

DoS攻击下多智能体系统无模型自适应迭代学习跟踪控制

郭金丽, 卜旭辉, 崔立志[†], 陈宗遥

(河南理工大学 电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000)

摘要: 针对周期性拒绝服务(DoS)攻击下多智能体系统有限时间趋同跟踪控制问题, 本文提出了一种无模型自适应迭代学习控制(MFAILC)算法. 假设多智能体系统具有固定拓扑结构, 并且仅有部分智能体可获得期望轨迹信息. 在多智能体系统数据传输过程中, 需要经由对数量化器进行量化处理. 首先, 使用伪偏导数将智能体系统动态线性化, 处理过程中考虑符合伯努利分布的周期性DoS攻击现象, 在此基础上设计了MFAILC控制算法, 其次, 采用压缩映射方法给出了一个在期望意义下保证跟踪误差收敛的充分条件, 并在理论上证明了所提算法的收敛性. 所提算法只需利用系统的输入输出数据就可完成趋同跟踪任务. 最后, 仿真结果验证了所提算法的有效性.

关键词: 无模型自适应控制; 迭代学习控制; 数据量化; 周期性DoS攻击; 多智能体系统

引用格式: 郭金丽, 卜旭辉, 崔立志, 等. DoS攻击下多智能体系统无模型自适应迭代学习跟踪控制. 控制理论与应用, 2023, 40(6): 977 – 985

DOI: 10.7641/CTA.2022.20083

Model free adaptive iterative learning tracking control for multi-agent systems under DoS attacks

GUO Jin-li, BU Xu-hui, CUI Li-zhi[†], CHEN Zong-yao

(School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo Henan 454000, China)

Abstract: A model free adaptive iterative learning control (MFAILC) algorithm is proposed for the finite-time convergence-tracking control problem of multi-agent systems under periodic Denial-of-Service (DoS) attacks. It is assumed that the multi-agent system has a fixed topology, and only some agents can obtain the desired trajectory information. In the process of multi-agent system data transmission, it needs to be quantized by logarithmic quantizer. Firstly, the pseudo partial derivative is used to linearize the agent system dynamically, and the periodic DoS attack in accordance with Bernoulli distribution is considered in the process of processing. On this basis, the MFAILC scheme is designed. Then, a sufficient condition to ensure the convergence of tracking error in the expectation sense is given by using the approach of contraction mapping, and the convergence of the proposed algorithm is proved theoretically. The proposed algorithm can complete the convergence tracking task only by using the input and output data of the system. Finally, the simulation results verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: model free adaptive control; iterative learning control; data quantization; periodic DoS attacks; multi-agent systems

Citation: GUO Jinli, BU Xuhui, CUI Lizhi, et al. Model free adaptive iterative learning tracking control for multi-agent systems under DoS attacks. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(6): 977 – 985

1 引言

多智能体系统是由多个具有通信、传感、执行能力的智能个体组成的网络系统, 广泛应用于卫星姿态控制、无人机编队控制、物联网控制等领域. 多智能体

系统趋同跟踪控制是研究热点之一. 趋同跟踪控制是指系统中的每个智能体利用相互间传递的信息, 设计合适的控制策略, 从而使系统中的智能体达到某些量的一致. 目前许多学者对多智能体系统趋同跟踪控制

收稿日期: 2022-01-27; 录用日期: 2022-08-02.

[†]通信作者. E-mail: zh0308@hpu.edu.cn; Tel.: +86 391-3987564.

本文责任编辑: 侯忠生.

国家自然科学基金项目(62273133, U1804147), 河南省高校科技创新团队项目(20IRTSTHN019), 河南理工大学创新型科技团队项目(T2019-2, T2017-1), 河南省创新型科技人才队伍建设工程项目(CXTD2016054)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (62273133, U1804147), the Innovative Scientists and Technicians and Technicians of Henan Provincial High Education (20IRTSTHN019), the Innovative Scientists and Technicians Team of Henan Polytechnic University (T2019-2, T2017-1) and the Innovation Scientists and Technicians Troop Construction Projects of Henan Province (CXTD2016054).

问题进行了研究,例如,二阶多智能体系统的趋同跟踪问题^[1-3],存在时滞多智能体系统的趋同跟踪问题^[4-6],等.实现趋同跟踪控制,需要各智能体之间通过无线网络进行信息交换,由于网络的不可靠性、开放性以及自身的物理局限性,会使系统遭受网络攻击.网络攻击主要有3种^[7-9],分别为拒绝服务(Denial-of-Service, DoS)攻击、重放攻击和欺骗攻击.其中DoS攻击是最常见的网络攻击形式,DoS攻击是通过干扰通信网络的方式使其无法提供正常的服务或资源访问,从而导致系统性能降低,甚至无法正常工作,因此,在目前的研究当中被广泛采用.针对DoS攻击下的控制问题,国内外学者已有一些研究.文献[10-11]研究了周期性DoS攻击下的非线性系统相关控制问题.文献[12]通过建立多智能体系统数学模型,利用Lyapunov稳定性理论以及多智能体一致性理论给出多智能体一致性控制的稳定性条件和控制器设计算法,研究了基于事件触发和欺骗攻击的多智能体一致性问题.文献[13-16]通过对多智能体系统进行建模,利用自适应分布式控制方法,解决其在DoS攻击下的趋同跟踪控制问题.另一方面,多智能体系统间信息交换量庞大,而系统中一些设备的传输容量有限且传输成本高,所以为了减少这些问题对系统的影响,需要考虑数据量化.对多智能体系统的量化问题已有一些研究,文献[17]设计了一种基于离散时间分布估计器的跟踪控制方法,并利用Riccati方程和Lyapunov函数证明了系统的跟踪收敛性,采用随机量化策略对智能体的信息通信进行建模,并给出了相应跟踪控制问题的解决方案.文献[18]针对随机非线性非仿射多智能体系统,构造了一种事件触发模糊自适应量化控制方法来解决相应控制问题.

以上研究均是通过对多智能体系统建立模型进行控制器设计.然而在实际工程中,获取多智能体系统的模型不太容易,因此本文基于系统的输入输出(input/output, I/O)数据,提出了一种带有量化机制的无模型自适应迭代学习控制算法.对于多智能体系统的数据驱动控制研究已有一些结果.文献[19]通过构造输出饱和和约束下的一致性误差,设计迭代学习控制算法,实现了存在输出饱和的非线性多智能体系统趋同跟踪问题.文献[20]提出具有输入共享的迭代学习控制方法来解决多智能体系统一致性跟踪问题.文献[21]利用分布式无模型自适应控制方法研究了具有固定通信拓扑和切换拓扑的多智能体系统的数据驱动一致性跟踪问题.文献[22-23]利用无模型自适应迭代学习控制算法,解决了多智能体系统的协同控制问题.上述研究并没有考虑DoS攻击的影响,此外,本文还考虑数据量化对控制系统的影响.基于上述讨论,本文设计一种带有量化机制的无模型自适应迭代学习控制算法来研究周期性DoS攻击下的模型未知非

线性多智能体系统一致性跟踪问题,并且在数学期望意义下对系统的稳定性进行了分析.

