



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



随机时延下多输入多输出多智能体系统事件触发双向编队

赵华荣, 彭力, 吴治海, 谢林柏, 于洪年

引用本文:

赵华荣, 彭力, 吴治海, 谢林柏, 于洪年. 随机时延下多输入多输出多智能体系统事件触发双向编队[J]. 控制与决策, 2024, 39(4): 1251–1259.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1335>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

脉冲控制下多智能体系统的保性能双向编队控制

Guaranteed cost bipartite formation problem of multi-agent systems with impulse control
控制与决策. 2021, 36(1): 180–186 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0854>

基于数据驱动的非线性网络系统自适应迭代学习控制

Data driven adaptive learning control of nonlinear network system
控制与决策. 2021, 36(6): 1523–1528 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1182>

基于神经网络的电力系统暂态稳定分布式自适应控制

Neural network-based distributed adaptive control for power system transient stability
控制与决策. 2021, 36(6): 1407–1414 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1168>

自适应事件触发的马尔科夫跳变多智能体系统一致性

Adaptive event-triggered consensus for Markovian jumping multi-agent systems
控制与决策. 2020, 35(11): 2780–2786 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1507>

事件触发机制下分布时滞网络化控制系统 H_∞ 故障检测

Event-triggered H_∞ fault detection for networked control systems with distributed delays
控制与决策. 2020, 35(12): 3059–3065 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0456>

随机时延下多输入多输出多智能体系统事件触发双向编队

赵华荣^{1†}, 彭力¹, 吴治海¹, 谢林柏¹, 于洪年²

(1. 江南大学 物联网应用技术教育部工程中心, 江苏 无锡 214122;
2. 爱丁堡龙比亚大学 计算机、工程与建筑环境学院, 爱丁堡 EH10 5DT)

摘要: 针对动力学模型未知的多输入多输出非线性离散时间多智能体系统的随机时延问题, 提出一种输入增益补偿策略, 并针对其通讯受限问题, 提出一种带有死区操作器的事件触发控制机制. 首先, 采用伪偏导技术沿时间轴方向, 在智能体的每个工作点上建立一种紧格式动态线性化数据模型, 并给出该数据模型的参数估计算法. 在此数据模型的基础上结合符号图论, 研究智能体之间的合作与竞争关系, 设计一种事件触发的数据驱动双向编队控制算法. 最后, 通过李雅普诺夫稳定性理论、矩阵理论以及压缩映射原理论证所提出算法的收敛性, 并通过仿真实验和实物实验进一步验证该算法的正确性与有效性.

关键词: 多智能体系统; 数据驱动控制; 随机时延; 事件触发; 双向编队

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1335

引用格式: 赵华荣, 彭力, 吴治海, 等. 随机时延下多输入多输出多智能体系统事件触发双向编队[J]. 控制与决策, 2024, 39(4): 1251-1259.

Event-triggered bipartite formation for multi-input multi-output multi-agent systems with random delays

ZHAO Hua-rong^{1†}, PENG Li¹, WU Zhi-hai¹, XIE Lin-bo¹, YU Hong-nian²

(1. The Engineering Research Center of Internet of Things Applications of Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2. The School of Computing, Engineering and the Built Environment, Edinburgh Napier University, Edinburgh, EH10 5DT, UK)

Abstract: As for the random delay issue of multi-input multi-output (MIMO) nonlinear discrete-time multi-agent systems without dynamics models, an input gain compensation scheme is proposed. For the limited communication problem, we propose an event-triggered mechanism with a dead-zone operator. Firstly, we establish a compact form dynamic linearization data model on each work point of the agent using the pseudo partial derivative technique and propose the corresponding parameter estimation approach. Based on the obtained data model, by combining with the symbolic graph theory and researching the cooperative-competitive relationships among agents, we propose an event-triggered data-driven bipartite formation control algorithm. Finally, we prove the convergence of the designed algorithm using the Lyapunov stability theory, matrix theory, and contracting mapping principle and further demonstrate the effectiveness and correctness of the developed algorithm through simulation studies and hardware tests.

Keywords: multi-agent systems; data-driven control; random delays; event-triggered; bipartite formation

0 引言

多智能体系统协同控制与机器学习是人工智能领域中的两个热点话题. 编队控制与一致性控制均为协同控制中的核心问题. 编队控制中进一步考虑了一种期待的间隔, 当此间隔设置为 0 时, 编队控制可以转化为一致性控制, 因此, 编队控制的研究更具

有一般性. 早期多智能体系统协同控制算法的研究主要是基于被控系统的精确模型信息, 如文献[1]针对已知模型的二阶多智能体系统提出了一种一致性控制算法; 文献[2]进一步提出了一种固定时间一致性控制算法; 文献[3]针对同时存在通讯时延和执行器故障的多智能体系统设计了一种均方一致性控制

收稿日期: 2022-07-06; 录用日期: 2022-12-01.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61873112, 61802107, 61876073); 江苏省高等学校自然科学研究面上项目 (18KJB413009).

责任编辑: 关新平.

[†]通讯作者. E-mail: hrzhao@jiangnan.edu.cn.

算法. 目前,随着科学技术与工业水平的不断提高,利用传统系统辨识的方法获得被控系统的动力学模型已面临巨大的挑战. 另一方面,随着存储技术的发展,存储成本逐渐降低,从而工业生产中有大量的输入输出(I/O)数据可以被获得. 目前,如何利用这些I/O数据通过类似机器学习的方法来获得被控系统的相关信息,以设计合适的数据驱动控制算法受到了学者们广泛的关注,并提出了一些优秀的数据驱动控制算法,如PID算法^[4]、虚拟参考反馈整定算法^[5]、无模型自适应控制(MFAC)算法^[6]、迭代学习算法^[7]和无模型强化学习算法^[8]等.

MFAC算法主要是利用伪偏导技术建立一种描述被控系统I/O关系的动态线性化数据模型,并在此数据模型的基础上设计相应的控制算法^[9]. 由于MFAC算法中参数简单,易于实现,并且有着较严格的理论体系,已开始受到学者们的关注与研究,如文献[10]成功地将MFAC算法扩展到了多智能体系统;文献[11]进一步研究了多智能体系统中的时变时延和切换拓扑问题;文献[12]和文献[13]分别研究了堵塞攻击和注入攻击问题;文献[14]和文献[15]分别研究了输出饱和与信号量化问题. 尽管基于MFAC的多智能体系统协同控制算法得到了较好的研究,但已有的算法^[9-15]均是针对单输入单输出(SISO)多智能体系统. 然而,在实际应用中,大多数系统是多输入多输出(MIMO)系统,如轮式小车、四旋翼、机床等. 文献[16]针对MIMO多智能体系统的外部干扰问题,提出了一种一致性控制算法;文献[17]结合神经网络,提出了一种容错编队控制算法;文献[18]研究了多智能体系统编队控制中的拮抗网络问题. 整体来说,学者们对于MIMO多智能体系统的研究目前正处于起步阶段.

