

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/334139272>

Multi-Region Coverage Method Based on Cost Map and Minimal Tree for Mobile Robot

Article in *Jiqiren/Robot* · April 2015

CITATIONS

0

READS

42

5 authors, including:



Zonghai Chen

University of Science and Technology of China

228 PUBLICATIONS 511 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



Peng Wang

The University of Sheffield

59 PUBLICATIONS 206 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



Qibin Zhang

University of Science and Technology of China

21 PUBLICATIONS 29 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



Bao Peng

University of Science and Technology of China

10 PUBLICATIONS 28 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



Theory and Method of Complex System Modeling, State Estimation and Management Control [View project](#)



Modeling, simulation and control of complex systems; pattern recognition and intelligent machines; new energy vehicles and distributed micro grid [View project](#)

基于代价地图和最小树的移动机器人多区域覆盖方法

孙 建, 陈宗海, 王 鹏, 张启彬, 包 鹏

(中国科学技术大学自动化系, 安徽 合肥 230027)

摘 要: 提出一种基于代价地图和最小树的多区域覆盖方法. 首先, 确定先验静态地图的栅格代价, 并将静态地图转化成动态代价地图; 然后, 将代价地图分割成若干个区域块, 对区域块再作 Boustrophedon 单元分割处理, 得到子区域信息; 最后, 根据子区域间的邻接关系构建图, 图中的各节点代表一个子区域. 将基于最小树的子区域规划算法应用于该图得到子区域规划序列, 应用基于代价地图和 Dijkstra 算法的区域转移算法得到区域间转移路径, 子区域内使用往返覆盖策略, 以此实现区域的全覆盖. 将本文提出的多区域覆盖方法在线应用于多种结构场景中, 实验结果表明, 相对于传统的区域覆盖方法, 本文方法可以有效提高移动机器人区域覆盖的效率.

关键词: 移动机器人; 区域覆盖; 代价地图; 最小树; Dijkstra 算法

中图分类号: TP24

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2015)-04-0435-08

Multi-Region Coverage Method Based on Cost Map and Minimal Tree for Mobile Robot

SUN Jian, CHEN Zonghai, WANG Peng, ZHANG Qibin, BAO Peng

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: A multi-region coverage method based on cost map and minimal tree is proposed. First, the cost of cells in priori static map is determined, and then the static map is turned into a dynamic cost map. Then, the cost map is divided into several regions, which are decomposed into sub-regions using Boustrophedon cellular decomposition. Finally, a graph is built according to the adjacency relationship between the sub-regions, in which each node represents a sub-region. The sub-region planning method based on minimal tree is applied to the graph to generate a sub-region planning sequence, the algorithm based on the cost map and Dijkstra algorithm is used to plan a transfer path among different regions, and back and forth coverage strategy is applied to every sub-region to complete the coverage. The multi-region coverage method is applied to completing coverage in different environments on-line, and experimental results show that our algorithm has advantages in improving the efficiency of coverage over traditional methods.

Keywords: mobile robot; region coverage; cost map; minimal tree; Dijkstra algorithm

1 引言 (Introduction)

室内智能机器人因为能服务于日常生活而越来越受到人们的青睐, 区域覆盖作为该应用的理论基础, 得到了学者的普遍关注. 区域覆盖不同于常规的路径规划, 常规的路径规划是指在已知地图中, 规划点与点之间的路径, 其目标是寻找一条从起始点到目标点的无碰撞最小代价路径; 而区域覆盖是在指定区域中, 以一定的运动控制策略, 使得机器人能够遍历整个工作空间, 该过程既要求机器人可以自主避障, 也要使得机器人覆盖空间中的每个单元, 而且尽可能地避免区域重复覆盖. 目前, 基于区域全覆盖的智能机器人在许多领域中已得到广泛应用, 例如: 排雷机器人^[1-2]、割草机^[3-4]、农作

物插秧机或收割机^[5-6]、玻璃清洗机器人^[7]、吸附泄漏石油的机器人^[8-10]等.

文[11]中提到应用覆盖技术时, 需事先在机器人工作空间中作几何结构分解, 即单元分割. 因此, 为了提高机器人工作效率, 很多研究更关注于改进单元分割技术和全区域覆盖技术. Lee 等^[12]通过研究清洁机器人在路径规划中的单元分割技术, 提出用栅格形式来描述工作空间. 一些研究将生物学中的遗传算法和神经网络算法等应用于改进覆盖技术; 如 Yang 等^[13]提出基于神经网络的方法解决清扫机器人在非平稳环境下的自主避障和覆盖问题; Luo 等^[14]提出通过生物激励神经网络来解决覆盖技术中的自主避障问题; Qiu 等^[15]采用神经网络算法来描述环境对区域覆盖性能的影响, 并

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61375079).

