

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2017.0860

一种基于 RGB-D 的移动机器人未知室内环境 自主探索与地图构建方法

于宁波^{1,2,3}, 王石荣^{1,2}, 徐 昌^{1,2}

(1. 南开大学机器人与信息自动化研究所, 天津 300353; 2. 南开大学天津市智能机器人技术重点实验室, 天津 300353;
3. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

摘要: 提出了一种基于 RGB-D 信息的移动机器人自主探索与地图构建方法. 首先, 基于 RGB-D 传感器提供的信息, 通过定位点生成、地图构建与闭环检测, 实时构建 3D 点云地图. 然后, 将探索过程描述成部分可观测马尔可夫决策过程, 结合局部地图推演策略与全局边界搜索策略, 建立了移动机器人的自主探索方法. 在此基础上, 确定移动机器人当前动作约束, 采用动态窗运动控制方法, 既能避免移动机器人陷入局部最优, 又能保证采用 RGB-D 数据进行建图时的稳定性. 最后, 开展了实验室场景下的探索任务实验, 验证了本文提出的移动机器人未知环境自主探索与地图构建方法的有效性.

关键词: 移动机器人; 自主探索; 点云地图; 局部地图推演; 全局边界搜索

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2017)-06-0860-12

RGB-D Based Autonomous Exploration and Mapping of a Mobile Robot in Unknown Indoor Environment

YU Ningbo^{1,2,3}, WANG Shirong^{1,2}, XU Chang^{1,2}

(1. Institute of Robotics and Automatic Information Systems, Nankai University, Tianjin 300353, China;

2. Tianjin Key Laboratory of Intelligent Robotics, Nankai University, Tianjin 300353, China;

3. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

Abstract: An autonomous exploration and mapping method based on RGB-D (RGB-depth) information for mobile robots is proposed. Firstly, the 3D point cloud map is constructed in real time based on the information from the RGB-D sensor through location point generation, map building and loop closure detection. Then, the autonomous exploration is modeled as a partially observable Markov decision process (POMDP). An autonomous exploration strategy is established based on partial map simulation and global frontier search. Further, real-time action constraints are specified and imposed to a dynamic window motion controller, which drives the motion of the mobile robot and avoids local optimums, and ensures stable map construction with RGB-D data. Finally, the proposed exploration method is realized on a mobile robot system in laboratory experiments. The experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed autonomous exploration and mapping method in unknown environments.

Keywords: mobile robot; autonomous exploration; point cloud map; partial map simulation; global frontier search

1 引言 (Introduction)

自主移动机器人是机器人技术的一个重要研究领域, 随着应用环境的复杂化, 人类对移动机器人的自主性和智能性提出了更高的要求^[1]. 如特种机器人领域, 人类希望移动机器人在室内未知复杂环境或极端环境下自主地实施救援、探测、反恐等任务, 替代人类采集复杂极端环境的信息^[2-3]. 另外, 在服务机器人领域, 需要移动机器人在室内环境

下自主地完成家庭服务、老年陪护、场景监测等任务^[4-5]. 然而, 移动机器人在未知室内环境应用困难, 室内环境的复杂性与可变性使得环境信息量大且变化频繁, 也不利于人类向移动机器人提供先验的环境信息^[6]. 因而, 移动机器人需要在没有用户干预的前提下, 通过有效的自主探索策略, 实现完全自主的环境观测以及地图构建, 并根据构建的地图信息完成定位、导航、路径规划与运动控制等任务. 在这个过程中, 移动机器人不断完善构建环

境地图信息, 进而持续探索环境的未知部分, 直到实现完全遍历。

移动机器人在未知环境进行自主探索, 需要能够根据地图信息及探索策略自主地生成目标并进行路径规划与运动控制。Yamauchi 等人提出了基于边界的启发式探索算法, 根据 LRF (激光测距仪) 或超声传感器构建的地图信息, 通过广度优先搜索获取离移动机器人当前位置最近的边界点, 作为当前目标点, 当到达目标点或经过一定时间后不可达时, 进行下一轮搜索, 生成新的目标点^[7]。复旦大学陈雄等针对多机器人探索未知环境的问题, 通过构造关于边界角度与距离的吸引度函数以及关于机器人间距离的分散度函数, 衡量探索过程的效率, 改进了边界探索算法^[8]。哈尔滨工业大学赵立军等提出了基于边界约束的快速随机树算法, 确定自主探索过程的目标点^[9]。北京工业大学贾松敏等提出了一种基于栅格-拓扑混合式地图, 通过 LRF 构建栅格地图, 并采用 Rao-Blackwellized 粒子滤波器进行当前位姿估计, 将栅格地图转换为拓扑地图, 规划当前目标点的探索方法^[10]。上海交通大学陈卫东等提出了基于边界栅格采样率度量的任务分配算法, 将人机共享控制引入多机器人探索系统^[11]。南开大学苑晶等针对无预置路标的环境, 通过移动机器人动态配置路标进行主动探索^[12]。

基于移动机器人当前位姿与构建的地图信息进行推演, 衡量探索过程的信息量进而生成目标点的自主探索策略研究方兴未艾。牛津大学 Shade 等人提出了基于连续向量场的梯度下降方法, 通过双目传感器构建环境地图, 并根据地图生成势流场, 根据场流线规划目标点, 对未知环境进行探索^[13]。萨拉戈萨大学 Castellanos 团队与宾夕法尼亚大学 Kumar 团队共同提出了基于香农熵与雷尼熵度量栅格地图信息构造信息增益函数, 以衡量探索目标点权重的自主探索方法^[14]。坦佩雷理工大学 Lauri 等人提出了基于地图信息采样的正演探索算法, 在以 LRF 观测环境信息构建的地图的基础上, 根据移动机器人运动速度、观测范围等约束, 将探索过程描述成部分可观测马尔可夫决策过程 (POMDP), 通过对局部环境信息进行采样, 从而推演当前目标点, 并结合基于边界的启发式探索策略, 有效规避了局部最优问题^[15]。拉古那大学与波恩大学团队在部分已知环境地图信息的基础上, 引入 RGB-D 传感器进行闭环检测并估计其闭环概率, 度量自主探索过程中产生闭环的情况, 生成探索目标点^[16]。

现有的自主探索大多是通过激光雷达等距离

传感器对环境进行感知, 进而构建环境 2D 栅格地图。但是, 2D 栅格地图只包含 3D 环境在 2D 平面上的几何信息, 不利于人类获取更多的未知环境信息。为了构建 3D 环境地图, 移动机器人通常需要搭载多种传感设备, 包括单目或双目相机、IMU (惯性测量单元)、高精度码盘、GPS (全球定位系统) 等, 用于获取自身以及周边环境的信息, 提高系统的精确性和稳定性, 例如火星探索车、极地机器人^[17-19]。RGB-D 传感器如 Microsoft Kinect、Asus Xtion Pro Live、Intel Realsense 等能在室内环境中直接获得环境的色彩信息与深度信息, 不需要通过视差法解算深度, 不会增加额外的计算量, 采用 RGB-D 传感器进行地图构建及 SLAM (同步定位与地图创建) 的研究迅速发展起来。华盛顿大学 Henry 等人与弗莱堡大学 Endres 等人率先提出并发表了各自基于 RGB-D 传感器建立的 SLAM 系统, 利用图像特征估计各帧图像之间的匹配关系, 并利用 ICP (迭代最近点) 等算法进行点云位姿变换的优化^[20-21]。Klein 和 Murray 于 2007 年首次提出了并行跟踪与建图算法 PTAM (parallel tracking and mapping), 这是第一个将跟踪与建图分为 2 个并行线程并加以实现的实时单目视觉 SLAM 系统, 文中提出的关键帧技术以及跟踪、建图线程并行处理的思想成为视觉 SLAM 研究的标准方法并被广泛采用^[22]。在跟踪、建图线程并行处理思想的基础上, 谢布克大学 Labbe 等人增加闭环检测线程及内存管理策略, 提出了实时景观建图算法 RTABMAP (real-time appearance based mapping)。RTABMAP 具备在线增量式建图和闭环检测的能力, 建图效率与精度随着时间推移仍能保持相对一致, 而且开放了 ROS (机器人操作系统) 下的双目与 RGB-D 接口^[23]。

