

面向地图构建的移动机器人局部路径自主规划

李朋^{1,2}, 杨彩云¹, 王硕^{1,2,3†}

(1. 中国科学院 自动化研究所 复杂系统管理与控制国家重点实验室, 北京 100190;

2. 中国科学院大学 人工智能学院, 北京 100049; 3. 中国科学院 脑科学与智能技术卓越创新中心, 北京 100190)

摘要: 移动机器人在未知场景中规划路径以自主完成定位与地图构建是机器人领域的一个重要研究课题. 本文阐述了一种利用实时构建的信息熵地图动态生成机器人的局部探索路径, 并综合转向约束和避障约束设计了一种基于模糊评价方法的方向选择策略跟踪生成的局部路径并进行环境构图. 与现有方法相比, 本文方法能够根据环境动态地生成平滑连续的局部探索路径, 并能引导机器人进行障碍物躲避和完成自主构图. 实验结果表明相较于方法, 本文方法的探索路程最短, 观测覆盖度最高, 同时整个自主构图过程所需的时间也更短.

关键词: 自主SLAM; 环境探索; 同时定位与地图构建; 覆盖路径规划

引用格式: 李朋, 杨彩云, 王硕. 面向地图构建的移动机器人局部路径自主规划, 2018, 35(12): 1765 – 1771

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Active local path planning of mobile robots for map construction

LI Peng^{1,2}, YANG Cai-yun¹, WANG Shuo^{1,2,3†}

(1. State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. School of Artificial Intelligence, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Center for Excellent in Brain Science and Intelligence Technology Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: The path planning problem for active simultaneous localization and mapping (SLAM) in unknown environment is a very important research subject in robotics. In this paper, we propose a novel method to generate local path for robotic exploration based on the information entropy map constructed in real time, and our method also designs a direction selection strategy based on fuzzy evaluation method combined with steering constraint and obstacle avoidance constraint to guide the robot to track the generated local path and mapping. Compared with the existing methods, the algorithm can dynamically generate smooth and continuous local exploration path according to the environment, and can guide robot obstacle avoidance and autonomous map construction. The experimental results show that our method has the shortest path and the highest environmental coverage, and time consumption for the whole active SLAM process is shorter than the comparison method.

Key words: active SLAM; exploration; simultaneous localization and mapping; coverage path planning

Citation: LI Peng, YANG Caiyun, WANG Shuo. Active local path planning of mobile robots for map construction. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(12): 1765 – 1771

1 引言(Introduction)

近年来未知环境下机器人自主完成同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)的问题吸引了很多学者进行相关的研究^[1-13]. 与传统SLAM问题不同的是自主SLAM是机器人在构图环境信息未知的情况下, 通过环境探索算法自主的选择探索目标并规划相应的探索路径, 在探索路径导航过程中自动地完成对环境的观测、定位以及地图构建的

问题. Bourgault等人提出了一种使用占用栅格地图(occupancy grid map)来描述探索环境, 并采用信息熵来度量环境信息量的大小, 通过优化机器人的移动方向来规划最优的探索路径, 同时使得机器人在环境探索过程中其位姿的不确定性达到最小, 规划探索过程中的信息熵增益达到最大, 以此来解决未知场景下机器人自主SLAM问题^[14]. Stachniss等人提出一种新型的基于栅格覆盖度的度量方法来构建描述环境的

收稿日期: 2018-06-30; 录用日期: 2018-11-21.

†通信作者. E-mail: shuo.wang@ia.ac.cn; Tel.: +86 10-82544525.

本文责任编辑: 张伟.

重点研发计划项目(2017YFB1300103), 国家自然科学基金项目(U1713222)资助.

Supported by the National Key Research and Development Program of China (2017YFB1300103) and the National Natural Science Foundation of China (U1713222).

