



自动化学报
ACTA AUTOMATICA SINICA

多智能体系统协同互估计与控制一体化框架

段志生 吕跃祖 段培虎 杨莹 王金枝 温广辉

Integrated Framework for Cooperative Mutual Estimation and Control in Multi-agent Systems

DUAN Zhi-Sheng, LV Yue-Zu, DUAN Pei-Hu, YANG Ying, WANG Jin-Zhi, WEN Guang-Hui

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16383/j.aas.c250290>

您可能感兴趣的其他文章

多智能体系统协同互估计与控制一体化框架

段志生¹ 吕跃祖² 段培虎² 杨莹¹ 王金枝¹ 温广辉³

摘要 尽管多智能体系统协同控制已有广泛研究, 现有分布式控制算法在个体传感器受损情况下仍存在性能下降问题. 提出一种协同互估计与控制一体化设计新框架, 通过充分利用个体传感器对其他智能体的测量信息, 提升多智能体系统协同控制的弹性能力. 首先, 对整个多智能体系统构建分布式传感网络模型. 其次, 基于既定的协同控制任务, 建立个体对整体控制输入的预测估计; 进一步设计全局整体测量输出的分布式一致性追踪估计器. 然后, 利用整体控制输入预测和整体测量输出追踪, 设计局部观测器实现整体状态估计. 此外, 将所提的一体化设计框架应用于线性多智能体系统协同一致性控制问题, 提出反馈增益的联合设计方法, 从理论上验证了所提框架的有效性. 仿真结果进一步表明, 该框架能够适用于多智能体系统部分传感器受损情形下的协同控制任务. 最后, 探讨协同互估计与控制一体化框架的未来研究方向.

关键词 多智能体系统, 状态互估计, 一体化框架, 传感器受损, 协同控制

引用格式 段志生, 吕跃祖, 段培虎, 杨莹, 王金枝, 温广辉. 多智能体系统协同互估计与控制一体化框架. 自动化学报, 2025, 51(10): 2359–2370

DOI 10.16383/j.aas.c250290 **CSTR** 32138.14.j.aas.c250290

Integrated Framework for Cooperative Mutual Estimation and Control in Multi-agent Systems

DUAN Zhi-Sheng¹ LV Yue-Zu² DUAN Pei-Hu² YANG Ying¹ WANG Jin-Zhi¹ WEN Guang-Hui³

Abstract Although cooperative control of multi-agent systems has been extensively studied, existing distributed control algorithms still suffer the problem of performance degradation when individual sensor failure occurs. This paper proposes a novel integrated design framework for cooperative mutual estimation and control, which enhances the resilience of multi-agent system cooperative control by fully leveraging the measurement information of other agents from individual sensors. Firstly, a distributed sensing network model is constructed for the overall multi-agent systems. Secondly, based on the predefined cooperative control task, each individual establishes a predictive estimate of the global control input; A distributed consensus-based tracking estimator is further designed for reconstructing the global measurement output. Then, a local observer is designed to estimate the overall state using both the global control input prediction and the global measurement output tracking. Furthermore, the proposed integrated design framework is applied to the cooperative consensus control problem of linear multi-agent systems, and a joint design method for the feedback gains is introduced. Theoretical analysis verifies the effectiveness of the proposed framework. Simulation results further demonstrate that the framework is capable of performing cooperative control tasks of multi-agent systems even in the presence of partial sensor failure. Finally, potential directions for future research on integrated framework of cooperative mutual estimation and control are discussed.

Key words Multi-agent systems, state mutual estimation, integrated framework, sensor failure, cooperative control

Citation Duan Zhi-Sheng, Lv Yue-Zu, Duan Pei-Hu, Yang Ying, Wang Jin-Zhi, Wen Guang-Hui. Integrated framework for cooperative mutual estimation and control in multi-agent systems. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(10): 2359–2370

收稿日期 2025-06-27 录用日期 2025-08-28

Manuscript received June 27, 2025; accepted August 28, 2025

国家自然科学基金 (62088101, T2121002, 62273045, U2341213, 62522307, 62573054, 62325304, U22B2046, U24A20279), 江苏省应用数学科学研究中心 (BK20233002) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (62088101, T2121002, 62273045, U2341213, 62522307, 62573054, 62325304, U22B2046, U24A20279) and Jiangsu Provincial Scientific Research Center of Applied Mathematics (BK20233002)

本文责任编辑 杨涛

Recommended by Associate Editor YANG Tao

1. 北京大学先进制造与机器人学院 北京 100871 2. 北京理工大学人工智能学院 北京 100081 3. 东南大学自动化学院 南京 210096

1. School of Advanced Manufacturing and Robotics, Peking

随着无人化技术的迅猛发展, 以无人机、无人车为代表的智能体逐步在农业、物流、军事等领域得到广泛应用^[1]. 面对复杂多变的实际场景, 单个智能体因其载荷能力、感知通信和能源供给等方面的限制, 在民用场景中难以独立完成如农林植保、地形测绘、灾害救援等任务, 在军事领域也难以形成强有力的打击能力. 在此背景下, 多个智能体通过

University, Beijing 100871 2. School of Artificial Intelligence, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081 3. School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096

信息交互协同合作所构成的多智能体系统^[2], 成为国内外研究关注的热点. 蚁群优化提出者 Dorigo^[3] 在 2021 年发表的观点性文章中指出, 集群是机器人领域最具前景的研究方向之一.

多智能体系统研究的核心问题之一是协同控制, 系指各智能体设计仅基于邻居之间局部交互信息的分布式控制算法, 实现既定的协同目标. 该研究范畴广泛, 涵盖一致性控制^[4-5]、编队控制^[6-7]、汇聚^[8-9]、覆盖控制^[10] 等典型任务. 在过去二十年中, 研究者围绕多智能体系统的不同动力学模型、通信拓扑结构及控制律形式等多个维度, 提出大量分布式控制算法. 具体而言, 智能体动力学模型从最初的积分器系统^[4-5, 11-12], 逐步扩展到线性系统^[13-15], 再到更复杂的非线性系统^[16-19]; 通信拓扑结构从无向图^[20-21] 发展到有向图^[22-23] 及切换拓扑^[24-25]; 控制律形式从传统的状态反馈^[4-5]、输出反馈^[13, 26] 演化到自适应控制^[27-29]、抗饱和控制^[30-32] 以及事件触发控制^[33-35] 等多种形式的非线性控制方法.

多智能体系统分布式控制算法普遍依赖于个体间交互的状态估计信息, 因此, 个体状态的准确估计是多智能体系统实现协同控制的前提. 现有研究大多基于以下两类策略: 一是利用个体自身传感器测量信息估计自身状态, 并通信交互状态估计信息, 从而形成分布式控制输入; 二是直接交互传感器测量信息, 再基于相对测量信息估计协同误差, 从而形成分布式控制输入. 这两类方法均默认传感器处于正常工作状态. 然而, 在复杂环境, 尤其是恶劣环境下, 个体传感器常受到强干扰影响, 导致测量精度下降, 甚至完全失效, 从而使得现有分布式控制方法失效. 因此, 亟须建立新的分布式控制框架, 以保障个体传感器受损情形下的协同控制性能.

本文建立一种多智能体系统协同互估计与控制一体化的新框架, 以解决个体传感器失效情形下的协同控制问题. 注意到, 个体的传感器不仅能测量自身的部分状态信息, 还能够感知其他智能体的部分状态. 例如, 无人机可通过视觉传感器获取附近无人机的相对位置, 并结合北斗等定位手段解算出其他无人机的绝对位置信息. 然而, 在现有的分布式控制方法中, 此类个体对其他智能体的测量信息往往被直接忽略, 未被有效利用. 鉴于此, 本文将每个智能体的测量输出统一建模为整个多智能体系统全局状态的函数, 将多智能体系统整体建模为分布式传感网络模型, 从而充分利用其他智能体的传感器测量信息, 对每个个体建立对多智能体系统整体状态的分布式互估计. 与现有的分布式状态估计问题相比, 本文面临的主要挑战在于, 个体无法直接获取多智能体系统整体控制输入, 需要额外考虑整

体未知输入对分布式状态估计的影响. 本文考虑将分布式状态估计与分布式协同控制进行关联, 建立分布式互估计与控制一体化设计框架. 具体而言, 该框架包含三个部分: 一是利用个体对多智能体系统整体状态的估计, 对面向协同任务的既定全局整体控制输入进行预测估计; 二是设计分布式一致性估计器, 对所有智能体的测量输出进行一致性追踪; 三是基于全局整体测量输出追踪和全局整体控制输入预测, 设计局部状态观测器, 以实现多智能体系统整体状态的估计. 最后, 本文将该一体化框架应用于线性多智能体系统协同一致性控制中, 并进一步探讨其在复杂场景下的未来发展方向.

