



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

# 控制与决策

CONTROL AND DECISION



## 基于密度交互的集群机器人自组织垃圾收集算法

向雅伦, 雷小康, 段中兴, 段梦园, 许明玉

引用本文:

向雅伦, 雷小康, 段中兴, 段梦园, 许明玉. 基于密度交互的集群机器人自组织垃圾收集算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3279–3288.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.2213>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于深度学习的仿生集群运动智能控制

Intelligent control of bionic collective motion based on deep learning

控制与决策. 2021, 36(9): 2195–2202 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0071>

#### 基于接触状态感知发育的机器人柔性装配方法

Flexible assembly method based on contact state perception development

控制与决策. 2021, 36(4): 876–884 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1079>

#### 机器人信息增益RRT环境探索算法

Robot RRT based on information gain for environment exploration

控制与决策. 2021, 36(11): 2683–2689 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1007>

#### 移动机器人运动规划中的深度强化学习方法

Deep reinforcement learning for motion planning of mobile robots

控制与决策. 2021, 36(6): 1281–1292 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0470>

#### 基于生物启发神经网络和DMPC的多机器人协同搜索算法

Multi-robot cooperative search algorithm based on bio-inspired neural network and DMPC

控制与决策. 2021, 36(11): 2699–2706 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0959>

# 基于密度交互的集群机器人自组织垃圾收集算法

向雅伦, 雷小康<sup>†</sup>, 段中兴, 段梦园, 许明玉

(西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 西安 710311)

**摘要:** 针对实际垃圾收集任务中垃圾常呈非均匀的斑块状分布的问题, 提出一种基于密度交互的集群机器人自组织垃圾收集算法. 首先, 基于高斯核函数建立机器人邻域作业空间中垃圾分布以及邻居分布的空间密度场; 然后, 在密度信息驱动交互规则作用下, 集群机器人通过边缘包围行为实现对垃圾斑块的环型包围; 最后, 配合面向粗粒度垃圾的平推收缩策略和面向细粒度垃圾的涡旋收缩策略, 以群体协作的方式推动垃圾斑块向内聚拢, 完成斑块状垃圾的收集任务. 数值仿真以及真实集群机器人实验结果表明, 所提出收集算法对单斑块、多斑块以及垃圾数量动态变化斑块均具有良好的收集效果, 表现出优良的并行作业和自适应性能.

**关键词:** 集群机器人; 集群清洁; 密度驱动交互; 垃圾收集; 收缩机制

中图分类号: TP242

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.2213

引用格式: 向雅伦, 雷小康, 段中兴, 等. 基于密度交互的集群机器人自组织垃圾收集算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3279-3288.

## Self-organized garbage collection algorithm of swarm robots based on density interactions

XIANG Ya-lun, LEI Xiao-kang<sup>†</sup>, DUAN Zhong-xing, DUAN Meng-yuan, XU Ming-yu

(College of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710311, China)

**Abstract:** In real-life garbage collection tasks, garbage is often distributed in non-uniform patches. To more effectively deal with this patchy garbage, a self-organized collection algorithm for swarm robots based on density interactions is proposed. Firstly, a spatial density field is established to characterize the spatial distribution of garbage and other robots based on the Gaussian kernel function. Secondly, the density field is used to coordinate the collective motion of swarm robots to perform an edge-surrounding behavior in order to encircle the garbage patchy. Finally, in conjunction with the radial shrinkage strategy for coarse-grained garbage and the vortex shrinkage strategy for fine-grained garbage, the scattered garbage is pushed inward in a group collaborative manner by swarm robots, and the collection task of patchy garbage is completed. Numerical simulations and experiments with real swarm robots demonstrate that the proposed garbage collection algorithm is effective for collecting single-patchy garbage, multi-patchy garbage, and dynamic-patchy garbage, showing excellent parallelism and adaptivity.

**Keywords:** swarm robots; collective clearing; density-based interaction; garbage collection; shrinkage mechanism

## 0 引言

环境清洁是一项繁重且费时的任务, 清洁对象包括地面垃圾、水面漂浮物、水体污染物、太空碎片等. 处理这些垃圾需要耗费大量的资金和人力成本<sup>[1]</sup>. 未被及时处理的垃圾还会造成水源、土地以及空间环境的污染. 集群机器人 (swarm robots) 是一种新兴的低成本多机器人技术, 具有卓越的鲁棒性、灵活性和可扩展性<sup>[2-3]</sup>, 近年来在目标搜索<sup>[4-7]</sup>、编队协同<sup>[8]</sup>、目

标搬运<sup>[9-11]</sup>、目标收集<sup>[12]</sup>、集群追逃<sup>[13-15]</sup>、入侵防御<sup>[16]</sup>等方面显示出巨大的应用潜力, 备受国内外研究者的关注. 集群机器人技术的快速发展<sup>[17]</sup>, 亦为不同场景下垃圾清洁任务提供了新的解决途径.

近年来, 使用机器人系统高效完成垃圾收集任务受到了广泛关注. 目前主流方式是基于单体作业的大型清洁机器人, 如 Ruangpayoongsak 等<sup>[18]</sup> 设计了一款漂浮式拾取遥控机器人用于湖面、池塘等静态水

收稿日期: 2022-12-27; 录用日期: 2023-11-09.

责任编辑: 程龙.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: xiaokanglei@xauat.edu.cn.

\*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

域漂浮物清洁, Bai等<sup>[19]</sup>设计了一款基于机器视觉和机械臂的草地垃圾拾取和收集机器人. 基于多机器人的协同清洁作业方式, 近来也逐渐受到重视, 其主要思路是通过全区域覆盖提高清洁效率. Shi等<sup>[20]</sup>提出了结构化场景下的扫掠式覆盖方法, 使用多台机器人排成一行覆盖整个区域来提高清洁效率; Sun等<sup>[21]</sup>提出了一种基于区域分割的组合式覆盖路径规划方法, 通过为每个机器人生成特定路线来解决合作覆盖问题; Luo等<sup>[22]</sup>针对集群机器人全区域覆盖导航提出了一种神经动力学方法, 通过生物启发的神经网络模拟工作空间并引导机器人群前进.

实际上, 垃圾以及其他待收集目标在空间上往往并非均匀散布, 而是聚集为大小、疏密不同的高密度斑块格局. 如落叶、海洋垃圾<sup>[23]</sup>、太空垃圾等均呈现分散的斑块状分布. 上述基于区域全覆盖思想的垃圾收集方法, 虽然收集均匀分布垃圾的效率最高, 但是对于斑块状分布的目标, 会因为大范围目标稀疏区域以及无目标区域的存在, 大大降低垃圾收集和清洁效率. 此外, 高密度斑块的中心位置, 是非常理想的就地堆积点, 可极大地节省垃圾转运的时间成本和能量消耗. 因此, 垃圾空间分布的斑块状特征在设计集群清洁算法时不容忽视.

在自然界中, 生物群体针对目标分布的斑块特征演化出了高效的处置手段. 如蚂蚁等昆虫会基于食物源分布密度优化巢穴选址<sup>[24]</sup>, 基于信息素浓度调整群体结构<sup>[25]</sup>, 巢穴建造过程中的掘出物堆放也基于既有堆积物的密度进行<sup>[26]</sup>. 这些生物行为的核心驱动因素便是密度、浓度等表征空间分布稠密程度的环境信息, 其在个体行为的决策中发挥着至关重要的作用. 在集群机器人研究中, 目前主要关注邻居的位置、方向等状态信息, 对密度等能够反映整个群体态势的信息利用尚有不足, 仅见文献[12]和文献[27]等少数几项理论研究工作. 这些研究表明, 在机器人交互中引入密度信息, 可赋予集群一系列独特的能力, 如自发形成环型构型以及对称分群等<sup>[27]</sup>. 这为解决斑块状垃圾收集任务提供了新的潜在途径.