地图. 不同于占用栅格地图, 它保存的是某一个栅格被物体所覆盖的百分比, 而不是该栅格被占用的概率. 同样通过采用局部信息熵增益最大化, 但是使用不断向距离最近的未知区域进行移动的策略来对环境进行探索^[15]. Leung等人将未知场景下的自主SLAM问题转化成了一个最优控制问题, 通过建立机器人的运动模型和环境的观测模型, 他们使用模型预测控制(model predictive control, MPC)来求取机器人的局部探索轨迹进而控制机器人进行自主的SLAM, 完成环境的构图任务^[16]. Bai等人采用贝叶斯优化方法, 通过对待构图环境进行随机采样获取环境中信息熵的近似分布, 然后利用所得的信息熵分布获得一条使得机器人沿此路径探索后最终的熵增益达到最大的路径^[17]. Arkin等人证明了上述求取一条能够覆盖整个区域的最优路径问题是一个多项式复杂程度的非确定性问题(non-deterministic polynomial, NP)^[18], 要想获得最优解可能需要耗费巨大的计算资源. 与上述方法不同的是本文方法不直接规划路径而是同步构建实时的信息熵地图, 并利用从信息熵地图中提取边缘特征, 动态地获得机器人的参考移动方向来引导机器人进行探索. 在局部信息熵地图上进行探索方向生成的方法不仅计算量小, 而且最终的探索路径平滑连续, 同时具有构图的覆盖度和观测重叠度可控等优点. 此外作者还设计了一种基于模糊评价方法的路径规划策略来引导机器人完成自主移动构图.

作者在搭建的实验平台上进行了多种方法的对比实验, 实验结果也表明本文方法能够动态生成局部构图路径并引导移动机器人完成未知环境的地图构建.

2 基于信息熵理论的局部路径规划方法(Local path planning method based on information entropy theory)

移动机器人在对未知环境进行自主探索和地图构建时, 没有全局地图可以使用, 它需要根据当前的局部观测数据进行路径规划. 本文提出基于信息熵地图的实时机器人局部轨迹生成与跟踪方法, 该方法不直接规划全局的探索轨迹, 而是对局部信息熵地图进行区域划分, 利用划分区域的边界特征动态生成待选的探索方向, 然后再结合转向平滑约束和避障约束来获得最终的转向控制量, 从而动态地实现局部路径的规划.

2.1 信息熵地图的构建方法(Information entropy map construction method)

信息熵是对信息的一种量化度量, 在本文中作者主要通过观测来更新每一个栅格的信息熵. 对于一个离散的随机变量 X , 其可能取值为 X_1, X_2, \dots, X_n , 定义随机变量 X 取 X_i 的概率为 $P(X_i)$, 则一种信息熵被定义为

$$H_X = - \sum_{i=1}^n P(X_i) \log_2(P(X_i)). \quad (1)$$

栅格地图中每一个栅格的状态只有两种, 即空闲、障碍, 因此其状态取值只有两种. 对于某一个栅格 C_i , 其状态的信息熵定义为

$$H_i = -P(C_i) \times \log_2 P(C_i) - (1 - P(C_i)) \times \log_2(1 - P(C_i)), \quad (2)$$

其中 $P(C_i)$ 表示栅格 C_i 处存在障碍物的概率.

由于传感器存在着噪声等其它干扰因素, 作者定义一个更新方程来对栅格 C_i 的状态进行平滑更新, 该更新方程为

$$P_k(C_i) = \alpha_i \tilde{P}_k(C_i) + (1 - \alpha_i) P_{k-1}(C_i), \quad (3)$$

\tilde{P}_k 是第 K 时刻通过观测而得到的对栅格 C_i 的状态:

$$\tilde{P}_k(C_i) = \begin{cases} 1, & \text{栅格 } C_i \text{ 存在扫描点,} \\ 0, & \text{扫描线通过栅格 } C_i, \end{cases} \quad (4)$$

$P_{k-1}(C_i)$ 是第 $K-1$ 时刻的状态估计, α_i 是更新系数. 本文定义一个均值为 C_0 方差为 Σ 的二维的高斯函数 $G(C_i)$ 来计算栅格 C_i 的更新系数 α_i .

$$\alpha_i = G(C_i) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|\Sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(C_i - C_0)^T \Sigma^{-1}(C_i - C_0)}, \quad (5)$$

其中 C_0 为激光雷达扫描数据中心所在的栅格,

$$\Sigma = \begin{bmatrix} R & 0 \\ 0 & R \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix},$$

R 为激光雷达的最大扫描半径. 当从雷达中获取扫描数据后, 根据式(3)和机器人的当前位置在上一节构建的信息熵地图中的相应位置更新机器人所在区域的信息熵.

