

基于物体语义栅格地图的语义拓扑地图 构建方法

祁贤雨¹, 王 巍², 王 琳¹, 赵玉飞¹, 董彦鹏¹

(1. 北京机械设备研究所, 北京 100854; 2. 北京航空航天大学 机械工程及自动化学院, 北京 100191)

摘 要:为构建以房间为节点的语义拓扑地图, 基于物体语义栅格地图, 提出了一种利用虚拟门检测和房间物体包含关系的拓扑分割及房间概念生成方法。首先, 依据机器人轨迹和房间主方向, 检测满足真实门宽度的占据栅格; 然后, 采用几何和物体语义约束优化检测结果; 最后, 利用每个拓扑区域包含的物体语义生成房间概念。通过在多个场景测试, 验证了算法的有效性。

关键词: 计算机应用; 移动机器人; 语义拓扑地图; 房间分割; 房间概念生成

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2023)02-0569-07

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20210623

Semantic topological map building with object semantic grid map

QI Xian-yu¹, WANG Wei², WANG Lin¹, ZHAO Yu-fei¹, DONG Yan-peng¹

(1. Beijing Institute of Mechanical Equipment, Beijing 100854, China; 2. School of Mechanical Engineering and Automation, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: To construct a topological map with rooms as nodes and based on the object semantic grid map, this paper proposes a topological segmentation method with virtual door detection and a room generation method based on the inclusion relationship of rooms and objects. Firstly, detect the occupied grids that meet the width of the actual doors, then use geometric shapes and object semantics to optimize the detection results, and finally employ the objects contained in the topological nodes to generate the room concepts. Through testing in multiple scenarios, the effectiveness of the algorithm is verified.

Key words: computer application; mobile robots; semantic topological map; room segmentation; room concept generation

0 引 言

近年来,越来越多的室内移动机器人从工厂、仓库等无人作业环境逐步走入家庭、学校、商场等

人机共融环境以提高和改善人们的生活质量^[1]。语义拓扑地图不仅具有拓扑地图占用存储空间少、全局路径规划效率高的优点,还能利用节点的语义信息提升机器人的人机交互能力。

收稿日期: 2021-07-05.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFB1313600).

作者简介: 祁贤雨(1990-),男,工程师,博士. 研究方向: 移动机器人. E-mail: qixianyu@buaa.edu.cn

构建语义拓扑地图主要包括拓扑地图构建和语义概念生成两个步骤。拓扑地图构建主要采用基于形态学、距离变换、维诺图、谱聚类、门分割方法^[2,3]。考虑到门是房间分割的自然物体,许多学者依靠该信息分割房间。文献[4]利用基于模板匹配的门检测器,在激光雷达数据中获取门的可能位置;文献[5]在机器人经过的狭窄通道上检测门节点;文献[6]假设现实环境中的门位于具有拐角特征的狭窄通道,并利用遗传算法优化检测结果;文献[7]利用如机器人轨迹、门宽度等先验信息,提升了分割准确性,但该方法只利用了环境的几何约束,尚未利用环境的语义约束,分割准确性有待进一步提高。

房间概念生成主要包括人机交互、逻辑推理、概率推理 3 种方法。文献[8]基于房间分割结果,采用人机交互的方式获得房间语义;文献[5]基于物体与房间的包含关系,利用描述逻辑推理房间和走廊的语义;文献[9,10]利用房间与物体的包含关系,采用概率估计方法生成房间概念的概率分布。然而这些方法主要用于在机器人的轨迹上生成拓扑节点和房间概念,不能为栅格地图的每个栅格生成房间语义,不利于人机交互。例如,当交互者询问机器人在哪时,若机器人所在栅格没有房间语义,机器人不能回答自身所在的语义位置。此外,例如文献[11,12]中使用的端到端的深度学习方法,能直接获得房间的拓扑分割结果和语义概念,但该方法以大量标注数据为基础,并且准确性与训练数据强相关。

本文在前期工作^[7,13]的基础上,依据物体语义栅格地图,提升基于虚拟门检测的房间分割准确性,然后利用房间与物体包含关系生成每个拓扑区域的房间概念。通过多个场景的对比实验,验证了该方法的有效性。

1 语义拓扑地图构建方法

1.1 物体语义栅格地图及方法假设

物体语义栅格地图是在传统占据栅格地图的基础上,添加物体的语义信息。如图 1 所示,每一个栅格不仅具有占据/可行/未探测属性,还可能含有座便器、洗手池等物体的语义属性。

