·自动化技术·

文章编号：1003－1251(2024)06－0001－07

面向 RatSLAM 的自主探索算法

武 皓[1,2]，武 彤[2]，张志慧[2]，唐凤珍[2]

(1. 沈阳理工大学 自动化与电气工程学院，沈阳 110159；2. 中国科学院沈阳自动化研究所 机器人学国家重点实验室，沈阳 110016)

摘 要：类脑同步定位与建图(simultaneous localization and mapping，SLAM)通过模仿大脑神经导航机制实现环境建模，同时获得环境中的位置信息，具有较好的导航能力与较高的鲁棒性，但当前的类脑 SLAM 系统大都在预先获取的环境数据集上进行定位建图，对于新环境的兼容性较差。为此提出一种主动的类脑 SLAM 方法，设计基于 Bug 算法的环境自主探索方法，驱动机器人在环境中自主移动，主动获取环境信息，同时调用经典的类脑 SLAM(RatSLAM)方法对环境信息进行处理，形成环境的认知地图。仿真环境和真实环境下的实验结果表明，本文方法取得了较好的建图效果，与通过人工采集数据建立的环境地图相似度较高，具备可行性。

关 键 词：自主探索；RatSLAM；Bug 算法；路径规划

中图分类号：TP242.6 **文献标志码**：A **DOI**：10.3969/j.issn.1003－1251.2024.06.001

Autonomous Exploration Algorithm for RatSLAM

WU Hao[1,2]，WU Tong[2]，ZHANG Zhihui[2]，TANG Fengzhen[2]

(1. Shenyang Ligong University，Shenyang 110159，China；
2. State Key Laboratory of Robotics，Shenyang Institute of Automation，Chinese Academy of Sciences，Shenyang 110016，China)

Abstract：With brain-inspired simultaneous localization and mapping (SLAM)，environmental modeling can be achieved and location information can be obtained by imitating the brain neural navigation mechanism. SLAM has good navigation ability and high robustness. However，most of the current brain-inspired SLAM systems perform localization and mapping on pre-acquired environmental data sets，and have poor compatibility with new environment. For this case，an active brain-inspired SLAM method is proposed. An autonomous exploration method based on Bug algorithm is designed to drive the robot to move autonomously in the environment and actively obtain environmental information. During the movements of the robot，one classical brain-inspired SLAM referred to as RatSLAM is utilized to process the environment data and subsequently obtain the experience map of the environment. The experimental results in both simulation and the real environment show that the proposed method has achieved good mapping results，and has a high similarity with the environmental map established by manually collecting data，it is feasible.

Key words：autonomous exploration；RatSLAM；Bug algorithm；path planning

同步定位与建图(simultaneous localization and mapping，SLAM)是实现机器人在未知环境中自主移动的关键技术之一[1]。得益于计算机视觉、机器学习和传感器等技术的持续进步，SLAM 作为一门交叉学科，在近些年开始飞速发展，但因具有计算量大、存储需求高等缺点，SLAM 技术在

收稿日期：2024－04－29

基金项目：国家自然科学基金项目(62273335)

作者简介：武皓(1999—)，男，硕士研究生；唐凤珍(1987—)，通信作者，女，研究员，博士，博士生导师。

日常环境下的推广受到较多限制[2]。

受动物大脑神经导航机制的启发,研究者提出了类脑 SLAM,RatSLAM 是当前经典的类脑 SLAM 系统之一,其最早由澳大利亚昆士兰大学 Milford 教授于 2009 年提出[3]。RatSLAM 利用位置细胞和头朝向细胞的神经机制构建了用于存储环境特征的位姿细胞,提供了基于生物机制的高效闭环检测方法,利用简单的传感器、较少的计算资源实现较好的导航能力与较高的鲁棒性,具有广阔的应用前景[4]。

RatSLAM 系统大都在环境数据集上进行定位建图,而环境数据集多由实验人员手动控制机器人采集获取,该获取方式的时间与人力成本较高,且在某些环境下可能存在一定的风险。针对 RatSLAM 面对新环境时存在的兼容性问题,目前科研人员尚未开展深入研究。为此,本文提出一种主动类脑定位建图方法,采用探索算法使移动机器人在环境中自主移动以获取环境数据,再利用 RatSLAM 对环境信息进行处理,建立环境的认知地图[5]。