2.2 信息熵地图的边缘提取方法(Information entropy edge extraction method)

从信息熵地图的定义可知信息熵 $H_i \in [0, 1]$, 给定一个阈值 $T \in [0, 1]$ 对信息熵地图进行处理, 将其分为高信息熵和低信息熵区域, 分别代表着未知区域和已知区域(见图1). 具体的划分方法为

$$\text{区域划分} = \begin{cases} \text{未探索区域, } H_i > T, \\ \text{已探索区域, } H_i \leq T. \end{cases} \quad (6)$$

在构图过程中, 由于传感器, 例如激光雷达, 在距离观测对象较远时, 观测对象表面单位长度上扫描线的数目会变得更少, 观测分辨率也随之降低, 只有当传感器与被观测对象之间的距离在一定范围之内时, 此时的观测才可作为有效观测, 因为它限制了观测精度的下界. 直接采用上述路径进行构图同时保证有效

观测时, 相邻扫描区域之间将会存在较大的重叠. 为了控制这种重叠, 作者通过调整信息熵地图构图时的栅格尺度, 使得信息熵地图与生成地图的构图尺度不同, 这样虽然在信息熵地图上存在着重叠, 但是在最终生成的地图上的是不存在重叠或者重叠度是可控的. 通过调整栅格尺度, 使得对于相同扫描距离, 对应得到更新的栅格距离更远, 这也意味着信息熵的边缘将会比在生成地图上扩展更远的距离.

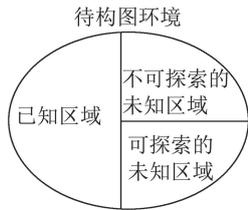


图 1 构图区域的划分

Fig. 1 Division of map area

图2(a)中的虚线大圆是信息熵地图上一次观测所覆盖的区域, 而实线小圆则是生成地图上的一次有效观测所覆盖的区域. 在图2(b)中, 虚线大圆与信息熵地图中的边缘相切, 如果以这种方式探索, 随着机器人的移动在信息熵地图上所覆盖的观测区域有一半是重叠的, 但是在图2(a)中, 可以看到通过尺度缩放策略处理后, 在生成地图上的有效观测区域之间是相切的, 没有重复. 通过调整合适的尺度系数也可以调节有效观测之间的重叠度. 假定新的栅格尺度为 $R'_g = \lambda R_g$, $\lambda \in (0, 2]$. 当 $\lambda = 2$ 时物理尺度上观测所覆盖的区域和已扫过区域的边界相切, 完全没有重叠, 如图2(a)所示; 当 $\lambda = 1$ 时物理尺度上观测所覆盖的区域有一半相切, 如图2(b)所示; 当 λ 的值逐渐减小趋近于 0 时, 观测所覆盖的区域与已经观测过的区域的重叠度逐渐增大, 直至趋近于完全重叠. 调整 λ 可以控制相邻观测的间距, 进而调节相邻观测区域重叠度的大小.

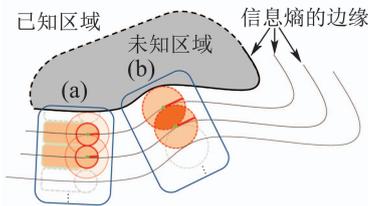


图 2 观测区域重叠度调整方法

Fig. 2 Observed area overlapping degree adjustment method

2.3 局部探索路径的规划(Local exploration path planning)

当获取了局部信息熵的边缘信息后, 由上节的分析可知机器人沿着在新尺度下提取的边缘移动就能够保证相邻观测区域具有合适的重叠度. 在构图开始前, 由于全局的地图还未构建, 因而没有整个环境的地图来做路径规划, 所以本文在构图开始时并没有进

行全局的路径规划, 而是从动态更新的局部信息熵地图中提取边缘信息和定义边缘选择策略来获取最有价值的边缘以及对应的移动方向. 初始的探索状态是环绕着未探索区域的边界进行构图, 如图3(a)所示.

当发现在探测范围内存在物体时, 机器人会主动进入环绕探索模式, 沿着物体的外边缘探索如图3(b)所示. 由于障碍物内部区域是不可探索的, 其信息熵不会随着观测而降低而包围该区域的外部却是可以观测的, 随着环绕观测的进行, 边界区域的信息熵很快下降到最低, 最终障碍物周围的信息熵的边界收敛到障碍物的边缘. 这样就把障碍物区域从可探索的未知区域内孤立出来而移除掉. 这种分离机制能够确保始终是在探索可以获取新信息的未知区域而不是一直环绕不可探索的未知区域, 一个包含有一个障碍物的边缘选择过程如图3(a)–3(f)所示.

