

Research on Target Navigation Based on Semantic Segmentation for Constructing Predictive Maps

Yanjie Xia

Wuhu Vocational Technical University, Wuhu, Anhui, 241000, China

Abstract

Target navigation is a core skill for robots to perform tasks in complex real-world environments, which requires robots to integrate multi-domain capabilities such as visual perception, scene understanding, and motion planning to achieve target localization and obstacle avoidance. The unknown and uncertain nature of unstructured environments makes it difficult for robots to obtain prior knowledge of the environment, leading to problems such as low navigation efficiency and weak generalization ability. Traditional SLAM methods rely solely on geometric point cloud modeling and ignore semantic information, thus requiring global exploration to be completed before planning the target path, resulting in low navigation efficiency. Although there are current studies that construct a fused semantic map by associating semantic information with geometric mapping, these methods are still limited to modeling the observed areas, and the unobserved areas can only be modeled after being approached. Therefore, this paper proposes an environment prediction map method based on semantic segmentation, which predicts the unobserved areas and generates semantic maps by learning semantic priors, and combines the uncertainty of the semantic classes in the unobserved areas to locate the navigation targets, thereby improving navigation efficiency.

Keywords

Semantic segmentation; Prediction map; Target navigation

基于语义分割构建预测地图的目标导航研究

夏燕洁

芜湖职业技术大学, 中国·安徽 芜湖 241000

摘要

目标导航是机器人在复杂现实环境中执行任务的核心技能, 要求机器人融合视觉感知、场景理解与运动规划等多领域能力, 实现目标定位与避障。非结构化环境的未知性与不确定性, 导致机器人难以获取环境先验知识, 进而出现导航效率低、泛化能力弱等问题。传统SLAM方法仅依赖几何点云建模, 因忽略语义信息, 需完成全局探索后才能规划目标路径, 导航效率低下。目前虽有研究通过将语义信息与几何映射关联构建融合语义的地图, 但这类方法仍局限于对已观测区域进行建模, 未观测区域需靠近后才能构建。为此, 本文提出一种基于语义分割的环境预测地图方法, 通过学习语义先验来预测未观测到的区域并生成语义地图, 同时结合未观测区域语义类的不确定性来定位导航目标, 以提升导航效率。

关键词

语义分割; 预测地图; 目标导航

1 引言

在工业巡检、家庭服务、应急救援等实际场景中, 机器人的目标导航能力是其发挥作用的核心前提, 能否在复杂非结构化环境中精准定位目标并完成路径规划, 直接决定其

应用深度与实用价值。目标导航是融合了视觉感知、场景理解与运动规划的综合能力, 机器人需通过视觉系统获取环境数据, 依托场景理解解析空间语义, 最终通过运动规划生成安全高效的路径。然而, 现实环境的开放性、动态性与不确定性, 给机器人导航带来了本质性挑战: 机器人无法预先获取环境全貌及目标位置信息, 传统依赖先验地图的导航策略不起作用, 直接导致导航效率低下、泛化性弱的问题。为解决这个问题, 早期的研究者聚焦于3D环境建模技术, SLAM^[1] (同步定位与地图构建) 成为核心解决方案。但传统SLAM方法都是以几何点云为建模核心, 忽视了视觉语义特征的挖掘, 使得机器人导航沦为“先全局探索、后路径规划”的被动模式, 导航效率低下。近年来, 研究者将语义

【基金项目】 芜湖职业技术大学科学研究项目——非结构化场景下移动机器人感知与运动规划方法研究 (项目编号: wzdzr202628); 校级科技创新团队——智能控制与机器人应用科技创新团队 (项目编号: wzykytd202402)。

【作者简介】 夏燕洁 (1999—), 女, 中国安徽六安人, 硕士, 助教, 从事人工智能研究。

信息与几何建模相融合^{[2][3]}，构建出兼具几何属性与语义信息的环境地图，提升了导航的针对性。但现有语义地图方法，机器人仅能对已观测区域进行建模，视野外区域需靠近后才能完成地图构建，仍然存在导航效率低的问题。基于此，本文针对未知环境下的机器人目标导航，提出了一种融合视觉观察与语义信息构建环境预测地图的方法，旨在通过语义先验推理突破观测边界，从而提高机器人目标导航的效率。

2 语义预测占用地图的构建

2.1 构建语义分割网络

高精度的图像分割意味着更精细的特征提取、更准确的场景理解，有利于智能系统性能的提高。为了得到更精确的语义地图，本文采用了一种新的网络结构用于语义分割，如图 1 所示。

这是一个两级嵌套的 U 型结构，具有跳跃连接的编码器 - 解码器架构，网络结构的每一层都是一个 U 型结构，而不是简单的卷积层堆叠。该模型可以从多个尺度捕获更多的上下文信息，更好地融合局部和全局信息以实现高质量的分割。