移动机器人自主探索的主要任务是利用传感器获取的部分环境信息确定自身位置以及下一步的期望运动位置,最终实现以最短无碰撞路径遍历整个环境。当前主流的自主探索方法分为两大类:基于下一最优视角的探索方法[6]和基于边界理论的自主探索方法[7-8]。两大类自主探索方法给出的机器人运动轨迹大都不平滑[9-10],无法为 RatSLAM 提供近似人工采集的环境数据。为此,本文提出一种基于 Bug 算法[11]的环境自主探索方法。Bug 算法是一种受生物启发的路径规划方法,该算法需要已知目标点,本文利用边界点概念获取目标点,利用 Bug 算法驱动机器人前往目标点,将 Bug 算法扩展为自主探索方法,以获取较为平滑的机器人运动轨迹。

本文将基于 Bug 算法的环境自主探索方法与 RatSLAM 相结合,在机器人自主运动过程中调用 RatSLAM 建立环境的认知地图,形成一种主动的环境认知地图构建方式,并通过仿真环境和真实环境下的实验验证本文算法的可行性。

1 RatSLAM 系统简介

受啮齿动物海马体 – 内嗅皮层中空间细胞(如位置细胞、头朝向细胞等)生物编码机制的启发,RatSLAM 系统分为三个模块,分别是局部视觉细胞、位姿细胞和经验地图。RatSLAM 算法基本原理如图 1 所示,图中 $\boldsymbol{V}_i$ 表示机器人运行到经验节点 $\boldsymbol{e}_i$ 时的视觉模板库,$\beta^i_{x,y,\theta}$ 表示当前经验节点 $\boldsymbol{e}_i$ 处局部视觉与位姿单元之间的连接强度,(x,y,θ) 表示经验节点在认知地图中的位置。

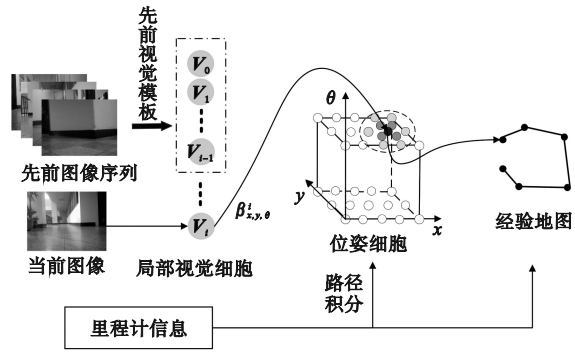


图 1 RatSLAM 算法基本原理

Fig. 1 Basic schematic diagram of RatSLAM algorithm

局部视觉细胞处理机器人的视觉信息,通过建立视觉模板库,为局部视觉提供视觉匹配模板[12]。局部视觉细胞由一组神经元构成,当机器人遇到一个新的场景时,一个新的局部视觉神经元被添加到库中,更新局部视觉细胞模板库。传统 RatSLAM 的局部视觉细胞利用绝对差总和模型计算图像的相似度,该方法首先对图像进行平均池化到固定大小,再对当前图片与模板图片的每个像素点进行逐一求差,得到该像素点的差异性度量,最后将所有像素点的差异性度量加和得到图像之间的差异性度量。这种方法的缺点是环境信息大量丢失,且处理时间随模板库存储数据的增加而线性增加,性能较差。本文基于改进的 RatSLAM 方法,利用一种新的基于增量式词袋(incremental bag-of-words,iBoW)模型的快速回环检测算法(Fast-iBoW),构建一个改进型增量式二叉搜索树,实现对图像的快速检索及匹配[13]。

位姿细胞根据头朝向细胞和位置细胞等大脑神经细胞对外部环境编码的神经机制建立连续吸引子网络。在机器人运动过程中,位姿细胞编码机器人认知空间中的位置,并将该位置与局部视觉细胞模板库建立连接,在后续过程中通过赫布规则[14]更新该连接权重。

经验地图通过解码位姿细胞的空间认知编码并结合机器人的自运动信息,构建机器人在物理空间的拓扑地图。当机器人遇到之前路过的场景时,通过基于局部视觉细胞模板库和位姿细胞生物机制的闭环检测,重新定位机器人的位置,并通