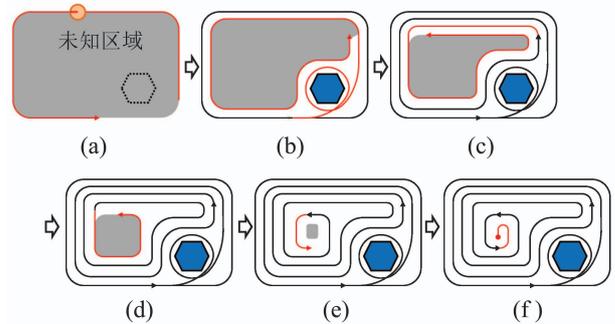


图 3 局部探索边缘的选择

Fig. 3 Local exploration of edge selection

当障碍物边缘的信息熵的大小下降到一个较低的数值时, 标记该区域为不可探索的未知区域. 障碍物环绕模式结束并立刻切换到未知边界的跟踪过程. 当未知区域的边界消失后, 此时全局的地图已经得到大部分更新, 机器人会在更新过的全局地图中搜索没有标记为不可探索的未知区域, 然后移动到新的区域进行新探索过程, 整个边界的环绕、标记、搜索过程循环进行, 具体过程如上图4所示, 直到不存在可探索的未知区域, 此时整个构图过程结束.

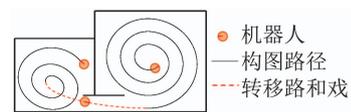


图 4 探测区域转移机制

Fig. 4 Detection area transfer method

通过以上方法动态生成的路径, 其形态不规则, 较难提取稳定的数值目标控制量来设计控制器. 本文使用模糊评价法并结合转向平滑约束和避障约束来构造一个综合价值评估函数对当前的移动方向进行评估并获得最终的转向控制量控制机器人进行轨迹跟踪和构图.

a) 基于模糊综合评价的价值评估. 作者分别测量机器人沿着图5所示的7个方向进行移动, 直到到达最近的划分边界时, 所移动的最长栅格数 G_i , 但只对其中标号2-6的5个方向进行价值评估. 在获取栅格 G_i 后, 使用最大探测距离 D_{max} 对 G_i 进行归一化处理, 将移动的最长栅格数转化为单位移动步长, 以消减尺度变化对模糊评价的影响:

$$D_i = \begin{cases} \frac{G_i}{D_{max}}, & i = 2, 4, 6, \\ \frac{G_i}{(D_{max} \cos(\frac{\pi}{4}))}, & i = 1, 3, 5, 7. \end{cases} \quad (7)$$

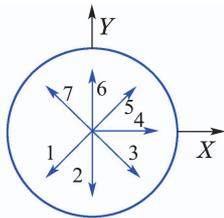


图5 局部信息熵分布的测量方向

Fig. 5 Measurement direction of local information entropy distribution

对机器人当前第 n 个方向进行价值评估时, 作者同时考虑与它相邻的 $n-1$ 和 $n+1$ 两个方向, 将三者合并成一个元组 (D_{n-1}, D_n, D_{n+1}) 作为模糊评价的一个输入. 定义模糊综合评价法的输入模糊集为{PS, PM, PB}, PS表示该方向距离边缘较近, PM表示该方向距离适中, 而PB表示该方向距离边缘非常远或者没有探测到边缘. 输出模糊集为{PE, PS, PM, PB}, 它反应了对应评价的价值大小, PE表示沿着该方向将会获取最小的评估值. 输入输出变量的隶属度函数以及相应的论域划分形式分别如图6-7所示. 通过对从局部信息熵地图中获取的路径进行类型分析和归纳, 然后针对每一种给定的输入 (D_{n-1}, D_n, D_{n+1}) , $D_n \in \{PS, PM, PB\}$, 本文都给出了相应的价值评估. 结合该评估制定了以下模糊规则, 如表1-3所示.

采用图6-7所述的隶属度函数对输入进行模糊化处理, 然后应用模糊规则对标号为2, 3, 4, 5, 6的5个方向分别进行价值评估:

$$V_f^i = \text{Fuzzy}(D_{n-1}, D_n, D_{n+1}), i = 2, \dots, 5. \quad (8)$$

表1 模糊评价表($D_n=PS$)

Table 1 Fuzzy rules for evaluation($D_n=PS$)

D_{n-1}	D_{n+1}		
	PS	PM	PB
PS	PE	PE	PE
PM	PE	PE	PE
PB	PE	PE	PE

表2 模糊评价表($D_n=PM$)

Table 2 Fuzzy rules for evaluation($D_n=PM$)

D_{n-1}	D_{n+1}		
	PS	PM	PB
PS	PE	PE	PE
PM	PE	PS	PM
PB	PE	PM	PB

表3 模糊评价表($D_n=PB$)

Table 3 Fuzzy rules for evaluation($D_n=PB$)

