

# 开放多智能体系统的预定义时间无扰编队控制

贾志安, 池 明, 曲凡荣, 徐景喆, 刘智伟\*

(华中科技大学人工智能与自动化学院, 湖北武汉 430074)

**摘 要:** 随着智能化与无人系统技术的快速发展, 开放多智能体系统(Open Multi-Agent Systems, OMAS)因其能够适应系统成员的动态变化而受到广泛关注。与传统多智能体系统(Multi-Agent Systems, MAS)不同, OMAS允许智能体在运行过程中随机加入或离开系统。这种动态特性在提升系统灵活性的同时, 也带来了新的控制挑战: 新加入智能体通常具有随机的初始状态, 可能破坏原有智能体间的编队稳定性, 甚至导致整体系统性能下降。针对上述问题, 本文系统研究了OMAS中的预定义时间无扰编队控制问题。首先, 明确定义了“无扰编队控制”的概念, 其核心在于确保新智能体的加入不会影响原有智能体的编队状态, 即原有智能体的跟踪误差在新智能体加入后始终保持为零。在此基础上, 本文提出了一种基于信息隔离的双层控制框架。在上层, 设计了基于平均子序列缩减的信息隔离算法, 用于局部识别并隔离可能引入扰动的智能体状态。具体而言, 每个智能体通过对比自身与邻居间的状态偏差, 剔除极端值信息, 从而有效过滤新加入智能体带来的异常状态影响, 确保原有智能体间的协同信息不受干扰。在下层, 引入了一种预定义时间控制策略, 通过构造时变函数, 使所有智能体(包括新加入的智能体)的编队跟踪误差能够在用户预设时间内收敛至零, 且收敛时间与系统初始条件无关, 有效地保证了新加入的智能体在预定义时间内完成编队控制。为验证所提算法的有效性和优越性, 本文进行了数值仿真实验。仿真中设置了智能体随机加入与离开的动态场景, 并将所提算法与现有编队控制方法进行了对比。结果表明: 本文算法在新智能体加入时, 能够完全消除其对原有智能体编队状态的扰动, 跟踪误差曲线平滑无波动; 同时, 新加入智能体可在预设时间内快速、准确地收敛至期望编队位置。相比之下, 现有方法在新智能体加入时会引起原有智能体跟踪误差的显著振荡, 破坏编队形态, 这进一步凸显了本文算法的优越性能。

**关键词:** 开放多智能体系统(OMAS); 无扰编队控制; 预定义时间控制; 信息隔离; 编队控制; 平均子序列缩减

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.62525603, No.62373162, No.U24A20268, No.62222205); 中央高校基本科研业务费(No.YCJJ20252327)

**中图分类号:** TP13; TP273

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112(2026)03-0959-11

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20251188

## Predefined-Time Non-Disruptive Formation Control for Open Multi-Agent Systems

JIA Zhi'an, CHI Ming, QU Fanrong, XU Jingzhe, LIU Zhiwei\*

(School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)

**Abstract:** With the rapid development of intelligent and unmanned systems, open multi-agent systems (OMAS) have garnered significant attention due to their ability to adapt to dynamic changes in system membership. Unlike traditional multi-agent systems (MAS), OMAS allow agents to randomly join or leave during operation. While this dynamic nature enhances system flexibility, it also introduces new control challenges: newly joined agents often possess random initial states, which can disrupt the formation stability among existing agents and even degrade overall system performance. To address these issues, this paper systematically investigates the predefined-time non-disruptive formation control problem in OMAS. First, the concept of “non-disruptive formation control” is clearly defined, with its core objective being to ensure that the joining of new agents does not affect the formation state of the existing agents. Specifically, the tracking errors of the existing agents must remain zero after new agents join. Building upon this, a dual-layer control framework based on information isolation is proposed. The upper layer employs a designed information isolation algorithm based on the mean subsequence reduced method to locally identify and isolate agent states that may introduce disturbances. Concretely, each agent compares its state deviation with its neighbors, discards extreme values, thereby effectively filtering out abnormal state influences from newly joined agents and ensuring that the cooperative information among existing agents remains uncontaminated. The lower layer introduces a predefined-time control strategy. By constructing a time-varying scaling function, the forma-

tion tracking errors of all agents, including newly joined ones, converge to zero within a user-defined time, independent of initial conditions. This effectively guarantees that newly joined agents complete formation control within the predefined time. To validate the effectiveness and superiority of the proposed algorithm, numerical simulations are conducted. A dynamic scenario with agents randomly joining and leaving is simulated, and the proposed algorithm is compared with existing formation control methods. The results demonstrate that our algorithm completely eliminates the disturbance to the formation state of existing agents when new agents join, yielding smooth tracking error curves without fluctuations. Simultaneously, newly joined agents can converge to the desired formation position quickly and accurately within the predefined time. In contrast, existing methods cause significant oscillations in the tracking errors of existing agents upon the arrival of new agents, disrupting the formation geometry. This further highlights the superior performance of the proposed algorithm.

**Keywords:** open multi-agent systems (OMAS); non-disruptive formation control; predefined-time control; information isolation; formation control; mean subsequence reduced

**Foundation Item(s):** National Natural Science Foundation of China (No.62525603, No.62373162, No.U24A20268, No.62222205); Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.YCJJ20252327)

## 0 引言

随着智能化技术和无人系统技术的快速发展,复杂跨域场景下的智能无人系统协同应用受到了广泛关注,其中开放性是此类场景的一个重要特征<sup>[1]</sup>。本文聚焦于开放多智能体系统(Open Multi-Agent Systems, OMAS),即运行在开放环境下的多智能体系统(Multi-Agent Systems, MAS),其特点是智能体可随机加入或离开系统,相较于传统 MAS,具有更广的应用背景和价值。近年来,OMAS 因其广泛的应用而备受关注,包括无线传感器网络<sup>[2]</sup>、多机器人系统<sup>[3]</sup>和智能电网<sup>[4]</sup>等领域。以多机器人系统为例,由于硬件故障、部署调整和强对抗作战等原因,单个机器人可能不可预测地加入或离开网络,因此表现为智能体的随机加入和离开,值得指出的是,此类动态变化将显著干扰原有智能体间的一致性或编队控制。然而,因为编队任务需求,原有的智能体需保证不被新加入的智能体所干扰,且新加入的智能体需快速地跟随原有智能体,本文称之为无扰编队控制。因此,无扰编队控制对于确保 OMAS 中新加入的智能体不干扰原有智能体的编队或状态变得至关重要<sup>[5]</sup>。

近年来, MAS 中的一致性和编队控制问题得到了广泛研究<sup>[6-17]</sup>。为了提高收敛速度,现有研究已给出了多种方案,包括固定时间和预定义时间控制策略。例如, Wang 等人<sup>[6]</sup>引入了预定义时间一致性和包含控制框架,为 MAS 中时间受限的协同控制提供了一种新颖的解决方案。后来, Liang 等人<sup>[8]</sup>将该框架扩展到处理外部干扰,而后 Zhu 等人<sup>[15]</sup>解决了切换网络拓扑下的预定义时间控制, Zhang 等人<sup>[16]</sup>研究了受不确定干扰的非线性 MAS 的预定义时间一致。然而,需要注意的是,与传统的动态拓扑相比, OMAS 中智能体的随机加入和离开会导致系统维度的变化,引入更高的不确定性,将严重影响原有编队控制性能,这种根本差异使得诸多针对 MAS 的算法不适用于 OMAS。

尽管 OMAS 的研究在一致性和编队控制研究方面取得了显著进展<sup>[18-29]</sup>,但现有工作仍存在局限性,通常仅涉及问题的某个特定方面。例如, Franceschelli 等人<sup>[18]</sup>首先分析了 OMAS 中智能体随机加入和离开的问题模型,随后在文献[21]中引入了开放距离的概念以量化其影响。Oliva 等人<sup>[23]</sup>研究了 OMAS 的平均一致性,推导了实现渐近平均一致收敛的充分条件。此外, Makridis 等人<sup>[26]</sup>研究了在具有确认反馈机制的 OMAS 中,有向网络上的平均一致性; Xue 等人<sup>[27]</sup>在切换系统框架内探索了网络维度变化对系统的影响。此外, Chen 等人<sup>[28]</sup>提出了一种完全分布式的控制框架,使具有异构动态的智能体能够实现指数收敛; Li 等人<sup>[29]</sup>研究了异构 OMAS 在执行器攻击下的输出一致跟踪问题。尽管如此,在 OMAS 中,随机加入的智能体对系统性能的具体影响在很大程度上仍未得到充分探索,且未针对新加入节点提出相应的检测和隔离算法。