在室内环境中,房间包含的典型物体是生成

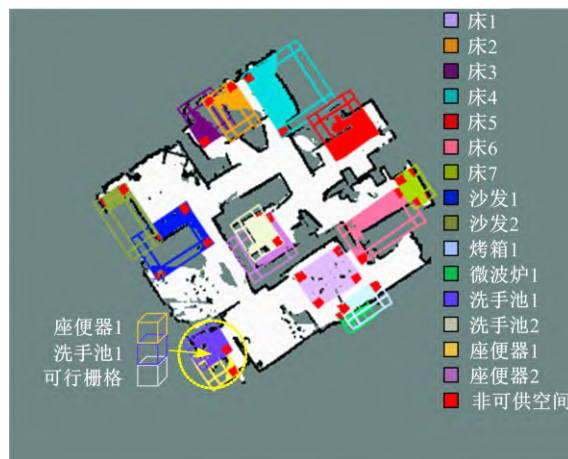


图 1 物体语义栅格地图

Fig. 1 Object semantic grid map

其概念的重要标识。例如,卫生间包含座便器和洗手池,厨房包含烤箱,客厅包含沙发。反之,如果已知一个空间中包含的物体,也能够推测此房间的语义概念。结合房屋建筑学理论和房间物体包含关系,提出了符合常见室内人机共融环境的 5 条假设:①建筑物为常见的矩形房间平面;②真实门宽度符合房屋建筑学标准;③机器人在创建地图时一定过门;④已知房间最小可用面积;⑤房间和物品的包含关系为先验知识。

基于物体语义栅格地图和上述 5 条假设,下面介绍语义拓扑地图构建方法。

1.2 方法概述

语义拓扑地图构建方法如图 2 所示。首先,结合物体语义栅格地图、房间主方向和机器人轨迹,检测虚拟门;然后,通过优化已检测的虚拟门,实现房间分割;最后,基于房间分割结果和房间与物体的包含关系,为每一个拓扑区域生成房间语义。

1.3 基于物体语义栅格地图的房间分割

采用基于虚拟门检测方法实现房间分割,该

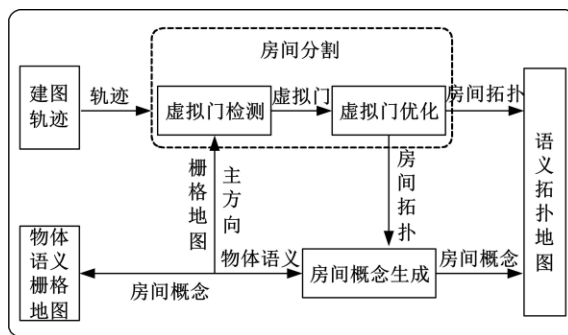


图 2 语义拓扑地图构建流程

Fig. 2 Flow chart of semantic topological map building

方法的原理是在机器人的轨迹上以房间主方向为搜索方向,寻找符合门宽度约束的门框位置。虚拟门优化采用门的物理约束和典型物体的语义约束去除检测结果中与现实环境不符的虚拟门。

几何约束包括位于同一主方向上的两个门之间的距离应大于一定阈值的门距离约束、一个虚拟门应连接两个不同拓扑区域的邻接约束和每个拓扑区域的可用面积应大于一定阈值的最小面积约束。由于物体语义栅格地图根据导航需求,只检测通常不移动、体积较大、只能位于一个房间的典型物体,所以物体语义约束是指物体语义栅格地图中的物体不能同时位于两个房间。基于该约束,能进一步优化检测结果。图3分别展示了虚拟门检测、基于门距离约束的虚拟门去除、不满足邻接和最小面积约束、不满足物体语义约束的虚拟门检测及优化的示例结果。