基于上述思路, 本文受密度驱动生物群体行为的启发, 并借鉴物理学中基于核函数的密度估计方法, 提出一种基于空间密度场交互的集群机器人垃圾收集算法, 使得集群机器人能够以自组织方式完成斑块状垃圾的高效收集. 所提出方法通过高斯核函数建立机器人邻域环境的密度场, 据此建立密度驱动的机器人-机器人交互以及机器人-垃圾交互作用, 实现对垃圾斑块的边缘包围行为、平推收缩行为以及涡旋收

缩行为. 这些群体行为相互配合、自适应切换, 使得集群机器人可对不同大小、不同数量的斑块垃圾实施收集作业. 数值仿真和真实集群机器人实验结果表明: 所提出垃圾收集算法在多斑块场景下具有并行作业能力, 且能够适应变化的动态场景.

本文主要内容如下: 1) 以空间密度场表征局部环境并作为集群机器人行为决策的主导信息; 2) 集群机器人以非显式磋商和规划的自组织方式, 实现对垃圾散布区域的高效收集, 避免全覆盖所花费的额外时间成本; 3) 针对粗粒度垃圾和细粒度垃圾设计两种不同的集群收集策略, 提升算法对不同大小垃圾的收集效率和适用性; 4) 所提出垃圾收集算法对于多斑块场景以及动态环境具备良好的适应性, 具备并行收集多个斑块的能力.

## 1 问题描述

考虑一群同构集群机器人和大量待收集垃圾个体, 这些垃圾总体呈斑块状分布且具有以下特点: 1) 垃圾斑块数量不定, 各斑块的空间尺度远大于机器人个体; 2) 垃圾个体大小不定, 可能是大尺度垃圾或小尺度垃圾(投影面积大于或小于机器人本体); 3) 垃圾数量不固定, 可随时动态增加(如行人随手丢弃垃圾或泄露中产生新的泄露点); 4) 垃圾个体无法自主运动, 但是可通过机器人的推动被转移.

假设存在  $N$  个集群机器人和  $M$  个独立的待收集垃圾个体, 机器人个体感知半径为  $R$ , 仅能获得有限范围内邻居和垃圾个体的状态信息. 分别定义  $N_i$  和  $G_i$  为机器人感知域内邻居和垃圾个体的集合.

基于这些信息, 机器人可自主完成行为决策. 设机器人维持匀速  $v_0$  运动, 机器人  $i$  在  $t$  时刻的位置和方向(单位向量)分别为  $\mathbf{x}_i(t)$ 、 $\mathbf{v}_i(t)$ , 则机器人  $i$  在  $t + \Delta t$  时刻运动状态满足

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_i(t + \Delta t) &= \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t + \Delta t)v_0\Delta t, \\ \mathbf{v}_i(t + \Delta t) &= \mathbf{v}_i(t) + \omega_i(t + \Delta t)\Delta t, \\ \omega_i(t + \Delta t) &= \min\left(\frac{\angle(\mathbf{v}_i(t), \mathbf{u}_i(t + \Delta t))}{\Delta t}, \omega_{\max}\right). \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $\mathbf{u}_i(t + \Delta t)$  为机器人的控制输入, 对应于机器人  $i$  在  $t + \Delta t$  时刻的期望运动方向;  $\omega_i(t + \Delta t)$  为机器人  $i$  在  $t + \Delta t$  时刻的角速度;  $\omega_{\max}$  为机器人的最大角速度;  $\angle(*, *)$  为两个向量间的夹角.

单体机器人清扫宽度和推动垃圾的能力均有限, 因此需以集群协同方式, 才能完成大范围垃圾的收集任务. 为了定量描述垃圾收集任务并评价收集方法的有效性, 引入斑块收缩率  $R_h$  来评估收集任务完成后垃圾斑块的缩小程度, 定义如下所示:

$$R_h(t) = \frac{S_g(t_0) - S_g(t)}{S_g(t_0)}. \quad (2)$$

其中:  $S_g(t_0)$ 、 $S_g(t)$  分别为初始时刻和  $t$  时刻垃圾斑块的面积, 即垃圾斑块最外缘个体所形成的凸包的覆盖面积;  $R_h(t) \in [0, 1]$ : 若  $R_h(t) = 0$ , 则未发生任何收集作用, 若  $R_h(t) = 1$ , 则所有垃圾被聚拢为一个质点. 实际任务中受垃圾体积的限制,  $R_h(t)$  会趋近于 1 但是不能等于 1.

基于收缩率指标, 集群机器人的垃圾收集任务可表述如下: 在垃圾斑块数量动态可变、斑块中垃圾个体大小和数目不定的情况下, 设计一个分布式集群机器人控制算法(即控制输入  $\mathbf{u}_i$ ), 使得集群机器人能够以群体协作的方式, 自主将分散的垃圾个体聚拢为一簇或多簇, 即  $R_h(t)$  在有限时间内收敛为常数. 如  $R_h(t) \approx 1$ , 则收集算法达到最佳收集效果.

## 2 密度驱动集群机器人垃圾收集算法

针对待收集垃圾个体呈斑块状分布的特点, 所提出基于密度的集群机器人垃圾收集算法包括两种关键行为: 1) 边缘包围行为: 集群机器人受密度驱动沿垃圾斑块边缘对其实施包围; 2) 收缩行为: 集群机器人完成包围后同时向内收缩, 推动垃圾向内聚集, 从而实现垃圾收集. 此外, 集群机器人还需具备避碰以及适时行为切换的能力. 因此, 所设计集群机器人的控制输入  $\mathbf{u}_i$  由 4 个部分组成, 分别为自驱动力  $\mathbf{u}_i^{\text{self}}$ 、避碰力  $\mathbf{u}_i^{\text{rep}}$  以及与清洁相关的密度驱动力  $\mathbf{u}_i^{\text{des}}$  和  $\mathbf{u}_i^{\text{scr}}$ , 即

$$\mathbf{u}_i(t + \Delta t) = \mathbf{u}_i^{\text{self}}(t + \Delta t) + \mathbf{u}_i^{\text{rep}}(t + \Delta t) + \mathbf{u}_i^{\text{des}}(t + \Delta t) + \beta \mathbf{u}_i^{\text{scr}}(t + \Delta t). \quad (3)$$

其中:  $\beta = \{0, 1\}$  为一个布尔变量, 用于实现两种不同收集策略的切换(详见后文第 2.3 节); 自驱动力  $\mathbf{u}_i^{\text{self}}$  用于控制机器人延续当前运动方向, 可描述为

$$\mathbf{u}_i^{\text{self}}(t + \Delta t) = \lambda^{\text{self}} \frac{\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_i(t - \Delta t)}{\|\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_i(t - \Delta t)\|}. \quad (4)$$

这里:  $\lambda^{\text{self}} > 0$  为自驱权重,  $\mathbf{x}_i(t)$  和  $\mathbf{x}_i(t - \Delta t)$  分别为机器人的当前位置和上一时刻位置. 避碰力  $\mathbf{u}_i^{\text{rep}}$  用于

实现机器人的避碰运动, 可描述为

$$\mathbf{u}_i^{\text{rep}}(t + \Delta t) = -\lambda^{\text{rep}} \sum_{j \in N_i} \left( \frac{\mathbf{x}_j(t) - \mathbf{x}_i(t)}{\|\mathbf{x}_j(t) - \mathbf{x}_i(t)\|} \right). \quad (5)$$

其中:  $\lambda^{\text{rep}} > 0$  为避碰权重; 注意此处的  $\mathbf{u}_i^{\text{rep}}$  产生的是一种广域排斥力, 有助于集群机器人形成间距均匀的包围圈.