过向位姿细胞插入外部视觉刺激矫正累积误差。

经验地图是自主探索算法与 RatSLAM 结合的关键部分,RatSLAM 通过对位姿细胞及局部视觉模板的信息处理构建出环境地图。RatSLAM 构建的经验地图由许多经验节点组成,采用转移矩阵 $\boldsymbol{l}_{ij}$ 表示 $\boldsymbol{e}_i$ 和 $\boldsymbol{e}_j$ 两个经验节点间的连接,许多经验节点和经验节点之间的连接共同构建出具有拓扑关系的环境经验地图。每个经验节点 $\boldsymbol{e}_i$ 表示为

$$\boldsymbol{e}_i = \{\boldsymbol{P}_i, V_i, \boldsymbol{p}_i\} \tag{1}$$

式中:$\boldsymbol{P}_i = (x_i', y_i', \theta_i')$,表示被激活位姿细胞的位置;$\boldsymbol{p}_i = (x_i, y_i, \theta_i)$,表示当前经验节点在认知地图中的位置。

当遇到新的经验节点 $\boldsymbol{e}_j$ 时,转移矩阵 $\boldsymbol{l}_{ij}$ 表示为

$$\boldsymbol{l}_{ij} = \{\Delta \boldsymbol{p}_{ij}, \Delta \boldsymbol{t}_{ij}\} \tag{2}$$

式中:$\Delta \boldsymbol{p}_{ij}$ 表示两个经验节点间的距离和方向等信息;$\Delta \boldsymbol{t}_{ij}$ 表示从原经验节点 $\boldsymbol{e}_i$ 到新经验节点 $\boldsymbol{e}_j$ 所用的时间等信息。此时新的经验节点 $\boldsymbol{e}_j$ 表示为

$$\boldsymbol{e}_j = \{\boldsymbol{P}_j, \boldsymbol{V}_j, \boldsymbol{p}_j + \Delta \boldsymbol{l}_{ij}\} \tag{3}$$

式中:$\boldsymbol{P}_j$、$\boldsymbol{V}_j$、$\boldsymbol{p}_j$ 分别表示对应新经验节点 $\boldsymbol{e}_j$ 的位姿细胞位置、视觉模板、在当前认知地图中的位置;$\Delta \boldsymbol{l}_{ij}$ 表示新经验节点相对于原经验节点在认知地图中距离和方向的变更。

不同于传统自主探索使用 SLAM 生成栅格地图和点云地图,面向 RatSLAM 的自主探索方法构建的地图是拓扑地图,强调环境中不同位置之间的连通关系,而不是精确描述环境中的几何结构,在定位和建图上具有计算和存储的高效性,更容易进行地图重构,有利于动态环境中的地图调整和多机器人平台的地图融合。本文基于改进的 RatSLAM 算法对自主探索得到的环境信息进行处理,得到环境的认知地图。

2　基于 Bug 算法的自主探索策略

针对当前 RatSLAM 系统需要预先获取环境数据集的问题,本文提出一种基于 Bug 算法的环境自主探索策略,驱动机器人在环境中自主移动,主动获取环境数据。自主探索算法基本步骤如图 2 所示。自主移动过程可分为三个主要步骤:根据传感器信息产生候选点;机器人从当前位置移动到最优候选点;行进过程中利用传感器信息构建地图。本文借鉴基于边界理论的自主探索方法,利用激光雷达信息检测到的边界点作为候选点,选择离机器人最近的边界点作为最佳候选点(目标点),计算目标方向,再利用 Bug 算法沿直线前进的特性,使机器人向目标方向直线移动[15]。在机器人移动过程中利用激光雷达信息构建栅格占据地图,以便获取边界点,同时利用视觉感知信息调用 RatSLAM 构建环境认知地图。