国内基于 RGB-D 信息的相关研究也在迅猛发展。北京理工大学付梦印等提出了一种基于 RGB-D 的 SLAM 方法, 通过匹配当前帧与环境特征模型获得机器人当前位姿, 并利用卡尔曼滤波算法对环境特征模型进行更新, 提高了系统的实时性与定位精度^[24]。第二炮兵工程大学张国良等提出了一种基于模型到模型配准的大回环局部优化模型, 保证了 SLAM 闭环检测过程的实时性与精确性^[25]。西安理工大学辛菁等针对移动机器人在大视角情况下 3D V-SLAM 性能下降的问题, 提出了一种基于仿射不变特征匹配的大视角 3D V-SLAM 系统^[26]。南开大学于宁波等提出了一种在 RGB-D SLAM^[21] 的基础上, 通过基于点云分割的障碍物检测与基于反馈镇

定的移动机器人运动规划与控制, 在室内环境中自主运动并构建 3D 点云地图^[27]的方法。

本文提出了一种基于 RGB-D 信息的移动机器人未知室内环境自主探索与地图构建方法。主要创新点为: 1) 面向未知环境探索任务, 实现了仅基于 RGB-D 传感器信息构建环境的 3D 点云及 2D 栅格地图; 2) 基于 RGB-D 信息所建立的 2D 栅格地图, 结合局部地图推演及全局边界搜索, 建立自主探索策略, 避免陷入局部最优, 保证探索任务能够完成; 3) 实现了由一个移动平台、一个计算平台和一个 RGB-D 传感器构成的移动机器人系统, 在无需用户干预的前提下实现了对未知室内环境的自主探索与地图构建。这一系统架构简单、通用性好, 构建的 3 维点云地图相对于传统自主探索方法构建的 2 维地图, 信息量更丰富, 直观易辨认, 便于用户观察。

2 基于 RGB-D 信息的 3D 点云地图实时构建 (Real-time 3D point cloud mapping with RGB-D data)

基于 RGB-D 传感器提供的信息, 通过定位点生成、地图构建与闭环检测, 实时构建 3D 点云地图。

2.1 定位点生成

定位点生成流程如图 1 所示。首先, 根据 RGB-D 传感器提供的 RGB 信息, 提取 ORB (oriented brief) 特征点及其描述子, 并与对应的深度信息整合为 3D 特征点。然后, 对 2 帧间匹配的 3D 特征点首先基于极线约束计算基本矩阵, 判断正确匹配点 (inliers) 是否足够。在足够多正确匹配点的基础上, 截取码盘里程计上一帧与当前帧之间的位姿变换作为前后 2 帧 RGB-D 位姿变换的初始估计。对 2 帧间匹配的 3D 特征点进行基于 PnP 的 RANSAC (随机抽样一致性) 估计, 得到帧间位姿, 作为 RGB-D 定位信息。同时, ORB 特征点对应生成词袋 (bag of words) 向量。环境词典是由词袋向量增量式构建的, 不需要在目标环境下进行训练, 符合自主探索任务的要求。以上信息构成当前帧的签名 S_t , 将 S_t 与时间戳 t 合并为定位点 L_t , 并初始化定位点与上一定位点的边, 设权重值为 0, 从而完成当前帧 RGB-D 与码盘里程计信息流的处理。

在未知环境中, 尤其在特征较少、光照变化较大的环境中, 可能出现深度信息、特征点匹配误差, 从而发生 RGB-D 定位信息的跳变现象, 对移动机器人平台实时的运动控制造成不利的影响; 码

盘信息变化平稳, 但存在累积误差的问题。因此, 通过 EKF (扩展卡尔曼滤波) 算法对视觉定位信息与码盘定位信息进行融合。

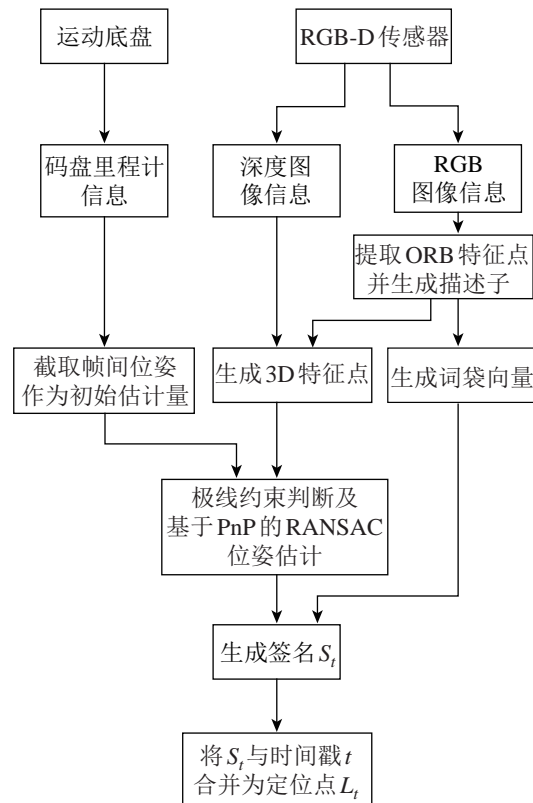


图 1 定位点的生成流程

Fig.1 Creation process of location points

2.2 地图构建与闭环检测

地图构建与闭环检测环节通过图优化与内存管理方法形成紧耦合, 从而保证建图过程的实时性与稳定性。TORO (Tree-based netwORk Optimizer) 图优化框架^[28]对不同定位点的相似度与位姿关系进行优化, 保证全局一致。

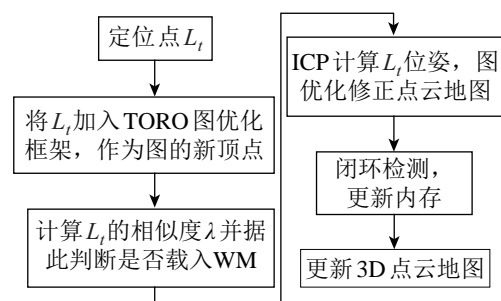


图 2 地图构建与闭环检测流程

Fig.2 The mapping and loop closure detection process

内存管理策略根据定位点的相似度, 判断其存储在工作内存 (WM) 或是长期内存 (LTM), 具体流程如图 2 所示。WM 存储相似度符合条件的

定位点, 用于实时的闭环检测, 其余的定位点放入 LTM, 作为闭环检测的候选点, 根据相似度大小与存储在 LTM 的时间决定其取回 WM 或被剔除。

首先, 将 L_t 作为图的新顶点, 根据 L_t 的 BoW 计算与最近 N 个定位点的相似度, 如式 (1) 所示。其中, K_{matched} 表示 L_t 的 BoW 与 WM 内 N 个定位点其中一个 L_c 匹配成功的 BoW 对数, 而 K_t 与 K_c 分别表示 L_t 的 BoW 个数与 L_c 的 BoW 个数, λ 为 L_t 与 L_c 的相似度。当 λ 高于相似度阈值 τ 时, 则将 L_c 归并到 L_t , 将 L_t 载入 WM。

$$\lambda(L_t, L_c) = \begin{cases} \frac{K_{\text{matched}}}{K_t}, & K_t \geq K_c \\ \frac{K_{\text{matched}}}{K_c}, & K_t < K_c \end{cases} \quad (1)$$

根据相似度 λ 更新 L_t 与图中其他定位点形成闭环的条件概率值, 通过 TORO 修正图内 L_t 与其他定位点的边权值 (包括 WM 与 LTM 的所有定位点的边)。以里程计变化量为初始估计, 通过 ICP 算法计算 L_t 与 WM 内定位点的齐次变换, 小于阈值则判断出现闭环, 更新图内权值并通过齐次变换估计值修正图中其余定位点的位姿信息, 保证不同定位点之间的位姿估计全局一致。在 WM 内权值最低、滞留时间最长的定位点转移至 LTM, 在 LTM 内权值最高的定位点召回 WM。根据修正后的全局信息, 更新全局 3D 点云地图。