式(3)中的最后两项  $\mathbf{u}_i^{\text{des}}$  和  $\mathbf{u}_i^{\text{scr}}$  是所提出密度驱动垃圾收集算法的核心, 分别对应于边缘包围行为和收缩行为. 下文将详细介绍.

### 2.1 基于密度的环境表征

垃圾斑块由大量垃圾个体聚集而成, 单体间的距离越小, 斑块的密度越高, 故采用密度来度量一定空间内待收集物的富集程度. 为了度量单个垃圾对整个斑块密度的贡献, 将垃圾个体的密度定义为自身与其他垃圾距离的加权之和的形式. 对于  $M$  个垃圾个体, 第  $k$  个垃圾的密度  $\rho_k^g$  定义为

$$\rho_k^g(t) = \sum_{z=1, z \neq k}^M W(\mathbf{g}_k(t), \mathbf{g}_z(t)) = \sum_{z=1, z \neq k}^M \exp\left(-\frac{\|\mathbf{g}_k(t) - \mathbf{g}_z(t)\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (6)$$

其中:  $W(\mathbf{g}_k(t), \mathbf{g}_z(t))$  为用来评估临近空间垃圾分布密度的核函数,  $\mathbf{g}_k(t)$  和  $\mathbf{g}_z(t)$  分别为垃圾  $k$  和垃圾  $z$  的位置. 实际中, 可根据待收集物的空间分布特征选择不同类型的核函数来估计其分布密度. 本文采用高斯型核函数,  $\sigma > 0$  为可调参数. 图 1 为 3 个垃圾斑块通过核函数估计形成的空间密度场, 颜色越深, 密度越大, 垃圾分布越集中. 可见该方法可以很好地表征待收集物的空间分布特征.

环境中的集群机器人也采用类似的密度估计方法, 基于高斯核函数来表征个体周围其他机器人的空间分布状态<sup>[12]</sup>. 实现方法同上, 不再赘述.

### 2.2 密度驱动边缘包围行为

垃圾斑块所构成的密度场会在周围生成等密度线, 如图 1 所示. 若控制机器人沿此等密度线移动, 则

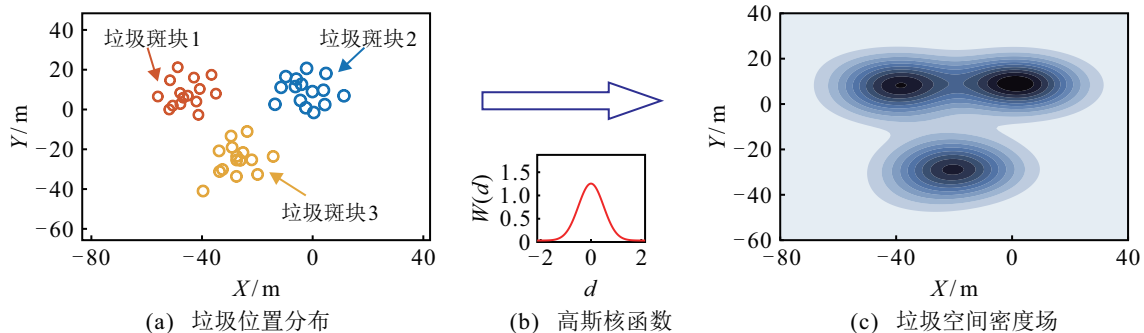


图 1 垃圾密度建模示意图

可实现对垃圾斑块的包围,为随后实施收集作业奠定基础.基于第2.1节所提出核函数密度估计方法,机器人所感知到的密度由感知域内其他机器人密度和待收集垃圾个体的密度两部分线性叠加而成.机器人*i*当前密度 $\rho_i^r(t)$ 定义如下所示:

$$\begin{aligned} \rho_i^r(t) = & \sum_{j \in N_i} W(\mathbf{x}_i(t), \mathbf{x}_j(t)) + \sum_{k \in G_i} W(\mathbf{x}_i(t), \mathbf{g}_k(t)) = \\ & \sum_{j \in N_i} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \left(\frac{\|\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_j(t)\|}{R}\right)^2\right) + \\ & \sum_{k \in G_i} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \left(\frac{\|\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{g}_k(t)\|}{R}\right)^2\right). \end{aligned} \quad (7)$$

注意,其中机器人之间的距离以及机器人与垃圾间的距离均基于感知半径*R*进行了归一化处理.

在上述密度估计的基础上,基于前期工作<sup>[12]</sup>中提出的密度驱动集群机器人交互方法,机器人的密度驱动力可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_i^{\text{des}}(t + \Delta t) = & \frac{1}{\rho_i(t)} \left( \left( \frac{\rho_i(t)}{\rho_0(t)} \right)^7 - 1 \right) \cdot \left[ \lambda^r \sum_{j \in N_i} \nabla_i W(\mathbf{x}_i(t), \mathbf{x}_j(t)) + \right. \\ & \left. \lambda^g \sum_{k \in G_i} \nabla_i W(\mathbf{x}_i(t), \mathbf{g}_k(t)) \right]. \end{aligned} \quad (8)$$

其中: $\lambda^r > 0$ 和 $\lambda^g > 0$ 分别为机器人-机器人作用强度以及机器人-垃圾作用强度,这里令 $\lambda^g \gg \lambda^r$ ,使得机器人更为关注垃圾而非其他机器人; $\rho_0(t) > 0$ 为参考密度,机器人群体会沿梯度下降方向从 $\rho_i(t)$ 逐渐收敛至 $\rho_0(t)$ ,形成沿垃圾斑块外边缘运动的趋势.在此基础上,配合机器人之间的 $\mathbf{u}_i^{\text{rep}}$ ,最终集群以间距均匀的单层环型结构包围垃圾斑块.

### 2.3 密度驱动集群收缩行为

在 $\mathbf{u}_i^{\text{rep}}$ 和 $\mathbf{u}_i^{\text{des}}$ 的共同作用下,集群机器人最终会形成对称且间距均匀的环形结构.配合恰当的垃圾

收集策略和收缩条件,即可驱动机器人包围圈不断缩小以带动垃圾向内部移动,从而完成散布垃圾的收集任务.

针对不同大小垃圾,分别设计面向粗粒度垃圾和细粒度垃圾的两种收缩策略.设机器人的投影面积为 $B_r$ ,垃圾个体的平均面积为 $B_g$ .若 $B_r \leq B_g$ ,则采用粗粒度收集策略,即令式(3)中 $\beta = 0$ ;若 $B_r > B_g$ ,则采用细粒度收集策略,即令 $\beta = 1$ .如此,可实现不同收集策略的自主选择 and 切换.

#### 2.3.1 收缩行为触发条件

收缩行为的触发条件用于判断机器人集群是否转入收缩行为.基于集群机器人是否已形成间距均匀的闭合包围圈作为收缩行为的触发条件.定义机器人集群的均匀度 $\eta$ 和收缩行为阈值 $\delta > 0$ .机器人集群的均匀度 $\eta$ 定义如下所示:

$$\eta(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( l_i(t) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N l_i(t) \right)^2, \quad (9)$$

其中 $l_i(t) = \frac{1}{N_i} \sum_{j \in N_i} \|\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_j(t)\|$ 为当前时刻机器人*i*与其感知范围内所有机器人的平均距离.当 $\eta \leq \delta$ 时,群体均匀度符合收缩条件,触发群体收缩行为;当 $\eta > \delta$ 时,不符合收缩条件,群体继续调整包围圈构型,直至符合收缩条件.