2 问题描述

2.1 预备知识

文中 \mathbb{R} 表示实数, $\|h\|$ 表示矩阵 $h \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 的矩阵范数, $\text{diag}\{\cdot\}$ 表示适当维数的对角矩阵, I 表示单位矩阵, $E\{\cdot\}$ 表示数学期望因子.图论是描述多智能体系统中智能体之间的通信结构.记 $G = (V, Z, A)$ 为智能体之间的有向图.在图 G 中,多智能体系统中含有的 N 个智能体($N \in \mathbb{R}$)属于节点 $V \in \{1, 2, \dots, N\}$,节点的边 $Z \in V \times V$, A 是图 G 的邻接矩阵. $(l, j) \in Z$ 表示智能体 j 可以接收到智能体 l 的信息,即节点 j 是节点 l 的子节点,节点 l 是节点 j 的父节点. $N_j = \{l \in V | (j, l) \in Z\}$ 表示智能体 j 的邻居集合. $A = (a_{l,j}) \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 表示 N 个智能体通信网络的邻接矩阵,其中 $a_{l,j} > 0$ 表示 $j, l \in Z$,否则 $a_{l,j} = 0$.假设对于所有的 $j \in V$,有 $a_{j,j} = 0$.定义有向图 G 的Laplacian矩阵 $L = \bar{D} - A$,其中 $\bar{D} = \text{diag}\{d_1^{\text{in}}, d_2^{\text{in}}, \dots, d_N^{\text{in}}\}$, $d_l^{\text{in}} = \sum_{j=1}^N a_{l,j}$ 为邻接矩阵 A 的第 l 行元素之和, $j \neq l$.

2.2 多智能体系统动态

考虑含有 N 个同构智能体的多智能体系统,第 j 个智能体的非线性动态系统模型如下:

$$\begin{aligned} y_j(k+1, i) &= f(y_j(k, i), \dots, y_j(k-n_y, i), \\ &u_j(k, i), \dots, u_j(k-n_u, i)), \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $k \in [0, 1, \dots, T]$ 表示时刻,用 i 表示第 i 次迭代, $j = 1, 2, \dots, N$ 表示第 j 个智能体.(后续内容中的 k, i 以及 j 所表示的含义均与此相同.) n_y 和 n_u 是两个未知的正整数, $y_j(k, i) \in \mathbb{R}$ 和 $u_j(k, i) \in \mathbb{R}$ 分别表示在第 i 次迭代第 k 个采样时刻第 j 个智能体的输出和输入信号, $f(\cdot)$ 是未知非线性标量函数.智能体之间的通信拓扑结构用 $G = (V, Z, A)$ 来表示.

为了便于分析,系统满足以下两个假设:

假设 1 $f(\cdot)$ 关于控制输入 $u_j(k, i)$ 的偏导数是连续的.

假设 2 对于任意 $k \in [0, 1, \dots, T]$ 以及 $i = 1, 2, \dots$,若 $|\Delta u_j(k, i)| \neq 0$,系统(1)沿迭代轴方向满足广义Lipschitz条件,则

$$|\Delta y_j(k+1, i)| \leq b |\Delta u_j(k, i)|,$$

其中: $\Delta u_j(k, i) = u_j(k, i) - u_j(k, i-1)$, $\Delta y_j(k+1, i) = y_j(k+1, i) - y_j(k+1, i-1)$, $b > 0$ 是一个常数.

注 1 上述两个假设对于许多实际非线性系统是合理的.假设1是非线性控制系统中的一种典型约束条件.控制输入沿迭代轴方向变化会引起系统输出变化,假设2是对这种变

化率上界的一种限制. 许多实际系统都可以满足这种假设, 例如液位控制系统、温度控制系统等.

引理 1 考虑满足假设1和2的多智能体系统(1), 若满足 $\Delta u_j(k, i) \neq 0$, 则系统(1)可以描述为紧格式模型^[24-25]

$$\Delta y_j(k+1, i) = \phi_j(k, i) \Delta u_j(k, i), \quad (2)$$

$$\forall k \in [0, 1, \dots, T], i = 1, 2, \dots,$$

其中 $\phi_j(k, i)$ 是与迭代相关的时变参数, 称为伪偏导数(pseudo partial derivative, PPD)参数, 而且 $\phi_j(k, i)$ 有界, 满足 $|\phi_j(k, i)| \leq b$.

给定多智能体系统时变期望跟踪轨迹 $y_d(k)$. 多智能体系统中只有部分智能体可以获得到期望轨迹的信息. 在这种通信条件下, 将期望轨迹 $y_d(k)$ 看做是一个虚拟领导者, 对其编号为0, 将系统中的智能体看做是跟随者智能体. 那么, 完整的通信拓扑结构可描述为 $\bar{G} = (V \cup \{0\}, \bar{Z}, \bar{A})$, \bar{Z} 表示有向图 \bar{G} 边的集合, \bar{A} 表示有向图 \bar{G} 的邻接矩阵. 对领导者智能体(即期望轨迹)和与之相联系的跟随者智能体之间的关系做出如下定义: d_j 表示领导者智能体到跟随者智能体 j 的边, 若有边能从领导者智能体到跟随者智能体 j 时, 记 $d_j = 1$, 反之, $d_j = 0$.

定义智能体 j 的一致性误差为

$$\xi_j(k, i) = \sum_{l \in N_j} a_{j,l} (y_l(k, i) - y_j(k, i)) + d_j (y_d(k) - y_j(k, i)), \quad (3)$$

其中矩阵 $D = \text{diag}\{d_1, d_2, \dots, d_N\}$ 表示在通信拓扑结构中跟随者智能体与领导者智能体之间的通信情况.

2.3 数据量化与网络攻击建模

由于无线传输网络的带宽限制, 多智能体系统(1)在实际工作时数据需要进行量化处理再进行传输. 系统含有 N 个相同机制的量化器, 每个智能体输出一致性误差都会经由量化器进行量化处理. 本文考虑实际中普遍使用的对数量化器^[26], 其函数表达式如下:

$U = \{\pm \kappa_n : \kappa_n = \gamma^n \kappa_0, n = 0, \pm 1, \pm 2, \dots\} \cup \{0\}$, 其中: $0 < \gamma < 1$, γ 为与量化密度有关的参数, $\kappa_0 > 0$, U 为量化后的数据集合. 量化器 $Q(v)$ 定义为

$$Q(v) = \begin{cases} 0, & v = 0, \\ \kappa_n, & \frac{\kappa_n}{1+\tau} < v \leq \frac{\kappa_n}{1-\tau}, \\ -Q(-v), & v < 0, \end{cases} \quad (4)$$

式中 $\tau = (1 - \gamma)/(1 + \gamma)$ 为量化水平. 可以看出, 量化器 $Q(v)$ 是对称的, 即 $Q(-v) = -Q(v)$.

