

引文格式:

樊杰, 张旭东, 耿江波, 等. 面向未知环境探索的分层架构路径规划算法 [J]. 集成技术, 2024, 13(2): 52-63.

Fan J, Zhang XD, Geng JB, et al. Hierarchical path planning algorithm for exploring unknown environments [J]. Journal of Integration Technology, 2024, 13(2): 52-63.

面向未知环境探索的分层架构路径规划算法

樊杰¹ 张旭东^{1*} 耿江波² 常云斐² 邹渊¹

¹(北京理工大学机械与车辆学院 北京 100081)

²(北京北方车辆集团有限公司 北京 100072)

摘要 为实现无人平台在未知环境下的高效路径探索, 该文提出了一种以“感知-规划-控制”分层架构为基础的路径规划算法。在感知层通过 Cartographer 建图算法实时构建未知环境的二维栅格地图。在规划层, 通过 Canny 边缘检测、基于密度的聚类算法、效能函数评估选择最佳探索目标点, 并在规划的效能函数中引入探索方向延续性概念, 克服了传统路径规划反复探索已知环境的难题。在控制层, 通过概率路线图算法规划从当前位姿到目标点的最短路径, 并通过纯跟踪算法和向量直方图算法实现了路径无碰撞跟踪。3 种典型环境下的仿真实验表明, 所提出的算法在不同环境下均具有较高的探索效率和完成度。

关键词 路径规划; 无人平台; 分层架构; 未知环境探索

中图分类号 TP 273 文献标志码 A doi: 10.12146/j.issn.2095-3135.20230717001

Hierarchical Path Planning Algorithm for Exploring Unknown Environments

FAN Jie¹ ZHANG Xudong^{1*} GENG Jiangbo¹ CHANG Yunfei¹ ZOU Yuan¹

¹(School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

²(Beijing North Vehicle Group Co., Ltd., Beijing 100072, China)

*Corresponding Author: xudong.zhang@bit.edu.cn

Abstract To realize efficient path exploration of unmanned platforms in unknown environments, a path planning algorithm based on a hierarchical architecture of “perception planning control” is studied in this work. Real-time construction of two-dimensional grid maps of unknown environments using the Cartographer mapping algorithm at the perception layer. At the planning level, the optimal exploration target point is selected by Canny edge detection, density-based clustering algorithm, and performance function evaluation. Specifically, the concept of continuity of exploration direction is introduced into the efficiency function of

收稿日期: 2023-07-17 修回日期: 2023-10-18

基金项目: 北京市自然科学基金项目 (3212013); 中国汽车工程学会青年人才托举项目 (YESS20200301); 北京市科协金桥工程种子资金

作者简介: 樊杰, 博士研究生, 研究方向为无人平台路径规划; 张旭东 (通讯作者), 副教授, 研究方向为无人平台运动规划及控制, E-mail: xudong.zhang@bit.edu.cn; 耿江波, 高级工程师, 研究方向为军用无人车辆动力系统设计及控制; 常云斐, 高级工程师, 研究方向为军用无人车辆动力系统设计及控制; 邹渊, 教授, 研究方向为网联汽车电气架构及控制。

planning, overcoming the drawbacks of traditional path planning that repeatedly explores known environments. At the control layer, the shortest path from the current pose to the target point is planned using probability roadmap algorithm, and collision-free tracking of the path is achieved through pure tracking algorithm and vector histogram algorithm. The effectiveness of the algorithm was verified through simulation in three typical environments, and the results showed that the proposed algorithm can achieve higher exploration efficiency and completeness in different environments.

Keywords path planning; unmanned platform; hierarchical architecture; unknown environment exploration

Funding This work is supported by Natural Science Foundation of Beijing (3212013), Young Elite Scientists Sponsorship Program by CAST (YESS20200301) and Beijing JinQiao Project

1 引 言

面向未知环境探索的无人平台路径规划在特定任务中具有重要应用价值, 如外太空探索、灾区搜救、家庭清扫服务等^[1-3]。在上述场景下, 机器人在初始时对周围环境没有先验知识, 因此, 它需要先规划一条路径, 以完全感知未知环境, 然后将在未知环境中难以执行的任务转化为已知环境进行处理。通常, 探索路径越短, 应用价值越高^[4], 尤其在救援场景中, 较短的路径可以更快地在灾难中找到受害者, 从而增加生存的可能性。

未知环境的路径规划算法根据架构特点可以划分为整体式和分层式。整体式路径规划架构通常采用神经网络构建从感知输入到执行输出的“端到端”映射, 实现对无人平台的智能化控制^[5-7]。例如: Li 等^[8]提出了一种深度学习模型, 通过深度卷积网络实现从感知栅格地图输入到无人平台离散控制输出(前进、左转、右转)的映射, 提高路径探索效率; Liu 等^[9]运用极限学习神经网络模型, 构建了从声呐距离探测输入到无人平台离散动作输出(前进 0.3 m, 左转 20°, 右转 20°)的映射, 提高了对位置环境探索的适应性; Li 等^[10]运用 Sarsa 算法实现了上述类似的功

能。虽然整体式方法具有适用性广、自适应能力强等优势, 但需要依赖前期大量的地图环境进行训练, 并且“端到端”的架构增加了从复杂感知输入到探索动作输出的训练难度, 因此, 高昂的训练成本在一定程度上限制了该方法的应用^[11]。

