

控制与决策

Control and Decision

虚假数据注入攻击下多智能体系统的均方二分一致性研究

纪良浩, 李海, 李华青

引用本文:

纪良浩, 李海, 李华青. 虚假数据注入攻击下多智能体系统的均方二分一致性研究[J]. *控制与决策*, 2023, 38(12): 3363–3371.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0621>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[分布式最小二乘估计中隐匿FDI攻击策略的设计](#)

Hidden FDI attack strategy for distributed least square estimation

控制与决策. 2021, 36(8): 1963–1969 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1688>

[基于转换量测容积卡尔曼滤波器带多普勒量测的目标跟踪算法](#)

Converted measurement cubature Kalman filter for Doppler-assisted target tracking

控制与决策. 2021, 36(6): 1425–1434 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1070>

[含有分数阶有色关联噪声的分数阶系统的卡尔曼滤波器设计](#)

Design of Kalman filter for fractional-order systems with correlated fractional-order colored noises

控制与决策. 2021, 36(7): 1672–1678 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1418>

[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>

[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>

虚假数据注入攻击下多智能体系统的均方二分一致性研究

纪良浩^{1†}, 李海¹, 李华青²

(1. 重庆邮电大学 图像认知重庆市重点实验室, 重庆 400065; 2. 西南大学 电子与信息工程学院, 重庆 400715)

摘要: 研究在虚假数据注入 (false data injection, FDI) 攻击下带有过程噪声的多智能体系统的均方二分一致性问题. 考虑智能体间的合作与竞争交互, 在卡尔曼滤波框架下设计一种新颖的能够估计邻居智能体状态的算法, 并从理论上证明算法的稳定性. 与同类算法相比, 该算法考虑了估计器测量范围内和测量范围外智能体的相关性. 实验结果表明, 相较于局部卡尔曼滤波算法, 所提出估计算法具有更好的估计性能. 在此基础上提出一种基于状态估计算法的安全保护机制, 使智能体的状态更新能采用安全值, 从而消除 FDI 攻击的影响, 保障系统能够渐近实现均方二分一致性. 最后通过数值实验对理论结果进行验证.

关键词: 多智能体系统; 合作与竞争交互; 均方二分一致性; FDI 攻击; 状态估计

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0621

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 纪良浩, 李海, 李华青. 虚假数据注入攻击下多智能体系统的均方二分一致性研究 [J]. 控制与决策, 2023, 38(12): 3363-3371.

Mean square bipartite consensus for multi-agent systems under false data injection attacks

Ji Liang-hao^{1†}, Li Hai¹, Li Hua-qing²

(1. Chongqing Key Laboratory of Image Cognition, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. College of Electronic and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract: This paper investigates the problem of mean square bipartite consensus for multi-agent systems under false data injection (FDI) attacks. First, considering the cooperative and competitive interaction among the agents, under the framework of the Kalman filter, a novel algorithm for estimating the states of neighboring agents is designed and the stability of the algorithm is theoretically proved. Unlike related work, the proposed algorithm takes into account the correlation of agents within and outside the measurement range of the estimator. The experimental results show that the estimation algorithm has better estimation performance than the local Kalman filter algorithm. Meanwhile, a security protection mechanism based on a state estimation algorithm is addressed, so that the state update of the agent can adopt a safe value, which eliminates the impact of FDI attacks and ensures that the system can achieve mean square bipartite consensus asymptotically. Finally, the theoretical results are verified by several numerical simulations.

Keywords: multi-agent systems; cooperative and competitive interaction; mean square bipartite consensus; FDI attacks; state estimation

0 引言

多智能体系统分组一致性是复杂系统群体智能涌现以及集群协同控制的根本要求. 近年来, 随着多智能体系统分组一致协同控制在智能电网、无人机编队控制等领域的广泛应用^[1-4], 其逐渐引起众多领域研究者的广泛关注. 对于多智能体系统, 传统的鲁

棒性以及容错机制的设计, 不能满足系统遭遇外部恶意攻击时的安全性控制要求. 鉴于当前复杂的网络环境, 多智能体系统对恶劣环境的容忍能力及协同实现任务目标的稳定性等面临着更大的挑战^[5].

多智能体系统中存在网络攻击时, 会使智能体间的通信信息被窃取或篡改, 进而导致智能体性能

收稿日期: 2022-04-15; 录用日期: 2022-07-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62276036, 61876200); 重庆市教委重大科技项目(KJZD-M202100602).

责任编辑: 杨涛.

[†]通讯作者. E-mail: jilh@cqupt.edu.cn.

*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

下降,甚至无法完成预期任务.目前多智能体系统中存在的网络攻击主要有以下几种形式:拒绝服务(denial-of-service, DoS)攻击、欺骗攻击、FDI攻击,其中FDI攻击可视作欺骗攻击的一个子类.FDI攻击通过注入不同的信号替换真实信息,或者改变真实信息的完整性.DoS攻击的目的是破坏通信信道,阻止智能体之间的信息交换.FDI攻击比DoS攻击更隐蔽,更难以检测^[6].攻击者很容易将虚假数据注入到信道中,这使得FDI攻击在多智能体系统中很普遍.然而,在FDI攻击下多智能体系统的一致性研究仍处于起步阶段^[7],因此,研究FDI攻击下多智能体系统的安全一致性问题更加具有实际意义.

当多智能体系统中存在FDI攻击时,研究者主要从以下几个方面进行考虑:

1) 考虑FDI攻击发生的位置.文献[8-9]研究了智能体间的通信信道被攻击者注入虚假数据的情况.文献[9]为每个传感器设置一个保护器,以决定是否使用接收到的数据.对于传感器到控制器信道受到FDI攻击的情况,文献[10]基于估计器设计的故障检测机制能够及时发现故障,解决了外部干扰、故障以及FDI攻击下非线性多智能体系统的安全一致性问题.文献[11]研究了控制器到执行器的信道受到攻击的情况.文献[12-13]研究了传感器到控制器的信道,以及控制器到执行器的信道同时发生FDI攻击的情况.

2) 考虑智能体间的交互.文献[14-15]研究了FDI攻击下智能体间的合作交互.文献[14]设计一种自适应事件触发方案,解决了一类受网络攻击的线性多智能体系统的安全一致性问题.

3) 考虑如何消除FDI攻击对系统的影响.文献[16]提出了一种带攻击补偿器的控制方法,目的是确保在FDI攻击下多智能体系统的最终有界性.值得注意的是,文献[16]考虑的是连续攻击模型,这种模型有助于设计攻击补偿器.