由于网络信道的不可靠性, 系统数据进行传输时, DoS攻击现象时常发生. 多智能体系统中DoS攻击方式主要有两种, 分别为DoS攻击者攻击系统中的单个

智能体系统以及DoS攻击者攻击智能体之间的数据包传输信道. 本文主要考虑后者, 攻击者对各智能体输出一致性误差经由对数量化器量化后的数据包进行攻击, 来降低数据包传输的成功率, 并不改变通信拓扑结构图. 本文假定DoS攻击是周期性并且受能量限制, 攻击者只能在攻击期间对系统数据的传输信道进行攻击, 此后进入睡眠期为下一次的攻击储存能量. 对于每次迭代, 攻击者在 $k \in [0, 1, \dots, T]$ 之间的工作周期示意图如图1所示.

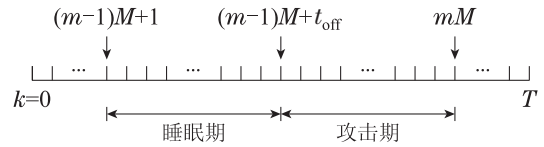


图 1 DoS攻击工作周期示意图

Fig.1 Diagram of DoS jamming attack work cycle

其中: M 表示攻击者任意一个工作周期的持续时间, t_{off} 表示攻击者任意一个工作周期的睡眠期持续时间, m 为DoS攻击的第 m 个工作周期. $k \in [(m-1)M+1, (m-1)M+t_{\text{off}}]$ 表示DoS攻击处于睡眠期, $k \in [(m-1)M+t_{\text{off}}+1, mM]$ 表示DoS攻击处于攻击期, 且 $mM \leq T$. 由于重复系统(1)在有限的 $k \in [0, 1, \dots, T]$ 区间内运行, 因此在每次迭代结束时, 最后一段DoS攻击可能是不完整的.

对于智能体 j 数据包传输信道定义 $\beta_j(k, i) = 0$ 表示攻击者处于第 m 个工作周期的睡眠期, $\beta_j(k, i) = 1$ 表示攻击者处于第 m 个工作周期的攻击期. 则

$$\beta_j(k, i) = \begin{cases} 0, & k \in [(m-1)M+1, (m-1)M+t_{\text{off}}], \\ 1, & k \in [(m-1)M+t_{\text{off}}+1, mM]. \end{cases} \quad (5)$$

在周期性DoS攻击下, 数据包传输的成功率服从伯努利分布. 用 $\theta_{\beta_j}(k, i)$ 来表示智能体 j 在周期性DoS攻击下数据包传输成功与否. 定义 $\theta_{\beta_j}(k, i) = 1$ 为数据包传输成功, 则

$$\begin{cases} P(\theta_{\beta_j}(k, i) = 1) = \bar{\theta}_{\beta_j}, & \beta_j = \{0, 1\}, \\ P(\theta_{\beta_j}(k, i) = 0) = 1 - \bar{\theta}_{\beta_j}, & \beta_j = \{0, 1\}, \end{cases} \quad (6)$$

其中 $P(\cdot)$ 表示数学概率. 睡眠期内的数据包传输成功率高于攻击期内数据包传输成功率, 即 $\bar{\theta}_{0j} > \bar{\theta}_{1j}$. 定义 $\theta_{\beta_j}(k, i)$ 的数学期望为

$$E\{\theta_{\beta_j}(k, i)\} = \bar{\theta}_{\beta_j}, \beta_j(k, i) = \{0, 1\}.$$

注 2 文献[26-29]中, 假设系统遭受DoS攻击, 系统之间的实时数据传输将被绝对中断. 这种描述忽略了DoS攻击时的数据传输成功率, 对DoS攻击的描述相对简单. 为了克服这个缺点, 本文对周期性拒绝服务攻击的成功率采用了独立的伯努利分布来描述.

本文的控制目标是: 针对遭受周期性DoS攻击的多智能体系统(1), 在仅有部分智能体能够获取到期望轨迹 $y_d(k)$ 的情况下, 设计合适的控制算法, 实现系统(1)在有限时间区间内对期望轨迹的完全跟踪。

2.4 控制算法设计

在周期性DoS攻击下, $\theta_{\beta_j}(k, i) = 1$ 表示多智能体系统一致性误差经由对数量化器量化后的数据包传输成功, $\theta_{\beta_j}(k, i) = 0$ 表示数据包传输失败, 则

$$u_j(k, i) = \begin{cases} u_j(k, i-1) + \frac{\rho \hat{\phi}_j(k, i)}{\lambda + |\hat{\phi}_j(k, i)|^2} \times \\ Q_j(\xi_j(k+1, i-1)), \theta_{\beta_j}(k, i) = 1, \\ u_j(k, i-1), \theta_{\beta_j}(k, i) = 0. \end{cases}$$

本小节针对遭受周期性DoS攻击的多智能体系统, 设计带有量化机制的无模型自适应迭代控制算法

$$\begin{aligned} \hat{\phi}_j(k, i) = & \hat{\phi}_j(k, i-1) + \frac{\eta \Delta u_j(k, i-1)}{\mu + |\Delta u_j(k, i-1)|^2} \times \\ & (\Delta y_j(k+1, i-1) - \hat{\phi}_j(k, i-1) \times \Delta u_j(k, i-1)), \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \hat{\phi}_j(k, i) = \hat{\phi}_j(k, 1), |\hat{\phi}_j(k, i)| \leq \varepsilon, \\ \text{或 } |\Delta u_j(k, i-1)| \leq \varepsilon, \\ \text{或 } \text{sgn}\{\hat{\phi}_j(k, i)\} \neq \text{sgn}\{\hat{\phi}_j(k, 1)\}, \end{aligned} \quad (8)$$

$$u_j(k, i) = u_j(k, i-1) + \theta_{\beta_j}(k, i) \times \frac{\rho \hat{\phi}_j(k, i)}{\lambda + |\hat{\phi}_j(k, i)|^2} Q_j(\xi_j(k+1, i-1)), \quad (9)$$

其中: $\hat{\phi}_j(k, i)$ 是PPD参数 $\phi_j(k, i)$ 的估值, $\hat{\phi}_j(k, 1)$ 是 $\hat{\phi}_j(k, i)$ 的初始值, η, ρ 代表步长, μ, λ 为权重因子; 重置算法(8)的引入是为了使PPD估计算法(7)具有更强的对时变参数的跟踪能力; $Q_j(\cdot)$ 表示第 j 个智能体数据量化的过程, $Q_j(\xi_j(k+1, i-1))$ 的量子化密度为 δ_{ξ_j} . 通过扇形界的方法, 定义量化器的输入输出信号误差为

$$\delta_{\xi_j} \xi_j(k, i) = Q_j(\xi_j(k, i)) - \xi_j(k, i), \quad (10)$$

其中 $|\delta_{\xi_j}| \leq \tau_{\xi_j}, \tau_{\xi_j} = (1 - \gamma_{\xi_j}) / (1 + \gamma_{\xi_j})$.