上述众多多智能体系统的数据驱动控制算法均假设多智能体系统之间只存在合作关系,但在自然界中合作与竞争是一种共生关系. 例如,候鸟编队飞行时的相互协作,捕获食物时的相互竞争. 因此,在研究多智能体系统时,进一步研究智能体之间的竞争关系既符合自然规律,也是一种合理的趋势. 文献[19]首先考虑了智能体之间的合作与竞争关系,并提出了双向一致性的概念. 在双向一致性中,所有的智能体被分成 V_1 和 V_2 两个团体. 这两个团体跟随着一对大小相等符号相异的目标,并最终与相应的目标形成一致,其相关研究可参见文献[13,15,19]以及其中引用的参考文献. 然而,目前鲜有相关成果是针对于未知模型多智能体系统的研究.

在实际应用中,多智能体系统的集群不断扩大,导致其通讯负担不断增加. 此外,一般智能体的板载处理器的计算能力有限. 为了解决多智能体系统的通讯负担和计算负担问题,文献[20]首先将事件触发控制机制引入多智能体系统协同控制中. 虽然事件触发控制算法已有不少的相关研究,但众多算法^[21-23]的设计依赖于多智能体系统的动力学模型. 尽管文献[24-26]提出了基于事件触发的数据驱动控制算法,但这些算法均是针对于单个SISO系统,鲜有研究是针对于MIMO的多智能体系统. 另外,通讯时延问题是多智能体系统中不可忽视的问题之一,如文献[27]研究了SISO系统通讯网络诱导时延问题;文献[28]研究了云端通讯多智能体系统的通讯时延问题;文献[29]研究了MIMO多智能体系统的通讯时延问题. 然而,已有的研究成果主要是针对固有时延问题进行了相关的研究,但是对于随机通讯时延问题的研究较少.

本文将针对存在合作与竞争关系的MIMO多智能体系统进行研究,并进一步考虑被控系统中存在的通讯受限问题和随机时延问题,以提出一种带有死区操作器的事件触发数据驱动双向编队控制算法. 本文的主要工作可概括为: 1) 针对MIMO多智能体系统建立一种动态线性化数据模型,设计一种基于观测器的事件触发数据驱动双向编队控制算法. 与已有数据驱动控制算法^[8-12]相比,本文控制算法无需搭建神经网络,无需准备训练数据和测试数据,并进一步节省了通讯资源和计算资源,还考虑了智能体之间的合作与竞争关系. 2) 针对MIMO多智能体系统的随机通讯时延问题,设计一种输入增益补偿算法,从实验中可以得出,本文控制算法相比于已有算法^[29-30],进一步提高了收敛速率和控制性能.

1 预备知识

符号说明: R^+ , R^n , $R^{n \times n}$, Z^+ 分别代表正实数, n 维列向量, $n \times n$ 维方阵, 正整数. I 代表任意维度的单位阵, I_n 为 n 维的单位矩阵, $\text{diag}(\cdot)$ 为对角阵, \otimes 为克罗内克积操作, $\|\cdot\|$ 为取欧式范数, $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取整操作.

存在一个虚拟领导者和 N 个跟随者的多智能体系统通讯拓扑可描述为图 $\bar{G} = (\bar{V}, \bar{E}, A)$. 其中: $\bar{V} = V \cup \{0\}$, $V = \{1, 2, \dots, N\}$, 0 为虚拟领导者; $\bar{E} \subseteq \bar{V} \times \bar{V}$, $E \subseteq \{(i, j) | i, j \in V\} \subseteq V \times V$; $A = [a_{ij}] \in R^{N \times N}$, 分别为图 \bar{G} 的顶点集、边集和邻接矩阵. 此外,图 \bar{G} 中的顶点集 V 包含了子集 V_1 和 V_2 , 即 $V = V_1 \cup V_2$ 且 $V_1 \cap V_2 = \emptyset$. 令 $s = \text{diag}(s_1, s_2, \dots, s_N)$ 为集合矩阵, 当顶点 i 属于集合 V_1 时, $s_i = 1$; 否则

$s_i = -1$. 当顶点 i 与 j 属于同一个子集时, 顶点 i 与 j 所代表的智能体之间属于合作关系; 否则为竞争关系. 当顶点 i 能收到 j 的信息时, 若顶点 i 与 j 为合作关系, 则 $a_{ij} = 1$; 若为竞争关系, 则 $a_{ij} = -1$. 此外, 当顶点 i 收不到 j 的信息时, $a_{ij} = 0$, 并且 $a_{ii} = 0$. 令 $N_i = \{j \in V | (i, j) \in E\}$ 为顶点 i 的邻接顶点集合, $D = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_N)$ 为入度矩阵. 其中: $d_i = \sum_{j=1}^N |a_{ij}|$; $B = \text{diag}(b_1, b_2, \dots, b_N)$ 为连接矩阵, 当顶点 i 能收到虚拟领导者 0 的信息时, $b_i = 1$, 否则 $b_i = 0$. 此外, 图 \bar{G} 的拉普拉斯矩阵可表示为 $L = D - A$, 其所有跟随者的集合可表示为 S_N .

2 模型描述

2.1 系统描述

多智能体系统中跟随者 i 的输入输出数据满足如下关系:

$$y_i(k+1) = f_i(y_i(k), \dots, y_i(k-n_y), u_i(k), \dots, u_i(k-n_u)), i \in S_N. \quad (1)$$

其中: $u_i(k) \in R^n$ 为控制输入, $y_i(k) \in R^n$ 为控制输出, $n_u \in Z^+$ 和 $n_y \in Z^+$ 为控制输入输出未知的阶数, $f_i(\cdot)$ 为未知的非线性函数. 此外, 虚拟领导者 0 的输出 $y_0(k) \in R^n$ 有界, 即存在常数 r_0 满足 $r_0 \geq \|y_0(k)\|$.

假设 1^[6] $f_i(\cdot)$ 关于 $u_i(k)$ 的偏导存在, 且连续.

假设 2^[2] 式(1)满足广义的 Lipschitz 连续条件, 即当 $\Delta u_i(k) \neq 0$ 时, 存在一个常数 r , 满足 $\|\Delta y_i(k+1)\| \leq r \|\Delta u_i(k)\|$. 其中: $\Delta y_i(k+1) = y_i(k+1) - y_i(k)$, $\Delta u_i(k) = u_i(k) - u_i(k-1)$, 且 $\|\Delta y_i(k+1)\|$ 和 $\|\Delta u_i(k)\|$ 均有界.

引理 1^[9,18] 式(1)在假设 1 和假设 2 的约束下, 可得如下 CFDL (紧格式动态线性化) 数据模型:

$$\Delta y_i(k+1) = \Omega_i(k) \Delta u_i(k). \quad (2)$$

其中

$$\Omega_i(k) = \begin{bmatrix} \Omega_{i,11}(k) & \Omega_{i,12}(k) & \dots & \Omega_{i,1n}(k) \\ \Omega_{i,21}(k) & \Omega_{i,22}(k) & \dots & \Omega_{i,2n}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Omega_{i,n1}(k) & \Omega_{i,n2}(k) & \dots & \Omega_{i,nn}(k) \end{bmatrix},$$

$\Omega_i(k) \in R^{n \times n}$ 为时变的 PJM (伪雅克比矩阵) 参数, 且存在常数 r 满足 $\|\Omega_i(k)\| \leq r$.

