

控制与决策

Control and Decision

导航欺骗攻击下多无人机的对抗性领从编队跟踪控制

职永然, 樊慧津, 刘磊, 王博

引用本文:

职永然, 樊慧津, 刘磊, 等. 导航欺骗攻击下多无人机的对抗性领从编队跟踪控制[J]. 控制与决策, 2026, 41(6): 1518-1528.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.0615>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于观测器的网络化多智能体预测控制

Observer-based networked multi-agent predictive control

控制与决策. 2021, 36(9): 2290-2296 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1801>

基于动态观测器零极点优化的网络控制系统故障检测

Pole-zero optimization design of dynamic observer for fault detection of networked control systems

控制与决策. 2021, 36(6): 1351-1360 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1107>

基于条件对抗生成孪生网络的目标跟踪

Conditional generative adversarial siamese networks for object tracking

控制与决策. 2021, 36(5): 1110-1118 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1215>

Anchor-free的尺度自适应行人检测算法

Anchor-free scale adaptive pedestrian detection algorithm

控制与决策. 2021, 36(2): 295-302 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0124>

基于神经动态优化的非线性系统近似最优跟踪控制

Approximate optimal tracking control for nonlinear systems based on neurodynamic optimization

控制与决策. 2021, 36(1): 97-104 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0056>

导航欺骗攻击下多无人机的对抗性领从编队跟踪控制

职永然^{1,2}, 樊慧津^{1,2†}, 刘磊^{1,2}, 王博^{1,2}

(1. 华中科技大学 人工智能与自动化学院, 武汉 430074;
2. 华中科技大学 多谱信息智能处理技术全国重点实验室, 武汉 430074)

摘要: 研究了全球导航卫星系统 (GNSS) 欺骗攻击下对抗性领导者-跟随者的编队跟踪控制问题. 首先, 为获取 GNSS 欺骗攻击下的真实定位数据, 利用协同定位技术设计一种基于事件的攻击检测与信号切换机制; 随后, 考虑输出测量噪声对状态估计准确性的影响, 提出一种安全状态估计器, 该估计器仅依赖采样信号, 即可在 GNSS 欺骗攻击及输出测量噪声存在条件下实现对跟随者真实状态的连续估计, 在降低计算负担的同时提高数据利用率; 然后, 结合非零和博弈论重构领导者与跟随者之间的动态交互关系, 通过利用单评价神经网络近似值函数以及改进的动态事件触发机制 (DETM), 设计跟随者的逼近最优控制策略, 保证了对对抗性领导者的稳定跟踪, 降低了通信和计算负担. 仿真研究验证了所提方法的有效性.

关键词: 对抗性编队跟踪控制; 多玩家非零和博弈; 导航欺骗攻击; 单评价神经网络; 动态事件触发机制; 最优控制

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0615

引用格式: 职永然, 樊慧津, 刘磊, 等. 导航欺骗攻击下多无人机的对抗性领从编队跟踪控制 [J]. 控制与决策, 2026, 41(6): 1518-1528.

Adversarial formation tracking control against GNSS spoofing attacks within leader-follower structure

ZHI Yong-ran^{1,2}, FAN Hui-jin^{1,2†}, LIU Lei^{1,2}, WANG Bo^{1,2}

(1. School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 2. National Key Laboratory of Multispectral Information Intelligent Processing Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: This paper investigates the adversarial formation tracking control problem under global navigation satellite system (GNSS) spoofing attacks within leader-follower structure. First, to obtain the actual positioning data under GNSS spoofing attacks, an event-based attack detection and switching mechanism is designed using the cooperative location technology. Subsequently, considering the influence of output measurement noise on the accuracy of state estimation, a secure state estimator is constructed, which ensures continuous estimation of the follower's actual states using only sampled signals. Then, the dynamic interaction relationship between the leader and followers is reconstructed using multiplayer nonzero-sum game (MNSG) theory. By employing the single-critic neural networks to approximate the value function and utilizing the dynamic event-triggered mechanism (DETM), approximate optimal control strategies are developed for followers to guarantee stable tracking of the adversarial leader. Simulation studies validate the effectiveness of the proposed approach.