针对时变网络中的隔离算法研究,一种是基于观测器的隔离算法,如 Zhao 等人<sup>[10]</sup>提出了一种分布式隔离策略,实现恶意节点的预定义时间隔离。另一种是基于平均子序列缩减(Mean Subsequence Reduced, MSR)的算法实现恶意信息的过滤,如针对一阶系统的加 W-MSR 算法<sup>[30]</sup>,针对二阶系统的 DP-MSR 算法<sup>[31]</sup>,以及用于时变网络的 SW-MSR 算法<sup>[32]</sup>等。虽然现有隔离算法的相关研究比较丰富,但其主要是针对静态恶意智能体而设计的,主要用于检测持续输出恶意信息的智能体。相比之下, OMAS 中新加入的智能体可能暂时偏离一致性,随后将遵循原有智能体的动态,表现为较高的动态特性,因此现有的隔离算法并不适用于 OMAS。为此,在 OMAS 的背景下, Tang 等人<sup>[33]</sup>引入了安全加入加权的 MSR 算法以实现 OMAS 的弹性一致,虽然其考虑了开放环境下的弹性一致问题,但该方案主要针对一阶系统,且并未考虑

实现新加入的智能体快速跟随原有智能体。总体而言,针对 OMAS 的无扰协同(编队)控制研究,目前仍是一个开放问题。

受上述讨论的启发,本文提出了一种用于具有双积分器动态的 OMAS 的预定义时间无扰编队控制算法。本文的主要贡献总结如下:

(1)提出了一种基于 MSR 的信息隔离机制,有效隔离新加入智能体的状态信息,保证新加入智能体不影响原有智能体的运行状态。该机制保证了无扰编队控制,这是现有 OMAS 研究<sup>[18-29]</sup>中未考虑的方面。同时,通过严格的数学证明给出了实现无扰编队控制的网络鲁棒条件。

(2)提出了一种预定义时间无扰编队的双层控制框架,结合预定义时间控制算法与信息隔离机制,实现存在智能体随机加入和离开情况下的预定义时间无扰编队控制。相较于已有的编队控制策略<sup>[8,12,14,34]</sup>,所提出的方法能够实现新加入智能体的无扰编队,并通过确保新加入智能体在预定时间内收敛,解决了 OMAS 编队控制中的一个关键问题。

## 1 预备知识与问题描述

### 1.1 图论知识

如图 1 所示,考虑一个 OMAS,其通信拓扑由一个时变有向图  $\mathcal{G}(t) = (\mathcal{V}(t), \mathcal{E}(t))$  描述,其中  $\mathcal{V}(t)$  表示  $t$  时刻的活动节点集合,且  $N(t) = |\mathcal{V}(t)|$ ,  $\mathcal{E}(t) \subseteq \mathcal{V}(t) \times \mathcal{V}(t)$  表示有向边集合。对于每个节点  $i \in \mathcal{V}(t)$ ,其在  $t$  时刻的入邻居集定义为  $\mathcal{N}_i^-(t) = \{j \in \mathcal{V}(t) | (j, i) \in \mathcal{E}(t)\}$ 。定义邻接矩阵  $\mathcal{A}(t) = [a_{ij}(t)] \in \mathbb{R}^{N(t) \times N(t)}$ ,其中若  $(j, i) \in \mathcal{E}(t)$ ,则  $a_{ij}(t) = 1$ ,否则  $a_{ij}(t) = 0$ 。时变图的拉普拉斯矩阵定义  $\mathcal{L}(t) = \mathbf{D}(t) - \mathcal{A}(t)$ ,其中  $\mathbf{D}(t) = \text{diag}\{d_1(t), d_2(t), \dots, d_{N(t)}(t)\}$  是度矩阵,且  $d_i(t) = \sum_{j=1}^{N(t)} a_{ji}(t)$  表示  $t$  时刻智能体  $i$  的入度。牵制矩阵定义为  $\mathbf{B} = \text{diag}\{b_1, b_2, \dots, b_{N(t)}\}$ ,其中每个  $b_i \in \{0, 1\}$  表示智能体  $i$  是否直接与虚拟领导者有关联(即接收来自领导者的信息)。

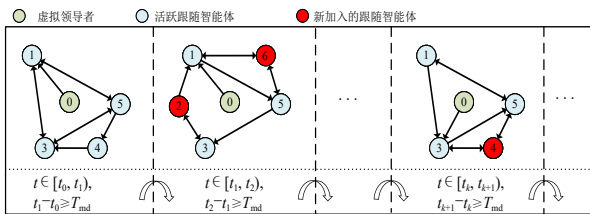


图 1 一个 OMAS 的时变网络拓扑案例图

Figure 1 Time-varying network topology graph example of an OMAS

在 OMAS 中,智能体可以随机加入或离开网络,从而导致通信拓扑随时间变化,如图 1 所示。此类事件的发生时间用一个离散时间序列  $\Phi = \{t_0, t_1, \dots, t_k, \dots\}$  表示,其中  $t_0 = 0$  表示初始时间。序列中的第  $k$  个元素  $t_k \in \Phi$  对应于第  $k$  次智能体加入或离开事件的发生时间。假设存在一个最小驻留时间  $T_{md} > 0$ ,使得对于所有  $k \in \mathbb{N}$ ,均有  $t_{k+1} - t_k \geq T_{md}$ 。定义在时间  $t_k$ (对于所有  $t_k > t_0$ ) 新加入的智能体集合为  $\mathcal{W}(t_k) = \{i | \forall i \in \mathcal{V}(t_k) \setminus \mathcal{V}(t_{k-1})\}$ ,并定义在时间  $t_k$  之前已存在的智能体集合为  $\mathcal{O}(t_k) = \{i | \forall i \in \mathcal{V}(t_k) \cap \mathcal{V}(t_{k-1})\}$ 。

**假设 1** 假设可随机加入系统的智能体的最大数量为  $f$ ,且新加入智能体的初始状态是不同的。

**假设 2** 假设网络是连通的,即存在从虚拟领导者到每个跟随智能体的有向通信路径。此外,每个新加入的智能体至少拥有  $f+1$  个邻居智能体。

**定义 1**  $(r, s)$ -robust<sup>[31]</sup>:图  $\mathcal{G}$  被称为  $(r, s)$ -robust,如果对于任何一对非空不相交子集  $\mathcal{D}_1, \mathcal{D}_2 \subseteq \mathcal{V}$ ,至少满足以下条件之一:

$$|\mathcal{R}_{\mathcal{D}_1}^r| = |\mathcal{D}_1|, |\mathcal{R}_{\mathcal{D}_2}^r| = |\mathcal{D}_2|, |\mathcal{R}_{\mathcal{D}_1}^r| + |\mathcal{R}_{\mathcal{D}_2}^r| \geq s \quad (1)$$

其中,  $\mathcal{R}_{\mathcal{D}_1}^r = \{i \in \mathcal{D}_1 | |\mathcal{N}_i^-(\mathcal{D}_1)| \geq r\}$ ,且  $\mathcal{R}_{\mathcal{D}_2}^r = \{i \in \mathcal{D}_2 | |\mathcal{N}_i^-(\mathcal{D}_2)| \geq r\}$ 。本文使用一个简单的案例来解释  $(r, s)$ -robust,如图 2(a) 所示的网络拓扑满足  $(2, 2)$ -robust,但图 2(b) 中去除智能体 3 到智能体 1 的有向通信连接,造成智能体 1 不能满足定义 1 的任一条件,因此无法满足  $(2, 2)$ -robust。

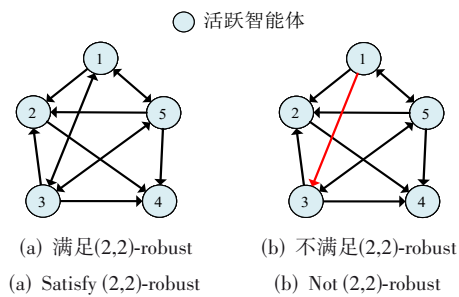


图 2 一个  $(2,2)$ -robust 的案例图

Figure 2 Example of a  $(2,2)$ -robust graph

### 1.2 预备知识

**定义 2**<sup>[6]</sup> 定义一个与时间相关的函数为

$$\mu(t) = \begin{cases} \left(\frac{T}{t_k + T - t}\right)^\rho, & t \in [t_k, t_k + T) \\ 1, & t \in [t_k + T, t_{k+1}) \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $\rho > 1, T > 0$  是预定时间。

**引理 1**<sup>[35]</sup> 在假设 2 成立的条件下,存在一个正

定对角矩阵  $\mathbf{P} = \text{diag}(\zeta_i)$  使得  $\mathbf{Q} = \mathbf{PH} + \mathbf{H}^T \mathbf{P}$ , 其中  $\mathbf{H} = \mathbf{C} + \mathbf{B}$ , 且元素  $\zeta_i = y_i/x_i$ , 其中  $\mathbf{x} = \mathbf{U}^{-1} \mathbf{1}_N, \mathbf{y} = \mathbf{U}^{-T} \mathbf{1}_N$ .