1 协同互估计与控制一体化框架

1.1 一体化框架设计

考虑由 N 个智能体构成的多智能体系统, 其通信拓扑描述为图 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$, 其中 $\mathcal{V} = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示节点集合, $\mathcal{E} \subset \mathcal{V} \times \mathcal{V}$ 表示连边集合. 连边 $(i, j) \in \mathcal{E}$ 表示节点 i 是节点 j 的邻居, 节点 j 可以收到节点 i 的信息. 若一个图的任意两个节点都存在有向连边, 也即 $(i, j) \in \mathcal{E}, \forall i, j \in \mathcal{V}$, 则该图是完全图. 节点 i_1 到节点 i_k 存在一条有向路径, 是指存在连边序列 $(i_l, i_{l+1}) \in \mathcal{E}, l = 1, 2, \dots, k-1$. 若任意节点 i 都存在到其他所有节点的有向路径, 则称图 \mathcal{G} 是强连通的. 图 \mathcal{G} 的邻接矩阵 $\mathcal{A} = [a_{ij}]_{N \times N}$ 定义为: 对角元 $a_{ii} = 0$, 若 $(j, i) \in \mathcal{E}$, 非对角元 $a_{ij} = 1$, 否则 $a_{ij} = 0$. 图 \mathcal{G} 的拉普拉斯矩阵 $\mathcal{L} = [l_{ij}]_{N \times N}$ 定义为: 对角元 $l_{ii} = \sum_{j=1}^N a_{ij}$, 非对角元 $l_{ij} = -a_{ij}$.

每个智能体的动力学模型描述为:

$$\dot{x}_i = f(x_i) + g(x_i)u_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中, $x_i \in \mathbf{R}^n$ 和 $u_i \in \mathbf{R}^p$ 分别表示第 i 个智能体的状态和控制输入; $f(x_i)$ 和 $g(x_i)$ 是第 i 个智能体模型的非线性动态.

智能体的测量输出描述为:

$$y_i = h_i(x) \quad (2)$$

其中, $y_i \in \mathbf{R}^{m_i}$ 表示第 i 个智能体的输出; $x = [x_1^T, x_2^T, \dots, x_N^T]^T$ 表示所有智能体的状态向量; $h_i(x)$ 是第 i 个智能体的测量输出函数.

注 1. 与现有多智能体系统输出反馈协同控制研究相比, 本文考虑的智能体测量输出模型有本质区别. 具体而言, 现有研究通常将智能体的测量输出建模为其自身状态的函数, 也即 $y_i = h_i(x_i)$; 与之不同, 本文引入一种全新的测量输出模型, 其中每个智能体的测量输出不仅包含自身状态的信息, 还

融合对其他智能体状态的测量信息. 该建模方式具有广泛的现实基础. 例如, 在无人机集群系统中, 单个无人机所搭载的激光雷达、惯性测量单元及视觉传感器等多源传感载荷, 不仅可获取自身的位置和速度信息, 还能通过环境感知、目标识别等手段获取其他邻近无人机的相对位置、速度等状态信息. 然而, 现有协同控制研究普遍忽略这类跨个体的测量信息, 仍以个体本体观测为主, 这在实际应用中存在明显局限性: 一旦某个智能体的传感器发生故障, 其状态将无法估计, 将导致整个多智能体系统的协同任务失败. 因此, 本文所引入的测量输出模型在整个多智能体系统的可观性增强、鲁棒性提升与信息冗余利用等方面具有显著优势, 为个体传感器受损情形下多智能体系统可靠协同控制提供有效的新思路.

在上述智能体测量输出模型下, 多智能体系统的动力学模型可以写成如下形式:

$$\begin{cases} \dot{x} = F(x) + G(x)u \\ y_i = h_i(x) \end{cases} \quad (3)$$

其中, $F(x) = [f^T(x_1), f^T(x_2), \dots, f^T(x_N)]^T$; $G(x) = \text{diag}\{g(x_1), g(x_2), \dots, g(x_N)\}$; $u = [u_1^T, u_2^T, \dots, u_N^T]^T$ 是所有智能体的控制输入向量.

注 2. 本文将多智能体系统视为一个整体系统, 并利用单个智能体对该整体状态的测量信息, 将其建模为上述分布式传感网络形式. 由此不难想到, 可以为每个智能体设计分布式观测器 \hat{x}_i , 以估计多智能体系统整体状态 x , 进而基于该估计变量 \hat{x}_i 设计局部控制输入 u_i , 实现多智能体系统的协同控制任务. 然而, 与传统的分布式估计问题不同, 在本文所考虑的模型中, 多智能体系统的整体控制输入 u 对于各个智能体而言是全局未知量. 这与现有文献中普遍引入的零输入或全局控制输入已知的假设存在显著差异, 从而导致已有分布式状态估计算法难以直接适用于本问题背景. 因此, 如何在全局控制输入未知的条件下, 仍能实现对多智能体系统整体状态的准确分布式估计, 是本文的核心难点.

为解决上述难点, 我们提出输入预测-输出追踪的分布式互估计与控制一体化框架, 其整体框架如图 1 所示.

1) 全局整体控制输入设计与预测

当智能体的状态 x_i 已知时, 通常对各个智能体设计如下基于相对状态信息交互形式的分布式控制律以实现预期的协同控制目标.

$$u_i = k_i \left(\sum_{j=1}^N a_{ij}(x_i - x_j) \right)$$

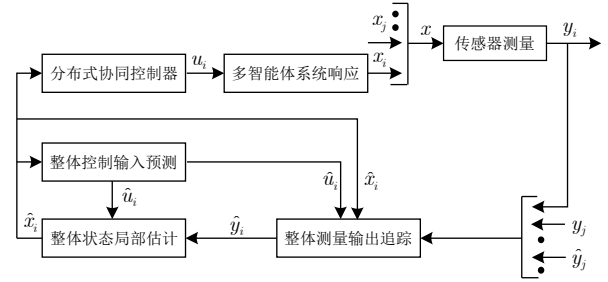


图 1 输入预测-输出追踪的分布式互估计与控制一体化框架

Fig. 1 Integrated framework of distributed mutual estimation and control with input prediction-output tracking

其中, $k_i(\cdot)$ 是对应于具体协同任务的反馈控制函数. 于是, 多智能体系统整体控制输入 u 可以写成:

$$u = k((\mathcal{L} \otimes I_n)x)$$

其中, $k(\cdot) = [k_1^T(\cdot), k_2^T(\cdot), \dots, k_N^T(\cdot)]^T$; I_n 是 n 阶单位矩阵; \otimes 表示矩阵之间的 Kronecker 积. 若直接利用整体状态估计变量 \hat{x}_i 替换上式中的整体状态 x , 形成智能体 i 对整体控制输入 u 的估计

$$\hat{u}_i = k((\mathcal{L} \otimes I_n)\hat{x}_i)$$

则需要用到全局的拉普拉斯矩阵 \mathcal{L} . 该矩阵本质上是全局不可知的, 引发全局控制输入估计的核心难点.

注意到, 每个智能体都对整体状态 x 进行估计, 因此, 在分布式控制律设计中, 可以考虑引入完全图的拉普拉斯矩阵 \mathcal{L}_o 来替换原有的通信拓扑图拉普拉斯矩阵 \mathcal{L} , 从而形成新的分布式控制律

$$u_i = k_i \left(\sum_{j=1}^N (\hat{x}_{ii} - \hat{x}_{ij}) \right) \quad (4)$$

以及对整体控制输入 u 的估计

$$\hat{u}_i = k((\mathcal{L}_o \otimes I_n)\hat{x}_i) \quad (5)$$

2) 全局整体测量输出追踪

智能体 i 的测量输出 y_i 的动态可以描述为:

$$\dot{y}_i = \frac{\partial h_i}{\partial x} [F(x) + G(x)u]$$

对智能体 i 设计如下对智能体 l 的分布式一致性测量输出估计

$$\begin{aligned} \dot{\hat{y}}_{il} = & -\mu \left(\sum_{j=1}^N a_{ij}(\hat{y}_{il} - \hat{y}_{jl}) + a_{il}(\hat{y}_{il} - y_l) \right) + \\ & \frac{\partial h_l}{\partial x} [F(\hat{x}_i) + G(\hat{x}_i)\hat{u}_i] \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\mu > 0$ 是待定系数.