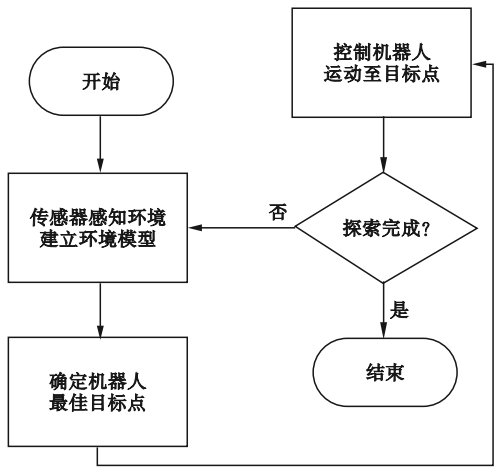


图 2　自主探索算法基本步骤

Fig. 2　Basic steps of autonomous exploration algorithms

2.1　Bug 算法

Bug 算法的灵感来源于昆虫绕过障碍物的行为,昆虫或小动物在觅食过程中遇到障碍物时一般会以转弯后沿着障碍物行走的行为避开障碍物[11]。本文借鉴昆虫的路径规划和避障行为提出基于 Bug 算法的自主探索策略。

Bug 算法的基本步骤如图 3 所示。机器人在未遇到障碍物时,沿直线向目标移动;在遇到障碍物后,沿着障碍物边界绕行,并利用一定的判断准则离开障碍物继续直行到达目标点。Bug 算法作为一种应激式算法,计算简便,不需要获取全局地

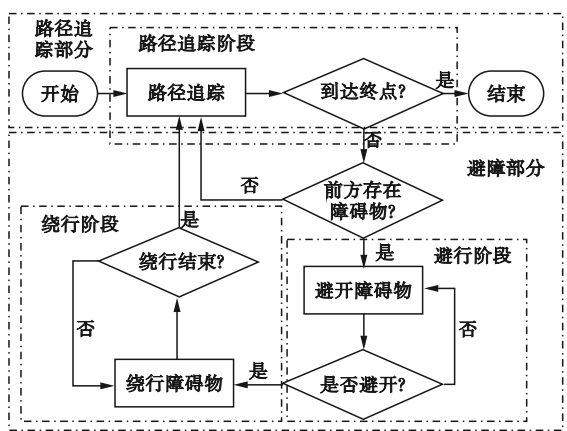


图 3　Bug 算法基本步骤

Fig. 3　Basic steps of Bug algorithm

图即可运行,对复杂的未知环境既有兼容性,又具有探索的完备性[16]。

根据机器人离开障碍物的判断准则不同,Bug 算法有多个变种。为获取更完整的环境信息,以建立更完备的环境认知地图,本文采用 Bug1 算法[11],该算法以沿着障碍物边界绕行一周为离开障碍物的判断准则。

Bug1 算法在遇到障碍物后记录初次遇到障碍物时机器人的位置 $\boldsymbol{p}_1$,计算此位置与目标点的距离 L_1,此时机器人与目标的最近距离为 L_1,即 $L_{\min}=L_1$。当机器人绕行障碍物时,记录当前位置与目标点的距离 L_2,如果 $L_2<L_{\min}$,则更新最近距离,并记录此时机器人的位置 $\boldsymbol{p}_{\min}$。当机器人绕行一周回到起始位置 $\boldsymbol{p}_1$ 后,使其继续绕行障碍物直至到达 $\boldsymbol{p}_{\min}$,在 $\boldsymbol{p}_{\min}$ 处离开障碍物向目标点移动。

Bug1 算法令机器人绕行障碍物一周,能够获取障碍物的完整信息,可为本文后续定位建图提供完整的环境信息。

2.2 自主探索算法

在 Bug1 算法的基础上,本文设计了一种环境自主探索策略。Bug1 算法给定机器人目标点后,机器人从当前位置向目标点方向运动,并在运动过程中绕行障碍物,从而获取单个目标方向未知环境的障碍物信息,本文采用边界点选取策略为 Bug1 算法提供目标点。自主探索算法流程如图 4 所示。利用边界点选取策略获取候选点,从候选点中选择离机器人最近的位置作为目标点,控制机器人径直前往目标方向;在移动过程中调用 Bug1 算法,利用其沿墙走的特性获取探索方向中障碍物的信息;经过一定时间的探索后更新机器人位置和地图信息,控制机器人返回起始点并开展下一轮探索;若在返回起始点之后未检测出新的边界点,说明探索任务已经完成,结束探索,否则机器人继续通过边界点获取目标方向,并向目标方向前进。

