

## 访问者访问趋势下多机器人动态分区巡逻策略

马文杰, 李宗刚, 杜亚江, 陈引娟

### 引用本文

马文杰, 李宗刚, 杜亚江, 陈引娟. [访问者访问趋势下多机器人动态分区巡逻策略](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(11A): 231200088-9.

MA Wenjie, LI Zonggang, DU Yajiang, CHEN Yinjuan. [Dynamic Partition Patrol Strategy of Multi-robot Under Visitor Access Trend](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(11A): 231200088-9.

---

### 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

**Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)**

#### [TAMP:面向区域覆盖的层次化多机器人任务分配方法](#)

TAMP:A Hierarchical Multi-robot Task Assignment Method for Area Coverage  
计算机科学, 2023, 50(9): 269-277. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800094>

#### [基于积极团队情感基调的情感机器人协作任务分配拍卖算法](#)

Emotional Robot Collaborative Task Assignment Auction Algorithm Based on Positive Group Affective Tone  
计算机科学, 2020, 47(4): 169-177. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190900188>

# 访问者访问趋势下多机器人动态分区巡逻策略

马文杰 李宗刚 杜亚江 陈引娟

兰州交通大学机电工程学院 兰州 730070

兰州交通大学机器人研究所 兰州 730070

(1839684375@qq.com)

**摘要** 针对外来访问者访问环境导致所在分区机器人巡逻工作负荷增大的问题,提出一种访问者访问趋势的多机器人动态分区巡逻策略,以提高多机器人系统在动态环境中巡逻的效率。首先,使用改进 k-means 策略完成对环境的静态初始划分,通过在不同位置加入机器人的访问频次需求,机器人在各自的区域中执行巡逻任务;其次,当访问者进入环境对不同节点进行访问时,机器人通过关注访问者访问的趋势,与相邻分区机器人协商后,将区域候选节点经过对相邻区域的多次转移以均衡分区机器人的工作负荷,完成对区域的实时动态划分。仿真结果表明,机器人可以在成功检测到访问者的同时保持工作负荷动态均衡,所提访问者访问趋势下多机器人动态分区巡逻策略可以显著提升动态环境下多机器人巡逻的效率。

**关键词:** 节点访问频次;访问者趋势;动态分区;多机器人系统;持续巡逻

**中图分类号** TP242

## Dynamic Partition Patrol Strategy of Multi-robot Under Visitor Access Trend

MA Wenjie, LI Zonggang, DU Yajiang and CHEN Yinjuan

School of Mechanical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China

Robotics Institute, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China

**Abstract** To address the issue of increased patrol workload for robots in areas with high foreign visitor traffic, this paper proposes a multi-robot dynamic partitioning patrol strategy that takes into account visitor trends. This strategy aims to improve the efficiency of the multi-robot system in patrolling dynamic environments. Firstly, an improved k-means strategy is used to complete the static initialization score of the environment. Then, the robots perform patrolling tasks in their respective zones by adding the robots' access frequency requirements at different locations. Secondly, when visitors enter the environment to visit different nodes, the robots focus on the visitors' access trends, negotiate with neighboring partitioned robots, and then transfer the region candidate nodes through the neighbouring regions multiple times to balance the workload of the partitioning robots and complete the real-time dynamic partitioning of the region. The simulation results demonstrate that the robots can effectively detect visitors while maintaining dynamic workload balancing. Additionally, the proposed multi-robot dynamic zoning patrol strategy, under the visitor access trend, can significantly enhance the efficiency of multi-robot patrol in dynamic environments.

**Keywords** Node access frequency, Visitor trends, Dynamic partition, Multi-robot system, Continuous patrol

## 1 引言

多机器人巡逻是指通过协调一组机器人,使它们在一定的时间内反复访问给定环境中的节点<sup>[1]</sup>。这一问题及解决方案具有广泛的应用前景和现实意义。例如协调多个机器人访问化工场中的不同地点,也可以应用于任何需要多个机器人重复收集数据的任务<sup>[2]</sup>。考虑到环境中不同位置存在重要度差异,本文将着重考虑多机器人基于频率的巡逻任务<sup>[3]</sup>。

在以往研究中,基于图划分的多机器人巡逻策略被证明是有效的。其中,Sea等<sup>[4]</sup>提出了一种由自主机器人进行连

续协作任务的协调区域划分方法,讨论了如何使用自主机器人策略来实现对工作区域的有效划分,以便多个机器人能够协同工作并实现持续的合作任务。通过有效的区域划分和信息共享,机器人可以高效地完成工作,并提高整体的任务执行效率。Jürgen等<sup>[5]</sup>考虑具有间歇性连通性约束的多机器人巡逻场景,确保机器人的数据最终到达基站。其中,每个机器人周期性地通过一个封闭的路线,并与邻近路线上的机器人会面以交换数据,最终环境中节点的数据均可通过机器人交互反馈回基站。Kim等<sup>[6]</sup>使用 k-means 聚类策略通过节点聚类获得 Voronoi 图区域划分的种子点,研究了基于 Voronoi 图

基金项目:国家自然科学基金(61663020);甘肃省高等学校产业支撑计划项目(2022CYZC-33);大连理工大学工业装备结构分析国家重点实验室开放课题(ZG22119);兰州交通大学军民融合创新团队培育基金(JMTD202211)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61663020), Gansu Province Higher Education Industry Support Plan Project(2022CYZC-33), Industrial Equipment Structure Analysis State Key Laboratory Open Project of DUT(ZG22119) and Military-civilian Integration Innovation Team Cultivation Fund of LJU(JMTD202211).

通信作者:李宗刚(lizongg@126.com)

的果园多机器人喷洒系统任务分配系统,其中工作空间根据机器人的数量划分,结果表明该任务分配系统适用于实际果园。Sugiyama 等<sup>[7]</sup>提出了一种在多机器人连续巡逻任务中通过增强分区协作来实现有效任务分配的方法。该文章讨论了如何利用分区协作策略来高效地分配任务给多个机器人,以实现持续的巡逻任务。通过加强分区协作,机器人可以相互合作,共同完成任务并提高整体的巡逻效果。Chen 等<sup>[8]</sup>为了在大规模化学集群场景中,针对多机器人在区域保护应用中的成本效益问题,提出一种涉及区域划分的协同巡逻(APCP)游戏,巡逻机器人旨在通过智能调度巡逻路线来检测攻击者的攻击行为。该方案可以显著减小巡逻的成本。Dojin 等<sup>[9]</sup>提出了一种基于顶点切割的增量图划分方法,以支持分布式环境下的负荷平衡。所提图划分方法以相邻节点的有效利用率以及节点负荷作为划分标准,利用顶点复制索引、节点负荷和热点数据对图进行基于顶点切割的动态划分,使分布式环境下的负荷均衡。Portugal 等<sup>[10]</sup>提出了一种基于划分图和平衡图分区的多机器人巡逻策略,用于实现多机器人协同巡逻任务。通过采用平衡图分区策略,确保各个区域的大小相对均衡,从而提高巡逻任务的效率并优化资源利用。Sea 等<sup>[11]</sup>提出了一种基于频率的区域划分方法,改进了传统的 k-means 聚类策略,通过考虑不同的访问频率来划分给定的区域,以平衡机器人的工作负荷,然后在每个子区域内生成路径。