综合上述分析可以发现:1)在考虑FDI攻击发生的位置时,文献[8-11]研究的均是攻击发生在单一位置,例如,攻击只发生在智能体间的信道中,或者智能体内部传感器到控制器的信道中,而研究更为复杂的多个位置同时遭受攻击的相关文献较少^[12-13].理论上,考虑攻击同时发生在多个位置能使系统在更为恶劣的环境下工作,因此研究多个位置受到攻击尤为重要.2)当系统中存在FDI攻击时,学者们主要研究智能体间单一的合作或竞争交互,较少考虑智能体间更为常见的合作与竞争交互^[17].例如:在铁路运输

中,火车之间既会合作运输货物也会竞争轨道的使用权^[18].因此,研究智能体间合作竞争交互更符合实际应用.3)已有文献大多仅考虑系统的整体一致性,但是群体一致不适合在现实中应用更加广泛的多任务分组协作场景.例如:无人机做飞行表演时,通常分为多个小组,每组根据不同的控制动作采用不同的队形.因此,研究多智能体系统的安全分组一致性问题更具有现实意义.

受相关工作的启发,本文将研究FDI攻击下带有过程噪声的多智能体系统的均方二分一致性问题.主要贡献如下:

1)与文献[8-11]仅考虑单一位置存在FDI攻击不同,本文考虑传感器到控制器的信道,以及智能体间的信道同时受到攻击者注入的虚假数据影响.由于传感器、控制器和执行器采用远程连接的方式,组件之间的信道容易受到攻击,研究智能体各组件之间的信道同时遭受攻击更接近实际应用.

2)对存在FDI攻击和过程噪声的多智能体系统在均方意义下的二分一致性问题进行研究.虽然已有较多关于二分一致性的研究成果^[19-21],但是较少有研究者考虑通信环境的复杂性,当同时存在FDI攻击和噪声时,系统的稳定性和收敛性能都会受到影响.

3)本文所提出的估计算法考虑估计器测量范围内和测量范围外智能体的相关性,与局部卡尔曼滤波算法相比,具有更好的估计性能.在此基础上提出一种安全保护机制,以检测和排除攻击者注入的虚假数据.此外,引入事件触发机制减少状态信息的传输,进而缓解网络拥塞.

1 预备知识

1.1 图论知识

假设线性多智能体系统中有 N 个智能体,各智能体之间进行信息交换的网络拓扑结构用一个有符号的无向加权图 $G = \{V, E, A\}$ 表示. $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 为有限且非空的节点集. $E \in V \times V$ 为边集, $e_{ji} = (v_j, v_i) \in E$ 当且仅当智能体 i 能收到智能体 j 发送的信息.在无向图中,智能体 i 与智能体 j 相互传递信息的边等价,即 $e_{ij} = e_{ji}$.邻接矩阵 $A = [a_{ij}] \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 为图 G 中各节点间的连接关系, a_{ij} 为边 e_{ij} 的权重,假设图 G 中不存在自环,即 $a_{ii} = 0$. $a_{ij} < 0$ 表示智能体 i 与智能体 j 之间竞争交互, $a_{ij} > 0$ 表示智能体 i 与智能体 j 之间合作交互.智能体 i 的邻居节点集合用 $N_i = \{j \in V | (v_j, v_i) \in E\}$ 表示.智能体 i 的

入度定义为 $\deg_{in}^i = \sum_{j \in N_i} |a_{ij}|$. 符号图对应的拉普拉斯矩阵为 $L = D - A = [l_{ij}] \in \mathbf{R}^{N \times N}$, $D = \text{diag}(\deg_{in}^1, \dots, \deg_{in}^N) \in \mathbf{R}^{N \times N}$. $G^u = \{V, E, A^u\}$ 表示符号图 G 对应的无符号图, $L^u = D - A^u = [\hat{l}_{ij}] \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 为 G^u 的拉普拉斯矩阵, $\hat{l}_{ii} = \sum_{j=1}^N a_{ij}$, 且当 $i \neq j$ 时, $\hat{l}_{ij} = -a_{ij}$.

引理1^[22] 图 G^u 的拉普拉斯矩阵 L^u 至少有一个零特征值, 且所有非零特征值均有正实部. 如果图 G^u 有一个生成树, 则 L^u 只有一个零特征值和对应的特征向量 $\mathbf{1}_N$.

为了描述二分一致性, 引入结构平衡定义^[23].

定义1 称符号图 G 为结构平衡的, 若其全部节点可分为两个节点集 V_1 和 V_2 , 且满足 $V_1 \cup V_2 = V$, $V_1 \cap V_2 = \emptyset$, 使得 $a_{ij} \geq 0$ 时, $\forall v_i, v_j \in V_k (k \in \{1, 2\})$, 且 $a_{ij} \leq 0$ 时, $\forall v_i \in V_m, \forall v_j \in V_n, m \neq n (m, n \in \{1, 2\})$. 否则称图 G 是结构不平衡的.

1.2 理论准备

引理2^[24] 对于任意矩阵 $Z \in \mathbf{R}^{N \times N}$, 有 $\lambda_i(\hat{Z}) \leq \|Z\|$, $i = 1, 2, \dots, N$.

证明 定义 $b = \|Z\|$, 由 $(I_N - \frac{Z}{b})^T (I_N - \frac{Z}{b}) \geq 0$ 以及单调性定理, 可得

$$\lambda_N \left(I + \frac{Z^T Z}{b^2} \right) = 2 \geq \lambda_N \left(\frac{Z^T + Z}{b} \right) = \frac{2}{b} \lambda_N(\hat{Z}),$$

进而可得 $\lambda_i(\hat{Z}) \leq \|Z\|$. 其中: $\hat{Z} = (Z + Z^T)/2$, $\lambda_i(\hat{Z})$ 为 \hat{Z} 第 i 小的特征值, I_N 为 N 行 N 列的单位矩阵. \square

1.3 系统描述

考虑如下 N 个智能体组成的离散多智能体系统:

$$x_i(k+1) = x_i(k) + u_i(k) + w_i(k). \quad (1)$$

其中: $x_i(k) \in \mathbf{R}$ 、 $u_i(k) \in \mathbf{R}$ 分别为智能体 i 的状态信息和控制输入; $w_i(k) \in \mathbf{R}$ 为具有正定协方差矩阵 $Q_i(k)$ 的高斯白噪声, 即 $w_i(k) \in (0, Q_i(k))$. 此外, 不同智能体之间的噪声互不相关.