**引理 2**<sup>[13]</sup> 考虑一个连续时间系统  $\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, t)$ , 存在一个有效的李雅普诺夫函数  $V(\mathbf{x})$  和常数  $b, c \leq 0$  使得:

$$\dot{V}(\mathbf{x}) \leq (-b - c\varphi(t))V(\mathbf{x}) \quad (3)$$

其中, 时变函数  $\varphi(t)$  定义为

$$\varphi(t) = \begin{cases} \frac{\dot{\mu}(t)}{\mu(t)}, & t \in [t_k, t_k + \mathcal{T}) \\ \frac{\rho}{\mathcal{T}}, & t \in [t_k + \mathcal{T}, t_{k+1}) \end{cases} \quad (4)$$

在此条件下, 李雅普诺夫函数满足以下界: 对于  $t \in [t_k, t_k + \mathcal{T})$ , 均有  $V(\mathbf{x}) \leq \eta^{-c} \exp^{-b(t-t_k)} V(t_k)$ ; 且对于  $t \in [t_k + \mathcal{T}, t_{k+1})$ ,  $V(\mathbf{x}) = 0$ . 随后, 连续时间系统预设时间(即预定义时间)稳定, 且预定义时间明确地由  $\mathcal{T}$  界定.

### 1.3 问题描述

本文考虑一个 OMAS, 每个智能体的运动学轨迹均可通过二阶积分器系统描述. 因此, 跟随智能体  $i$  的动力学描述为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{p}}_i(t) = \mathbf{v}_i(t) \\ \dot{\mathbf{v}}_i(t) = \mathbf{u}_i(t) \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $\mathbf{p}_i(t) = [p_{ix}; p_{iy}]$  表示  $t$  时刻智能体  $i$  的位置,  $p_{ix}$  和  $p_{iy}$  分别表示  $x$  轴和  $y$  轴坐标; 类似地,  $\mathbf{v}_i(t) = [v_{ix}; v_{iy}]$  表示  $t$  时刻智能体  $i$  的速度,  $v_{ix}$  和  $v_{iy}$  分别表示沿  $x$  轴和  $y$  轴的速度分量. 此外, 虚拟领导者的动态模型如下:  $\dot{\mathbf{p}}_0(t) = \mathbf{v}_0(t), \dot{\mathbf{v}}_0(t) = \mathbf{a}_0(t)$ , 其中  $\mathbf{p}_0(t), \mathbf{v}_0(t), \mathbf{a}_0(t)$  分别表示虚拟领导者的位置、速度和加速度.

本文主要考虑 OMAS 中智能体随机加入和离开对原有智能体造成影响的问题. 目标是确保新加入的智能体不影响原有智能体的状态, 同时实现预定义时间的编队跟踪目标, 这称为预定义时间无扰编队控制. 令  $\mathbf{e}_{pi}^0 = \mathbf{p}_i - \mathbf{p}_0 - \mathbf{l}_i$  和  $\mathbf{e}_{vi}^0 = \mathbf{v}_i - \mathbf{v}_0$  分别表示第  $i$  个跟随智能体与虚拟领导者间的位置和速度误差, 其中  $\mathbf{l}_i$  表示期望的位置偏移. 若满足以下条件, 则称实现了预定义时间无扰编队控制.

(1) 一致性条件. 对于任意智能体  $i \in \mathcal{V}(t_k), \forall k \in \mathbb{N}$ , 有  $\lim_{t \rightarrow t_k + \mathcal{T}} \|\mathbf{e}_{pi}^0(t)\| = 0$  且  $\lim_{t \rightarrow t_k + \mathcal{T}} \|\mathbf{e}_{vi}^0(t)\| = 0$ , 其中  $\mathcal{T}$  为满足  $0 < \mathcal{T} < T_{\text{md}}$  的任意可调参数.

(2) 平滑条件. 对于任意智能体  $i \in \mathcal{O}(t_k), \forall k \in \mathbb{N}_{>0}$ , 有  $\|\mathbf{e}_{pi}^0(t)\| = 0$  且  $\|\mathbf{e}_{vi}^0(t)\| = 0, \forall t \in [t_k, t_{k+1})$ .

**注释 1** 一致性条件确保智能体达到期望的编队目标, 而平滑条件保证原有智能体的状态不受随机加入智能体的影响. 需要重点指出的是, 大多数现有的

分布式控制策略依赖于基于平均的一致性机制. 因此, 当具有任意初始值的智能体随机加入网络时, 原有智能体会暂时偏离其原始状态而向新加入的智能体靠近. 因此, 传统的分布式控制框架无法保证实现无扰编队控制.

## 2 主要结果

在本节中, 为确保满足 OMAS 预定义时间无扰编队控制的一致性条件和平滑条件, 第 2.1 节和第 2.2 节分别介绍了预定义时间编队控制算法和信息隔离算法.

### 2.1 预定义时间编队控制

对于本文所考虑的如式(5)所示的二阶积分器系统, 设计预定义时间控制律为

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_i(t) = & \mathbf{a}_0(t) - K_1 \varphi^2(t) (\tilde{\mathbf{e}}_{pi}(t) + b_i \mathbf{e}_{pi}^0(t)) \\ & - K_2 \varphi(t) (\tilde{\mathbf{e}}_{vi}(t) + b_i \mathbf{e}_{vi}^0(t)) \end{aligned} \quad (6)$$

其中:  $\tilde{\mathbf{e}}_{pi}(t) = \sum_{j \in \mathcal{N}_i \setminus \mathcal{S}(t)} a_{ij} (\mathbf{e}_{pi}^0(t) - \mathbf{e}_{pj}^0(t)), \tilde{\mathbf{e}}_{vi}(t) = \sum_{j \in \mathcal{N}_i \setminus \mathcal{S}(t)} a_{ij} (\mathbf{e}_{vi}^0(t) - \mathbf{e}_{vj}^0(t)); K_1, K_2 > 0$  为控制增益;  $\varphi(t)$  为式(4)所示的函数.

**注释 2**  $\mathcal{S}(t)$  为通过信息隔离算法过滤的智能体集, 其设计策略将在第 2.2 节详细给出. 引入该算法主要是为了隔离新加入且对无扰编队存在威胁的智能体. 若不应用该信息隔离算法, 则  $\mathcal{S}(t) = \emptyset$ , 且式(6)简化为一个预定义时间编队控制算法.

**定理 1** 对于具有二阶动力学式(5)的 OMAS, 在假设 1 和假设 2 条件下, 应用式(6)所示控制协议, 若实现预定义时间无扰编队控制的一致性条件, 则需在满足以下不等式的控制参数:

$$\begin{cases} \frac{K_2 + 2K_1}{\rho} + K_1 + \frac{b\mathcal{T}}{\rho} (K_1 + K_2) + c(K_1 + K_2) \\ \leq \frac{\lambda_{\max}(\mathbf{Q})}{\lambda_{\max}(\mathbf{P})} (K_1 K_2 + K_2^2) \\ \frac{K_1}{\rho} + \frac{K_1}{K_2} + 2K_1 + \frac{b\mathcal{T}}{\rho} (K_1 + K_2) + c(K_1 + K_2) \\ \leq \frac{\lambda_{\max}(\mathbf{Q})}{\lambda_{\max}(\mathbf{P})} (K_1 K_2 + K_2^2) \end{cases} \quad (7)$$

**证明** 定义辅助变量为

$$\begin{cases} \dot{\tilde{\mathbf{x}}}(t) = (\mathbf{H} \otimes \mathbf{I}_2) \varphi(t) \mathbf{e}_p^0(t) \\ \dot{\tilde{\mathbf{v}}}(t) = (\mathbf{H} \otimes \mathbf{I}_2) \mathbf{e}_v^0(t) \end{cases} \quad (8)$$

将式(6)代入式(8)和式(5)得到:

$$\begin{cases} \dot{\tilde{\mathbf{x}}}(t) = \bar{\varphi}(t) \tilde{\mathbf{x}}(t) + \varphi(t) \tilde{\mathbf{v}}(t) \\ \dot{\tilde{\mathbf{v}}}(t) = -\varphi(t) (\mathbf{H} \otimes \mathbf{I}_2) (K_1 \tilde{\mathbf{x}}(t) + K_2 \tilde{\mathbf{v}}(t)) \end{cases} \quad (9)$$

其中,

$$\bar{\varphi}(t) = \frac{\dot{\varphi}(t)}{\varphi(t)} = \begin{cases} \frac{\varphi(t)}{\rho}, & t \in [t_k, t_k + \mathcal{T}) \\ 0, & t \in [t_k + \mathcal{T}, t_{k+1}) \end{cases} \quad (10)$$