假设 3^[16-18] 式(2)中 PJM 满足对角占优条件, 即 $|\Omega_{i,pq}(k)| \leq \bar{r}_1, \bar{r}_2 \leq |\Omega_{i,pp}(k)| \leq \beta \bar{r}_2, \beta \geq 1, \bar{r}_2 > \bar{r}_1(2\beta + 1)(n - 1), p, q = 1, 2, \dots, n, p \neq q$. 此外, PJM 中所有元素在系统的运行过程中不异号.

注 1 假设 2 暗示着系统的输入与输出有界, 输

出变化量会随着输入变化量而变化. 假设 3 假设被控系统的输入输出之间存在耦合关系. 对于模型未知的 MIMO 系统, 利用对角占优来描述系统的耦合特性是一种较为常见的方法^[9].

2.2 通讯拓扑描述

本文的多智能体系统通讯拓扑如图 1 中 \bar{G}^1 所示, 是以虚拟领导者为根节点的强连通图. 该多智能体系统分为两个团队, 智能体 1 和智能体 2 属于团队 V_1 , 智能体 3、智能体 4 和智能体 5 属于团队 V_2 , 智能体之间的信息沿箭头方向传递. 此外, 红色箭头相连智能体之间为竞争关系, 其通讯权重值为 -1 , 黑色箭头代表智能体之间为合作关系, 其通讯权重值为 1.

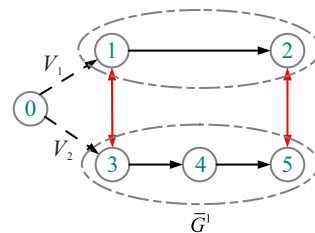


图 1 多智能体系统通讯拓扑

注 2 由于被控多智能体系统之间考虑了合作与竞争关系, 其通讯拓扑中的权重不再是 0 和 1, 还包含了 -1 . 此时, 已无法利用一般的代数图论进行描述, 需采用如预备知识中介绍的符号图理论^[19]进行分析, 设计一种分布式双向编队组合测量误差表达式, 将双向编队问题转换成普通的一致性问题的, 这是后续控制器设计中的重点之一.

2.3 随机时延描述

如图 2 所示, 被控系统在其时钟周期的下降沿 (或上升沿) 开始数据采样, 但在 T_2 时刻出现了异常, 直到 $T_{\tau+1}$ 时刻恢复正常, 这将导致数据滞后, 产生数据错位和丢失. 针对此类问题, 本文将提出一种补偿机制来削弱随机时延的影响.

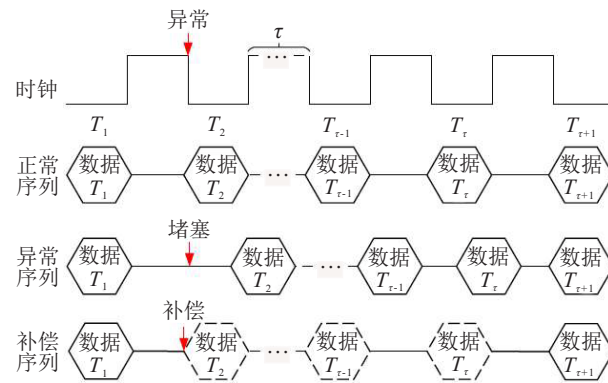


图 2 数据采样时序图

假设 4 多智能体系统中的组件同步, 并且异常所导致的随机通讯时延 τ 有界, 满足 $\tau \leq \bar{\tau} \in R^+$.

定义 1 当智能体 $i \in S_N$ 的输出 $y_i(k)$ 与虚拟领

导者的输出满足下式时,称该多智能体系统实现了双向编队:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|e_i(k)\| = \lim_{k \rightarrow \infty} \|s_i y_0(k) - y_i(k) - g_i\| \leq \bar{\sigma}. \quad (3)$$

其中: $g_i \in R^n$ 是智能体 i 与虚拟领导者之间期待的间隔, $\bar{\sigma}$ 是一个可接受的常数, s_i 如第1节定义.

3 编队控制器设计与稳定性分析

3.1 随机时延补偿机制

本文设计如下控制输入补偿策略:

$$u_i(m|k^T) = u_i(m-1|k^T) + \alpha^\tau \Delta u_i(k^T|k^T). \quad (4)$$

其中: $m = k^T + \tau$, k^T 为上一次正常通讯时刻, $\tau \leq \bar{\tau}$; $0 < \alpha \leq 1$ 为衰减因子.

3.2 事件触发 PJM 更新策略

定义 $\hat{\Omega}_i(k)$ 为 $\Omega_i(k)$ 的估计,其更新法则为

$$\hat{\Omega}_i(k) = \hat{\Omega}_i(k-1) + Q_i(k) \frac{\eta \Delta u_i^T(k-1)}{\mu + \|\Delta u_i(k-1)\|^2} \times (\Delta y_i(k) - \hat{\Omega}_i(k-1) \Delta u_i(k-1)). \quad (5)$$

其中: $\eta \in (0, 1)$, $\mu > 0$. 假若触发,则 $k = k_i$, $Q_i(k) = 1$; 否则, $Q_i(k) = 0$. 为了提高估计法则(5)的估计性能,一种重置法则定义如下:

$$\text{if } |\hat{\Omega}_{i,pp}(k)| < \bar{r}_2, \text{ sign}(\hat{\Omega}_{i,pp}(k)) \neq \text{sign}(\hat{\Omega}_{i,pp}(1)), \text{ or } |\hat{\Omega}_{i,pp}(k)| > \beta \bar{r}_2, \text{ then } \hat{\Omega}_{i,pp}(k) = \hat{\Omega}_{i,pp}(1); \quad (6)$$

$$\text{if } \text{sign}(\hat{\Omega}_{i,pq}(k)) \neq \text{sign}(\hat{\Omega}_{i,pq}(1)), \text{ or } |\hat{\Omega}_{i,pq}(k)| > \bar{r}_1, \text{ then } \hat{\Omega}_{i,pq}(k) = \hat{\Omega}_{i,pq}(1). \quad (7)$$

定理 1 假若 PJM 满足假设 3,且利用法则(5)~(7)来更新 PJM 的估计值时,则存在常数 \hat{r} 满足 $\|\hat{\Omega}_i(k)\| \leq \hat{r}$.