对点云进行分割并建立 2D 栅格地图是本文的一个重要环节, 其具体流程如图 3 所示。

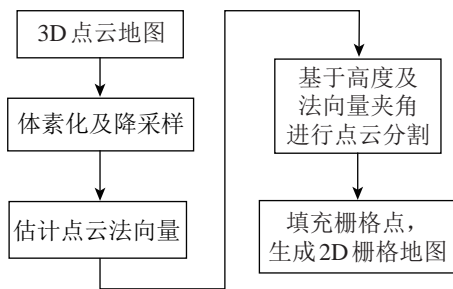


图 3 3D 点云分割与 2D 栅格地图构建流程

Fig.3 The process of 3D point cloud segmentation and 2D grid map construction

首先, 对当前点云地图进行体素化与降采样。采用 Point Cloud Library 的体素滤波器实现, 本文中体素尺寸设定为 0.05 m。然后, 通过 k 最近邻算法 (kNN) 选取点集, 并计算其法向量。本文中 k 设定为 10, 可同时兼顾计算效率与精度。点集的法向量估计公式如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{C} &= \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{p}})(\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{p}})^T, \mathbf{C} \in \mathbb{R}^{3 \times 3} \\ \mathbf{C} \cdot \mathbf{v}_d &= \lambda_d \cdot \mathbf{v}_d, d \in \{1, 2, 3\}, \mathbf{v}_d \in \mathbb{R}^{3 \times 1}, \lambda_d \in \mathbb{R}^+ \\ \mathbf{v}_{\text{normal}} &= \mathbf{v}_n, \lambda_n = \max\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\} \end{aligned} \quad (2)$$

\mathbf{p}_i 为点集中各点的坐标, $\bar{\mathbf{p}}$ 为这一点集的中心坐标, \mathbf{C} 为协方差矩阵, \mathbf{v}_d 和 λ_d 为协方差矩阵 \mathbf{C} 的特征向量和特征值, 选择最大特征值对应的特征向量作为该点的法向量^[29]。接下来即可对点集进行判断与分割。若点集法向量与垂直方向夹角大于阈值 (本文中阈值设定为 45°), 则将其视为障碍物, 否则作为待判断点集。将待判断点集进行欧氏聚类分割, 将聚类中心点超过高度阈值 (本文中高度阈值设定为 0.1 m) 的点集作为障碍物, 否则视为地面。最后, 根据障碍物部分点云的 (x, y) 坐标信息, 填充栅格地图点, 生成 2D 栅格地图。

构建的 3D 点云地图及 2D 栅格地图的精度受多种因素影响。首先, RGB-D 传感器的深度信息存在误差, 并且在室内环境进行实验时, 由于光照强度在不同场景下存在差异, 过强的光照会干扰深度信息的生成, 而透光性、反光性较强的物体也会对深度信息的精度造成影响^[30]。其次, 在特征匹配、位姿解算及优化的环节中, 深度信息本身存在的误差对帧间位姿造成影响, 这一误差可以通过闭环检测环节中 BoW 的匹配进行校正。再者, 在整个自主探索与地图构建的过程中, 当经过视觉特征较少的区域或是场景较为相似的区域时, 可能出现特征匹配误差, 从而导致闭环检测失效。在这种情况下, 通过继续进行自主探索, 让移动机器人自主运动, RGB-D 传感器从不同视角获得更多的环境信息, 从而能够在后期进行闭环检测, 有效修正误差。另外, 通过利用码盘差分信息构建定位点, 作为帧间位姿变换的初始估计, 也能够有效降低匹配误差。

3 结合局部地图推演与全局边界搜索的自主探索 (Autonomous exploration based on partial map simulation and global frontier search)

实时更新的 2D 栅格地图与定位信息作为先验信息, 用于移动机器人的自主探索: 根据当前的地图与定位信息, 生成目标点; 在满足一定条件后, 通过更新的地图及里程计信息进行下一轮探索目标的确定, 尽可能探索未知环境, 扩大已知地图信息。

3.1 基于 POMDP 模型的移动机器人自主探索过程

在真实环境部分已知且包含随机信息的假设下, 移动机器人的自主探索过程可通过 POMDP 模型 $\langle \tau, \mathcal{S}, \mathcal{U}, \mathcal{Z}, \mathcal{T}_S, \mathcal{O}, \mathcal{R} \rangle$ 来描述. 其中:

- $\tau = \{0, 1, \dots, k, \dots\}$ 表示一次探索任务确定目标点经历的决策阶段.
- $\mathcal{S} = \mathcal{X} \times \mathcal{M} = \{[\mathbf{X}_0, \mathbf{M}_0], [\mathbf{X}_1, \mathbf{M}_1], \dots, [\mathbf{X}_k, \mathbf{M}_k], \dots\}$ 表示移动机器人的状态 \mathcal{X} ($\mathbf{X}_k = [x_k, y_k, \theta_k]^T$) 以及地图状态 \mathcal{M} 构成探索任务的状态空间 \mathcal{S} , 且 \mathcal{X} 与 \mathcal{M} 均是可观测的 (不考虑施加动作到移动机器人及观测移动机器人位姿产生的误差, 将 \mathcal{X} 视作完全可观测的, \mathcal{M} 为部分可观测的).
- $\mathcal{U} = \{\mathbf{U}_0, \mathbf{U}_1, \dots, \mathbf{U}_k, \dots\}$ ($\mathbf{U}_k = [v_k, \omega_k]^T$) 表示根据移动机器人运动学、动力学约束, 对移动机器人施加的可行动作. \mathcal{Z} 是对状态空间的观测集合.
- $\mathcal{T}_S = \mathcal{T}_X \times \mathcal{T}_M$ 为状态转移模型, 由 \mathcal{T}_X 与 \mathcal{T}_M 共同构成. 其中, $\mathcal{T}_X: \mathcal{X} \times \mathcal{U} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}^+$, 即当前移动机器人状态 \mathbf{X}_k 与动作 \mathbf{U}_k 生成的下一状态 \mathbf{X}_{k+1} 共同构成了一次状态转移 T_k^{k+1} . $\mathcal{T}_M: \mathcal{M} \times \mathcal{U} \times \mathcal{M} \rightarrow [0, 1]$, $[0, 1]$ 表示栅格点存在物体的概率范围. 且 \mathcal{T}_M 独立于 \mathcal{U} , 即 $\mathcal{T}_M(\mathbf{M}_k, \mathbf{U}_i, \mathbf{M}_{k+1}) = \mathcal{T}_M(\mathbf{M}_k, \mathbf{U}_j, \mathbf{M}_{k+1})$, 对于任意的 $U_i, U_j \in \mathcal{U}$ 均成立.
- $\mathcal{O}: \mathcal{Z} \times \mathcal{X} \times \mathcal{M} \times \mathcal{U} \rightarrow [0, 1]$ 为观测模型, 对应移动机器人根据 2D 栅格地图, 采用图 4 所示的光线追迹模型进行地图采样, 得到当前状态的观测值.
- $\mathcal{R}: \mathcal{B} \times \mathcal{X} \times \mathcal{M} \times \mathcal{U} \rightarrow \mathbb{R}$ 为由状态、观测与动作构成的奖励函数, 并通过信念状态概率值度量. 在本文中采用互信息函数.

基于 2D 栅格地图和位姿状态, 生成一系列移动机器人动作来模拟运动轨迹, 从而得到目标点. 通过构造适当的奖励函数来评价移动机器人的动作, 目标为在指定决策阶段内最大化奖励函数. 根据探索过程定义 POMDP 模型采用的奖励函数, 如式 (3) 所示, 为互信息函数:

$$R_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\log \frac{p(\mathbf{X}_{n,k+1} | B_k, \mathbf{U}_k, \mathbf{Z}_{n,k+1})}{p(\mathbf{X}_{n,k+1} | B_k, \mathbf{U}_k)} + \int_{\mathbf{M}} p(\mathbf{M}_{n,k+1} | B_k, \mathbf{U}_k, \mathbf{Z}_{n,k+1}, \mathbf{X}_{n,k+1}) \cdot \log \frac{p(\mathbf{M}_{n,k+1} | B_k, \mathbf{U}_k, \mathbf{Z}_{n,k+1}, \mathbf{X}_{n,k+1})}{p(\mathbf{M}_{n,k+1} | B_k, \mathbf{U}_k)} d\mathbf{M} \right] \quad (3)$$

根据移动机器人信念状态 B_k 、动作 \mathbf{U}_k 推演生成 N 个粒子的移动机器人状态 $(\mathbf{X}_{k+1})_N$ 及地图状态 \mathbf{M}_{k+1} 的观测值 $(\mathbf{Z}_{k+1})_N$, 基于此, 求取在第 k 个决策阶段的奖励函数值 R_k .