由于每个智能体的控制输入取决于相邻节点的状态, 给出控制输入如下:

$$u_i(k) = c \sum_{j \in N_{Q_i}} a_{ij} (x_j(k) - x_i(k)) + c \sum_{j \in N_{R_i}} a_{ij} (x_j(k) + x_i(k)). \quad (2)$$

其中: $c > 0$ 为一致性增益; N_{Q_i} 和 N_{R_i} 分别为与智能体 i 属于同一组和不同组的相邻智能体集合. 文中考虑的合作竞争交互机制如下: 所有智能体被划分为两个组, 同组智能体之间存在合作关系, 不同组智能体之间存在竞争关系. 显然, 智能体 i 的邻居节点只

会在 N_{Q_i} 或 N_{R_i} , 因此 $N_i = N_{Q_i} \cup N_{R_i}$. 假设前 U 个智能体为一组, 后 $N - U$ 个智能体为一组.

将智能体的真实信息替换为相应测量设备的测量值, $\{y_{ij}(k) | j \in V\}$ 表示智能体 i 的测量集合, 则有

$$y_{ij}(k) = d_{ij}(x_j(k) + v_{ij}(k)), \quad \forall j \in V. \quad (3)$$

其中: $y_{ij}(k)$ 为 k 时刻智能体 i 观测到的智能体 j 的状态; $v_{ij}(k)$ 为具有零均值和协方差 $R_i(k) \succ 0$ 的测量噪声, 即 $v_{ij}(k) \in (0, R_i(k))$; d_{ij} 表示智能体 j 是否在智能体 i 测量范围内的变量, 有

$$d_{ij} = \begin{cases} 1, & j \in N_i; \\ 0, & j \notin N_i. \end{cases}$$

将式(3)代入(2), 节点 i 的控制输入可重写为

$$u_i(k) = c \sum_{j \in N_{Q_i}} a_{ij} (y_{ij}(k) - y_{ii}(k)) + c \sum_{j \in N_{R_i}} a_{ij} (y_{ij}(k) + y_{ii}(k)). \quad (4)$$

定义2 当如下条件满足时, 系统(1)可实现均方二分一致性:

$$\begin{cases} E[\|x_i(k)\|^2] < \infty, \\ \lim_{k \rightarrow \infty} E[\|x_i(k) - \gamma_i x^*\|^2] = 0. \end{cases} \quad (5)$$

其中: x^* 为随机变量, $\gamma_i \in \{-1, +1\}$.

1.4 攻击模型

假设智能体间传输的状态信息受到了攻击, 并且传感器到控制器信道也受到了攻击. 攻击者将虚假数据注入真实信息中, 进而影响多智能体系统的收敛性能.

智能体 i 与智能体 j 通信信道上的攻击可建模为

$$x_j^a(k) = x_j(k) + \beta_{ij}(k) \mu_{ij}(k). \quad (6)$$

其中: $x_j^a(k)$ 为节点 j 发出的信息被注入虚假数据后的状态值, $\mu_{ij}(k)$ 为攻击者注入的攻击信号, 设 $\mu_{ij}(k)$ 为有界实数. 同样地, 在智能体 i 内部传感器到控制器信道上的攻击可建模为

$$x_i^a(k) = x_i(k) + \beta_{ij}(k) \mu_{ij}(k), \quad (7)$$

其中 $x_i^a(k)$ 为受攻击影响后的状态值. 假设节点 j 到节点 i 的信道以及节点 i 内部传感器到控制器信道被攻击者注入相同的攻击信号, 在式(6)和(7)中, 攻击决策变量 $\beta_{ij}(k)$ 和攻击信号 $\mu_{ij}(k)$ 是相同的. 定义 $\beta_{ij}(k)$ 服从伯努利分布, 当 FDI 攻击发生时, 变量 $\beta_{ij}(k) = 1$, 否则 $\beta_{ij}(k) = 0$. FDI 攻击发生和不发生的概率分别为

$$\begin{cases} \text{Prob}(\beta_{ij}(k) = 1) = \tau, \\ \text{Prob}(\beta_{ij}(k) = 0) = 1 - \tau. \end{cases} \quad (8)$$

其中 $\tau \in [0, 1]$ 为一个常量, 当 $(i, j) \neq (u, v)$ 时, β_{ij} 独立于 β_{uv} .

2 主要内容

为了消除攻击者对系统的影响, 设计如图1所示的安全保护机制. 每个智能体都配备一个基于测量的估计器以估计相邻智能体的状态, 并且设计一个攻击检测器和事件生成器. $x_i(k)$ 、 $x_j(k)$ 分别为智能体 i 和智能体 j 的状态, $v_{ij}(k)$ 为智能体 i 内嵌估计器的测量噪声, $x_j^a(k)$ 为节点 i 从通信网络中接收的智能体 j 的状态, $x_i^a(k)$ 为从通信网络中接收的智能体 i 的状态, $\hat{x}_i^i(k|k)$ 为对智能体 i 状态的估计, $\hat{x}_j^i(k|k)$ 为对智能体 j 状态的估计, $x_i^s(k)$ 和 $x_j^s(k)$ 为经过检测后的安全值.

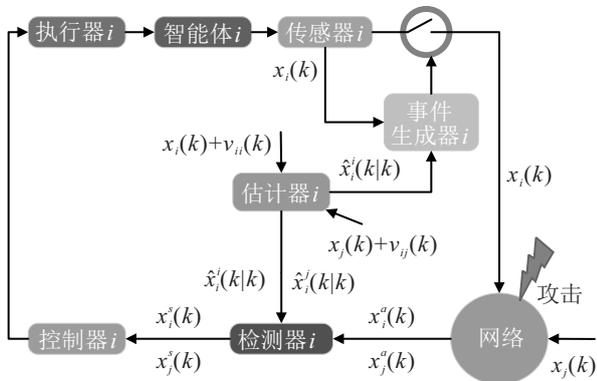


图1 安全保护机制原理

假设1 内嵌在智能体内部的估计器已知通讯拓扑 G 以及多智能体系统的动力学模型.