于是, $\hat{y}_i = [\hat{y}_{i1}^T, \hat{y}_{i2}^T, \dots, \hat{y}_{iN}^T]^T$ 是智能体 i 对全局整体测量输出 $y = h(x) = [h_1^T(x), h_2^T(x), \dots, h_N^T(x)]^T$ 的估计.

3) 整体状态局部估计设计

基于全局整体测量输出估计 \hat{y}_i , 可以设计如下形式的整体状态 x 的局部观测器

$$\dot{\hat{x}}_i = F(\hat{x}_i) + \psi(h(\hat{x}_i) - \hat{y}_i) + G(\hat{x}_i)\hat{u}_i \quad (7)$$

其中, $\psi(\cdot)$ 是待设计的函数.

注 3. 在分布式互估计与控制一体化框架中, 我们利用个体对多智能体系统整体状态的估计 \hat{x}_i 来构建对全局整体控制输入 u 的预测 \hat{u}_i , 并进一步基于该预测控制输入设计全局整体测量输出的追踪 \hat{y}_i 以及整体状态的估计 \hat{x}_i . 上述设计过程导致全局整体控制输入预测与整体状态估计强耦合, 从而要求分布式状态估计与协同控制联合设计, 其核心在于选取合适的反馈函数 $\psi(\cdot)$ 以保证估计误差和协同误差的收敛性.

1.2 线性多智能体系统的协同一致性应用

考虑智能体动力学模型为线性系统形式:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = Ax_i + Bu_i \\ y_i = C_i x_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (8)$$

其中, 矩阵 $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 、 $B \in \mathbf{R}^{n \times p}$ 和 $C_i \in \mathbf{R}^{m_i \times n}$ 分别为系统动态矩阵、输入矩阵和输出测量矩阵.

协同一致性的实现当且仅当一致性误差 $\sum_{j=1}^N a_{ij}(x_i - x_j)$ 渐近趋于 0.

1.2.1 分布式协同互估计与控制一体化设计

采用如下线性反馈控制律:

$$u_i = K \left(\sum_{j=1}^N (\hat{x}_{ii} - \hat{x}_{ij}) \right) \quad (9)$$

其中, $K = -B^T P^{-1}$, $P > 0$ 是线性矩阵不等式 (Linear matrix inequality, LMI)

$$AP + PA^T - 2BB^T < 0$$

的解.

在上述分布式控制律下, 输入预测估计可写成:

$$\hat{u}_i = (\mathcal{L}_o \otimes K)\hat{x}_i$$

对应的输出追踪描述为:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{y}}_{il} = & -\mu \left(\sum_{j=1}^N a_{ij}(\hat{y}_{il} - \hat{y}_{jl}) + a_{il}(\hat{y}_{il} - y_l) \right) + \\ & C_l[(I_N \otimes A)\hat{x}_i + (I_N \otimes B)\hat{u}_i] \end{aligned} \quad (10)$$

整体状态局部估计可设计为:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_i = & (I_N \otimes A)\hat{x}_i + H(C\hat{x}_i - \hat{y}_i) + \\ & (I_N \otimes B)\hat{u}_i \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $C = [C_1^T, C_2^T, \dots, C_N^T]^T$; $H = -Q^{-1}C^T$, $Q > 0$ 是线性矩阵不等式

$$(I_N \otimes Q)\bar{A} + \bar{A}^T(I_N \otimes Q) - 2I_N \otimes C^T C < 0$$

的解, $\bar{A} = I_N \otimes (I_N \otimes A + \mathcal{L}_o \otimes BK) - \mathbf{1}_N \otimes (\mathcal{L}^o \otimes BK)$, $\mathcal{L}^o = \text{diag}\{\mathcal{L}_o^1, \mathcal{L}_o^2, \dots, \mathcal{L}_o^N\}$, \mathcal{L}_o^i 是完全图对应拉普拉斯矩阵 \mathcal{L}_o 的第 i 行.

注 4. 这里, 式 (9) ~ (11) 构成实现多智能体系统一致性的分布式协同互估计与控制一体化协议. 式 (9) 是智能体 i 基于全局状态一致性估计 \hat{x}_i 在完全图下的反馈控制律, 与文献 [13] 中控制增益依赖于拓扑图的代数连通度不同, 式 (9) 中的增益被简化为常数 1, 这得益于完全图具有最大的代数连通度 $\lambda_2 = N$, 从而简化控制器设计. 式 (10) 是智能体 i 对智能体 l 测量输出 y_l 的一致性估计; 式 (11) 是智能体 i 对全局状态 x 的估计.

1.2.2 一致性分析

记 $\hat{y} = [\hat{y}_1^T, \hat{y}_2^T, \dots, \hat{y}_N^T]^T$, $\hat{x} = [\hat{x}_1^T, \hat{x}_2^T, \dots, \hat{x}_N^T]^T$. 定义分布式输出追踪误差 $\tilde{y} = \hat{y} - \mathbf{1}_N \otimes y$, 局部状态互估计误差 $\tilde{x} = \hat{x} - \mathbf{1}_N \otimes x$. 在分布式协同互估计与控制一体化协议 (9) ~ (11) 下, 分布式输出追踪误差 \tilde{y} 和局部状态互估计误差 \tilde{x} 的动态方程描述为:

$$\begin{cases} \dot{\tilde{y}} = -\mu(\mathcal{L} \otimes I_m + \mathcal{B})\tilde{y} + (I_N \otimes C)\bar{A}\tilde{x} \\ \dot{\tilde{x}} = (\bar{A} + I_N \otimes HC)\tilde{x} - (I_N \otimes H)\tilde{y} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\mathcal{B} = \text{diag}\{\mathcal{B}_1, \mathcal{B}_2, \dots, \mathcal{B}_N\}$; $\mathcal{B}_i = \text{diag}\{a_{i1}I_{m_1}, a_{i2}I_{m_2}, \dots, a_{iN}I_{m_N}\}$; $m = \sum_{i=1}^N m_i$.

由增益矩阵 H 的选取可知, 矩阵 $\bar{A} + I_N \otimes HC$ 稳定. 当通信拓扑图 \mathcal{G} 强连通时, 有 $-(\mathcal{L} \otimes I_m + \mathcal{B})$ 稳定. 因此, 当 μ 充分大时, 可得分布式输出追踪误差 \tilde{y} 和局部状态互估计误差 \tilde{x} 的闭环系统矩阵稳定.

定理 1. 若通信拓扑图强连通, 且增益 μ 满足

$$\mu \geq \frac{\mu_0}{\lambda_0} + \frac{4\sigma_{\max}^2(G(I_N \otimes C)\bar{A}) + 4\sigma_{\max}^2(C)}{\lambda_0 \lambda_{\min}(W)} \quad (13)$$

其中, $G = \text{diag}\{g_1, g_2, \dots, g_{Nm}\} > 0$ 是使 $G(\mathcal{L} \otimes I_m + \mathcal{B}) + (\mathcal{L} \otimes I_m + \mathcal{B})^T G > 0$ 的正定对角矩阵; $\sigma_{\max}(\cdot)$ 表示矩阵的最大奇异值; $\lambda_{\min}(\cdot)$ 表示对称方阵的最小特征值; λ_0 是 $G(\mathcal{L} \otimes I_m + \mathcal{B}) + (\mathcal{L} \otimes I_m + \mathcal{B})^T G$ 的最小特征值; $W = -[(I_N \otimes Q)\bar{A} + \bar{A}^T(I_N \otimes Q) - 2I_N \otimes C^T C] > 0$; $\mu_0 > 0$ 是一个常数, 则线性多智能体系统 (8) 在分布式协同互估计与控制一体化协议 (9) ~ (11) 下可以实现一致性, 且分布式输出追踪误差 \tilde{y} 和局部状态互估计误差 \tilde{x} 指数收敛.

证明. 通信拓扑图强连通时, 矩阵 $\mathcal{L} \otimes I_m + \mathcal{B}$ 是非奇异 M 矩阵, 因此正定对角矩阵 G 存在.