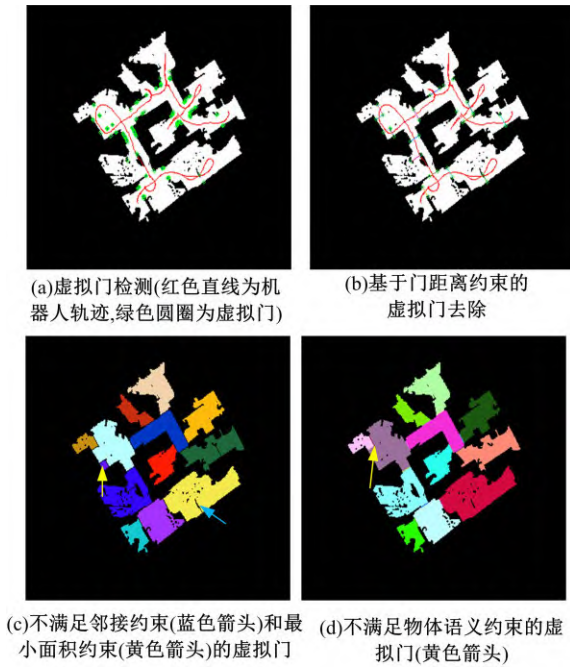


图3 虚拟门检测及优化流程

Fig. 3 Flow chart of virtual door detection and optimization

1.4 基于房间物体包含关系的概念生成

基于物体语义栅格地图和房间分割结果,获得了物体语义及每个拓扑区域所包含的物体。考虑到物体检测算法和先验知识皆存在不确定性,采用概率推理的方法实现房间概念归类。本文依据文献[10]方法,将其应用在基于物体语义栅格地图和房间分割结果,以此生成房间概念。

为确定房间概念,首先定义以下符号: n_{oc} 为

环境中物体类别的数量; n_{rc} 为环境中房间类别的数量; n 为一个拓扑区域中可观测到的物体数量; $z_o = \{z_{o_1}, z_{o_2}, \dots, z_{o_n}\}$ 为拓扑区域中 n 个物体的观测; $O_i = \{O_i^j, j=1:n_{oc}\}$ 表示第 i 个观测到的物体类别为 j ; R 表示房间类别的随机变量,取值为房间类别的集合 RC 。

先验概率表示没有物体的观测时,拓扑区域属于某一房间的概率 $P(R=RC_i)$ 。为简化符号,令 $P(R)=P(R=RC_i)$ 。由于采用了递归算法,首先考虑一个物品、一个观测和一个房间的简单情况。后验估计的目标是在给定观测 z 的条件下,求一个房间的概率分布 $P(R|z)$ 。由全概率公式可知:

$$P(R|z) = \sum_{i=1}^{n_{oc}} P(R|z, O^i) P(O^i|z) \quad (1)$$

式(1)中包括了两个概率: $P(R|z, O^i)$ 和 $P(O^i|z)$ 。对于前者,由于在已知物品后,房间和观测条件独立($R \perp z|O^i$),可将 $P(R|z, O^i)$ 简化为 $P(R|O^i)$ 。它表示在给定物品的条件下房间的概率,将其定义为:

$$P(R|O^i) = \begin{cases} 0.9/\text{count}(O^i, RC), & O^i \text{ is in } R \\ 0.1/(n_{rc} - \text{count}(O^i, RC)), & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: RC 为房间的类别; $\text{count}(O^i, RC)$ 为物品可能出现在房间的个数,即房间与物体包含关系的先验知识。

对于后者,它表示在给定观测条件下,物体的概率分布。具体地,在构建物体语义栅格地图时,采用了Mask R-CNN (Mask Region-based Convolutional Neural Network)检测物体,获得了该物体属于某一类别的概率。然而,考虑到 $P(O^i|z)$ 为概率分布,要求定义的所有物品都有概率值。因此,定义其概率为:

$$P(O^i|z) = \begin{cases} P_{\text{mask-rcnn}}, & i = L_{\text{mask-rcnn}} \\ \frac{1 - P_{\text{mask-rcnn}}}{n_{oc} - 1}, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $P_{\text{mask-rcnn}}$ 为Mask R-CNN识别的物体概率; $L_{\text{mask-rcnn}}$ 为Mask R-CNN生成的物体语义标签。