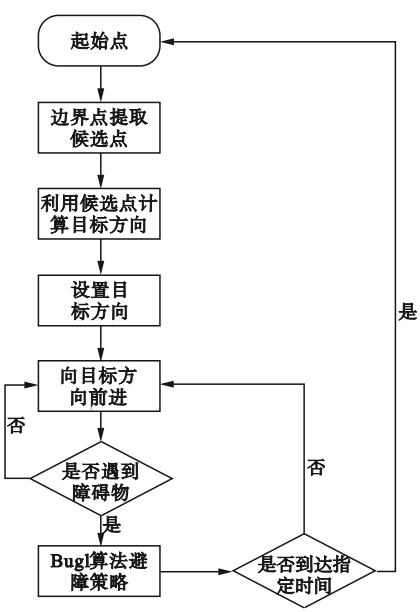


图 4 自主探索算法流程图

Fig. 4 Autonomous exploration algorithm flowchart

Bug1 算法中机器人在自主探索时只有向目标点直行和绕行障碍物两种行为,故后续采用 RatSLAM 生成的环境认知地图较为完整与简洁。由于引入边界点,机器人的运动方向朝向未知区域,可保证较高的环境覆盖率。

3 实验及结果分析

分别以仿真环境和真实环境验证本文算法。机器人平台为 Turtlebot3;激光雷达使用 LDS,扫描范围为 360°,水平安装在机器人顶部;深度视觉摄像头 D435i 以最高分辨率 1 920 × 1 080 RGB 采集机器人运动过程中的视觉信息,其深度探测范围为 0.2 ~ 10 m,置于机器人的正上方。机器人平台通过 wifi 与上位机进行通信,上位机主要用于显示和控制。在进行真实环境实验前,使用 Gazebo 仿真软件搭建 Turtlebot3 仿真机器人和相关仿真环境,以模拟机器人在未知环境下的行为表现。

3.1 仿真环境中自主探索实验

首先通过 Gazebo 仿真软件搭建一个仿真环境,如图 5 所示。采用本文算法,使用仿真 Turtlebot3 机器人对建立的仿真环境进行自主探索及地图构建。

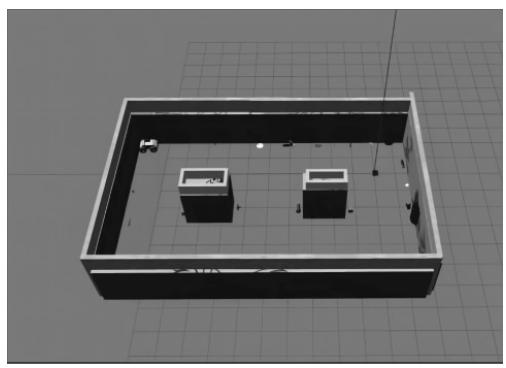


图 5 Gazebo 仿真环境

Fig. 5 Gazebo simulation environment

图 6 所示为机器人第一次完成环境自主探索后返回起始点的栅格占据地图,图中浅灰色区域为已经探索过的区域,深灰色区域为未知区域,两者交界区域即为边界区域,黑色框包围区域为障碍物。可以看出,一次自主探索并不能完全覆盖整个环境,机器人共进行四次探索完成了整个环境覆盖,后三次环境探索效果如图 7 所示。

通过对搭建的仿真环境进行自主探索实验,机器人重复向不同方向探索并收集环境信息,最终遍历仿真环境并构建出完整的环境栅格地图,证明了利用 Bug 算法对环境进行自主探索的可行性。