D_{n-1}	D_{n+1}		
	PS	PM	PB
PS	PM	PS	PM
PM	PE	PM	PB
PB	PB	PB	PS

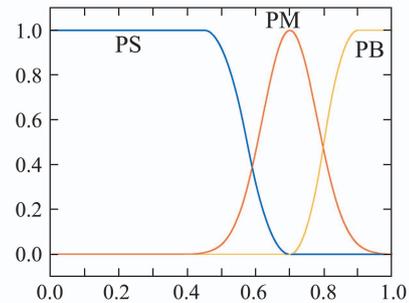


图6 步长D的隶属函数及论域划分

Fig. 6 Universe partition and memberships of D

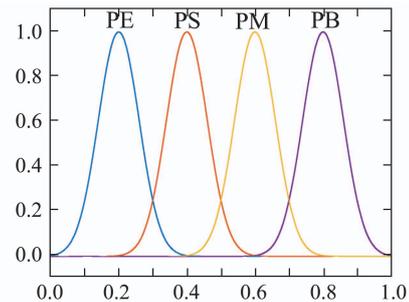


图7 价值 V_f 的隶属函数及论域划分

Fig. 7 Universe partition and memberships of V_f

b) 转向平滑约束下的最佳方向评估. 价值评估只给出某一方向价值大小, 并没有考虑移动机器人转向的平滑性. 为使移动机器人的转向平滑, 作者在计算最终的转向时引入了机器人转动所带来的能量损耗约束. 损失函数 $L(\theta)$ 定义为

$$L(\theta_i) = -k(\theta_i - \theta_0)^2, i = 2, 3, 4, 5, \quad (9)$$

其中: θ_i 是上一次决策的转角, k 为损失系数. 待评估的方向与机器人当前移动方向的夹角差别较大时, 转

向带来的能量损耗就会增大, 选择该方向的价值也会减少。

c) 避障约束的方向价值评估. 移动机器人需要主动的检测障碍物并采取有效的避障策略使其始终与环境中的物体保持一定的安全距离. 当移动机器人与物体的距离过近时, 这里采用与上述步长测试类似的方法测量移动机器人周围方向标号2-6的5个方向距离障碍物的长度 S_θ , 定义碰撞损失函数 $C(\theta)$:

$$C(\theta) = \begin{cases} -1, & S_\theta \leq R + D_s, \\ 0, & S_\theta > R + D_s. \end{cases} \quad (10)$$

d) 综合了局部路径模糊评价、机器人平滑转向和主动避障3种评估的最佳方向选取规则如下:

综合价值评估函数:

$$V(\theta) = V_i(\theta) + L(\theta) + C(\theta). \quad (11)$$

计算最优的移动方向:

$$\theta^* = \arg \max_{\theta=\theta_i, i=2,3,\dots,6} V(\theta). \quad (12)$$

由于本文只对图5中标号2-6的方向进行评估, 评估方向之间的间隔较大, 直接使用评估结果去控制有可能会使得机器人的转向非常剧烈, 进而影响数据采集. 所以这里引入转向平滑函数来处理这种跳变, 该函数定义为

$$\tilde{\theta}_{\text{steer}} = \theta^* + \min(|\theta^* - \theta_{\text{steer}}|, \theta_{\text{max}}) \times \text{sgn}(\theta^* - \theta_{\text{steer}}). \quad (13)$$

该函数限制每次决策后机器人转向的最大调整量为 θ_{max} , 以此来平滑转向。

3 试验结果(Experiment result)

3.1 评价指标设计(Evaluation indicator design)

本文主要从机器人构图移动路径的长度、路径的平滑度、探测环境的覆盖度以及算法执行时间4个方面来与已有算法进行对比:

1) 机器人移动路程, 使用安装在机器人上的编码器来测量整个构图过程中机器人移动的距离;

2) 构图轨迹的平滑度, 计算机器人所有相邻轨迹采样点处机器人朝向变化绝对值的平均值;

3) 构图总耗时, 通过设置定时器测量算法启动到最终算法完成自动退出所经历的时间;

4) 构图观测区域的相对覆盖度, 计算每种方法构图所覆盖的空间体积并求最大值, 最后计算其与最大值的比值。

3.2 实验结果(Experimental results)

为了验证本文方法的可行性, 作者搭建了硬件平台, 在相同的测试环境和相同的实验平台下, 与另外两种算法进行了多次的现场试验测试(见图8)。

移动平台采用Turtlebot机器人, 在机器人的顶部安装了一个Velodyne激光雷达, 每秒进行10次数据采

集, 此外作者还配置了主频3.5 GHz i7 CPU和16 G内存的主机作为计算平台. 在Linux系统下利用ROS实现了本文所提出的算法和另外两种算法, 以及相关硬件接口软件。



