



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于形状离散层的多智能体编队控制

潘云伟, 李敏, 曾祥光, 邢丽静, 黄傲

引用本文

潘云伟, 李敏, 曾祥光, 邢丽静, 黄傲. 基于形状离散层的多智能体编队控制[J]. 计算机科学, 2025, 52(10): 287-295.

PAN Yunwei, LI Min, ZENG Xiangguang, XING Lijing, HUANG Ao. [Multi-agent Formation Control Based on Discrete Layers of Formation Shapes](#) [J]. Computer Science, 2025, 52(10): 287-295.

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)

[基于区块链的轻量级可验证数据管理方法](#)

Approach for Lightweight Verifiable Data Management Based on Blockchains
计算机科学, 2025, 52(10): 348-356. <https://doi.org/10.11896/jsjx.250200001>

[面向人机协作的智能体训练方法研究综述](#)

Review of Research on Agent Training Methods Toward Human-Agent Collaboration
计算机科学, 2025, 52(10): 176-189. <https://doi.org/10.11896/jsjx.241000047>

[基于多智能体深度强化学习的光储充电站动态定价及能源调度策略](#)

Dynamic Pricing and Energy Scheduling Strategy for Photovoltaic Storage Charging Stations Based on Multi-agent Deep Reinforcement Learning
计算机科学, 2025, 52(9): 337-345. <https://doi.org/10.11896/jsjx.240700197>

[基于图注意力的分组多智能体强化学习方法](#)

Graph Attention-based Grouped Multi-agent Reinforcement Learning Method
计算机科学, 2025, 52(9): 330-336. <https://doi.org/10.11896/jsjx.240700107>

[有向网络下隐私在线约束优化问题的状态分解分布式对偶平均算法](#)

State-decomposition Distributed Dual Averaging Algorithm for Privacy Online Constrained Optimization over Directed Networks
计算机科学, 2025, 52(8): 411-420. <https://doi.org/10.11896/jsjx.250300083>

基于形状离散层的多智能体编队控制

潘云伟 李敏 曾祥光 邢丽静 黄傲

西南交通大学机械工程学院 成都 610000

(1425373665@qq.com)

摘要 由多个智能体组成的多智能体系统,能够完成复杂的任务。针对多智能体在复杂环境中的编队成型,以及编队遭受冲击时的编队重组,提出了一种基于编队形状离散层的分布式编队控制方法。首先,对编队形状进行离散和迭代,扩大其影响范围,并将编队信息共享给每个智能体;其次,针对存在障碍物的编队环境,设计动态协商算法实时调整编队集结位置;最后,采用分布式控制的方式,利用传感器信息和编队形状信息设计速度控制器,实现动态避障和复杂编队成型。实验结果表明,所提方法能够很好地引导多智能体形成复杂的编队形状,在有障碍物的环境中,实现编队避障、偏移和重组。通过编队成型时间和编队效果函数对实验结果进行评价和分析,验证了所提方法具有较好的环境适应性和有效性。

关键词: 多智能体;编队;动态协商;分布式;避障

中图分类号 TP242

Multi-agent Formation Control Based on Discrete Layers of Formation Shapes

PAN Yunwei, LI Min, ZENG Xiangguang, XING Lijing and HUANG Ao

School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610000, China

Abstract A multi-agent system with multiple agents capable of completing complex tasks. In view of the formation of multi-agent in complex environment and the formation reorganization when the formation is impacted, a distributed formation control method based on the discrete layer of formation shape is proposed. Firstly, the formation shape is discretized and iterative, its influence range is expanded, and the formation information is shared with each agent. Secondly, for environments with obstacles, a dynamic negotiation algorithm is designed to adjust the formation's assembly position in real time. Finally, a speed controller is designed using sensor information and formation shape data, employing a distributed control method to achieve dynamic obstacle avoidance and manage complex formations. Experimental results show that the proposed method effectively guides multiple agents in forming complex formation shapes and enables formation obstacle avoidance, offset adjustment, and reorganization in environments with obstacles. Evaluation and analysis of the experimental results, using metrics for formation shaping time and performance, validate the method's strong environmental adaptability and effectiveness.

Keywords Multi-agent, Formation, Dynamically negotiate, Distributed, Obstacle avoidance

1 引言

在自然界中,部分昆虫和动物群体有着复杂的集群合作行为,集群中的个体可以通过互相合作,来克服单体在空间大小和力量上的劣势,从而完成一些个体无法独自完成的任务,提高单体的效率。例如蚂蚁可以通过合作来运输食物,或用它们的身体来建造桥梁从而克服空间差距^[1];大雁每年会随季节变化而进行大规模迁徙,在迁徙过程中,雁群会以“V”字阵型、“一”字阵型或“L”字阵型进行编队排布,借此提升群体的飞行效率^[2]。随着工业技术的发展,多智能体的编队应用也得到了广泛的关注,例如智能仓库^[3]和模块化智能体^[4]等。

由于集群编队具有广泛的应用前景,因此吸引了许多研究者进行多智能体编队控制系统的研究。将集群智能体组成期望的编队形状,是主要的研究问题之一。

现有的编队成型的研究主要分为两类,一类是基于目标分配的编队控制方法^[5-6],另一类是无目标分配的编队控制方法^[7-9]。基于目标分配的编队方式大致分为两个步骤。首先在智能体之间划分目标区域,通常以最优算法进行目标分配,代表方法有匈牙利算法^[10]、拍卖算法^[11]和迭代方法^[12]。也有一些研究者尝试使用机器学习的方法来进行目标分配^[13-14],一旦智能体被分配到期望的目标位置,接下来就是为智能体规划出到达目标点的无碰撞轨迹。这些目标分配方

到稿日期:2024-07-29 返修日期:2024-10-20

基金项目:四川省科技厅重点研发计划(2023YFG0285);国家自然科学基金面上项目(52075456)

This work was supported by the Key R&D Program of Sichuan Provincial Department of Science and Technology, China (2023YFG0285) and National Natural Science Foundation of China(52075456).

