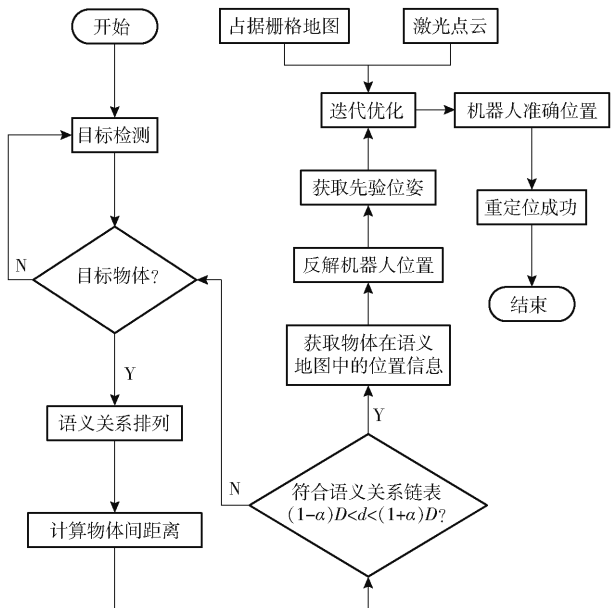


图 6 机器人重定位流程图

Fig. 6 Robot relocation process diagram

通过语义栅格地图计算出机器人初始位姿后,将该较为准确的位姿估计作为初始值输入至 Cartographer 算法中,然后通过迭代优化获得更加准确位置,即 $\operatorname{argmin}_T \sum [1 - M(S_i(T))]^2 M(x)$, $S_i(T)$ 表示激光数据用位姿 T 进行转换函数, $M(x)$ 表示得到坐标 x 的占用概率, argmin_T 表示寻找到最

优参数 T ,使得目标函数最小化^[25]。在本文所采用的改进 Cartographer 算法中,系统在重定位过程中引入了先验位姿信息作为初始估计,从而显著缩小了与全局地图之间的匹配搜索空间,减少了计算时间,实现机器人更快的重定位,还增强了在复杂或局部特征不明显场景中的鲁棒性。

3 二维语义栅格地图构建与重定位实验

将移动机器人分别放在室内相似环境和退化环境中,并分别进行基于语义先验改进 Cartographer 算法重定位方法、原始 Cartographer 重定位方法以及 AMCL 定位方法的时效性对比实验。采用如图 7 所示移动机器人平台,该平台搭载 KinectV2 型相机、LMS11 型激光雷达以及 Intel i7-9750H CPU 和 RTX 1650 显卡的主控机,并配有 Ubuntu 16.04 系统及机器人操作系统。

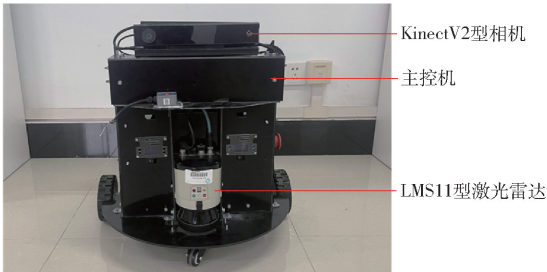


图 7 移动机器人平台

Fig. 7 Mobile robot platform

3.1 相似环境下对比实验

为了验证基于语义先验的改进 Cartographer 算法重定位方法在相似场景下效果,本文搭建了如图 8a 所示的室内实验场景 1,并使用 Cartographer 算法构建如图 8b 所示的占据栅格地图,将图 8b 栅格地图分为 A、B 2 个区域,并且每个区域结构都极其相似,在这种相似度较高的场景下,大部分定位算法很容易重定位失败,或者需要耗费很长时间才能定位成功。首先,使用本文提出的基于语义先验的 Cartographer 重定位方法,将环境的语义信息融入定位过程中。其次,分别使用原始 Cartographer 算法和 AMCL 定位算法,仅利用几何信息进行地图重定位。最后,将对应的实验数据绘制成图表,从定位精度、实时性等多个方面评估本文所提方法的性能。