图 8 实验室场景构图实验

Fig. 8 Experiments to create maps in the lab

作者在一个典型的实验室环境下进行了多次的现场试验. 在试验中作者将每种算法的输出结果进行同步记录, 存入到单独的日志文件中. 日志内容主要包括每一种算法所生成的地图和机器人在构图时的轨迹、转向设置和速度变化以及算法的执行时间等参数. 最后将所有数据汇总, 计算出评价指标里的各项参数同时绘制地图和机器人轨迹。

文献[3]中采用贝叶斯优化算法, 先求出一个目标位置, 然后使机器人沿着直线移动到目标位置. 该目标位置能够使得当前局部区域的信息熵增益最大, 在获得该目标位置后机器人开始移动, 到达目标位置或者在途中遇到障碍物时重新进行贝叶斯优化计算目标位置. 文献[10]则始终选择距离当前位置最近且没有访问过的目标位置, 并通过快速随机树搜索算法规划一条从机器人当前位置到目标位置的最短路径, 并沿着这条路径移动, 当途中遇到障碍物时重新选择目标并再次进行规划路径和移动, 直至所有的构图区域内找不到合适的目标位置时结束。

从表4中可以看出, 本文方法与文献[3,10]相比, 本文算法在各项指标上都具有一定的改进. 具体的构图结果如图9所示. 图9上部3幅图是算法输出的三维点云地图在XY平面的投影, 其中图9(a)-9(c)分别是文献[3]和文献[10]和本文方法的结果, 图中红色曲线是机器人构图时的移动轨迹, 图9(d)-9(f)分别是3种方法最终输出的点云地图. 从图9中可以看出, 本文方法的构图路径相对较平滑, 没有明显的折线, 生成点云的密度和空间覆盖区域也相对较好。

表 4 试验结果对比

Table 4 Detailed comparison of experimental results

	文献[3]	文献[10]	本文方法
移动路程/m	25.41	32.13	18.45
平均转角/rad	0.82	0.80	0.15
构图时长/min	17	21	6
相对覆盖度/%	56	81	100

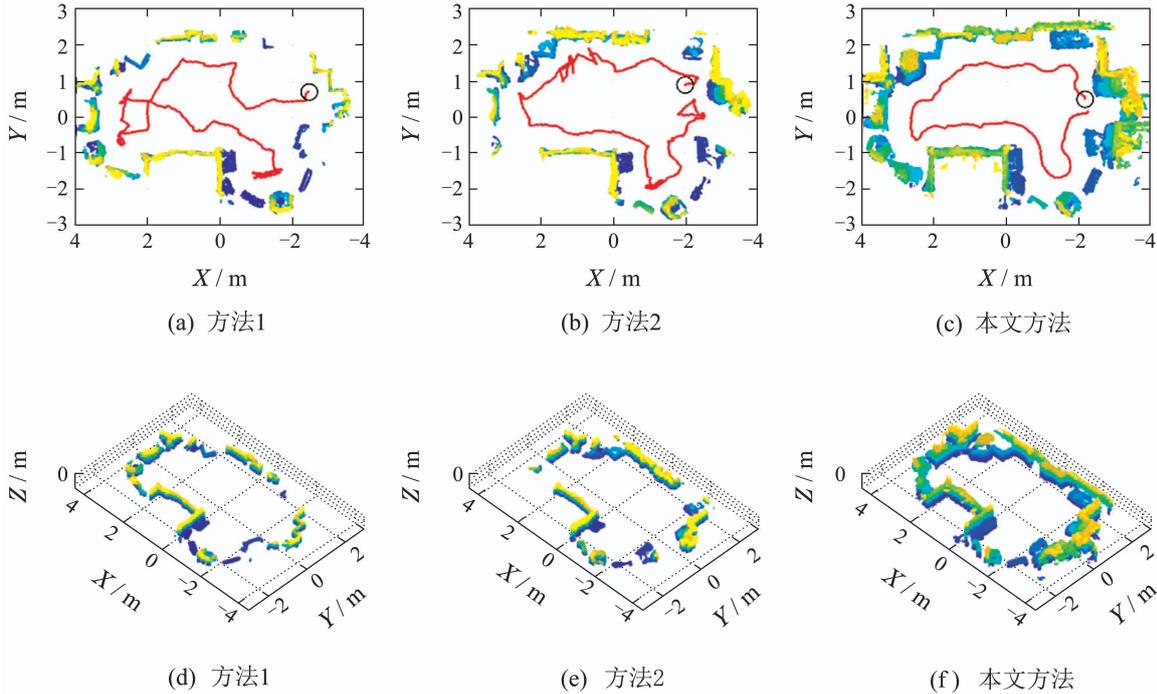


图9 相同场景下的构图轨迹和构图效果对比

Fig. 9 Comparing the composition trajectory and composition results in the same scene