通信作者:李敏(min_li@swjtu.edu.cn)

法根据目标分配算法的执行方式可分为集中式目标分配方式^[15]和分布式目标分配策略。集中式目标分配对于大规模群体来说,目标生成策略效率较低,计算复杂度随着智能体数量的增加而迅速增加,若出现单点故障,还需要额外的容错算法和目标重新分配算法,因此不适用于智能体数量未知或可能变化的情况^[16]。而分布式目标分配方法通常可以很好地扩展到智能体的数量,并且对故障和不同数量的智能体更具鲁棒性,通过将集中式目标分配分解为多个局部分配,可以支持大规模集群^[17]。尽管分布式目标分配对于大规模群体具有更好的计算效率,但也需要复杂的算法设计来应对环境的变化和其他智能体产生的冲突,例如需要考虑加入本地目标交换算法。因此,另一种无目标分配的编队控制方法侧重于消除目标分配过程。文献[18]探索了使用自组织的分散机制在形状前沿自动聚合的能力,并模拟了1000个智能体自主成形的能力。文献[19]采用两种不同尺度的机制来解决独立强化学习中智能体之间的通信问题,从而在相邻智能体之间建立冲突避免机制,并且提出了一种联邦训练方法,以分散的方式有效地优化每个智能体的神经网络。文献[20]建立了动态吉布斯随机场,设置了邻域系统上的约束,应用该随机场确定每个智能体的速度,从而创建出期望的图形。此外,更加典型的无目标分配的方式是基于势场的方法^[21],该方法中,目标区域被设置为引力场,对智能体产生吸引力,然而由于局部最小值的存在,往往无法形成完整的形状。虽然上述研究在编队控制方面取得了较好的成果,但均未考虑在一些复杂环境下的编队成型,对于存在障碍物的环境,以及外界干扰冲击的情况,上述方法无法有效地形成编队。复杂环境对编队算法的容错性和动态调整能力提出了新的要求。如何有效地解决该问题,也是本文的研究内容。

通过上述分析,本文提出了一种基于编队形状离散层的多智能体编队控制方法。该方法利用编队形状离散层的信息,生成分布式控制律,在控制律的作用下,智能体会主动进入编队形状内,并探索未被占领的区域,该过程不依赖于目标分配。此外,还设计了动态协商机制,使智能体能够以分布式的方式与邻居智能体协商编队的形成位置,结合自身传感器信息,有效地避开障碍物形成编队。最后,设计仿真环境和仿真界面,以智能小车为实验对象进行实验。结果表明,在编队形状离散层、动态协商和分布式控制律的组合控制下,多智能体形成的编队具有动态避障和抵抗冲击后重组的能力,表明所提的编队方法具有较强的环境适应性和较高的容错性。

2 问题描述

在本文中,设定智能体的数量为 n_{robot} ,每个智能体的最大速度为 v_{max} ,每个智能体的占领区域为以自身为中心、半径为 r_{avoid} 的圆,智能体满足:

$$P_i = v_i, i = 1, 2, \dots, n_{\text{robot}}$$

其中, P_i 表示智能体的位置, v_i 表示智能体的速度。每个智能体占领的区域面积为:

$$S_i = \frac{\pi}{4} r_{\text{avoid}}^2$$

对于期望的编队形状,以黑白图片中的黑色区域代表期

望的编队形状,如图1(b)左图所示。将编队形状所在的编队图形转化为包含权值大小的单元格,集合 Q 为所有单元格的集合,每个网格的边长大小为 l , $Q_T \subset Q$ 表示编队形状所代表的黑色网格集合,每个单元的权值大小为 δ_i , $\delta_i = 0$ 为黑色代表的区域, $\delta_i = 1$ 为白色代表的区域。 $q = (x, y)$ 表示某个单元格的索引位置, $q_m = (x_m, y_m)$ 表示编队形状的中心单元格索引,设定该单元格也是编队形状离散层的中心,后续将编队形状离散层的中心点和协商的编队集结位置重合,以实现编队形状离散层在实际仿真地图上的定位。

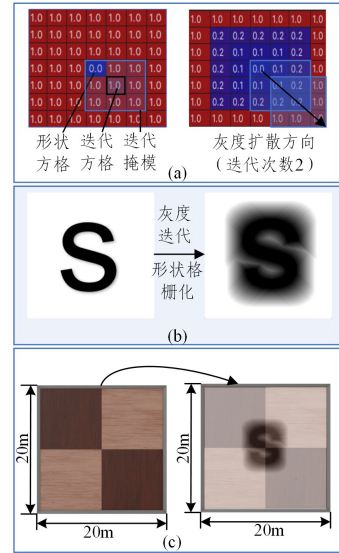


图1 编队形状离散层

Fig. 1 Formation shape discrete layers

在存在障碍物的环境中,为了使智能体实现无碰撞和无目标竞争的编队成型,本文采用分布式的控制方式,每个智能体基于感知信息和编队信息,执行相同的速度控制策略。整体控制流程可以简化为以下3步:

1)在确定编队形状后,扩大编队形状的影响范围,通过距离变换算法将二值网格转换为灰度网格,以增加编队形状在全局地图中的影响面积;在确定编队位置后,在地图上构建编队形状离散层。

2)为了使智能体能够更顺利地进入编队形状,每个智能体都需要知道编队形状在全局中的位置,因此需要设计动态协商算法。通过分布式协商的方式,智能体能够在有障碍物的环境中进行编队偏移,动态调整编队形成的位置。

3)设计本地控制器,智能体依靠自身控制器,能够进行无碰撞编队集结。

3 本文方法

3.1 构建编队形状离散层

为了确定编队形成的位置,在编队环境中构建编队形状离散层,智能体利用该离散层的信息,确定编队的形成位置,该信息也将被用于后续的智能体速度计算。在本文中,为了更好地引导智能体进入编队形状所代表的黑色区域,利用灰度迭代,将中心的黑色区域影响范围向外部迭代,扩充其影响范围。迭代算法设计如式(1)所示:

$$\delta_q^k = \begin{cases} \text{clip}\left(\min_{q \in M_q} \left(\delta_q^{k-1} + \frac{1}{K}\right), 0, 1\right), & \delta_q \neq 0 \\ 0, & \delta_q = 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中, $k=1, 2, \dots, K-1$ 为自然数; $M_q \in Q$ 表示以 q 为中心的 3×3 的掩模; $\text{clip}(\cdot)$ 表示将结果进行裁剪, 限定在给定范围内。

通过式(1)运算后, 编队形状的影响范围得以扩充。在编队任务中, 在形成最后的编队形状后, 按照理想情况, 期望 n_{robot} 个智能体能正好完全覆盖编队形状, 即智能体的占领面积等于编队形状的面积, 根据该关系, 存在以下等式:

$$\begin{cases} \frac{\pi}{4} r_{\text{avoid}}^2 n_{\text{robot}} = |Q_T| l^2 \\ l = \frac{r_{\text{avoid}}}{2} \sqrt{\frac{\pi n_{\text{robot}}}{|Q_T|}} \end{cases} \quad (2)$$

由式(2)可以看出, 在给定避碰半径 r_{avoid} 和智能体数量 n_{robot} 的情况下, 每个网格的边长大小 l 和编队形状(黑色区域)网格的数量 $|Q_T|$ 成反比。

实际仿真地图面积一般会大于附加网格半径大小后的编队图形面积 $|Q|l^2$, 因此, 为了构建出与实际地图大小相同的编队形状离散层, 使用单元格面积为 l^2 、权值 $\delta_q = 1$ 的单元格, 填充编队图形 Q 的外围, 将其扩充至实际地图大小, 至此完成编队形状离散层的构建, 具体流程如图 1 所示。值得注意的是, 在常规的编队成形设计中, 会要求目标单元格的数量和实际参与编队的数量相同, 即 $n_{\text{robot}} = |Q_T|$, 最后编队形成后, 每个智能体都能占据一个目标单元格。在智能体的数量较少的情况下, 该条件会使得编队形状外轮廓产生边缘锯齿, 不利于得到良好的编队效果。本文构建的控制器无需以此条件为前提进行编队, 适用于 $|Q_T| \geq n_{\text{robot}}$ 的情况。事实证明, $|Q_T|$ 越大, 编队形状外轮廓的锯齿效应越小, 编队的效果越好。