遵循“感知-规划-控制”分层架构的未知环境探索算法将问题分解为若干具有成熟解决方案的子问题, 无须对大量样本进行训练, 可以有效解决整体式路径规划存在的训练成本高昂问题。分层架构的探索算法通常先通过“感知”建立局部环境的栅格地图, 然后选择已探索区域和未探索区域交界的某一边界点作为“规划”目标点, 最后运用“控制”算法使无人平台从当前位置无碰撞地运行至目标点, 实现更大范围的未知环境探索^[12]。目前, 该方法存在以下两点局限性: 一是边缘点提取的“保守性”; 二是目标点筛选不当导致无人平台在已探索区域的往复运动。在图 1(a)中, 传统提取算法会选择 V 形边界两条边(已知区域和未知区域的交界处)的中点作为边缘点(图中白色区域表示已探索的无障碍区域, 灰色区域表示未知区域, 黑色边界表示障碍墙壁)^[13], 结合无人平台的当前位姿, 从 4 个边缘点中根据一定原则选择目标点。该选择方式的优点是目标点仍落在已知环境范围内, 可以根据已

探索的环境地图进行路径规划，因此，规划路径与潜在障碍物的碰撞概率小，规划偏“保守”。但实际上，更为直观的方式是选择V形区域中间的点，即如图1(b)所示的聚类中心点作为目标点。一方面，可以减少目标点的筛选集合大小(从图1(a)~(b)，目标点筛选集合的元素个数从4减少到2)；另一方面，从信息熵的角度考虑，由于V形区域中间的激进边缘点附近均为未知区域，而保守边缘点因处于已知区域和未知区域的边界处，所以其邻域内大致一半为已知区域，一半为未知区域，因此，激进边缘点附近的不确定度较保守边缘点高，因而信息熵也较高，以信息熵较高的激进边缘点为目标有利于快速降低环境的不确定度，即具有更高的探索效率和更短的探索路径。但在该方法中，聚类中心点处于未知区

域内，在路径跟踪时，与潜在障碍物的碰撞概率较高，选择偏“激进”，需要解决如何进行路径规划及无碰撞运动控制问题。

另外，传统目标点的选择原则通常基于距离度量。例如：Yamauchi^[14]选择距离当前无人平台位置最近的边界点作为目标点；Vidal等^[15]通过对距离和边缘点附近的未知栅格数量进行加权，综合两者因素选择边界点。然而，上述边界点的选择方法未考虑无人平台的历史运行轨迹，易导致探索中的无人平台在距离较远的边界点间往复运动，从而降低无人平台的探索效率。以最短距离为边界点筛选原则的往复运行实例如图2(a)所示，无人平台从起点开始，依次以目标点1、目标点2和目标点3为引导目标进行环境探索，但由于目标点2和目标点3分别处于左方和上方两

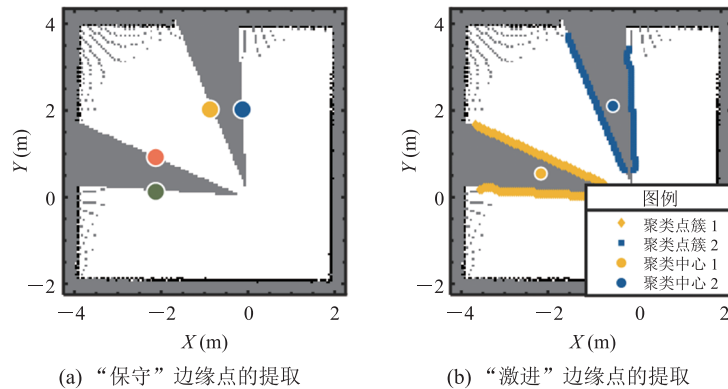


图1 边缘点提取的“保守性”问题

Fig. 1 The problem of “conservatism” in frontier extraction

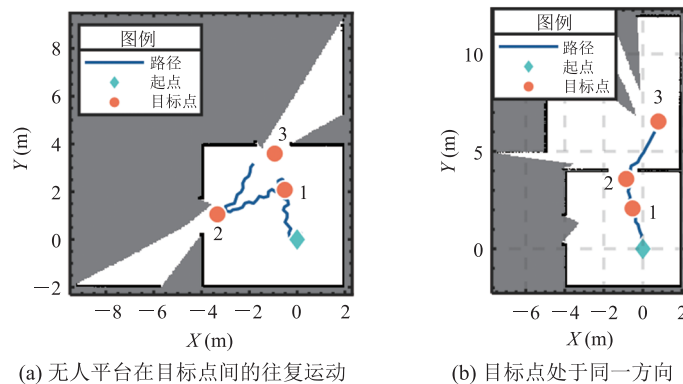


图2 目标点筛选不当导致无人平台在已探索区域往复运动的问题

Fig. 2 Improper selection of target points leads to the problem of unmanned platforms moving back and forth in the explored area

个缺口处, 导致无人平台往复运动。因此, 为了解决上述问题, 本文在目标点的筛选原则中引入探索方向延续性概念, 通过筛选与无人平台历史轨迹探索方向相近的边界点作为目标点, 可以有效避免上述往复运动问题, 最终选择的目标点如图 2 (b) 所示, 目标点 1~3 均处于同一方向, 缩短了探索路径, 提高了探索效率。

因此, 本文针对当前未知环境探索路径规划算法存在的保守边缘点探索效率低、激进边缘点碰撞概率高、往复探索等三大难题, 在分层式路径规划算法架构下, 通过以下三大技术创新解决上述三大难题, 具体如下。

(1) 通过在规划层采用基于密度的聚类 (density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN) 算法获得 V 形区域的聚类中心, 实现激进边缘点的高效提取, 确保以激进边缘点为目标的探索引导具有较高的探索效率。

(2) 通过在控制层引入向量直方图 (vector field histogram, VFH) 算法, 当无人平台接近障碍物时实现自主转向避障, 有效降低无人平台在驶向激进边缘点过程中的碰撞概率。

(3) 通过在规划层引入探索方向延续性概念, 记忆存储无人平台的历史目标点朝向; 通过选择与历史目标朝向最相近的目标点, 减少无人平台在未知环境探索中的往返运动, 提高探索效率。

本文剩余章节安排如下: 第 2 节将介绍所提出路径规划方法的宏观架构及方法理论, 第 3 节将通过 Gazebo 和 Matlab 联合仿真验证所提出算法的有效性, 第 4 节进行全文总结。