通信作者: 陈宗海, chenzh@ustc.edu.cn 收稿/录用/修回: 2015-02-11/2015-04-27/2015-05-01

将该算法与滚动路径规划技术和启发式搜索技术相结合, 提出一种优化的路径规划方法; Luo 等^[16]开发出基于生物激励神经网络技术的多机器人协同系统, 提高系统的协调控制, 使得机器人在工作过程中视其它机器人为动态障碍物, 实现多机器人自主避障和协同工作。

为了提高区域覆盖的效率, 高效的覆盖策略也是必不可少的。关于区域覆盖策略, 近年来国内外学者作了大量研究。针对不同的应用点提出不同的覆盖策略, 主要有随机覆盖策略、单元分解法、基于模板的方法、基于传感器的覆盖方法以及多机器人协同覆盖等^[17]。其中, 单元分解法是目前区域覆盖算法中应用最为广泛的覆盖策略, 该方法是以障碍物为边界, 将空闲区域分解成一些互不重叠的单元, 由于单元内不包含任何障碍物, 机器人可以用比较主流的往返运动来实现子区域覆盖, 以此保证区域的全覆盖; 单元分解方法主要包括 Trapezoidal 分解法和 Boustrophedon 分解法。

针对多区域环境 (例如包含房间和走廊的环境), 传统覆盖方法一方面没有考虑类似走廊结构化明显的主方向问题; 另一方面忽略了房间和走廊的连通性问题, 这些问题都会降低机器人在多区域环境的覆盖效率。针对上述问题, 本文提出一种基于代价地图和最小树的移动机器人多区域覆盖方法。将已知静态地图转化成代价地图, 并对地图完成分割得到子区域信息, 利用基于最小树的子区域规划方法得到区域排序序列; 用 Dijkstra 算法实现区域之间的转移路径。本文以实体实验方式验证了多区域覆盖算法的正确性和有效性, 实现了不同规格场景的全覆盖。

2 栅格代价分配 (Allocation of the cell cost)

为实现室内区域覆盖, 本文使用 2D 栅格地图, 栅格大小为 $5\text{ cm} \times 5\text{ cm}$ 。令 $d(p)$ 为世界坐标系下某一栅格 p 到障碍物的最小欧氏距离, 栅格 p 的代价值记为 $C(p)$ 且服从:

$$C(p) = Q(d(p)) \quad (1)$$

其中, Q 函数为变量 $d(p)$ 的递减函数, 该函数可以将世界坐标下的距离值转换为代价地图中的栅格代价值。

代价分配可以认为是障碍物占据栅格代价值的传播过程, 其值大小与 $d(p)$ 值成反相关, 代价值分配由式 (1) 实现。为此, 本文定义 3 类栅格集合及对应的代价值:

(1) Lethal, 记 $\text{Lethal} = \{p | d(p) = 0\}$; 集合代价值为 254。

(2) Occupied, 记 $\text{Occupied} = \{p | d(p) \leq R\}$, 其中 R 为机器人半径; 集合代价值区间为 $[128, 253]$ 。

(3) FreeSpace, 记 $\text{FreeSpace} = \{p | d(p) > R\}$; 集合代价值区间为 $[0, 127]$ 。

地图栅格代价值分配图如图 1 所示, 其中 R_1 为代价地图膨胀半径。依据此栅格代价分配图, 可以将初始静态地图转化为动态代价地图, 在实际机器人区域覆盖过程中, 激光检测到的障碍物信息会实时更新到代价地图上。所以, 本文提出的多区域覆盖方法基于代价地图可以为机器人实现自主避障以及路径规划等功能提供环境的实时信息。

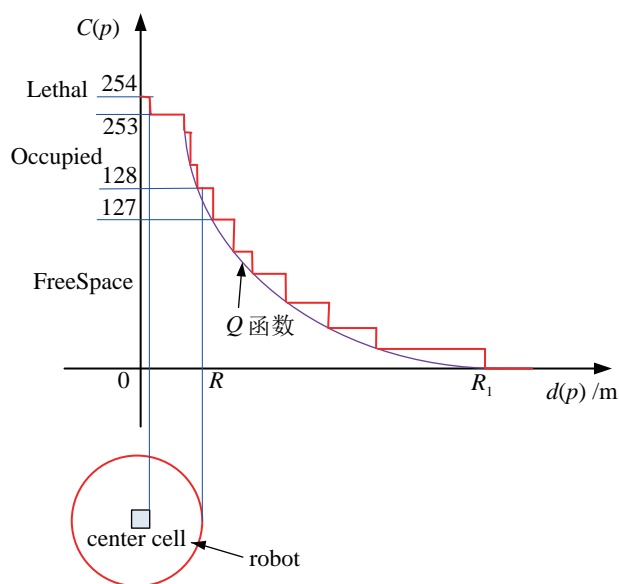


图 1 代价地图栅格代价分配图

Fig.1 Allocation of the cell cost in cost map

3 代价地图分割 (Division of the cost map)

Choset 等^[18]通过改进 Trapezoidal 分解法而提出 Boustrophedon 分解法, 本文实现区域覆盖采用的是 Boustrophedon 单元分解法, 该方法通过给定一条有方向切线, 从左向右 (从上到下) 扫过工作区域, 切线扫过区域的连通性发生改变时会生成新的单元: 当连通性增加时, 旧单元结束, 多个新的单元生成; 相反, 连通性减少时, 多个旧单元结束, 新单元生成。Boustrophedon 分解法避免了相邻单元之间不必要的往返运动, 有效减少了区域的重复覆盖。

针对比较复杂的多区域室内环境, 首先是将代价地图分割成若干个区域块; 然后, 对这些区域块作 Boustrophedon 分解处理, 得到更小的单元信息。单区域块环境可以直接使用 Boustrophedon 分解法

完成区域分割. 为此, 本文作如下定义:

定义 1 Boustrophedon 分解后, 如果一个区域内不存在任何障碍物, 则称该区域为子区域, 如图 2 中 A ~ K 区域.