考虑李雅普诺夫函数

$$V = \tilde{y}^T G \tilde{y} + \tilde{x}^T (I_N \otimes Q) \tilde{x}$$

对 V 求导可得:

$$\dot{V} = -\mu \tilde{y}^T [G(\mathcal{L} \otimes I_m + \mathcal{B}) + (\mathcal{L} \otimes I_m + \mathcal{B})^T G] \tilde{y} + 2\tilde{y}^T G (I_N \otimes C) \bar{A} \tilde{x} + 2\tilde{x}^T (I_N \otimes C^T) \tilde{y} - \tilde{x}^T W \tilde{x}$$

由 Young 不等式可得:

$$2\tilde{y}^T G (I_N \otimes C) \bar{A} \tilde{x} \leq \frac{1}{4} \tilde{x}^T W \tilde{x} + \frac{4\sigma_{\max}^2(G(I_N \otimes C) \bar{A})}{\lambda_{\min}(W)} \tilde{y}^T \tilde{y}$$

以及

$$2\tilde{x}^T (I_N \otimes C^T) \tilde{y} \leq \frac{1}{4} \tilde{x}^T W \tilde{x} + \frac{4\sigma_{\max}^2(C)}{\lambda_{\min}(W)} \tilde{y}^T \tilde{y}$$

于是, 有

$$\dot{V} \leq -\mu_0 \tilde{y}^T \tilde{y} - \frac{1}{2} \tilde{x}^T W \tilde{x} \leq -\alpha_0 V$$

其中, $\alpha_0 = \min\{\mu_0/\lambda_{\max}(G), \lambda_{\min}(W)/(2\lambda_{\max}(Q))\}$; $\lambda_{\max}(\cdot)$ 表示对称方阵的最大特征值. 因此, V 指数收敛, \tilde{y} 和 \tilde{x} 也指数收敛.

整体状态估计 \hat{x}_i 的动态可以写成:

$$\dot{\hat{x}}_i = (I_N \otimes A + \mathcal{L}_o \otimes BK) \hat{x}_i + H C \tilde{x}_i - H \tilde{y}_i$$

其中, $\tilde{x}_i = \hat{x}_i - x$ 是 \tilde{x} 对应于智能体 i 的分量; $\tilde{y}_i = \hat{y}_i - y$ 是 \tilde{y} 对应于智能体 i 的分量. 由增益矩阵 K 的选取以及 \tilde{x}_i 和 \tilde{y}_i 指数收敛可得, \hat{x}_i 渐近一致, 从而有 x_i 渐近一致. \square

注 5. 需要注意的是, 在分布式协同互估计与控制一体化协议 (9) ~ (11) 设计过程中, 引入 3 个关键增益参数: 增益矩阵 K 、 H 以及常数增益 μ . 增益矩阵 K 的设计借用文献 [13] 中基于一致性区域的设计方法; 增益矩阵 H 的选取仅依赖于智能体的局部动力学参数矩阵 A 、 B 、 C , 不依赖于全局拓扑图信息. 然而, 由于设计所涉及的线性矩阵不等式具有高维结构化特征, 导致求解对应正定矩阵 Q 较为困难, 且其存在性是否等价于 $(\bar{A}, I_N \otimes C)$ 的可观性条件, 仍有待进一步研究; 常数增益 μ 的选取依赖于全局拓扑图信息 (矩阵 G 和参数 λ_0), 可以考虑引入自适应增益在线估计该参数的下界, 从而设计完全分布式协同互估计与控制一体化协议.

1.3 仿真验证

考虑由 5 个智能体组成的多智能体系统, 其动力学参数矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

智能体的输出测量矩阵分别为:

$$C_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & -2 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 0 & -1 & 0 & 0 & 3 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C_3 = [2 \ 0 \ 0 \ 0 \ 2 \ -2 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0]$$

$$C_4 = [0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 2 \ 0 \ 0]$$

$$C_5 = [0 \ -1 \ 0 \ 0 \ -2 \ 0 \ 0 \ -1 \ 0 \ 1]$$

智能体之间的通信拓扑如图 2 所示, 满足强连通要求.

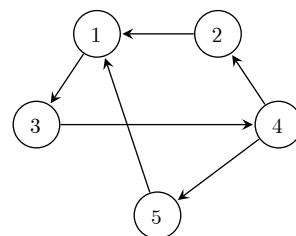


图 2 强连通拓扑图

Fig.2 Strongly connected digraph

1.3.1 无传感器失效情形

首先考虑所有智能体的传感器都正常工作情况. 求解线性矩阵不等式得正定解矩阵

$$P = \begin{bmatrix} 256 & 410.256 & 4 & -3 & 076.923 & 1 \\ -3 & 076.923 & 1 & & 76.923 & 1 \end{bmatrix}$$

从而有反馈增益矩阵

$$K = [-0.000 \ 3 \quad -0.025 \ 0]$$

求解另一个线性矩阵不等式可得反馈增益矩阵

$H = [H_1 \ H_2]$, 其中

$$H_1 = \begin{bmatrix} -0.338 & 4 & 0.038 & 7 & -0.075 & 7 & 0.242 & 0 \\ -0.030 & 7 & 0.015 & 7 & -0.012 & 5 & -0.004 & 5 \\ -0.645 & 6 & -0.110 & 8 & -0.727 & 7 & 1.276 & 4 \\ -0.049 & 1 & -0.012 & 7 & -0.071 & 7 & 0.077 & 8 \\ 0.579 & 1 & 0.048 & 5 & 0.030 & 5 & -0.858 & 9 \\ 0.059 & 4 & 0.005 & 2 & -0.010 & 8 & -0.081 & 3 \\ 0.174 & 9 & 0.030 & 9 & 0.238 & 8 & -0.352 & 1 \\ 0.011 & 0 & 0.002 & 6 & 0.004 & 2 & -0.028 & 7 \\ 0.378 & 4 & 0.039 & 2 & 0.181 & 9 & -0.960 & 6 \\ 0.036 & 0 & 0.006 & 4 & 0.021 & 5 & -0.118 & 6 \end{bmatrix}$$

$$H_2 = \begin{bmatrix} -0.1006 & -0.0748 & -0.1644 \\ -0.0617 & -0.0039 & 0.0170 \\ 1.6182 & -0.8852 & -1.0783 \\ 0.1107 & -0.0825 & -0.0747 \\ -1.2047 & 0.4086 & 1.0301 \\ -0.1262 & 0.0307 & 0.1141 \\ -0.5619 & -0.0122 & 0.2635 \\ -0.0541 & -0.0199 & 0.0299 \\ -0.9105 & 0.3542 & 0.6320 \\ -0.1266 & 0.0385 & 0.0751 \end{bmatrix}$$

取常数增益 $\mu = 10$. 多智能体的状态、分布式输出追踪以及整体状态局部估计变量的初值均在 $[-5, 5]$ 范围内随机选取.

图 3 给出输出追踪误差 \tilde{y}_{i4} 的轨迹, 表明各个智能体能够实现对输出的一致追踪. 图 4 表明分布式状态估计误差 \tilde{x}_{i1} 能够收敛到零, 验证了理论方法的有效性. 图 5 给出多智能体系统的两个状态分量轨迹图, 表明在分布式协同互估计和控制一体化协议下, 多智能体能够实现一致性.

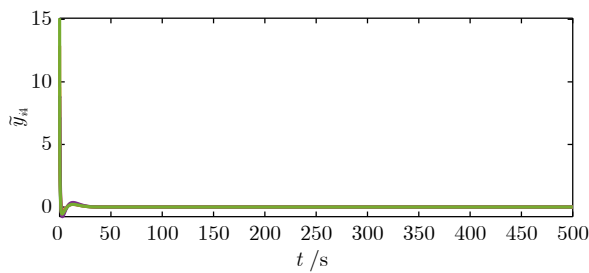


图 3 多智能体系统输出追踪误差 \tilde{y}_{i4} 收敛
Fig.3 Convergence of the output tracking error \tilde{y}_{i4} in multi-agent systems

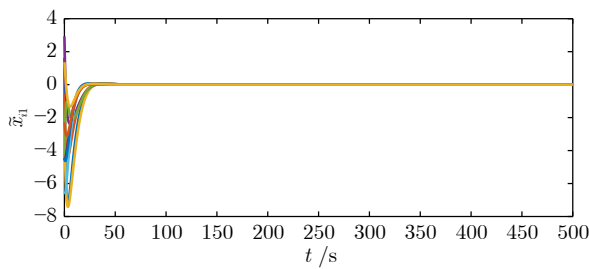


图 4 多智能体系统状态估计误差 \tilde{x}_{i1} 收敛
Fig.4 Convergence of the state estimation error \tilde{x}_{i1} in multi-agent systems