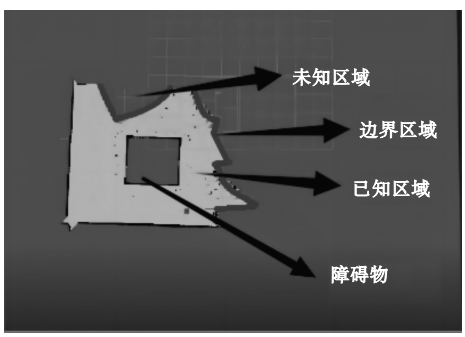


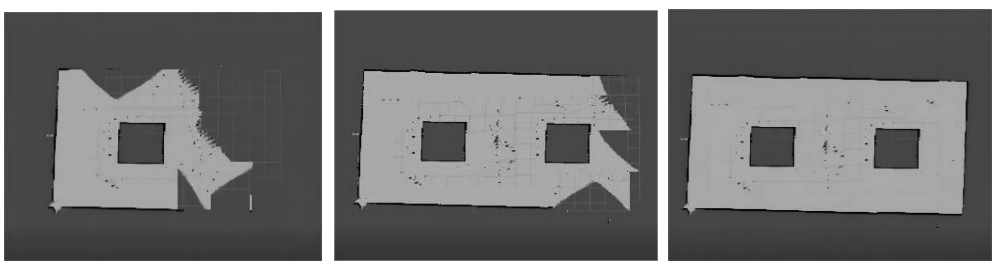
图 6　第一次环境探索后的栅格占据地图

Fig. 6　Grid occupation map after the first environmental exploration

3.2　仿真环境中自主认知地图构建实验

将本文提出的自主探索方法与 Fast-iBoW-RatSLAM[17] 相结合,构建自主认知地图,通过仿真实验验证其性能。在仿真环境和初始位置相同的情况下,将本文自主探索方法与基于 RRT 算法[8] 和基于边界点选取的两种自主探索算法构建的认知地图进行比较,并与人工采集环境数据且利用 Fast-iBoW-RatSLAM 构建的认知地图作比较。

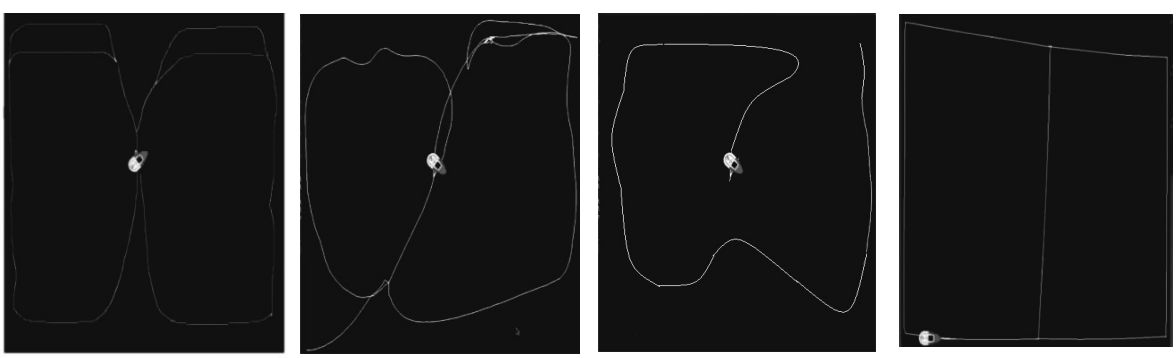
图 8 所示为不同方法构建的认知地图。由图 8 可见:利用人工采集环境数据构建的认知地图最接近于实际的环境拓扑结构,但人工采集环境数据比较费时费力;利用本文基于 Bug 算法的环境自主探索方法采集环境数据构建的认知地图与人工采集环境数据构建的认知地图近似,远优于基于 RRT 算法和基于边界点选取算法采集环境数据构建的认知地图。基于 RRT 算法的自主探索算法由于候选点选择的随机性,在运行过程中无法准确控制机器人的探索方向,可能导致在局部区域出现路径混乱的情况;基于边界点选取的自主探索算法在自主探索过程中着重于探索效率,未考虑自主探索路径,生成的地图未能显示完整的环境拓扑结构。本文提出的自主探索算法构建的认知地图质量较优,仿真实验验证了其有效性。



(a) 第二次环境探索　(b) 第三次环境探索　(c) 第四次环境探索(完成地图)

图 7　后三次环境探索的栅格占据地图

Fig. 7　Grid occupation maps for the last three environmental exploration



(a) 本文算法　(b) RRT算法　(c) 边界点选取算法　(d) 人工采集数据

图 8　不同方法构建的认知地图

Fig. 8　The cognitive maps built by different methods

本文基于 Bug 算法的自主探索策略与其他三种方法的探索时间和探索距离对比如表 1 所示。由表 1 与图 8 可知:基于 RRT 算法的自主探索算法探索时间长、探索距离长,探索效率较低;基于边界点选取的自主探索算法探索距离较短,探索效率较高,但构建认知地图时无法完全获得环境的拓扑结构信息;本文自主探索方法的探索时间和探索距离较 RRT 算法短,且能够建立更加全面的环境认知地图,其生成的地图与人工采集数据构建的地图相似度最高。通过上述比较验证了本文基于 Bug 算法的自主探索算法应用于 RatSLAM 的可行性。