对于在一个拓扑区域内的多次观测,有以下递推关系:

$$\begin{cases}
 P(R|z_{o_1}, z_{o_2}, \dots, z_{o_n}) = \\
 \sum_{i_1=1}^{n_{oc}} P(R|O_1^{i_1}, z_{o_2}, \dots, z_{o_n}) P(O_1^{i_1}|z_{o_1}) \\
 P(R|O_1^{i_1}, z_{o_2}, \dots, z_{o_n}) = \\
 \sum_{i_2=1}^{n_{oc}} P(R|O_1^{i_1}, O_2^{i_2}, \dots, z_{o_n}) P(O_2^{i_2}|z_{o_2}) \quad (4) \\
 \dots \\
 P(R|O_1^{i_1}, \dots, O_{n-1}^{i_{n-1}}, z_{o_n}) = \\
 \sum_{i_n=1}^{n_{oc}} P(R|O_1^{i_1}, O_2^{i_2}, \dots, O_n^{i_n}) P(O_n^{i_n}|z_{o_n})
 \end{cases}$$

其中:

$$\begin{aligned}
 P(R|O_1^{i_1}, O_2^{i_2}, \dots, O_n^{i_n}) &= \\
 \frac{P(O_1^{i_1}|R, O_2^{i_2}, \dots, O_n^{i_n})}{P(O_1^{i_1}|O_2^{i_2}, \dots, O_n^{i_n})} P(R|O_2^{i_2}, \dots, O_n^{i_n}) &= \\
 \underbrace{\frac{P(O_1^{i_1}|R)}{P(O_1^{i_1})}}_{\text{贝叶斯公式}} P(R|O_2^{i_2}, \dots, O_n^{i_n}) &= \\
 \underbrace{\frac{P(R|O_1^{i_1})}{P(R)}}_{\text{条件独立假设}} \frac{1}{P(O_1^{i_1})} P(R|O_2^{i_2}, \dots, O_n^{i_n}) &= \\
 \underbrace{\frac{P(R|O_1^{i_1})}{P(R)}}_{\text{贝叶斯公式}} \underbrace{P(R|O_2^{i_2}, \dots, O_n^{i_n})}_{\text{递归计算}} = \prod_{m=1}^n \frac{P(R|O_m^{i_m})}{P(R)} &= (5)
 \end{aligned}$$

$P(R)$ 表示房间的先验概率, 将其定义为均匀分布:

$$P(R) = 1/n_{oc} \quad (6)$$

对于房间分割的结果, 可进一步分为两类拓扑区域: 非包含物体的拓扑区域和包含物体的拓扑区域。对于前者, 由于没有观测信息, 无法计算其房间概率分布。考虑到常见的室内场景中, 不能观测到典型物体的区域通常为走廊, 故将其定义为此类拓扑区域的语义标签。对于后者, 依据上述算法得到结果, 选取概率分布中具有最大概率值的概念作为该拓扑区域的语义标签。

2 实验及讨论

2.1 实验环境

本文以华硕 N551JW 笔记本电脑为计算平台 (Intel 酷睿 i7-4720HQ@2.60 GHz×8, 内存为 8 GB)。采用文献[14]中采集的 Robot@Home 数据集集中的 anto、alma、pare、rx2 公寓为实验场景, 验证算法的有效性。

2.2 房间分割实验

房间分割实验以文献[7]中定义的准确率和召回率为评价指标。在实验参数方面, 本方法需要调节的关键参数为: 门宽度及不确定度、房间内可行区域的最小面积、位于同一方向上的最小门间距。考虑到不同的参数可能对分割结果具有较大影响, 结合常见室内环境中的门参数以及机器人应用场景, 采用的参数值为: ①门宽度及不确定度: 0.65 ± 0.15 m; ②最小面积: 0.8 m²; ③最小门间距: 0.8 m。

基于上述评价方法和参数, 采用形态学、距离变换、维诺图、基于几何约束的虚拟门方法 (下文简称为虚拟门方法 1) 和基于几何及语义约束的虚拟门方法 (下文简称为虚拟门方法 2) 的分割结果如图 4 所示, 统计结果如表 1 所示。

虚拟门方法 2 具有最高的准确率及召回率, 分别为 90.48% 和 76%。由于虚拟门方法 1 并没有利用物体语义约束, 该方法的准确率为 70.37%。形态学方法的准确率和召回率分别为 51.61% 和 64%, 距离变换为 57.14% 和 48%, 维诺图方法为 52.63% 和 48%。

虚拟门方法 2 的错误来源为:

(1) 未能满足指定门参数: 2 个现实墙体之间未安装门, 导致该位置不能满足虚拟门参数; 1 个真实门宽度略大于指定参数; alma 数据集中存在开放厨房, 导致厨房与其他房间不存在明显界限。需要注意的是, 其他算法也不能处理此情况。