3.2 动态协商

在 3.1 节中, 完成了对编队图形的处理。为了实现智能体在障碍物环境中的编队能力, 接下来将对编队形状的位置进行动态协商, 即完成编队形状离散层在现实地图中的定位。当主控制器生成并完成编队形状图形的迭代处理后, 它会将编队形状信息发送给所有智能体, 但其中并不包含所需形状的欧几里德参数(位置参数和方向参数), 智能体只与其邻居智能体进行信息交互, 通过动态协商达成对形状的一致理解。初始阶段, 所有智能体将自己视为形状的中心, 根据协商算法, 智能体基于自身和邻居智能体对编队中心位置的预测, 不断迭代出新的预测位置, 最终每个智能体对编队中心位置的解释收敛于 $P_{c,i} = (x_{c,i}, y_{c,i})$ 。通过该方法, 智能体在移动过程中可以动态地改变编队形成的位置, 预测出更加有效的中心位置。该中心位置是动态变化的, 这对智能体在有障碍物的环境中进行编队具有很好的效果。

在介绍动态协商算法前, 需要了解部分图论的知识。 $G=(VE)$ 表示一个由节点和边组成的图, 其中 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 表示 n 点的集合, $E \subseteq \{(v_i, v_j) \mid v_i, v_j \in V, i \neq j\}$ 表示边的集合, $e_{ij} = (v_i, v_j) \in E$ 表示节点 v_i 到节点 v_j 的一条边, 因此 v_j 是 v_i 的邻居节点, 节点 v_i 的邻居集合定义为 $N_i = \{v_j \in V \mid (v_j, v_i) \in E\}$ 。本文默认生成的图 G 均为为连通的无向图,

因此两个节点若连通, 则互为邻居节点。图 $G=(V, E)$ 的邻接矩阵 $A(G)=[a_{ij}] \in R^{m \times n}$, a_{ij} 是每个边的权值, 本文只考虑节点的连接性, 因此设计权值为:

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & (v_j, v_i) \in E \\ 0, & (v_j, v_i) \notin E \end{cases}$$

图 G 的度矩阵为:

$$D(G) = \text{diag}\left(\sum_{j=1}^n a_{ij}\right) \in R^{n \times m}$$

因此图 G 的拉普拉斯矩阵为:

$$L(G) = \begin{cases} [a_{ij}], & i \neq j \\ \left[\sum_{j=1, i \neq j}^n a_{ij} \right], & i = j \end{cases} \quad (3)$$

转为矩阵形式为 $L(G) = D(G) - A(G)$ 。

接下来, 将对离散时间展开论述。离散时间下智能体 i 第 k 次协商中, 对于编队形状中心位置的解释为 $P_{c,i}(k) = (x_{c,i}(k), y_{c,i}(k))$, 当所有智能体满足以下关系时, 表明对编队形状中心位置的解释趋于一致:

$$\lim_{k \rightarrow k_{\max}} \|P_{c,i}(k) - P_{c,j}(k)\| = 0, i, j \in V \quad (4)$$

其中, k_{\max} 为最大协商次数。单个智能体对于编队形状中心的下一时刻解释为:

$$P_{c,i}(k+1) = P_{c,i}(k) + \varepsilon u_i(k), \varepsilon < \frac{1}{d_{\max}} \quad (5)$$

其中, ε 表示每次协商的步长, d_{\max} 为最大入度, 协商协议 $u_i(k)$ 可以表示为:

$$u_i(k) = - \sum_{j \in N_i} a_{ij} (P_{c,i}(t) - P_{c,j}(t)), i \in V \quad (6)$$

其中, ε 表示步长, 写成矩阵形式为:

$$u(k) = -L(G)P_c(k) \quad (7)$$

其中, $P_c(k) = [P_{c,1}(k), P_{c,2}(k), \dots, P_{c,n}(k)]^T$, $u(k) = [u_1(k), u_2(k), \dots, u_n(k)]^T$ 。

由此可得下一个时刻的编队形状中心定位为:

$$P_c(k+1) = (I - \varepsilon L(G))P_c(k) \quad (8)$$

根据协商算法, 通过不断与邻居智能体交互, 使得:

$$\exists k_{\max} > 0, \text{当 } k > k_{\max} \text{ 时, } P_{c,i}(k) \rightarrow P_c$$

将编队形状离散层的中心 $q_m = (x_m, y_m)$ 与收敛后的 $P_{c,i}$ 在仿真坐标系上重合, 实现编队形状离散层在仿真地图上的定位。

为了进一步解释动态协商算法的运行方式, 设置了 8 个相同的智能体, 随机分布在地图上, 并随机生成一个 8 节点的无向通信拓扑图, 如图 2(a) 所示。每个智能体按照该拓扑图来进行通信, 使用式(8)的算法, 最终所有智能体将编队形状的中心定位于同一点上, 如图 2(b) 所示。

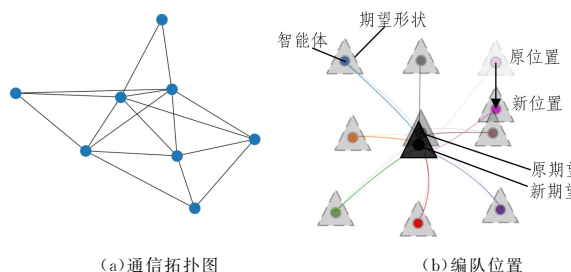


图 2 通信及编队位置协商

Fig. 2 Communication and formation position negotiation

3.3 运动控制律设计

在确定编队形状和位置后,每个智能体需要在无碰撞和目标竞争的前提下,移动到编队形状内。对于单个智能体来说,其他智能体的存在等同于环境中的障碍物,智能体可能会因为互相竞争目标位置而发生碰撞。所以,本文采用分布式的控制策略,使每个智能体在移动过程中具有高度的动态性,形状中心位置的协商也是时变的。每个智能体都具有独立的控制器,控制器的设计分为3个部分,分别是用于控制智能体进入编队形状的 v_i^{ent} 、探索未被智能体占领区域的 v_i^{exp} ,以及用于智能体避障的 v_i^{avo} 。

设计 v_i^{ent} 是为了引导智能体进入期望的编队形状中。

$$v_i^{\text{ent}} = c_1 \delta_{q,i} \left(\frac{P_{c,i}(k+m) - P_i(k)}{\|P_{c,i}(k+m) - P(k)_i\|} \right) \quad (9)$$

其中, c_1 为增益系数; $\delta_{q,i}$ 表示第 i 个智能体所在单元格权值;vector1表示在协商算法下,从智能体当前位置指向 m 次协商后的编队形状中心预估位置的矢量; $\delta_{q,i}$ 为影响因子。开始阶段,智能体未在编队形状及其迭代单元格的影响范围内,即 $\delta_{q,i} = 1$,此时,智能体将以较大的速度进入编队形状;随着智能体进入编队形状影响范围,即 $\delta_{q,i} \rightarrow 0$, v_i^{ent} 会逐渐减小;当进入编队形状范围内后, $\delta_{q,i} = 0$,这时 v_i^{ent} 将不起作用,值为0。