然而,目前的研究大多假设每个节点/位置的访问频率是均匀的,且环境大多是静态的,这与现实环境不符。例如,在安全巡逻中,每个地点根据需要的安全级别有不同的访问要求或风险状态<sup>[12]</sup>。Ouyang 等<sup>[13]</sup>根据社区物流(CL)频谱中车辆路径优化不是强制性的,放弃车辆路线意味着车辆到达每个客户指定的配送目的地的时间是未知的,导致无法处理电子商务订单的时间窗约束问题,通过将车辆动态分配到被划分为“社区”的指定配送区域,来解决电子商务配送调度问题。结果表明,CL 在处理电子商务订单时间约束方面是非常有效的。Hoshino 等<sup>[14]</sup>提出了关注游客趋势的动态分区策略,通过了解游客的趋势,对地图进行动态划分,系统将工作负荷最大的一部分区域转移给其他区域,使工作负荷均衡。该方法使机器人能够根据游客的数量集中监控区域。Nguye 等<sup>[15]</sup>针对基于 Voronoi 的多智能体动态系统部署,提出了一种新的分布式控制律。在每个时刻,使用 Voronoi 策略划分有界凸多面体工作区域,为智能体提供不重叠的功能区。Patel 等<sup>[16]</sup>提出了自动部署一组移动机器人的策略,并提供具有通信限制的非凸环境的覆盖;探讨了当每个机器人与基站只有异步和零星通信时,如何进行覆盖控制,且重叠区域使得所提策略能够顺利地处理机器人团队的动态变化。Ren 等<sup>[17]</sup>为实现对海洋流场的拓扑区域划分,基于临界点理论,通过对海洋流场临界点的有效提取,将基于 Delaunay 划分的 Voronoi 图生成策略应用于海洋流场,实现对其拓扑区域的划分。

与上述文献不同的是,移动多机器人对给定环境的巡逻任务是通过监测环境来检测尽可能多的访问者,本文考虑将不同位置访问频次差异的现实需求纳入到给定巡逻环境。机器人通过关注访问者趋势,并根据访问者访问趋势对划分好的区域进行动态划分,使得每个机器人所负责区域的

工作;负荷处于均衡状态。机器人通过与相邻机器人进行协商,识别出工作负荷最大的区域,并将该区域的边缘节点转移给其他区域,经过多次转移以均衡工作负荷,且在巡逻期间,区域的形状继续根据访问者访问趋势而变化。

## 2 问题描述

### 2.1 环境建模

本文采用图  $G=(V,E)$  来表示环境,  $V$  和  $E$  分别是环境中节点和连边的集合。节点的布置必须考虑到机器人的感知范围,并以边进行连接。设  $A=\{1,2,\dots,k\}$  是巡逻机器人的集合,  $k=|A|$  表示巡逻的机器人数量。其中,  $k \ll |V|$ 。因此,机器人通过访问节点来对环境进行巡逻。本文以 Example 环境拓扑图作为多机器人巡逻地图,并对其进行节点设置,如图 1 所示。由于使用拓扑图表示环境可能会增加不必要的边数,有必要删除影响效率和安全性的连边。在拓扑环境中,相邻的节点通过连边进行连接,机器人沿着边移动监视排列的节点来巡逻环境。本文对节点连边做出约束:

(1) 两相邻节点间的距离小于  $\sqrt{2}r$ , 其中  $r$  代表机器人的感应范围;

(2) 两节点连边不能越过障碍物。

由于所有的节点都由边连接,因此这些节点可以从图上的任何节点到达。如图 1(c) 中显示了约束下节点对应连边。

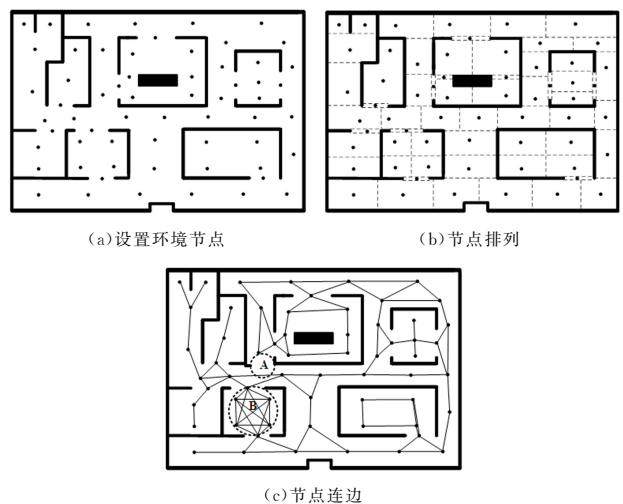


图 1 环境拓扑图

Fig. 1 Environment topology

在该图拓扑环境中,允许机器人在整个环境中进行巡逻。但是该图仍然存在不完整的结构。如图 1(c) 中 A 中虚线圈中没有连边,机器人无法在该区域上进行移动;图 1(c) 中 B 中虚线圈内连边交叉连接,机器人在移动过程中可能会出现碰撞。

### 2.2 拓扑图结构修改

机器人通过访问拓扑环境中的节点来对环境进行巡逻,考虑到节点之间边的生成会影响巡逻的效率和安全性,在 A 中添加了额外的交叉节点并在 B 中删除了交叉边。

图 2(a) 中描绘了图 1 中标记为 A 的虚线圆圈的内部,这两个矩形是相邻的。如图 2(b) 中虚线所示,这些线穿过墙壁。在这种情况下,定义相邻连边,并且在相邻边的中心处布置额外的交叉节点。图 2(c) 中的红色连边表示相交节点新生成的元素。结果,最初的 3 个黑色节点通过相交节点由

边连接。只要在相邻矩形上没有连边,就重复执行该修改过程。

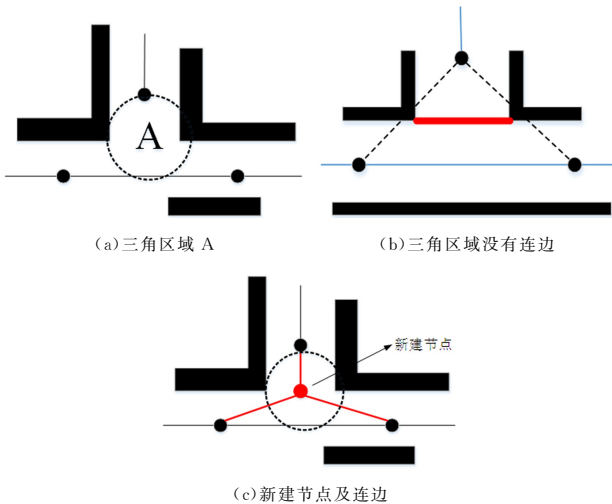


图2 添加附加交叉节点

Fig. 2 Add additional intersection nodes

对于交叉连边,在策略1(见算法1)的基础上从拓扑图中删除其中一个。在图  $G(V, E)$  中,交叉连边的节点对都已经表示为  $e_g^i$ 。其中,  $g$  表示对编号,  $i = \{0, 1\}$  表示每个节点对。