2.1 状态估计算法设计

首先, 使用经典的卡尔曼滤波器估计智能体自身的状态, 估计过程分为如下两个阶段:

1) 预测.

$$\hat{x}_i^i(k+1|k) = \hat{x}_i^i(k|k) + u_i(k), \quad (9)$$

$$\text{var}_i^i(k+1|k) = \text{var}_i^i(k|k) + Q_i(k). \quad (10)$$

2) 更新.

$$\begin{aligned} \hat{x}_i^i(k+1|k+1) = & \hat{x}_i^i(k+1|k) + K_{ii}(k+1)[y_{ii}(k+1) - \hat{x}_i^i(k+1|k)], \\ & (11) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{var}_i^i(k+1|k+1) = & \text{var}_i^i(k+1|k) - K_{ii}(k+1)\text{var}_i^i(k+1|k), \\ & (12) \end{aligned}$$

$$K_{ii}(k+1) = \frac{\text{var}_i^i(k+1|k)}{\text{var}_i^i(k+1|k) + R_i(k+1)}. \quad (13)$$

假设2 假设每个不可观测的智能体状态 $x_j(k)$ ($j \notin N_i$) 服从高斯分布, 且具有均值 \hat{x}_j 和正定协方差 Ω_j , 可以表示为 $x_j \sim N(\hat{x}_j, \Omega_j)$.

中心极限定理证明了这一假设的正确性. 该定理指出, 实际系统中的许多概率分布可近似为高斯分布^[25]. 本文设计的状态估计算法可以在假设2的帮助下更好地估计邻居节点的状态.

基于测量的状态估计过程中, 智能体 i 内嵌的估计器可以测得智能体 j 的状态为 $x_j(k) + v_{ij}(k)$, 结合式(1)和(4)可得

$$x_i(k+1) = x_i(k) - c \sum_{j=1}^N l_{ij} y_{ij}(k) + w_i(k). \quad (14)$$

令 $Y_i(k) = [y_{i1}^T, y_{i2}^T, \dots, y_{iN}^T]$, 式(14)重写为

$$x_i(k+1) = x_i(k) - c(L_i^u - Z_i)Y_i(k) + w_i(k). \quad (15)$$

其中

$$L_i^u = [\hat{l}_{i1} \quad \hat{l}_{i2} \quad \dots \quad \hat{l}_{iN}];$$

$$Z_i = [0, \dots, 0, \underbrace{2\hat{l}_{iU+1}, \dots, 2\hat{l}_{iN}}_U], \quad i \in [0, U];$$

$$Z_i = [2\hat{l}_{i1}, \dots, 2\hat{l}_{iU}, \underbrace{0, \dots, 0}_{N-U}], \quad i \in [U+1, N].$$

令 $Y_i^k = \{Y_i(0), Y_i(1), \dots, Y_i(k)\}$ 表示从初始时刻到时间步长 k 估计器的测量集合. 从智能体 i 的角度看, k 时刻智能体 j 状态的后验均值和后验协方差如下:

$$\hat{x}_j^i(k|k) = E[x_j(k) | Y_i^k], \quad (16)$$

$$\text{var}_j^i(k|k) = E[(x_j(k) - \hat{x}_j^i(k|k)) \times (x_j(k) - \hat{x}_j^i(k|k))^T]. \quad (17)$$

随着时间的推移, 智能体间会动态交互, 因此其状态估计是相关联的. 假设智能体 s 是智能体 j 测量范围内的邻居智能体, 给出智能体 s 和智能体 j 的互协方差如下:

$$\begin{aligned} \text{var}_{js}^i(k|k) = & E[(x_j(k) - \hat{x}_j^i(k|k)) \times \\ & (x_j(k) - \hat{x}_s^i(k|k))^T], \quad j \neq s. \quad (18) \end{aligned}$$

均值、协方差、互协方差的上标 i 代表状态估计仅用估计器测量集 Y_i^k 计算. 下面从预测和更新两个阶段详细介绍估计算法.

2.1.1 预测阶段

假设在 k 时刻, 智能体 i 内部的估计器有智能体 j 的后验状态估计, 那么在 $k+1$ 时刻, 智能体 j 的先验状态估计可以表示为

$$\begin{aligned} \hat{x}_j^i(k+1|k) = & E[x_j(k+1) | Y_i^k] = \\ & \hat{x}_j^i(k|k) - c(L_j^u - Z_j)\hat{Y}_j^i(k). \quad (19) \end{aligned}$$

其中

$$\hat{Y}_j^i(k) = E[Y_j(k) | Y_i^k] =$$

$$[\hat{x}_1^{iT}(k|k) \ \hat{x}_2^{iT}(k|k) \ \dots \ \hat{x}_N^{iT}(k|k)]^T.$$

$\hat{x}_j^i(k+1|k)$ 对应的先验协方差为

$$\begin{aligned} \text{var}_j^i(k+1|k) = & E[(x_j(k+1) - \hat{x}_j^i(k+1|k)) \times \\ & (x_j(k+1) - \hat{x}_j^i(k+1|k))^T] = \\ & \text{var}_j^i(k) + c^2(L_j^u - Z_j)\text{var}_j^{iY}(k)(L_j^u - Z_j)^T + \\ & cE_j^i(k)(L_j^u - Z_j)^T + c(L_j^u - Z_j)^T E_j^i(k) + Q_j. \end{aligned} \quad (20)$$

其中

$$\begin{aligned} E_j^i(k) = & [\text{var}_{j_1}^i(k|k), \dots, \text{var}_{j_N}^i(k|k)], \\ \text{var}_j^{iY}(k) = & \begin{bmatrix} \text{var}_1^i(k|k) + R_j & \dots & \text{var}_{1N}^i(k|k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{var}_{N1}^i(k|k) & \dots & \text{var}_N^i(k|k) + R_j \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

2.1.2 更新阶段

Y_i^k 包含两种类型的信息,一种是估计器测量范围内智能体的状态,另一种是智能体是否在估计器测量范围内.例如,当 $y_{ij} = 0$ 时表示智能体 j 不在智能体 i 的测量范围内,而不是代表智能体 j 的状态为0.为了避免两种信息造成混淆,引入一个操作符 $\Pi_i: \mathbf{R}^N \rightarrow \mathbf{R}^{|N_i|}$ 仅包含估计器测量范围内的信息.智能体 i 的测量范围为 $\Pi_i(Y_i)$,用 $\bar{A}_i \in \mathbf{R}^{|N_i| \times N}$ 代表与图 G 相关的测量矩阵,有

$$\bar{A}_i = [\bar{a}_1 \ \bar{a}_2 \ \dots \ \bar{a}_{|N_i|}]^T. \quad (21)$$

其中 $\bar{a}_t \in \mathbf{R}^N (t = 1, 2, \dots, |N_i|)$ 是由邻接矩阵元素组成的对角矩阵 $\text{diag}(a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iN})$ 的非零列向量.则 $\Pi_i(Y_i)$ 可表示为

$$\Pi_i(Y_i) = \bar{A}_i Y_i = [y_{iF_1}^T \ y_{iF_2}^T \ \dots \ y_{iF_N}^T]^T, \quad (22)$$

其中 $\{F_1, F_2, \dots, F_N\} = N_i$ 为智能体 i 内嵌估计器的测量范围.