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ \theta_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{v_k}{\omega_k} \sin \theta_k + \frac{v_k}{\omega_k} \sin(\theta_k + \omega_k \Delta t) \\ \frac{v_k}{\omega_k} \cos \theta_k - \frac{v_k}{\omega_k} \sin(\theta_k + \omega_k \Delta t) \\ \omega_k \Delta t \end{bmatrix} \quad (4)$$

在实际求解过程中, 第 1 项为移动机器人状态的期望信息增益, 考虑实验环境为平坦地形, 移动机器人能准确地执行给定的动作, 从而假定移动机器人的运动模型 $\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{X}_k, \mathbf{U}_k)$ 无噪声, 如式 (4) 所示, 为速度运动模型^[31], 同时也与选取最大似然值的粒子状态 $\mathbf{X}_{n_m, k}$ 为施加运动的预期结果这一假设相符. 因此, 第 1 项信息增益, 即以移动机器人位姿状态与观测值表示的互相关函数值为 0.

第 2 项为地图状态的期望信息增益, 为地图与观测值的互相关函数值, 通过对当前地图推演前后指定范围内栅格的熵值求和实现积分运算. 每个栅格点取值范围为 $[0, 1]$, 0 表示该点确定不存在障碍物, 1 表示该点确定存在障碍物. 采用的二元信息熵函数如式 (5) 所示.

$$E(p) = -p \log p - (1-p) \log(1-p) \quad (5)$$

如图 4 所示, 熵值求和范围根据传感器的观测模型设置, 此处为光线追迹模型: 取以 (x_k, y_k) 为原点, 半径为传感器最远观测深度 r , 圆心角为水平观测角度 θ 的扇形内未到达障碍物的所有栅格地图点概率值. 对扇形内的每个点求熵值, 若该点属于未知环境, 不存在概率值, 则设置其熵值为 1.

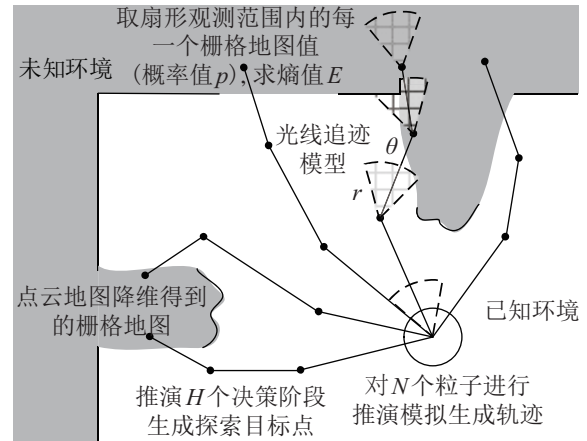


图 4 基于 POMDP 模型的移动机器人自主探索过程
Fig.4 POMDP model based mobile robot autonomous exploration process

3.2 结合局部地图推演与全局边界搜索的探索策略

如图 5 所示, 通过 POMDP 模型定义移动机器人的自主探索过程, 结合局部地图推演策略与全局边界搜索策略生成移动机器人每一轮自主探索的目标点. 首先根据当前 2D 栅格地图与移动底盘里程计提供的当前位姿信息, 通过局部地图推演策略生成探索目标点 \mathbf{X}_g 及其奖励函数值 R_g . 具体推演过程如表 1 所示, 包括粒子采样、权重计算与重采样. 输入参数包括迭代次数 I 、粒子个数 N 、采样次数 $\{\phi_i\}_{i=1}^I$ 、粒子分布核函数 ζ_i 、推演阶段数 H 、重采样下界 ε_N 、折扣因子 γ . 输出为推演后的移动机器人当前目标位姿 $\mathbf{X}_k^{(g)}$ 及其奖励函数值 $R_k^{(g)}$.

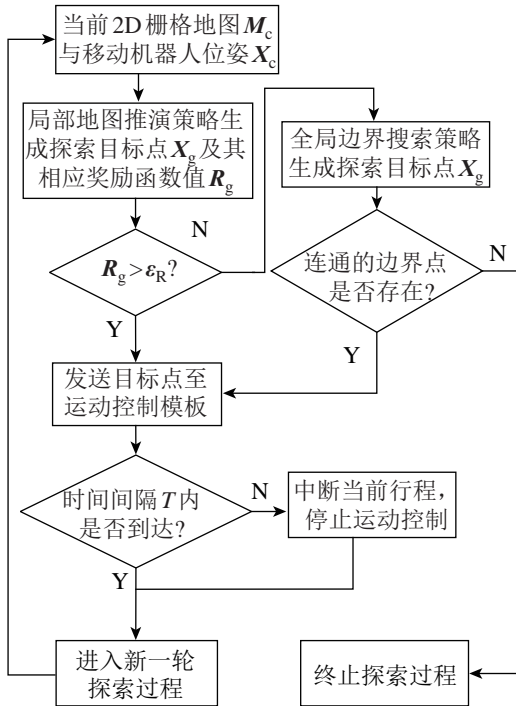


图 5 探索策略流程图

Fig.5 Diagram of the exploration strategy

从第 1 行起, 开始迭代 $i = 1, \dots, I$, 对每个粒子 $n = 1, \dots, N$ 分别处理. 首先, 根据迭代次数选取粒子重采样的核函数 ζ_i , 对动作序列 $\mathbf{U}_{k:k+H-1,i}^{(n)}$ 进行采样. 为了保证初始采样的均匀性及后续采样得到更优解, ζ_1 为均匀分布, ζ_i ($i \geq 2$) 为以 ζ_1 生成的动作序列 $\mathbf{U}_{k:k+H-1,1}^{(n)}$ 为均值的正态分布, 均值为迭代生成动作, 根据移动机器人底盘转速范围设置均匀分布的区间 U_{range} 、正态分布的协方差矩阵 Σ . 进行粒子采样, 根据移动机器人运动模型与生成的动作更新当前位姿 (第 3 行至第 7 行). 随后, 根据光线追迹模型与设定的观测范围更新当前对地图的采样观测信息, 从而更新粒子的奖励函数值. 采样次数 $\{\phi_i\}_{i=1}^I$ 为随迭代次数 i 增加的线性序列, 即

$\phi_i = ai + b$, 从概率上更快得到收敛解 (第 9 行至第 12 行). 之后计算粒子的权重, 得到推演 H 阶段后各粒子的权重. $\gamma \geq 1$, 为推演信息相对于当前信息的折现因子, 体现对未来信息的偏重程度 (第 13 行). 当粒子权重过于分散, $1 / \sum_{n=1}^N (w_i^{(n)})^2 < \varepsilon_N$ 时, 则进行重采样, 重新设置粒子位姿、地图采样信息 (第 19 行至第 21 行). 将最优粒子的动作序列进行推演, 得到当前目标点及其对应的奖励函数值.