2 分层路径规划算法

2.1 算法架构

本文所提出的分层路径规划架构如图 3 所示, 分为感知层、规划层和控制层。感知层主要为 Cartographer 同时定位与建图算法^[16], 以无人平台位姿和激光测距为输入, 不断在线迭代建立环境的二维栅格地图。规划层以感知层获得的地图为输入, 首先进行边缘检测, 获得已知环境和未知环境的边缘点, 然后通过 DBSCAN 算法对边界点进行聚类, 获得待选目标点, 在此基础上根据效能评估函数, 从待选目标点集合中选择效能值最大的点作为无人平台最终目标点, 并通过概率路线图 (probabilistic roadmap, PRM) 算法计算出当前位置到目标点的最短路径。控制层以规划层 PRM 算法规划的最短路径为输入, 通过纯跟踪算法和 VFH 算法获得无人平台的控制量, 实现路径跟踪。最后, 无人平台执行控制量, 获得更新后的位姿。上述过程不断循环, 直至满足既定终止条件。

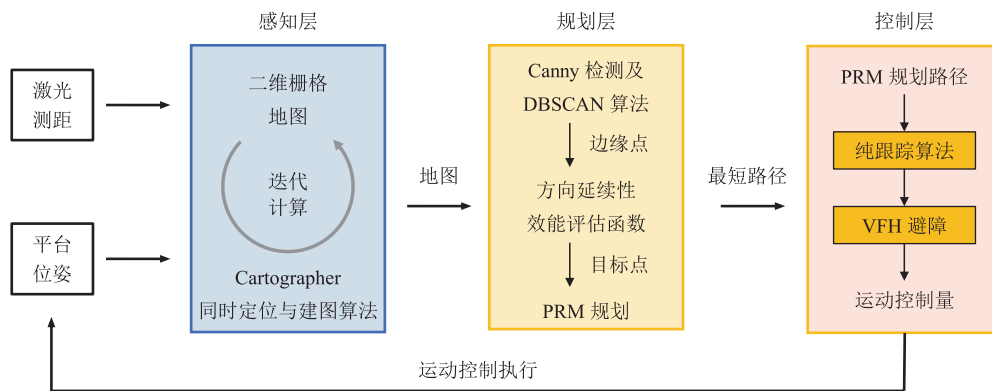


图 3 分层路径规划系统架构图

Fig. 3 Architecture diagram of hierarchical path planning system

2.2 感知层

感知层采用 Cartographer 建图算法, 该算法由谷歌团队于 2016 年提出^[16], 它提供了室内建图的实时解决方案, 可以生成分辨率为 5 cm 的二维栅格地图。Cartographer 算法的基本原理为: 根据激光测距读数和无人平台最佳估计位姿建立估计子地图。但随着位姿估计偏差的增大, 建图误差也会随之增大。为了在有限的硬件要求下应对累积误差, 算法定期运行姿态优化。当一个子地图完成, 且新的激光测距读数不会扩大地图范围时, 算法将启动回环检测。算法的具体原理可以参考文献[16]。

2.3 规划层

2.3.1 边缘检测算法

Canny 边缘检测能够在抑制噪声的同时准确识别重要边缘, 已成为边缘检测最为常用的算法之一。Canny 算法由以下关键步骤组成。

高斯平滑: 输入图像与高斯核进行卷积, 以减少噪声, 该步骤有助于确保后续边缘检测不受无细节的影响。高斯滤波器定义为:

$$G(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

其中, $G(x,y)$ 为高斯核; (x,y) 为空间坐标; σ 为标准偏差。

梯度计算: 对平滑后的图像计算水平和垂直方向上的梯度, 计算公式如下:

$$\begin{cases} \varphi_1(x,y)=(f(x,y+1)-f(x,y)+f(x+1,y+1)-f(x+1,y))/2 \\ \varphi_2(x,y)=(f(x,y)-f(x+1,y)+f(x,y+1)-f(x+1,y+1))/2 \end{cases} \quad (2)$$

其中, $f(x,y)$ 为图像在 (x,y) 处的灰度值; $\varphi_1(x,y)$ 为水平梯度; $\varphi_2(x,y)$ 为垂直梯度。由此可以得到该点处的梯度幅度和方向为:

$$\begin{cases} \varphi(x,y)=\sqrt{\varphi_1^2(x,y)+\varphi_2^2(x,y)} \\ \theta(x,y)=\arctan\frac{\varphi_2(x,y)}{\varphi_1(x,y)} \end{cases} \quad (3)$$

非最大抑制: 检查每个像素处的梯度大小, 若非沿梯度方向相邻像素中的最大值, 则幅值设

置为零。

双阈值设定: 应用双阈值技术将剩余边缘像素分为强、弱或非边缘。使用两个阈值, 即高阈值和低阈值来确定分类。如果梯度幅度高于高阈值, 则将其分为强边缘。如果梯度幅度低于低阈值, 则将其分为非边缘。两个阈值之间的梯度幅度被认为是弱边缘。

边缘跟踪: 最后通过将弱边缘连接到强边缘来执行边缘跟踪。如果任何相邻像素被分为强边缘, 则弱边缘被提升为强边缘。该过程不断重复, 直到不再有弱边缘可以被提升为止。

2.3.2 基于密度的聚类算法

DBSCAN 算法的核心思想是根据数据点的密度来进行聚类, 将高密度区域划分为簇, 并通过密度可达关系连接不同的簇。这使得 DBSCAN 能够发现具有任意形状的聚类簇, 并且对噪声点具有较好的鲁棒性。

假设有一个数据集 D , 其中包含 n 个数据点 $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 。DBSCAN 算法首先定义两个关键参数: ε 和 $MinPts$ 。其中, ε 为一个数据点邻域的半径范围 (邻域定义: $N(p)=\{q \in D \mid dist(p,q) \leq \varepsilon\}$, $dist(p,q)$ 为数据点 p 和 q 之间的距离); $MinPts$ 为一个数据点的邻域中至少包含的数据点数量。