考虑智能体 i 的邻居智能体集合的状态估计,其结构如下:

$$\begin{aligned} \Pi_i(\hat{Y}_i^i(k+1)) = & E[\Pi_i(Y_i(k+1))|Y_i^k] = \\ & \begin{bmatrix} \hat{x}_{F_1}^i(k+1|k) \\ \hat{x}_{F_2}^i(k+1|k) \\ \vdots \\ \hat{x}_{F_{|N_i|}}^i(k+1|k) \end{bmatrix} = \\ & \begin{bmatrix} \hat{x}_{F_1}^i(k|k) - c(L_{F_1}^u - Z_{F_1})\hat{Y}_{F_1}^i(k) \\ \hat{x}_{F_2}^i(k|k) - c(L_{F_2}^u - Z_{F_2})\hat{Y}_{F_2}^i(k) \\ \vdots \\ \hat{x}_{F_{|N_i|}}^i(k|k) - c(L_{F_{|N_i|}}^u - Z_{F_{|N_i|}})\hat{Y}_{F_{|N_i|}}^i(k) \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (23)$$

相应的协方差矩阵为

$$\begin{aligned} \text{var}_i^{i\Pi}(k+1) = & E[(\Pi_i(Y_i(k+1)) - \Pi_i(\hat{Y}_i^i(k+1))) \times \\ & (\Pi_i(Y_i(k+1)) - \Pi_i(\hat{Y}_i^i(k+1)))^T] = \\ & \begin{bmatrix} \text{var}_{F_1}^i(k+1|k) + R_i & \dots & \text{var}_{F_1 F_{|N_i|}}^i(k|k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{var}_{F_{|N_i|} F_1}^i(k+1|k) & \dots & \text{var}_{F_{|N_i|}}^i(k+1|k) + R_i \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (24)$$

其中非对角线元素 $\text{var}_{jt}^i(k+1|k) (j \neq t)$ 为智能体 j 与智能体 i 之间的互协方差,并且智能体 j 和智能体 t 均为智能体 i 的邻居节点.且有

$$\begin{aligned} \text{var}_{jt}^i(k+1|k) = & E[(x_j(k+1) - \hat{x}_j^i(k+1|k)) \times \\ & (x_t(k+1) - \hat{x}_t^i(k+1|k))^T] = \\ & \text{var}_{jt}^i(k|k) + c^2(L_j^u - Z_j)\text{var}_{jt}^{iY}(k)(L_j^u - Z_j)^T + \\ & cE_{jt}^i(k)(L_j^u - Z_j)^T + c(L_j^u - Z_j)E_{jt}^{iT}(k). \end{aligned} \quad (25)$$

其中

$$\begin{aligned} E_{jt}^i(k) = & [\text{var}_{j_1}^i(k|k) \ \dots \ \text{var}_{j_N}^i(k|k)], \\ \text{var}_{jt}^{iY}(k) = & E[(Y_j(k) - \hat{Y}_j^i(k|k))(Y_t(k) - \hat{Y}_t^i(k|k))^T] = \\ & \begin{bmatrix} \text{var}_1^i(k|k) & \dots & \text{var}_{1N}^i(k|k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{var}_{N1}^i(k|k) & \dots & \text{var}_N^i(k|k) \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

计算 $x_j(k+1)$ 的后验状态估计,需要智能体 i 在 $k+1$ 时刻的测量信息,使用条件期望 $\hat{x}_j^i(k+1|k+1) = E[\hat{x}_j^i(k+1|k+1)|Y_i^{k+1}] (\forall j \in V)$ 表示 $k+1$ 时刻智能体 j 的后验状态估计, $\hat{x}_j^i(k+1|k+1)$ 更新如下:

$$\begin{aligned} \hat{x}_j^i(k+1|k+1) = & \hat{x}_j^i(k+1|k) + K_{ij}(k+1)(\Pi_i(Y_i(k+1)) - \\ & \Pi_i(\hat{Y}_j^i(k+1|k+1))), \end{aligned} \quad (26)$$

其中 $K_{ij}(k+1)$ 为估计器增益.由于估计器是基于卡尔曼滤波器设计的, $K_{ij}(k+1)$ 类似于卡尔曼增益.计算估计器增益 $K_{ij}(k+1)$ 需要最小化智能体 j 状态估计的均方误差,即 $\min\{E[\|x_j(k+1) - \hat{x}_j^i(k+1|k+1)\|^2]\}$.由卡尔曼增益的求解过程可知,最小化均方误差实际上等价于最小化矩阵 $\text{var}_j^i(k+1|k+1)$ 的迹,即 $\min\{\text{tr}(\text{var}_j^i(k+1|k+1))\}$.后验状态估计 $\hat{x}_j^i(k+1|k+1)$ 对应的后验协方差为

$$\text{var}_j^i(k+1|k+1) =$$

$$\begin{aligned} & (x_j(k+1) - \hat{x}_j^i(k+1|k) - \\ & K_{ij}(k+1)(\Pi_i(Y_i(k+1)) - \Pi_i(\hat{Y}_i^i(k+1)))) \times \\ & (x_j(k+1) - \hat{x}_j^i(k+1|k) - \\ & K_{ij}(k+1)(\Pi_i(Y_i(k+1)) - \Pi_i(\hat{Y}_i^i(k+1))))^T. \end{aligned} \quad (27)$$

将式(20)和(24)代入(27),可得

$$\begin{aligned} \text{var}_j^i(k+1|k+1) = & \\ \text{var}_j^i(k+1|k) - E[(x_j(k+1) - \hat{x}_j^i(k+1|k)) \times & \\ (\Pi_i(Y_i(k+1)) - \Pi_i(\hat{Y}_i^i(k+1)))^T] \times & \\ K_{ij}^T(k+1) - K_{ij}(k+1)E[(\Pi_i(Y_i(k+1)) - & \\ \Pi_i(\hat{Y}_i^i(k+1)))(x_j(k+1) - \hat{x}_j^i(k+1|k))]^T + & \\ K_{ij}(k+1)\text{var}_i^{\Pi}(k+1)K_{ij}^T(k+1). \end{aligned} \quad (28)$$