(2) 真实门位置检测错误: 2 个真实门附近的走廊宽度满足给定的虚拟门参数, 并且基于几何约束和物体语义约束未能去除该虚拟门, 降低了检测的准确性。

虚拟门方法 1 利用机器人轨迹和常见室内环境常识知识, 直接检测现实中的门位置, 并采用门距离、门邻接和最小房间面积这 3 种几何约束去除部分错误检测的虚拟门, 因而优于其他并未使用先验信息的、基于图像处理的方法。虚拟门方法 2 在此基础上, 利用了被检测物体不能同时位于两个相邻的拓扑区域的物体语义约束进一步去除了部分错误检测结果。

在效率方面, 形态学方法最高效, 耗时为 0.0193 s。距离变换次之, 耗时为 0.0332 s。虚拟门方法 1 和 2 的耗时相差较小, 分别为 0.1173 s 和

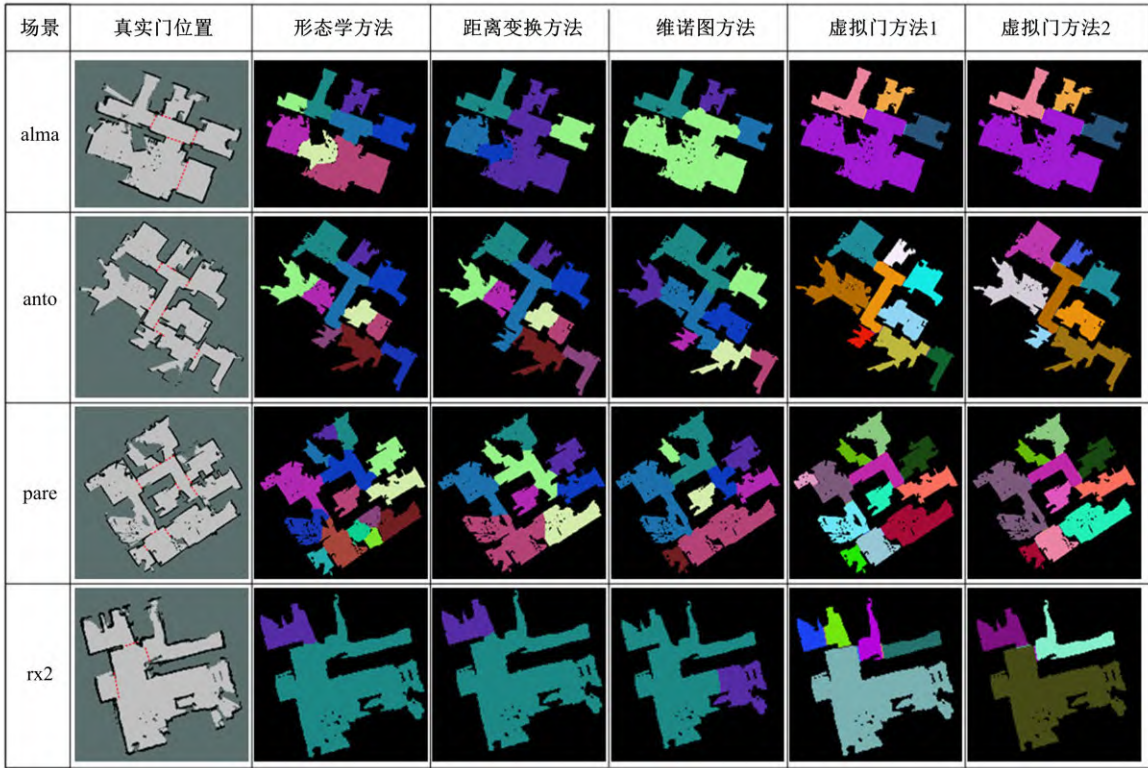


图 4 房间分割结果

Fig. 4 Result of room segmentation

表 1 房间分割统计结果

Table 1 Statistical result of room segmentation					
参 数	形态学	距离 变换	维诺图	虚拟门 方法 1	虚拟门 方法 2
真实门数量	25	25	25	25	25
虚拟门数量	31	21	19	27	21
正确匹配数量	16	12	10	19	19
虚拟门准确率/%	51.61	57.14	52.63	70.37	90.48
真实门召回率/%	64	48	40	76	76
平均时间消耗/s	0.0193	0.0332	0.1518	0.1173	0.1188