为了避免智能体都拥挤在编队形状的边缘区域,设计了 v_i^{exp} 。为了引导智能体积极地探索编队形状的未被占领区域,通过修改占领区域编队形状离散层的单元格权值来表示该单元格已经被智能体占领。被占领的单元格的权值将被修改为:

$$\delta'_{q_{op,i}} = \text{clip} \left(\delta_{q_{op,i}} + \lambda \left(1 - \frac{\|q_{op,i} - q_i\|}{r_{\text{sensor}}} \right), 0, 1 \right) \quad (10)$$

其中, $\lambda \in (0, 1)$ 为调节因子, $\text{clip}(\cdot, 0, 1)$ 表示将运算结果限制在 $(0, 1)$ 内, $q_{op,i}$ 表示在智能体 i 占领范围内的编队形状单元格。

接下来计算每个智能体占领范围内的单元格对该智能体的作用合向量:

$$v_i^{\text{exp}} = c_2 (1 - \delta_{q,i}) \frac{\sum_{q_{op,i} \in M_{op,i}} \delta'_{q_{op,i}} (q_{op,i} - q_i)}{\sum_{q_{op,i} \in M_{op,i}} \|q_{op,i} - q_i\|} \quad (11)$$

其中, c_2 为增益系数,用于控制探索项的作用强度; $M_{op,i} = \{q_{op,i} \in Q: \|q_{op,i} - p_i\| \leq r_{\text{avoid}}\}$ 。

编队形状探索 v_i^{exp} 是为了让智能体探索编队形状内未被占领的区域,智能体会朝着黑色单元格($\delta_q = 0$)密度更高的地方移动。已经在编队形状内的智能体会主动放弃当前的位置,转而去探索编队形状内未被占领的区域,避免出现大量智能体被堵塞在编队形状边缘的情况,具体实现方式如图3所示。

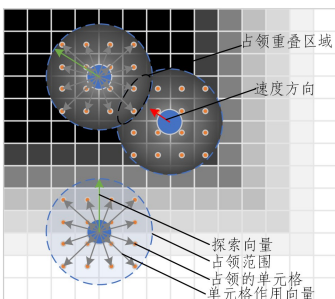


图3 速度合成方式展示

Fig. 3 Demonstration of velocity synthesis methods

设计避障项 v_i^{avo} 是为了避免智能体与智能体之间以及智能体与障碍物之间的碰撞。假定避障半径内检测到 s 个碰撞点,第 κ 个碰撞点为:

$$P_{\text{avo},i}^{\kappa} = (x_{\text{avo},i}^{\kappa}, y_{\text{avo},i}^{\kappa}), \kappa = 1, 2, \dots, s$$

根据避障需求,会在碰撞点处生成一个斥力向量,对智能体产生斥力,避障项合成如图4所示,第三项可以设计为:

$$v_i^{\text{avo}} = c_3 \frac{\sum_{\kappa=1}^s (P_i - P_{\text{avo},i}^{\kappa})(r - \|P_i - P_{\text{avo},i}^{\kappa}\|)}{\left\| \sum_{\kappa=1}^s (P_i - P_{\text{avo},i}^{\kappa}) \right\|} \quad (12)$$

其中, c_3 为增益系数, $r = r_{\text{avoid}}$ 。

结合式(9)、式(11)和式(12),设计总控制律为:

$$v_i = v_i^{\text{ent}} + v_i^{\text{exp}} + v_i^{\text{avo}} \quad (13)$$

其中, v_i^{ent} 负责牵引智能体进入编队形状内, v_i^{exp} 负责引导智能体探索编队形状内未被占领的区域, v_i^{avo} 负责避免与其他智能体和障碍物之间的碰撞。

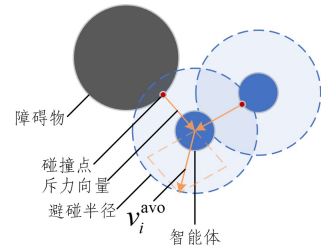


图4 避障项合成图

Fig. 4 Composite diagram of obstacle avoidance items

通过动态协商算法和分布式控制律,多智能体系统可实现动态避障、编队偏移以及编队遭破坏后的重组。接下来将分析控制过程的收敛性。

3.4 理论分析

1) 协商一致性分析

在编队位置协商环节,当所有智能体满足式(4)时,认为其对编队中心位置的解释趋于一致。

针对协商算法所构成的离散系统,系统通信拓扑为无向连通图。在式(5)中,可以获得每次协商后的编队位置 $P_c(k+1) = (I - \epsilon L)P_c(k)$ 。

令 $F = (I - \epsilon L)$, F 为Perron(佩龙)矩阵,图 $G(V, E)$ 的拉普拉斯矩阵 L 至少有一个零特征根 $\lambda_1 = 0$,其对应的左特征向量为 $w_1^T = [\omega_{1,1}, \dots, \omega_{1,n}]^T$,其余非零特征根均位于右开平面内,即 $0 = \lambda_1(L) \leq \lambda_2(L) \leq \dots \leq \lambda_n(L)$ 。由此可知,矩阵 F 有一个特征值为 $\lambda_1 = 1$,并且当满足 $\epsilon < 1/d_{\text{max}}$ 时,其余特征值均被严格限制在右平面的单位圆内。那么由 $w_1^T F = w_1^T (I - \epsilon L) = w_1^T$ 可知, w_1^T 是 F 关于特征值 λ_1 的左特征向量。由此可得:

$$w_1^T P_c(k+1) = w_1^T F P_c(k) = w_1^T P_c(k)$$

因此动态协商位置常数为:

$$\tilde{P}_c = w_1^T P_c = [\omega_{1,1}, \dots, \omega_{1,n}] \begin{bmatrix} P_{c,1} \\ \vdots \\ P_{c,n} \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n \omega_{1,i} P_{c,i}$$

可以看出,对于任意 k ,当给定初始协商位置 $P_{c,i}(0)$ 时,存在等式:

$$\sum_{i=1}^n \omega_{l,i} P_{c,i}(k) = \sum_{i=1}^n \omega_{l,i} P_{c,i}(0)$$

因此最终协商位置将达成一致。

2) 控制律收敛性分析

为证明总控制律式(13)趋于收敛,将智能体的运动过程分为两个部分,分别分析其收敛性。

情形1 智能体*i*未进入编队形状影响范围,即 $\delta_{q,i} = 1$ 。此时 $v_i^{exp} = 0$,由 v_i^{int} 项控制智能体进入编队形状影响范围内,该速度向量与编队的协商过程有关,向量方向指向第*m*次协商后的编队中心 $P_{c,i}(m)$ 。由于编队的协商过程是趋于一致的,因此,在该情形下,智能体将逐步进入编队形状内部,趋于收敛。