由于测量噪声 $v_{ij}(k)$ 与 $x_j(k)$ 不相关,可以得到

$$\begin{aligned} & E[(x_j(k+1) - \hat{x}_j^i(k+1|k)) \times \\ & (y_{in}(k+1) - \hat{y}_{in}^i(k+1))^T] = \\ & \text{var}_{jn}^i(k+1|k), \end{aligned} \quad (29)$$

其中 $\hat{y}_{ij}^i(k+1) = E[y_{ij}(k+1)|Y_i^k], \forall j \in V$. 则式(28)可重写为

$$\begin{aligned} \text{var}_j^i(k+1|k+1) = & \\ \text{var}_j^i(k+1|k) - Q_{ij}(k+1)K_{ij}^T(k+1) - & \\ K_{ij}(k+1)Q_{ij}^T(k+1) + & \\ K_{ij}(k+1)\text{var}_i^{\Pi}(k+1)K_{ij}^T(k+1), \end{aligned} \quad (30)$$

其中

$$\begin{aligned} Q_{ij}(k+1) = & \\ [\text{var}_{jF_1}^i(k+1|k) \ \dots \ \text{var}_{jF_{|N_i|}}^i(k+1|k)]. \end{aligned}$$

为了计算估计器增益,由(30)可知

$$\begin{aligned} \text{tr}[\text{var}_j^i(k+1|k+1)] = & \\ \text{tr}[\text{var}_j^i(k+1|k)] - 2\text{tr}[Q_{ij}(k+1)K_{ij}^T(k+1)] + & \\ \text{tr}[K_{ij}(k+1)\text{var}_i^{\Pi}(k+1)K_{ij}^T(k+1)]. \end{aligned} \quad (31)$$

式(31)两边对 $K_{ij}(k+1)$ 求导,可得

$$-2Q_{ij}(k+1) = -2K_{ij}(k+1)\text{var}_i^{\Pi}(k+1). \quad (32)$$

进而有

$$K_{ij}(k+1) = \frac{Q_{ij}(k+1)}{\text{var}_i^{\Pi}(k+1)}. \quad (33)$$

状态估计的过程相当于滤波和加权的过 程. 当噪声过大时,估计器增益趋于0,此时应采用估计值取代实测值. 当噪声很小时,估计器增益趋于1,此时应使用实测值.

2.2 估计算法的稳定性分析

定理1 定义估计算法的全局估计误差协方差为

$$\text{var}^i(k|k) = \begin{bmatrix} \text{var}_{1N}^i(k|k) & \dots & \text{var}_{1N}^i(k|k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{var}_{N1}^i(k|k) & \dots & \text{var}_{NN}^i(k|k) \end{bmatrix}.$$

如果 $(L^u - Z, \bar{A}_i)$ 是可观测的,则 $\text{var}^i(k|k)$ 正定.

定理2 考虑具有控制协议(2)的多智能体(1),如果系统 $(L^u - Z, \bar{A}_i)$ 是可观测的,则所设计的状态估计算法在李雅普诺夫意义下是全局渐近稳定的.

2.3 事件触发条件设计

利用每个智能体的状态 $x_i(k)$,以及每个智能体内嵌估计器的估计值 $x_i^i(k|k)$ 建立如下事件触发条件:

$$\begin{cases} s_1^i = 0, \\ s_{k+1}^i = \inf_{j > s_k^i} \{j : \beta_i^T(k)\beta_i^T(k) - \delta h_i^T(k)h_i(k) \geq 0\}. \end{cases} \quad (34)$$

其中: $h_i(k) = \hat{x}_i^i(k|k) - x_i(k), \beta_i(k) = h_i(s_k^i) - h_i(k), \delta$ 为一个常数, s_k^i 为第 k 次触发瞬间.

2.4 安全保护机制

当攻击者向网络中注入虚假数据时,系统的动力学模型将会变为

$$\bar{x}_i(k+1) = x_i(k) - c \sum_{l=0}^N b_{il}x_l^a(k) + w_i(k), \quad (35)$$

其中 b_{il} 为 $b_i = L_i^u - Z_i$ 的第 l 项.

为了保证多智能体系统正常工作,如图1所示,利用估计器计算的估计值以及从网络中接收的信息设计一个检测器,检测器可根据二元决策变量 f_{ij} 的值判断网络中是否存在攻击. f_{ij} 定义如下:

$$f_{ij} = \begin{cases} 1, & \|x_j^a(k) - \hat{x}_j^i(k|k)\| \leq \Psi(\|S(k)\|), \\ & \|x_i^a(k) - \hat{x}_i^i(k|k)\| \leq \Psi(\|S(k)\|); \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (36)$$

基于二元决策变量 f_{ij} 设计如下安全保护机制:

$$\begin{aligned} x_i(k+1) = & \\ x_i(k) - c \sum_{j=0, j \neq i} [b_{ij}[f_{ij}(k)x_j^a(k) + & \\ (1 - f_{ij}(k))\hat{x}_j^i(k)] + b_{ij}[f_{ij}(k)x_j^a(k) + & \\ (1 - f_{ij}(k))\hat{x}_j^i(k)] + w_i(k). \end{aligned} \quad (37)$$

2.5 均方二分一致性分析

定理3 考虑通信网络中存在FDI攻击式(6)和(7),具有控制协议(2)的多智能体系统(1)在安全保护机制(37)的帮助下,能够渐近实现均方二分一致.

3 数值仿真

本节通过数值仿真验证估计算法的估计性能以及安全保护机制的有效性. 考虑带有控制协议(2)的多智能体系统(1), 通信拓扑图如图2所示. 其中智能体 v_1, v_2, v_3 属于同一组, 智能体 v_4, v_5, v_6 属于同一组. 令 $\delta = 0.8, c = 0.2$, 通信拓扑图的邻接矩阵和拉普拉斯矩阵为

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

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

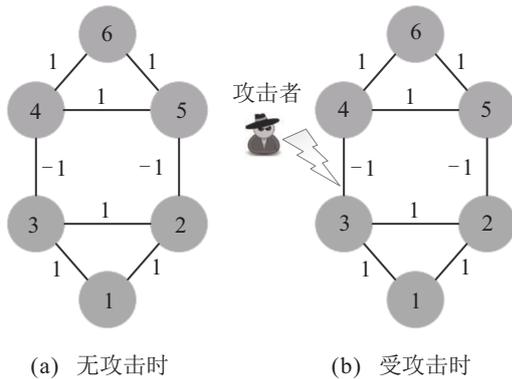
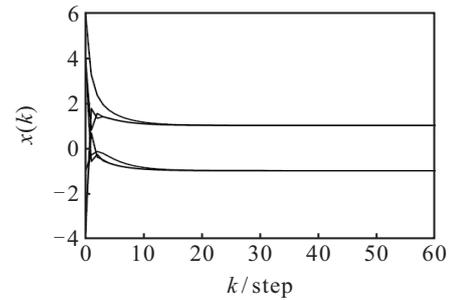