定义 2 以某子区域开始扩展, 没有越过区域块连通单元, 找到所有直接或间接存在邻接关系的子区域, 这些子区域组成的区域称为区域块 (region), 如图 2 中 1 ~ 6 区域.

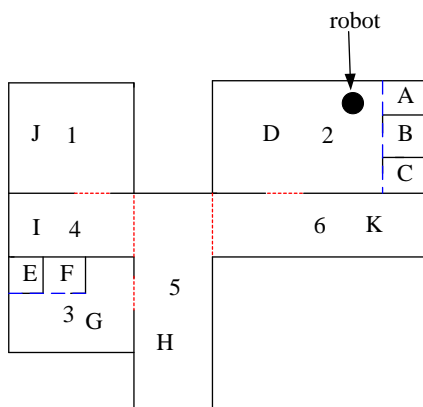


图 2 区域块和连通单元定义示例图

Fig.2 Example of regions and region-connected cells

性质 1

- (1) 每个区域块至少包括一个子区域.
- (2) 代价地图至少包含一个区域块, 若只有一个区域块, 则称为单区域块环境.

定义 3 连接 2 个区域块的单元称为区域块连通单元 (region-connected cell), 如图 2 虚线所示.

性质 2

- (1) 每个区域块连通单元两侧必含有两个子区域.
- (2) 多区域块环境中每个区域块至少含有一个区域块连通单元, 如图 2 中区域块 5 有 3 个区域块连通单元.

机器人在子区域内使用往返策略覆盖时, 沿不同的方向行走转弯次数不同, 导致机器人能耗和时耗也会存在差异, 因此, 在完成覆盖任务过程中, 需要考虑机器人的运动方向. 对于结构化环境, 本文将区域块的主方向作为机器人运动方向, 这种处理既可以提高机器人的覆盖效率, 也符合人类认知习惯.

4 移动机器人区域覆盖算法 (Region coverage algorithm for mobile robot)

4.1 基于最小树的子区域规划算法

定义 4 设图 G 某节点存在 k ($k \geq 2$) 个孩子节点 n_1, n_2, \dots, n_k , 统计以 k 个孩子节点为根节点的

树所包含的孩子节点数, 包含孩子节点数最小的树称为最小树; 最小树对应的 k 个孩子中的节点称为最小树节点; 若最小树节点多于 1 个, 则对应的最小树称为等价最小树.

性质 3

- (1) 若图 G 某节点只存在 1 个孩子节点, 则该孩子节点必为最小树节点.
- (2) 若图 G 某节点为叶节点, 则不存在最小树.

算法 1 基于最小树的子区域规划算法

Input 区域块连通单元信息以及每个区域块中子区域的信息; 代价地图.

Output 子区域的规划序列, 记为 Seq.

(1) 已知某区域块中子区域之间的邻接关系, 可以建立无向图 G , 图 G 中的每个节点代表一个子区域, 节点之间的连线说明对应的子区域存在邻接关系.

(2) 获取机器人的世界坐标, 确定该坐标所属的子区域, 记为 $\text{start_node}(\text{SN})$, 并确定 SN 所在的区域块, 记为 $\text{start_region}(\text{SR})$.

(3) 已知 SR 的未规划子区域节点总数 N , 依照下面规则完成所有子区域节点的规划, 并且用往返覆盖策略完成每个子区域覆盖.

(4) 获取 SN 的未规划邻接节点, 总数记为 M ; 分以下 3 种情况:

①若 M 值为 0, 则按照 Seq 的反向顺序, 找到第一个存在未规划邻接节点的节点, 且将该节点设为 SN, 返回步骤 (4).

②若 M 为 1, 将该未规划邻接节点定为 SN, 且将该节点的状态标记为已规划状态, 并将 N 减 1, 若 N 等于 0, 跳至步骤 (5); 否则, 执行步骤 (4).

③若 M 大于 1, 则将这些未规划邻接节点分别设为定义 4 图 G 的节点, 并搜索最小树节点; 若最小树节点总数是 1, 则应将对应的未规划节点设定为 SN, 否则, 计算从当前位置到等价最小树节点子区域的代价值 (见 4.2 节), 最小代价对应的未规划节点设定为 SN. 将 SN 的状态标记为已规划状态, 并将 N 值自减 1, 若 N 等于 0, 跳至步骤 (5); 否则, 执行步骤 (4).