4 讨论与分析(Discussion and analysis)

本文基于动态的更新的信息熵地图,在新的栅格尺度上提取边缘信息并综合移动机器人的避障需求和转向平滑要求选择最终的移动方向.同时采用本文方法也能够保证机器人在有限的时间内实现算法所定义的功能,对环境中可探索的区域进行较为全面的探索.

a) 本文采用二维高斯函数对信息熵地图进行更新,使得栅格的信息熵能够连续的变化,同时使用固定阈值的二值化方法对有限大小的信息熵地图进行处理,因此最终能够获得一条由连续简单闭曲线所构成的等高线.由Jordan曲线定义可知上述等高线是一条Jordan曲线,该曲线将一个平面划分为两个区域,即内部区域和外部区域,在本文中这两区域分别指未探索区域和已探索区域.在未探索区域中,障碍物的分布情况未知,可假定该区域中不存在障碍物,因此在未探索区域中不存在因障碍物的遮挡所形成的局部空洞,所以在该区域内任意简单连续的闭曲线的内部仍在其内部,根据单连通域的定义可知该区域是由上述Jordan曲线所围成的一个单连通域,它包含着所有机器人将要进行探索的未知区域.

b) 采用本文所述的方法,当机器人环绕单连通域的边界对其进行完整的一周探测时,整个单连通域的边界向内至少收缩 λR 个距离,当把障碍物所在的区域分离出去时,边界收缩的更多.设单连通域

的面积为 S_d ,它的初始外接圆的半径为 R_c ,机器人经过 k 周的环绕观测后该外接圆的半径为 $R_c^k = R_c - k\lambda R$,则有

$$\lim_{k \rightarrow \frac{R_c}{\lambda R}} S_d \leq \lim_{k \rightarrow \frac{R_c}{\lambda R}} S_c = \lim_{k \rightarrow \frac{R_c}{\lambda R}} \pi (R_c - k\lambda R)^2 = 0. \quad (14)$$

当沿着单连通域的边界最多进行 $R_c/(\lambda R)$ 次的环绕观测后,单连通域的面积趋近于0,此时没有可以用来计算机器人移动方向的边界,整个移动机器人沿着该单连通域自主构图过程结束.根据上节所述,机器人会全局搜索寻找新的单连通域进行探索,若全局搜索都没有发现新的区域,则整个自主构图过程结束,算法执行完毕.

c) 设初始覆盖整个环境的区域记为 D_e ,机器人正在进行处理的区域记为 D_p ,假定第 m 个障碍物所覆盖的区域为单连通域,并记为 D_b^m ,环境中移动机器人可以移动进行观测的区域记为 D_a .由上文所述可知,要构图的环境可以分为没有遮挡的机器人可以移动进行观测的区域,如 D_a ,和由于障碍物的存在或者由于机器人物理尺寸约束而不能进行观测的区域,如 $D_b^1, D_b^2, \dots, D_b^m$.整个环境可表示为

$$D_e = D_a \cup \{D_b^1 \cup D_b^2 \cup \dots \cup D_b^m\}. \quad (15)$$

假定机器人正在进行处理的区域为环境的所有区域,由上文所述可知,在探测到障碍物时,移动机器人会通过环绕其边界和跟踪状态切换将障碍物所在

区域 D_b^m 与当前正在处理的区域 D_p 进行分离, 不再进行探索:

$$D_p = D_e \setminus D_b^1 \cup D_b^2 \cup \dots \cup D_b^m = D_a. \quad (16)$$

所以机器人最终进行探索的区域是环境中所有机器人可以到达的区域 D_a , 由式(14)可知 D_a 的面积 S_D 最终趋于0, 也即机器人对其可以到达的区域 D_a 进行了完整的探索.

5 结论(Conclusions)

本文提出了一种基于实时构建的信息熵地图动态生成局部探索路径的方法, 并利用从信息熵地图中提取的特征和新的扩展尺度地图来优化生成的局部探索路径, 调节相邻观测区域之间的重叠度以提高构图效率, 其次本文还结合转向约束和避障约束设计一种基于模糊评价方法的路径规划策略来引导机器人完成自主移动构图. 试验结果表明本文方法能够动态生成局部探索路径并引导移动机器人自主对未知环境进行地图构建.