情形2 智能体进入编队影响范围,即 $\delta_{q,i} \in [0, 1)$ 。此时,控制过程较为复杂,为了分析控制律的收敛性,可以设计目标函数,间接证明控制过程是收敛的。当智能体形成编队后,智能体占领的单元格 $q_{op,i}$ 应尽可能多。根据该特性,将目标函数设计为:

$$J(t) = \sum_{i=1}^{n_{robot}} \lfloor K \delta_{q_{op,i}}(t) \rfloor$$

其中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。按照设定,当该目标函数单调下降且最终收敛于 $J(t) = 0$ 时,意味着编队控制过程是收敛的。

根据文献[16]中的命题可知,当目标函数 $J(t)$ 满足以下3个条件时,目标函数是收敛的。

(1) $J(t)$ 函数有上界: $\exists C \in \mathbb{Z}^{\geq 0}, s. t. \forall t, J(t) \leq C$;

(2) $J(t)$ 函数单调递减: $\forall t_2 \geq t_1, J(t_2) \leq J(t_1)$;

(3) $J(t)$ 函数以非零概率严格递减: $\exists \tau > 0, s. t. \forall t, P_r \{ J(t+\tau) \leq J(t) - 1 | J(t) \neq 0 \} > 0, P_r \{ \cdot \}$ 表示事件发生的概率。

接下来,将分别证明这3个条件是成立的。

关于条件(1):由于 $\delta_{q_{op,i}} \in [0, 1]$,可得 $K \delta_{q_{op,i}} \in [0, K]$,

因此 $0 \leq J(t) = \sum_{i=1}^{n_{robot}} \lfloor K \delta_{q_{op,i}}(t) \rfloor \leq n_{robot} K$ 。故条件(1)成立。

关于条件(2):此时智能体由 v_i^{int} , v_i^{exp} 和 v_i^{avo} 共驱动,只需保证合向量方向始终朝着 $J(t)$ 负梯度方向,条件(2)即成立。从式(9)、式(11)和式(12)可以看出,上述3个速度向量均为可变量与单位向量的乘积,因此,只需讨论上述3个速度向量的单位向量方向。由 v_i^{int} 的表达式可知,该向量方向始终指向编队形状内部;由 v_i^{exp} 的表达式可知,该向量方向始终指向黑色单元格密度更高的地方,即 $\delta_{q_{op,i}}(t)$ 减少方向,也即 $J(t)$ 负梯度方向;对于 v_i^{avo} 项,该项的设置是为了避障以及避免智能体之间发生碰撞,为了保证最终的合向量方向,设置 $c_3(r - \|P_i - P_{avo,i}^*\|) < c_1, c_2$,且智能体每次采样间隔时间 Δt 足够小,使得 $v_i \Delta t < l/2$,从而保证最终的合向量 v_i 为 $J(t)$ 负梯度方向,条件(2)成立。

关于条件(3):证明在任何*t*时刻,如果 $J(t) \neq 0$,则存在有限的时间间隔 $[t, t+\tau]$, $J(t)$ 至少减少1。智能体形成编队的全过程中,包含情形1和情形2, $J(t)$ 的值由 $n_{robot} K \rightarrow 0$,在控制律 v_i 的驱动下,在达成 $J(t) = 0$ 前,智能体将不停移动, $J(t)$ 将不停减少。因此,存在 τ 使得条件(3)成立。

综上所述,命题中的3个条件都可以满足, $J(t)$ 趋于收敛,表明控制过程是收敛的。

4 实验方案设计

4.1 仿真平台及控制界面

本文利用 webots 仿真软件和 pycharm 联合仿真,在仿真平台上选用 kuka 的全向小车为仿真对象,仿真软件中的小车模型如图5所示,输入为小车的速度矢量,通过PID控制4个麦克纳姆轮上的旋转电机,驱动小车前行。该智能小车参数如表1所列。根据仿真需求,搭建仿真编队控制界面作为人机交互界面,如图6所示,实现编队条件输入与编队仿真软件之间的交互。

表1 智能小车参数

Table 1 Smart car parameters

小车	数值	硬件	类型
长	580 mm	距离传感器	红外
宽	380 mm	发送接收器	Wi-Fi
高	140 mm	移动平台	全向平台
质量	20 kg	最大速度	0.8 m/s

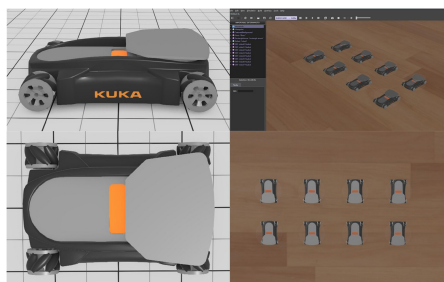


图5 仿真模型展示

Fig. 5 Simulation model display

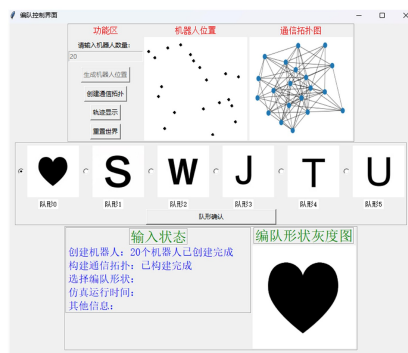


图6 控制界面

Fig. 6 Control interface

4.2 控制方案设计

本方法是无目标分配的多智能体编队控制方法,为了增加系统的容错性和扩展性,采用分布式控制方法,使系统能够在保持稳定性的同时,随着需求的增长扩展智能体的数量。整体的控制方式分为两大部分。第一部分是中央处理器部分,主要有3个功能:首先,将要编队的图形进行处理,生成灰度图,扩大编队形状的影响范围,以便后续将其扩展到整体地图上,完成编队形状图形的离散化处理;其次,在实验开始阶段,初始化每个智能体的初始位置;最后,根据多智能体的数量,自动生成通信拓扑图,智能体根据通信网络进行通信。计算结果将通过通信链路发送给所有智能体。在后续控制过程

中,中央控制器只在改变队形或通信拓扑时,才与智能体通信。

第二部分是智能体控制部分,主要实现 3 个功能:首先,编队协商模块负责将本智能体对于编队形状位置的解释和通过通信链路接收到的邻居智能体对编队形状位置的解释进行一致性处理,并将本智能体的解释信息广播给邻居智能体;其次,智能体将自身状态信息、邻居智能体的状态信息和感知范围的环境信息进行融合,生成智能体的速度指令,并将本智能

体的状态信息和编队形状离散层的信息广播给邻居智能体;最后,智能体执行器通过 PID 控制由编队控制器输入的速度,将速度智能体转换为直流电机的编码器控制指令。相较于集中式控制方式,上述的控制方案能大大增强编队控制的鲁棒性,使分布式多智能体编队可以适应不同的任务和环境。智能体之间可以动态地调整自己的位置和速度,以实现编队形态的调整。具体流程图如图 7 所示。