(5) N 为 0, 说明该区域块已经规划完毕; 则通过区域块连通单元过渡到下一区域块, 获取上一规划的区域块的区域块连通单元, 记其总数为 T .

(6) 若 $T = 1$, 则将该连通单元包含的未规划子区域所在的区域块作为当前目标规划的区域块, 设为 SR, 连通单元包含的未规划子区域定为 SN, 执

行步骤 (3); 否则, 进入下一步。

(7) 计算从当前位置到 T 个连通单元中未规划子区域的路径代价 (见 4.2 节), 将最小代价对应的子区域以及该子区域所在的区域块设为 SN 和 SR, 返回步骤 (3)。

以图 3 为例说明基于最小树的子区域规划算法的思路, 初始代价地图及分割结果如图 2 所示, 机器人初始位置所在的子区域 D 为 SN, 所在的区域块 2 为 SR。图 3(a) 中虚线为区域块连通单元; 图 3(b) 中实线箭头两端的子区域属于同一区域块, 虚线箭头两端的子区域 (区域块) 属于不同的区域。

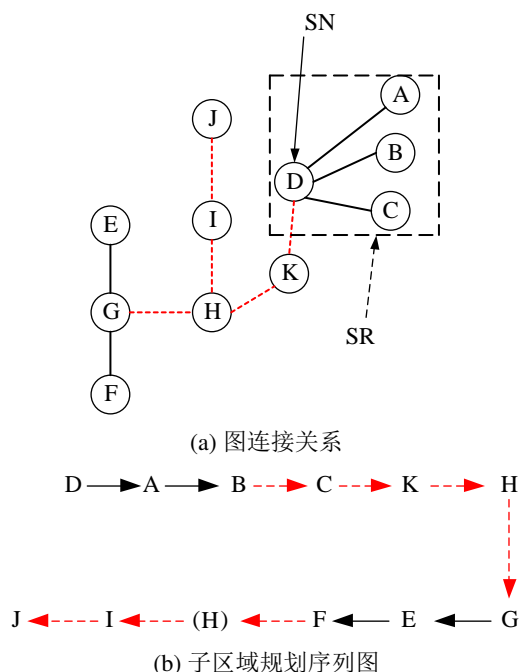


图 3 基于最小树的子区域规划算法步骤示意图

Fig.3 An example for using sub-region planning algorithm based on minimal tree

4.2 基于代价地图和 Dijkstra 算法的区域转移算法

我们先前在不确定环境下的移动机器人路径规划和导航方面作了相关研究^[19-21]。文 [19] 针对传统人工势场中存在的局部陷阱问题, 提出一种基于灰色定性理论的人工势场算法, 并将该算法用于不确定环境下的移动机器人导航任务; 文 [20] 提出一种不确定环境信息下基于方位关系的移动机器人路径规划方法, 可以有效降低不确定信息对路径规划的影响; 文 [21] 提出一种基于分层式强化学习的混合式控制方法, 并将该方法用于未知环境下的机器人导航任务中。基于之前的研究工作, 本节提出基于代价地图和 Dijkstra 算法的区域转移算法, 并将该算法应用于机器人的多区域覆盖中。规划从当前子区域到达另一个与之不相邻的目标子区域的代

价最小的路径, 对于提高机器人的覆盖效率是比较关键的。已知起始和目标栅格的全局坐标, 基于代价地图, 本文应用 Dijkstra 算法实现机器人的全局路径规划。为此, 定义由一系列点组成的一条路径 P :

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\} \quad (2)$$

其中, p_1, p_2, \dots, p_k 表示路径 P 经过的栅格世界坐标点, 点 p_k 必为目标点, 且 k 个点互异的。设定路径 P 总代价为 $C(P)$, 分析路径代价主要包含两部分: 所经栅格自身代价 $C(p_i)$ 和栅格之间的转移代价 $C(p_i, p_{i+1})$, 因此, 路径 P 的代价可以用式 (3) 表示:

$$C(P) = \sum_i C(p_i) + \sum_i C(p_i, p_{i+1}), \quad i = 1, 2, \dots, k-1 \quad (3)$$

$C(p_i)$ 的取值可以在代价地图中直接获取, $C(p_i, p_{i+1})$ 的取值与两栅格间的欧氏距离成正比, $C(p_i, p_{i+1})$ 取值可用式 (4) 表示:

$$C(p_i, p_{i+1}) = l \times d(p_i, p_{i+1}), \quad l > 0 \quad (4)$$

因此, 基于代价地图和 Dijkstra 算法的区域转移算法目标就是寻找一条路径 P , 使得 $C(P)$ 满足:

$$C(P) = \min_{P_m} C(P_m) \quad (5)$$

其中, P_m 是从起始点到目标点的 m 条路径。

依据上述理论指导和目标, 本文提出的区域转移算法如下:

算法 2 基于代价地图和 Dijkstra 算法的区域转移算法

Input 起始栅格 start_cell(SC) 和目标栅格, goal_cell(GC) 的世界坐标, 代价地图, 标定 SC 到其它栅格的初始代价值为无穷大。