表 1 不同自主探索方法的数据对比

Table 1 Comparison of data from different autonomous exploration methods

算法	探索时间/s	探索距离/m
本文算法	273.57	34.63
RRT 算法	430.64	45.08
边界点选取算法	126.70	17.82
人工采集数据	168.54	22.82

3.3 真实环境实验验证

真实实验环境为会议室,主要由中间的会议桌、会议桌周围及会议室边缘的椅子、投屏电视、四周墙壁组成,细节如图 9 所示。



图 9 会议室实验环境

Fig. 9 The conference room experimental environment

采用本文方法对实际场景进行自主探索及地图构建,生成的地图如图 10 所示。

采用本文算法的机器人经过 477.52 s,行驶了30.41 m,建立了会议室环境的认知地图。由于

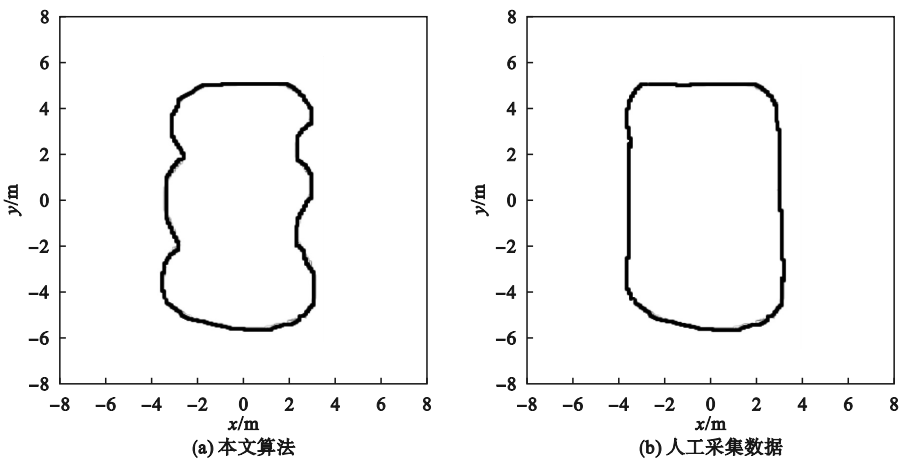


图 10 生成的会议室地图

Fig. 10 The generated maps of conference room

办公室环境中椅子的镂空设计导致基于 Bug 算法的自主探索算法得到的环境地图在中间有部分凹陷,但其与人工采集数据获取的地图均符合会议室的环境情况。真实环境下的实验结果表明,本文基于 Bug 算法的自主探索算法可在简单的真实环境中投入应用,进一步验证了本文方法的有效性。

4 结论

针对当前 RatSLAM 实验大都在已有的环境数据集上进行,当用于新环境时无法充分发挥其完整性能的问题,提出了一种主动的类脑 SLAM 方法,通过驱动机器人在未知环境中移动来获取环境信息,同时利用 RatSLAM 构建环境的认知地图。本文采用基于 Bug 算法的自主探索算法,利用边界点选取策略获取移动方向,利用 Bug 算法的行进特性保证了自主探索路径的平滑性。

仿真环境和真实环境下的实验结果均验证了本文方法的有效性。相较于其他自主探索算法,本文方法探索效率较高,自主探索的路径平滑稳

定,且得到的认知地图与人工采集数据得到的地图具有更高的相似度,更适合作为面向 RatSLAM 的自主探索策略。

本文提出的自主探索策略在无人工干预的情况下即可完成对未知环境的建模,为 RatSLAM 系统在新环境中进行导航定位提供环境信息,为后续面对未知环境的其他 RatSLAM 实验提供了一种新思路。

参考文献(References):

[1] SCHRECK B, VICTORRI-VIGNEAU C, GUERLAIS M, et al. Slam practice:a review of the literature[J]. European Addiction Research,2021,27(3):161 – 178.