DBSCAN 算法的基本步骤如下。

步骤 1: 从数据集 D 中选择一个未被访问的数据点 p 。如果 p 邻域内的数据点数量 $\geq MinPts$, 则将 p 标记为核心点。

步骤 2: 探索核心点 p 的邻域。如果邻域内的数据点数量也 $\geq MinPts$, 则将这些数据点添加到同一个簇中。

步骤 3: 递归地对新添加到簇中的数据点进行扩展, 即检查每个新的数据点 q 邻域内的数据点数量是否 $\geq MinPts$ 。如果满足条件, 则将这些数据点也添加到同一簇中。

步骤 4: 重复步骤 2 和步骤 3, 直到没有更

多的数据点可以被添加到任何簇中。未被分配到任何簇的数据点将被标记为噪声点。最终, DBSCAN 算法将数据集 D 中的数据点划分为多个簇和噪声点。

2.3.3 效能函数

在获得聚类中心构成的待选目标点集合后, 根据到无人平台当前位置的距离, 将待选目标点分为两类: 一类是到无人平台当前位置的距离小于激光探测半径的目标点, 另一类是距离大于激光探测半径的目标点。针对第一类目标点引入探索方向延续性概念, 用以下指标进行衡量:

$$\theta = \langle \overrightarrow{OG}, \overrightarrow{PO} \rangle \quad (4)$$

即定义为两个向量的夹角 θ 。其中, O 点为无人平台当前的位置; G 点为目标点的位置; P 点为上一时刻更新目标点时无人平台的位置。若目标集合点中存在第一类点, 则选择使得 θ 最小的目标点作为最终目标。对于初始时刻来说, 选择与无人平台位姿朝向最相近的目标点作为目标。

若待选目标点均大于激光探测半径, 即不存在第一类点时, 则选择距离当前无人平台位置最近的第二类点为目标。

2.3.4 概率路线图路径规划算法

PRM 是一种基于图论的最短路径搜索算法, 通常包括两个阶段: 学习阶段和查询阶段。在学习阶段, 路网通过一个无向图 $R = (V, E)$ 来表示。其中, V 为在自由空间 C 上生成的随机点集(需要生成足够的随机点, 以提供相对均匀的自由空间覆盖); E 为连接任意两个节点的可行路径集合。算法从自由空间 C 上的任意路网拓扑 q 出发进行拓展, 只有当两个节点连接无碰撞, 且距离低于某个预定义值 $dist$ 时, 才存在一条可行路径。PRM 的构建过程伪代码如表 1 所示。

另外, 需要特别说明的是, 在构建路网时, 首先以已感知形成的局部地图为环境进行路网构建和无碰撞检测。若发现该环境下不存在可通行路

表 1 路网构建算法

Table 1 Algorithm of roadmap construction

<p>输入:</p> <p>n: 路网中的节点数量; k: 各节点临近节点的数量</p> <p>输出:</p> <p>路网 $R = (V, E)$</p>
<hr/> <pre> V ← ∅ E ← ∅ while V < n do repeat q ← a random configuration in C until q is collision-free V ← V ∪ {q} end while for all q ∈ V do N_q ← the k closest neighbors of q chosen from V according to dist for all q' ∈ N_q do if (q → q') ∉ E and (q → q') is collision free then E ← E ∪ {(q → q')} end if end for end for </pre> <hr/>

径, 则将地图区域内未探索环境也视为可通行区域, 进行路网构建。采用该方法可有效解决部分环境下找不到路径的“困点”问题, 同时, 由于控制中引入了 VFH 避撞算法, 因此, 采用该较为激进的路径规划也不会导致无人平台与障碍物相撞。

在查询阶段, 路网被用于解决单一路径规划问题。假设 s 为起点, g 为目标点。首先, s 和 g 将通过距离它们最近的无碰撞随机点连接到路网 R 上。然后, 运用 A* 算法(如表 2 所示)寻找 s 和 g 之间的最短拓扑路径。其中, $f(n)$ 为从初始状态经由状态 n 到目标状态的最小代价估计; $g(n)$ 为在状态空间中从初始状态到状态 n 的最小代价; $c(a, b)$ 为从状态 a 到状态 b 的路径的最小估计代价; U 为未访问节点的集合; C 为已访问节点的集合。

2.4 控制层

2.4.1 纯追踪算法

纯追踪算法广泛应用于横向控制, 其核心是确定一个在期望路径上与无人平台距离为 l_d 的前

表 2 A* 算法
Table 2 A* algorithm

输入:
路网图
输出:
起点 s 和终点 g 之间的路径
repeat
pick n_{best} from U such that $f(n_{\text{best}}) \leq f(n), \forall n \in U$
remove n_{best} from U and add to C
if $n_{\text{best}} = q_{\text{goal}}$, EXIT
expand n_{best} : for all $x \in \text{Star}(n_{\text{best}})$ that are not in C
if $x \notin U$ then
add x to U
else if $g(n_{\text{best}}) + c(n_{\text{best}}, x) < g(x)$ then
update x 's backpointer to point to n_{best}
end if
until U is empty

瞻点，然后根据当前无人平台姿态、转弯半径和前瞻距离确定所需的转向角度。为简化表述，这里直接给出纯追踪算法结果。转向角度 δ 与前瞻距离 l_d 之间的关系可以表示为：

$$\delta = \arctan\left(\frac{2\rho \sin \varphi}{l_d}\right) \quad (5)$$

其中， ρ 为路径曲率； φ 为无人平台前进方向与连接无人平台中心和前瞻点的直线之间的角度，可以表示为：

$$\varphi = \arctan\left(\frac{x_0 - x}{y_0 - y}\right) \quad (6)$$

其中， (x_0, y_0) 为无人平台的当前位置； (x, y) 为前瞻点。

除了横向控制外，在本文中，比例-积分-微分控制器还被纳入纯追踪模块中，以实现纵向速度控制，有关纯追踪算法及其与比例-积分-微分控制器的详细推导和实现请参考文献[17]。