Output 一条代价最小的路径: $P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$

(1) 若 $GC \in \text{Lethal}$, return; 否则, 执行下一步。

(2) 获取 SC 四邻域栅格 c_j^k ($j = 1, 2, 3, 4, k = 1$), 用式 (6) 更新 SC 到 c_j^k 的代价 C_{1j}^k ;

$$C_{1j}^k = C(c_j^k) + C(\text{SC}, c_j^k) \quad (6)$$

(3) 获取 c_j^k 的四邻域 c_j^i , $i = k + 1$ 。

(4) 计算 SC 到 c_j^i 的代价值 C_{2j}^i , 路径代价更新原则:

if $C_{2j}^i < C_{1j}^k + C(c_j^i, c_j^k) + C(c_j^i)$
更新 SC 到 c_j^i 的代价值和路径经过栅格;
end if

(5) k 值增 1, 将 c_j^i 中的各栅格设定为 c_j^k , 分别执行步骤 (3), 记录并更新经过 GC 的多条路径, 获得一条最小代价的路径作为目标路径 P .

以图 4 为例, 说明步骤 (4) 的路径代价更新原则. 假设栅格 p 为栅格 q 的四邻域之一, 已知一条由 SC 到栅格 p 代价值为 50 的路径, 由于新的路径代价值: $30 + 10 + 7 = 47 < 50$, 所以 SC 到栅格 p 的路径更新为: SC \rightarrow 栅格 $q \rightarrow$ 栅格 p , 路径代价值更新为 47.

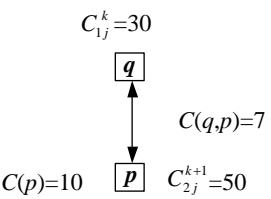


图 4 路径代价更新示例图

Fig.4 Example for updating the path cost

5 移动机器人区域覆盖实验 (Region coverage experiments of mobile robot)

为验证本文的多区域覆盖方法的有效性和普适性, 利用与本文算法具有类似自主探索的 benchmark 算法作定量比较. 该算法同样使用往返覆盖策略且要求机器人具有自主避障能力; 具体做法为: 首先, 完成地图的单元分解; 然后, 在单元内使用往返覆盖策略, 并且在每个单元内部的运动方向与单元分解时的切线方向一致. benchmark 算法自主搜索策略为: 优先覆盖与当前单元相邻的区域; 与当前单元相邻的区域完成覆盖时, 机器人倾向于搜索代价最小的区域.

5.1 实验参数配置

本文使用如图 5 所示的 TurtleBot 移动机器人, 该机器人装配 360° RPLIDAR 激光传感器和里程计, 实验中机器人规格及运动参数如表 1 所示.



图 5 实验 TurtleBot 移动机器人

Fig.5 TurtleBot mobile robot

表 1 机器人规格及运动参数配置表
Tab.1 The specifications of the robot and motion parameters

配置参数	参数值
机器人半径 R	20.0 cm
最大线速度	1.0 m/s
最小线速度	0.1 m/s
线速度加速度	0.5 m/s ²
最大角速度	1.0 rad/s
最小角速度	-1.0 rad/s

实验中两种算法都是基于 ROS 系统, 采用 VS2012 和 Matlab2013 混合编程实现, 式 (4) 中系数 l 根据具体实际环境标定为 50, 地图膨胀半径 $R_1 = R = 20$ cm, 图 1 中 Q 函数如式 (7) 所示:

$$Q(d(p)) = 254 \times \exp\{\alpha[R_1 - d(p)]\}$$
 (7)

其中, α 根据实际环境覆盖效果定为 100.

5.2 实验环境

室内环境下在线验证本文提出的多区域覆盖算法和 benchmark 算法. 设定两种不同结构的实验场地, 第 1 个实验场地是如图 6 所示的多区域环境, 由房间和走廊组成, 面积约 48.5 m², 且环境中存在工作隔间; 第 2 个场地是如图 7 所示的单区域块环境, 面积约 14 m², 且该场地中放有表面光滑且规格为 50 cm 和 70 cm 的立方体动态障碍物.