**算法1** 环境拓扑图中删除交叉边

Require  $e_g^i, g = \{0, 1, \dots, N\}, i = \{0, 1\}$

1. for  $g \leftarrow 0, 1, \dots, N$  do
2. if  $e_0^g$  跨过相邻矩形块且  $e_1^g$  没有 then
3. 删除  $e_0^g$ ;
4. else if  $e_1^g$  跨过相邻矩形块且  $e_0^g$  没有 then
5. 删除  $e_1^g$ ;
6. end if
7. if  $e_0^g$  和  $e_1^g$  均跨过相邻矩形块 then
8.  $e \leftarrow \max(e_0^g, e_1^g)$ ;
9. 删除  $e$ ;
10. else if  $e_0^g$  和  $e_1^g$  均无跨过相邻矩形块 then
11.  $e \leftarrow \max(e_0^g, e_1^g)$ ;
12. 删除  $e$ ;
13. end if
14. end for

图3给出了图结构中修改后的结果,图3(a)中三角形区域是将图1(b)中虚线圈A处的结构进行修改后得到,机器人可以在该区域上下移动。在修改结构后,图1(b)中虚线圈B中不存在交叉边。由于机器人不会同时监控同一节点的环境,因此机器人可以在巡逻时避免碰撞。

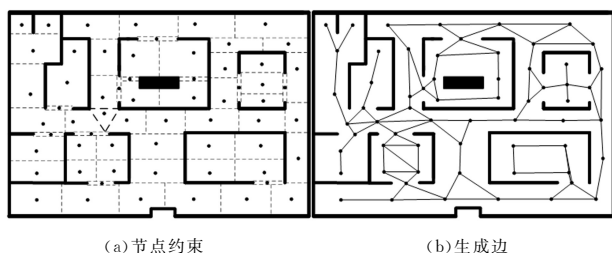


图3 修改后的环境拓扑图

Fig. 3 Modified environment topology

### 3 环境初始静态划分

考虑到访问者对环境节点的访问会出现集中的情况,本文在访问者进入环境前先对拓扑图进行节点频次的设定,使用改进的基于频率的  $k$ -means 策略(If- $k$ -means)和机器人的数量对环境进行静态划分,使得每个分区机器人对节点的访问频次趋于一致,然后将机器人分配到子区域中,满足机器人对环境子区域的有效巡逻。图4中的每个节点  $v_i$  都有相应的访问需求,简称访问频次  $f(v_i) \in \mathbb{Z}^+$ 。对环境的初始节点频次进行设定的结果如图4所示。

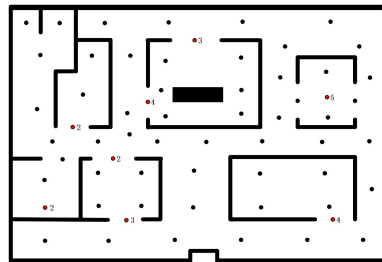


图4 节点频次不同的环境拓扑图

Fig. 4 Topology of environment with different node frequencies

本文所提改进 If- $k$ -means 分区策略和经典  $k$ -means 分区策略之间的区别在于,本文将节点访问频次  $f(v_i)$  合并到质心选择以及分区机器人的工作负荷上,最终分区机器人工作负荷均衡。主要目标是通过考虑访问每个节点所需的频率,将节点划分为  $k$  个不相交的分区  $T = \{T_1, T_2, \dots, T_k\}$ , 其中  $t = \{t_1, t_2, \dots, t_k\}$  为一组质心。

设  $W_{T_k}$  为分配的每个机器人的预期工作负荷,如式(1)所示。

$$W_{T_k} = \sum_{v_i \in V_k} \frac{f(v_i) \|t_k - v_i\|}{|V_k|} \quad (1)$$

其中,  $t_k$  表示子区域的质心位置,  $|V_k|$  为每个子区域的节点数。这里的预期工作负荷表示考虑区域质心与区域节点之间的距离,巡逻机器人需完成的估计工作量。考虑距离有助于4.1节进行分区节点转移,将远离质心的子区域边缘节点进行转移来平衡巡逻机器人之间的工作负荷。如果所有机器人的  $W_{T_k}$  值均处于均衡状态,则所有机器人之间的总体工作负荷是均衡的。

与传统  $k$ -means 中随机放置初始质心不同,本文将初始质心放置在访问频次最高的节点  $f(v_i)$  上,因为访问频次需求较高的节点与其相应质心的距离应该比访问频次需求较低的节点更短,以使分区平衡。质心建立如式(2)所示。

$$t_i = \frac{\sum_{v_i \in V} v_i \cdot f(v_i)}{\sum_{v_i \in V} f(v_i)} \quad (2)$$

通过实现本文的 If- $k$ -means 策略,具有更多高访问频率节点的分区相对于那些较低访问频率的分区具有更小的分区规模。设  $\Delta W$  为所有机器人之间的工作负荷差:

$$\Delta W = \frac{1}{k(k-1)} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k |W_{T_i} - W_{T_j}|, i \neq j \quad (3)$$

其中,  $k$  表示分区的数量。如果满足式(4),则认为所有机器人之间的工作量是平衡的。

$$\Delta W \leq e \quad (4)$$

其中,  $e \in \mathbb{Z}^+$ 。

初始分区策略伪代码如算法2所示。

**算法 2** 改进的基于频率的 k-means(If-k-means)Input:  $G=(V, E), f(v_i)$  and  $k$ Output:  $T=\{T_1, T_2, \dots, T_k\}$ 

1. Sort  $|V|$  with  $f(v_i)$  in descending order;
2. Add them into a list  $N$ ;
3.  $t=1$ ;
4. Select first  $k$  nodes from  $N[k(t-1)+1]$  to  $N[kt]$ ;
5. Place  $k$  initial centroids on selected  $k$  nodes in  $G$ ;
6. foreach subinterval do
7. Calculate expected workload,  $W_k$ ;
8. Calculate difference in workload,  $\Delta W$ ;
9. if  $\Delta W \leq \epsilon$  then
10. accept(subintervals);
11. else
12. Go to step 4;
13.  $t++$ ;
14. end

通过采用 If- $k$ -means 分区策略对环境进行静态划分,能够从具有较小边缘切割的图中快速生成  $k$  个分区。对于静态分区,本文将用  $T=\{T_1, T_2, \dots, T_k\}$  表示。因此,将环境划分为  $k$  个子区域,使每个区域机器人对节点的访问频次相等。划分后子区域节点的数量如表 1 所列。