定义  $\mathbf{z}(t) = K_1 \tilde{\mathbf{x}}(t) + K_2 \tilde{\mathbf{v}}(t)$ , 对  $\mathbf{z}(t)$  求导得:

$$\dot{\mathbf{z}}(t) = K_1 \bar{\varphi}(t) \tilde{\mathbf{x}}(t) + K_1 \varphi(t) \dot{\tilde{\mathbf{x}}}(t) - K_2 \varphi(t) (\mathbf{H} \otimes \mathbf{I}_2) \mathbf{z}(t) \quad (11)$$

定义李雅普诺夫函数候选为

$$V(t) = \frac{1}{2} \mathbf{z}^T(t) \mathbf{P} \mathbf{z}(t).$$

对于  $t \in [t_k, t_k + \mathcal{T})$ , 则有

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) = & -\frac{1}{2} K_2 \varphi(t) \mathbf{z}^T(t) (\mathbf{Q} \otimes \mathbf{I}_2) \mathbf{z}(t) \\ & + K_1 \bar{\varphi}(t) \mathbf{z}^T(t) (\mathbf{P} \otimes \mathbf{I}_2) \tilde{\mathbf{x}}(t) \\ & + K_1 \varphi(t) \mathbf{z}^T(t) (\mathbf{P} \otimes \mathbf{I}_2) \tilde{\mathbf{v}}(t) \end{aligned} \quad (12)$$

根据引理 1 和不等式  $\|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\| \leq \delta \|\mathbf{x}\|^2 + \frac{1}{4\delta} \|\mathbf{y}\|^2$  (对任意常数  $\delta > 0$  成立), 则有

$$\begin{aligned} \lambda_{\min}(\mathbf{Q}) \tilde{\mathbf{x}}^T(t) \tilde{\mathbf{x}}(t) & \leq \tilde{\mathbf{x}}^T(t) (\mathbf{Q} \otimes \mathbf{I}_2) \tilde{\mathbf{x}}(t) \\ & \leq \lambda_{\max}(\mathbf{Q}) \tilde{\mathbf{x}}^T(t) \tilde{\mathbf{x}}(t) \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{z}^T(t) (\mathbf{P} \otimes \mathbf{I}_2) \tilde{\mathbf{v}}(t) & = \sum_{i=1}^N \zeta_i (K_1 \tilde{\mathbf{x}}_i^T(t) \tilde{\mathbf{v}}_i(t) + K_2 \tilde{\mathbf{v}}_i^T(t) \tilde{\mathbf{v}}_i(t)) \\ & \leq \lambda_{\max}(P) (K_1 \delta \tilde{\mathbf{x}}^T(t) \tilde{\mathbf{x}}(t) \\ & \quad + \left(\frac{K_1}{4\delta} + K_2\right) \tilde{\mathbf{v}}^T(t) \tilde{\mathbf{v}}(t)) \end{aligned} \quad (14)$$

令  $R(t) = \dot{V}(t) + (b + c\varphi(t))V(t)$ , 且

$$\begin{aligned} R(t) \leq & -\frac{1}{2} \varphi(t) \lambda_{\max}(\mathbf{Q}) [(K_1^2 K_2 + K_1 K_2^2) \tilde{\mathbf{x}}^T(t) \tilde{\mathbf{x}}(t) \\ & + (K_2^3 + K_1 K_2^2) \tilde{\mathbf{v}}^T(t) \tilde{\mathbf{v}}(t)] \\ & + \frac{1}{2} \varphi(t) \lambda_{\max}(P) M_1 \tilde{\mathbf{x}}^T(t) \tilde{\mathbf{x}}(t) \\ & + \frac{1}{2} \varphi(t) \lambda_{\max}(P) M_2 \tilde{\mathbf{v}}^T(t) \tilde{\mathbf{v}}(t) \end{aligned} \quad (15)$$

其中,  $M_1 = \frac{K_1 K_2 + 2K_1^2}{\rho} + K_1^2 + \frac{b}{\varphi(t)} (K_1^2 + K_1 K_2) + c(K_1^2 + K_1 K_2)$ ,  $M_2 = \frac{K_1 K_2}{\rho} + K_1^2 + 2K_1 K_2 + \frac{b}{\varphi(t)} (K_2^2 + K_1 K_2) + c(K_2^2 + K_1 K_2)$ .

当式(7)满足时, 可得  $R(t) \leq 0$  成立。因此有

$$V(t) \leq \eta^{-c} \exp^{-b(t-t_k)} V(t_k) \quad (16)$$

依据  $\mathbf{z}(t) = K_1 \tilde{\mathbf{x}}(t) + K_2 \tilde{\mathbf{v}}(t)$ , 可得:

$$\|\tilde{\mathbf{x}}(t)\|^2 + \|\tilde{\mathbf{v}}(t)\|^2 \leq \frac{1}{\epsilon_1} \eta^{-c} \exp^{-b(t-t_k)} V(t_k) \quad (17)$$

其中,  $\epsilon_1 = \frac{1}{2} \lambda_{\min}(P) \min(K_1^2 + K_1 K_2, K_2^2 + K_1 K_2)$ 。进一

步, 基于式(8), 可得:

$$\begin{aligned} \|\tilde{\mathbf{x}}(t)\|^2 + \|\tilde{\mathbf{v}}(t)\|^2 & = \lambda_{\min}(\mathbf{Q}) (\varphi^2(t) \|\mathbf{e}_p^0(t)\|^2 + \|\mathbf{e}_v^0(t)\|^2) \\ & \geq \epsilon_2 (\|\mathbf{e}_p^0(t)\|^2 + \|\mathbf{e}_v^0(t)\|^2) \end{aligned} \quad (18)$$

其中,  $\epsilon_2 = \lambda_{\min}(\mathbf{Q}) \min\{\rho^2/\mathcal{T}^2, 1\}$ 。因此有

$$\|\mathbf{e}_p^0(t)\|^2 + \|\mathbf{e}_v^0(t)\|^2 \leq \frac{1}{\epsilon_1 \epsilon_2} \eta^{-c} \exp^{-b(t-t_k)} V(t_k) \quad (19)$$

基于引理 2, 可得  $\lim_{t \rightarrow t_k + \mathcal{T}} \|\mathbf{e}_p^0(t)\| = 0$  且  $\lim_{t \rightarrow t_k + \mathcal{T}} \|\mathbf{e}_v^0(t)\| = 0$ 。类似地, 对于  $t \in [t_k + \mathcal{T}, t_{k+1})$ , 若式(7)成立, 则有

$$\dot{V}(t) \leq -\left(b + \frac{c\rho}{\mathcal{T}}\right) V(t) \leq 0 \quad (20)$$

因此, 对于任意时间  $t \in [t_k, t_{k+1})$ ,  $\forall k \in \mathbb{N}$ , 均可实现预定义时间无扰编队控制的一致性条件。证毕

**推论 1** 基于本文的假设条件, 在所提出的控制协议式(6)作用下, 若满足定理 1 中的条件, 则对于任意时刻  $t = t_k > t_0$  以及任意满足  $\mathbf{e}_{p_i}^0(t) \neq \mathbf{0}$  或  $\mathbf{e}_{v_i}^0(t) \neq \mathbf{0}$  的新加入智能体  $i \in \mathcal{W}(t_k)$ , 以下性质成立。

(1) 对于任意智能体  $j \in \mathcal{N}_i(t)$ , 其跟踪误差满足  $\tilde{e}_j(t) = \sum_{i \in \mathcal{N}_j^0 \setminus \mathcal{S}(t)} a_{ij} (\|\mathbf{e}_{p_i}^0(t)\| - \|\mathbf{e}_{p_j}^0(t)\| + \|\mathbf{e}_{v_i}^0(t)\| - \|\mathbf{e}_{v_j}^0(t)\|) \neq 0$ 。

(2) 对于任意智能体  $j \in \mathcal{V}(t) \setminus \bigcup_{i \in \mathcal{W}(t_k)} \mathcal{N}_i(t)$ , 其跟踪误差满足  $\tilde{e}_j(t) = \sum_{i \in \mathcal{N}_j^0 \setminus \mathcal{S}(t)} a_{ij} (\|\mathbf{e}_{p_i}^0(t)\| - \|\mathbf{e}_{p_j}^0(t)\| + \|\mathbf{e}_{v_i}^0(t)\| - \|\mathbf{e}_{v_j}^0(t)\|) = 0$ 。

**证明** 假设在时刻  $t = t_k > t_0$  存在一个新加入的智能体  $i \in \mathcal{W}(t_k)$ 。由于多个智能体可能在  $t_k$  同时加入网络, 智能体  $i$  的邻居集可能同时包含原有智能体 ( $j \in \mathcal{N}_i(t) \cap \mathcal{O}(t_k)$ ) 和其他新加入智能体 ( $j \in \mathcal{N}_i(t) \cap \mathcal{W}(t_k)$ )。