0.1188 s。维诺图方法时间消耗为 0.1518 s,在比较方法中效率最低。上述方法在实际使用中为离线计算,皆可较好地满足应用需求。

2.3 房间概念生成实验

房间概念生成以物体语义栅格地图和房间分割为基础。若二者的结果不准确,将严重影响房间概念生成的准确性,不能单独体现房间概念生成算法的有效性。因此,本文假设已知完全正确的房间分割和物体实例,评价房间概念生成的准确性。采用房间概念生成准确率对本文算法进行评价。假设房间数量为 N_{room} ,算法生成正确房间概念的数量为 N_{croom} ,房间概念生成的准确率 P_{room} 为:

$$P_{\text{room}} = N_{\text{croom}} / N_{\text{room}} \tag{7}$$

房间概念生成算法的输入参数包括房间与物体的包含关系概率 $P(R|O^i)$ 和物体观测概率 $P(O^i|z)$ 。房间与物体的包含关系为先验知识。依据识别物体和家庭环境的先验知识,定义房间与物体的包含概率如表 2 所示。物体观测概率主要来自物体检测算法。然而与物体检测不同,本文的观测结果为经过点云滤波和实例化算法处理后的物体点云,因此观测的概率高于物体检测算法,本文将其定义为 $P(O^i|z)=0.9$ 。

综上,图 5 展示了房间概念生成结果,表 3 显示了统计结果。alma、rx2、pare、anto 四个数据集共有 9 个卧室、6 个卫生间、3 个厨房、6 个客厅、5 个走廊,合计 29 个房间。算法正确生成了 28 个

表 2 房间与物体的包含概率

Table 2 Inclusion probability of room and object				
物体类别	卧室	卫生间	厨房	客厅
床	0.9	0.033	0.033	0.033
沙发	0.033	0.033	0.033	0.9
坐便器	0.033	0.9	0.033	0.033
烤箱	0.033	0.033	0.9	0.033
微波炉	0.033	0.033	0.9	0.033
洗手池	0.05	0.45	0.45	0.05