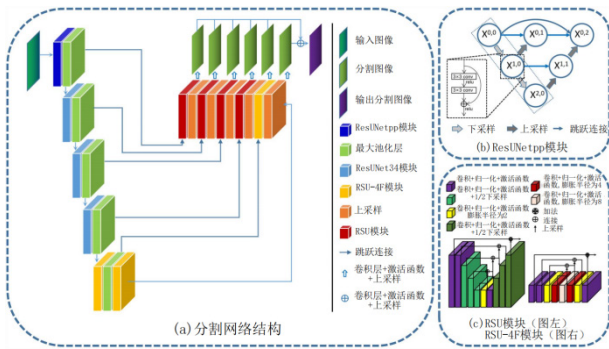


图 1 用于图像语义分割的网络结构图

2.2 构建语义分割地图

RGB 图像经语义分割网络生成语义分割图；本文借助深度相机获取深度数据，结合相机内参矩阵完成像素点三维坐标变换，构建精准点云地图。通过建立语义分割图像素点与点云数据的对应关系，将语义信息嵌入点云，再经地面投影（依据像素点图像位置和深度信息映射至地面坐标系），生成自上而下的精细化语义分割地图。该过程丰富了输入数据的语义内容，也为后续语义预测地图构建奠定了基础。

2.3 构建占据栅格地图

本文将真实环境划分为 $10\text{cm} \times 10\text{cm}$ 的矩形栅格，机器人在环境中运动可有效采集栅格信息；通过为每个栅格匹配占用概率值，以此来反映环境中障碍物的存在与否及存在概率。根据被占用的可能性，每个栅格的状态可分为占用（Occupied），未占用（free）和未知（初始化状态）三种。构建占据栅格地图的过程可以大致分为五个步骤：点云数据获取、点云预处理、点云投影、建立占据栅格地图和地图更新。

2.4 构建语义预测占用地图

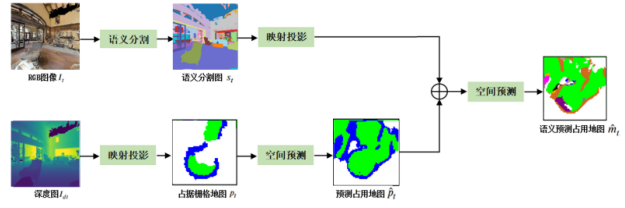


图 2 语义预测占用地图结构框架

完整的语义预测地图结构框架，如图 2 所示。机器人上的深度相机可以获取当前视角下的 RGB 图与 RGB-D 图，其中：RGB 图像经语义分割网络处理得到语义分割图 \hat{s}_t ；RGB-D 图像经映射投影得到占据栅格地图 \hat{p}_t ，再经空间预测得到预测占用地图（包含对周围不可见区域的环境预测）。将占据栅格地图 \hat{p}_t 与映射投影后的语义分割图 \hat{s}_t 进行拼接，再进入空间预测网络 \mathcal{F} 中进行空间预测，最终输出自上而下的语义预期占用地图 $\hat{m}_t = \mathcal{F}(\hat{p}_t \oplus \hat{s}_t; \theta^s)$ 。

其中： \mathcal{F} 是一个 UNet 网络， \oplus 指连接操作， θ^s 是其随机初始化权重。

3 基于语义预测占用地图的导航方法

基于前文构建的语义预测占用地图，本文进一步构建完整的导航框。利用部分可观测马尔可夫决策过程（POMDP）描述在未知环境下的目标导航问题： $(S, A, O, P(s' | s, a), R(s, a))$ 。导航策略要求输出的目标位置要尽可能地接近目标类 c 。其中，状态空间 S 由机器人的姿态 x 和随着时间积累的语义预测地图 \hat{m}_t 组成；动作空间 A 由地图上位置 $h \times w$ 的离散集合组成；观测空间 O 是 RGB-D 的自我中心观测； $P(s' | s, a)$ 是转移概率； $R(s, a) = D(s, c) - D(s', c)$ 是奖励函数，代表机器人所在位置与目标之间的距离， $D(s, c)$ 是最短路径上的距离。

3.1 目标选择策略

机器人通过在地图中累积观察和连续预测来获得信息，并根据累积得到的环境信息，从未观察到的地图位置选择目标。定义函数 F_c ，该函数仅返回给定目标类 c 的值。对于给定目标类 c ，概率估计为 $P_c(m_t | p_t, \hat{s}_t)$ ，给定每个地图位置的观测 p_t 和和语义分割图 \hat{s}_t ，概率类 c 位于位置 i 处，测试时的目标类的不确定性由目标类预测的方差给出： $\text{Var } F(p_t, \hat{s}_t; \theta)$ ，同时，使用估计真实概率 $P_c(m_t | p_t, \hat{s}_t)$ 的上界来选择目标，定义目标类概率的标准差 $\sigma_c(p_t, \hat{s}_t) = \sqrt{\text{Var } f_c(p_t, \hat{s}_t; \theta)}$ ，以及定义 $\mu_c(p_t, \hat{s}_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_c(p_t, \hat{s}_t; \theta_i)$ ，然后，观察到上界 $P_c(m_t | p_t, \hat{s}_t) \leq \mu_c(p_t, \hat{s}_t) + \alpha_1 \sigma_c(p_t, \hat{s}_t)$ 具有一些固定但未知的概率，本文使用这个上限并从机器人所观察到的或预测的任何地图区域进行目标选择：

$$\underset{i_j}{\text{arg max}} (\mu_c(p_t, \hat{s}_t) + \alpha_1 \sigma_c(p_t, \hat{s}_t))$$