(a) 实验场景1

(b) 栅格地图区域划分

图 8 实验场景 1 与栅格地图

Fig. 8 Experimental scenario 1 and grid map

在实验场景 1 下 A 区域中,使用本文方法构建的二维语义栅格地图如图 9a 所示。当机器人进行重定位时,本文方法通过识别周围环境中的语义信息反解算出机器人位置,得到如图 9c 所示机

器人位姿。解算出机器人位置后,将解算出的机器人位置作为 Cartographer 算法的先验位置,经过匹配优化后得到机器人的准确位置,最终定位成功(图 9d)。

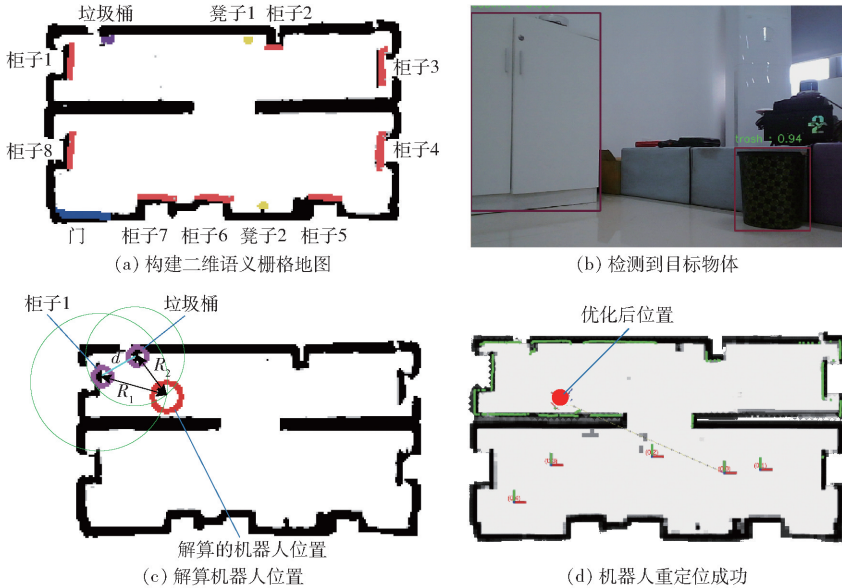


图 9 本文算法在 A 区域重定位

Fig. 9 Proposed algorithm in A area for relocation

原始 Cartographer 算法在图 8b 中 A 区域进行重定位时,通过移动机器人运动,将激光雷达的观测数据与栅格地图进行扫描匹配。由于扫描匹配方法在寻找最佳匹配时受到局部最小值的影响,当多个位姿都能得到相似的匹配分数时,算法很难有效地选择正确位姿。同时在相似环境中,由于存在多个相似候选解,扫描匹配可能会在这些候选之间产生震荡现象。所以进行配准时很容易出现误匹配,原始 Cartographer 算法重定位如图 10 所示。同时使用 AMCL 算法在相同区域进行重定位。AMCL 算法工作原理是使用一组粒子来表示机器人可能的位置和姿态。使用 AMCL 算法在图 8b 中 A 区域进行定位时,首先在图中均匀播撒得到图 11a,而后控制机器人移动,播撒的粒子经过不断迭代,最终定位结果如图 11b 所示。由图 11b 可以看出,由于该环境是相似环境,粒子最终聚集在错误区域,导致机器人重定位失败。