表 1 环境静态划分数据

Table 1 Environment divides the data statically

环境拓扑	划分区域数量	区域平均节点数	区域节点平均频次
Example	4	15.5	20
地图	6	10.3	15
	8	7.8	10

由于分配给每个机器人  $a$  的区域  $T_a$  是独立的,因此对于拓扑图来说,下式成立:

$$\bigcap_{a=1}^m T_a = \emptyset$$

由于该区域是基于原图  $G=(V, E)$  的子图,因此对于该拓扑图,下式也成立:

$$\bigcup_{a=1}^m T_a \subset T$$

在巡逻前,进行环境的图形表示和初始分区过程。无论访问者的趋势如何,最初的分区都是不变的。与这些静态分区策略(SPS)相反,本文将将在下一节提出访问者访问趋势下多机器人动态分区巡逻策略。

## 4 访问者访问趋势下多机器人动态分区巡逻策略

### 4.1 确定候选节点

在巡逻过程中,通过考虑外来访问者从图拓扑下方进入环境,静态分区的形状随着访问者的趋势不断变化,最终通过将区域上的候选节点转移给相邻区域实现机器人工作负荷的动态均衡。选择一组候选节点  $V_{\text{cand}}$ ,该节点所在部分区域可以从机器人的巡逻区域向相邻机器人巡逻区域进行转移,且这些节点需要满足以下约束:两个区域(每个区域传输和接收一个节点)可以用连通子图,如图 5 所示。

在图 5 中,左、右两区域(蓝色  $T_B$  和黄色  $T_Y$ )彼此相邻。除了较粗连边外,  $T_B$  和  $T_Y$  中的节点和连边分别是子图  $T_B(v_b, \epsilon_b)$  和  $T_Y(v_y, \epsilon_y)$  的元素。较粗连边既不属于  $T_B$  也不

属于  $T_Y$ 。在  $T_Y$  中,通过较粗连边连接到  $T_B$  的节点被定义为  $T_B$  的一组边界节点  $v_{T_Y}^B$ 。例如,在图 5(b)中将  $T_Y$  中的节点  $v_y^B$  转换为  $T_B$ ,转移该节点后  $T_Y$  中的一个节点是分离的,导致  $T_Y$  是一个不连接的图,机器人在执行巡逻任务的时候无法到达,不能满足现实需要。因此,在这种情况下,节点传输是不可执行的。

相比之下,在图 5(c)中,  $T_Y$  和  $T_B$  中的所有节点都没有被分隔开,因此即使在节点  $v_y^B$  转移之后,  $T_B$  和  $T_Y$  仍然可以用子图表示。因此,在该情况下,节点传输是可执行的。由于转移的节点满足上述约束,所以  $v_y^B$  是  $V_Y^{\text{cand}}$  的元素。如果相邻区域是节点转移的目标,则对待转移区域  $T_k$  中的所有候选节点  $V_Y^{\text{cand}}$  重复此计算过程。

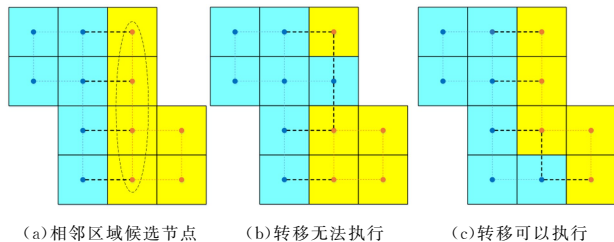


图 5 节点转移约束

Fig. 5 Node transfer constraint

### 4.2 访问者访问趋势估计

在前节中,本文已经分配好每个机器人负责一块区域,并且在每个子区域中对环境进行持续监控。但考虑到外来访问者从拓扑图下方进入环境,机器人需要对其进行监视,从而导致对环境初始划分后每个分区机器人之间的工作负荷不再处于均衡状态。因此,根据关注访问者的趋势对每个机器人负责的子区域进行动态划分,使得每个机器人之间的工作负荷处于实时的均衡状态,以符合现实场景需求。

为了实现分区机器人工作负荷均衡,将机器人在巡逻区域  $T_k$  时的工作负荷定义为当机器人对子区域所有节点  $v_i \in V_k$  进行监视时,  $T_k$  中可检测到的期望访问者数量。期望值由节点  $v_i$  周围的访问者存在概率中的访问者趋势,即随机变量  $\theta_{v_i}$  来估计。

对于访问者访问趋势,本文使用的是贝叶斯学习中基于 beta 分布的概率密度函数。当机器人对节点  $v_i$  进行监视时,通过机器人检测到访问者的数量与全部访问者数量的比值来表达访问者对该区域的访问趋势。因此,  $\theta_{v_i}$  的期望值  $E(\theta_{v_i})$  的计算如式(5)所示。

$$E(\theta_{v_i}) = \frac{\delta_{v_i}}{\delta_{v_i} + \omega_{v_i}} \quad (5)$$

其中,  $\delta_{v_i}$  和  $\omega_{v_i}$  分别表示节点  $v_i$  中机器人在执行监控巡逻任务时对访问者的累计检测数量和未检测数量。随机变量的期望值  $E(\theta_{v_i})$  表示节点上机器人检测到的访问者数量占比趋势。因此,区域  $T_k$  内巡逻任务的工作负荷  $W_{T_k}$  如式(6)所示。

$$W_{T_k} = \alpha \sum_{t_s, v_i \in V_k} \frac{f(v_i) \|t_s - v_i\|}{|V_k|} + \beta \sum_{v_i \in V_k} E(\theta_{v_i}) \quad (6)$$

其中,  $\alpha$  和  $\beta$  为可调节参数。由式(6)可知,由于机器人经常在节点  $v_i$  处检测访问者,因此该节点的期望值增大。从式(5)可知,区域  $T_k$  的工作负荷随着  $E(\theta_{v_i})$  的增加而增加。因此,本文根据各分区机器人工作负荷差  $\Delta W$  进行工作负荷平衡,

如式(7)所示。

$$\Delta W = \frac{1}{k(k-1)} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k |W_{k_i} - W_{k_j}|, i \neq j \quad (7)$$

与初始分区评判标准一样,当满足  $\Delta W \leq e$  时,机器人负责的区域的工作负荷是均衡的。

#### 4.3 节点转移标准

在工作负荷均衡过程中,相邻分区机器人确定工作负荷  $W_{T_k}$  相对于平均工作负荷  $\overline{W_{T_k}}$  较大或较小的区域  $T_k$  作为节点转移的目标。只要机器人工作负荷  $W_{T_k}$  和平均工作负荷有偏差,相邻机器人间通过协商,将目标区域内的边缘节点所在部分区域转移到相邻区域,直至所有分区机器人工作负荷处于均衡状态。较为明显的是,从分区上转移的候选节点  $V_{\text{cand}}$  所在部分区域会影响分区的形状。因此,对于节点转移,目标函数中使用以下指标。