图 6 场景 1: 房间和走廊组成的多区域块实验场地

Fig.6 The area 1 is a multi-region environment with rooms and corridors

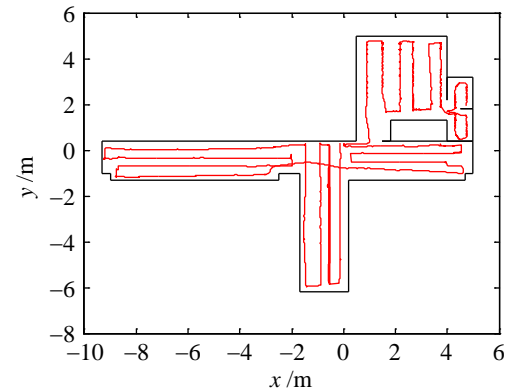


图 7 场景 2: 放有障碍物的单区域块实验场地

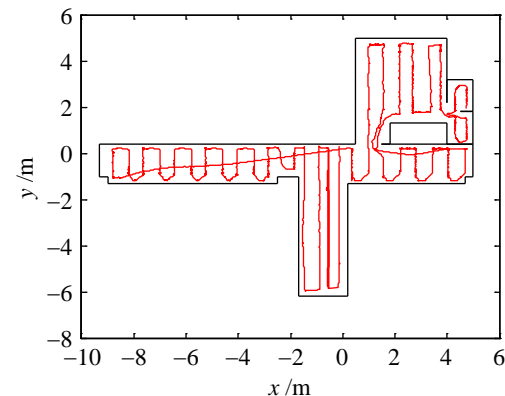
Fig.7 The area 2 is a single-region environment with obstacles

5.3 实验结果与分析

图 8 是上述两种算法在实验场景 1 中的实际覆盖轨迹图, 其中, 图 8(a) 是本文提出的多区域算法下的区域覆盖轨迹, 图 8(b) 是 benchmark 算法下的区域覆盖轨迹.



(a) Coverage result of area 1 in the proposed method



(b) Coverage result of area 1 in the benchmark method

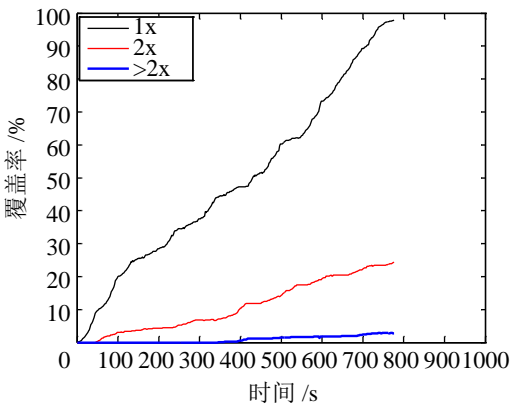
图 8 两种算法在场景 1 的覆盖轨迹图

Fig.8 Result of coverage in area 1 with two kinds of algorithms

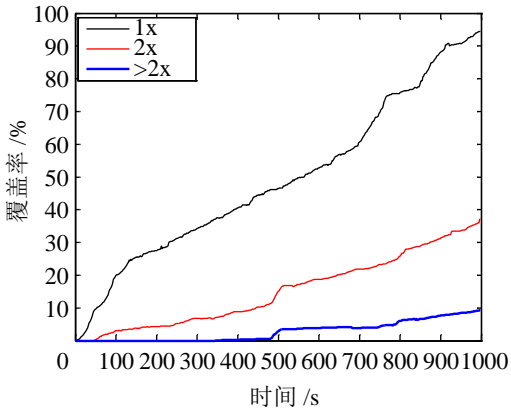
机器人运动时, 基于代价地图中栅格代价的分布, 利用 Dijkstra 算法规划全局路径; 在全局路径指引下, 利用 DWA 算法实现运动控制以及自主避障功能. 因此, 在图 8 中会出现机器人运动轨迹不是水平和垂直的情况, 靠近障碍物角落的区域有遗漏现象. 由于 benchmark 算法没考虑到走廊区域的主方向, 所以机器人就会沿着单元分解的切线方向运动; benchmark 算法忽略了走廊和房间的连通性问题, 机器人就会出现图 8(b) 中在走廊和房间之间穿梭的轨迹.

根据任务的不同, 评价覆盖性能的指标也有所不同. 通常情况下, 覆盖率、重复率以及耗时等参数成为衡量覆盖策略的重要指标. 覆盖率为机器人已覆盖面积占总面积的百分比; 重复率指机器人执行覆盖任务时, 重叠覆盖面积占总面积的百分比,

本文另外定义了二次重复率 (图 9 中 2x 曲线) 和多次重复率 (图 9 中 >2x 曲线); 耗时是指机器人完成指定任务所需要的时间.



(a) Parameters changing in area 1 using the proposed algorithm



(b) Parameters changing in area 1 using the benchmark algorithm

图 9 两种算法在场景 1 中的参数变化曲线图

Fig.9 Parameters changing in area 1 using two kinds of algorithms

相同外部条件下, 图 9 给出了两种算法在场景 1 下的覆盖率、重复率以及耗时参数的变化曲线; 其中, 图 9(a) 为在本文提出的多区域覆盖算法下参数的变化曲线图, 图 9(b) 为 benchmark 算法的参数变化曲线. 表 2 为在实验场景 1 下两种算法的覆盖测试结果, 通过表中的参数对比知本文方法可以高效地完成多区域环境的覆盖.