证明 1) 非触发时刻,此时 $\hat{\Omega}_i(k) = \hat{\Omega}_i(k-1)$,由重置法则(6)~(7),可得 $\|\hat{\Omega}_i(k)\|$ 有界; 2) 触发时刻,根据文献[18]中定理 2 的分析,可得 $\|\hat{\Omega}_i(k)\|$ 有界. 因此,存在常数 \hat{r} 满足 $\|\hat{\Omega}_i(k)\| \leq \hat{r}$. \square

3.3 基于观测器的事件触发策略

定义事件触发输入增益误差如下:

$$\varepsilon_i(k) = \Delta u_i(k) - \Delta \tilde{u}_{ii}(k). \quad (8)$$

其中: 当 $k_i \leq k < k_{i+1}$ 时, $\Delta \tilde{u}_{ii}(k) = \Delta u_i(k_i)$, k_i 为上一次触发时刻. 设计观测器如下:

$$\begin{aligned} \hat{y}_i(k+1) = \\ \hat{y}_i(k) + \hat{\Omega}_i(k) \Delta \tilde{u}_i(k) + Y(\hat{y}_i(k) - \tilde{y}_i(k)). \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $\hat{y}_i(k)$ 为观测器的输出; Y 为回环增益,其取值范围将在定理 2 中具体讨论. 当 $k_i \leq k < k_{i+1}$ 时, $\tilde{y}_i(k) = y_i(k_i)$. 定义观测误差为

$$\varepsilon_{ei}(k+1) = \hat{y}_i(k+1) - y_i(k+1). \quad (10)$$

定义如下事件触发条件:

$$Z(\|\varepsilon_i(k)\|) > \sqrt{\frac{u(1-4(1+Y)^2)}{\hat{r}^2}}. \quad (11)$$

其中: \hat{r} 是 $\|\hat{\Omega}_i(k)\|$ 的上界, \hat{r} 的取值可通过实验获得; $Z(\cdot)$ 为死区操作器,定义为

$$Z(\|\varepsilon_i(k)\|) = \begin{cases} \|\varepsilon_i(k)\|, & \|\varepsilon_{ei}(k)\| > \lambda; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

λ 的取值将在定理 2 中进行讨论.

注 3 尽管本文研究的被控系统为离散时间系统,无需考虑 Zeno 现象,但本文的死区操作器可进一步减少触发次数,提高算法的灵活性. 目前大量的事件触发算法^[20-22]是针对于模型已知的多智能体系统,而本文研究的算法无需被控系统任何模型信息. 此外,尽管已有少量数据驱动事件触发控制算法^[25-26],但这些算法主要是针对于单个 SISO 系统,而本文是针对 MIMO 多智能体系统进行相关研究的.

定理 2 若系统(1)满足假设 1~假设 3,则采用事件触发法则(5)在触发条件(11)和(12)的约束下更新 PJM: $\hat{\Omega}_i(k)$ 时,触发策略中的观测误差 $\varepsilon_{ei}(k+1)$ 有界.

证明 将式(2),(8)和(9)代入(10)可得

$$\varepsilon_{ei}(k+1) = (1+Y)\varepsilon_{ei}(k) - \hat{\Omega}_i(k)\varepsilon_i(k) + \tilde{\Omega}_i(k)\Delta u_i(k) + YX_i(k). \quad (13)$$

其中: $\tilde{\Omega}_i(k) = \hat{\Omega}_i(k) - \Omega_i(k)$, $X_i(k) = y_i(k) - \tilde{y}_i(k)$. 此外,由假设 2 可得,存在常数 a 满足 $\|X_i(k)\| \leq a$.

1) 触发时刻: $k = k_i$, 定义李亚普洛夫函数为 $V_i(k) = \|\varepsilon_{ei}(k)\|^2$. 由于触发时 $\tilde{y}_i(k) = y_i(k_i)$, $\Delta \tilde{u}_i(k) = \Delta u_i(k_i)$, 从而由式(13)和杨氏不等式,可得

$$\Delta V_i(k+1) \leq -1 + 2(1+Y)^2 \|\varepsilon_{ei}(k)\|^2 + \Phi. \quad (14)$$

因 $\|\tilde{\Omega}_i(k)\|$ 与 $\|\Delta u_i(k)\|$ 有界,存在常数 Φ , 满足 $\Phi \geq 2\|\tilde{\Omega}_i(k)\|^2 \|\Delta u_i(k)\|^2$.

令 $-(1-2(1+Y)^2)\|\varepsilon_{ei}(k)\|^2 + \Phi < 0$, 可得

$$\|\varepsilon_{ei}(k)\| > \sqrt{\frac{\Phi}{1-2(1+Y)^2}} = \lambda,$$

$$-\frac{\sqrt{2}+2}{2} < Y < \frac{\sqrt{2}-2}{2},$$

$$\Delta V_i(k+1) < 0.$$

因此,可得 $\|\varepsilon_{ei}(k)\|$ 有界.

2) 非触发时刻: $k_i \leq k < k_{i+1}$, 式(14)可改写为

$$\Delta V_i(k+1) \leq -(1-4(1+Y)^2)\|\varepsilon_{ei}(k)\|^2 +$$

$$4\|\hat{\Omega}_i(k)\|^2\|\varepsilon_i(k)\|^2 + \hbar. \quad (15)$$

因 $\|\tilde{\Omega}_i(k)\|, \|X_i(k)\|$ 以及 $\|\Delta u_i(k)\|$ 有界,所以存在常数 \hbar 满足 $\hbar \geq 4\|\tilde{\Omega}_i(k)\|^2\|\Delta u_i(k)\|^2 + Y^2\|X_i(k)\|^2$.此外,由式(11)可得 $4\|\hat{\Omega}_i(k)\|^2\|\varepsilon_i(k)\|^2 \leq u(1 - 4(1 + Y)^2)\|\varepsilon_{ei}(k)\|^2$,以及 $\Delta V_i(k+1) \leq -(1-u)(1 - 4(1 + Y)^2)\|\varepsilon_{ei}(k)\|^2 + \hbar$.从而可得

$$V_i(k+1) \leq (1 - (1-u)(1 - 4(1+Y)^2))^k V_i(1) + \frac{(1 - (1-u)(1 - 4(1+Y)^2)^k)}{1 - (1-u)(1 - 4(1+Y)^2)} \hbar. \quad (16)$$

因此,可得

$$\lim_{k \rightarrow \infty} V_i(k+1) = \frac{\hbar}{(1-u)(1 - 4(1+Y)^2)},$$

即 $\|\varepsilon_{ei}(k)\|$ 有界. \square

3.4 事件触发分布式双向编队控制

设计事件触发分布式双向编队控制协议如下:

$$u_i(k) = \begin{cases} u_i(k-1) + \rho_i \hat{\Psi}_i(k) \xi_i(k), & k = k^T; \\ u_i(k^T + \tau | k^T), & k^T < k \leq k^T + \tau. \end{cases} \quad (17)$$

其中: $\rho_i \in (0, 1)$; $u_i(k^T + \tau | k^T)$ 如式(4)中所定义, τ 为随机时延, k^T 为上一次正常通讯时刻; $\hat{\Psi}_i(k) = \hat{\Omega}_i^T(k) / (\lambda + \|\hat{\Omega}_i(k)\|^2)$; $\xi_i(k)$ 为分布式双向编队组合测量误差, 定义为

$$\xi_i(k) = \sum_{j \in N_i} (a_{ij} \tilde{y}_j(k) - |a_{ij}| \tilde{y}_j(k)) + b_i (s_i y_0(k) - \tilde{y}_i(k)), \quad (18)$$

$\tilde{y}_i(k) = \hat{y}_i(k) + g_i$, $\hat{y}_i(k)$ 是观测器的输出, g_i 是虚拟领导者与跟随者 i 之间期待的间隔, a_{ij}, s_i 以及 b_i 如第1节中所定义.