(1)各区域内机器人工作负荷的差异

本文将访问者的趋势作为动态因素纳入巡逻策略之中,因而策略中机器人工作负荷的差异与访问者的趋势相关。如果将区域  $T_p$  中候选节点  $V_{\text{cand}}$  中的节点  $v_i$  转移到相邻的区域  $T_q$  中,则原来的区域  $T_p$  的工作负荷减少一个节点。节点转移后该区域机器人的工作负荷  $W_p'$  表示为:

$$W_p'(v_i, T_q) = W_p - E(\theta_{v_i})$$

其中,  $W_p$  为节点转移前在区域  $T_p$  上巡逻任务的工作负荷。反之,接收到节点  $v_i$  相邻区域的工作负荷  $W_q'$  表示如下:

$$W_q'(v_i, T_q) = W_q + E(\theta_{v_i})$$

考虑到标准差能反映一个数据集的离散程度。因此,通过将节点  $v_i$  转移到  $T_q$  后,所有区域内的工作负荷标准差  $s(v_i, T_q)$  的计算如式 8 所示。

$$s(v_i, T_q) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^k (\overline{W} - W_j'(v_i, T_q))^2}{k}} \quad (9)$$

其中,  $k$  表示执行巡逻任务的机器人数量。 $\overline{W}$  是各分区机器人工作负荷的平均值。在该评判标准中,确定使工作负荷标准差最小的节点  $v_i$  为转移节点,如式(9)所示。

$$v_i = \arg \min_{v_j \in V_{\text{cand}}} s(v_j, T_{\text{adj}}) \quad (9)$$

其中,  $T_{\text{adj}}$  表示与  $T_p$  相邻的区域。因此,通过确定转移的节点  $v_i$ ,将节点  $v_i$  从  $T_p$  转移到  $T_{\text{adj}}$ ,减少工作负荷标准差,最终由限制条件确定各个机器人的工作负荷处于均衡状态。

(2)与访问者之间的距离

当访问者和候选节点  $V_{\text{cand}}$  在一个区域内彼此靠近时,机器人可以更频繁地巡逻该位置并检测到更多的访问者。为此,机器人根据巡逻结果估计访问者的位置  $\hat{p}(x, y)$ 。估计值如下所示:

$$\hat{x} = \frac{\sum_{i=0}^n x_i}{n}, \hat{y} = \frac{\sum_{i=0}^n y_i}{n}$$

其中,  $x$  和  $y$  表示机器人检测到访问者的位置,  $n$  表示检测到的访问者数量。在机器人检测到第一个访问者即  $n=0$  之前,区域  $n=0$  的质心使用如下:

$$x^* = \frac{\sum_{v_i \in V_k} v_x^i}{|V_k|}, y^* = \frac{\sum_{v_i \in V_k} v_y^i}{|V_k|}$$

根据访问者的估计位置  $\hat{p}$ ,使用  $a^*$  策略计算从访问者的

估计位置  $\hat{p}$  到候选节点集合  $V_{\text{cand}}$  中每个节点  $v_i$  的行走距离  $l(\hat{p}, v_i)$ 。在这里,  $l$  定义了估计位置  $\hat{p}$  到  $v_i$  之间的最短距离。在该标准下,为节点转移确定一个使  $l$  最大化的节点  $v_i$ ,如式(10)所示。

$$v_i = \arg \max_{v_j \in V_{T_k}} l(\hat{p}, v_j) \quad (10)$$

其中,在  $V_{\text{cand}}$  中距离  $\hat{p}$  最远的节点  $v_j$  被转移到相邻的区域。即式(10)改变了区域的形状,使访问者集中在  $T_k$  的中心。

(3)机器人工作负荷和与访问者距离间的变化

将工作负荷标准差  $s$  和移动距离  $l$  作为确定转移节点  $v_i$  的指标。为此,基于式(9)和式(10),归一化后目标函数如式(11)所示:

$$v_i = \arg \max_{v_j \in V_{T_k}} \left( \frac{s_{\text{max}} - s(v_j, T_{\text{adj}})}{s_{\text{max}} - s_{\text{min}}} + \frac{l(\hat{p}, v_j) - l_{\text{min}}}{l_{\text{max}} - l_{\text{min}}} \right) \quad (11)$$

其中,  $s_{\text{max}}$  和  $s_{\text{min}}$  分别为式(8)中计算出的候选节点  $V_{\text{cand}}$  的最大标准差和最小标准差。

因此,当转移的节点  $v_i$  使标准差  $s$  最小时,右侧第一项就最大化为 1。 $l_{\text{max}}$  和  $l_{\text{min}}$  分别为  $a^*$  策略计算出的  $V_{\text{cand}}$  中节点的最大和最小距离。因此,当传输的节点  $v_i$  使距离  $l_{\text{max}}$  最大化时,右边的第二项就会最大化为 1。在式(11)中,右侧第一项和第二项的每个值取决于一个转移的节点  $v_j$ ,从 0 到 1 变化。因此,  $V_{\text{cand}}$  中减少工作负荷标准差并改变区域形状的节点  $v_j$  是通过合并目标函数式(11)确定的,并且前后两项权值相等。

#### 4.4 多机器人动态分区巡逻策略

在基于访问者访问趋势的多机器人巡逻动态分区策略中,对环境初始分区的区域形状会发生变化。初始区域从开始就分配给  $k$  个机器人,其伪代码如算法 3 所示。

**算法 3** 基于访问者趋势的多机器人动态分区巡逻策略

Require Initial and static partition  $T_0 = (T_1, T_2, \dots, T_k)$

1. while the robots are patrolling do
2.     return the current standard deviation()  $\rightarrow s_{\text{init}}$ ;
3.     return the maximum workload()  $\rightarrow W_{\text{max}}$ ;
4.     return the territory( $W_{\text{max}}$ )  $\rightarrow T_{\text{max}}$ ;
5.     if  $V_{T_{\text{max}}}$  is not  $\emptyset$  then
6.         return the transfer node( $V_{T_{\text{max}}}$ )  $\rightarrow v_i$ ;
7.         Node transfer( $T_{\text{max}}, v_i, T_{\text{adj}}$ );
8.         return the current standard deviation()  $\rightarrow s_{\text{cur}}$ ;
9.         if  $s_{\text{cur}} > s_{\text{init}}$  then
10.             Cancel the node transfer( $T_{\text{adj}}, v_i, T_{\text{max}}$ );
11.             if  $\Delta W \leq e$  then
12.                 finish this partitions;
13.                 Go to step 1;
14.             end if
15.         end if
16.     end if
17. end while

## 5 实验仿真与结果分析

为了验证策略的可行性,在 Example 地图中对所提策略进行验证,以此来评估所提策略的性能。环境拓扑图如图 3 和图 4 所示,环境拓扑信息如表 2 所列。给定实验 Example 地图,本文设定了所有节点的坐标及其对应的权重  $f(v_i)$ ,对

普通节点的  $f(v_i)$  均设定为 1, 重要节点的  $f(v_i)$  设定如图 4 所示, 节点上的数字表示其所需的访问频次。

表 2 环境拓扑信息

Table 2 Environment topology information

拓扑地图	节点数量	边数	面积/m <sup>2</sup>	$\sum f(v_i)$
频次相同地图	62	90	70×49	62
频次不同地图	62	90	70×49	80