首先, 对于任意  $j \in \mathcal{N}_i(t) \cap \mathcal{O}(t_k)$ , 依据定理 1, 存在时刻  $\mathcal{T}_{k-1} = t_{k-1} + \mathcal{T}$  使得  $\mathcal{V}(\mathcal{T}_{k-1})$  中的所有智能体均已实现编队跟踪, 即  $\mathbf{e}_{p_j}^0(\mathcal{T}_{k-1}) = \mathbf{0}$  且  $\mathbf{e}_{v_j}^0(\mathcal{T}_{k-1}) = \mathbf{0}$ 。因此, 当新加入智能体  $i$  具有非零误差  $\mathbf{e}_{p_i}^0(t) \neq \mathbf{0}$  或  $\mathbf{e}_{v_i}^0(t) \neq \mathbf{0}$  时, 将导致其现有邻居  $j \in \mathcal{N}_i(t) \cap \mathcal{O}(t_k)$  产生非零的跟踪误差  $\tilde{e}_j(t) = \sum_{i \in \mathcal{N}_j^0 \setminus \mathcal{S}(t)} a_{ij} (\|\mathbf{e}_{p_i}^0(t)\| - \|\mathbf{e}_{p_j}^0(t)\| + \|\mathbf{e}_{v_i}^0(t)\| - \|\mathbf{e}_{v_j}^0(t)\|) = 0$ 。

其次, 对于任意  $j \in \mathcal{N}_i(t) \cap \mathcal{W}(t_k)$ , 由于每个新加入智能体被假定至少与一个原有智能体建立通信链

路,且智能体  $i, j \in \mathcal{W}(t_k)$ , 其本身存在误差 ( $e_{p_i}^0(t) \neq \mathbf{0}$  或  $e_{v_i}^0(t) \neq \mathbf{0}$ ), 状态偏差通过网络传播使得  $\tilde{e}_j(t) \neq \mathbf{0}$ 。

另一方面,对于任意智能体  $j \in \mathcal{X}(t) \setminus \bigcup_{i \in \mathcal{W}(t_k)} \mathcal{N}_i(t)$ , 预定义时间控制算法保证了其跟踪误差始终保持在允许的界内,即  $\tilde{e}_j(t) = \sum_{i \in \mathcal{N}_i^v(t)} a_{ij} (\|e_{p_i}^0(t)\| - \|e_{p_i}^0(t)\| + \|e_{v_i}^0(t)\| - \|e_{v_i}^0(t)\|) = 0$ 。证毕

## 2.2 基于信息隔离算法的预定义时间无扰编队控制

为确保新加入的智能体不影响原有智能体,并实现预定义时间内的无扰动编队控制,本节提出了一种基于 MSR 的信息隔离算法。考虑该算法主要用于隔离新加入的智能体,因此其在  $t > t_1$  时刻开始生效。

如算法 1 所示,提出了针对智能体  $i$  的基于 MSR 的信息隔离算法。在该算法中,首先,计算智能体  $i$  与所有邻居的状态偏差  $\Delta_{ij}^p(k)$  和  $\Delta_{ij}^v(k)$ ;其次,剔除邻居  $j$  中  $\Delta_{ij}^v(k) \neq \mathbf{0}$  的  $f_s$  个智能体;再次,对偏差序列  $\Delta_{ij}^p(k)$  进行排序,剔除正值中最大的  $f-f_s$  个和负值中最小的  $f-f_s$  个,以过滤可能由异常节点引起的极端信息;最后,基于筛选后的邻居集合更新一致性误差  $\tilde{e}_{p_i}(t)$  与  $\tilde{e}_{v_i}(t)$ ,并结合时变参数  $\varphi(t)$ 、参考输入  $\mathbf{a}_0(t)$  及控制增益  $K_1$  和  $K_2$ ,生成具有容错能力的控制输入  $\mathbf{u}_i(t)$ 。该算法通过局部信息处理与异常信息剔除,实现了 OMAS 的预定义时间无扰编队控制。

**注释 3** 算法 1 中的  $f_s$  表示新加入的智能体中存在速度误差 ( $e_{v_i}(t) \neq \mathbf{0}$ ) 的智能体个数,由于新加入的智能体最多为  $f$  个,因此有  $f_s \leq f$  恒成立。为了更好地说明算法 1 的流程,我们给出了一个案例,假设  $f=1$ , 如果一个新加入的智能体  $j$  的速度  $e_{v_j}^0(t) \neq \mathbf{0}$ , 那么步骤 2 的速度信息剔除则会剔除智能体  $j$  ( $f_s=1$ ), 由于  $f_s=f$ , 此时步骤 3 将没有极值位置信息剔除过程。如果一个新加入的智能体  $j$  的状态  $e_{p_j}^0(t) \neq \mathbf{0}$ ,  $e_{v_j}^0(t) = \mathbf{0}$ , 那么步骤 2 将没有速度信息剔除 ( $f_s=0$ ), 此时步骤都得极值位置信息剔除最大的 1 个邻居和负值中最小的 1 个邻居的信息;若负值(或正值)的数量少于 1, 则剔除所有负值(或正值)。

**定理 2** 对于任意的时刻  $t_k \geq t_1$ , 如果时变网络图  $\mathcal{G}(t_k)$  是  $(f+1, f+1)$ -robust, 则在式(6)和应用的基于 MSR 的信息隔离算法下,新加入的智能体在时间  $t_k$  将不会影响原有智能体,实现预定义时间无扰编队控制的平滑条件。

**证明** 在时刻  $t_k \geq t_1$ , 定理 1 确保了在式(6)下,原有智能体达成一致,而随机加入的智能体最多为  $f$  个。假

### 算法 1 基于信息隔离的预定义时间无扰编队控制算法(对于智能体 $i$ )

输入:  $x_i(k), x_j(k), \forall j \in \mathcal{N}_i(k), \varphi(t), \mathbf{a}_0(t), K_1, K_2, B$

输出:  $\mathbf{u}_i(k)$

For  $t > t_1$  do

步骤 1: 计算与邻居  $j$  的偏差 ( $\forall j \in \mathcal{N}_i(k)$ )

$$\Delta_{ij}^p(k) = p_j(k) - p_i(k)$$

$$\Delta_{ij}^v(k) = v_j(k) - v_i(k)$$

步骤 2: 速度信息剔除

剔除邻居 ( $\forall j \in \mathcal{N}_i(k)$ ) 中  $\Delta_{ij}^v(k) \neq \mathbf{0}$  的  $f_s$  个智能体 ( $f_s \leq f$ )

步骤 3: 极值位置信息剔除

对  $\{\Delta_{ij}^p(k)\}$  进行排序,并剔除正值中最大的  $f-f_s$  个邻居和负值中最小的  $f-f_s$  个邻居的信息。如果负值(或正值)的数量少于  $f-f_s$ , 则剔除所有负值(或正值)

步骤 4: 控制器参数更新

$$\tilde{e}_{p_i}(t) = \sum_{j \in \mathcal{N}_i^p(t)} a_{ij} (e_{p_i}^0(t) - e_{p_j}^0(t))$$

$$\tilde{e}_{v_i}(t) = \sum_{j \in \mathcal{N}_i^v(t)} a_{ij} (e_{v_i}^0(t) - e_{v_j}^0(t))$$

$$\mathbf{u}_i(t) = \mathbf{a}_0(t) - K_1 \varphi^2(t) (\tilde{e}_{p_i}(t) + b_i e_{p_i}^0(t)) - K_2 \varphi(t) (\tilde{e}_{v_i}(t) + b_i e_{v_i}^0(t))$$

End For

设时间为  $t_k$ ,  $e_{p_i}^0(t_k) = [e_{p_i}^x(t_k), e_{p_i}^y(t_k)]^T$ , 则智能体集合划分为:  $\mathcal{Z}_1 = \{i | e_{p_i}^x(t_k) > 0\}$  为在时间  $t_k$  编队误差大于 0 的新加入的智能体, 而  $\mathcal{Z}_2 = \{i | e_{p_i}^x(t_k) < 0\}$  为在时间  $t_k$  编队误差小于 0 的新加入的智能体。因此, 由于给定  $\mathcal{G}(t_k)$  是  $(f+1, f+1)$ -robust, 至少满足以下条件之一。

(1)  $\mathcal{Z}_1$  中的所有智能体在  $\mathcal{Z}_1$  外部至少有  $f+1$  个邻居。

(2)  $\mathcal{Z}_2$  中的所有智能体在  $\mathcal{Z}_2$  外部至少有  $f+1$  个邻居。

(3)  $\mathcal{Z}_1$  和  $\mathcal{Z}_2$  总共至少存在  $f+1$  个智能体, 每个智能体在其各自集合外部至少有  $f+1$  个邻居。