引理2^[9] 矩阵 $\bar{A} = [a_{ip}] \in C^{n \times n}$, 其行格尔什戈林圆盘为 $G_i(\bar{A}) = \{Z \in C | |Z - a_{ii}| \leq R_i\}$. 其中: $R_i = \sum_{p=1, p \neq i}^n |a_{ip}|$, C 为复数集; 行格尔什戈林域为 $\bigcup_{i=1}^n G_i(\bar{A})$. 从而, 矩阵 \bar{A} 的任意特征值 λ_i 满足 $\lambda_i \in \bigcup_{i=1}^n G_i(\bar{A})$, 且存在矩阵范数 $\|\bar{A}\|_v$ 满足 $\tilde{\rho}(\bar{A}) + \omega > \|\bar{A}\|_v$, 其中 $\omega > 0$, $\tilde{\rho}(\bar{A})$ 为矩阵 \bar{A} 的谱半径.

引理3^[16-17] 假若矩阵 $M(p), M(p-1), \dots, M(1)$ 均为不可约束的亚随机矩阵, 且其对角元素均为正, 从而有 $\|M(p) \cdot M(p-1) \cdot \dots \cdot M(1)\| \leq \bar{\omega}, p \in Z^+, 0 < \bar{\omega} < 1$.

定理3 若系统(1)满足假设1~假设3, 则其随机时延满足假设4, 采用事件触发法则(5)~(7)和触发条件(11)和(12)来更新PJM, 采用控制协议(17)来

实现事件触发双向编队控制任务, 当 $\lambda > \hat{r}^2(1 - \alpha^{\tau+1})^2 / 4(1 - \alpha)^2 > 0$ 且 $\rho_i < \min\{\rho_i', \rho_i'', \rho_i'''\}$ 时, 双向编队跟踪误差 $e_i(k)$ 有界.

证明 令 $\hat{e}_i(k) = s_i y_0(k) - \tilde{y}_i(k)$, 其中 $\tilde{y}_i(k) = \hat{y}_i(k) + g_i$, 从而由式(9)可得

$$\hat{e}_i(k+1) = \hat{e}_i(k) - \hat{\Omega}_i(k) \Delta \tilde{u}_i(k) - Y(\hat{y}_i(k) - \tilde{y}_i(k)) + s_i \Delta y_0(k). \quad (19)$$

为了方便后续的分析, 定义向量和矩阵

$$\begin{aligned} \hat{e}(k) &= [\hat{e}_1(k), \dots, \hat{e}_N(k)]^T, \\ \varepsilon_e(k) &= [\varepsilon_{e1}(k), \dots, \varepsilon_{eN}(k)]^T, \\ \Delta u(k) &= [\Delta u_1(k), \dots, \Delta u_N(k)]^T, \\ \Delta \tilde{y}_0(k) &= [\Delta y_0(k), \dots, \Delta y_0(k)]^T, \\ \hat{\Omega}(k) &= \text{diag}(\hat{\Omega}_1(k), \dots, \hat{\Omega}_N(k)), \\ \hat{\Psi}(k) &= \text{diag}(\hat{\Psi}_1(k), \dots, \hat{\Psi}_N(k)), \\ \rho &= \text{diag}(\rho_1, \dots, \rho_N). \end{aligned}$$

1) 非触发时刻: $k_i \leq k < k_{i+1}$, 由定理2可知触发条件的右端有界, 当随着跟踪误差的增大, 系统将进入事件触发阶段, 因此, 只需讨论触发时刻.

2) 触发时刻: $k = k_i, \tilde{y}_i(k) = y_i(k_i), \Delta \tilde{u}_i(k) = u_i(k_i)$, 从而有

$$\hat{e}_i(k+1) = \hat{e}_i(k) - \hat{\Omega}_1(k) \Delta u_i(k) - Y \varepsilon_{ei}(k) + s_i \Delta y_0(k). \quad (20)$$

① 无时延时: 即 $\tau = 0$, 根据式(2), (17)和(18), 可得 $\Delta u(k) = \rho \hat{\Psi}(k) (O \otimes I_n) \hat{e}(k)$, 其中 $O = B + L$, 并且由式(20)可得

$$\|\hat{e}(k+1)\| \leq \|(I - \rho \hat{\Omega}(k) \hat{\Psi}(k)) (O \otimes I_n)\| \|\hat{e}(k)\| + H. \quad (21)$$

因 $\|\varepsilon_e(k)\|$ 与 $\|\Delta \tilde{y}_0\|$ 有界, 存在常数 $H \geq Y \|\varepsilon_e(k)\| + \|s \Delta \tilde{y}_0\|$. 此外, $\hat{\Omega}(k) \hat{\Psi}(k) = \text{diag}\left(\frac{\hat{\Omega}_1(k) \hat{\Omega}_1^T(k)}{\lambda + \|\hat{\Omega}_1(k)\|^2}, \frac{\hat{\Omega}_2(k) \hat{\Omega}_2^T(k)}{\lambda + \|\hat{\Omega}_2(k)\|^2}, \dots, \frac{\hat{\Omega}_N(k) \hat{\Omega}_N^T(k)}{\lambda + \|\hat{\Omega}_N(k)\|^2}\right)$ 是一种块矩阵. 令

$$\varphi_{i,pq}(k) = \frac{\sum_{l=1}^n \hat{\Omega}_{i,pl}(k) \hat{\Omega}_{i,ql}^T(k)}{\lambda + \|\hat{\Omega}_i(k)\|^2},$$

$$\bar{A}_i(k) = \begin{bmatrix} \varphi_{i,11}(k) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \varphi_{i,22}(k) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \varphi_{i,nn}(k) \end{bmatrix},$$

$$\bar{B}_i(k) = \begin{bmatrix} 0 & \varphi_{i,12}(k) & \dots & \varphi_{i,1n}(k) \\ \varphi_{i,21}(k) & 0 & \dots & \varphi_{i,2n}(k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{i,n1}(k) & \varphi_{i,n2}(k) & \dots & \varphi_{i,nn}(k) \end{bmatrix},$$

从而有

$$\hat{\Omega}(k)\hat{\Psi}(k) = \bar{A}(k) + \bar{B}(k). \quad (22)$$

其中: $\bar{A}(k) = \text{diag}(\bar{A}_1(k), \bar{A}_2(k), \dots, \bar{A}_N(k)), \bar{B}(k) = \text{diag}(\bar{B}_1(k), \bar{B}_2(k), \dots, \bar{B}_N(k))$. 因此式(21)可改写为

$$\begin{aligned} \|\hat{e}(k+1)\| \leq & \|I - \rho\bar{A}(k)(O \otimes I_n)\| \|\hat{e}(k)\| + \\ & \|I - \rho\bar{B}(k)(O \otimes I_n)\| \|\hat{e}(k)\| + H. \end{aligned} \quad (23)$$

又因 $\lambda > \hat{r}^2(1 - \alpha^{\tau+1})^2/4(1 - \alpha)^2 > 0, \bar{A}(k)$ 是对角阵, 其对角元素为

$$\varphi_{i,pp}(k) = \frac{\sum_{i=1}^n \hat{\Omega}_{i,pp}(k) \hat{\Omega}_{i,pp}^T(k)}{\lambda + \|\hat{\Omega}_i(k)\|^2} < 1. \quad (24)$$