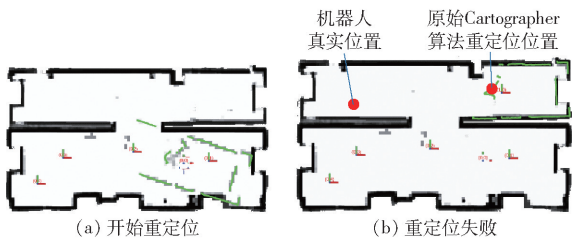


图 10 A 区域原始 Cartographer 算法重定位过程

Fig. 10 Original Cartographer algorithm relocation process in area A

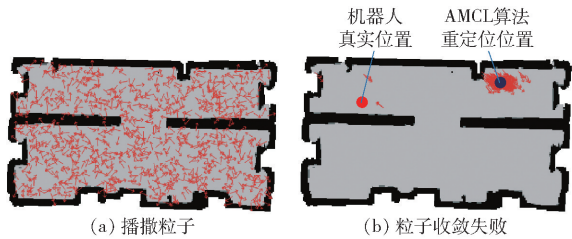


图 11 A 区域 AMCL 算法重定位过程

Fig. 11 AMCL algorithm relocation process in area A

为验证本文所提方法的准确性,对图 8b 场景中 A 和 B 两个区域分别进行 10 组重定位实验,并且分别记录重定位实验中各个点机器人重定位的位姿和时间,最后绘制了如图 12 所示的重定位绝对误差图,图中 x 、 y 分别为机器人在地图坐标系下 x 方向误差和 y 方向误差。由图 12 可知,在室内相似场景中,通过语义地图实现机器人的预定位在 x 方向平均误差为 0.065 m, y 方向平均误差为 0.072 9 m。

同时,分别使用本文方法与原始 Cartographer 算法以及 AMCL 算法在图 8b 中 A 和 B 两个区域进行重定位实验,并记录了最终重定位所耗费时间,最后结果如图 13 所示。考虑到在这种极其相似的环境下机器人很有可能定位失败,所以当定位时间超过 30 s,即设定为定位失败。从图 13 可以看到,本文算法重定位的实时性相比于原始 Cartographer 算法和 AMCL 算法分别提高 49.78%、78.27%,并且重定位准确率提高 70% 以上。

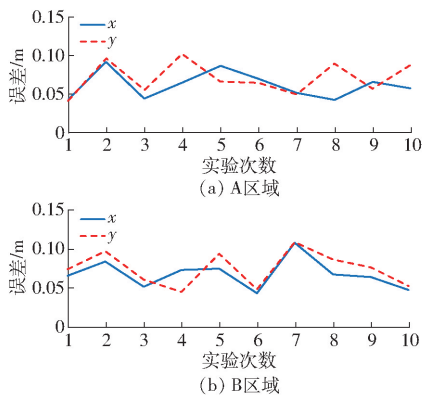


图 12 相似场景下重定位绝对误差

Fig. 12 Absolute relocation error in similar scenarios

3.2 退化环境下对比实验

由于机器人应用场景多变,为进一步验证本文算法的鲁棒性,选择在退化场景再次进行重定位实验。退化场景通常指环境特征不足或几何结构重复性高,导致传感器数据无法提供足够约束条件,从而导致定位算法性能显著下降。在室内环境下,长走廊是机器人在移动过程中最常遇到的退化场景,由于长走廊结构的单一性,环境中缺乏丰富的几何特

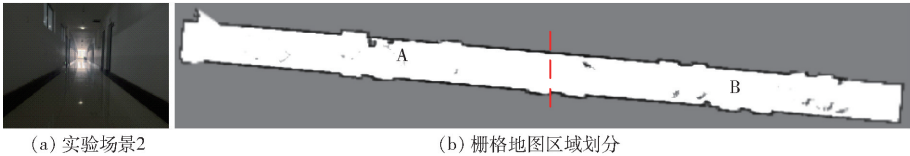


图 14 实验场景 2 与栅格地图

Fig. 14 Experimental scenario 2 and grid map

在实验场景 2 中,本文算法构建的二维语义栅格地图如图 15a 所示,当机器人进行重定位时,检测到垃圾桶和消防箱后(图 15b),随即根据获得的深度值和物体类别在语义物体关系链表中检索,当检索成功后,开始解算出机器人在语义地图中的位置,最后通过迭代优化得到机器人准确位置,结果如图 15d 所示。