注3 在参数迭代更新算法(7)中, η 是步长因子, 它的引入使参数估计算法(7)具有更强的灵活性和一般性; μ 为权重因子, 是对PPD估计值变化量的惩罚因子, 一般设置为 $\eta \in (0, 1], \mu > \mu_{\min}$. 在重置算法(8)中, ε 是一个非常小的正数, 通常取值为 10^{-4} 或 10^{-5} . 在控制算法(9)中, ρ 代表步长, 使控制算法更具一般性, ρ 是可以保证系统稳定性的控制器参数, 将在下一节中提供条件; λ 为权重因子, 一般设置为 $\lambda > \lambda_{\min}$. 将 λ 引入控制算法(9)中, 是用来限制控制输入量的变化 $\Delta u_j(k, i)$, 因此选取

合适的 λ 可以用来保证控制输入信号具有一定的平滑性, 并能获得较好的控制性能。

注4 对系统中的每个智能体输出一致性误差均采用相同机制的量化器对其进行量化处理. 根据对数量化器(4)的性质可以得出, $\delta_{\xi_j} \xi_j(k, i)$ 是有界的, 并且这种有界性与输出的具体值无关. 本文需要用到的对数量化器(4)满足 $\tau \in (0, 1), 0 \leq |\delta_{\xi_j}| \leq \tau$.

注5 智能体实际测量一致性误差在量化过程后的 $Q_j(\xi_j(k+1, i-1))$ 用来更新控制算法(9)中的控制输入 $u_j(k, i)$. 因此, 该算法是一种分布式自适应迭代学习控制方法. 在参数迭代更新算法(7)中, 用 $\Delta y_j(k+1, i-1)$ 来估计 $\hat{\phi}_j(k, i)$, 而不是 $\xi_j(k+1, i-1)$, 这样可以保证参数迭代更新算法(7)的收敛性, 如文献[17]中的证明. 参数重置算法(8)可以保证参数迭代更新算法(7)拥有更强对时变参数的跟踪能力。

注6 通过学习控制算法(9), 参数迭代更新算法(7)和参数重置算法(8), 构造了非线性多智能体系统的MFALC方案. 该方法仅利用了每个智能体的I/O数据, 是一种数据驱动的趋同跟踪控制方法. 值得注意的是, PPD参数 $\hat{\phi}_j(k, i)$ 可以通过参数迭代更新算法(7)和重置算法(8)来迭代计算, 不同于现有多智能体系统的迭代学习控制方法, 其学习增益是固定的, 不能自动迭代调整。

3 主要结果

由于周期性DoS攻击的引入, 使得传统的分析方法不能直接应用. 在本节中, 介绍了基于数学期望意义的MFALC(7)–(9)下的稳定性分析. 在给出主要结果之前, 首先给出以下假设和引理。

假设3 对于任意 $k \in [0, 1, \dots, T]$ 和任意 $i = 1, 2, \dots$, 系统PPD参数的符号保持不变, 即 $\phi_j(k, i) > \bar{\varepsilon} > 0$ (或者 $\phi_j(k, i) < \bar{\varepsilon} < 0$), 其中 $\bar{\varepsilon}$ 是一个小正数. 不失一般性, 本文假设 $\phi_j(k, i) > \bar{\varepsilon} > 0$.

假设4 多智能体系统的通信拓扑结构图是一个固定的强连通图。

引理2 用 $S(i)$ 表示不同迭代次数下的正对角线不可约子空间矩阵, S 表示 $S(i)$ 所有可能的集合^[20]. 有

$$\|S(A)S(A-1) \cdots S(1)\| \leq \chi,$$

其中: $\chi \in (0, 1), S(i), i = 1, 2, \dots, A$, 且 A 矩阵属于 S 集合。

注7 假设3代表着多智能体系统输出沿迭代方向不应随着控制输入增加而减少, 可以把这种假设认为是非线性系统的“拟线性系统”特征之一. 与假设3类似的是, 在许多基于模型控制方法中, 通常要求系统输出与控制输入的方向是一致的。

定理1 考虑满足假设1–2, 4的多智能体系统(1), 其一致性误差经过量化后传输过程中遭受周期

性DoS攻击(6)的无模型自适应迭代学习控制算法(7)–(9), 参数 ρ 满足

$$\rho < \frac{1}{\max_{j=1, \dots, N} \sum_{l=1}^N a_{j,l} + d_j},$$

存在 $\lambda_{\min} > 0$ 且 $\lambda > \lambda_{\min}$, 使得对于所有 $j = 1, 2, \dots, N$, 跟踪误差 $e_j(k, i)$ 在 $i \rightarrow \infty$ 时能够收敛到零, 即 $\lim_{i \rightarrow \infty} y_j(k, i) = y_d(k, i)$.

证 定理证明分为两部分, 如下所示.

1) PPD参数 $\hat{\phi}_j(k, i)$ 的有界性.

如果满足重置算法(8), 显然 $\hat{\phi}_j(k, i)$ 有界. 对于其他情况, 定义参数估计误差为 $\tilde{\phi}_j(k, i) = \hat{\phi}_j(k, i) - \phi_j(k, i)$, 式(7)两端减去 $\phi_j(k, i)$, 得

$$\begin{aligned} \tilde{\phi}_j(k, i) = & \left(1 - \frac{\eta |\Delta u_j(k, i-1)|^2}{\mu + |\Delta u_j(k, i-1)|^2}\right) \times \\ & \tilde{\phi}_j(k, i-1) - \Delta \phi_j(k, i), \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $\Delta \phi_j(k, i) = \phi_j(k, i) - \phi_j(k, i-1)$.