此外, 选择 ρ_i 满足 $0 < \rho_i < \rho'_i = 1 / \left(\sum_{p=1}^n |a_{ip}| + b_i \right)$, 且由假设4, 可得 $I - \rho\bar{A}(k)(O \otimes I_n)$ 是不可约束的亚随机矩阵, 即有 $\|I - \rho\bar{A}(k)(O \otimes I_n)\| < 1$. 对于矩阵 $\bar{B}(k)$, 根据引理2可得

$$G_i(\bar{B}(k)) = \left\{ |Z| \mid |Z| \leq \sum_{j=1, j \neq p}^n \frac{\left| \sum_{l=1}^n \hat{\Omega}_{i,pl}(k) \hat{\Omega}_{i,jl}(k) \right|}{\lambda + \|\hat{\Omega}_i(k)\|^2} \right\}. \quad (25)$$

其中: $G_i(\cdot)$ 是格耳什戈林圆盘, Z 是 $\bar{B}(k)$ 的特征值. 进一步分析可得

$$\sum_{j=1, j \neq p}^n \frac{\left| \sum_{l=1}^n \hat{\Omega}_{i,pl}(k) \hat{\Omega}_{i,jl}(k) \right|}{\lambda + \|\hat{\Omega}_i(k)\|^2} \leq \frac{2\hat{r}^2(n-1) + (n-1)(n-2)\hat{r}^2}{\lambda + \|\hat{\Omega}_i(k)\|^2} < 1. \quad (26)$$

因此, $\bar{B}(k)$ 的谱半径 $\tilde{\rho}(\bar{B}(k)) < 1$. 进一步, 由引理2可得 $\|\bar{B}(k)\|_v < \tilde{\rho}(\bar{B}(k)) + \omega = \theta < 1$. 此外, 再根据二次项定理可得

$$\begin{aligned} \|\hat{e}(k+1)\|_v \leq & (\bar{w} + \|\tilde{B}\|_v)^k \|\hat{e}(1)\|_v + ((\bar{w} + \|\tilde{B}\|_v)^{k-1} + \\ & (\bar{w} + \|\tilde{B}\|_v)^{k-2} + \dots + (\bar{w} + \|\tilde{B}\|_v)^0) H. \end{aligned} \quad (27)$$

假若 $\bar{w} + \|\tilde{B}\|_v < 1$, 即 $\theta \|\rho\|_v \|O \otimes I_n\|_v + \bar{w} < 1$, 从

而 $\|\rho\|_v < \frac{1 - \bar{w}}{\theta \|O \otimes I_n\|_v}$, 即 $\rho_i < \rho'_i = \frac{1 - \bar{w}}{\theta \|O \otimes I_n\|_v}$ 时, $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\hat{e}(k+1)\|_v \leq \frac{H}{1 - (\bar{w} + \|\tilde{B}\|_v)}$. 因此当 $\rho_i < \min\{\rho'_i, \rho''_i\}$ 时, $\|\hat{e}(k)\|$ 有界.

② 有时延时: 由式(4)可得 $\Delta u(\tau + k^T | k^T) = \alpha^\tau \Delta u(k^T | k^T)$. 此时, 式(21)可改写为

$$\begin{aligned} \|\hat{e}(k+1)\| \leq & (1 - \|\Phi(k - kd)\rho\hat{\Psi}(k^T | k^T) \times \\ & (O \otimes I_n)\|) \|\hat{e}(k^T | k^T)\| + \tau H, \end{aligned} \quad (28)$$

其中 $\|\Phi(k - k^T)\| = \|\hat{\Omega}(k^T | k^T)\| \frac{(1 - \alpha^{\tau+1})}{1 - \alpha}$. 因此有

$$\begin{aligned} \|\hat{e}(k+1)\| \leq & \left(I - \frac{(1 - \alpha^{\tau+1})}{1 - \alpha} \|\hat{\Omega}(k^T | k^T)\rho\hat{\Psi}(k^T | k^T) \times \right. \\ & \left. (O \otimes I_n)\| \right) \|\hat{e}(k^T | k^T)\| + \tau H. \end{aligned} \quad (29)$$

由①无时延时的分析可得, 当 $\rho_i < \rho''_i = \frac{1 - \bar{w}}{\theta \|O \otimes I_n\|} \frac{1 - \alpha}{1 - \alpha^{\tau+1}}$ 时, $\|\hat{e}(k)\|$ 有界.

又由 $e_i(k) = \hat{e}_i(k) + \varepsilon_{ei}(k)$, 以及定理2可得

$$\begin{aligned} \lim_{k \rightarrow \infty} \|e_i(k)\| \leq & \max \left\{ \frac{\tau H}{1 - (\bar{w} + \|\tilde{B}\|_v)}, \frac{H}{1 - (\bar{w} + \|\tilde{B}\|_v)} \right\} + \\ & \sqrt{\frac{h}{(1-u)(1-4(1+Y)^2)}}, \end{aligned}$$

即双向编队跟踪误差有界. □

4 实验分析

4.1 仿真实验分析

本节仿真实验中, 多智能体系统通讯拓扑如图1所示, 其动力学模型^[31]为

$$\begin{cases} x_{i11}(k+1) = \frac{x_{i11}^2(k)}{1 + x_{i11}^2(k)} + 0.4x_{i12}(k), \\ x_{i12}(k+1) = \frac{x_{i11}^2(k)}{1 + x_{i12}^2(k) + x_{i21}^2(k) + x_{i12}^2(k)} + \\ \quad d_{i1}(k)u_{i1}(k), \\ x_{i21}(k+1) = \frac{x_{i21}^2(k)}{1 + x_{i21}^2(k)} + 0.4x_{i22}(k), \\ x_{i22}(k+1) = \frac{x_{i21}^2(k)}{1 + x_{i11}^2(k) + x_{i12}^2(k) + x_{i22}^2(k)} + \\ \quad d_{i2}(k)u_{i2}(k), \\ y_i(k) = [x_{i11}(k+1), x_{i21}(k+1)]^T. \end{cases}$$

其中: $d_{i1} = 1 + 0.1 \sin(2\pi k/1500), d_{i2} = 1 + 0.1 \cos(2\pi k/1500)$.

虚拟领导者的输出设置为

$$y_{01} = 0.5 + 0.25 \cos\left(\frac{0.25\pi k}{100}\right) + 0.25 \sin\left(\frac{0.5\pi k}{100}\right),$$

$$y_{02} = 0.5 + 0.25 \sin\left(\frac{0.25\pi k}{100}\right) + 0.25 \sin\left(\frac{0.5\pi k}{100}\right).$$

参数设置为: $\eta = 1, \mu = 0.5, \rho_i = 0.1, \lambda = 0.5, \alpha = 0.9, Y = 1.1, u = 0.001, \bar{r}_1 = 0.5, \bar{r}_2 = 1, \beta = 25, \lambda = 0.001, \Omega_i(0) = \Omega_i(1) = [0.5, 0.01; 0.01, 0.5], u_i(0) = y_i(0) = [0; 0], i = 1, 2, 3, 4, 5$. 所遭受的随机时延情况如图3(a)所示, 期待间隔设置为 $g_1 = [0.5; 1.5], g_2 = [1.5; 1.5], g_3 = [1.5; 0.5], g_4 = [0.5; 0.5], g_5 = [1.0; 1.5]$.