在实验场景 2 下,当机器人使用原始 Cartographer 算法在图 14b 中 A 区域进行重定位操作时,重定位过程如图 16 所示,由图 16 可以看出,机器人在 A 区域重定位失败。由于机器人在该环境中接收的只有激光雷达的点云信息,且机器人周围环境大部分都是墙壁,接收的点云信息在结构上非常相似,缺乏特征点来进行配准,在该情况下,原始 Cartographer 算法出现定位漂移,导致重定位失败。在相同实验场景 2 进行 AMCL 算法重定位实验,结果如图 17 所示。由图 17 可知,AMCL 算法在地图中播撒粒子后,由于该场景结构过于规则,使得多个位置在传感器观测下产生相似的粒子权重分布,导致最终 AMCL 算法播撒的粒子集收敛到地图中的两个候选

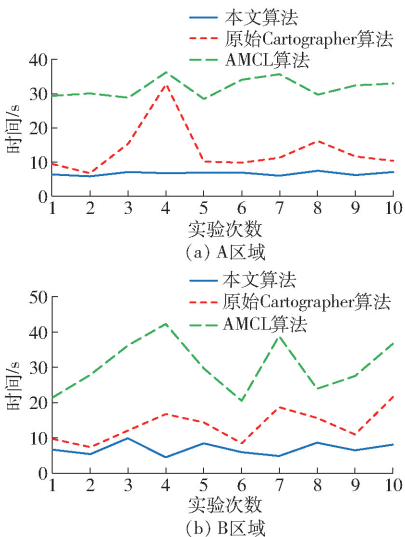


图 13 相似场景下重定位时间对比

Fig. 13 Comparison of relocation time in similar scenarios

征,容易导致感知数据的歧义性增强,从而影响定位算法的鲁棒性与准确性,尤其在视觉或激光特征提取效果不佳的情况下,易出现定位漂移或失败现象。本文搭建了如图 14a 所示实验场景 2,并构建栅格地图对区域进行划分(图 14b)。

区域。由于这两个区域具有相似的观测特征,系统无法有效判别出机器人的真实位置,从而导致定位结果存在不确定性甚至失败。

为了验证本文所提方法的鲁棒性和准确性,在图 14b 中 A 和 B 两个区域分别进行了 10 组重定位实验,并且记录重定位实验中各点重定位的位置和时间,最后绘制了如图 18 所示的重定位绝对误差图。从图 18 中可以得到,在室内相似场景中,通过语义地图实现机器人的预定位在 x 方向平均误差为 0.068 6 m, y 方向平均误差为 0.074 2 m。

为了深入验证本文所提方法的实时性和准确性,在图 14b 中 A、B 两个区域内分别采用本文所提方法、原始 Cartographer 算法以及 AMCL 算法来进行重定位。在每个区域内,分别进行 10 组重定位对比实验,并记录每次重定位所耗费时间,结果图 19 所示。由图 19 可知,相较于传统 Cartographer 算法和 AMCL 算法,在长走廊这种严重退化环境下,本文方法仍能保持良好的鲁棒性,相较于原始 Cartographer 算法和 AMCL 算法,实时性分别提高 76.18%、83.96%,重定位成功率提高 85% 以上。