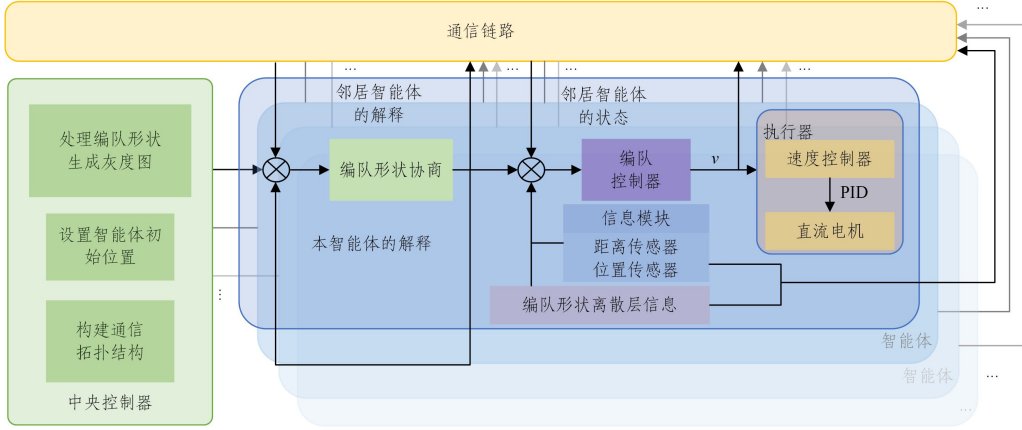


图 7 分布式控制结构

Fig. 7 Structure of distributed control

5 仿真实验

5.1 编队位置动态协商

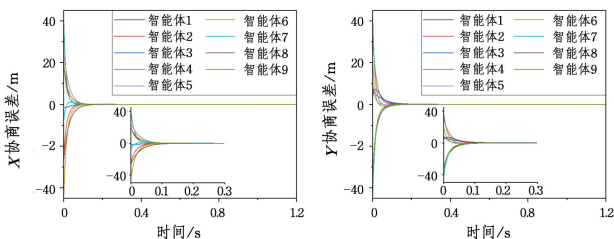
在进行编队实验前,需要验证编队位置协商部分和动态协商算法的效果。首先构建 9 个智能体,每个智能体对初始编队中心位置的定位解释 $P_{c,i}(0) = P_i$,如图 8(a)左图所示,每个智能体与其邻居智能体,在第 k 次对编队形状的解释误差为:

$$e_i(k) = \sum_{j \in N_i} (P_{c,j}(k) - P_{c,i}(k))$$

利用分布式位置协商算法,随着协商次数的增加, e_i 趋向于 0,编队位置的解释达到一致,其过程如图 8(a)右图所示。X 和 Y 方向上的解释误差收敛过程如图 8(b)所示,可以看出,协商算法能够在较短的时间内,让智能体对编队的解释误差 e_i 降为 0。实验表明,协商算法是有效的。



(a) 编队中心协商过程



(b) 协商误差

图 8 编队位置协商

Fig. 8 Formation position negotiation

5.2 编队效果结果展示

首先进行选定的编队形状验证,依次使用合适的智能体小车数量,完成“♡SWJTU”6 个编队形状的成型,结果如图 9 所示,并通过编队形状占领率 M_1 和智能小车进入率 M_2 ,来表征算法的部分性能:

$$M_1 = \frac{|Q_T \cap M_{op,i}|}{|Q_T|} \times 100\% \quad (14)$$

$$M_2 = \frac{n_{in}}{n_{robot}} \times 100\% \quad (15)$$

式(14)中,分子表示在所有智能小车所占编队形状内的单元格数量,分母表示编队形状内所有单元格数量。式(15)表示进入编队形状内的智能小车数量与所有智能小车数量的比值。

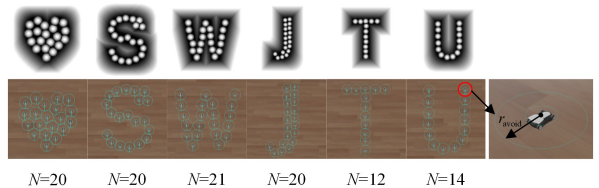
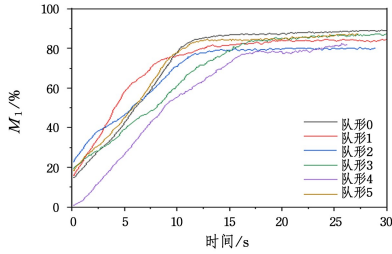


图 9 编队效果

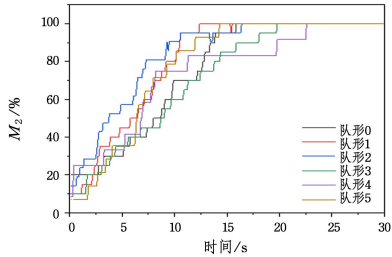
Fig. 9 Formation effect

每个编队任务开始前,首先,在地图上随机生成选定数量的智能小车;其次,随机生成智能小车之间的通信拓扑图。在智能小车完成编队形状的过程中,中央控制器不参与信息交互。实验结果如图 10 所示。在图 10(a)中,每个编队形状都能在 25s 左右成型,达到 80%左右的占领率。在图 10(b)中,智能小车的进入率 M_1 都可以达到 100%,占领率没有再提高是因为智能小车所占区域为圆心,且编队形状为不规则形状,无法完全填满,随着智能小车数量的增加,占领率将进

一步提升。由此可见,所提算法和控制方式可以很好地完成所设想的编队任务。



(a) 占领率



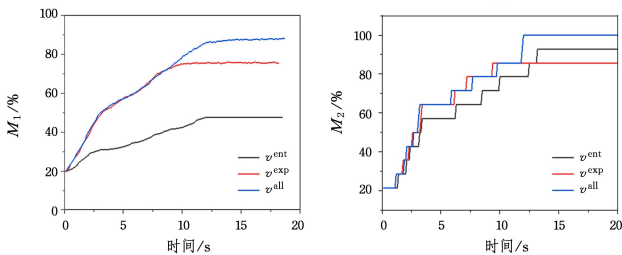
(b) 进入率

图 10 编队实验效果

Fig. 10 Effect of formation experiments

5.3 单控制律和算法对比实验

根据对于控制律的介绍与描述,所提的控制律由 3 部分构成,接下来将通过控制变量的方式来验证它们各自的作用。由于 v_i^{avo} 为避障项,并不会单独起作用,故主要验证 v_i^{ent} 和 v_i^{exp} 的单独控制效果。在每次实验初始阶段,设定相同的初始位置和通信拓扑,实验结果结合图 11 和图 12 可以看出,当控制律只有 v_i^{ent} 项时,智能小车可以进入编队形状内,但会出现拥堵在编队形状边缘的情况,且会发生碰撞。此外,若智能体小车初始位置在编队形状中心附近,还会出现徘徊在局部最优附近的问题。此时,外部的小车能全部进入编队,进入率 M_2 大于 90%,但占领率 M_1 只有 45% 左右,也再次验证了上述分析。当控制律只有 v_i^{exp} 项时,从图 12 中可以看出,一开始在编队形状影响范围内的智能小车可以顺利进入编队形状内,但距离较远的智能小车未受到编队形状的灰度阶梯值影响,会停留在原地,导致编队形状无法完全成型。图 11 中数据显示, M_1 的值为 75% 左右,表明该项设计能够很好地引导智能小车探索编队形状未被占领的区域。最后一个实验是使用完整的控制律进行控制,可以看出, M_2 可以达到 100%,即所有智能小车都会进入编队形状, M_1 也可以达到 90% 左右,控制效果达到预期。