#### 2.3.2 粗粒度收集策略

对于大尺度垃圾,针对其体积大、垃圾间间隙小等特点,设计如图2(a)所示的以向内平推为特点的粗粒度垃圾收集策略.在该收集策略中,机器人集群的收缩行为由调控 $\mathbf{u}_i^{\text{des}}$ 中参考密度 $\rho_0$ 实现,如下文式(11)所示.具体原理如下:基于式(11)的 $\rho_0$ 增大规则,使得 $\rho_0$ 与机器人当前密度 $\rho_i$ 间产生密度差,机器人会不断向垃圾靠拢使得自身密度收敛于 $\rho_0$ .基于此,可实现机器人集群的平推式向内收缩.

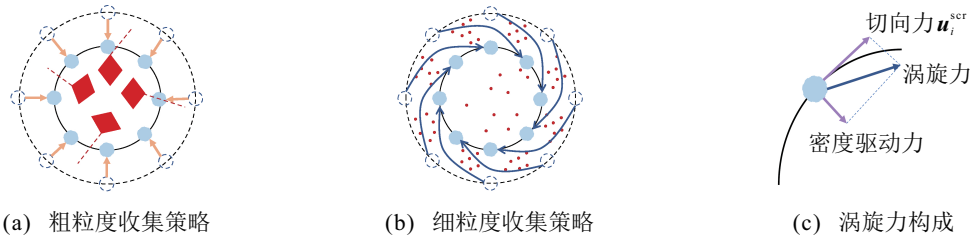


图2 集群机器人收缩策略示意图

#### 2.3.3 细粒度收集策略

小尺度垃圾具有体积小、数量多的特点,对其进行收集作业通常需要完全覆盖其分布空间.若采用平推式收集策略,则会产生较多的垃圾遗漏.为了解

决该问题,设计了一种基于涡旋收缩运动的细粒度垃圾收集策略(如图2(b)所示),以适应小尺度垃圾收集任务.

该策略中的收缩行为由式(3)中的 $\mathbf{u}_i^{\text{scr}}$ 和 $\mathbf{u}_i^{\text{des}}$ 两

项共同作用产生. 其中:  $\mathbf{u}_i^{\text{des}}$  通过  $\rho_0$  增大产生密度驱动力引导机器人向内收缩,  $\mathbf{u}_i^{\text{scr}}$  则提供一种沿圆环的切向力(如图2(c)所示), 两者的合力引导机器人以涡旋运动的方式逐渐向内收缩, 同时实现包围空间的全覆盖和散布小尺度垃圾的聚拢.  $\mathbf{u}_i^{\text{scr}}$  的定义为

$$\mathbf{u}_i^{\text{scr}}(t + \Delta t) = A \frac{\mathbf{g}_k(t) - \mathbf{x}_i(t)}{\|\mathbf{g}_k(t) - \mathbf{x}_i(t)\|}. \quad (10)$$

其中:  $A \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$  为旋转矩阵,  $\mathbf{g}_k(t)$  为当前时刻  $G_i$  中密度最大的垃圾的位置.

集群机器人满足收缩条件后,  $\rho_0$  的自适应放大规则如下所示:

$$\rho_0(t) = \rho_0(t - 1) + \frac{\max(\rho_1^g, \rho_2^g, \dots, \rho_M^g) - \min(\rho_1^g, \rho_2^g, \dots, \rho_M^g)}{M}. \quad (11)$$

其中:  $\rho_0(t)$  在  $\rho_0(t - 1)$  的基础上递增且只受垃圾密度和数量的影响; 对于给定垃圾数量  $M$ , 这种调控方法可保证任务初期快速收缩, 任务末期精细收缩, 能够较好地平衡作业的速度与效率.

### 3 仿真分析

本节通过数值仿真对所提出垃圾收集算法的可行性和适用性进行分析. 为了模拟垃圾被机器人推动的效果, 定义  $D_i$  为与垃圾  $k$  接触的机器人  $i$  的集合(两者间距小于 60 mm 时认为发生接触). 当  $D_i = \emptyset$  时, 垃圾保持静止; 否则, 机器人对垃圾产生推动作用, 即垃圾的移动速度与机器人速度一致. 仿真实验参数参考机器人实际运动能力设计, 详见后文第4.1节.

首先验证所提出包围机制和收缩机制的有效性. 针对只存在一个斑块的情况, 使用 20 个机器人, 对 10 个大尺度垃圾和 20 个小尺度垃圾分别开展模拟垃圾收集任务.

图3为大尺度垃圾收集的全过程以及机器人平均密度  $\bar{\rho}_r$ 、机器人包围面积  $S^r$ 、机器人均匀度  $\eta$  等参数变化曲线. 初始时刻, 垃圾和机器人成簇分布, 互不重叠, 机器人的平均密度  $\bar{\rho}_r = 3.8$ , 垃圾的平均密度  $\bar{\rho}_g = 0.87$ . 在边缘包围阶段 ( $t = 0 \sim 237$  s), 机器人先向外扩散直至  $\bar{\rho}_r$  略小于  $\rho_0$ ; 随后机器人密度恒定, 由于式(11)中定义机器人更关注垃圾而非其他机器人, 机器人有序向垃圾靠拢, 并沿垃圾斑块等密度线进行边缘包围, 待包围群形成后, 机器人的包围面积  $S^r = 7.1 \text{ m}^2$ , 为全过程的最大值. 在  $t = 238$  s 时, 群体均匀度  $\eta = 0.0098$ , 机器人由边缘包围态转换为收缩态, 所有机器人向内部平推移动, 直至任务结束, 机器人集群的包围面积  $S^r$  由  $7.1 \text{ m}^2$  缩小至  $0.61 \text{ m}^2$ , 平均密度  $\bar{\rho}_r$  由 1.5 增大为 6.42, 这表明了分散的垃圾个体被集群机器人有效收集.

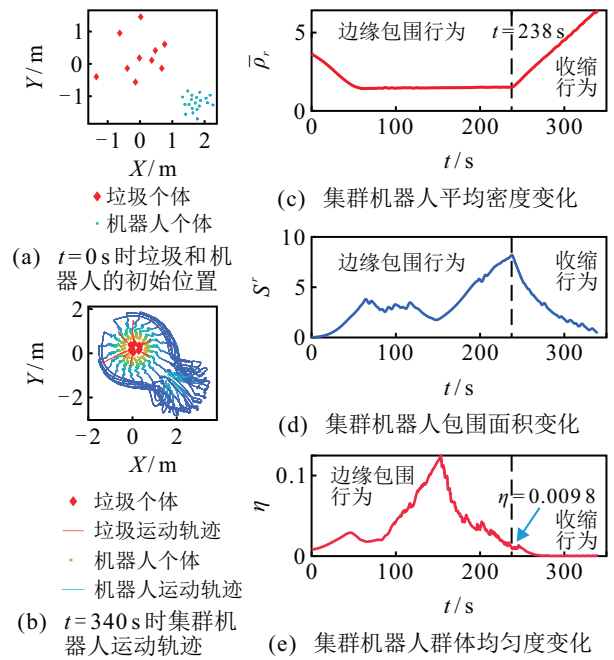


图3 大尺度垃圾收集仿真实验

#### 3.1 边缘包围行为以及收缩行为仿真实验

针对细粒度垃圾收集的仿真实验结果如图4所示. 细粒度收集的边缘包围阶段 ( $t = 0 \sim 396$  s) 与粗粒度收集的流程基本一致, 机器人群体先小幅扩散, 再沿垃圾斑块构成的等密度线进行边缘包围, 直至形成完整的环型包围圈. 由于细粒度垃圾数量更多且分布更为杂乱, 机器人集群需要更长的位置调整时间才能触发收缩行为. 在  $t = 397$  s 时,  $\eta = 0.0096$  满足收缩条件. 所有机器人以涡旋状轨迹向内收缩, 同步带动细粒度垃圾不断聚集, 直至收集任务结束. 这里的涡旋收集行为不但规避了平推收缩的遗漏问题, 还可达到局部全覆盖的清洁效果.