2.4.2 向量直方图避障算法

VFH 算法使用极坐标来描述周围的障碍物信息。为了保留更多的局部障碍物分布信息，算法将激光雷达测距读数映射到以无人平台为中心的极坐标直方图上^[18]。然后，设置相应的阈值来控制

无人平台的转向角度，使无人平台能够避免碰撞。VFH 算法的总体思想如图 4 所示，VFH 算法的主要步骤如下。

首先，以无人平台为中心建立一个极坐标直方图。根据传感器的角度分辨率，将极坐标划分为 n 个扇区。然后，计算每个扇区 θ_{ij} 对应方向上的障碍物密度值，如公式(7)~(8)所示：

$$\theta_{ij} = \arctan\left(\frac{y_j - y_0}{x_i - x_0}\right) \quad (7)$$

$$m_{ij} = (c_{ij})^2 (a - b d_{ij}) \quad (8)$$

其中， (x_0, y_0) 为无人平台中心的坐标； (x_i, y_j) 为点 (i, j) 的坐标； a 和 b 为常数； c_{ij} 为使用激光雷达测距读数来判断障碍物存在的可能性，当在特定方向上检测到障碍物时，相应的 c_{ij} 将增加 1； d_{ij} 为无人平台中心与障碍物点 (i, j) 之间的距离； m_{ij} 为最终的障碍物确定性。

将障碍物的确定性映射到直方图中，以获得障碍物密度 h_k ：

$$h_k = \sum_{i,j} m_{ij} \quad (9)$$

接下来，采用平滑操作对 h_k 进行处理，以减少可能存在的干扰噪声：

$$h'_k = \frac{h_{k-l} + 2h_{k-l+1} + lh_k + 2h_{k+l-1} + h_{k+l}}{2l+1} \quad (10)$$

其中， l 为一个大于 1 的正整数，用于确定平滑效果。

在得到平滑分布 h'_k 后，可以最终确定无人平台的方向。低于 h'_k 预设阈值的连续扇区可视为安全区域，通常在 VFH 中称为谷区域。与目标方向最接近的谷区域(如图 4(b)中的 $[k_j, k_i]$)将被选择，并且谷区域的中间方向(如图 4(b)中的 k_{sol})将被设定为无人平台的期望转向方向。

3 仿真验证

为了验证所提出算法的有效性，通过 Matlab

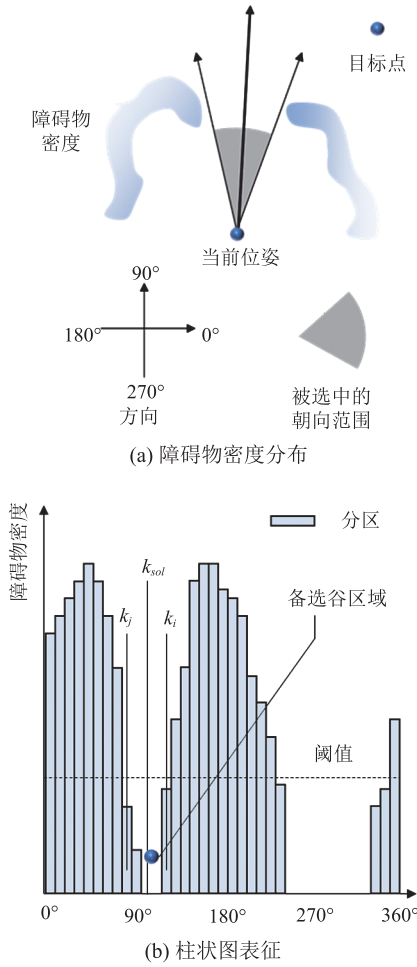


图 4 VFH 算法的核心思想

Fig. 4 Core idea of VFH algorithm

和机器人操作系统 (robot operating system, ROS) 联合仿真在 Explore-bench^[19]提供的典型环境下进行未知环境探索, 仿真的信息交互如图 5 所示。

仿真环境中采用差分驱动的无人平台 Turtlebot 3^[20], 其具有两个独立驱动轮, 可以控制线速度和角速度, 如图 6 所示。无人平台模型的输入是左轮速度 ω_L 和右轮速度 ω_R 。输出是线速度 v 和角速度 ω 。该模型的正向运动学可以表示为:

$$v = \frac{R}{2}(\omega_L + \omega_R) \quad (11)$$

$$\omega = \frac{R}{B}(\omega_R - \omega_L) \quad (12)$$

其中, R 为半径; B 为机器人宽度。逆向运动学可以表示为:

$$\omega_L = \frac{1}{R}\left(v - \frac{\omega B}{2}\right) \quad (13)$$

$$\omega_R = \frac{1}{R}\left(v + \frac{\omega B}{2}\right) \quad (14)$$

在基于 ROS 的环境构建及感知层, 虚拟环境由 Explore-bench 调用 Gazebo 实现, Explore-bench 中提供了包括环路、房间、拐角等环境在内的丰富虚拟场景, 如图 7 所示。Gazebo 对场景进行渲染后, 同时发布话题 /scan (表示激光测