3.2 导航策略

基于语义预测的占用地图，本文采用现成的分布式去

中心近端策略优化 (Decentralized Distributed Proximal Policy Optimization, DD-PPO^[4]) 完成导航任务。DD-PPO 是分布式的、去中心化的和同步的, 该模型专门针对目标导航任务进行训练, 在每个时间步接收以机器人自身为中心的深度观察和当前目标, 并生成下一个导航动作的输出。

4 实验及结果分析

本文在 Habitat 仿真平台使用 MP3D 数据集进行了实验, 导航任务为给定一个语义目标 (例如沙发), 导航到场景中目标的任何实例。其中智能体的位置是在未被训练过的新场景中随机生成的, 它可以访问模拟器 Habitat 所提供的 RGB-D 图像和位姿, 视觉传感器为其提供实时视觉观察图像。本文采用 SR (Success Rate)、SPL (Success weighted by Path Length) 和 DTS 这三个指标来评价导航算法, 结果如下表所示:

表 1 目标导航实验结果对比

Methods	SPL(%)↑	SR(%)↑	DTS(m) ↓
Random Walk	0.2±0.1	0.3±0.1	5.408±0.141
Segm.+ ANS ^[5] + OracleStop	11.1±0.6	15.5±0.7	4.982±0.087
L2M-Offline-FBE ^[6]	5.1±0.3	20.6±0.8	4.304±0.074
L2M-Active-Mean ^[7]	9.3±0.4	29.8±0.9	3.618±0.073
Ours	11.8±0.4	32.4±0.8	3.584±0.075

根据表中数据可知, Random Walk 随机采样算法基本无法完成语义目标导航任务。与改编自^{[5][6][7]}的基线相比, 本章的方法在目标导航中取得了不错的性能, 其中 SPL 为 11.8%, SR 达到 32.4%, 远高于其他几个基线, DTS 为 3.584m, 低于基线。因此, 证明本文基于语义预测地图的导航方法能有效提升导航效率。图 3 对导航成功的案例的过程进行了可视化。

5 结语

本文针对未知环境下的机器人目标导航效率低的核心问题, 提出一种基于语义分割构建语义预测占用地图的导航算法框架。该框架通过三步协同流程构建精准语义预测地图, 为未知环境的目标导航提供有效方案。最后在 Habitat 平台基于 MP3D 数据集进行目标导航实验验证, 结果表明其导航方法在性能上具有显著的优势。

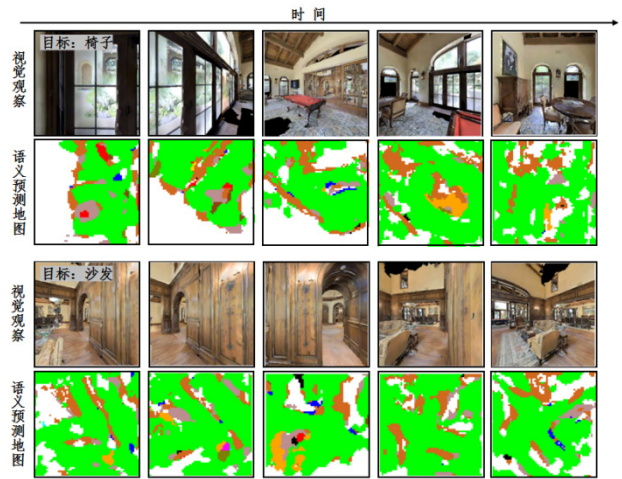


图 3 导航成功案例的过程可视化

参考文献

- [1] CADENA C, CARLONE L, CARRILLO H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age[J]. IEEE Transactions on robotics, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [2] YANG S, SCHERER S. Cubeslam: Monocular 3-d object slam[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2019, 35(4): 925-938.
- [3] BOWMAN S L, ATANASOV N, DANILIDIS K, et al. Probabilistic data association for semantic slam[C]//2017 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA). 2017: 1722-1729.
- [4] WIJMANS E, KADIAN A, MORCOS A, et al. Dd-ppo: Learning near-perfect pointgoal navigators from 2.5 billion frames[A]. 2020. arXiv: 1911.00357
- [5] CHAPLOT D S, GANDHI D, GUPTA S, et al. Learning to explore using active neural slam [A]. 2020. arXiv: 2004.05155.
- [6] YAMAUCHI B. A frontier-based approach for autonomous exploration[C]//Proceedings 1997 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation CIRA'97: 'Towards New Computational Principles for Robotics and Automation'. 1997: 146-151.
- [7] GEORGAKIS G, BUCHER B, SCHMECKPEPER K, et al. Learning to map for active semantic goal navigation[A]. 2022. arXiv: 2106.15648.