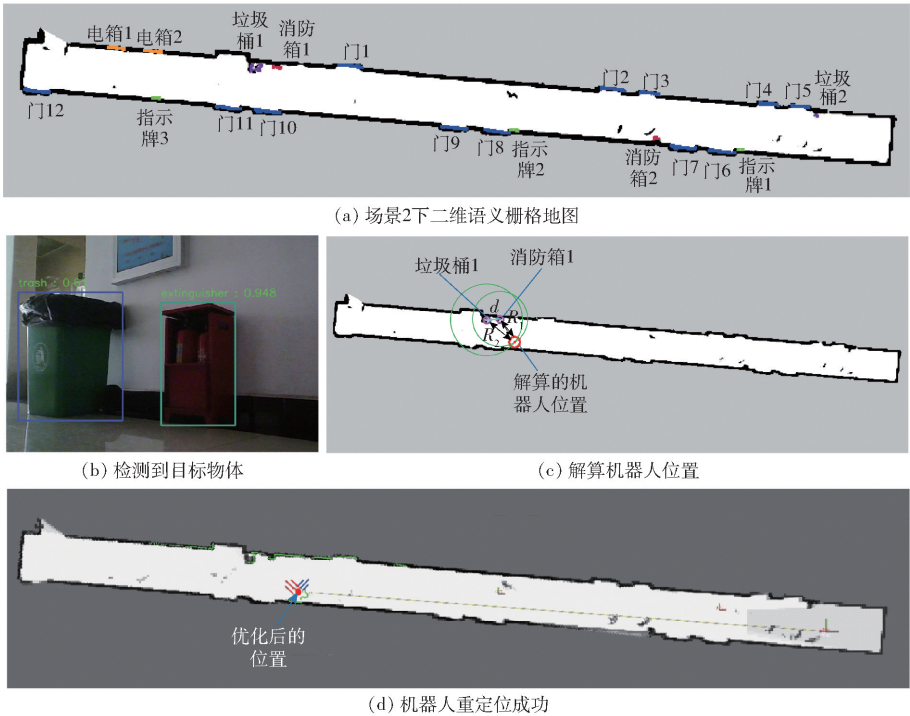


图 15 实验场景 2 下本文算法重定位过程

Fig. 15 Relocation process of proposed algorithm in experimental scenario 2

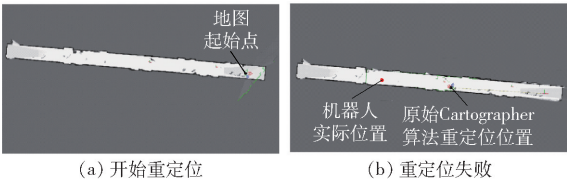


图 16 实验场景 2 下原始 Cartographer 算法重定位过程

Fig. 16 Relocation process of original Cartographer algorithm in experimental scenario 2

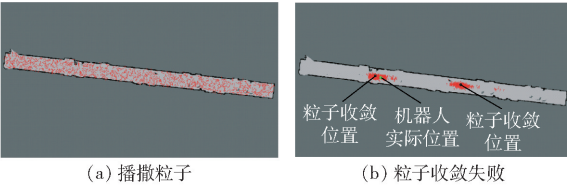


图 17 实验场景 2 下 AMCL 算法重定位过程

Fig. 17 Relocation process of AMCL algorithm in experimental scenario 2

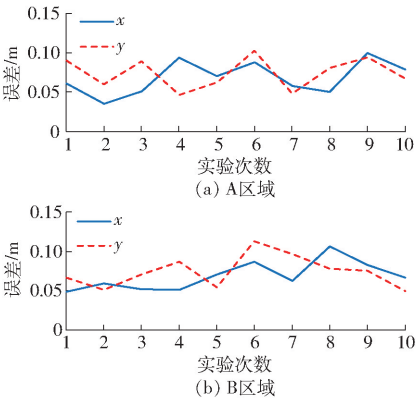


图 18 长走廊场景下重定位绝对误差

Fig. 18 Absolute relocation error in long corridor scenario

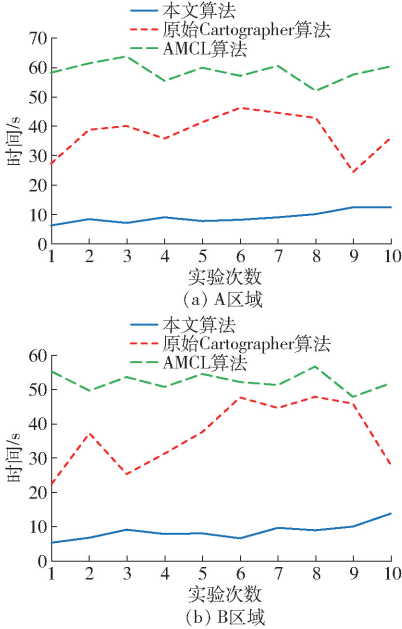


图 19 长走廊场景下重定位时间对比

Fig. 19 Comparison of relocation time in long corridor scenario

4 结束语

针对移动机器人在室内重定位过程中使用 Cartographer 算法时存在鲁棒性不足和计算耗时长等问题,提出了一种语义先验改进 Cartographer 的机器人重定位方法,该方法通过深度相机提取环境中的语义点云映射信息与基于 Cartographer 算法构建的栅格地图,通过投影转换进行融合,构建出二维语义