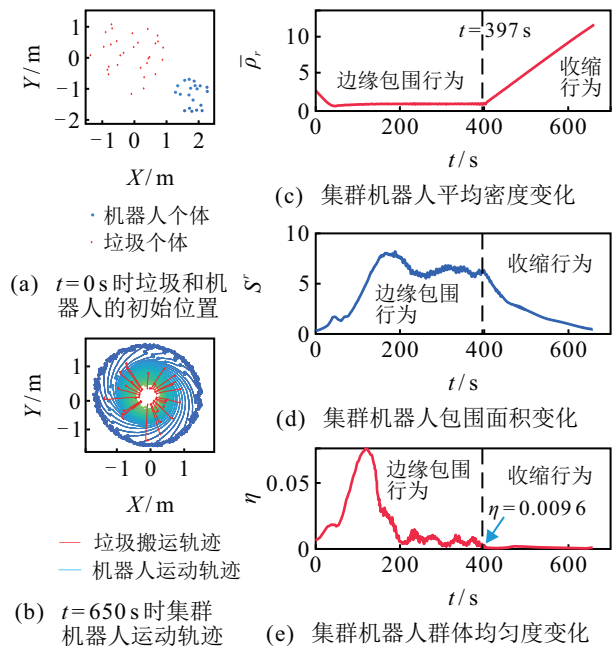


图4 小尺度垃圾收集仿真实验

### 3.2 多斑块并行收集仿真实验

清洁任务中面临的一个严峻挑战是存在多个斑块的情况. 这要求机器人集群能够自发分裂为相应数量的子群, 并行对多个斑块实施收集和清洁. 对于所提出的密度驱动集群机器人控制器, 前期理论研究<sup>[12,27]</sup>表明, 通过降低参考密度或缩小感知半径, 集群会自发分裂形成多个规模基本一致的独立子群. 这一独特的性质赋予了集群机器人并行处理多斑块清洁任务的能力.

图5为40个机器人对4个垃圾斑块以及60个机器人对8个垃圾斑块的并行收集仿真实验结果, 通过机器人集群自主调整参数分裂为多个子群的独特机制, 环境中的多个斑块均被有效包围并收集. 可见, 密度驱动集群机器人的自发分裂行为, 极大地提高了垃圾收集算法的适用性和效率.

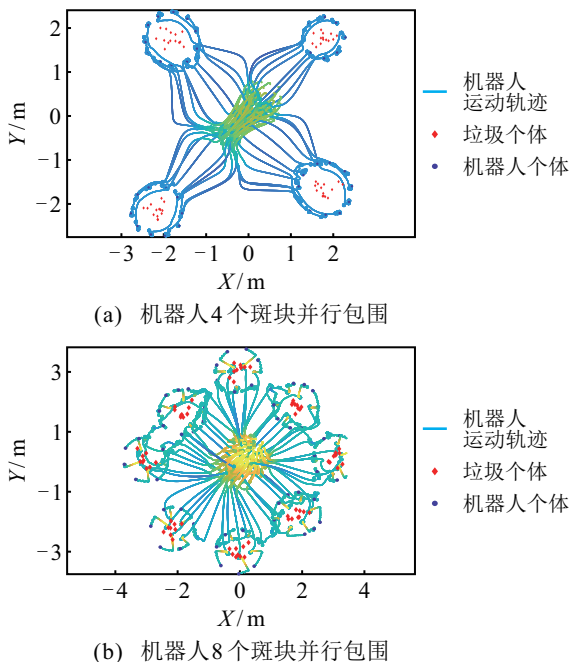


图5 机器人多垃圾斑块并行包围仿真实验

### 3.3 动态环境垃圾收集仿真实验

在真实的清洁任务中, 收集算法需具备一定的自适应能力来应对突增的目标. 接下来考虑垃圾个体数量增加的场景区, 研究所提出密度驱动收集算法对动态环境的适应性. 为简便起见, 本节实验仅考虑机器人的边缘包围行为.

图6为动态环境垃圾收集仿真实验. 如图6所示: 无垃圾时( $t = 0 \sim 200$  s), 机器人集群自发调整为单环构型;  $t = 0 \sim 201$  s时, 出现15个垃圾, 呈单一斑块存在, 机器人的平均密度 $\bar{\rho}_r$ 突变为1.88, 随后在密度梯度作用下 $\bar{\rho}_r$ 逐渐向 $\rho_0$ 收敛, 机器人自发执行边缘包围行为为合围垃圾斑块, 包围圈平均面积由 $3.2 \text{ m}^2$ 增长至 $7.4 \text{ m}^2$ ;  $t = 0 \sim 501$  s时垃圾数量突增至30个,  $\bar{\rho}_r$ 突

变为2.23, 机器人集群自发扩散, 使得 $\bar{\rho}_r \rightarrow \rho_0$ , 包围圈平均面积由 $7.4 \text{ m}^2$ 增长至 $11.7 \text{ m}^2$ , 迅速适应了垃圾数量的增加.

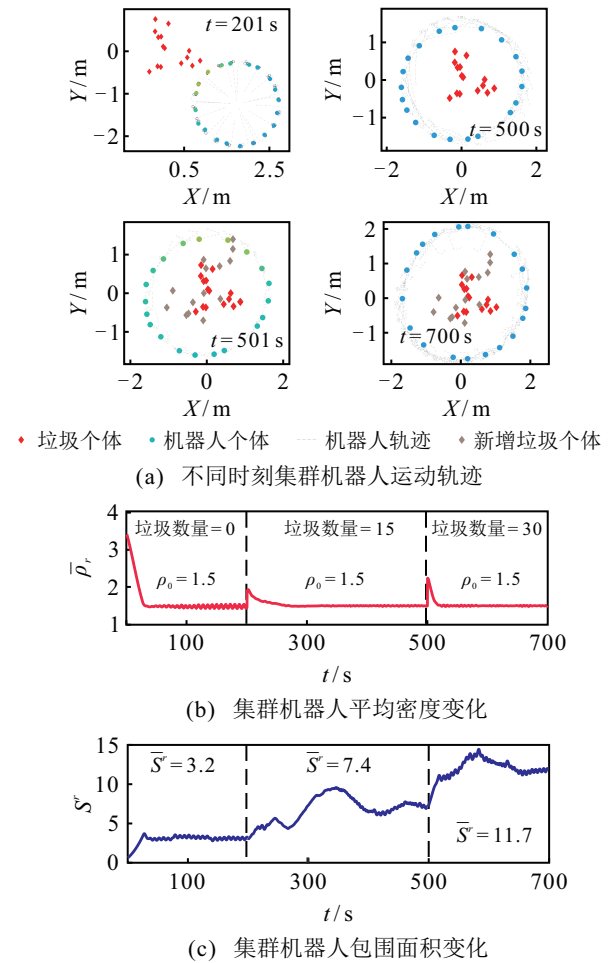


图6 动态环境垃圾收集仿真实验

图6展示了该变化过程中机器人集群的平均密度和包围面积的变化情况. 由图6可见: 在垃圾个体数量突变时, 集群机器人瞬时平均密度迅速增大; 随后通过边缘包围行为, 最终收敛至 $\rho_0$ ; 与此同时, 集群机器人所围面积随着垃圾个体数量的增加逐渐增大, 始终对垃圾斑块实施完整的包围. 该仿真实验结果表明, 所提出算法在动态环境下面对垃圾个体数量突变时具有良好的适应性.

### 3.4 垃圾收集效率对比实验

为了进一步验证所提出密度驱动垃圾收集算法在斑块分布垃圾收集任务中的优势, 将所提出算法与分区牛耕算法、扫掠式覆盖算法进行了对比实验. 牛耕覆盖算法<sup>[28]</sup>的思想是为每个机器人分配不同的子区域覆盖任务, 各机器人通过牛耕式路径实现工作空间的全覆盖. 扫掠式覆盖算法<sup>[20]</sup>是所有机器人排成一排以扫掠方式完成工作空间全覆盖. 此处仅针对全覆盖算法可收容的小尺度垃圾进行对比仿真.