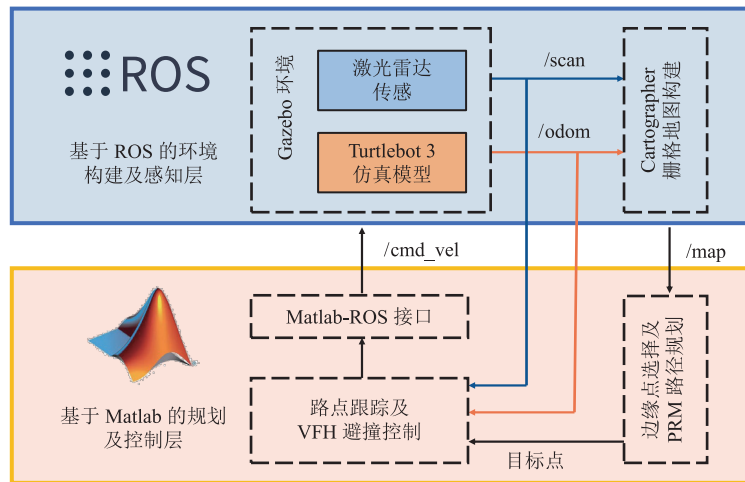
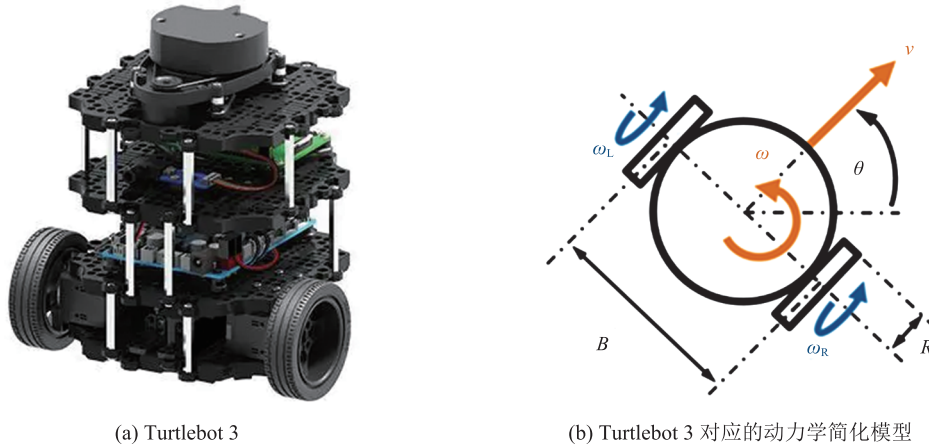
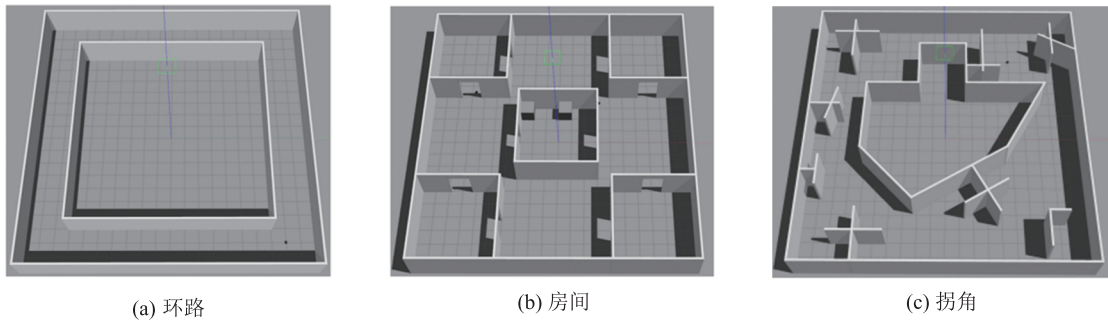


图 5 基于 ROS 和 Matlab 的未知环境探索仿真验证

Fig. 5 Simulation verification of unknown environment exploration based on ROS and Matlab

图 6 差速驱动无人平台动力学模型^[20]Fig. 6 Dynamic model of differential drive unmanned platform^[20]图 7 用于仿真实验的 Explore-bench 3 种场景^[19]Fig. 7 Three scenarios in Explore-bench for simulation validation^[19]

距)和 /odom(表示无人平台位姿), Cartographer 库接收上述话题构建栅格地图, 同时发布地图话题 /map。在基于 Matlab 的规划及控制层, 边缘检测算法接受地图话题 /map, 并给出边缘点, 然后依次经过 DBSCAN 算法、效能函数评估、PRM 路径规划、纯跟踪算法和 VFH 算法, 获得运动控制变量, 并通过 Matlab-ROS 接口将指令转化为 ROS 话题 /cmd_vel(包括无人平台的线速度和角速度)进行发布, 无人平台 Turtlebot 3 接收该话题后, 执行控制命令, 并更新话题 /scan 和 /odom。上述过程不断循环, 直至达到探索终止条件。

为了进一步说明本文的探索过程, 图 8 给出了房间环境下第一轮探索示例。初始时, 根据 Cartographer 算法对激光雷达测距进行处理, 可

以构建环境的栅格地图, 如图 8(a)所示; 然后根据 DBSCAN 算法可以获得如图 1(b)所示的两个聚类中心, 并作为待选目标点, 在初始时刻以最小化无人平台转向为目标, 选择无人平台上方的边缘点作为目标点。由于该目标点处于未知环境内, 因此, 为实现路径规划, 将地图中未知区域均视为无障碍区域, 进行 PRM 路径规划, 如图 8(b)所示, 获得橙色的规划路径。最后, 通过纯跟踪算法和 VFH 算法对路径进行跟踪, 获得图 8(c)中的实际路径。然后根据新的地图重新进行聚类及目标点的选择, 不断重复上述过程, 直至无法检测到新的无碰撞目标点而探索终止。