(a) 占领率

(b) 进入率

图 11 单项控制律效果

Fig. 11 Effect of single control rates

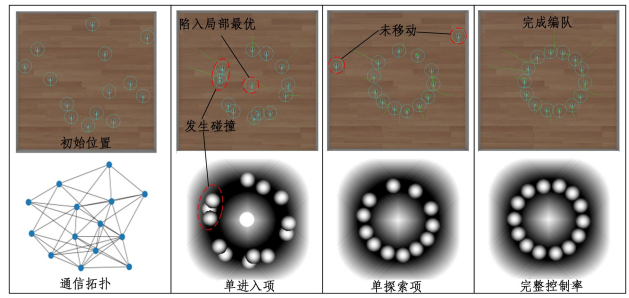
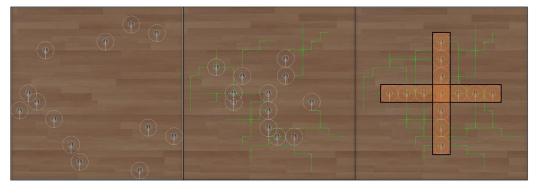


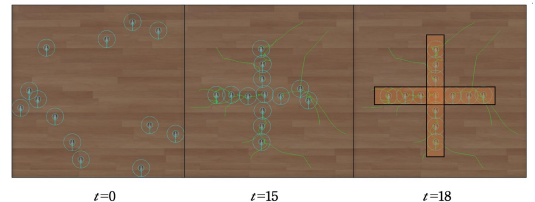
图 12 单项控制律实验结果

Fig. 12 Experimental results of single control rate

将本算法与基于目标分配的编队控制方法进行对比,设置相同的初始位置。如图 13 所示,本文方法比基于目标分配的方法,编队成型速度快 30% 左右。图 14 则展示了本文方法在进入率 M_2 上的优势,利用本文方法,智能小车能更快进入编队形状,具有较高的编队效率。



(a) 基于目标分配



(b) 无目标分配(本文方法)

图 13 编队成型速度对比

Fig. 13 Comparison of formation forming speeds

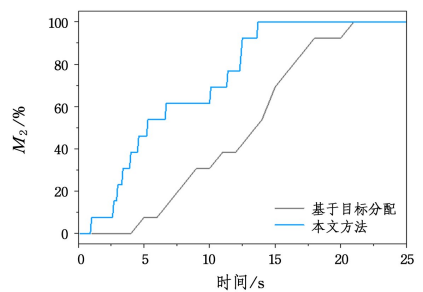


图 14 进入率 M_2 对比

Fig. 14 Comparison of entry rate M_2

5.4 编队避障和重组实验

本文提出的动态协商和分布式控制律,使多智能体组成的编队具有在障碍物环境中形成编队的能力,并且在编队遭到动态障碍物破坏时,无需借助容错算法,依靠智能体自身的控制器,即可完成编队偏移和编队重组。

在本节的实验设计中,首先,分别构建存在单个和多个静态障碍物的环境。实验开始前,智能小车随机分布在地图上,在障碍物环境中完成编队成型。在存在静态障碍物的环境中,如果按照开始阶段协商的编队位置进行编队,将受到障碍

物的影响。在这种情况下,智能小车在进行避让的同时,会与其他邻居智能体进行协商,得出新的编队形状中心位置,以更好地形成编队。动态协商和分布式控制律的组合,使智能小车实现了对于障碍物的避让和整体编队位置的偏移,实验结果如图 15(a)和图 15(b)所示。其次,所提方法在编队遭受动态障碍物冲击时,也能够实现编队避障和编队重组。实验开始前,让智能小车形成圆形和心型两个编队形状,让动态障碍物沿着红色箭头方向移动,对已经成型的编队进行冲击。由图 15(b)和图 15(c)可知,在编队受到冲击时,感知到障碍物的智能小车会根据 v_i^{avo} 项进行障碍物避让;在障碍物移动过后,空白的区域会被附近的智能小车快速填充;在障碍物移动出编队形状后,受到破坏的编队能够实现自愈和重组。

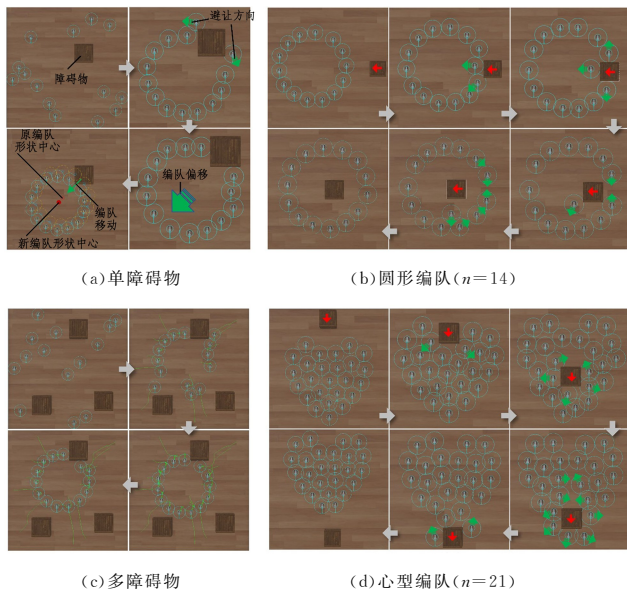


图 15 障碍物环境中算法的表现

Fig. 15 Algorithm performance in obstacle environments

结束语 针对多智能体编队控制中的复杂控制问题,本文提出了一种分布式的编队成型方法,使智能体在动静障碍物中,都能够快速且无碰撞地移动并形成期望的编队形状。该方法以编队形状图形为输入,构建编队形状离散层,每个智能体利用局部信息与邻居智能体进行编队位置协商,达成最终编队位置的一致性。同时,将编队形状离散层的形状图形信息用于控制律的设计,通过分布式控制方式,实现复杂图形的编队形成。实验结果表明,所提算法不仅可以引导智能体形成期望的编队形状,也可以实现编队偏移和编队重组,环境适应性较强。但目前的研究只有编队的成型,未涉及编队移动,后续将考虑加入少量领航智能体,实现编队移动。此外,编队成型后的占领率只有 85% 左右,编队成型的完整性仍有待提高,这也是未来的研究方向。