1.3.2 传感器失效情形

考虑第 5 个智能体上的传感器失效. 此时, 智能体 5 的输出测量信息 y_5 不可靠, 无法适用于分布式协同控制协议设计中, 可视为其输出测量矩阵

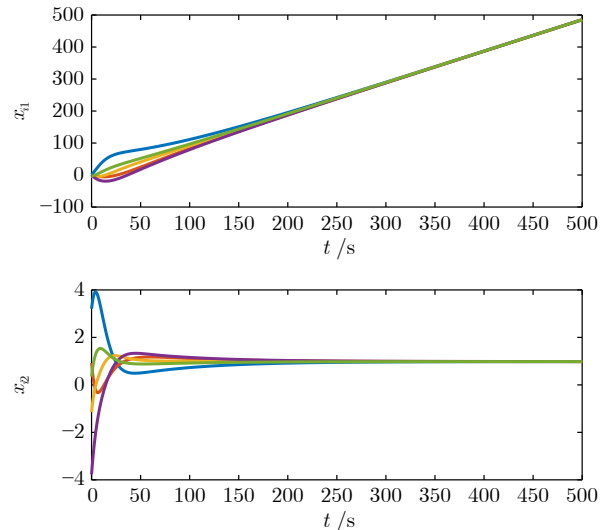


图 5 多智能体系统状态分量 x_{i1} 和 x_{i2} 的轨迹趋于一致
Fig.5 Trajectories of the state components x_{i1} and x_{i2} in multi-agent systems converge to consensus

$C_5 = \mathbf{0}_{1 \times 10}$. 于是, $C = [C_1^T, C_2^T, C_3^T, C_4^T]^T \in \mathbf{R}^{6 \times 10}$. 取反馈增益矩阵

$$K = [-0.0001 \quad -0.0120]$$

此时, 求解另一个线性矩阵不等式可得反馈增益矩阵 $H = [H_1 \ H_2]$, 其中

$$H_1 = \begin{bmatrix} -0.2126 & 0.0175 & -0.0404 & 0.0660 \\ -0.0126 & 0.0036 & -0.0048 & 0.0005 \\ -0.2258 & -0.0209 & -0.3136 & 0.1281 \\ -0.0105 & -0.0019 & -0.0199 & 0.0010 \\ 0.2770 & 0.0070 & -0.0820 & -0.0794 \\ 0.0179 & 0.0007 & -0.0083 & -0.0049 \\ 0.1032 & 0.0047 & 0.1499 & -0.0549 \\ 0.0036 & 0.0004 & 0.0022 & -0.0036 \\ 0.0534 & 0.0015 & 0.0269 & -0.2304 \\ 0.0042 & 0.0005 & 0.0019 & -0.0246 \end{bmatrix}$$

$$H_2 = \begin{bmatrix} -0.0952 & -0.0037 \\ -0.0207 & -0.0016 \\ 0.3533 & -0.2705 \\ 0.0125 & -0.0186 \\ -0.3840 & 0.1128 \\ -0.0299 & 0.0038 \\ -0.1966 & -0.1196 \\ -0.0149 & -0.0122 \\ -0.1190 & 0.0357 \\ -0.0186 & 0.0028 \end{bmatrix}$$

取常数增益 $\mu = 10$. 多智能体的状态、分布式

输出追踪以及整体状态局部估计变量的初值均在 $[-5, 5]$ 范围内随机选取。

图 6 给出输出追踪误差 \tilde{y}_{i4} 的轨迹, 表明智能体 5 传感器失效情形下各个智能体仍能实现对输出的一致追踪。图 7 表明智能体 5 传感器失效情形下分布式状态估计误差 \tilde{x}_{i1} 仍能收敛到零, 验证了理论方法的有效性。图 8 给出多智能体系统的两个状态分量轨迹图, 表明在分布式协同互估计和控制一体化协议下, 多智能体系统在部分传感器失效情形下仍能实现一致性。

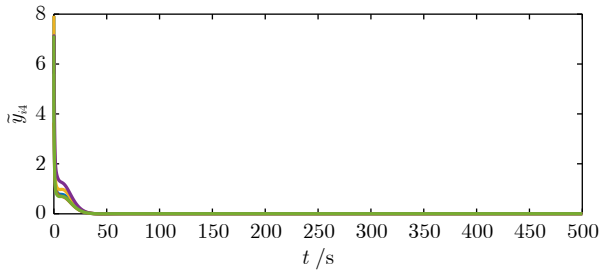


图 6 智能体 5 传感器失效情形下多智能体系统输出追踪误差 \tilde{y}_{i4} 收敛

Fig.6 Convergence of the output tracking error \tilde{y}_{i4} in multi-agent systems under sensor failure of agent 5

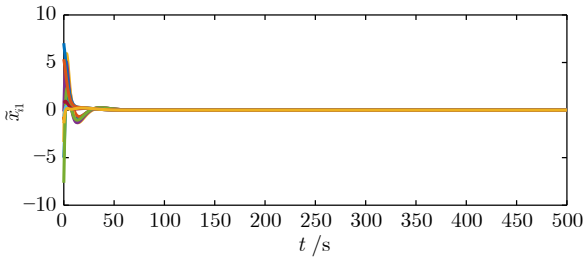


图 7 智能体 5 传感器失效情形下多智能体系统状态估计误差 \tilde{x}_{i1} 收敛

Fig.7 Convergence of the state estimation error \tilde{x}_{i1} in multi-agent systems under sensor failure of agent 5

2 未来研究方向

在多智能体系统协同互估计与控制一体化框架的设计与应用过程中可以发现, 尽管该框架在部分传感器失效情形下仍能有效保证协同控制性能, 但其实现往往需要以较高的通信和计算负担为代价。在面向复杂动态环境的集群智能感知与自主协同应用中, 仍面临若干关键瓶颈亟待突破: 一是通信资源受限与信息交互异步导致一体化框架协同效率低下; 二是状态互估计与协同控制一体化对系统完备动力学模型的依赖性显著; 三是拓扑图全局信息难获取引发一体化框架在多智能体系统应用中的扩展

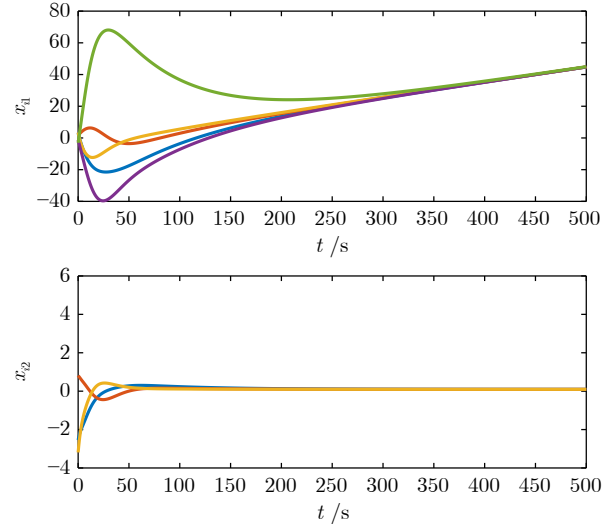


图 8 智能体 5 传感器失效情形下多智能体系统状态分量 x_{i1} 和 x_{i2} 的轨迹趋于一致

Fig.8 Trajectories of the state components x_{i1} and x_{i2} in multi-agent systems converge to consensus under sensor failure of agent 5

性差; 四是线性化理论框架难以有效刻画系统非线性演化和交互行为; 五是面向一体化框架的安全与隐私保护机制尚不健全。针对上述问题, 可从以下五个方面进一步推进多智能体系统协同互估计与控制一体化框架的研究与完善。

2.1 事件触发高效协同互估计与控制一体化框架

在复杂动态环境中, 多智能体系统常常面临通信带宽受限、信道不稳定等挑战, 尤其在大规模集群场景下, 周期性信息交互会带来严重的通信负担与网络拥堵。这类通信瓶颈直接影响一体化框架中估计与控制环节的信息闭环, 可能导致全局性能下降、系统响应滞后, 甚至引发失稳。针对这一问题, 可以引入多智能体系统事件触发通信机制^[36]加以解决。与传统的周期性通信方式相比, 事件触发通信机制根据系统状态或误差是否满足预设条件, 仅在“必要”时进行通信与计算, 从而有效降低通信频率、减少冗余更新, 特别适用于通信受限条件下的协同任务。事件触发通信机制的设计通常围绕两个核心要素展开: 其一, 在触发函数设计方面, 采用基于状态误差或性能指标的确定性触发策略, 或引入随机采样与概率映射的随机触发方法, 在保证系统估计精度和控制性能的前提下, 实现通信资源的最优配置与高效利用; 其二, 在稳定性分析方面, 通常借助李雅普诺夫函数等工具严格推导相邻触发事件的最小时间间隔, 既有效避免芝诺现象, 又可从理论上保证系统在事件触发条件下的渐近稳定性, 从