基于所提出算法的路径规划效果如图 9 所示, 可以看出在 3 种场景下, 所提出的路径规划算法均对环境进行了充分的探索, 在环路和

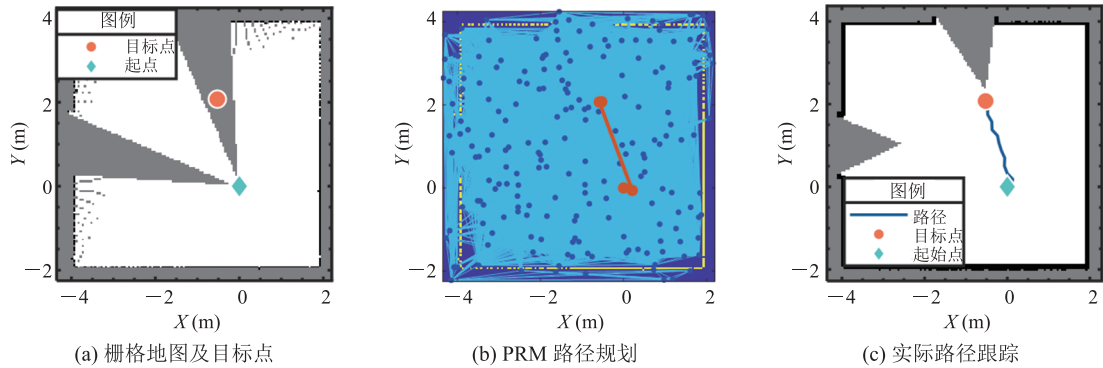


图 8 房间场景下初始时刻的路径规划示例

Fig. 8 Example of path planning at initial time in room scenario

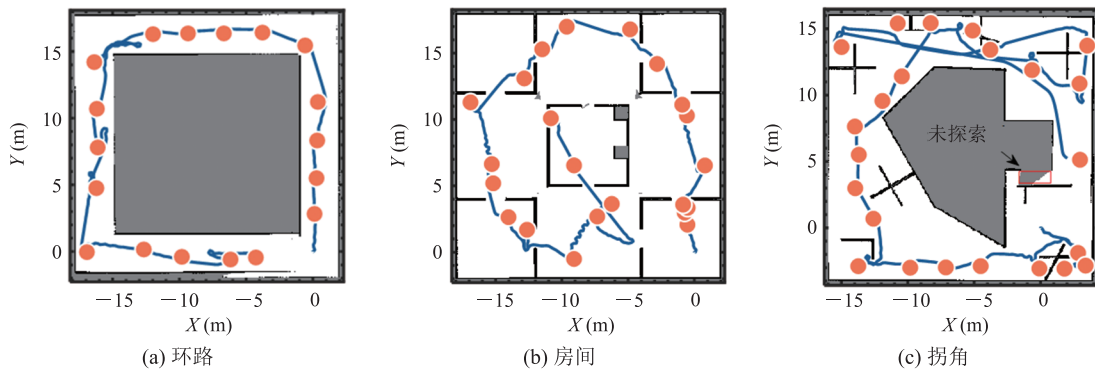


图 9 所提出方法在 Explore-bench 三种场景下的探索规划路径

Fig. 9 Exploration planning path of the proposed method in three scenarios in Explore-bench

房间环境下实现了完全探索。此外, 在环路和房间环境下, 探索轨迹没有显著重叠, 表明基于探索方向延续性的效能函数可以有效避免反复探索。在拐角环境下, 所提出的算法在上部区间存在往复探索的情况, 这是由于拐角环境下存在较多的角落点, 当算法对主体环境实现探索后, 需要返回到角落点对环境进行更细致的探索。在结束时, 算法在拐角环境中仍存在小部分未探索区域, 这是由于附近的障碍物对未知环境形成一定包络, 导致边缘点因碰撞检测而剔除, 但从图 9(c)中可以看出未探索的区域较小, 并不影响整体环境的栅格化表达。

为了进一步说明算法的优越性, 将所提出算法与基于距离度量的边缘点选择方法进行对比, 本文采用 PRM 算法的规划路径长度作为距离度

量方式, 算法最终的探索路径如图 10 所示, 三种环境下的路径规划长度对比情况如表 3 所示。可以看出基于距离度量方式的最终路径存在较多往复, 特别是在房间环境下, 路径明显较所提出方法复杂。在环路和房间环境下, 所提出方法的路径较距离度量方式分别缩短 16.96% 和 39.69%。在拐角环境下, 基于距离度量的方式与所提出方法的路径长度相当, 但从图 10(c)中可以看出距离度量的目标点筛选方法存在 3 处未探索的角落, 未知环境的探索完成度不如所提出方法。

4 结 论

本文基于“感知-规划-控制”分层架构, 融合探索方向延续性概念, 提出了一种面向未知环

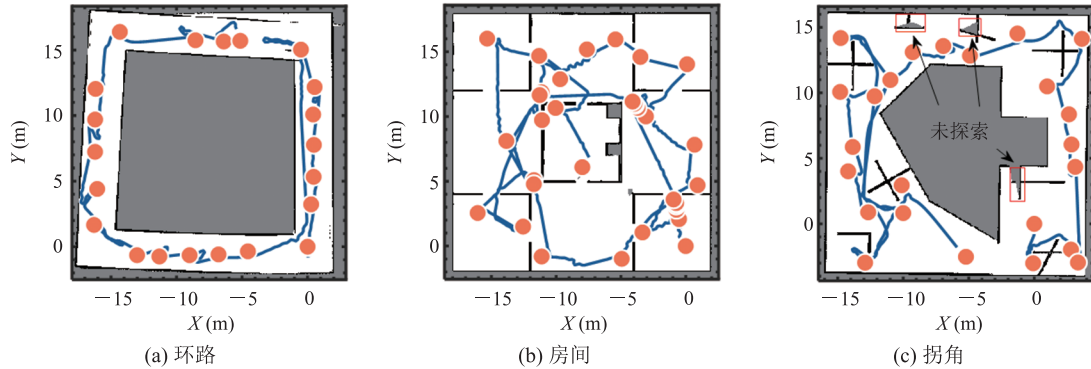


图 10 基于距离度量的目标点筛选方法在 Explore-bench 三种场景下的探索规划路径

Fig. 10 Exploration planning path of target point screening method based on distance measurement in three scenarios in Explore-bench