为了定量评估3种算法在不同垃圾斑块下的收

集能力和适用性,分别考虑5种不同面积占比的垃圾斑块收集任务,并采用任务完成时间(s)、机器人运动总里程(m)、垃圾被搬运总里程(m)这3个指标来评价算法的收集性能.仿真实验结果如图7所示.其中:横坐标为垃圾斑块外缘凸包面积与场地面积比,该比例越高,垃圾越趋于均匀分布,斑块状聚集特征越弱.

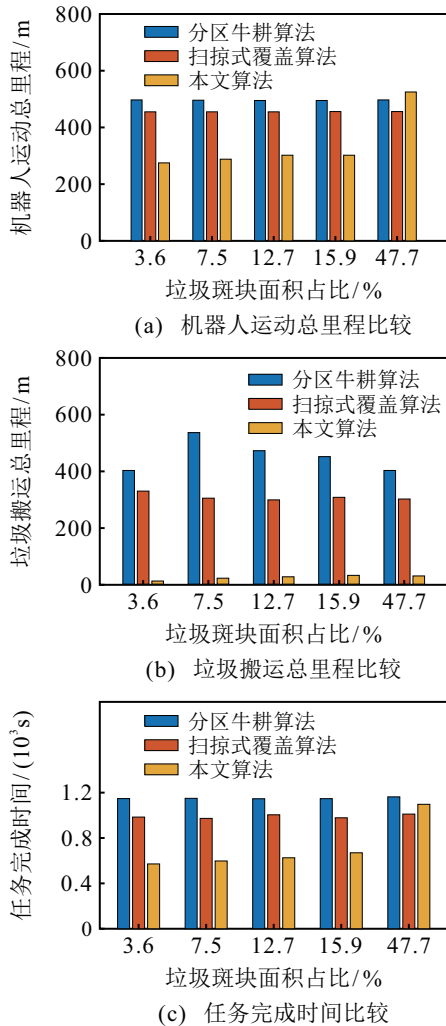


图7 垃圾收集算法效率对比

由于分区牛耕算法和扫掠式覆盖算法均为全覆盖算法,其完成时间和机器人总里程在同一工作空间中基本恒定.如图7所示,分区牛耕算法和扫掠式覆盖算法均在无目标区域造成了较大的时间成本和能耗浪费.所提出密度驱动垃圾收集算法只针对斑块区域进行垃圾收集任务,且算法在垃圾斑块所占面积小于15.9%时具有显著优势,完成时间以及机器人总里程比分区牛耕算法分别下降了45%和40%,比扫掠式覆盖算法分别下降了36%和34%.此外,由于所提出算法使用就地堆积的策略,垃圾被搬运总里程也大幅降低,分别比分区牛耕算法与扫掠式覆盖算法减少了94%和91%.需要注意的是,随着垃圾斑块面积的增大,所提出算法在完成时间和机器人总里程上的

优势将逐渐丧失.这是所提出算法更适合局部聚集的斑块状垃圾收集任务的表现.

## 4 集群机器人实验

为了验证所提出集群机器人垃圾收集算法的可行性和有效性,本节利用SwarmBang集群机器人开展真实垃圾的收集实验,包括单斑块大尺度、小尺度垃圾以及多斑块小尺度垃圾3个典型场景.

### 4.1 集群实验平台以及算法实现

SwarmBang集群机器人采用双轮差动驱动,直径为80 mm,轮距为48 mm,最大线速度为24 mm/s,最大角速度为45.84 deg/s,单机器人自重200 g,可推动约150 g的重物.图8为实际集群机器人清洁实验的场地.如图8所示:机器人头部安装一对清洁毛刷,用来收集和清扫垃圾,毛刷长度 $l = 45$  mm. SwarmBang机器人配备无线通信模块作为任务指令的收发通道,通过发送机器人的角速度和线速度指令来控制机器人运动.该场地面积约30 m<sup>2</sup>,垃圾为不同大小的不规则红色泡沫块.集群机器人的位置、速度通过NOKOV动捕系统实时采集,垃圾的位置和数量通过场地正上方的垃圾定位相机采集.这些信息通过一台服务器运行算法后,生成各机器人下一时刻的期望角速度和线速度,通过定制通讯协议发送给各机器人执行.

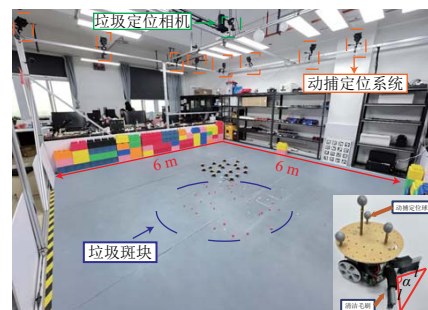


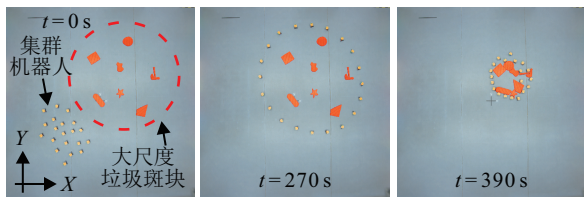
图8 集群机器人和集群实验平台

后续实验中,机器人线速度 $v_0 = 20$  mm/s、最大角速度 $\omega_{\max} = 28.65$  deg/s、控制指令更新周期 $\Delta t = 0.1$  s、感知半径 $R = 2$  m、自驱权重 $\lambda^{\text{self}} = 1$ 、避碰权重 $\lambda^{\text{cp}} = 20$ 、机器人作用强度系数 $\lambda^r = 100$ 、垃圾作用强度系数 $\lambda^g = 1000$ 、收缩阈值 $\delta = 0.01$ 、初始期望密度 $\rho_0 = 1.5$ .

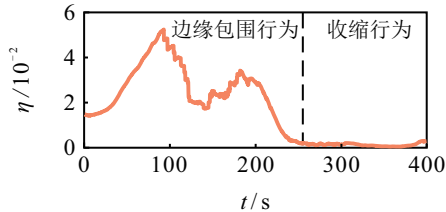
### 4.2 单斑块大尺度垃圾收集实验

在实验场地中随机放置若干不规则泡沫块,每个泡沫块的尺寸远大于机器人,构成单独的垃圾斑块.机器人集群随机摆放在垃圾斑块外围任意位置.图9为大尺度垃圾的集群清洁实验结果,包括实验过程截图、机器人完整运动轨迹以及机器人均匀度 $\eta$ 、垃圾

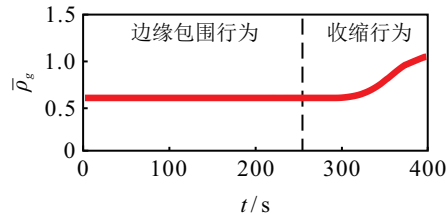
平均密度 $\bar{\rho}_g$ 、机器人包围面积 $S^r$ 、垃圾斑块面积 $S_g$ 等参数的变化曲线。