根据是否考虑环境节点访问频次的环境要求, 通过机器人数量做出对比实验来测试本文所提策略 2 的可行性。本文将所提 If-k-means 策略运用到不同巡逻频次  $f(v_i)$  的拓扑图中, 根据机器人的数量将环境分别划分为 4, 6, 8 个区域。设定机器人运行的平均速度为 1 m/s, 巡逻半径为 4 m。由于相邻区域机器人的工作负荷是由区域节点的频次之和组成的, 为了更好地保证机器人在环境配置稳定后工作负荷近似相等, 设定  $e=1$ , 进行了 20 次实验后, 随机绘制了其中一次实验节点访问频次不同的环境拓扑, 结果如图 6 所示。

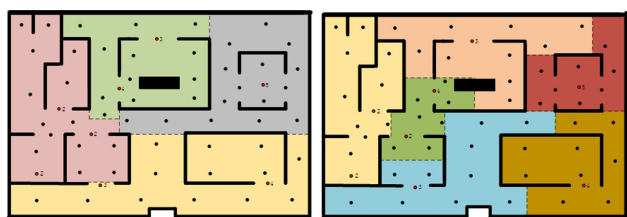
(a)  $k=4$ (b)  $k=6$ (c)  $k=8$ 

图 6 静态划分结果

Fig. 6 Static partitioning results

从图 6 可知, 分区规模的大小是根据每个分区中频次  $f(v_i)$  的值而决定的。一些区域规模较小, 是因为区域中存在许多较高巡逻频次节点; 而另一些区域的规模较大, 是因为分区中的较高巡逻频次节点较少, 以此平衡每个区域中机器人的工作负荷。因此, 本文提出的动态分区策略可以有效地以平衡的方式划分给定的拓扑图。通过机器人之间的协商, 保证每个区域之间的机器人对节点  $v_i$  的频次  $f(v_i)$  趋于一致, 这间接说明在各个区域执行巡逻任务的机器人工作负荷趋于一致。

为了评估本文提出的策略的有效性和性能, 本文通过 If-k-means 区域划分策略将环境划分为 4, 6, 8。图 7 分别显示了在 0 s, 30 s, 60 s, 90 s 和 120 s 时机器人数量为 4, 6 和 8 时的区域划分结果, 展示了每个区域机器人的工作负荷  $W_{T_k}$  的变化。从图 7 可以看出, 当区域划分完成后, 各分区机器人工作负荷之差满足  $\Delta W \leq e$ , 其中  $e=1$ 。

机器人在静态区域划分后, 在各自的区域通过访问区域节点执行巡逻任务。当有访问者进入到环境中时, 机器人通过关注其趋势, 将其纳入到正在执行的巡逻任务。本文设定访问者首先会出现在图拓扑下方入口处, 然后对计划访问的

目标节点进行访问。在该模拟中, 3 个访问者同时出现, 但其访问的节点却不同。例如, 3 个访问者分别访问 3 个不同区域的节点。访问者在访问位置停留 10 s; 之后, 访问者回到下方入口, 从环境中消失。每隔 100 s, 3 位新的访问者出现在入口处, 对环境中的目标节点进行访问。机器人和访问者都沿着边移动。设定巡逻时间为 1 h, 在一次模拟中总共有 108 名访问者出现。

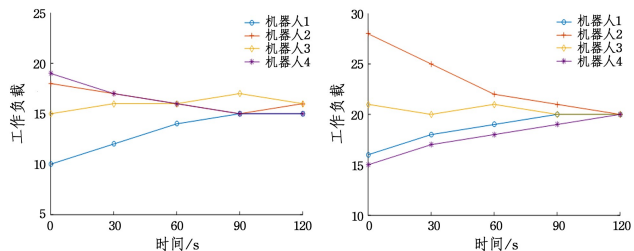
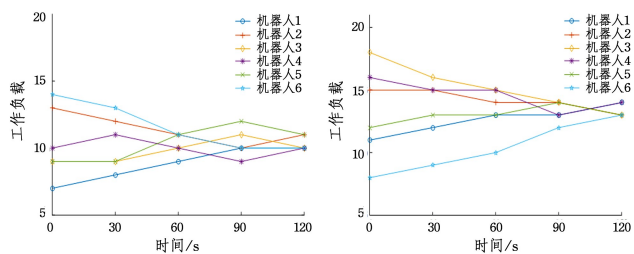
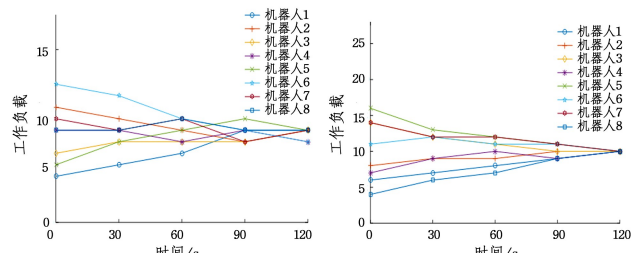
(a) 无频次  $k=4$  划分(b) 有频次  $k=4$  划分(c) 无频次  $k=6$  划分(d) 有频次  $k=6$  划分(e) 无频次  $k=8$  划分(f) 有频次  $k=8$  划分

图 7 不同区域划分下机器人工作负荷的变化

Fig. 7 Variation of robot workload under different partitions

在仿真实验平台上, 本文将用  $\Delta$  和  $\circ$  表示在环境中访问者将要访问的目标位置。由于在巡逻期间, 无论访问者的趋势如何, 环境都是恒定的, 不受访问者干扰, 在此基础上使用区域划分策略, 本文将定义为静态分区策略 (SPS)。显然, 在本文背景下, 除了在静态分区策略之外, 还应用了以下 3 种动态分区策略:

- (1) 基于工作负荷标准差的分区策略 (WSPS);
- (2) 基于访问者距离的分区策略 (VDPS);
- (3) 综合工作负荷方差和访问者距离的分区策略 (IPS)。

在每个区域内, 采用数值迭代法确定监测目标节点、巡逻路径和监测时间。每次机器人到达节点  $v_i$  并更新  $\theta_{v_i}$  时, 基于估计的访问者趋势重复决策过程。因此, 即使在动态区域, 机器人也能在环境中巡逻, 分区结果如图 8 所示。

以环境划分为 6 个区域为例, 图 8 显示了实验 1 h 后的最终形状。在图 8(a) 中, 由于 SPS 没有考虑访问者趋势, 因此无论  $\Delta$  和  $\circ$  中是否存在访问者, 环境都被划分为  $\sum f(v_i)$  相等的区域。由于同一时间有 3 个访问者去访问其目标位置, 3 个目标各不相同, 访问者各自去不同的区域会访问其目标

位置。访问者从门口向目标位置移动的过程,导致巡逻任务的机器人工作负荷不均衡。另一方面,动态划分策略 WSPS, VDPS 和 IPS 将 3 个标记划分到不同的区域,如图 8(b) — 图 8(g) 所示。此外,有访问者目标位置的区域导致分区规模减小,而没有访问者目标位置的区域的分区规模明显增大。表 3 列出了不同评判标准下机器人工作负荷的平均标准差  $\bar{s}$ 。