表 1 基于 POMDP 模型的局部地图推演策略

Tab.1 The partial map simulation process based on the POMDP model

Input: $\mathbf{X}_c, \mathbf{M}_c, I, N, \{\phi_i\}_{i=1}^I, \zeta_i, H, \varepsilon_N, \gamma$	
Output: \mathbf{X}_g, R_g	
1	$\mathbf{X}_0 \leftarrow \mathbf{X}_c$
2	for $i = 1, \dots, I$ do
3	for $n = 1, \dots, N$ do
4	if $i = 1$
5	$\mathbf{U}_{0:H-1,1}^{(n)} \sim \zeta_1(U_{\text{range}})$
6	else
7	$\mathbf{U}_{0:H-1,i}^{(n)} \sim \zeta_i(\mathbf{U}_{0:H-1,i-1}^{(n)}, \Sigma)$
8	end if
9	$\mathbf{X}_{1:H,i}^{(n)} \leftarrow f(\mathbf{X}_0, \mathbf{U}_{0:H-1,i}^{(n)})$
10	for $j = 1, \dots, \phi_i$ do
11	$\mathbf{z}_{1:H,j}^{(n)} \sim p(\mathbf{z}_{1:H-1} \mathbf{S}_{0:H-1,i}^{(n)})$
12	update $R_{0:H-1,j}^{(n)}$
13	end for
14	$w_i^{(n)} \leftarrow w_{i-1}^{(n)} \prod_{j=1}^{\phi_i} \sum_{t=0}^{H-1} \gamma^{(t-k)} R_{t,j}^{(n)}$
15	end for
16	for $n = 1, \dots, N$ do
17	$w_i^{(n)} \leftarrow w_i^{(n)} / \sum_{n=1}^N w_i^{(n)}$
18	end for
19	if $1 / \sum_{n=1}^N (w_i^{(n)})^2 < \varepsilon_N$ then
20	resample particles, set $w_i^{(n)} \leftarrow 1/N$
21	end if
22	end for
23	$n_m \leftarrow \arg \max_n w_i^{(n)}$
24	$\mathbf{X}_g \leftarrow f(\mathbf{X}_0, \mathbf{U}_{0:H-1,I}^{(n_m)})$

为了保持计算可行性, 需要限制优化时间及推演范围. 局部地图推演策略在其推演范围内能通过蒙特卡洛方法 (第 5、6、11 行), 从概率上获得最优解^[15,32]. 由于推演范围的限制, 若探索过程进入

信息局部最优的区域, 则产生在区域内游走的振荡行为, 陷入局部最优. 为了避免局部最优的情况, 引入全局边界搜索策略.

全局边界搜索策略通过广度优先搜索算法, 检测地图中介于已知区域 (SLAM 已建图部分) 与未知区域之间的边界, 根据与移动机器人当前位置的距离选取最近的连通边界点, 即以边界点为中心的周围 8 个栅格点均存在 (不要求这些栅格点连通). 但这种启发式的搜索策略无法考虑到边界点附近可探测的未知环境范围, 难以衡量信息量, 因而无法保证探索过程所用时间及探索地图面积.

全局边界探索策略属于启发式算法, 利用已知的地图信息能够避免局部最优问题; 局部地图推演能够衡量未知环境的信息量, 保证每一轮探索都能获取新息. 具体过程如图 5 所示, 在局部地图推演策略生成的探索目标点 \mathbf{X}_g 及其奖励函数值 R_g 基础上进行判断, 若其信息增益值高于阈值 ϵ_R , 则直接送至运动控制模块; 低于阈值, 则触发全局边界搜索策略, 生成新的目标点并发送至运动控制模块. 若一定时间内到达目标点, 或经过指定时间后仍未到达目标点, 则根据新的地图与位姿信息进入新一轮的探索目标点生成过程.

为了保证探索过程的可行性与效率, 主要关注信息增益值下限、迭代次数及粒子个数的设置. 信息值下限的设置保证局部地图推演策略的探索效率达到一定水平, 且结合全局边界搜索策略, 避免局部最优问题; 阶段数与粒子数越多, 推演地图得到的信息量越多, 但计算量也会同时增加, 降低探索过程的效率.

4 基于实时动作约束的动态窗运动控制 (Dynamic window motion control based on real-time action constraints)

在室内未知环境下的探索过程中, 存在运动空间受限、场景特征分布不均等问题, 需要限制移动机器人的动作. 动态窗算法根据移动机器人的速度区间、当前位姿及 2D 栅格地图信息生成一系列运动控制命令 $[v, \omega]^T$, 并计算其评价函数值^[33]. 通过增加速度方向的约束项, 实现在动态窗算法基础上的动作约束.

运动控制中的航迹推演的运动学模型如式 (3) 所示, 为速度运动模型. 根据 2D 栅格地图信息, 在速度区间中采样多组速度, 并模拟机器人在这些速度下一定时间段内的轨迹, 并根据与目标点的朝向角之差、速度大小构造评价函数, 对模拟速度进

行航迹推演, 若模拟轨迹中存在障碍物则抛弃. 其中, $[x_t, y_t, \theta_t]^T$ 为当前位姿, 通过评价函数采样得到运动控制命令 $[v_t, \omega_t]^T$, 施加在指定时间窗 Δt 内, 得到下一时刻的位姿模拟值 $[x_{t+1}, y_{t+1}, \theta_{t+1}]^T$. 目标位姿为 $[x_d, y_d, \theta_d]^T$.

使用评价函数选出一组最优的速度值作为运动控制命令, 如图 6 所示. 评价函数如式 (6) 所示:

$$R(v, \omega) = \alpha \cdot \Delta\theta + \beta \cdot \Delta d + \gamma \cdot \Delta l + \eta \cdot \text{sgn}(v) \quad (6)$$

$\Delta\theta$ 为移动机器人在当前生成的速度命令下, 模拟位姿与目标位姿之间的朝向角之差, Δd 为模拟位姿离障碍物的最近距离, Δl 为模拟位姿与目标位姿之间的距离. 对移动机器人的动作约束为只有前向运动, 因此需要符号函数 $\text{sgn}(v)$. $\alpha, \beta, \gamma, \eta$ 为以上各项的权重.

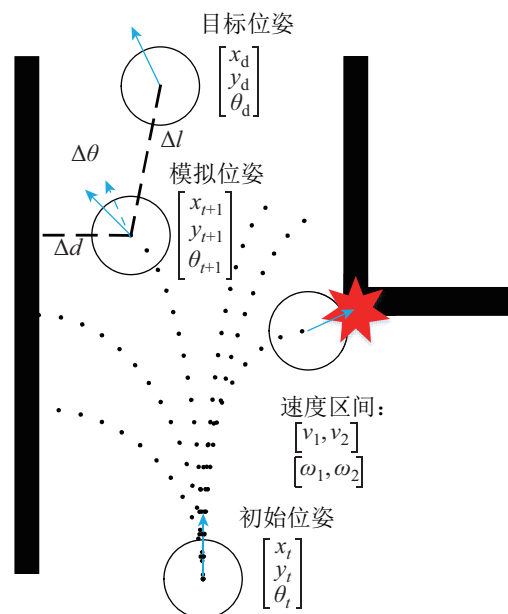


图 6 动态窗运动控制方法

Fig.6 The dynamic window motion control method

当移动机器人自主探索到角落等区域时, 容易发生局部最优. 而在正常情况下, 需要保证移动机器人的正向运动, 防止振荡行为影响 RGB-D 传感器的建图精度. 这需要通过评价函数的动作约束来保证移动机器人能通过后退运动脱离局部最优点. 因此, 本文工作中动作约束通过评价函数进行弱约束而不直接通过速度区间范围进行强约束.

在具体的运动控制过程中, 由于 RGB-D 视野的限制, 出现不存在于当前地图里的障碍物; 或者生成的目标点与已知区域的距离过大, 从而难以进行运动规划与控制. 因而引入旋转恢复机制, 即经过一定的路径规划时间后移动机器人坐标仍然

不变, 则施加纯旋转运动扩大 RGB-D 的观测信息, 从而恢复到正常的运动控制过程.

5 实验与结果 (Experiments and results)

5.1 移动机器人自主探索与地图构建系统的实现

本文建立了如图 7 所示的移动机器人系统来验证所提出的自主探索与地图构建方法. 系统由 Yujin Kobuki 运动底盘、Kinect RGB-D 传感器和惠普 Envoy 15-j105tx 移动计算平台构成.

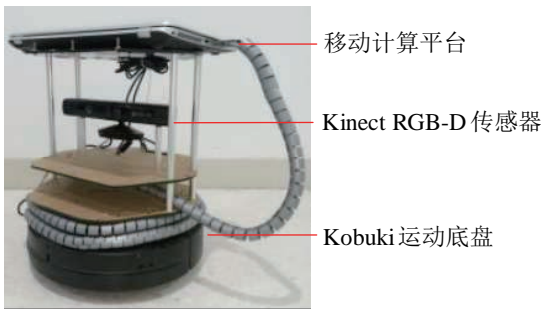


图 7 移动机器人系统硬件平台
Fig.7 The mobile robot hardware platform

本文提出的方法使用的是 Kinect 获取的环境色彩与深度信息, 其 RGB 与深度图像分辨率为 640×480 , 频率为 30 帧/秒, 视场为水平方向 57° , 垂直方向 43° , 在室内环境下的深度范围为 $0.5 \text{ m} \sim 5 \text{ m}$ ^[34]. Yujin Kobuki 运动底盘采用两轮差速驱动, 最大线速度达 70 cm/s , 最大角速度达 $180^\circ/\text{s}$, 里程计频率达 50 Hz . 移动计算平台 CPU 为 i7 4702M, 配备 8 GB 运行内存. 在此移动计算平台上, 安装了机器人操作系统 ROS Indigo, 并配置 OpenNI RGB-D 驱动、Point Cloud Library、OpenCV 等基础工具包.