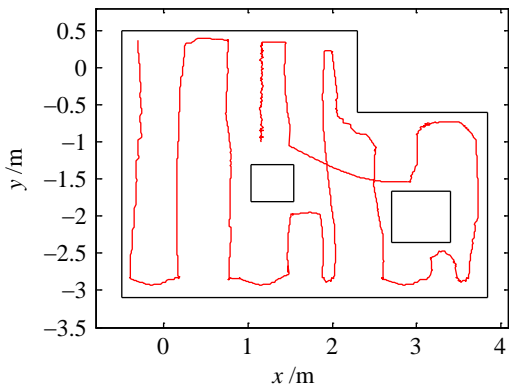
表 2 两种算法在场景 1 中的覆盖测试结果

Tab.2 Results of the coverage test in area 1 using two kinds of algorithms

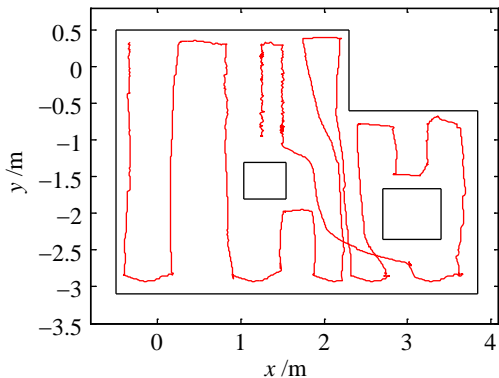
算法	时间 /s	一次覆盖率 /%	二次覆盖率 /%	多次覆盖率 /%
本文算法	776	97.9	24.4	2.8
benchmark 算法	997	94.4	37.1	9.3

图 10 是两种算法在实验场景 2 下的覆盖路径轨迹图; 其中, 图 10(a) 是机器人在本文多区域覆

盖算法下的运动轨迹; 图 10(b) 是机器人在 **benchmark** 算法下的覆盖轨迹图. 图 10 中出现急转弯或者转弯前后轨迹几乎垂直等情况, 主要是因为当机器人将要到达边界时, 两种算法设定机器人在距离边界一定距离时, 线速度逐渐降为 0, 增加角速度完成原地旋转掉头, 可以有效减少机器人在转弯时造成的区域遗漏.



(a) Coverage result of area 2 in the proposed method



(b) Coverage result of area 2 in the benchmark method

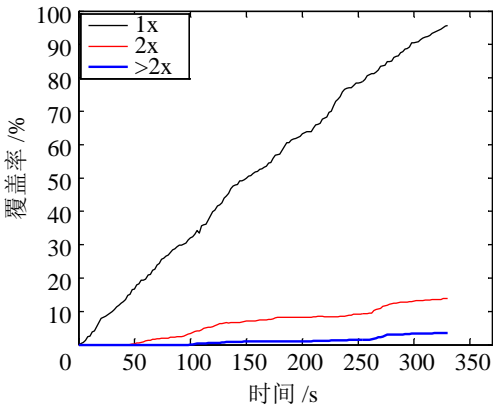
图 10 两种算法在场景 2 的覆盖轨迹图
Fig.10 Result of coverage in area 2 with two kinds of algorithms

表 3 两种算法在场景 2 中的覆盖测试结果
Tab.3 Results of the coverage test in area 2 using two kinds of algorithms

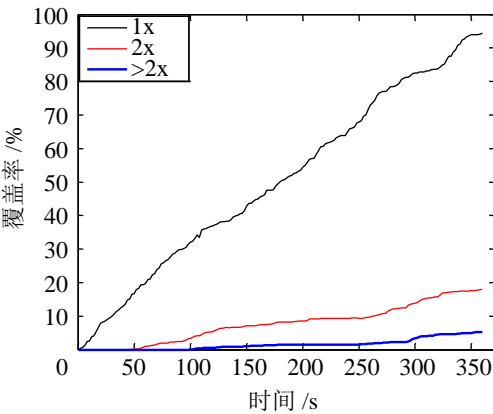
算法	时间 /s	一次覆盖率 /%	二次覆盖率 /%	多次覆盖率 /%
本文算法	329	95.7	13.9	3.6
benchmark 算法	362	94.2	17.9	5.3

相同外部条件下, 图 11 给出了两种算法在场景 2 下的覆盖率、重复率以及耗时参数的变化曲线; 其中, 图 11(a) 为本文提出的多区域覆盖算法下参数的变化曲线图; 图 11(b) 为 **benchmark** 算法的参数变化曲线. 表 3 列出了在场景 2 中两种算法的在线测试结果, 根据表中的参数测试对比结果可

知本文方法在单区域块环境中也具有明显优势, 可以有效提高机器人完成覆盖任务的工作效率.



(a) Parameters changing in area 2 using the proposed algorithm



(b) Parameters changing in area 2 using the benchmark algorithm

图 11 两种算法在场景 2 中的参数变化曲线图
Fig.11 Parameters changing in area 2 using two kinds of algorithms

6 总结 (Conclusion)

本文提出了一种基于代价地图和最小树的机器人多区域覆盖方法, 该方法首先对先验静态地图完成栅格代价分配, 依据先验地图中障碍物的位置来分配其它栅格的代价, 从而将先验静态地图转化成动态代价地图; 然后将已知地图分割成较小规格的区域块, 对区域块完成二次分割, 得到具有邻接关系的子区域. 根据分割后子区域邻接信息可以建立图结构, 将基于最小树的子区域规划算法应用于该图得到子区域规划序列, 利用基于代价地图和 **Dijkstra** 算法的区域转移算法得到区域间的路径, 在子区域之间使用往返覆盖策略, 完成区域的全覆盖.