义栅格地图。在机器人进行重定位时,利用语义栅格地图提供的语义信息给予 Cartographer 算法一个先验位姿,从而缩小 Cartographer 算法配准范围,减少算法优化迭代次数,实现机器人快速重定位。实验表明,

本文方法相比于原始 Cartographer 算法和 AMCL 算法,在相似场景下实时性分别提高 49.78%、78.27%,在退化场景下实时性分别提高 76.18%、83.96%,重定位成功率平均提高 75% 以上。

参 考 文 献

[1] 刘庆运,杨华阳,刘涛,等. 基于激光雷达与深度相机融合的 SLAM 算法[J]. 农业机械学报,2023,54(11):29–38.
LIU Qingyun, YANG Huayang, LIU Tao, et al. SLAM algorithm based on fusion of LiDAR and depth camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 29–38. (in Chinese)

[2] 杨梓桐,王书亭,孟杰,等. 基于特征热力图的移动机器人高效全局定位方法[J]. 机器人,2021,43(2):156–166.
YANG Zitong, WANG Shuting, MENG Jie, et al. High-efficient global localization method of mobile robots based on feature heat map[J]. Robot, 2021, 43(2): 156–166. (in Chinese)

[3] 包加桐,杨圣奥,朱润辰,等. 视觉与激光结合的室内移动机器人重定位方法[J]. 中国测试,2021,47(11):1–7,20.
BAO Jiatong, YANG Sheng'ao, ZHU Runchen, et al. Relocation method for indoor mobile robot by combining vision and laser[J]. China Measurement & Technology, 2021, 47(11): 1–7, 20. (in Chinese)

[4] 薛金林,王培晓,周俊,等. 基于改进 Gmapping 算法的果园二维环境地图精准构建[J]. 农业机械学报,2023,54(7):26–34,55.
XUE Jinlin, WANG Peixiao, ZHOU Jun, et al. Accurate construction of orchard two-dimensional environmental map based on improved Gmapping algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 26–34, 55. (in Chinese)

[5] 李旭,阳奥凯,刘青,等. 基于 ORB-SLAM2 的温室移动机器人定位研究[J]. 农业机械学报,2024,55(增刊1):317–324,345.
LI Xu, YANG Aokai, LIU Qing, et al. Greenhouse mobile robot localization based on ORB-SLAM2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 1): 317–324, 345. (in Chinese)

[6] FOX D, BURGARD W, DELLAERT F, et al. Monte Carlo localization: efficient position estimation for mobile robots[C] // Proceedings of National Conference on Artificial Intelligence (AAAI), 1999:343–349.

[7] ZHANG L, ZAPATA R, LEPINAY P. Self-adaptive Monte Carlo localization for mobile robots using range finders[J]. Robotica, 2012, 30(2):229–244.

[8] XIE H, GU T, TAO X, et al. A reliability-augmented particle filter for magnetic fingerprinting based indoor localization on smartphone[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(8):1877–1892.

[9] JOSE L C V, ZHAO Z, BRAUN T, et al. A particle filter-based reinforcement learning approach for reliable wireless indoor positioning[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(99):2457–2473.

[10] KENDALL A, GRIMES M, CIPOLLA R. PoseNet: a convolutional network for real-time 6-DOF camera relocation[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015:2938–2946.

[11] BRACHMANN E, KRULL A, NOWOZIN S, et al. Dsac-differentiable ransac for camera localization[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017:6684–6692.

[12] BRACHMANN E, ROTHER C. Learning less is more-6D camera localization via 3D surface regression[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018:4654–4662.

[13] BRACHMANN E, ROTHER C. Visual camera re-localization from RGB and RGB-D images using DSAC[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 44(9):5847–5865.

[14] XU S, CHOU W, DONG H. A robust indoor localization system integrating visual localization aided by CNN-based image retrieval with Monte Carlo localization[J]. Sensors, 2019, 19(2):1–12.