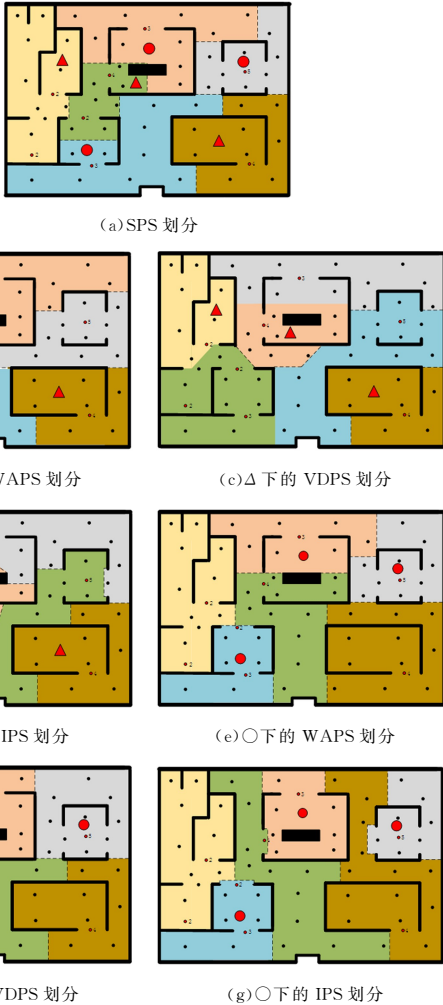


图 8 不同目标位置下的划分结果

Fig. 8 Division results in different target positions

表 3 不同划分策略下工作负荷的平均标准差

Table 3 Workload average standard deviation with different division strategies

划分策略	SPS	WSPS	VDPS	IPS
平均标准差 $\bar{s}$	1.260	0.018	0.370	0.029

从表 3 可知,静态分区策略 SPS 导致的分区机器人工作负荷差异最大。相反,基于动态划分策略 WSPS, VDPS 和 IPS 的结果表明,将节点从工作负荷最大的区域转移到邻近的区域,使得分区机器人工作负荷趋于均衡。

与 VDPS 结果相比,通过考虑标准差  $s$  确定转移节点所在区域,进一步均衡了 WSPS 和 IPS 的工作负荷。在巡逻性能方面,表 4 列出了将环境划分为 6 个区域时,采用 4 种划分策略检测到的访问者数量。为了比较,还给出了单个机器人巡逻系统的结果。图 9 统计了在不同划分策略下机器人检测到访问者数量的平均值。

表 4 不同策略下检测到的访问者数量

Table 4 Number of visitors detected under different strategies

巡逻性能	SPS	WSPS	VDPS	IPS	Single robot	
检测到访问者的数量	$\Delta$	20	38	41	43	18
	$\circ$	23	44	47	48	12
总数量		43	82	88	91	30

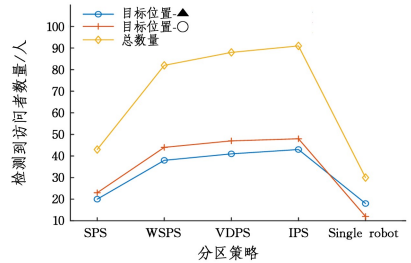


图 9 不同策略下机器人检测到访问者的数量

Fig. 9 Number of visitors detected by robot under different strategies

从结果中可知,在 SPS 划分策略中,机器人只检测到 108 名访问者中的 40%。通过动态分区策略,机器人成功检测到 75% 以上的访问者。IPS 使机器人能够检测到大约 84% 的访问者。结果表明了多机器人巡逻系统中节点转移和工作负荷平衡目标函数的有效性。与单机器人巡逻系统的结果相比,6 个机器人的 SPS 巡逻性能达不到两倍。使用区域划分方法来解决该问题,6 个机器人的巡逻性能增加了 3 倍以上。

本文将着重考虑 3 种不同动态分区策略(WSPS, VDPS 和 IPS)对巡逻性能的影响。

与表 4 中 WSPS 以及 VDPS 结果相比,IPS 使机器人平均能检测到 16 和 13 名额外的访问者。本文不仅仅考虑机器人检测到对目标节点访问的访问者数量,还关注了访问者的估计位置  $\hat{p}$  到  $V_{\Delta}$  和  $V_{\circ}$  中所有节点的旅行距离的总和。其中,  $V_{\Delta}$  和  $V_{\circ}$  代表访问者到达  $\Delta$  和  $\circ$  目标区域的节点集。其值越小,在  $\hat{p}$  中花费的监测时间越长,如表 5 所列。

表 5 不同区域内估计位置到  $v_i$  距离之和

Table 5 Sum of the distances from the estimated positions to  $v_i$  in different regions

$\sum_{v_i \in (V_{\Delta}, V_{\circ})} d(\hat{p}, v_i)$	WSPS	VDPS	IPS
$\circ$	764.3	598.1	556.8
$\Delta$	645.9	584.7	624.5

由于考虑了行驶距离,确定了传输节点  $v_i$ , VDPS 和 IPS 值小于 WSPS 的值,机器人对目标位置  $\Delta$  和  $\circ$  的监控时间如表 6 所列。

表 6 动态划分策略下机器人对  $\Delta$  和  $\circ$  的监控时间

Table 6 Monitoring time of  $\Delta$  and  $\circ$  under dynamic division strategy

监控时间	WSPS		VDPS		IPS	
	$\Delta$	$\circ$	$\Delta$	$\circ$	$\Delta$	$\circ$
$t_{ave}$	86.2	95.7	119.9	123.7	109.9	114.4
$t_{sum}$	258.6	287.2	359.8	371.0	329.6	343.2

由表 6 可知,机器人在巡逻过程中对  $\circ$  位置的监控时间较  $\Delta$  位置长,这是由于区域的形状和目标位置在分区中所在

位置的差异所致。因此,在 $\Delta$ 位置附近检测到的访问者数量减少了。从监控时长来看,IPS 监控效果较 VDPS 好,与 WSPS 相近,因为 WSPS 划分策略是基于分区机器人工作负荷进行划分的,使得存在目标位置的区域面积较小,机器人能够更好地监控访问者。而 VDPS 是节点与访问者估计位置距离相关联的指标,该动态划分方法虽然能够使机器人在执行巡逻过程在区域中移动距离的总长变短,但目标位置所在区域的面积并没有显著变小。相比之下,IPS 使机器人能够集中监控位置 $\Delta$ 和 $\circ$ 。

考虑到所提策略均为动态划分策略,划分时间成为了验证巡逻性能必不可少的因素。表 7 列出了将位置 $\Delta$ 和 $\circ$ 划分为不同区域所花费的时间。值得注意的是,用 VDPS 划分两个位置花费了更多的时间,这是由于候选节点 $V_{\text{cand}}$ 中离 $\hat{p}$ 最远的节点 $v_j$ 被确定为节点转移。此外,由于 3 个 $\Delta$ 和 $\circ$ 最初位于同一区域,因此访问者的位置估计是不合理的,因此,使用 WSPS(或 IPS)对这 3 个位置进行分区的速度要快于使用 VDPS。