本文的移动机器人自主探索与地图构建的工作流程如图 8 所示, 主要包括以下功能单元:

- 地图构建与移动机器人定位: 根据 Kinect 传感器所获取的环境 RGB-D 信息与 Yujin Kobuki 移动底盘的里程计变化量, 使用 RTABMAP 算法生成定位信息, 进而基于 EKF 算法 (ROS 内集成 robot_pose_ekf 应用) 融合生成定位信息, 并建立环境的 3D 点云地图^[23]. 为满足自主探索与运动控制的需要, 根据 3D 点云地图生成 2D 栅格地图.
- 结合局部地图推演与全局边界搜索的探索策略: 在正演探索算法^[15]的基础上, 根据栅格地图与移动机器人当前位姿 $[x_c, y_c, \theta_c]^T$, 考虑栅格地图局部信息的推演策略^[15]与全局栅格地图边界点的搜索策略^[7], 生成当前的探索

目标位姿 $[x_g, y_g, \theta_g]^T$.

- 基于动作约束的动态窗运动控制方法: 根据移动机器人当前位姿 $[x_c, y_c, \theta_c]^T$ 、探索策略生成的目标位姿 $[x_g, y_g, \theta_g]^T$ 和 2D 栅格地图, 为保证建图过程的稳定性, 在动态窗算法的基础上^[33], 对其代价函数增加动作约束, 实时生成当前移动机器人的运动控制命令 $[v_g, \omega_g]^T$.

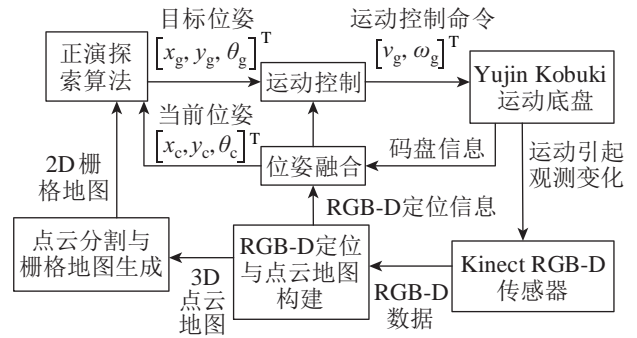


图 8 移动机器人系统工作流程
Fig.8 The mobile robot workflow

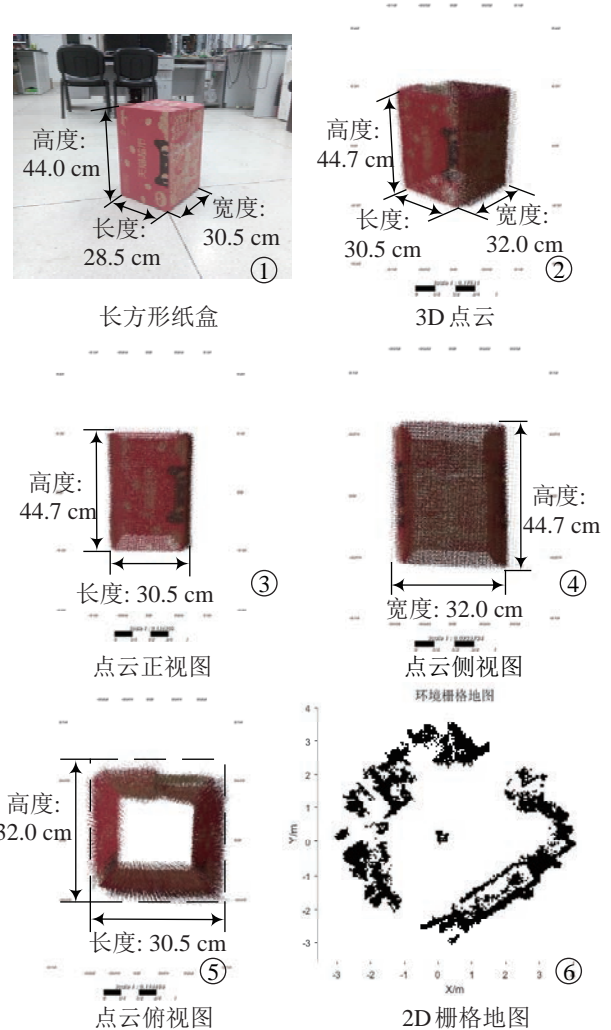


图 9 重建的 3D 点云及 2D 栅格地图
Fig.9 The reconstructed 3D point cloud and 2D grid map

5.2 地图构建与定位实验

为了验证所提出的移动机器人自主探索与地图构建方法,利用本文所建立的自主移动机器人系统,在封闭的实验室室内环境下进行实验,验证本文提出方法的有效性。

针对一个长方体纸盒进行重建,如图9所示。纸盒的长度为30.5 cm,宽度为28.5 cm,高度为44.5 cm,如图9(a)所示。对纸盒进行3维重建,生成点云,如图9(b)~9(e)所示。重建后的纸盒点云长度为32.0 cm,宽度为30.5 cm,高度为44.7 cm,最大误差为2.0 cm。构建的2D栅格地图如图9(f)所示。

移动机器人的定位由RGB-D建图得到的位姿信息和码盘信息通过EKF算法融合生成。为验证这一方法的有效性,在室内环境下控制移动机器人沿一个边长为1.5 m的正方形运动,对比RGB-D位姿信息、码盘信息和通过EKF算法融合得到的定位信息。图10为实验结果,可以看出RGB-D定位信息与码盘定位信息基本一致,融合后的定位信息结合两者的优点,可以为移动机器人在未知环境中自主探索与地图构建任务提供良好的支撑。

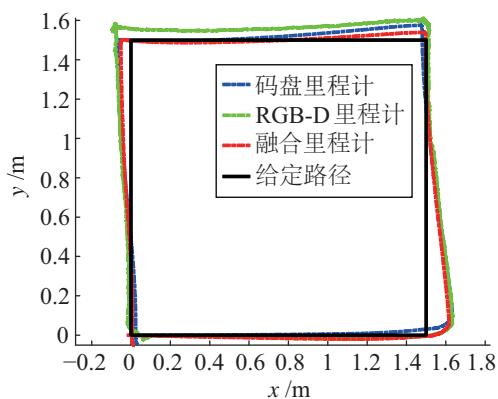


图10 移动机器人RGB-D里程计、码盘里程计和融合里程计的定位结果对比

Fig.10 Localization results of RGB-D odometry, wheel encoder odometry and fused odometry for a mobile robot

5.3 实验环境设定

为了验证所提出的移动机器人自主探索与地图构建方法,利用本文所建立的自主移动机器人系统,在封闭的实验室室内环境下进行实验,验证本文提出方法的有效性。

实验场景及设定如图11所示。在室内环境下的探索任务要求移动机器人从起始区出发,开始自主建图与探索。若进入终止区域,则探索任务完成。移动机器人直径为0.46 m,包括移动计算平台宽度。实验室场景有8种,场景①为矩形区域,三

面均存在障碍物,只有一个出口。场景②~④为过道,宽度分别为1.43 m及0.85 m(③、④为过道的入口及出口)。场景⑤、⑦为障碍物分布密集的区域,过道宽度分别为0.90 m与0.78 m。场景⑥、⑧为空旷区域的不同视角。