由假设3可知, $|\phi_j(k, i)|$ 有界, 存在一个正数 b 使得 $|\phi_j(k, i)| \leq b$, $|\Delta \phi_j(k, i)| \leq 2b$. 对式(11)两端取范数, 可得

$$\begin{aligned} |\tilde{\phi}_j(k, i)| \leq & \left(1 - \frac{\eta |\Delta u_j(k, i-1)|^2}{\mu + |\Delta u_j(k, i-1)|^2}\right) \times \\ & |\tilde{\phi}_j(k, i-1)| + 2b. \end{aligned} \quad (12)$$

当选取合适的 η 和 μ 时, $0 < \eta \leq 1$ 和 $\mu > 0$ 时, 可得 $\eta |\Delta u_j(k, i-1)|^2 \leq \mu + |\Delta u_j(k, i-1)|^2$. 所以 $\frac{\eta |\Delta u_j(k, i-1)|^2}{\mu + |\Delta u_j(k, i-1)|^2}$ 关于 $|\Delta u_j(k, i-1)|$ 是先增后减的, 其最大值为 $\frac{\eta \varepsilon_j^2}{\mu + \varepsilon_j^2}$, 因此, 存在一个正常数 q_1 使得下式成立:

$$\begin{aligned} 0 < & \left(1 - \frac{\eta |\Delta u_j(k, i-1)|^2}{\mu + |\Delta u_j(k, i-1)|^2}\right) < \\ & 1 - \frac{\eta \varepsilon_j^2}{\mu + \varepsilon_j^2} = q_1 < 1. \end{aligned} \quad (13)$$

根据式(12)和式(13)可以得到

$$\begin{aligned} |\tilde{\phi}_j(k, i)| \leq & q_1 |\tilde{\phi}_j(k, i-1)| + 2b \leq \\ & q_1^2 |\tilde{\phi}_j(k, i-2)| + 2bq_1 + 2b \leq \dots \leq \\ & q_1^{i-1} |\tilde{\phi}_j(k, 1)| + \frac{2b(1 - q_1^{i-1})}{1 - q_1}. \end{aligned} \quad (14)$$

所以, $\tilde{\phi}_j(k, i)$ 是有界的. 对于任意 $k \in [0, 1, \dots, T]$ 和 $i = 1, 2, \dots, \hat{\phi}_j(k, i)$ 均有界.

2) 多智能体系统跟踪误差的收敛性.

定义 $e_j(k, i) = y_d(k) - y_j(k, i)$ 为智能体 j 的跟

踪误差. 式(3)可被重写为

$$\xi_j(k, i) = \sum_{l \in N_j} a_{j,l} (e_j(k, i) - e_l(k, i)) + d_j e_j(k, i). \quad (15)$$

定义下列列向量:

$$\begin{aligned} y(k, i) &= [y_1(k, i) \ y_2(k, i) \ \dots \ y_N(k, i)]^T, \\ e(k, i) &= [e_1(k, i) \ e_2(k, i) \ \dots \ e_N(k, i)]^T, \\ u(k, i) &= [u_1(k, i) \ u_2(k, i) \ \dots \ u_N(k, i)]^T, \\ \theta_\beta(k, i) &= \text{diag}\{\theta_{\beta_1}(k, i), \dots, \theta_{\beta_N}(k, i)\}, \\ \delta_\xi \xi(k, i) &= \text{diag}\{\delta_{\xi_1} \xi_1(k, i), \dots, \delta_{\xi_N} \xi_N(k, i)\}. \end{aligned}$$

由此, 根据式(15), 可得

$$\xi(k+1, i-1) = (L + D)e(k+1, i-1). \quad (16)$$

根据MFAILC控制算法(9), 可以得到

$$\begin{aligned} u(k, i) = & u(k, i-1) + \rho \theta_\beta(k, i) \times \\ & \Omega(k, i) Q(\xi(k+1, i-1)), \end{aligned} \quad (17)$$

其中

$$\begin{aligned} \Omega(k, i) = & \text{diag}\left\{\frac{\hat{\phi}_1(k, i)}{\lambda + |\hat{\phi}_1(k, i)|^2}, \dots, \frac{\hat{\phi}_N(k, i)}{\lambda + |\hat{\phi}_N(k, i)|^2}\right\}. \end{aligned}$$

根据式(2)可得

$$\Delta y(k+1, i) = \Phi(k, i) \Delta u(k, i), \quad (18)$$

其中 $\Phi(k, i) = \text{diag}\{\phi_1(k, i), \dots, \phi_N(k, i)\}$.

结合式(16)与式(18), 可得

$$\begin{aligned} e(k+1, i) = & e(k+1, i-1) \times \\ & (I - \rho \theta_\beta(k, i) H(k, i) (I + \delta_\xi) (L + D)), \end{aligned} \quad (19)$$

其中,

$$\begin{aligned} H(k, i) &= \text{diag}\{\nu_1(k, i), \nu_2(k, i), \dots, \nu_N(k, i)\}, \\ \nu_j(k, i) &= \frac{\phi_j(k, i) \hat{\phi}_j(k, i)}{\lambda + |\hat{\phi}_j(k, i)|^2}. \end{aligned}$$

对于 $j = 1, 2, \dots, N$, $\phi_j(k, i)$ 以及 $\hat{\phi}_j(k, i)$ 均有界, $\lambda_{\min} = 0.25b^2$, 当选择 $\lambda > \lambda_{\min}$ 时, 存在一个正常数满足

$$0 < M_1 < \nu_j(k, i) < \frac{b}{2\sqrt{\lambda_{\min}}} < 1. \quad (20)$$

定义 $\Xi(k, i) = H(k, i)(L + D)$. 由于通信拓扑图是有向强连接图, $(I - \rho \theta_\beta(k, i) \Xi(k, i) (I + \delta_\xi))$ 必须是一个不可约矩阵, 若选取 ρ 满足

$$\rho < \frac{1}{\max_{j=1, \dots, N} \sum_{l=1}^N a_{j,l} + d_j},$$

即 ρ 小于 $L + D$ 的最大对角矩阵项的倒数. 由于 $\tau_{\zeta_j} = (1 - \gamma_{\zeta_j}) / (1 + \gamma_{\zeta_j})$, 则 $\tau_{\zeta_j} \in (0, 1)$, $|\delta_{\zeta_j}| < 1$. $E\{\|\bar{\theta}_{\beta}(k, i)\|\} \in (0, 1)$, 对于任意 $k \in [0, 1, \dots, T]$ 和 $i = 1, 2, \dots$, 都满足 $0 < v_j(k, i) < 1$, 可以得到矩阵 $I - \rho\theta_{\beta}(k, i)\Xi(k, i)(I + \delta_{\xi})$ 至少一行的和是严格小于1. 因此, 矩阵 $I - \rho\theta_{\beta}(k, i)\Xi(k, i)(I + \delta_{\xi})$ 是一个具有正对角元素的不可约矩阵.