接下来, 将分别分析集合  $\mathcal{Z}_1$  和集合  $\mathcal{Z}_2$  中的智能体。

情况 1: 对于新加入的智能体 (即  $\forall i \in \mathcal{Z}_1$  或者  $\forall i \in \mathcal{Z}_2$ ), 由于  $\mathcal{G}(t_k)$  是  $(f+1, f+1)$ -robust, 如果  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ ) 中的所有智能体在  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ ) 外部至少有  $f+1$  个邻居, 那么通过 MSR 算法过滤速度偏差值不为 0 和位置信息存在威胁的  $f$  个信息, 将保证至少保留一个原有的智能体信息不被隔离, 因此将渐进跟随原有的智能体, 从而  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ ) 中的智能体将都会离开  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ )。

情况 2: 对于新加入的智能体 (即  $\forall i \in \mathcal{Z}_1$  或者  $\forall i \in \mathcal{Z}_2$ ), 如果  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ ) 中的所有智能体不能满足在  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ ) 外部至少有  $f+1$  个邻居, 那么一定满足

$\mathcal{Z}_1$  和  $\mathcal{Z}_2$  总共至少存在  $f+1$  个智能体, 每个智能体在其各自集合外部至少有  $f+1$  个邻居。因此至少存在 1 个  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ ) 中的智能体  $m$  在  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ ) 外部至少有  $f+1$  个邻居, 从而实现智能体  $m$  渐进收敛到  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ ) 外部, 从而形成新的集合划分, 以此类推,  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ ) 中的智能体将都会离开  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ )。类似地, 划分集合  $\mathcal{Z}_1 = \{i | e_{pi}^y(t_k) > 0\}$  和  $\mathcal{Z}_2 = \{i | e_{pi}^y(t_k) < 0\}$  同样可以得到  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ ) 中的智能体将都会离开  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ )。

因此, 对于新加入的智能体 (即  $\forall i \in \mathcal{Z}_1$  或者  $\forall i \in \mathcal{Z}_2$ ), 均将逐渐离开  $\mathcal{Z}_1$  (或  $\mathcal{Z}_2$ ), 从而渐进跟随原有的智能体, 实现预定义时间无扰编队控制的平滑条件。证毕。

**注释 4** 值得强调的是, 本文所提出的算法框架具有良好的可扩展性, 总体设计遵循双层分布式框架, 其中估计层和控制层可以分离设计。控制层采用预定义时间控制策略, 保证新加入的智能体能够在用户自定义的时间内实现编队收敛。同时, 估计层被设计为将新加入的智能体状态信息与原有智能体的信息分离, 确保加入过程不会影响原有智能体的状态。这种双层框架能够使得新加入的智能体在预定义时间内跟随原有智能体, 且不影响原有智能体的状态,

这是传统编队控制框架中通常未解决的关键问题。值得指出的是, 如定理 2 给出的结论, 本文所提出的基于信息隔离算法的预定义时间无扰编队控制策略对网络的联通性和鲁棒性提出了一定的要求, 对于弱通信条件下的 OMAS 具有一定的局限性, 未来将进一步研究更弱网络鲁棒条件下的无扰编队控制。

### 3 仿真结果

本节对 OMAS 进行了无扰编队控制仿真实验, 通过对比现有的编队控制算法<sup>[12]</sup>, 凸显了本文所提算法的优越性。

假设一个 OMAS 的时变通信拓扑如图 3 所示, 其中时变网络的序列设定为  $t_0=0$  s,  $t_1=5$  s,  $t_2=10$  s,  $t_3=15$  s,  $T_{md}=5$  s, 智能体 1~5 被初始化为在  $[-10, 10]$  的随机值。随后, 智能体 6 在  $t_1=5$  s 时加入网络, 智能体 1 在  $t_2=10$  s 时被替换, 它们在加入时均为任意的初值条件。假设智能体间的通信拓扑如图 3 所示演变, 所有通信权重设为 1。期望控制跟随智能体实现相对于虚拟领导者的六边形编队。期望的相对偏移指定为

$$\begin{aligned} I_1 &= [1, \sqrt{3}]^T, I_2 = [2, 0]^T, I_3 = [1, -\sqrt{3}]^T, \\ I_4 &= [-1, -\sqrt{3}]^T, I_5 = [-1, \sqrt{3}]^T, I_6 = [-2, 0]^T \end{aligned} \quad (21)$$

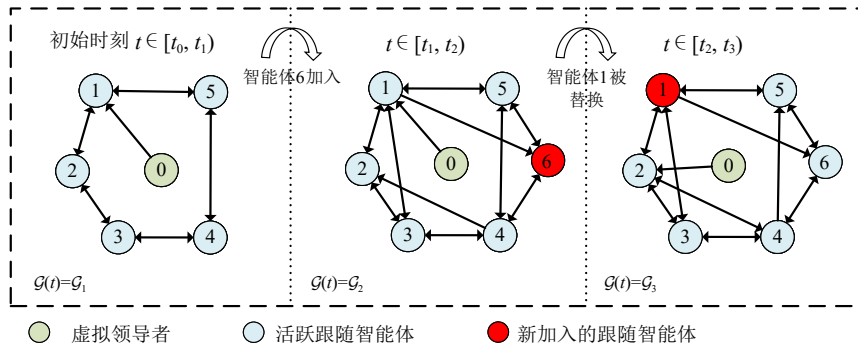


图 3 一个  $t \geq t_1$  时刻满足(2,2)-robust 的时变网络拓扑图

Figure 3 A (2,2)-robust time-varying network topology at  $t \geq t_1$

虚拟领导者的动态为一个波浪形曲线, 定义为

$$\begin{cases} \dot{p}_0(t) = v_0(t_0) \\ \dot{v}_0(t) = [0, -5 * \sin(t)]^T \end{cases} \quad (22)$$

初始条件为  $p_0(t_0) = [0, 0]^T$  和  $v_0(t_0) = [2, 5]^T$ 。

跟随智能体  $i$  的动态定义为

$$\begin{cases} \dot{p}_i(t) = v_i(t) \\ \dot{v}_i(t) = u_i(t) \end{cases} \quad (23)$$

初始条件  $p_i(t_0)$  是在  $[-10, 10]$  的随机值, 且  $v_i(t_0) = [0, 0]^T$ 。预定义时间设为  $T=3$ 。假设  $b=0$ ,  $c=1$ , 依据定理 1, 式(7)、式(6)中的控制参数选择如

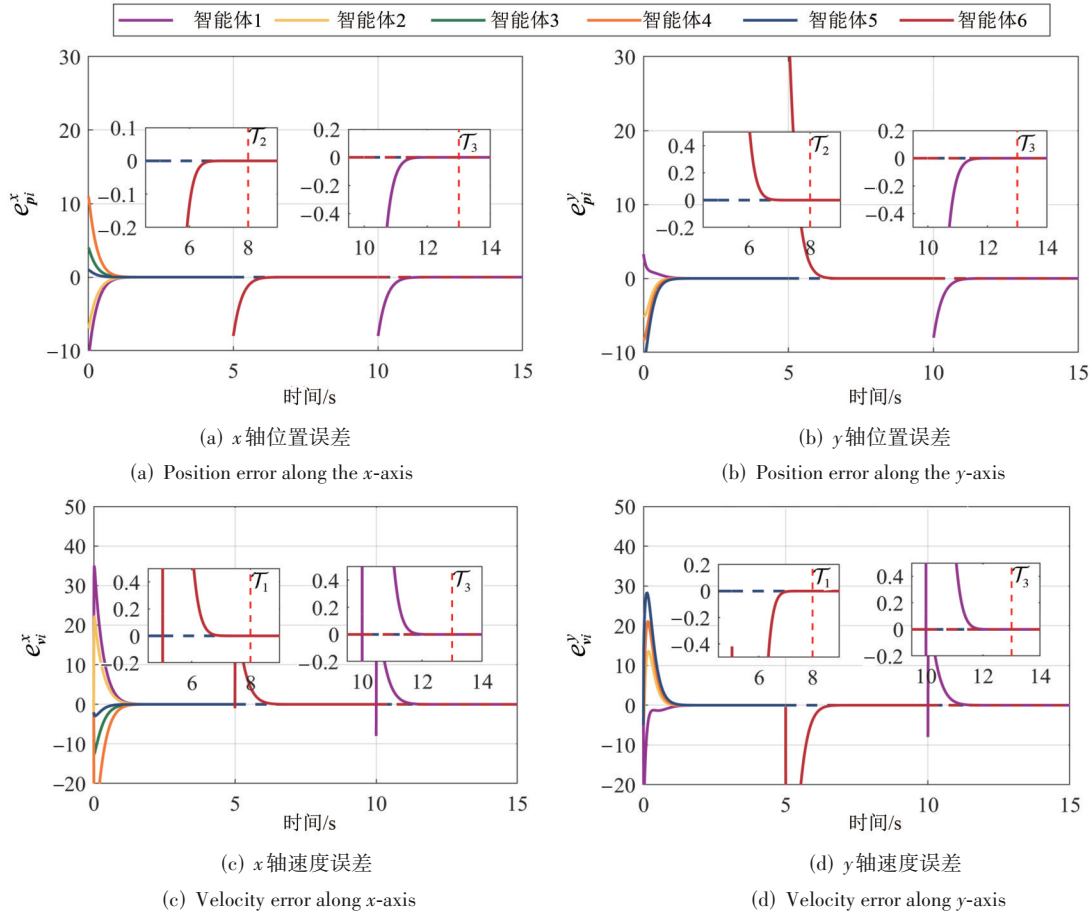
下:  $K_1 = 30, K_2 = 30, \rho = 10$ , 得到仿真结果。