利用 **benchmark** 方法与本文提出的多区域覆盖方法在相同环境中完成区域覆盖任务, 实验验证了本文算法在多区域覆盖中的正确性和有效性; 并且在单区域块环境中, 本文算法同样也有效, 说明了

本文多区域覆盖算法的普适性.

目前, 本文提出的多区域覆盖算法对分割后区域的微小结构比较敏感, 尤其是区域中向外凸出的栅格, 以后会针对该问题增强该算法的适应性.

参考文献 (References)

- [1] Acar E U, Choset H, Zhang Y G, et al. Path planning for robotic demining: Robust sensor-based coverage of unstructured environments and probabilistic methods[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2003, 22(7/8): 441-466.
- [2] Najjaran H, Kircanski N. Path planning for a terrain scanner robot[C]//31st International Symposium on Robotics. Ottawa, Canada: Canadian Federation for Robotics, 2000: 132-137.
- [3] Zuo L C, Huang Y Y, Hall E L. Region filling operations with random obstacle avoidance for mobile robots[J]. *Journal of Robotic Systems*, 1988, 5(2): 87-102.
- [4] Bosse M, Nourani-Vatani N, Roberts J. Coverage algorithms for an under-actuated car-like vehicle in an uncertain environment [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 698-703.
- [5] Ollis M, Stentz A. Vision-based perception for an automated harvester[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 1997: 1838-1844.
- [6] Oksanen T, Visala A. Coverage path planning algorithms for agricultural field machines[J]. *Journal of Field Robotics*, 2009, 26(8): 651-668.
- [7] Farsi M, Ratcliff K, Johnson P J, et al. Robot control system for window cleaning[C]//American Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 1994: 994-995.
- [8] Jin X, Ray A. Coverage control of autonomous vehicles for oil spill cleaning in dynamic and uncertain environments[C]//American Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 2594-2599.
- [9] Jin X, Ray A. Navigation of autonomous vehicles for oil spill cleaning in dynamic and uncertain environments[J]. *International Journal of Control*, 2014, 87(4): 787-801.
- [10] Song J N, Gupta S, Hare J, et al. Adaptive cleaning of oil spills by autonomous vehicles under partial information[C]//MTS/IEEE Oceans Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 1-5.
- [11] Choset H. Coverage for robotics – A survey of recent results[J]. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 2001, 31(1-4): 113-126.
- [12] Lee T K, Baek S H, Oh S Y, et al. Complete coverage algorithm based on linked smooth spiral paths for mobile robots[C]//IEEE International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 609-614.
- [13] Yang S X, Luo C M. A neural network approach to complete coverage path planning[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2004, 34(1): 718-725.
- [14] Luo C M, Yang S X, Stacey D A, et al. A solution to vicinity problem of obstacles in complete coverage path planning[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2002: 612-617.
- [15] Qiu X N, Song J T, Zhang X J, et al. A complete coverage path planning method for mobile robot in uncertain environments[C]//6th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2006: 8892-8896.
- [16] Luo C M, Yang S X, Stacey D A. Real-time path planning with deadlock avoidance of multiple cleaning robots[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2003: 4080-4085.
- [17] Wong S C, MacDonald B A. Complete coverage by mobile robots using slice decomposition based on natural landmarks [C]//8th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence. Berlin, Germany: Springer, 2004: 683-692.
- [18] Choset H, Pignon P. Coverage path planning: The boustrophedon cellular decomposition[C]//International Conference on Field and Service Robotics. London, UK: Springer, 1998: 203-209.
- [19] 李书杰, 王鹏, 陈宗海. 基于灰色定性理论的非陷阱人工势场 [J]. *控制与决策*, 2013, 28(6): 879-883.
Li S J, Wang P, Chen Z H. Artificial potential field without traps based on grey qualitative theory[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(6): 879-883.
- [20] 吕妍, 陈宗海. 不确定环境信息下基于方位关系的路径规划算法 [J]. *中国科学技术大学学报*, 2013, 43(10): 782-789, 829.
Lv Y, Chen Z H. Path planning algorithm based on directional relationship with uncertain environment information[J]. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2013, 43(10): 782-789, 829.
- [21] 陈春林, 陈宗海, 卓睿, 等. 基于分层式强化学习的移动机器人导航控制 [J]. *南京航空航天大学学报*, 2006, 38(1): 70-75.
Chen C L, Chen Z H, Zhuo R, et al. Mobile robot navigation control based on hierarchical reinforcement learning[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2006, 38(1): 70-75.

作者简介:

孙 建 (1989-), 男, 硕士生. 研究领域: 模式识别与智能系统.

陈宗海 (1963-), 男, 教授. 研究领域: 复杂系统建模与控制, 模式识别与智能机器.

王 鹏 (1988-), 男, 博士生. 研究领域: 知识表达, 机器人定位, 深度学习.