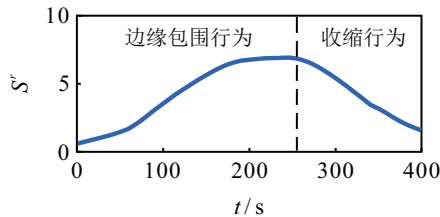
(a) 集群机器人实验过程截图



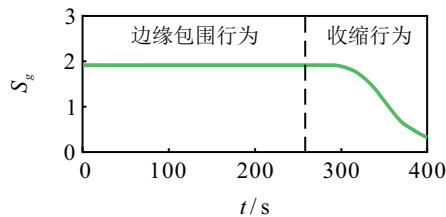
(b) 集群机器人群体均匀度变化



(c) 垃圾平均密度变化



(d) 集群机器人包围面积变化



(e) 垃圾斑块面积变化

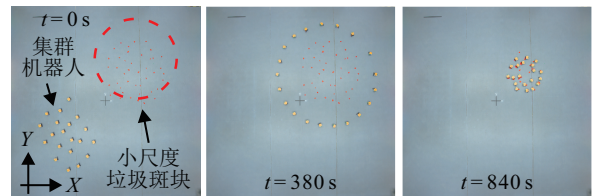
图9 单斑块大尺度垃圾收集实验

实验开始后,机器人集群随即进入边缘包围行为( $t = 1 \sim 214$  s),受期望密度 $\rho_0$ 驱动迅速向垃圾斑块移动并在其外围形成稳定单环,此时 $S^r = 7.2 \text{ m}^2$ ,达到全过程最大值.在此阶段,垃圾处于静止状态,其平均密度和面积维持不变.随后,机器人包围圈构型持续微调( $t = 215 \sim 271$  s),其分布均匀度 $\eta$ 减小至0.009 5,随即满足收缩条件,集群机器人转入收缩阶段.在收缩阶段( $t = 272 \sim 390$  s),集群机器人基于粗粒度收缩策略向内平推聚集,带动垃圾逐渐聚拢为一小簇,直至垃圾收集任务结束.在此过程中,垃圾斑块面积 $S_g$ 减小了 $1.57 \text{ m}^2$ .进一步基于式(5)定量指标,

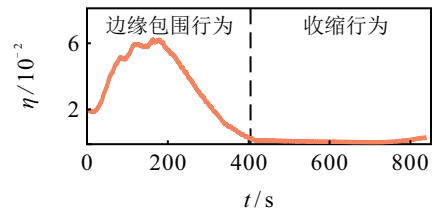
可得到收集任务结束时 $R_1 = 0.82$ ,即垃圾斑块的面积缩小了82%,表明集群机器人对大尺度垃圾达到了良好的收集效果.

### 4.3 单斑块小尺度垃圾收集实验

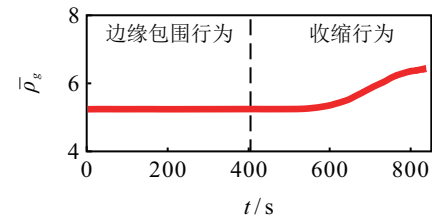
本节实验中选择将若干不规则的小尺度泡沫块随机布撒在实验场地中,其尺寸小于机器人以及清洁毛刷的覆盖面积.图10为小尺度垃圾的集群清洁实验结果,所展示内容同图9.



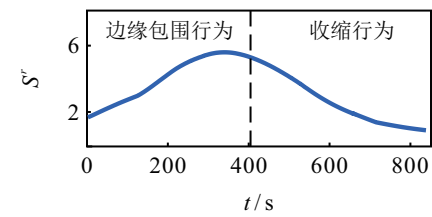
(a) 集群机器人实验过程截图



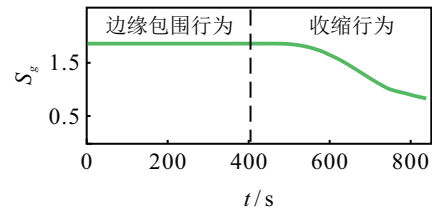
(b) 集群机器人群体均匀度变化



(c) 垃圾平均密度变化



(d) 集群机器人包围面积变化



(e) 垃圾斑块面积变化

图10 单斑块小尺度垃圾收集实验

实验开始后,集群机器人进入边缘包围行为,该过程与前文第4.2节类似,不再赘述.两者最大的不同表现在收缩阶段,当 $t = 402$  s时满足收缩条件,集群机器人基于细粒度收缩策略,以涡旋运动的方式向内逐渐收缩,推动垃圾最终聚拢为一小簇.在该过程中,

机器人集群的包围面积  $S^r$  减小了  $4.68 \text{ m}^2$ , 垃圾斑块面积  $S_g$  减小了  $1.03 \text{ m}^2$ , 表明涡旋收缩运动对于细粒度垃圾具有良好的收集效果. 虽然涡旋收缩策略增加了一些时间成本, 但是达成了局部区域全覆盖的效果, 这对于细粒度垃圾收集任务而言是至关重要的.

#### 4.4 多斑块小尺度垃圾收集实验

针对多斑块场景开展集群机器人垃圾收集实验. 在场地中随机布撒两个独立的小尺寸垃圾斑块, 机器人摆放在斑块外围任意位置. 图11为实验结果, 展示了机器人密度  $\bar{\rho}_r$ 、两个垃圾斑块的密度  $\bar{\rho}_{g1}$ 、 $\bar{\rho}_{g2}$  以及面积  $S_g^1$  和  $S_g^2$  的变化曲线.

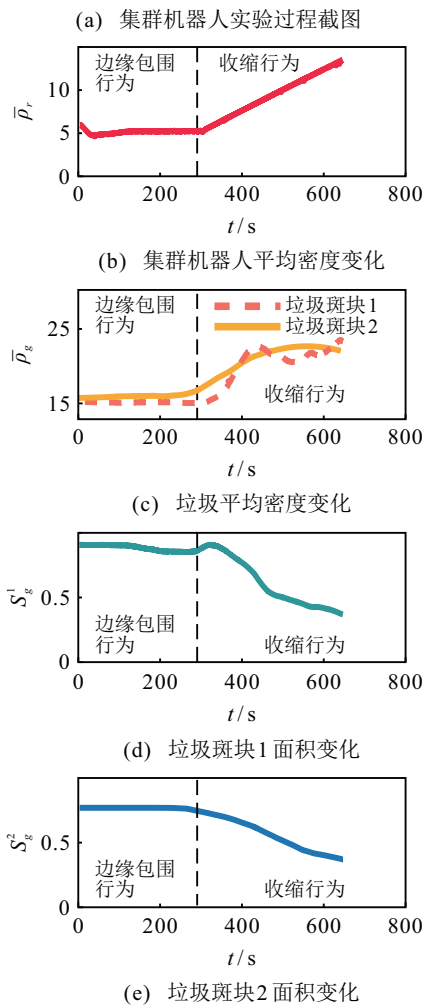
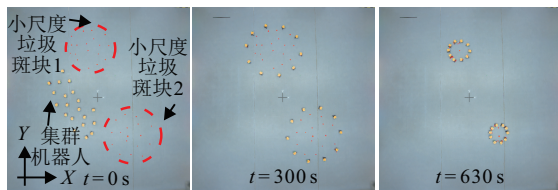


图11 多斑块小尺度垃圾收集实验

实验开始后, 机器人集群自发调整参数适应双斑块场景, 随即分裂为两个大致均等的子群并分别进入边缘包围行为 ( $t = 1 \sim 308 \text{ s}$ ), 最终围绕两个斑块形成稳定包围圈. 从  $t = 309 \text{ s}$  开始, 集群机器人转入收

缩阶段, 基于细粒度收缩策略, 两个包围圈不断向内涡旋聚集, 密集覆盖包围群内区域, 最终推动垃圾聚拢为两小簇. 在包围圈收缩过程中, 两个垃圾斑块的面积分别减小了  $0.53 \text{ m}^2$  和  $0.45 \text{ m}^2$ . 需要强调的是, 得益于集群机器人并行作业和所提出方法可自发分群的特点, 两个垃圾斑块被两个机器人子群同时予以收集, 表明利用集群机器人实施清洁极具效率优势.