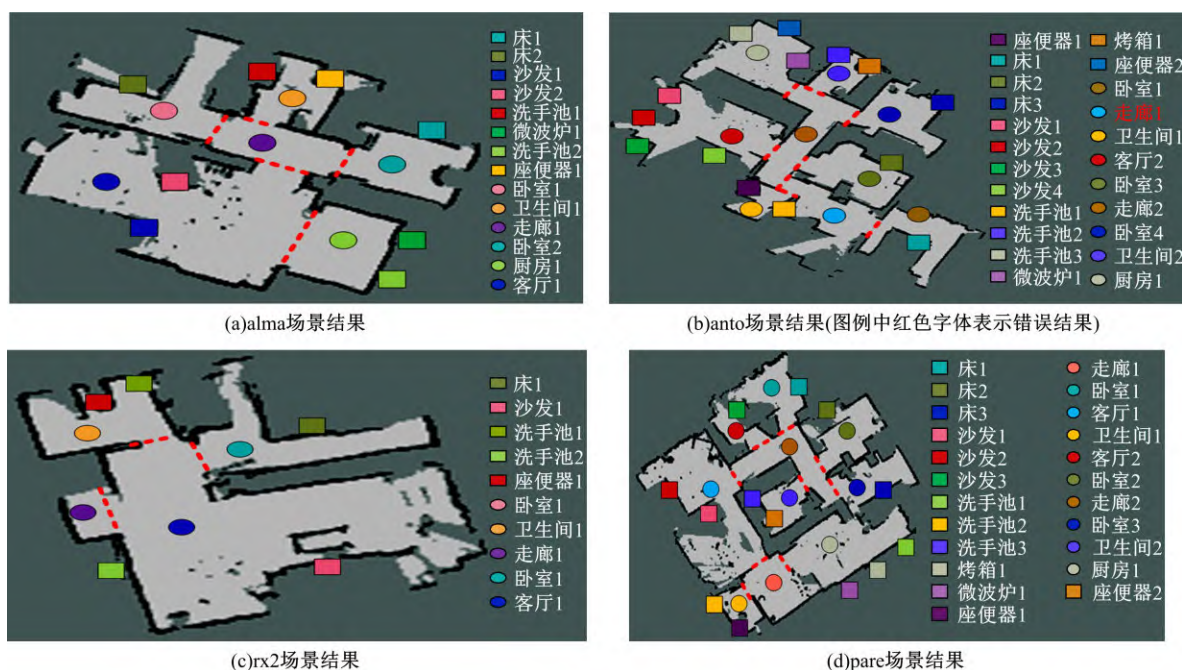


图 5 房间概念生成结果

Fig. 5 Result of room concept generation

表 3 房间概念生成的统计结果

Table 3 Statistical result of room concept generation

项 目	卧室	卫生间	厨房	客厅	走廊	合计
房间数量	9	6	3	6	5	29
正确数量	9	6	3	5	5	28
准确率/%	100	100	100	83.33	100	96.55

房间概念,准确率为 96.55%。其中,anto 环境中的客厅没有包含能生成客厅概念的物体,导致其准确率为 83.33%。其他房间概念生成的准确率为 100%。

3 结束语

本文基于物体语义栅格地图,提出了一种基于虚拟门检测和房间与物体包含关系的拓扑分割及房间概念生成方法,并在 Robot@Home 数据集的 anto、alma、pare、rx2 场景中进行了实验验证。基于虚拟门检测结果,利用几何和物体语义约束进行优化,使得房间分割的准确率为 90.48%,召回率为 70.37%,优于本文比较的其他方法。基于房间和物体包含关系,通过概率形式的递归估计方法,使得房间概念生成的准确率为 96.55%,验证了算法的有效性。

参考文献:

[1] Qi X, Wang W, Guo L, et al. Building a Plutchik's

wheel inspired affective model for social robots[J].

Journal of Bionic Engineering, 2019, 16(2): 209-221.

[2] 李嘉菲, 孙小玉. 基于谱分解的不确定数据聚类方法[J]. 吉林大学学报:工学版, 2017, 47(5): 1604-1611.

Li Jia-fei, Sun Xiao-yu. Clustering method for uncertain data based on spectral decomposition[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2017, 47(5): 1604-1611.

[3] Bormann R, Jordan F, Li W, et al. Room segmentation: survey, implementation, and analysis[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Stockholm, Sweden, 2016: 1019-1026.

[4] Pronobis A, Jensfelt P. Large-scale semantic mapping and reasoning with heterogeneous modalities [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Saint Paul, USA, 2012: 3515-3522.

[5] Zender H, Martínez M O, Jensfelt P, et al. Conceptual spatial representations for indoor mobile robots [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56 (6): 493-502.

[6] Joo K, Lee T K, Baek S, et al. Generating topological map from occupancy grid-map using virtual door detection[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, Barcelona, Spain, 2010: 1-6.

[7] 祁贤雨, 王巍, 张啸宇, 等. 基于虚拟门检测的室内拓扑地图构建[J]. 吉林大学学报:工学版, 2020, 50

- (3): 258-264.
- Qi Xi-yu, Wang Wei, Zhang Xiao-yu, et al. Indoor topological map building with virtual door detection [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2020, 50(3): 258-264.
- [8] Gemignani G, Capobianco R, Bastianelli E, et al. Living with robots: interactive environmental knowledge acquisition[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 78: 1-16.
- [9] Espinace P, Kollar T F, Soto A, et al. Indoor scene recognition through object detection[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Alaska, USA, 2010: 1406-1413.
- [10] Fernandez-Chaves D, Ruiz-Sarmiento J R, Petkov N, et al. From object detection to room categorization in robotics[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Applications of Intelligent Systems, Las Palmas de Gran Canaria, Spain, 2020: 1-6.
- [11] Hiller M, Chen Q, Particke F, et al. Learning topometric semantic maps from occupancy grids[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Macau, China, 2019: 4190-4197.
- [12] Zheng K, Pronobis A. From pixels to buildings: end-to-end probabilistic deep networks for large-scale semantic mapping[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Macau, China, 2019: 3511-3518.
- [13] Qi X, Wang W, Liao Z, et al. Object semantic grid mapping with 2D LiDAR and RGB-D camera for domestic robot navigation[J]. Applied Sciences, 2020, 10(17): 10175782.
- [14] Ruiz-Sarmiento J R, Galindo C, Gonzalez-Jimenez J. Robot@Home, a robotic dataset for semantic mapping of home environments[J]. The International Journal of Robotics Research, 2017, 36(2): 131-141.