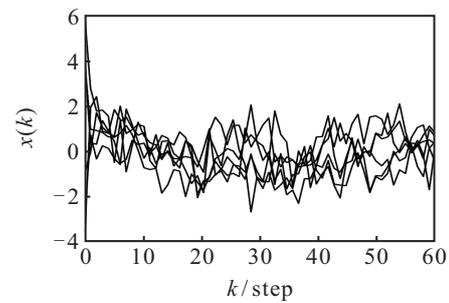
图2 通信拓扑图

图3(a)为没有FDI攻击且没有噪声的情况下6个智能体的状态轨迹, 两组智能体的状态最终收敛为数值相同但符号相反的两种状态, 此时系统实现二分一致. 图3(b)是在没有FDI攻击但是有过程噪声的情况下6个智能体的状态轨迹图, 在有噪声的情况下, 全部智能体的状态均发散, 此时系统不能实现二分一致.

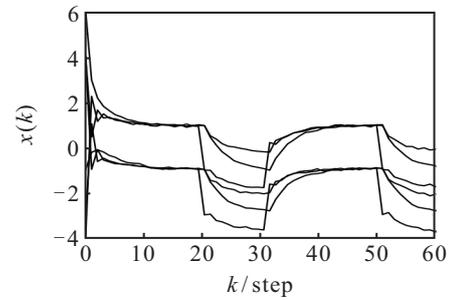
将FDI攻击发生的概率设置为 $\tau = 0.33$, 攻击者在 $k \in [20, 30]$ 和 $k \in [50, 60]$ 时发起攻击. 将攻击信号设置为 $\mu = 2$. 由图2(b)可见, 攻击者在智能体3和智能体4的通信网络中注入了虚假数据, 因此智能体3和智能体4相互发送的数据均会受到影响, 并且本文认为智能体3和智能体4内部传感器到控制器信道传输的数据也会受到虚假数据的影响. 智能体3



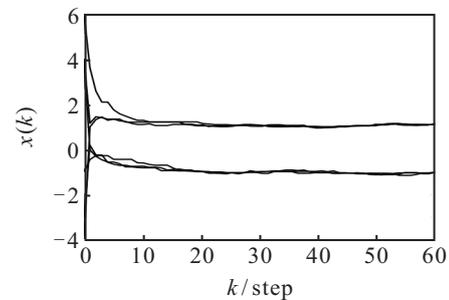
(a) 无攻击无噪声的状态轨迹



(b) 无攻击有噪声的状态轨迹



(c) FDI攻击下无保护机制时状态轨迹



(d) FDI攻击下有保护机制时状态轨迹

图3 状态轨迹

会收到 $x_4^a(k) = x_4(k) + \mu$, 智能体4会收到 $x_3^a(k) = x_3(k) + \mu$, 智能体3和智能体4没有使用安全保护机制, 而是直接使用从网络中接收的值进行状态更新, 此时状态轨迹如图3(c)所示. 可以看到, 在有攻击的情况下, 智能体3和智能体4的状态轨迹发生严重偏移, 更为严重的是导致同组智能体状态轨迹偏移. 所以, 未使用安全保护机制时多智能体系统不能实现均方二分一致.

当多智能体系统采用安全保护机制时, 智能体 i 会分别对比 $x_j^a(k)$ 与 $\hat{x}_j^i(k|k)$ 、 $x_i^a(k)$ 与 $\hat{x}_i^i(k|k)$ 来判断网络是否受到攻击, 最后决定使用 $x_j^a(k)$ 、 $x_i^a(k)$ 或

$\hat{x}_j^i(k|k)$ 、 $\hat{x}_i^i(k|k)$ 对状态进行更新. 在仿真实验中, 令 $\Psi(\|S(k)\|) = 0.004$. 在安全保护机制下, 6个智能体的状态轨迹如图3(d)所示. 由实验结果可知, 多智能体系统能够实现均方二分一致, 从而验证了安全保护机制的有效性.

图4展示了6个智能体的事件触发时刻. 减少智能体状态更新次数, 每个智能体使用卡尔曼滤波器估计自身状态时的估计误差如图5(a)所示. 为了验证估计算法的估计性能, 仿真实验使用估计误差作为性能指标, 在各项参数都相同时对比本文算法与文献[26]的局部卡尔曼滤波算法. 考虑智能体3与智能体4之

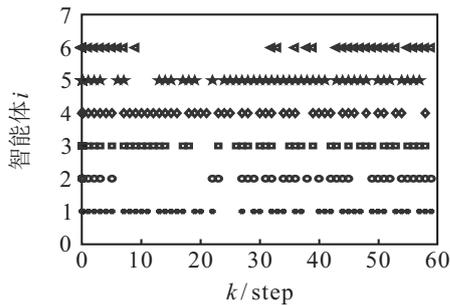
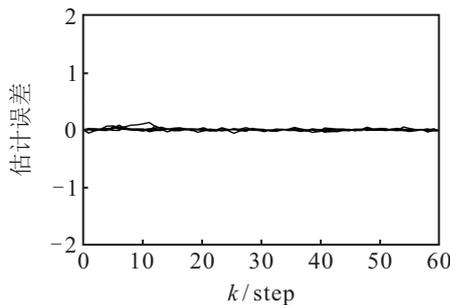
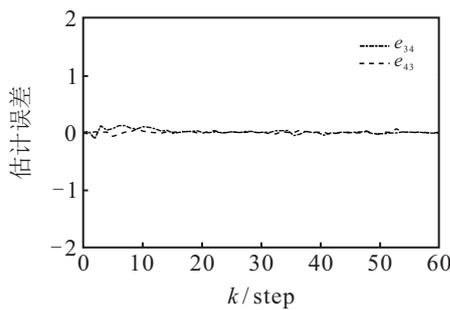


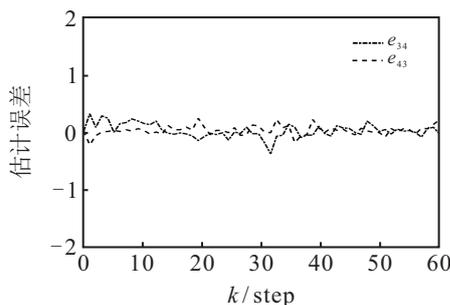
图4 事件触发时刻



(a) 智能体估计自身状态



(b) 使用本文估计算法



(c) 使用文献[26]估计算法

图5 估计误差

间的通信网络受到攻击, 用 e_{34} 和 e_{43} 表示智能体3与智能体4相互估计的估计误差, 图5(b)为采用本文估计算法, 图5(c)为采用文献[26]的局部卡尔曼滤波算法. 对比图5(b)和图5(c)可知, 采用本文算法时估计误差更小, 具有更好的估计性能. 如果估计误差过大则会造成误判, 认为网络中发生了攻击.