被控多智能体系统在图3(a)所示随机时延的影

响下, 系统的稳定性遭到了严重的破坏, 其系统输出如图3(b)所示. 然而, 在此恶劣环境下, 通过图3(c)和3(e)可以发现, 本文基于观测器的事件触发补偿策略可以较好地消除此类问题的影响. 此外, 为了进一步分析本文算法的优越性, 与文献[29]中实时触发补偿算法进行了对比实验. 对比图3(c)和3(d)可以发现, 本文算法能够保证多智能体系统达到如文献[29]中算法相近的控制效果, 并且从图3(f)中得出本文算法只需分别触发628, 606, 585, 712, 627次, 从而总共节省了75%左右的通讯资源和计算资源.

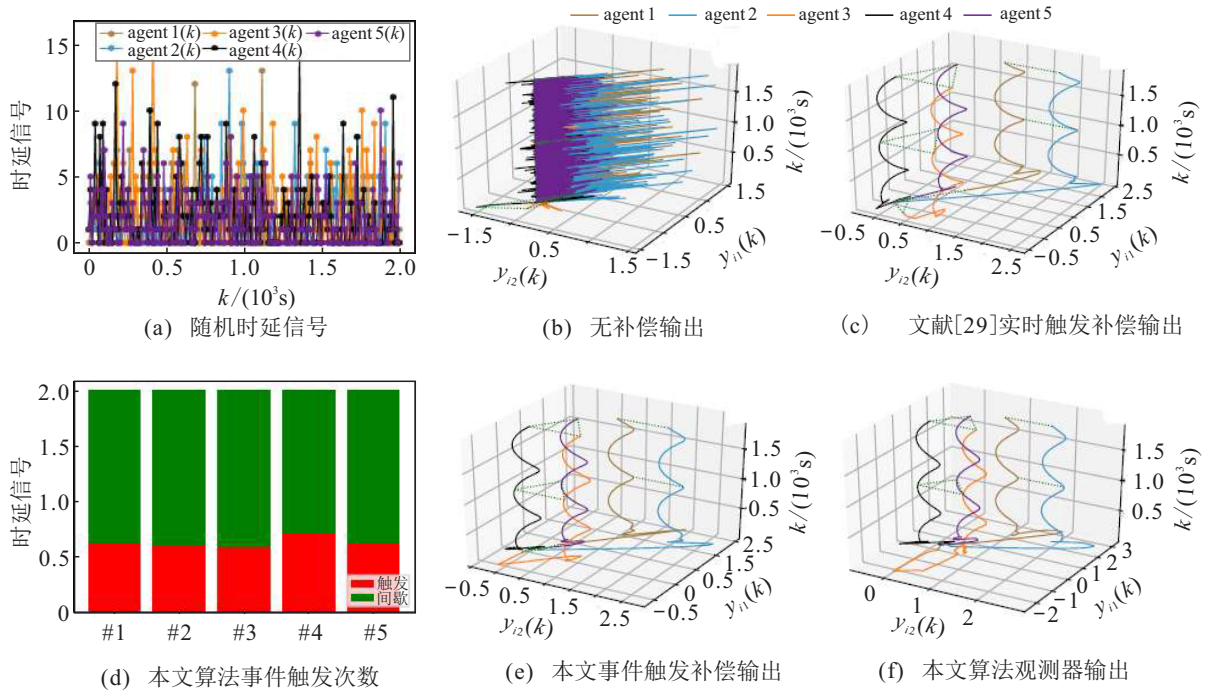


图3 多智能体系统双向编队控制

4.2 实物实验分析

利用 Quanser 公司生产的两台 QArm 构建如图4中 \bar{G}^2 所示的通讯拓扑. QArm 的腕关节 (wrist joints) 输出为 $y_{i,1}(k)$, 肘关节 (elbow joints) 输出为 $y_{i,2}(k), i = 1, 2$, 目标速度为 $y_{01} = y_{02} = 0.2(-1)^{\lfloor (k+1000)/2000 \rfloor}$ rad/s, 采样时间为0.002 s, 期待的间隔为 $g_1 = g_2 = [0, 0]^T$, QArm 的初始速度为0, 其余参数与仿真实验相同, 其实验结果如图5所示.

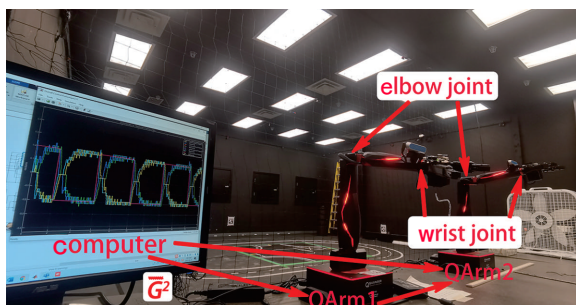


图4 实物实验平台

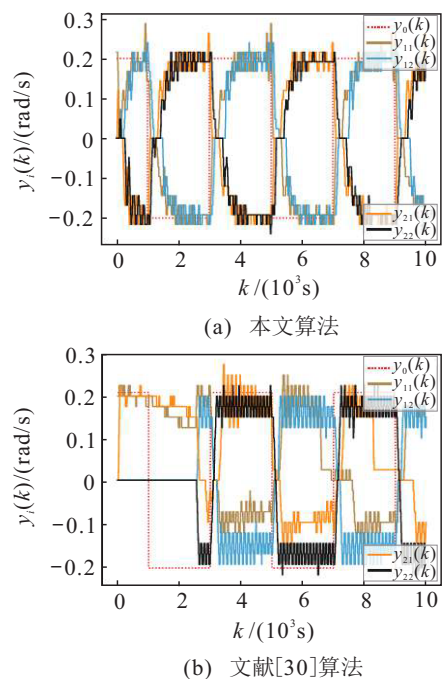


图5 实物实验

对比图5(a)和5(b)可知,本文设计的控制算法在 $k = 900$ 时第1次较好地跟踪上了目标轨迹,然而文献[30]中的算法需 $k = 2800$ 时才第1次较为接近地跟踪上目标轨迹.此外,从跟踪效果可以得出,本文设计的算法基本能够保证系统的输出在目标轨迹附近,相比于文献[30]中的算法,抖动范围更小.因此,本文所设计的控制算法能够较好地控制存在随机时延的QArm来实现双向编队控制,并且本文中所设计的控制算法相比文献[30]中的控制算法具有更好的收敛速度和控制性能.

5 结论

本文针对未知动力学模型的MIMO多智能体设计了一种随机时延处理机制,提出了一种事件触发的数据驱动双向编队控制算法,给出了严格的收敛性证明.通过仿真实验和实物实验可以发现,本文所设计的算法既能达到已有补偿算法相近的控制性能,也能较好地缓解被控系统的通讯负担和计算负担.在后续的研究中,进一步研究边缘事件触发机制将是一个具有挑战性的研究课题.