而确保多智能体系统在通信资源受限的情况下仍能安全可靠地协同运行。

现有研究大多聚焦于多智能体系统协同估计或协同控制单一环节的事件触发通信机制设计^[37-38], 尚未深入考虑两者在一体化框架下的强耦合特性。具体而言, 在协同互估计与控制一体化框架中, 状态估计与控制反馈构成复杂的非线性闭环系统, 各模块间存在动态交互与参数依赖关系。传统的分离式事件触发策略虽能在局部环节提升通信效率, 但由于缺乏对全局耦合关系的统一建模与约束, 容易引发一体化框架的动态性能退化甚至失稳。更为关键的是, 事件触发机制的引入进一步加剧系统的非线性耦合特性, 对传统的李雅普诺夫稳定性分析和一致性收敛理论提出新的挑战。在此背景下, 亟须构建面向估计-控制全过程的协同事件触发通信机制, 并建立相应的闭环系统稳定性分析方法。这一方向的核心科学问题包括: 1) 如何设计面向一体化框架的联合触发策略, 在保证互估计精度与控制性能的同时实现通信资源的优化分配; 2) 如何量化事件触发机制对闭环系统动态性能的影响; 3) 如何建立统一的稳定性判据, 以确保一体化架构在有限通信条件下的渐近收敛性。上述问题的突破将推动资源受限环境下多智能体系统高效协同理论与应用发展。

2.2 数据驱动智能协同互估计与控制一体化框架

本文构建的多智能体系统协同互估计与控制一体化框架依赖于精确的系统动力学模型。然而, 随着多智能体系统应用场景日益多样化和复杂化, 基于力学机理精确建立系统动力学模型变得异常繁琐, 甚至在部分场景下不可行^[39]。因此, 在系统动力学模型未知条件下开展协同互估计与控制一体化研究, 具有重要的理论价值与工程意义。现代传感、计算与通信技术的快速发展, 海量的历史运行数据为数据驱动的智能协同控制方法提供了坚实基础, 并展现出独特优势^[40-42]。当前数据驱动方法主要沿两条技术路径发展: 一是间接方法, 利用子空间辨识等传统系统辨识技术构建线性状态空间模型, 或借助深度神经网络逼近系统的非线性行为, 并在此基础上设计协同估计与控制算法, 具有结构清晰、实现简便等优势; 二是直接方法, 基于威尔姆斯基本引理、强化学习等理论工具, 直接从输入-输出数据中推导控制策略, 实现数据到控制的端到端映射, 尤其适用于高度非线性或建模困难的系统^[43]。

尽管数据驱动方法为复杂未知环境下的多智能体系统协同互估计与控制一体化提供了新的解决思

路, 但在实际应用中仍面临若干关键挑战。一是在系统建模层面, 受限于单个传感器节点的感知能力, 智能体通常仅能获取局部测量数据, 难以满足系统辨识所需的持续激励条件, 从而影响状态估计的可观性与精度, 并可能削弱控制闭环的稳定性; 二是在抗干扰能力方面, 传感器噪声、通信噪声与过程噪声等多源干扰的耦合效应对估计与控制性能产生复合作用, 但现有研究对噪声在估计-控制闭环中的传播与演化机制缺乏系统性理论支撑; 三是在系统架构层面, 传统基于全局数据聚合的集中式设计难以满足大规模多智能体系统在一体化框架下对实时性与可靠性的高要求。针对上述挑战, 构建具备抗噪能力的驱动智能协同互估计与控制一体化框架, 并在分布式信息共享机制下保障算法的收敛性与稳定性, 已成为多智能体系统协同一体化研究中的核心科学问题。未来研究可围绕以下方面深入开展: 1) 基于局部节点历史观测数据及邻域交互信息, 设计无需全局建模的协同互估计与控制一体化策略; 2) 发展具备噪声自适应能力的协同互估计与控制一体化机制, 通过估计与控制过程的联合优化, 有效提升系统对传感器噪声、通信干扰等多源不确定性的鲁棒性; 3) 建立系统性的性能评估指标与稳定性分析框架, 定量揭示数据噪声特性与一体化性能之间的内在关联。上述研究的突破将为复杂未知环境下多智能体系统的高效协同与智能运行提供坚实的理论支撑与技术基础。

2.3 完全分布式协同互估计与控制一体化框架

在高动态复杂环境下, 多智能体系统面临个体数量庞大且动态变化、通信拓扑随机切换以及任务目标持续演化等多重挑战。传统依赖全局信息的设计范式在此类场景中难以适应, 亟须发展具备自适应能力的完全分布式协同架构, 以在仅依赖局部感知与邻域通信的条件下, 实现对系统状态的准确估计与对集群行为的实时调控。早期研究虽在架构层面实现分布式部署^[44], 但在观测器增益矩阵与控制增益设计环节, 仍依赖于拉普拉斯矩阵代数连通度等全局网络拓扑特征。近年来, 部分研究引入基于局部一致性误差的分布式自适应增益设计策略^[26, 45-46], 通过构造非线性反馈律实现估计器与控制器增益的在线调节, 显著提升了系统在动态拓扑环境下的鲁棒性与适应性, 为构建面向高动态环境的完全分布式自适应一体化框架奠定了理论基础并提供了可行路径。

尽管自适应增益设计策略在多智能体系统完全分布式框架中已有诸多研究, 但在一体化框架下仍

面临多项核心挑战: 其一, 在增益设计方面, 协同一体化框架下的自适应律需要同时考虑状态估计误差与控制误差两类变量, 显著增加了设计复杂度; 其二, 在稳定性分析方面, 自适应增益本质上是一种非线性反馈机制, 与系统固有非线性动力学特性耦合后, 现有李雅普诺夫分析方法往往失效; 其三, 在高动态场景下, 通信拓扑随机切换、节点数量动态变化等多重不确定性并存, 进一步加剧了完全分布式架构的设计与分析难度, 成为当前研究亟待突破的技术瓶颈. 针对上述问题, 有必要构建分布式自适应协同一体化理论体系, 以支撑多智能体系统在复杂动态环境下的高效与稳定运行. 未来研究可重点聚焦以下方向: 1) 设计融合局部信息与邻域交互的新机制, 发展适用于协同一体化框架的估计器与控制器增益协同设计方法, 以增强多智能体系统的可拓展性与适应性; 2) 探索面向强耦合非线性系统的结构解耦与稳定性分析新范式, 突破现有理论工具在完全分布式协同一体化框架下的适用性瓶颈; 3) 构建能够适应时变通信拓扑与节点动态变化的统一自适应一体化框架, 系统性提升多智能体系统在不确定性环境中的稳定性、收敛性与鲁棒性. 上述理论与方法的突破将为大规模多智能体系统在复杂环境中的高效协同提供坚实的理论支撑, 并对推动多智能体系统的实际工程应用具有重要意义.

2.4 非线性强鲁棒协同互估计与控制一体化框架

在实际应用中, 多智能体系统往往呈现强非线性、强耦合及时变不确定性等复杂特性. 传统针对线性系统的估计与控制方法依赖于模型降阶简化或局部线性化, 难以刻画其全局非线性行为, 易导致控制性能下降, 甚至引发系统失稳. 在此背景下, 面向非线性多智能体系统的分布式控制与估计方法应运而生. 典型非线性强鲁棒估计与控制策略包括扩展卡尔曼滤波、滑模控制、自适应控制、反步法、反馈线性化以及强化学习等, 这些方法能够有效应对多智能体系统的非线性动态、参数变化及外部扰动, 从而提升其在复杂环境中的稳定性与适应性^[47-48].