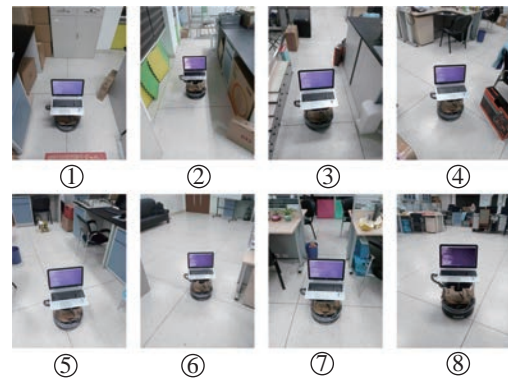


图11 自主探索与地图构建过程中的实验场景

Fig.11 The autonomous exploration and mapping experiment

根据在实验室内移动机器人的探索过程,将场景分为单联通区域与多分支区域。场景①至④只有一个过道可以进出,移动机器人依次从场景①右转90°通过场景②,再从场景②右转90°到达场景③、④,属于单联通区域;场景⑤~⑧属于多联通区域,由于探索算法的随机性,移动机器人探索这些场景的先后顺序不唯一。因此,设定实验任务为从实验室室内环境的起始区开始出发,到达终止区即停止探索。起始区为场景①中以右侧柜沿到后方障碍物为长、过道为宽的矩形区域,实际测量长度为1.18 m与1.01 m。终止区为场景⑥、⑧中以门沿与沙发边沿组成的长方形空旷区域,边沿长度各为2.04 m与2.68 m。

5.4 实验结果与分析

移动机器人自主探索与地图构建实验建立的3D点云地图如图12所示。在自主建图与探索过程中,使用移动机器人里程计信息与搭载的RGB-D传感器信息,实时建立了包括狭窄过道、障碍物密集区域及空旷区域的实验室3D点云地图。可以看出,自主建图与探索移动机器人系统建立的3D点云地图能与室内实际环境较好地对应起来,如场景①的后方箱子,场景②的边沿色块、场景⑤的密集障碍物、场景⑥的门框、场景⑦与⑧的空旷区域,且3D点云地图在移动机器人自主探索的过程中,进行增量式构建能够保持几何关系的相对一致,保持连贯对接。

根据3D点云地图生成的2D栅格地图及移动机器人运动轨迹如图13所示。2D栅格地图中Y轴

方向长度为 9.10 m, X 轴方向为 11.06 m, 对应实验室 Y 轴方向长度为 7.93 m, X 轴方向为 11.07 m, 且地图中起始区边长分别为 0.90 m、1.15 m, 终止区边长分别为 2.05 m、2.70 m, 说明地图的大小、各障碍物具体位置及尺寸均与实际相符。

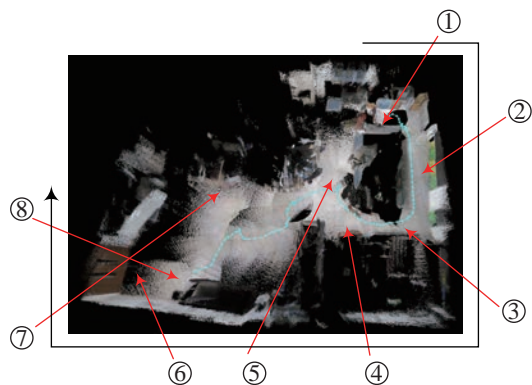


图 12 自主建图与探索过程建立的 3D 点云地图

Fig.12 The 3D point cloud map built by the autonomous mapping and exploration process

通过结合局部地图推演与全局边界搜索的探索策略, 移动机器人在自主探索过程中持续主动获取地图信息, 且信息量不足时能够通过触发搜索边界的方式, 将运动轨迹恢复到获取足够信息量的方向上, 如到达场景④至⑤时 (对应图 13 坐标点 $(-2, -2)$), 在当前移动机器人位姿无法推演出信息量足够的目标点时, 则触发全局边界搜索策略, 转换视角, 使探索任务向终止区进行。

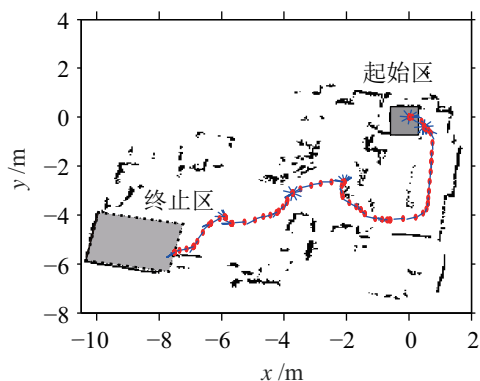


图 13 自主建图与探索过程中的栅格地图及运动轨迹

Fig.13 The 2D grid map and mobile robot trajectory from the autonomous mapping and exploration process

探索过程中触发多次旋转恢复机制, 如起始区的障碍物较为密集, 且当前的探索目标点距离起始位置较远, 触发旋转机制, 快速建立地图并获取环境信息; 在探索过程中段, 生成目标点距离较远, 因而通过旋转恢复机制获取空旷区域的地图信息, 从而对移动机器人进行运动控制, 到达终止区域。

移动机器人自主探索过程时间面积关系如图 14 所示, 面积通过生成的 2D 栅格地图来度量. 探索过程生成地图面积为 41.71 m^2 , 用时 5.03 min. 关系曲线中存在面积减小的情况, 这是由于实时构建 3D 点云地图的过程中进行位姿约束及闭环检测, 从而将点云的异常部分剔除, 实时修正地图信息. 整个自主探索过程中建立地图的面积随时间平稳增长, 体现了自主探索与地图构建方法的有效性。

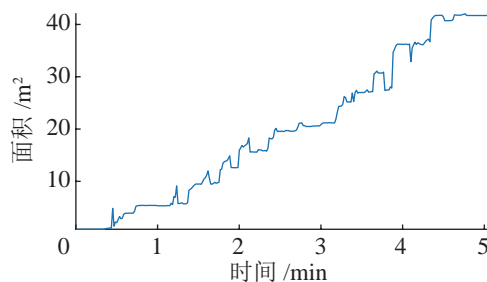


图 14 移动机器人自主探索过程时间—面积关系曲线

Fig.14 The time-area curve in the autonomous mapping and exploration process of the mobile robot

通过局部推演策略与全局搜索策略相结合的探索方法, 能够保证在观测范围中推演得到的目标点最优, 且通过搜索建立地图的边界避免陷入局部最优, 从而保证探索任务能够顺利完成, 从起始区到达终止区. 在探索过程中, 建立的地图必然包含单联通区域 (场景①~④). 由于局部推演策略根据信息量选取目标点的随机性, 多分支区域 (场景⑤~⑧) 的地图不一定建立完全. 若前向终止区的路径未被探索, 地图边界包含朝向终止区的部分, 则通过全局边界搜索的启发式探索策略必然能够生成前往终止区的目标点. 局部地图推演策略具有在其观测范围内最优的性质, 这能够保证其在结合全局边界搜索策略这一启发式算法后, 探索过程仍然具有良好的效率。

6 结论与展望 (Conclusion and future work)

本文构建了由一个移动平台、一个计算平台和一个 RGB-D 传感器构成的移动机器人系统, 无需用户干预, 能够独立自主探索未知室内环境, 并构建 3D 点云地图和 2D 栅格地图。

采用局部地图推演与全局边界搜索相结合的策略进行自主搜索, 利用 RGB-D 信息实时构建 3D 点云地图, 并在运动控制过程中对移动机器人增加动作约束以避免在探索过程中陷入局部最优. 实验结果表明, 采用该方法的移动机器人能够胜任室内复

杂未知场景下的自主地图构建与探索任务, 从而验证了本文方法的有效性。

为了获得更广的视野, 提高环境信息获取与 3D 点云和 2D 栅格地图构建的效率, 可以采用 2 个或多个 RGB-D 传感器。对环境进行探索是为了得到丰富全面的环境信息, 因此可以进一步研究点云地图信息的分析方法, 建立语义地图。

致谢

本文工作在 RGB-D 地图构建方面得到了加拿大谢布克大学 (Université de Sherbrooke, Canada) Mathieu Labbé 博士的建议和帮助, 在局部地图推演方面得到了芬兰坦佩雷理工大学 (Tampere University of Technology, Finland) Mikko Lauri 博士的建议和帮助。在此, 本文作者深表感谢。

参考文献 (References)