根据引理2以及 $E\{\theta_{\beta_j}(k, i)\} = \bar{\theta}_{\beta_j}$, 且 $\bar{\theta}_{\beta_j} \in (0, 1)$, 对式(19)两端先取范数, 再取期望, 对于所有 $k \in [0, 1, \dots, T]$, 可得

$$E\{\|e(k+1, i)\|\} \leq E\left\{\left\| \begin{bmatrix} I - \rho\theta_{\beta}(k, i)H(k, i) \\ (I + \delta_{\xi})(L + D) \end{bmatrix} \right\| \right\} \\ \left\| \begin{bmatrix} I - \rho\theta_{\beta}(k, i-1)H(k, i-1) \\ (I + \delta_{\xi})(L + D) \end{bmatrix} \right\| \dots \\ \left\| \begin{bmatrix} I - \rho\theta_{\beta}(k, 2)H(k, 2) \\ (I + \delta_{\xi})(L + D) \end{bmatrix} \right\| \dots \\ E\{\|e(k+1, 1)\|\}. \quad (21)$$

根据引理2, 可得

$$E\{\|e(k+1, i)\|\} \leq \chi^{\lfloor \frac{i-1}{A} \rfloor} E\{\|e(k+1, 1)\|\}, \quad (22)$$

其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示最接近 $\lfloor \frac{i-1}{A} \rfloor$ 真实值的较小整数. 因此, 对于 $k \in [0, 1, \dots, T]$, $\lim_{i \rightarrow \infty} \|e(k+1, i)\| = 0$. 即在均方意义下, 系统收敛. 证毕.

注8 本文将一个完整周期内的DoS攻击集成到一个随机变量 $\theta_{\beta_j}(k, i)$ 中, 如式(5)–(6)所示, 因此DoS攻击完整工作期对系统的影响可以通过 $\theta_{\beta_j}(k, i)$ 的值来反映. $\theta_{\beta_j}(k, i) = 1$ 表示数据包传输成功, 否则数据包传输失败. 在收敛性分析中, 根据数据包传输成功率进行讨论, 以消除对攻击间隔的依赖. 结果表明, 无论是在攻击间隔内还是在休眠间隔内, 系统沿迭代轴的最大跟踪误差都是有界的.

4 仿真示例

本节通过由1个领导者和4个跟随者组成的多智能体系统来验证本文所提算法的有效性. 多智能体系统的通信拓扑结构图如图2所示.

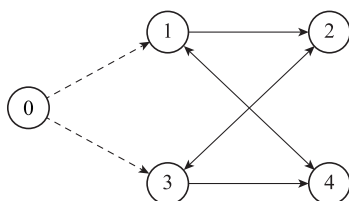


图2 智能体通信拓扑结构图
Fig. 2 Communication graph

其中, 对领导者智能体编号为0, 对跟随者智能体依次编号为1至4. 从图2可以看出, 仅有跟随者智能体1和3能够直接从领导者智能体获取信息, 则 $D = \text{diag}\{1, 0, 1, 0\}$.

对于智能体1至4, 其动力学特性如下^[22, 30]:

$$y_j(k+1) = \begin{cases} \frac{y_j(k)}{1+y_j^2(k)} + u_j^3(k), & 0 \leq k \leq 300, \\ \frac{y_j(k)y_j(k-1)y_j(k-2)u_j(k-1)}{1+y_j^2(k+1)y_j^2(k-2)} + \frac{a(k)u_j(k)}{1+y_j^2(k+1)y_j^2(k-2)}, & 300 < k \leq 600, \end{cases}$$

其中: $a(k) = 1 + \text{rand}(k/50)$ 是时变参数, $k \in [0, 1, \dots, 600]$, $j = 1, 2, 3, 4$. 考虑给定期望轨迹如下(即编号为0的领导者智能体轨迹):

$$y_a(k) = 0.5\sin(2k\pi/300) + 0.3\cos(2k\pi/100).$$

图2的Laplacian矩阵为

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

$L + D$ 的最大对角矩阵项的倒数为0.5, 因此, 满足定理1的收敛条件, 控制器参数 ρ 取0.35. 其他控制器参数设置为 $\eta = 0.7, \mu = \lambda = 0.5, \varepsilon = 10^{-5}$. 量化器参数为 $\gamma_{\xi_1} = \gamma_{\xi_2} = \gamma_{\xi_3} = \gamma_{\xi_4} = 0.7, \kappa_{\xi_1 0} = \kappa_{\xi_2 0} = \kappa_{\xi_3 0} = \kappa_{\xi_4 0} = 0.9$. 对于所有 $j = 1, 2, 3, 4$, 沿迭代次数 i 的初始条件 $y_j(0, i)$ 在区间 $[-0.05, 0.05]$ 上随机变化. 对于 $k \in [0, 1, \dots, 600]$, 首次迭代时的控制输入信号为0, 即 $u_j(k, 0) = 0$. 假设攻击者一个工作周期时间是50, 其中睡眠期持续时间为25, 迭代次数为500, 总的运行时间为600.

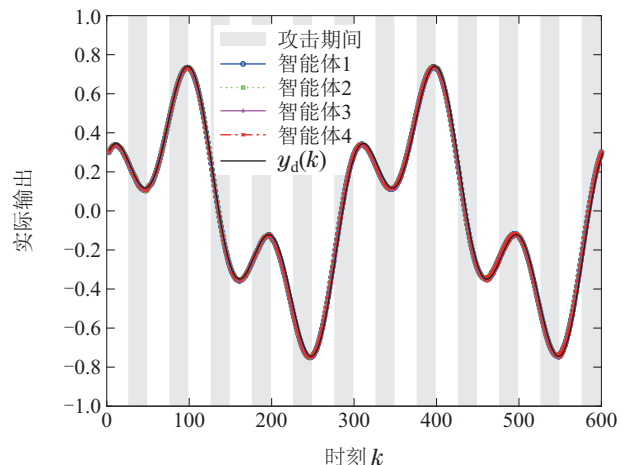


图3 DoS攻击下的智能体输出曲线
Fig. 3 Agent output curves under DoS attack

为方便描述,将4个智能体遭受到的DoS攻击率设置成一致.假设攻击者处于睡眠期时系统数据传输成功率为0.9,处于攻击期时系统数据传输成功率为0.7,图3-4分别给出了第400次迭代时智能体的输出曲线以及系统在DoS攻击下沿迭代轴跟踪误差曲线,图中阴影部分表示系统处在DoS攻击区间.从图3-4中可以得出,在迭代初期,系统输出的超调量和波动范围比较大,表示系统受到DoS攻击的影响发生变化.随着迭代次数的增多,跟踪误差逐渐收敛至零.当迭代次数为400时,系统可以很好地完成跟踪控制任务.