## 5 结论

实际垃圾收集任务中的垃圾分布大多呈现聚集成簇的斑块状空间分布格局, 导致传统基于区域全覆盖思想的多机器人清洁算法效率较低, 无效清洁、重复清洁、垃圾个体搬运代价大等问题较为突出. 本文受蚂蚁等昆虫觅食、筑巢过程中密度驱动行为的启发, 提出了一种针对斑块状分布垃圾/目标物的集群机器人收集算法. 所提出算法以空间密度估计为核心, 构建了机器人个体间、机器人与目标间的密度驱动交互策略. 基于这一独特的交互机制, 机器人个体具备自发形成单环以及对称分裂的优异特性, 据此设计了目标包围、平推收缩、涡旋收缩等集群清洁子行为. 通过这些行为的适时切换, 实现了集群机器人对于细粒度、粗粒度、目标动态增加、多斑块等不同类型垃圾的收集任务. 数值仿真和实际机器人实验验证了所提出算法的可行性和有效性.

后续研究将关注实际垃圾斑块聚集度与覆盖面积存在差异的问题, 开展自适应非对称分群并行收集算法研究.

### 参考文献(References)

- [1] Chandra S S, Kulshreshtha M, Randhawa P. A review of trash collecting and cleaning robots[C]. The 9th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions). Noida, 2021: 1-5.
- [2] Zheng Z C, Lei X K, Peng X G. Selective interaction and its effect on collective motion[J]. Scientific Reports, 2022, 12: 8601.
- [3] Lei X K, Xiang Y L, Duan M Y, et al. Exploring the criticality hypothesis using programmable swarm robots with Vicsek-like interactions[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2023, 20(204): 20230176.
- [4] 宋程, 贺昱曜, 雷小康, 等. 基于认知差异的多机器人协同信息趋向烟羽源搜索方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(1): 45-52.  
(Song C, He Y Y, Lei X K, et al. Multi-robot collaborative infotaxis searching for plume source based on cognitive differences[J]. Control and Decision, 2018, 33(1): 45-52.)
- [5] Ling M R, Huo J W, Moiseev G V, et al. Multi-robot

- collaborative radioactive source search based on particle fusion and adaptive step size[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2022, 173: 109104.
- [6] 王洪民, 庄育锋, 韦凌云, 等. 基于信息图的多无人机三维协同搜索动目标方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(12): 3534-3542.  
(Wang H M, Zhuang Y F, Wei L Y, et al. Multi-UAV 3D collaborative searching for moving targets based on information map[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(12): 3534-3542.)
- [7] Xiang Y L, Lei X K, Duan Z X, et al. Self-organized patchy target searching and collecting with heterogeneous swarm robots based on density interactions[J]. *Electronics*, 2023, 12(12): 2588.
- [8] 王祥科, 陈浩, 赵述龙. 大规模固定翼无人机集群编队控制方法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(9): 2063-2073.  
(Wang X K, Chen H, Zhao S L. Formation control of large-scale fixed-wing unmanned aerial vehicle swarms[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(9): 2063-2073.)
- [9] Pang B, Zhang C J, Song Y, et al. Self-organized task allocation in swarm robotics foraging based on dynamical response threshold approach[C]. *The 18th International Conference on Advanced Robotics*. Hong Kong, 2017: 256-261.
- [10] Talamali M S, Bose T, Haire M, et al. Sophisticated collective foraging with minimalist agents: A swarm robotics test[J]. *Swarm Intelligence*, 2020, 14(1): 25-56.
- [11] Ordaz-Rivas E, Rodriguez-Liñan A, Torres-Treviño L. Autonomous foraging with a pack of robots based on repulsion, attraction and influence[J]. *Autonomous Robots*, 2021, 45(6): 919-935.
- [12] Zhang S, Pan J. Collecting a flock with multiple sub-groups by using multi-robot system[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(3): 6974-6981.
- [13] 夏家伟, 朱旭芳, 张建强, 等. 基于多智能体强化学习的无人艇协同围捕方法[J]. *控制与决策*, 2023, 8(5): 1438-1447.  
(Xia J W, Zhu X F, Zhang J Q, et al. Research on cooperative hunting method of unmanned surface vehicle based on multi-agent reinforcement learning[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(5): 1438-1447.)
- [14] Zhang S, Liu M Y, Lei X K, et al. Stay-eat or run-away: Two alternative escape behaviors[J]. *Physics Letters A*, 2019, 383(7): 593-599.
- [15] Zhang S, Liu M Y, Lei X K, et al. Group chase and escape with prey's anti-attack behavior[J]. *Physics Letters A*, 2019, 383(30): 125871.
- [16] Zhang S, Liu M Y, Lei X K, et al. Synchronous intercept strategies for a robotic defense-intrusion game with two defenders[J]. *Autonomous Robots*, 2021, 45(1): 15-30.
- [17] 王伟嘉, 郑雅婷, 林国政, 等. 集群机器人研究综述[J]. *机器人*, 2020, 42(2): 232-256.  
(Wang W J, Zheng Y T, Lin G Z, et al. Swarm robotics: A review[J]. *Robot*, 2020, 42(2): 232-256.)
- [18] Ruangpayoongsak N, Sumroengrit J, Leanglum M. A floating waste scooper robot on water surface[C]. *The 17th International Conference on Control, Automation and Systems*. Jeju, 2017: 1543-1548.
- [19] Bai J Q, Lian S G, Liu Z X, et al. Deep learning based robot for automatically picking up garbage on the grass[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2018, 64(3): 382-389.
- [20] Shi M J, Qin K Y, Liu J. Cooperative multi-agent sweep coverage control for unknown areas of irregular shape[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2018, 12(14): 1983-1994.
- [21] Sun G, Zhou R, Di B, et al. A novel cooperative path planning for multi-robot persistent coverage with obstacles and coverage period constraints[J]. *Sensors*, 2019, 19(9): 1994.
- [22] Luo C M, Yang S X, Li X D, et al. Neural-dynamics-driven complete area coverage navigation through cooperation of multiple mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(1): 750-760.
- [23] Kane I A, Clare M A, Miramontes E, et al. Seafloor microplastic hotspots controlled by deep-sea circulation[J]. *Science*, 2020, 368(6495): 1140-1145.
- [24] Benharzallah N, Bachir A S, Barbraud C. Nest characteristics and food supply affect reproductive output of white storks *Ciconia ciconia* in semi-arid areas[J]. *Biologia*, 2022, 77(4): 997-1006.
- [25] Robert K V M, Alonso L E. Pheromone directed behavior in ants[M]. Boca Raton: CRC Press, 2019: 159-192.
- [26] Turner J S. Termites as mediators of the water economy of arid savanna ecosystems[M]. Cham: Springer, 2019: 401-414.
- [27] Zhang S, Lei X K, Zheng Z C, et al. Collective fission behavior in swarming systems with density-based interaction[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2022, 603: 127723.
- [28] Bormann R, Jordan F, Hampp J, et al. Indoor coverage path planning: Survey, implementation, analysis[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Brisbane, 2018: 1718-1725.

## 作者简介

向雅伦(1998—), 男, 硕士生, 从事集群机器人控制算法的研究, E-mail: xiangyl@xauat.edu.cn;

雷小康(1982—), 男, 副教授, 博士, 从事集群机器人、集群控制方法与应用等研究, E-mail: xiaokanglei@xauat.edu.cn;

段中兴(1969—), 男, 教授, 博士生导师, 从事控制理论与应用、嵌入式技术与智能系统等研究, E-mail: zhx\_duan@163.com;

段梦园(1998—), 女, 硕士生, 从事机器人自主定位方法的研究, E-mail: dmyy@xauat.edu.cn;

许明玉(1998—), 女, 硕士生, 从事人-集群机器人交互方法的研究, E-mail: xumyu@xauat.edu.cn.