[15] 蒋林,聂文康,朱建阳,等. 基于具有墙角信息的语义地图改进 AMCL 重定位算法[J]. 机械工程学报,2022,58(24):312–323.
JIANG Lin, NIE Wenkang, ZHU Jianyang, et al. Improved AMCL relocation algorithm based on semantic map with corner information[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(24): 312–323. (in Chinese)

[16] 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 Lin, XIANG Chao, ZHU Jianyang, et al. Particle filter relocation with semantic likelihood estimation[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(2): 306–314. (in Chinese)

[17] 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):140–154.
JIANG Lin, LIU Qi, LEI Bin, 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): 140–154. (in Chinese)

[18] 刘康宁,丁春嵘,吕崇伟. 基于因子图优化的激光 SLAM[J]. 兵工自动化,2023,42(1):92–96.
LIU Kangning, DING Chunrong, LÜ Chongwei. Laser SLAM based on factor graph optimization[J]. Ordnance Industry Automation, 2023, 42(1): 92–96. (in Chinese)

applications[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2021, 217: 104384.

[27] LU T, CHEN F. Multiwfn: a multifunctional wavefunction analyzer[J]. Journal of Computational Chemistry, 2012, 33(5): 580 – 592.

[28] LU T, CHEN Q. Independent gradient model based on Hirshfeld partition: a new method for visual study of interactions in chemical systems[J]. Journal of Computational Chemistry, 2022, 43(8): 539 – 555.

[29] HUMPHREY W, DALKE A, SCHULTEN K. VMD: visual molecular dynamics[J]. Journal of Molecular Graphics, 1996, 14(1): 33 – 38.

[30] ZHANG T, CHEN D, ZHANG Y, et al. Packing characteristics of sub-micron particles under van der Waals force and electrostatic force via discrete element method[J]. Powder Technology, 2022, 407: 117668.

[31] ISHIGAKI Y, SHIMAJIRI T, TAKEDA T, et al. Longest C—C single bond among neutral hydrocarbons with a bond length beyond 1.8 Å[J]. Chem, 2018, 4(4): 795 – 806.

[32] HERZBERG G, STOICHEFF B. Carbon-carbon and carbon-hydrogen distances in simple polyatomic molecules[J]. Nature, 1955, 175(4445): 79 – 80.

[33] 刘宸. DFT 计算与机器学习辅助的生物炭氮氧掺杂结构氮氮吸附构效解析[D]. 武汉: 华中农业大学, 2023.

LIU Chen. DFT calculation and machine learning assisted analysis of ammonia nitrogen adsorption structure of nitrogen-oxygendoping in biochar[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2023. (in Chinese)

(上接第 593 页)

[19] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C] // 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2016: 1271 – 1278.

[20] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 779 – 788.

[21] 邵延华, 张铎, 楚红雨, 等. 基于深度学习的 YOLO 目标检测综述[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(10): 3697 – 3708.

SHAO Yanhua, ZHANG Duo, CHU Hongyu, et al. A review of YOLO object detection based on deep learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(10): 3697 – 3708. (in Chinese)

[22] 程瑞营. 基于点线综合特征的视觉 SLAM 中闭环检测方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2019.

CHENG Ruiying. Research on loop closure detection based on point and line feature for visual SLAM[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019. (in Chinese)

[23] 蒋林, 李云飞, 雷斌, 等. 基于墙角族语义尺寸链的绑架定位研究[J]. 电子学报, 2024, 52(7): 2356 – 2368.

JIANG Lin, LI Yunfei, LEI Bin, et al. Research on kidnapping detection and re-localization based on semantic dimensional chain of corner family[J]. Acta Electronica Sinica, 2024, 52(7): 2356 – 2368. (in Chinese)

[24] OLSON E B. Real-time correlative scan matching[C] // 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2009: 4387 – 4393.

[25] KONOLIGE K, GRISETTI G, KÜMMERLE R, et al. Efficient sparse pose adjustment for 2D mapping[C] // 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2010: 22 – 29.