- [1] 王东署, 王海涛. 未知环境中自主机器人环境探索与地图构建 [J]. 郑州大学学报: 理学版, 2013, 45(4): 52-57.
Wang D S, Wang H T. Environment exploration and map building of autonomous robot in unknown environment[J]. Journal of Zhengzhou University: Natural Science Edition, 2013, 45(4): 52-57.
- [2] 徐文福, 毛志刚. 核电站机器人研究现状与发展趋势 [J]. 机器人, 2011, 33(6): 758-767.
Xu W F, Mao Z G. Research status and development trend of nuclear power plant robots[J]. Robot, 2011, 33(6): 758-767.
- [3] 陈晓东. 警用与反恐机器人的现状与趋势 [J]. 机器人技术与应用, 2015(6): 31-33.
Chen X D. Present situation and trend of police and anti-terrorist robot[J]. Robot Technique and Application, 2015(6): 31-33.
- [4] 段朋. 与人共融的家庭服务机器人定位与导航 [D]. 济南: 山东大学, 2015.
Duan P. Localization and navigation of home service robot in considering of human-robot harmony[D]. Jinan: Shandong University, 2015.
- [5] Lee S, Jung S. Novel design and control of a home service mobile robot for Korean floor-living life style: KOBOKER[C]//2011 8th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence. Piscataway, USA: IEEE, 2011: 863-867.
- [6] 李志鹏. 服务机器人室内未知环境主动探索与特征地图构建 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.
Li Z P. Initiative exploration and feature maps building in unknown environment for indoor robots[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2011.
- [7] Yamauchi B. A frontier-based approach for autonomous exploration[C]//IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 1997: 146-151.
- [8] 苏鸿明, 陈雄, 韩建达. 多机器人的改进型边界探索算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(4): 901-904.
Su H M, Chen X, Han J D. Improved frontier-based exploration algorithm for multi-robot[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(4): 901-904.
- [9] 吕伟新, 赵立军, 王珂, 等. 基于边界约束 RRT 的未知环境探索方法 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2011, 39(S2): 366-369.
Lü W X, Zhao L J, Wang K, et al. Efficient exploration of unknown environments with RRT-boundary constraints[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2011, 39(S2): 366-369.
- [10] 贾松敏, 沈红敏, 李秀智, 等. 基于混合环境模型的自主移动机器人环境探索研究 [J]. 高技术通讯, 2013, 23(7): 756-761.
Jia S M, Shen H M, Li X Z, et al. Research on autonomous robots' environment exploration based on hybrid environment model[J]. High Technology Letters, 2013, 23(7): 756-761.
- [11] 张晗, 陈卫东, 王景川. 多机器人探索系统的人机共享控制 [J]. 机器人, 2015, 37(1): 17-24.
Zhang H, Chen W D, Wang J C. Human-robot shared control for multi-robot exploration system[J]. Robot, 2015, 37(1): 17-24.
- [12] 苑晶, 黄亚楼, 孙凤池. 基于陆标动态配置的移动机器人主动探索 [J]. 控制理论与应用, 2009, 26(4): 433-438.
Yuan J, Huang Y L, Sun F C. Mobile robot active exploration based on dynamic deployment of landmarks[J]. Control Theory and Applications, 2009, 26(4): 433-438.
- [13] Shade R, Newman P. Discovering and mapping complete surfaces with stereo[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 3910-3915.
- [14] Carrillo H, Dames P, Kumar V, et al. Autonomous robotic exploration using occupancy grid maps and graph SLAM based on Shannon and Rényi entropy[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 487-494.
- [15] Lauri M, Ritala R. Planning for robotic exploration based on forward simulation[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 83: 15-31.
- [16] Perea Ström D, Bogoslavskyi I, Stachniss C. Robust exploration and homing for autonomous robots[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 90: 125-135.
- [17] Siegwart R, Nourbakhsh I R, Scaramuzza D. Introduction to autonomous mobile robots[M]. Cambridge, USA: MIT Press, 2011.
- [18] Han J D, Yin P, He Y Q, et al. Enhanced ICP for the registration of large-scale 3D environment models: An experimental study[J]. Sensors, 2016, 16(2): 228.
- [19] 陈成, 卜春光, 何玉庆, 等. 长航程极地漫游机器人环境建模方法 [J]. 科学通报, 2013, 58(S2): 75-82.
Chen C, Bu C G, He Y Q, et al. Environment modeling for long-range polar rover robots[J]. Chinese Science Bulletin, 2013, 58(S2): 75-82.
- [20] Henry P, Krainin M, Herbst E, et al. RGB-D mapping: Using Kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments[J]. International Journal of Robotics Research, 2012, 31(5): 647-663.
- [21] Endres F, Hess J, Engelhard N, et al. An evaluation of the RGB-D SLAM system[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 1691-1696.
- [22] Klein G, Murray D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces[C]//6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Piscataway, USA:

- IEEE, 2007: 250-259.
- [23] Labbé M, Michaud F. Appearance-based loop closure detection for online large-scale and long-term operation[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2013, 29(3): 734-745.
- [24] 付梦印, 吕宪伟, 刘彤, 等. 基于 RGB-D 数据的实时 SLAM 算法 [J]. *机器人*, 2015, 37(6): 683-692.
Fu M Y, Lü X W, Liu T, et al. Real-time SLAM algorithm based on RGB-D data[J]. *Robot*, 2015, 37(6): 683-692.
- [25] 李永锋, 张国良, 王峰, 等. 基于快速视觉里程计和大回路局部优化模型的改进 VSLAM 算法 [J]. *机器人*, 2015, 37(5): 557-565.
Li Y F, Zhang G L, Wang F, et al. Improved VSLAM algorithm based on fast visual odometry and large loop local optimization model[J]. *Robot*, 2015, 37(5): 557-565.
- [26] 辛善, 苟蛟龙, 马晓敏, 等. 基于 Kinect 的移动机器人 大视角 3 维 V-SLAM [J]. *机器人*, 2014, 36(5): 560-568.
Xin J, Gou J L, Ma X M, et al. A large viewing angle 3-dimensional V-SLAM algorithm with a Kinect-based mobile robot system[J]. *Robot*, 2014, 36(5): 560-568.
- [27] 于宁波, 李元, 徐昌, 等. 一种基于 RGB-D SLAM 的移动机器人定位和运动规划与控制方法 [J]. *系统科学与数学*, 2015, 35(7): 838-847.
Yu N B, Li Y, Xu C, et al. Localization and motion planning and control of mobile robots with RGB-D SLAM[J]. *Journal of Systems Science and Mathematical Sciences*, 2015, 35(7): 838-847.
- [28] Grisetti G, Grzonka S, Stachniss C, et al. Efficient estimation of accurate maximum likelihood maps in 3D[C]//*IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 3472-3478.
- [29] Rusu R B. Semantic 3D object maps for everyday manipulation in human living environments[J]. *KI-Künstliche Intelligenz*, 2010, 24(4): 345-348.
- [30] Sarbolandi H, Lefloch D, Kolb A. Kinect range sensing: Structured-light versus time-of-flight Kinect[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2015, 139: 1-20.
- [31] Thrun S, Burgard W, Fox D. Probabilistic robotics[M]. Cambridge, USA: MIT Press, 2005.
- [32] Kantas N, Maciejowski J M, Lecchini-Visintini A. Sequential Monte Carlo for model predictive control[C]//*International Workshop on Assessment and Future Directions of Nonlinear Model Predictive Control*. Berlin, Germany: Springer, 2009: 263-273.
- [33] Fox D, Burgard W, Thrun S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 1997, 4(1): 23-33.
- [34] Khoshelham K, Elberink S O. Accuracy and resolution of Kinect depth data for indoor mapping applications[J]. *Sensors*, 2012, 12(2): 1437-1454.

作者简介:

于宁波 (1981 -), 男, 博士, 副教授. 研究领域: 机器人与智能系统, 人与机器人的交互、协作与控制, 康复训练、医疗辅助和智能服务机器人.

王石荣 (1993 -), 男, 硕士生. 研究领域: 医疗康复和智能服务机器人.

徐昌 (1992 -), 男, 硕士生. 研究领域: 医疗康复和智能服务机器人.