表 7 区域平均划分时间

Table 7 Regional average division time

划分策略	(s)		
	WSPS	VDPS	IPS
$\Delta$	296.3	345.7	308.0
$\circ$	240.8	317.5	278.3

为了更详细地讨论系统的巡逻性能,本文考虑了不同数量的访问者。以 6 个机器人划分 6 个区域为例,在每个模拟中,1 个、3 个和 4 个访问者分别出现在入口处,并向目标位置 $\Delta$ 和 $\circ$ 标记的目的地移动。在模拟过程中,环境在运行 1h 后分别出现了 36,108 和 144 名访问者。巡逻结果如表 8 所列。

表 8 不同数量访问者访问环境下机器人的巡逻结果

Table 8 Patrol results of robots with different number of visitors

visiting the environment

(1) 36 个访问者访问

巡逻性能		SPS	WSPS	VDPS	IPS
检测到	$\Delta$	6	10	12	14
访问者	$\circ$	8	14	15	17
的数量	总数量	14	24	27	31

(2) 108 个访问者访问

巡逻性能		SPS	WSPS	VDPS	IPS
检测到	$\Delta$	20	38	41	43
访问者	$\circ$	23	44	47	48
的数量	总数量	43	82	88	91

(3) 144 个访问者访问

巡逻性能		SPS	WSPS	VDPS	IPS
检测到	$\Delta$	28	45	59	62
访问者	$\circ$	33	51	64	66
的数量	总数量	63	96	113	128

相比静态分区策略 SPS,本文所提动态分区巡逻策略 WSPS,VDPS 或 IPS 下,机器人在巡逻过程中检测到访问者的数量更多,表明所提策略显著提高了多机器人巡逻效率,如图 10 所示。值得注意的是,当每次访问者的人数增加到 4 人时,机器人通过动态划分环境成功地检测到更多的访问者,且 IPS 在所有情况下都表现出最高的巡逻性能。

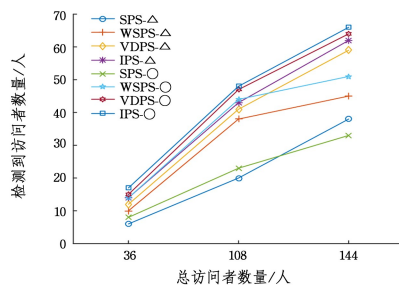


图 10 不同策略位置下观测到的访问者数量

Fig. 10 Number of visitors observed in different strategic locations

**结束语** 本文将区域划分策略应用于多机器人系统巡逻问题中,针对动态巡逻任务的多机器人工作负荷均衡的问题,提出了访问者访问趋势下机器人动态分区巡逻策略。相比静态分区巡逻策略,机器人成功探测到 80% 以上的访问者,且 6 个机器人组成的系统巡逻性能达到峰值时是单机器人巡逻系统的 3 倍多。此外,对于不同数量的访问者,机器人表现出相似的巡逻表现。仿真结果表明,所提访问者访问趋势下多机器人动态分区巡逻策略显著提升了巡逻效率。

未来将着重考虑在巡逻边界上进行安全巡检的巡逻问题,在该情况下设计较优的策略让机器人做出合理决策去完成巡逻任务,提高巡逻效率。

## 参考文献

- [1] TALMOR N, AGMON N. On the power and limitations of deception in multi-robot adversarial patrolling[C]// Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2017: 430-436.
- [2] WANG S. Research on decision control problems of mobile robots in complex dynamic environments[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2023.
- [3] YAN C B, ZHANG T. Multi-robot patrol: a distributed algorithm based on expected idleness[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2016, 13(6): 172988141666366.
- [4] SEA V, KATO C, SUGAWARAT. Coordinated area partitioning method by autonomous agents for continuous cooperative tasks[J]. J. Inf. Process(JIP), 2017, 25: 75-87.
- [5] JÜRGEN S, ANGELA P S, BERNHARD R. Min-Max Vertex Cycle Covers with Connectivity Constraints for Multi-Robot Patrolling[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 10152-10159.
- [6] JEONGEUN K, HYOUNG I S. A Voronoi diagram-based workspace partition for weak cooperation of multi-robot system in orchard[J]. IEEE Access, 2020, 8: 20676-20686.
- [7] SUGIYAMA A, SEA V, SUGAWARA T. Effective task allocation by enhancing divisional cooperation in multi-agent continuous patrolling tasks[C]// 2016 IEEE 28th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI). IEEE, 2016: 33-40.
- [8] CHEN F R, CHEN B, ZHU Z Q, et al. A cost-beneficial area-partition-involved collaborative patrolling game in a large-scale chemical cluster[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2021, 145: 71-82.
- [9] DOJIN C, JINSU H AND JONTAE L. Dynamic graph partitioning

ning scheme for supporting load balancing in distributed graph environments[J]. IEEE Access, 2021, 9: 65254-65265.

- [10] PORTUGAL D, ROCHA R P. MSP algorithm: multi-robot patrolling based on territory allocation using balanced graph partitioning[C]//Proceedings of the 2010 ACM Symposium on Applied Computing(SAC). Sierre, 2010: 22-26.
- [11] SEA V, SUGIYAMA A, SUGAWARA T. Frequency-based multi-agent patrolling model and its area partitioning solution method for balanced workload[C]//International Conference on Integration of Constraint Programming, Artificial Intelligence, and Operations Research. Department of Computer Science and Communication, 2018.
- [12] MAO T, RAYL E. Frequency-based patrolling with heterogeneous agents and limited communication[J]. arXiv: 1402. 1757, 2014.
- [13] OUYANG Z Y, ERIC K H L, YIJI C, et al. Dynamic community partitioning for e-commerce last mile delivery with time window constraints[J]. Computers & Operations Research, 2023, 160: 106394.
- [14] HOSHINO S, TAKAHASHI K. Dynamic partitioning strategies for multi-robot patrolling systems[J]. Journal of Robotics and Mechatronics, 2019, 31(4): 535-545.
- [15] NGUYEN M T, MANIU C S, OLARU S. Optimization-based

control for multi-agent deployment via dynamic Voronoi partition[J]. Ifac Papersonline, 2017, 50(1): 1828-1833.

- [16] PATEL R, FRASCA P, DURHAM J W, et al. Dynamic partitioning and coverage control with asynchronous one-to-base-station communication[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2016, 3(1): 24-33.
- [17] JING R, MIN J, ZHAONING C. A method for topological region division of ocean flow field[J]. Journal of Science and Technology of Surveying and Mapping, 2020, 37(5): 545-550.



**MA Wenjie**, born in 1998, postgraduate. His main research interests include multi-robot system cooperative control and so on.



**LI Zonggang**, born in 1975, Ph.D, professor. His main research interests include intelligent bionic robot and multi-robot system cooperative control.