[2] 薛光辉,李瑞雪,张钲昊,等. 基于 3D 激光雷达的 SLAM 算法研究现状与发展趋势[J]. 信息与控制,2023,52(1):18 – 36.
XUE G H, LI R X, ZHANG Z H, et al. State-of-the-art and tendency of SLAM algorithms based on 3D LiDAR[J]. Information and Control,2023,52(1):18 – 36. (in Chinese)

[3] MILFORD M, WYETH G. Persistent navigation and mapping using a biologically inspired SLAM system[J]. The International Journal of Robotics Research, 2010, 29(9):1131 – 1153.

[4] 于乃功,魏雅乾,王林. 基于卷积神经网络的仿鼠脑海马结构认知地图构建方法[J]. 模式识别与人工智能,2020,33(1):50 – 58.
YU N G, WEI Y Q, WANG L. Cognitive map building method based on rat hippocampus using CNN[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2020, 33(1):50 – 58. (in Chinese)

[5] BALL D, HEATH S, WILES J, et al. OpenRatSLAM:an open source brain-based SLAM system[J]. Autonomous Robots, 2013,34(3):149 – 176.

[6] 王乐,齐尧,何滨兵,等. 机器人自主探索算法综述[J]. 计算机应用,2023,43(S1):314 – 322.
WANG L, QI Y, HE B B, et al. Survey of autonomous exploration algorithms for robots[J]. Journal of Computer Applications,2023,43(S1):314 – 322. (in Chinese)

[7] BATINOVIC A, PETROVIC T, IVANOVIC A, et al. A multi-resolution frontier-based planner for autonomous 3D exploration[J]. IEEE Robotics and Automation Letters,2021,6(3):4528 – 4535.

[8] 胡晓阳,赵杰,武炎明. 基于改进 RRT-Connect 算法的路径规划研究[J]. 沈阳理工大学学报,2023,42(4):26 – 30,39.
HU X Y, ZHAO J, WU Y M. Research on path planning based on improved RRT-Connect algorithm[J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2023, 42(4):26 – 30, 39. (in Chinese)

[9] BATINOVIC A, IVANOVIC A, PETROVIC T, et al. A shadowcasting-based next-best-view planner for autonomous 3D exploration[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022,7(2):2969 – 2976.

[10] BIRCHER A, KAMEL M, ALEXIS K, et al. Receding horizon 'next-best-view' planner for 3D exploration[C]//2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Stockholm, Sweden:IEEE,2016:1462 – 1468.

[11] 杨俊成,李淑霞,蔡增玉. 路径规划算法的研究与发展[J]. 控制工程,2017,24(7):1473 – 1480.
YANG J C, LI S X, CAI Z Y. Research and development of path planning algorithm[J]. Control Engineering of China, 2017,24(7):1473 – 1480. (in Chinese)

[12] DUDCHENKO P A, WOOD E R, SMITH A. A new perspective on the head direction cell system and spatial behavior[J]. Neuroscience and Biobehavioral Reviews, 2019, 105:24 – 33.

[13] XU J J, YAN N Y, TANG F Z. An improvement of loop closure detection based on BoW for RatSLAM[C]//2022 37th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC). Beijing, China: IEEE, 2022: 634 – 639.

[14] TAN C H, TANG H, TAN K C, et al. A hippocampus CA3 spiking neural network model for storage and retrieval of sequential memory[C]//2013 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems (CIS). Manila, Philippines: IEEE, 2013:134 – 139.

[15] MCGUIRE K N, DE WAGTER C, TUYLS K, et al. Minimal navigation solution for a swarm of tiny flying robots to explore an unknown environment[J]. Science Robotics,2019,4(35):eaaw9710.

[16] GUPTA S, ASHA C S, D'SOUZA J M. Implementation and comparison of Bug algorithms on ROS[C]//2023 2nd International Conference for Innovation in Technology (INOCON). Bangalore, India:IEEE,2023:1 – 6.

[17] 徐剑君,商亮,唐凤珍. 基于快速增量式视觉感知的类脑 SLAM[J]. 信息与控制,2022,51(5):542 – 553.
XU J J, SHANG L, TANG F Z. Brain-inspired SLAM based on fast incremental visual perception[J]. Information and Control,2022,51(5):542 – 553. (in Chinese)

(责任编辑:宋颖韬)