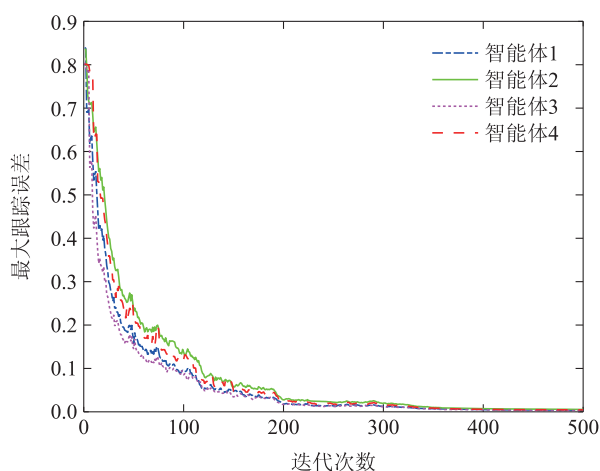


图 4 DoS攻击下智能体最大跟踪误差曲线

Fig. 4 Maximum tracking error curves of agents under DoS attacks

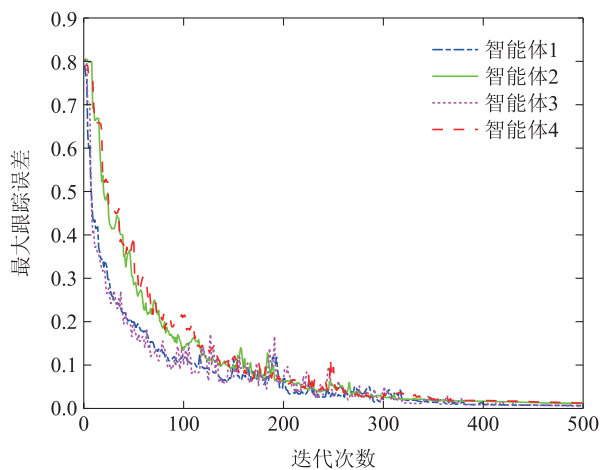


图 5 不同DoS攻击率下智能体最大跟踪误差曲线

Fig. 5 Maximum tracking error curves of agents under different DoS attack rates

另外,不失一般性,本文对每个智能体受到不同DoS攻击率以及拥有不同量化器参数两种情况分别进行了仿真验证,结果如图5-6所示.首先验证不同DoS攻击率下系统的收敛情况.各智能体的量化器参数为 $\kappa_{\xi_j,0} = 0.9, \gamma_{\xi_j} = 0.7 (j = 1, 2, 3, 4)$,假设智能体1、智能体2、智能体3以及智能体4在睡眠期系统数据

包传输的成功率分别为0.95, 0.8, 0.9, 0.75,在攻击期系统数据包传输成功率分别为0.8, 0.4, 0.7, 0.25,仿真结果如图5所示,从图中可以得出,随着DoS攻击的变化,当智能体的DoS攻击率增大导致数据包传输率降低时,算法仍然收敛,但是收敛速度会随着数据包传输成功率的降低而变慢.接下来验证不同量化器参数下系统的收敛情况,保持系统数据包传输成功率不变,均为 $\beta_0 = 0.9, \bar{\beta}_1 = 0.7$,且 $\kappa_{\xi_j,0} = 0.9 (j = 1, 2, 3, 4)$,智能体1到4的量化器参数分别为 $\gamma_{\xi_1} = 0.9, \gamma_{\xi_2} = 0.7, \gamma_{\xi_3} = 0.5$ 与 $\gamma_{\xi_4} = 0.3$,此时仿真结果如图6所示,可以看出,量化器参数的改变会影响系统的收敛速度,但并不影响系统稳定性,证明了所提算法的稳定性.

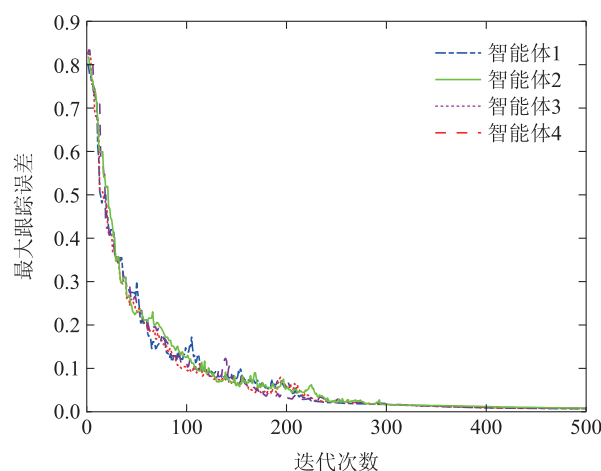


图 6 不同量化器参数下智能体最大跟踪误差曲线

Fig. 6 Maximum tracking error curves of agents under different quantizer parameters

为了进一步验证本文所提算法的有效性,与P型迭代学习控制(iterative learning control, ILC)算法进行了对比,仿真结果如图7所示.由图7可以看出,本文设计的控制算法收敛速度较快.

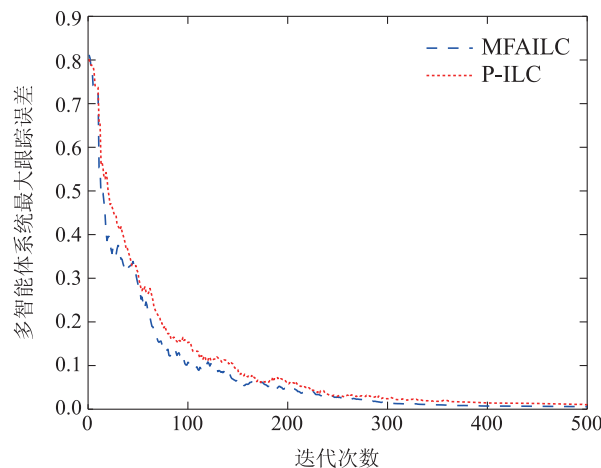


图 7 两种不同方法下多智能体系统最大跟踪误差曲线

Fig. 7 Maximum tracking error curves of multiagent system under two different methods

从图3-7可以看出,多智能体系统在网络中传输经由量化器进行量化处理后的数据包遇到DoS攻击现象时,所提MFAILC方案仅需要较少次数的重复迭代过程就可以实现较好的数据传输,实现系统对期望轨迹的完全跟踪。

5 结论

本文考虑了一类在周期性DoS攻击下的多智能体系统的趋同跟踪问题,并通过压缩映射的方法给出了系统收敛的充分条件。结果表明,对于存在周期性DoS攻击的多智能体系统,所提算法仍可以保证系统的收敛性。该控制方案在仅有部分跟随者智能体可以从领导者智能体接收信息情况下,所有智能体均可以跟踪上期望轨迹。在未来的研究中,将考虑把所得结果扩展到随机切换拓扑结构中。

参考文献:

- [1] DUAN P, LIU K, HUANG N, et al. Event-based distributed tracking control for second-order multiagent systems with switching networks. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 50(9): 3220 – 3230.
- [2] WANG Fang, CHEN Xin, HE Yong, et al. Finite-time consensus control of second-order multi-agent systems with jointly-connected topologies. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(7): 981 – 986.
(王芳, 陈鑫, 何勇, 等. 联合连通条件下的二阶多智能体系统有限时间一致性控制. *控制理论与应用*, 2014, 31(7): 981 – 986.)
- [3] NI J, TANG Y, SHI P. A new fixed-time consensus tracking approach for second-order multiagent systems under directed communication topology. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(4): 2488 – 2500.
- [4] CUI Yanliang, FEI Minrui, DU Dajun, et al. Event-triggered consensus of multi-agent systems with data transmission delays and random packet dropouts. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(9): 1208 – 1218.
(崔彦良, 费敏锐, 杜大军, 等. 通信延时和数据丢包下事件驱动的多智能体系统一致性研究. *控制理论与应用*, 2015, 32(9): 1208 – 1218.)
- [5] WU Yiming, DING Jiajun, HE Xiongxiang, et al. Secure consensus control for multi-agent systems under communication delay. *Control Theory & Applications*, 2016, 33(8): 1039 – 1045.
(伍益明, 丁佳骏, 何熊熊, 等. 通信时延下多智能体系统的安全一致性控制. *控制理论与应用*, 2016, 33(8): 1039 – 1045.)
- [6] CHEN K, WANG J, ZHANG Y, et al. Leader-following consensus for a class of nonlinear strict-feedback multiagent systems with state time-delays. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 50(7): 2351 – 2361.
- [7] LIU P, HUANG Z, GUO X. Event-triggered secure group consensus of second-order multi-agent systems under periodic DoS attacks. *The 10th Data Driven Control and Learning Systems Conference*, Suzhou, China: IEEE, 2021: 1007 – 1012.
- [8] FRANZE G, TEDESCO F, FAMULARO D. Resilience against replay attacks: A distributed model predictive control scheme for networked multi-agent systems. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 8(3): 628 – 640.
- [9] CUI Y, LIU Y, ZHANG W, et al. Sampled-based consensus for nonlinear multiagent systems with deception attacks: The decoupled method. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(1): 561 – 573.
- [10] HU S, YUE D, XIE X, et al. Resilient event-triggered controller synthesis of networked control systems under periodic DoS jamming attacks. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(12): 4271 – 4281.
- [11] TIAN E, WANG X, PENG C. Probabilistic-constrained distributed filtering for a class of nonlinear stochastic systems subject to periodic DoS attacks. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2020, 67(12): 5369 – 5379.
- [12] WANG Yuda, ZHA Lijuan, LIU Jinliang, et al. Event-based consensus of multi-agent systems with deception attacks. *Journal of Nanjing University of Information Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2019, 11(4): 380 – 389.
(王誉达, 查利娟, 刘金良, 等. 基于事件触发和欺骗攻击的多智能体一致性控制. *南京信息工程大学学报(自然科学版)*, 2019, 11(4): 380 – 389.)
- [13] WANG Y, GUNTER G, NICE M, et al. Online parameter estimation methods for adaptive cruise control systems. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2021, 6(2): 288 – 298.
- [14] ZHANG D, FENG G. A new switched system approach to leader-follower consensus of heterogeneous linear multiagent systems with DoS attack. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(2): 1258 – 1266.
- [15] DENG C, WEN C. Distributed resilient observer-based fault-tolerant control for heterogeneous multiagent systems under actuator faults and DoS attacks. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2020, 7(3): 1308 – 1318.
- [16] GUO X, ZHANG D, WANG J, et al. Adaptive memory event-triggered observer-based control for nonlinear multi-agent systems under DoS attacks. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 8(10): 1644 – 1656.
- [17] HU J, FENG G. Quantized tracking control for a multi-agent system with high-order leader dynamics. *Asian Journal of Control*, 2011, 13(6): 988 – 997.
- [18] LIU G, PAN Y, LAM H, et al. Event-triggered fuzzy adaptive quantized control for nonlinear multi-agent systems in nonaffine pure-feedback form. *Fuzzy Sets and Systems*, 2021, 416: 27 – 46.
- [19] LIANG Jiaqi, BU Xuhui, LIU Jian, et al. Iterative learning consensus tracking control for a class of multi-agent systems with output saturation. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(6): 786 – 794.
(梁嘉琪, 卜旭辉, 刘建, 等. 输出饱和和多智能体系统的迭代学习趋同跟踪控制. *控制理论与应用*, 2018, 35(6): 786 – 794.)
- [20] YANG S, XU J, LI X. Iterative learning control with input sharing for multi-agent consensus tracking. *Systems & Control Letters*, 2016, 94: 97 – 106.
- [21] BU X, HOU Z, ZHANG H. Data-driven multiagent systems consensus tracking using model free adaptive control. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(5): 1514 – 1524.
- [22] BU X, YU Q, HOU Z, et al. Model free adaptive iterative learning consensus tracking control for a class of nonlinear multiagent systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(4): 677 – 686.
- [23] HUA C, QIU Y, GUAN X. Event-triggered iterative learning containment control of model-free multiagent systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(12): 7719 – 7726.
- [24] CHI R, HOU Z. Dual-stage optimal iterative learning control for nonlinear non-affine discrete-time systems. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(10): 1061 – 1065.
- [25] YUAN H, XIA Y. Resilient strategy design for cyber-physical system under DoS attack over a multi-channel framework. *Information Sciences*, 2018, 454: 312 – 327.

- [26] BU X, HOU Z, YU Q, et al. Quantized data driven iterative learning control for a class of nonlinear systems with sensor saturation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 50(12): 5119 – 5129.
- [27] WANG Yinan, LIN Yanjun, LI Huan, et al. Vulnerability analysis and countermeasures of electrical network control systems under DoS attacks. *Control and Decision*, 2017, 32(3): 411 – 418.
(王轶楠, 林彦君, 李焕, 等. DoS攻击下电力网络控制系统脆弱性分析及防御. *控制与决策*, 2017, 32(3): 411 – 418.)
- [28] FENG S, TESI P. Resilient control under denial-of-service: Robust design. *Automatica*, 2017, 79: 42 – 51.
- [29] DE PERSIS C, TESI P. Networked control of nonlinear systems under denial-of-service. *Systems & Control Letters*, 2016, 96: 124 – 131.
- [30] CHI R, HUI Y, ZHANG S, et al. Discrete-time extended state observer-based model-free adaptive control via local dynamic linearization. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(10): 8691 – 8701.

作者简介:

郭金丽 硕士研究生, 目前研究方向为无模型自适应控制、多智能体系统, E-mail: 1090846744@qq.com;

卜旭辉 教授, 博士生导师, 目前研究方向为数据驱动控制、迭代学习控制、交通系统控制、网络系统控制, E-mail: buxuhui@gmail.com;

崔立志 副教授, 硕士生导师, 目前研究方向为智能控制, E-mail: zh0308@hpu.edu.cn;

陈宗遥 硕士研究生, 目前研究方向为负荷频率控制、数据驱动控制, E-mail: 1556771859@qq.com.