4 结论

本文研究了FDI攻击下具有过程噪声的多智能体系统的均方二分一致性问题. 与考虑多智能体系统中单一位置被攻击的文献不同, 本文考虑传感器到控制器的信道以及智能体间的信道同时遭受FDI攻击. 针对存在噪声的线性多智能体系统, 提出了一种基于测量的分布式状态估计算法来估计邻居智能体的状态, 并利用估计值建立安全保护机制, 保证安全值用于更新系统的状态, 最终使系统实现均方意义下的二分一致. 利用李雅普诺夫稳定性理论和矩阵逆引理证明了估计算法的稳定性, 采用状态估计值和真实状态值建立事件触发条件减少了状态信息的传输. 最后通过实验发现, 安全保护机制可以消除恶意攻击者对多智能体系统一致性控制的影响, 本文算法比文献[26]的局部卡尔曼滤波算法具有更好的估计性能.

参考文献(References)

- [1] Xin H H, Qu Z H, Seuss J, et al. A self-organizing strategy for power flow control of photovoltaic generators in a distribution network[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(3): 1462-1473.
- [2] Dong X W, Yu B C, Shi Z Y, et al. Time-varying formation control for unmanned aerial vehicles: Theories and applications[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015, 23(1): 340-348.
- [3] Cui J J, Liu Y W, Nallanathan A. Multi-agent reinforcement learning-based resource allocation for UAV networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(2): 729-743.
- [4] Jiang Y L, Ji L H, Liu Q, et al. Couple-group consensus for discrete-time heterogeneous multiagent systems with cooperative-competitive interactions and time delays[J]. Neurocomputing, 2018, 319: 92-101.
- [5] Wen G H, Yu W W, Yu X H, et al. Complex cyber-physical networks: From cybersecurity to security control[J]. Journal of Systems Science and Complexity, 2017, 30(1): 46-67.
- [6] Hu L, Wang Z D, Han Q L, et al. State estimation under false data injection attacks: Security analysis and system protection[J]. Automatica, 2018, 87: 176-183.
- [7] Zhao L, Yang G H. Cooperative adaptive fault-tolerant control for multi-agent systems with deception attacks[J]. Journal of the Franklin Institute, 2020,

- 357(6): 3419-3433.
- [8] Li X M, Zhou Q, Li P S, et al. Event-triggered consensus control for multi-agent systems against false data-injection attacks[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, 50(5): 1856-1866.
- [9] Tsang K F E, Huang M Y, Johansson K H, et al. Sparse linear injection attack on multi-agent consensus control systems[J]. *IEEE Control Systems Letters*, 2021, 5(2): 665-670.
- [10] Guo X G, Zhang D Y, Wang J L, et al. Event-triggered observer-based-consensus control and fault detection of multiagent systems under stochastic false data injection attacks[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2022, 9(2): 481-494.
- [11] Pan D F, Wu Z H. Consensus for discrete-time multi-agent systems with time delays and parameter uncertainties under false data injection attacks[C]. *IEEE 4th International Conference on Electronics Technology*. Chengdu, 2021: 1304-1311.
- [12] Mustafa A, Modares H. Attack analysis and resilient control design for discrete-time distributed multi-agent systems[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 369-376.
- [13] Gao R, Huang J S. Leader-following consensus of uncertain strict feedback multiagent systems subject to sensor and actuator attacks[J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2020, 30(17): 7635-7654.
- [14] Yuan S, Yu C P, Sun J. Adaptive event-triggered consensus control of linear multi-agent systems with cyber attacks[J]. *Neurocomputing*, 2021, 442: 1-9.
- [15] Tahoun A H, Arafa M. Cooperative control for cyber-physical multi-agent networked control systems with unknown false data-injection and replay cyber-attacks[J]. *ISA Transactions*, 2021, 110: 1-14.
- [16] Huang X, Dong J X. Reliable leader-to-follower formation control of multiagent systems under communication quantization and attacks[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 50(1): 89-99.
- [17] Ji L H, Gao T, Liao X F. Couple-group consensus for cooperative-competitive heterogeneous multiagent systems: Hybrid adaptive and pinning methods[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(9): 5367-5376.
- [18] Feng F L, Xu Y R, Tang Z W. Research on the charge rate of railway value-guaranteed transportation based on competitive and cooperative relationships[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2018, 10(1): 1-11.
- [19] Du Y X, Wang Y J, Zuo Z Q. Bipartite consensus for multi-agent systems with noises over Markovian switching topologies[J]. *Neurocomputing*, 2021, 419: 295-305.
- [20] Cai Y L, Zhang H G, Duan J, et al. Distributed bipartite consensus of linear multiagent systems based on event-triggered output feedback control scheme[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(11): 6743-6756.
- [21] Wen G H, Wang H, Yu X H, et al. Bipartite tracking consensus of linear multi-agent systems with a dynamic leader[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2018, 65(9): 1204-1208.
- [22] Ren W, Beard R W. Consensus seeking in multiagent systems under dynamically changing interaction topologies[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, 50(5): 655-661.
- [23] Altafini C. Consensus problems on networks with antagonistic interactions[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2013, 58(4): 935-946.
- [24] Liu S, Li T, Xie L H, et al. Continuous-time and sampled-data-based average consensus with logarithmic quantizers[J]. *Automatica*, 2013, 49(11): 3329-3336.
- [25] Schmetterer L. *Introduction to mathematical statistics*[M]. Berlin: Springer Science & Business Media, 2012: 106-107.
- [26] Olfati-Saber R. Distributed Kalman filtering for sensor networks[C]. *The 46th IEEE Conference on Decision and Control*. New Orleans, 2007: 5492-5498.

作者简介

纪良浩(1977—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能信息处理、复杂系统与复杂网络等研究, E-mail: jilh@cqupt.edu.cn;

李海(1998—), 男, 硕士生, 从事多智能体系统、复杂网络等研究, E-mail: 1842757284@qq.com;

李华青(1987—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统协同控制与优化等研究, E-mail: huaqingli@hotmail.com.