参考文献(References)

- [1] 何吕龙, 柏鹏, 梁晓龙, 等. 多智能体系统离散时间一致性问题中的参数设计[J]. 控制与决策, 2018, 33(8): 1455-1460.
(He L L, Bai P, Liang X L, et al. Parameters design for consensus in multi-agent systems with second-order discrete-time dynamics[J]. Control and Decision, 2018, 33(8): 1455-1460.)
- [2] 孙小童, 郭戈, 张鹏飞. 非匹配扰动下的多智能体系统固定时间一致跟踪[J]. 自动化学报, 2021, 47(6): 1368-1376.
(Sun X T, Guo G, Zhang P F. Fixed-time consensus tracking of multi-agent systems under unmatched disturbances[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(6): 1368-1376.)
- [3] 郑维, 张志明, 刘和鑫, 等. 基于线性变换的领导-跟随多智能体系统动态反馈均方一致性控制[J]. 自动化学报, 2022, 48(10): 2474-2485.
(Zheng W, Zhang Z M, Liu H X, et al. Dynamic feedback mean square consensus control based on linear transformation for leader-follower multi-agent systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(10): 2474-2485.)
- [4] 张亚军, 魏萃, 柴天佑, 等. 未建模动态增量补偿驱动的非线性PID控制及应用[J]. 自动化学报, 2020, 46(6): 1145-1153.
(Zhang Y J, Wei C, Chai T Y, et al. Un-modeled dynamics increment compensation driven nonlinear PID control and its application[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(6): 1145-1153.)
- [5] Remes C L, Gomes R B, Flores J V, et al. Virtual reference feedback tuning applied to DC-DC converters[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(1): 544-552.
- [6] 庞中华, 马标, 宋文太, 等. 一种改进的紧格式无模型自适应控制方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 436-442.
(Pang Z H, Ma B, Song W T, et al. An improved compact form model free adaptive control method[J]. Control and Decision, 2021, 36(2): 436-442.)
- [7] He W, Meng T T, He X Y, et al. Unified iterative learning control for flexible structures with input constraints[J]. Automatica, 2018, 96: 326-336.
- [8] Chen C, Modares H, Xie K, et al. Reinforcement learning-based adaptive optimal exponential tracking control of linear systems with unknown dynamics[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2019, 64(11): 4423-4438.
- [9] Hou Z S, Jin S T. Data-driven model-free adaptive control for a class of MIMO nonlinear discrete-time systems[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(12): 2173-2188.
- [10] Bu X H, Hou Z S, Zhang H W. Data-driven multiagent systems consensus tracking using model free adaptive control[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(5): 1514-1524.
- [11] Li C J, Liu G P. Data-driven consensus for non-linear networked multi-agent systems with switching topology and time-varying delays[J]. IET Control Theory & Applications, 2018, 12(12): 1773-1779.
- [12] Ma Y S, Che W W, Deng C, et al. Distributed model-free adaptive control for learning nonlinear MASs under DoS attacks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(3): 1146-1155.
- [13] Zhao H R, Shan J J, Peng L, et al. Distributed event-triggered bipartite consensus for multiagent systems against injection attacks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(4): 5377-5386.
- [14] Bu X H, Liang J Q, Hou Z S, et al. Data-driven terminal iterative learning consensus for nonlinear multiagent systems with output saturation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(5): 1963-1973.
- [15] 赵华荣, 彭力, 于洪年, 等. 考虑量化的多智能体系统数据驱动双向一致性控制[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(2): 336-342.
(Zhao H R, Peng L, Yu H N, et al. Data-driven bipartite consensus control for multi-agent systems with data quantization[J]. Control Theory & Applications, 2022, 39(2): 336-342.)
- [16] Feng J, Song W Z, Zhang H G, et al. Data-driven robust iterative learning consensus tracking control for MIMO multiagent systems under fixed and iteration-switching topologies[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(2): 1331-1344.
- [17] Xiong S S, Hou Z S. Data-driven formation control

- for unknown MIMO nonlinear discrete-time multi-agent systems with sensor fault[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 33(12): 7728-7742.
- [18] Liang J Q, Bu X H, Cui L Z, et al. Data-driven bipartite formation for a class of nonlinear MIMO multiagent systems[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, DOI: 10.1109/tnnls.021.3111893.
- [19] Altafini C. Consensus problems on networks with antagonistic interactions[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2013, 58(4): 935-946.
- [20] Dimarogonas D V, Frazzoli E, Johansson K H. Distributed self-triggered control for multi-agent systems[C]. *The 49th IEEE Conference on Decision and Control*. Atlanta, 2011: 6716-6721.
- [21] 陈世明, 邵赛, 姜根兰. 基于事件触发二阶多智能体系统的固定时间比例一致性[J]. *自动化学报*, 2022, 48(1): 261-270.
(Chen S M, Shao S, Jiang G L. Distributed event-triggered fixed-time scaled consensus control for second-order multi-agent systems[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(1): 261-270.)
- [22] 周托, 刘全利, 王东, 等. 积分事件触发策略下的线性多智能体系统领导跟随一致性[J]. *控制与决策*, 2022, 37(5): 1258-1266.
(Zhou T, Liu Q L, Wang D, et al. Leader-following consensus for linear multi-agent systems based on integral-type event-triggered strategy[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(5): 1258-1266.)
- [23] Hu W F, Liu L, Feng G. Leader-following consensus of linear multi-agent systems by distributed event-triggered control[C]. *The 34th Chinese Control Conference*. Hangzhou, 2015: 7050-7055.
- [24] Ding L, Han Q L, Ge X H, et al. An overview of recent advances in event-triggered consensus of multiagent systems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2018, 48(4): 1110-1123.
- [25] Lin N, Chi R H, Huang B. Event-triggered model-free adaptive control[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(6): 3358-3369.
- [26] Ma Y S, Che W W, Deng C. Dynamic event-triggered model-free adaptive control for nonlinear CPSs under aperiodic DoS attacks[J]. *Information Sciences*, 2022, 589: 790-801.
- [27] Li H F, Wang Y C, Zhang H G. Data-driven-based event-triggered tracking control for non-linear systems with unknown disturbance[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2019, 13(14): 2197-2206.
- [28] Pang Z H, Liu G P, Zhou D H, et al. Data-based predictive control for networked nonlinear systems with network-induced delay and packet dropout[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(2): 1249-1257.
- [29] Tan H R, Wang Y N, Wu M, et al. Distributed group coordination of multiagent systems in cloud computing systems using a model-free adaptive predictive control strategy[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 33(8): 3461-3473.
- [30] Zhang J, Chai S C, Zhang B H, et al. Distributed data-driven tracking control for networked nonlinear MIMO multi-agent systems subject to communication delays[J]. *Neurocomputing*, 2021, 425: 62-70.
- [31] 赵栩杨, 卜旭辉, 余威, 等. 拒绝服务攻击下的多输入多输出非线性系统无模型自适应控制[J]. *控制理论与应用*, 2022, 39(2): 373-382.
(Zhao X Y, Bu X H, Yu W, et al. Model free adaptive control for multiple input and multiple output nonlinear systems under denial-of-service attacks[J]. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(2): 373-382.)

作者简介

赵华荣(1991—), 男, 讲师, 博士, 从事多智能体系统协同控制、强化学习与控制等研究, E-mail: hrzhao@jiangnan.edu.cn;

彭力(1967—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、复杂系统控制与优化等研究, E-mail: jnpengli@outlook.com;

吴治海(1982—), 男, 副教授, 博士, 从事多智能体系统的实时、可靠与安全协同控制等研究, E-mail: wuzhihai@jiangnan.edu.cn;

谢林柏(1973—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能检测、系统安全等工作, E-mail: xie_linbo@jiangnan.edu.cn;

于洪年(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 从事机器人、数字医疗等研究, E-mail: h.yu@napier.ac.uk.