参考文献

- [1] GELBLUM A, PINKOVIEZKY I, FONIO E, et al. Ant groups optimally amplify the effect of transiently informed individuals [J]. *Nature Communications*, 2015, 6(1): 7729.
- [2] YIN Z, HE W, ZOU Y, et al. Efficient Formation of Flapping-wing Aerial Vehicles Based on Wild Geese Queue Effect [J]. *Zidonghua Xuebao/Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(6): 1355-1367.
- [3] TSANG K F E, NI Y Q, WONG C F R, et al. A novel warehouse multi-robot automation system with semi-complete and computationally efficient path planning and adaptive genetic task allocation algorithms [C] // 2018 15th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. 2018.
- [4] SUN D, TANG Q R, LIU M H, et al. Research on swarm formation control of modular underwater robots [J]. *Ship Science and Technology*, 2024, 46(2): 68-73.
- [5] SONG W, WANG T, YANG G X, et al. A Self-Organization Formation Configuration Based Assignment Probability and Collision Detection [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2024, 35(1): 222-232.
- [6] CHOI Y H, KIM D. Distance-Based Formation Control with Goal Assignment for Global Asymptotic Stability of Multi-Robot Systems [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 2020-2027.
- [7] ZHANG Y J, ZHOU R, LI X, et al. Mean-Shift Shape Formation of Multi-Robot Systems Without Target Assignment [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, 9(2): 1772-1779.
- [8] SLAVKOV I, CARRILLO-ZAPATA D, CARRANZA N, et al. Morphogenesis in robot swarms [J]. *Science Robotics*, 2018, 3(25): eaau9178.
- [9] RUBENSTEIN M, CORNEJO A, NAGPAL R. Programmable self-assembly in a thousand-robot swarm [J]. *Science*, 2014, 345(6198): 795-799.
- [10] LIU X Y, GUO R H, REN C C, et al. Distributed Target Assignment Method for UAV Swarms Using Identity Hungarian Algorithm [J]. *Acta Armamentarii*, 2023, 44(9): 2824-2835.
- [11] HU C F, SONG S H, XU J J, et al. Distributed Task Allocation Based on Auction-PIO Algorithm for Multi-UAV Tracking [J]. *Journal of Tianjin University: Science and Technology*, 2024, 57(4): 403-414.
- [12] AVCI S, YILDIRIM M. Solving Weapon-Target Assignment Problem with Salp Swarm Algorithm [J]. *Tehnicky Vjesnik*, 2023, 30(1): 17-23.
- [13] KONG X R, ZHOU Y T, LI Z, et al. Multi-UAV simultaneous target assignment and path planning based on deep reinforcement learning in dynamic multiple obstacles environments [J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2024, 17: 1302898.
- [14] MENG F Q, TIAN K S, WU C F. Deep Reinforcement Learning-Based Radar Network Target Assignment [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(14): 16315-16327.
- [15] ALONSO-MORA J, BREITENMOSER A, RUFLI M, et al. Image and animation display with multiple mobile robots [J]. *International Journal of Robotics Research*, 2012, 31(6): 753-773.
- [16] WANG H L, RUBENSTEIN M, RUBENSTEIN M. Shape Formation in Homogeneous Swarms Using Local Task Swapping

[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020, 36(3): 597-612.

[17] SAKURAMA K, AHN H S. Multi-agent coordination over local indexes via clique-based distributed assignment [J]. Automatica, 2020, 112: 108670.

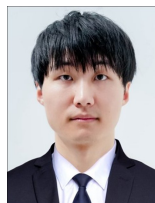
[18] ALHAFNAWI M, HAUERT S, O'DOWD P. Self-Organised Saliency Detection and Representation in Robot Swarms [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 1487-1494.

[19] XU X, LI R P, ZHAO Z F, et al. Stigmergic Independent Reinforcement Learning for Multiagent Collaboration [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(9): 4285-4299.

[20] REZECK P, CHAIMOWICZ L. Chemistry-Inspired Pattern Formation with Robotic Swarms [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 9137-9144.

[21] BI Q, HUANG Y. A Self-organized Shape Formation Method For Swarm Controlling [C] // Proceedings of the 37th Chinese

Control Conference, 2018.



PAN Yunwei, born in 1997, postgraduate, is a member of CCF (No. U9383G). His main research interests include multi-agent system, path planning and reinforcement learning.



LI Min, born in 1981, Ph.D, lecturer. His main research interests include machine learning and intelligent control.

(责任编辑:何杨)

浙江大学陈为教授当选 CCF 杭州新任主席

2025年9月20日 CCF 杭州会员活动中心(简称:CCF 杭州)换届会议在中国(杭州)智慧信息产业园举行。CCF 会士、常务理事、杭州首任主席、CCF 会员与分部工委执委卜佳俊, CCF 会员与分部工委主任助理郭伟杰, CCF 副秘书长、CCF 业务总部及学术交流中心总经理束庆山, 大运河数智未来城管委会党工委副书记、主任赵斌, 东阳西西艾弗计算文化与发展研究院副院长刘瑞宝, CCF 宁波、CCF 温州以及 CCF 杭州委员等共 50 余名代表现场参加, 共同见证。

会议第一环节由 CCF 理事、杭州主席姜波主持。大运河数智未来城管委会主任赵斌首先对本次活动致辞, 接着束庆山进行了 CCF 文化介绍, 深入阐释了 CCF 的 3M 理念。东阳西西艾弗计算文化与发展研究院副院长刘瑞宝对 CCF 计算机博物馆(简称 CCM)及其建设情况做了详细介绍。在藏品捐赠仪式上, 刘瑞宝代表 CCM 接受了来自 CCF 杭州委员捐赠的藏品。

姜波随后做任期总结, 她回顾了在其任期间的具体工作情况。姜波表示, CCF 杭州紧紧围绕“发展会员、服务会员、支持总部、服务地方经济社会发展”的工作定位, 取得了显著成绩: 会员总数显著增长, 会员结构不断优化; 建立了“高频、多元、创新”的活动体系, 活动质量持续提升; 组织建设不断完善, 形成了分工协作、共同成长的良性机制; 建立了多层次服务会员体系, 实现精细深入服务。姜波主席特别感谢了 CCF 杭州的各位执委。她表示, 正是在大家的共同努力下, CCF 杭州实现了“个人会员自然增长、企业主动要求加入、会员主动发起活动、总部支持认可嘉奖、地方多方合作形成”的良好发展态势。CCF 杭州首届主席卜佳俊教授作为老主席进行了发言, 对杭州分部的工作给予高度评价, 并对新一届分部执行委员会寄予厚望。

会议第二环节的议程是换届选举。经过无记名投票选举, 浙江大学教授陈为当选新一届主席, 其余职位也依据差额竞选规则产生。

CCF 杭州新任主席陈为表态: “CCF 杭州将继续传承优良传统, 在服务会员、服务地方经济方面争取更出色的表现。”随后进行了新老主席旗帜交接仪式。

CCF 会员与分部工委主任助理郭伟杰对新一届委员会给予祝福与期望。CCF 宁波、CCF 温州代表相继讲话, 期待未来与 CCF 杭州有更多的联动合作。

据 CCF 微信公众号