尽管非线性强鲁棒控制方法在多智能体系统中具有重要价值, 但其与协同一体化框架的深度融合仍面临三大核心挑战: 其一, 非线性系统往往缺乏显式的全局静态输入-输出映射, 导致本文提出的输出跟踪方法难以直接应用于一体化框架下的状态估计器与控制器协同设计; 其二, 系统动力学固有的非线性特性与一体化框架所引入的结构性非线性相互作用, 在缺乏全局精确模型及完整架构信息的条件下, 显著限制了传统反馈线性化等方法的适用

性; 其三, 现有非线性强鲁棒控制理论难以直接用于高度耦合的非线性一体化结构中, 尚未建立统一的稳定性判据与性能评估框架. 为应对上述挑战, 未来研究可重点聚焦以下方向: 1) 构建面向非线性多智能体系统的分布式互估计与控制一体化框架, 突破对全局静态输入-输出映射关系的依赖, 实现基于局部信息的非线性强鲁棒估计与控制设计; 2) 深入解析个体动力学中的非线性特性与一体化框架所引入的结构性非线性, 发展可有效解耦的控制策略, 推动其在复杂多智能体场景中的工程落地; 3) 发展适用于非线性多智能体的系统性分析工具, 建立统一的协同互估计与控制理论框架, 支撑稳定性、鲁棒性及协同性能的系统级评估与验证. 上述研究将为非线性多智能体系统的高效协同提供方法支撑, 推动智能控制理论与工程应用的深度融合与发展.

2.5 攻击免疫安全协同互估计与控制一体化框架

近年来, 随着多智能体系统在智能交通、电网调度、分布式感知等领域的广泛部署, 其面临的网络攻击风险愈加严峻. 当前攻击手段呈现出持续演化、跨层协同、隐蔽性强等特征, 严重威胁多智能体系统的可用性、鲁棒性与协同性能^[49]. 传统依赖集中式检测和静态防护规则的安全机制, 难以适应节点规模与拓扑结构动态变化的控制场景. 为保障系统在不确定甚至敌对环境下的稳定运行, 亟须构建具备主动防御、自适应响应与系统级协调能力的攻击免疫安全互估计和控制一体化框架.

现有研究在安全防护方面已提出多种策略^[50-50], 如基于模型的行为异常检测、基于机器学习的威胁识别、基于信任图的节点评估机制, 融合控制与安全的嵌入式架构设计以及通信拒止的网络攻击免疫机制等. 这些方法在局部节点防护或弱耦合系统中取得一定成效. 然而, 在估计与控制深度融合的一体化框架下, 系统整体性增强且智能体间分布式交互更加频繁, 传统的局部防御手段难以有效遏制攻击在网络中的传播与放大, 甚至可能引发连锁失效. 在此背景下, 亟须面向一体化框架构建系统级安全防护机制. 未来的研究可重点围绕以下方向展开: 1) 针对典型攻击场景, 构建安全估计与控制深度融合的一体化机制, 确保在局部节点受攻击时仍能保持整体估计与控制功能的稳定运行; 2) 设计兼顾隐私保护与协同效率的分布式数据共享策略, 防止在状态互估计与信息交互过程中敏感数据泄露; 3) 建立覆盖估计与控制全流程的安全评估体系, 为一体化框架的安全性提供量化依据. 上述研究旨在面向

多智能体系统构建系统级防护框架, 推动防御能力的协同演化与智能重构, 从而全面提升系统在复杂环境下的安全性与可靠性.

3 结论

本文提出多智能体系统协同互估计与控制一体化框架. 该框架充分利用个体传感器对其他智能体状态的测量信息, 将多智能体系统建模为分布式传感网络模型, 并对每个智能体构建全局整体控制输入的预测机制与全局整体测量输出的一致性追踪, 从而将智能体对其他个体状态的互估计与分布式协同控制关联耦合设计, 建立确保协同任务实现的反馈增益选取的充分性条件. 所提出的协同互估计与控制一体化框架应用于线性多智能体系统协同一致性控制中, 理论分析与仿真实验均验证了其在部分传感器失效情形下的有效性. 最后, 本文进一步剖析协同互估计与控制一体化框架的未来发展方向和关键挑战.

References

- Sun Jian, Deng Fang, Chen Jie. Control system of ground-based moving platforms: State of the art and future trends. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(11): 1985–1999 (孙健, 邓方, 陈杰. 陆用运动体控制系统发展现状与趋势. *自动化学报*, 2018, **44**(11): 1985–1999)
- Luo Biao, Hu Tian-Meng, Zhou Yu-Hao, Huang Ting-Wen, Yang Chun-Hua, Gui Wei-Hua. Survey on multi-agent reinforcement learning for control and decision-making. *Acta Automatica Sinica*, 2025, **51**(3): 510–539 (罗彪, 胡天萌, 周育豪, 黄廷文, 阳春华, 桂卫华. 多智能体强化学习控制与决策研究综述. *自动化学报*, 2025, **51**(3): 510–539)
- Dorigo M, Theraulaz G, Trianni V. Swarm robotics: Past, present, and future. *Proceedings of the IEEE*, 2021, **109**(7): 1152–1165
- Olfati-Saber R, Murray R M. Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, **49**(9): 1520–1533
- Ren W, Beard R W. Consensus seeking in multiagent systems under dynamically changing interaction topologies. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, **50**(5): 655–661
- Ren W, Sorensen N. Distributed coordination architecture for multi-robot formation control. *Robotics and Autonomous Systems*, 2008, **56**(4): 324–333
- Chung S J, Ahsun U, Slotine J J E. Application of synchronization to formation flying spacecraft: Lagrangian approach. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 2009, **32**(2): 512–526
- Olfati-Saber R. Flocking for multi-agent dynamic systems: Algorithms and theory. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2006, **51**(3): 401–420
- Zhang H T, Zhai C, Chen Z Y. A general alignment repulsion algorithm for flocking of multi-agent systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2011, **56**(2): 430–435
- Li W, Cassandras C G. Distributed cooperative coverage control of sensor networks. In: Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control. Seville, Spain: IEEE, 2005. 2542–2547
- Ren W. On consensus algorithms for double-integrator dynamics. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2008, **53**(6): 1503–1509
- Seo J H, Shim H, Back J. Consensus of high-order linear systems using dynamic output feedback compensator: Low gain approach. *Automatica*, 2009, **45**(11): 2659–2664
- Li Z K, Duan Z S, Chen G R, Huang L. Consensus of multi-agent systems and synchronization of complex networks: A unified viewpoint. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2010, **57**(1): 213–224
- Wen G H, Zhao Y, Duan Z S, Yu W W, Chen G R. Containment of higher-order multi-leader multi-agent systems: A dynamic output approach. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2016, **61**(4): 1135–1140
- Movric K H, Lewis F L. Cooperative optimal control for multi-agent systems on directed graph topologies. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2014, **59**(3): 769–774
- Sarlette A, Sepulchre R, Leonard N E. Autonomous rigid body attitude synchronization. *Automatica*, 2009, **45**(2): 572–577
- Mei J, Ren W, Ma G F. Distributed coordinated tracking with a dynamic leader for multiple Euler-Lagrange systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2011, **56**(6): 1415–1421
- Ding Z T. Consensus control of a class of Lipschitz nonlinear systems. *International Journal of Control*, 2014, **87**(11): 2372–2382
- Zhang F, Trentelman H L, Scherpen J M A. Fully distributed robust synchronization of networked Lur'e systems with incremental nonlinearities. *Automatica*, 2014, **50**(10): 2515–2526
- Hu J P, Zheng W X. Adaptive tracking control of leader-follower systems with unknown dynamics and partial measurements. *Automatica*, 2014, **50**(5): 1416–1423
- Ghosh S, Lee J W. Optimal distributed finite-time consensus on unknown undirected graphs. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2015, **2**(4): 323–334
- Dominguez-Garcia A D, Hadjicostis C N. Distributed matrix scaling and application to average consensus in directed graphs. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2013, **58**(3): 667–681
- Hadjicostis C N, Charalambous T. Average consensus in the presence of delays in directed graph topologies. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2014, **59**(3): 763–768
- Saboori I, Khorasani K. H_∞ consensus achievement of multi-agent systems with directed and switching topology networks. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2014, **59**(11): 3104–3109
- Psillakis H E. Consensus in networks of agents with unknown high-frequency gain signs and switching topology. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, **62**(8): 3993–3998
- Lv Y Z, Li Z K, Duan Z S, Chen J. Distributed adaptive output feedback consensus protocols for linear systems on directed graphs with a leader of bounded input. *Automatica*, 2016, **74**: 308–314
- Li Z K, Ren W, Liu X D, Xie L H. Distributed consensus of linear multi-agent systems with adaptive dynamic protocols. *Automatica*, 2013, **49**(7): 1986–1995
- Li Z K, Wen G H, Duan Z S, Ren W. Designing fully distributed consensus protocols for linear multi-agent systems with directed graphs. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2015, **60**(4): 1152–1157
- Lv Y Z, Li Z K, Duan Z S, Feng G. Novel distributed robust adaptive consensus protocols for linear multi-agent systems with directed graphs and external disturbances. *International Journal of Control*, 2017, **90**(2): 137–147
- Lv Y Z, Fu J J, Wen G H, Huang T W, Yu X H. On consensus of multiagent systems with input saturation: Fully distributed adaptive antiwindup protocol design approach. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2020, **7**(3): 1127–1139
- Lv Y Z, Fu J J, Wen G H, Huang T W, Yu X H. Fully distrib-