首先, 图 4 为本文所提算法下的编队跟踪误差曲线, 其表明本文所提方法有效抑制了新加入智能体的影响, 确保原有智能体不受干扰。其次, 图 5 中给出的编队轨迹曲线, 进一步验证了尽管智能体 6 加入, 智能体 1~5 仍能保持期望的编队。这些结果验证了所提方法的无扰编队控制能力及其处理 OMAS 中动态智能体加入和离开的能力。最后, 本文将所提方法与现有编队控制策略<sup>[12]</sup>进行比较。基于文献[12]的控制策略, 得到的编队跟踪误差曲线如图 6 所示, 虽然其可以在预定义时间内达到预期的编队控制, 但是当智能体 6 加入网络时, 智能体 1~5 的跟踪误差上出现显

著波动。结果表明:该方法无法保证预定义时间内无扰编队控制。

更进一步,本文定量地对比了智能体3的误差曲线如图7所示。可以看出所提方法在整个过程中

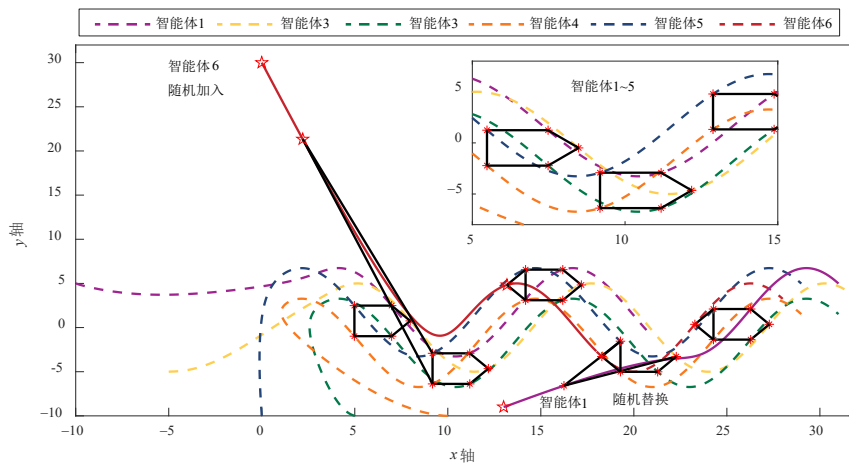
保持  $e_{p3}^x=0$ , 而现有的方法<sup>[12]</sup>在新智能体加入网络时智能体3会产生误差振荡。这更进一步表明了所提方法在实现预定义时间无扰编队控制方面的优越性。



注:实线表示相应时刻新加入的智能体,虚线表示原有的智能体。

图4 本文所提算法下的编队跟踪误差曲线

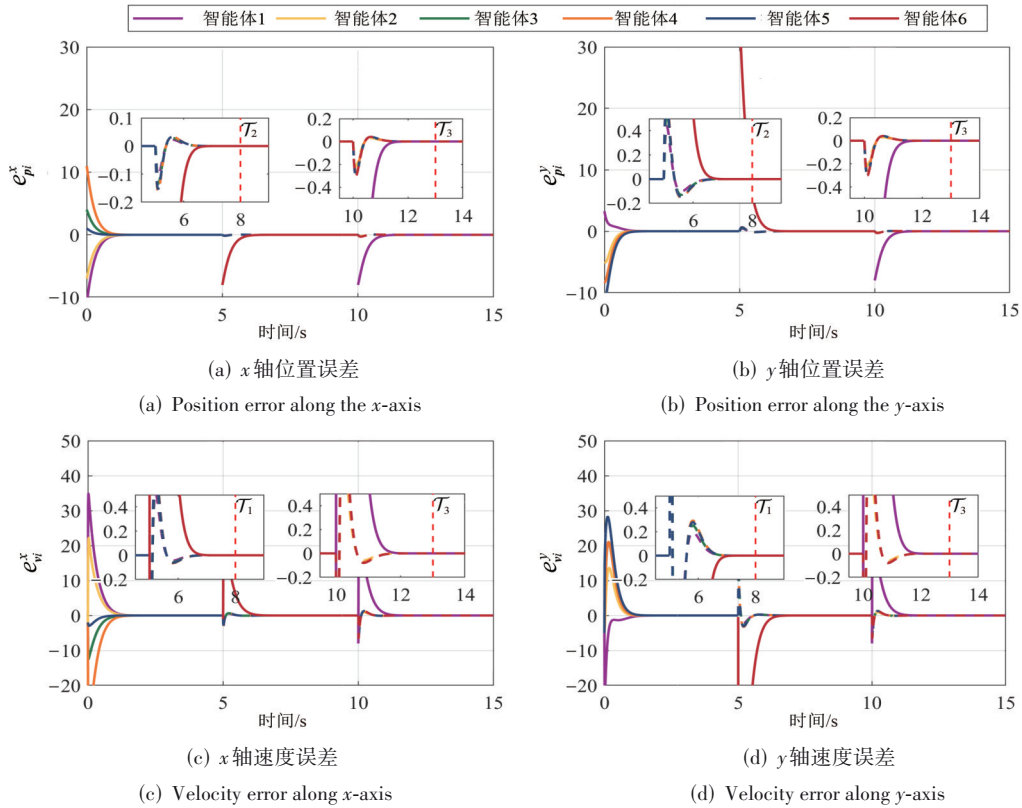
Figure 4 Formation tracking error curves under the proposed algorithm



注:实线表示相应时刻新加入的智能体,虚线表示原有的智能体。

图5 本文所提算法下的编队轨迹曲线

Figure 5 Formation trajectory curves under the proposed algorithm



注:实线表示相应时刻新加入的智能体,虚线表示原有的智能体。

图6 文献[12]的编队跟踪误差曲线

Figure 6 Formation tracking error curves of method in reference [12]

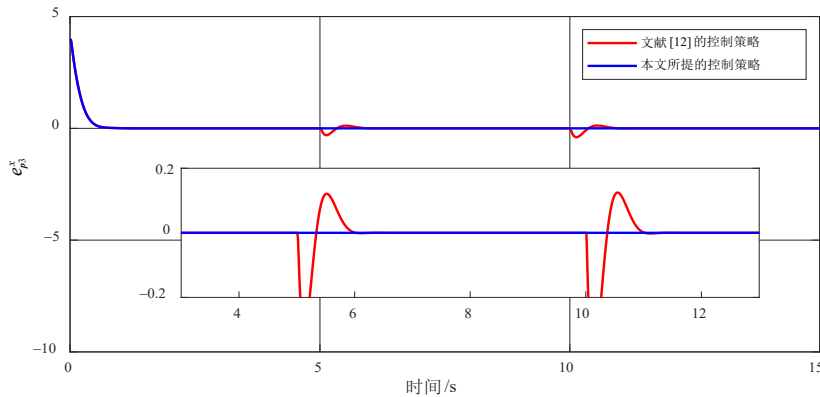


图7 智能体3的轨迹跟踪误差对比曲线

Figure 7 Comparison of trajectory tracking errors for agent 3

### 4 结论

本文通过设计一种基于MSR的信息隔离机制,解决了OMAS中随机加入、离开智能体的挑战。该机制与预定义时间控制算法相结合,实现了预定义时间无扰编队控制,同时确保了新加入智能体无法影响原有智能体的状态。数值仿真验证了该方法的有效性,对比分析表明其性能相较于现有预定义时间控制算法有显著提升。本文主要针对线性智能体模型给出了预定义时间无扰编队控制策略,并且对网络的联通