表 3 两种方法在 Explore-bench 三种场景下的未知环境探索路径规划结果对比

Table 3 Comparison of results between two unknown space exploration planning path methods in Explore-bench three scenarios

环境	距离度量 (m)	方向延续性 (m)	距离缩短 (%)
环路	99.36	82.51	16.96
房间	137.15	82.72	39.69
拐角	114.72	114.33	≈0

境探索的路径规划方法, 与传统方法相比, 本文所提出的方法在复杂环境下能够大幅缩短未知环境探索的路径长度, 主要结论如下。

(1) 通过 DBSCAN 算法, 可以有效获得激光雷达感知地图 V 形区域的最佳聚类中心, 该聚类中心相较于传统方法获得的聚类中心具有更高的信息熵, 从而可以提高未知环境的探索效率。

(2) 在进行路径规划时, 若无法通过已感知的局部地图获得无人平台从当前位置到目标点的路径, 则将局部地图中的未知区域视为无障碍区域进行规划。该方法可以解决部分场景下的“困点”问题, 同时通过在运动控制中引入 VFH 避障算法, 可有效避免无人平台与障碍物相撞。

(3) 通过引入探索方向延续性概念, 可以有效避免无人平台在不同位置边缘点间的反复运

动, 减少对已知区域的往复探索, 从而提高探索效率。

本文通过 Gazebo 和 Matlab 联合仿真, 验证了所提出算法的有效性, 与传统基于距离度量方式的目标点选择算法相比, 本文所提出算法的探索路径最大可缩短 39.69%。未来将在真实的无人平台上实现对算法的硬件部署, 以在实际应用场景中进一步检验算法的实时性和可靠性; 同时, 进一步将算法拓展到多无人平台协同的未知环境探索应用中, 通过引入平台间的信息通信, 进一步提高集群场景下的未知环境探索效率。

参考文献

- [1] Gavriluț I, Creț GC, Grava C, et al. Exploration algorithm for a mobile robot. An experiment [C] // Proceedings of the 2021 16th International Conference on Engineering of Modern Electric Systems (EMES), 2021: 1-4.
- [2] Kim A, Eustice RM. Active visual SLAM for robotic area coverage: theory and experiment [J]. The International Journal of Robotics Research, 2015, 34(4-5): 457-475.
- [3] Bonetto E, Goldschmid P, Pabst M, et al. iRotate: active visual SLAM for omnidirectional robots [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022, 154: 104102.
- [4] Chen YB, Huang SD, Fitch R. Active SLAM for

- mobile robots with area coverage and obstacle avoidance [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2020, 25(3): 1182-1192.
- [5] 梁泉. 未知环境中基于强化学习的移动机器人路径规划 [J]. *机电工程*, 2012, 29(4): 477-481.
Liang Q. Reinforcement learning based mobile robot path planning in unknown environment [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2012, 29(4): 477-481.
- [6] 成怡, 郝密密. 改进深度强化学习的室内移动机器人路径规划 [J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(21): 256-262.
Cheng Y, Hao MM. Path planning for indoor mobile robot with improved deep reinforcement learning [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(21): 256-262.
- [7] Wen SH, Zhao YF, Yuan X, et al. Path planning for active SLAM based on deep reinforcement learning under unknown environments [J]. *Intelligent Service Robotics*, 2020, 13: 263-272.
- [8] Li Z, Xin JH, Li N. Autonomous exploration and mapping for mobile robots via cumulative curriculum reinforcement learning [C] // *Proceedings of the 2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2023: 7495-7500.
- [9] Liu Y, Liu HP, Wang BW. Autonomous exploration for mobile robot using Q-learning [C] // *Proceedings of the 2017 2nd International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM)*, 2017: 614-619.
- [10] Li H, Liu Y, Qi Y. Robot path planning method based on reinforcement learning in unknown environment [J]. *World Scientific Research Journal*, 2019, 5(12): 24-29.
- [11] Li HR, Zhang QC, Zhao DB. Deep reinforcement learning-based automatic exploration for navigation in unknown environment [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 31(6): 2064-2076.
- [12] Kim SK, Bouman A, Salhotra G, et al. PLGRIM: hierarchical value learning for large-scale exploration in unknown environments [C] // *Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling*, 2021: 652-662.
- [13] Deng D, Duan RL, Liu JH, et al. Robotic exploration of unknown 2d environment using a frontier-based automatic-differentiable information gain measure [C] // *Proceedings of the 2020 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, 2020: 1497-1503.
- [14] Yamauchi B. A frontier-based approach for autonomous exploration [C] // *Proceedings of the 1997 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, 1997: 146-151.
- [15] Vidal E, Palomeras N, Istenič K, et al. Two-dimensional frontier-based viewpoint generation for exploring and mapping underwater environments [J]. *Sensors*, 2019, 19(6): 1460.
- [16] Hess W, Kohler D, Rapp H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM [C] // *Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2016: 1271-1278.
- [17] Yang Y, Li YK, Wen X, et al. An optimal goal point determination algorithm for automatic navigation of agricultural machinery: improving the tracking accuracy of the Pure Pursuit algorithm [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 194: 106760.
- [18] Yim WJ, Park JB. Analysis of mobile robot navigation using vector field histogram according to the number of sectors, the robot speed and the width of the path [C] // *Proceedings of the 2014 14th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS 2014)*, 2014: 1037-1040.
- [19] Xu YF, Yu JC, Tang JH, et al. Explore-bench: data sets, metrics and evaluations for frontier-based and deep-reinforcement-learning-based autonomous exploration [C] // *Proceedings of the 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2022: 6225-6231.
- [20] Amsters R, Slaets P. Turtlebot 3 as a robotics education platform [C] // *Proceedings of the International Conference on Robotics in Education (RiE)*, 2019: 170-181.