- uted anti-windup consensus protocols for linear MASs with input saturation: The case with directed topology. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, **51**(5): 2359–2371
- 32 Lv Y Z, Fu J J, Wen G H, Huang T W, Yu X H. Distributed adaptive observer-based control for output consensus of heterogeneous MASs with input saturation constraint. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2020, **67**(3): 995–1007
- 33 Cheng B, Li Z K. Fully distributed event-triggered protocols for linear multiagent networks. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2019, **64**(4): 1655–1662
- 34 Cheng B, Li Z K. Coordinated tracking control with asynchronous edge-based event-triggered communications. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2019, **64**(10): 4321–4328
- 35 Cheng B, Lv Y Z, Li Z K, Duan Z S. Discrete communication and control updating in adaptive dynamic event-triggered consensus. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2024, **69**(1): 347–354
- 36 Dimarogonas D V, Frazzoli E, Johansson K H. Distributed event-triggered control for multi-agent systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2012, **57**(5): 1291–1297
- 37 Qian J C, Duan P H, Duan Z S. Fully distributed filtering with a stochastic event-triggered mechanism. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2022, **9**(2): 753–762
- 38 Yi X L, Liu K, Dimarogonas D V, Johansson K H. Dynamic event-triggered and self-triggered control for multi-agent systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2019, **64**(8): 3300–3307
- 39 de Persis C, Tesi P. Formulas for data-driven control: Stabilization, optimality, and robustness. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2020, **65**(3): 909–924
- 40 Liu W J, Sun J, Wang G, Bullo F, Chen J. Data-driven resilient predictive control under denial-of-service. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, **68**(8): 4722–4737
- 41 Liu W J, Sun J, Wang G, Bullo F, Chen J. Data-driven self-triggered control via trajectory prediction. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, **68**(11): 6951–6958
- 42 Li Y F, Wang X, Sun J, Wang G, Chen J. Self-triggered consensus control of multiagent systems from data. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2024, **69**(7): 4702–4709
- 43 Duan P H, Liu T, Xing Y, Johansson K H. Robust data-driven Kalman filtering for unknown linear systems using maximum likelihood optimization. *Automatica*, 2025, **180**: Article No. 112474
- 44 Duan P H, Liu T, Lv Y Z, Wen G H. Cooperative control of multichannel linear systems with self-organizing private agents. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2024, **11**(4): 1937–1948
- 45 Duan P H, Lv Y Z, Wen G H, Ogorzalek M. A framework on fully distributed state estimation and cooperative stabilization of LTI plants. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2024, **69**(10): 6746–6761
- 46 Rego F C, Pu Y, Alessandretti A, Aguiar A P, Pascoal A M, Jones C N. A distributed Luenberger observer for linear state feedback systems with quantized and rate-limited communications. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2021, **66**(9): 3922–3937
- 47 Duan P H, Duan Z S, Lv Y Z, Chen G R. Distributed finite-horizon extended Kalman filtering for uncertain nonlinear systems. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, **51**(2): 512–520
- 48 Slotine J J E, Li W. *Applied Nonlinear Control*. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1991.
- 49 Zhou J, Shang J, Chen T W. Cybersecurity landscape on remote state estimation: A comprehensive review. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2014, **11**(4): 851–865
- 50 Zhao D, Lv Y Z, Yu X H, Wen G H, Chen G R. Resilient consensus of higher order multiagent networks: An attack isolation-based approach. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2022, **67**(2): 1001–1007
- 51 Zhao D, Lv Y Z, Wen G H, Gao Z W. Resilient consensus of high-order networks against collusive attacks. *Automatica*, 2023, **151**: Article No. 110934
- 52 Zhao D, Lv Y Z, Zhou J L, Wen G H, Huang T W. Attack-isolation-based resilient control of large-scale systems against collusive attacks. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2022, **9**(4): 2857–2869
- 53 Zhao D, Ho D W C, Wen G H. Generalized graph-dependent isolation of collusive attacks for interconnected systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2025, **70**(4): 2274–2288
- 54 Wen G H, Lv Y Z, Zheng W X, Zhou J L, Fu J J. Joint robustness of time-varying networks and its applications to resilient consensus. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, **68**(11): 6466–6480
- 55 Tang Y Y, Lv Y Z, Zhou J L, Ogorzalek M. Resilient consensus in open multi-agent systems. *IEEE Control Systems Letters*, 2025, **9**: 1261–1266
- 56 Zhou J L, Lv Y Z, Wen G H, Yu X H. Resilient consensus of multiagent systems under malicious attacks: Appointed-time observer-based approach. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, **52**(10): 10187–10199
- 57 Lv Y Z, Wen G H, Huang T W. Adaptive protocol design for distributed tracking with relative output information: A distributed fixed-time observer approach. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2020, **7**(1): 118–128
- 58 Lv Y Z, Wen G H, Huang T W, Duan Z S. Adaptive attack-free protocol for consensus tracking with pure relative output information. *Automatica*, 2020, **117**: Article No. 108998
- 59 Lv Y Z, Zhou J L, Wen G H, Yu X H, Huang T W. Fully distributed adaptive NN-based consensus protocol for nonlinear MASs: An attack-free approach. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, **33**(4): 1561–1570



段志生 北京大学先进制造与机器人学院教授。2000 年获得北京大学力学与工程专业博士学位。主要研究方向为复杂网络与关联耦合系统。

E-mail: duanzs@pku.edu.cn

(DUAN Zhi-Sheng Professor at School of Advanced Manufacturing and Robotics, Peking University. He received his Ph.D. degree in mechanics and engineering science from Peking University in 2000. His research interest covers complex networks and interconnected coupled systems.)



吕跃祖 北京理工大学人工智能学院教授。2018 年获得北京大学力学系统与控制专业博士学位。主要研究方向为多智能体系统协同控制。

E-mail: yzlv@bit.edu.cn

(LV Yue-Zu Professor at School of Artificial Intelligence, Beijing Institute of Technology. He received his Ph.D. degree in mechanical systems and control from Peking University in 2018. His main research interest is cooperative control in multi-agent systems.)



段培虎 北京理工大学人工智能学院教授. 2020 年获得北京大学力学系统与控制专业博士学位. 主要研究方向为多智能体系统分布式状态估计.

E-mail: duanpei@bit.edu.cn

(**DUAN Pei-Hu** Professor at School of Artificial Intelligence, Beijing Institute of Technology. He received his Ph.D. degree in mechanical systems and control from Peking University in 2020. His main research interest is distributed state estimation in multi-agent systems.)



杨莹 北京大学先进制造与机器人学院教授. 2003 年获得北京大学力学与工程科学专业博士学位. 主要研究方向为故障诊断与容错控制.

E-mail: yy@mech.pku.edu.cn

(**YANG Ying** Professor at School of Advanced Manufacturing and Robotics, Peking University. She received her Ph.D. degree in mechanics and engineering science from Peking University in 2003. Her research interest covers fault diagnosis and fault-tolerant control.)



王金枝 北京大学先进制造与机器人学院教授. 1998 年获得北京大学一般力学专业博士学位. 主要研究方向为多智能体系统分布式协调控制.

E-mail: jinzhiw@pku.edu.cn

(**WANG Jin-Zhi** Professor at School of Advanced Manufacturing and Robotics, Peking University. She received her Ph.D. degree in general mechanics from Peking University in 1998. Her main research interest is distributed coordination control in multi-agent systems.)



温广辉 东南大学自动化学院教授. 2012 年获得北京大学力学系统与控制专业博士学位. 主要研究方向为网络群体智能与多智能体系统分布式控制. 本文通信作者.

E-mail: ghwen@seu.edu.cn

(**WEN Guang-Hui** Professor at School of Automation, Southeast University. He received his Ph.D. degree in mechanical systems and control from Peking University in 2012. His research interest covers network swarm intelligence and distributed control in multi-agent systems. Corresponding author of this paper.)