性和鲁棒性提出了一定的要求,未来的工作将集中于将该方法推广到高阶和非线性系统,并致力于研究更宽松网络条件下的预定义时间无扰编队控制策略。

**致谢** 感谢华中科技大学创新研究院创客空间提供的资源支持。

### 参考文献

[1] 江碧涛,温广辉,周佳玲,等. 智能无人集群系统跨域协同

- 技术研究现状与展望[J]. 中国工程科学, 2024, 26(1): 117-126.
- Jiang Bitao, Wen Guanghui, Zhou Jialing, et al. Cross-domain cooperative technology of intelligent unmanned swarm systems: Current status and prospects[J]. Strategic Study of CAE, 2024, 26(1): 117-126. (in Chinese)
- [2] Cohen K, Leshem A. A time-varying opportunistic approach to lifetime maximization of wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(10): 5307-5319.
- [3] Nouyan S, Campo A, Dorigo M. Path formation in a robot swarm: Self-organized strategies to find your way home[J]. Swarm Intelligence, 2008, 2(1): 1-23.
- [4] Stüdl S, Yan Yamin, Seron M M, et al. "Plug-and-play" style connection methods for graphs with an application in expanding multiagent consensus networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2024, 69(5): 2883-2898.
- [5] Jia Zhian, Chi Ming, Liu Zhiwei, et al. Nondisruptive consensus in discrete-time open multiagent systems with double integrator dynamics[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2026, 71(3): 2093-2100.
- [6] Wang Yujuan, Song Yongduan, Hill D J, et al. Prescribed-time consensus and containment control of networked multiagent systems[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(4): 1138-1147.
- [7] Dai Shijie, Wu Zhengxing, Zhang Pengfei, et al. Distributed formation control for a multirobotic fish system with model-based event-triggered communication mechanism[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(11): 11433-11442.
- [8] Liang Changduo, Ge Mingfeng, Liu Zhiwei, et al. Predefined-time formation tracking control of networked marine surface vehicles[J]. Control Engineering Practice, 2021, 107: 104682.
- [9] Ding Can, Zhang Zhe, Miao Zhiqiang, et al. Event-based finite-time formation tracking control for UAV with bearing measurements[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(7): 7482-7492.
- [10] Zhao Dan, Lv Yuezu, Yu Xinghuo, et al. Resilient consensus of higher order multiagent networks: An attack isolation-based approach[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2022, 67(2): 1001-1007.
- [11] Wang Tingting, Shi Zhixin, Dong Xiwang, et al. Output affine formation maneuver control for heterogeneous multiagent systems with nonautonomous leaders[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(5): 5376-5386.
- [12] Ding Tengfei, Ge Mingfeng, Xiong Caihua, et al. Prescribed-time formation tracking of second-order multiagent networks with directed graphs[J]. Automatica, 2023, 152: 110997.
- [13] Ren Yuanhong, Zhou Wuneng, Li Zhiwei, et al. Prescribed-time cluster lag consensus control for second-order non-linear leader-following multiagent systems[J]. ISA Transactions, 2021, 109: 49-60.
- [14] Li Jinsheng, Hua Yongzhao, Yu Jianglong, et al. Resilient time-varying formation tracking control for general linear multiagent systems with a nonautonomous leader and adversarial followers[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2024, 54(10): 6203-6216.
- [15] Zhu Yanzheng, Wang Zuo, Liang Hongjing, et al. Neural-network-based predefined-time adaptive consensus in nonlinear multi-agent systems with switching topologies[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(7): 9995-10005.
- [16] Zhang Zhuoning, Wu Yongbao, Wang Xiao, et al. Practical prescribed-time consensus of uncertain multi-agent systems via intermittent dynamic event-triggered control[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2025, 72(11): 7358-7370.
- [17] Wen Guanghui, Yu Wenwu, Xia Yuanqing, et al. Distributed tracking of nonlinear multiagent systems under directed switching topology: An observer-based protocol[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 47(5): 869-881.
- [18] Franceschelli M, Frasca P. Proportional dynamic consensus in open multi-agent systems[C]//2018 IEEE Conference on Decision and Control (CDC). Piscataway: IEEE, 2018: 900-905.
- [19] Hendrickx J M, Rabbat M G. Stability of decentralized gradient descent in open multi-agent systems[C]//2020 IEEE 59th Conference on Decision and Control (CDC). Piscataway: IEEE, 2020: 4885-4890.
- [20] de Gallañd C M, Vizuete R, Hendrickx J M, et al. Random coordinate descent algorithm for open multi-agent systems with complete topology and homogeneous agents[C]//2021 60th IEEE Conference on Decision and Control (CDC). Piscataway: IEEE, 2021: 1701-1708.
- [21] Franceschelli M, Frasca P. Stability of open multiagent systems and applications to dynamic consensus[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2021, 66(5): 2326-2331.
- [22] Al Zahra Sanai Dashti Z, Oliva G, Seatzu C, et al. Distributed mode computation in open multi-agent systems[J]. IEEE Control Systems Letters, 2022, 6: 3481-3486.
- [23] Oliva G, Franceschelli M, Gasparri A, et al. A sum-of-states

preservation framework for open multiagent systems with nonlinear heterogeneous coupling[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2024, 69(3): 1991-1998.

- [24] Liu Yuxuan, Ye Maojiao, Ding Lei, et al. Distributed online resource allocation in open networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2024, 69(12): 8876-8883.
- [25] Deplano D, Franceschelli M, Giua A. Stability of paracontractive open multi-agent systems[C]//2024 IEEE 63rd Conference on Decision and Control (CDC). Piscataway: IEEE, 2024: 3031-3036.
- [26] Makridis E, Grammenos A, Oliva G, et al. Average consensus over directed networks in open multi-agent systems with acknowledgement feedback[C]//2024 IEEE 63rd Conference on Decision and Control (CDC). Piscataway: IEEE, 2024: 3051-3056.
- [27] Xue Mengqi, Tang Yang, Ren Wei, et al. Stability of multidimensional switched systems with an application to open multi-agent systems[J]. Automatica, 2022, 146: 110644.
- [28] Chen Shuting, Wan Ying, Cao Jinde. Adaptive Nash equilibrium seeking in hybrid heterogeneous open multi-agent systems under DoS attacks[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2025, 12(4): 2770-2782.
- [29] Li Xiaodong, Wen Guanghui, Lv Yuezu, et al. Output

consensus tracking of heterogeneous open multiagent systems under actuator attacks[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2026, 13(1): 423-435.

- [30] LeBlanc H J, Zhang Haotian, Koutsoukos X, et al. Resilient asymptotic consensus in robust networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2013, 31(4): 766-781.
- [31] Dibaji S M, Ishii H. Resilient consensus of second-order agent networks: Asynchronous update rules with delays[J]. Automatica, 2017, 81: 123-132.
- [32] Saldaña D, Prorok A, Sundaram S, et al. Resilient consensus for time-varying networks of dynamic agents[C]//2017 American Control Conference (ACC). Piscataway: IEEE, 2017: 252-258.
- [33] Tang Yuanyi, Lv Yuezu, Zhou Jialing, et al. Resilient consensus in open multi-agent systems[J]. IEEE Control Systems Letters, 2025, 9: 1261-1266.
- [34] Gu Zhou, Yin Tingting, Lu Qing, et al. Resilient event-triggered formation control and secure estimation of multi-UAV systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2025, 21(6): 4915-4923.
- [35] Zhang Hongwei, Li Zhongkui, Qu Zhihua, et al. On constructing Lyapunov functions for multi-agent systems[J]. Automatica, 2015, 58: 39-42.

## 作者简介



**贾志安** 男, 1998年4月生, 河北邯郸人。现为华中科技大学人工智能与自动化学院博士研究生。主要研究方向为开放多智能体系统的协同控制与优化。

E-mail: jiazhi'an@hust.edu.cn



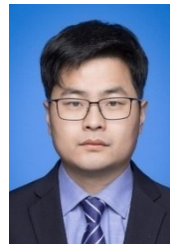
**徐景喆** 男, 1997年4月生, 浙江嘉兴人。现为华中科技大学人工智能与自动化学院博士研究生。主要研究方向为多智能体系统、分布式控制和分布式优化。

E-mail: jzxu@hust.edu.cn



**池明** 男, 1986年8月生, 湖北安陆人。2013年于华中科技大学获得博士学位, 现为华中科技大学人工智能与自动化学院教授、博士生导师。主要研究方向为网络控制系统、多智能体系统、复杂网络和混合控制系统。

E-mail: chiming@hust.edu.cn



**刘智伟** 男, 1982年10月生, 江西宜春人。2011年于华中科技大学获得博士学位, 现为华中科技大学人工智能与自动化学院教授、博士生导师。主要研究方向为分布式网络系统的协同控制与优化。

E-mail: zwliu@hust.edu.cn



**曲凡荣** 女, 1996年11月生, 河南南阳人。现为华中科技大学人工智能与自动化学院博士研究生。主要研究方向为多智能体系统控制。

E-mail: frqu@hust.edu.cn