参考文献(References):

- [1] VALLVÉ J, ANDRADE-CETTO J. Potential information fields for mobile robot exploration [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2015, 69(C): 68 – 79.
- [2] XU K, ZHENG L, YAN Z, et al. Autonomous reconstruction of unknown indoor scenes guided by time-varying tensor fields [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2017, 36(6): 202.
- [3] LEUNG C, HUANG S, DISSANAYAKE G. Active SLAM in structured environments [C] //2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Pasadena, CA, USA: IEEE, 2008: 1898 – 1903.
- [4] JADIDI M G, MIRO J V, DISSANAYAKE G. Mutual information-based exploration on continuous occupancy maps [C] //2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Hamburg, Germany: IEEE, 2015: 6086 – 6092.
- [5] CHEN Jiaqian, HE Yan, JIANG Jingping. Map building with autonomous mobile robot in the structured indoor environment [J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(4): 767 – 772. (陈家乾, 何衍, 蒋静坪. 自主移动机器人的室内结构化环境地图构建 [J]. *控制理论与应用*, 2008, 25(4): 767 – 772)
- [6] GALCERAN E, CARRERAS M. A survey on coverage path planning for robotics [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2013, 61(12): 1258 – 1276.
- [7] VALLVÉ J, ANDRADE-CETTO J. Active pose SLAM with RRT* [C] //2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Seattle, WA, USA: IEEE, 2015: 2167 – 2173.
- [8] KIM A, EUSTICE R M. Perception-driven navigation: Active visual SLAM for robotic area coverage [C] //2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Karlsruhe, Germany: IEEE, 2013: 3196 – 3203.
- [9] MAUROVIĆ I, SEDER M, LENAC K, et al. Path planning for active SLAM based on the D* algorithm with negative edge weights [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 48(8): 1321 – 1331.
- [10] YAMAUCHI B. A frontier-based approach for autonomous exploration [C] //Proceedings 1997 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation CIRA'97. Malatya, Turkey: IEEE, 1997: 146 – 151.
- [11] MENG Z, SUN H, QIN H, et al. Intelligent robotic system for autonomous exploration and active SLAM in unknown environments [C] //2017 IEEE/SICE International Symposium on System Integration. Taipei, Taiwan: IEEE, 2017: 651 – 656.
- [12] TRIVUN D, ŠALAKA E, OSMANKOVIĆ D, et al. Active SLAM-based algorithm for autonomous exploration with mobile robot [C] //2015 IEEE International Conference on Industrial Technology. Seville, Spain: IEEE, 2015: 74 – 79.
- [13] CHAVES S M, EUSTICE R M. Efficient planning with the bayes tree for active SLAM [C] //2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Daejeon, South Korea: IEEE, 2016: 4664 – 4671.
- [14] BOURGAULT F, MAKARENKO A A, WILLIAMS S B, et al. Information based adaptive robotic exploration [C] //2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Lausanne, Switzerland: IEEE, 2002: 540 – 545.
- [15] STACHNISS C, BURGARD W. Exploring unknown environments with mobile robots using coverage maps [C] //International Joint Conference on Artificial Intelligence. Halifax, Canada: IEEE, 2003: 1127 – 1134.
- [16] LEUNG C, HUANG S, DISSANAYAKE G. Active SLAM using model predictive control and attractor based exploration [C] //2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Beijing, China: IEEE, 2006: 5026 – 5031.
- [17] BAI S, WANG J, CHEN F, et al. Information-theoretic exploration with Bayesian optimization [C] //2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Daejeon, South Korea: IEEE, 2016: 1816 – 1822.
- [18] ARKIN E M, FEKETE S P, MITCHELL J S. Approximation algorithms for lawn mowing and milling [J]. *Computational Geometry*, 2000, 17(1/2): 25 – 50.

作者简介:

李朋 (1988–), 男, 博士研究生, 主要研究方向为智能机器人系统、机器人定位与地图构建等, E-mail: lipeng2015@ia.ac.cn;

杨彩云 (1977–), 女, 副研究员, 主要研究方向为机器人同时定位与地图构建、图像处理与分析、智能机器人等, E-mail: caiyun.yang@ia.ac.cn;

王硕 (1973–), 男, 研究员, 目前研究方向为智能机器人、仿生机器人、多机器人系统, E-mail: shuo.wang@ia.ac.cn.