Keywords: adversarial formation tracking control; MNSG; GNSS spoofing attacks; single-critic neural networks; DETM; optimal control

0 引言

随着嵌入式技术和智能感知技术的飞速发展, 多无人机系统的编队跟踪控制在军事和民用领域取得了越来越广泛的应用^[1-5]. 现有的有关编队跟踪控

制问题的结果大多基于领从式结构^[6-18], 领导者在其中扮演着重要角色, 并且可以被分为如下 3 种类型:

- 1) 自治领导者^[6-7]: 领导者的输入为零.
- 2) 非自治领导者^[8-13]: 领导者的输入由一个时变

收稿日期: 2025-06-11; 录用日期: 2025-12-03.

责任编辑: 方勇纯.

†通信作者. E-mail: chjfan@hust.edu.cn

有界函数控制. 若该输入对于部分跟随者是已知的, 则该领导者被称为合作领导者; 若所有追随者均未知领导者的输入, 则领导者称为非合作领导者.

3) 对抗性领导者^[14-18]: 领导者的输入与跟随者的状态息息相关.

相比于自治领导者^[6-7], 非自治领导者以及对抗性领导者广泛存在于目标拦截和协同制导问题中^[8-18]. 在已有关于非自治领导者的研究中, 领导者的机动输入通常为固定策略, 比如给定时变有界的信号^[10-13]. 然而, 这忽略了领导者与跟随者之间的交互关系, 对于准确地模拟军事目标的运动可能是保守的. 在目标拦截任务中, 当目标检测到其他无人机靠近时, 它通常根据其他无人机的位置执行规避机动, 以避免被拦截. 在这种情况下, 目标可以被视为对抗性领导者, 这也引发了对抗性领从编队跟踪控制问题的发展. 为了描述领导者与追随者之间的相互作用以及控制策略的最优性, 文献 [14-18] 中的博弈论提供了一个有效的框架. 在相关文献^[15-17] 中, 多无人系统的分布式最优跟踪控制问题重构为多玩家零和微分图博弈问题, 通过求解耦合哈密尔顿-雅可比方程来确定最优控制策略. 然而, 文献 [15-17] 中领导者是自治的, 不能够准确描述军事目标的运动行为, 因此对于描述对抗性领从编队控制问题有局限性. 另外, 文献 [18] 通过多玩家非零和博弈的框架探索了追逃博弈问题. 在这种情况下, 多个追踪者尝试拦截多个逃逸者, 并且会在最优策略的作用下实现纳什均衡. 不过上述博弈问题的求解需要满足已知值函数的条件, 这也限制了文献 [18] 中所提出方法的应用范围. 从博弈的角度出发, 如何在不依赖已知值函数的条件下实现对对抗性领导者的编队跟踪控制是本文的研究重点.

另一方面, 由于无人机的全局定位深度依赖全球导航卫星系统 (GNSS), 这给无人机的飞行带来了严重的安全漏洞^[19-20]. 例如, GNSS 欺骗攻击可以恶意操纵无人机的 GNSS 传感器, 导致定位数据损坏, 最终导致任务失败^[21]. 在对抗任务场景中, 系统对 GNSS 欺骗攻击的敏感性显著增加. 因此, 将考虑 GNSS 欺骗攻击下的对抗性领导者-跟随者编队控制问题, 领导者会配备一个 GNSS 欺骗模块, 提高逃脱跟踪的可能性. 该欺骗模块能够篡改跟踪者无人机的 GNSS 信号, 误导无人机偏离预定路径^[21]. 在这种对抗攻击的场景下, 如何消除攻击对定位信息的影响显得尤其重要. 协同定位技术^[22-23] 提供了一种有效的防御 GNSS 欺骗攻击的方法. 文献 [22-23] 利用 GNSS 传感器和 UWB 模块的测量数据, 分别提出了

二维和三维协同定位算法, 为无人系统的协同飞行提供了准确的全球定位. 在此基础上, 文献 [24-25] 的相关工作成功防御了 GNSS 欺骗攻击. 然而, 文献 [24-25] 中提出的防御方法需要连续获取传感器信号, 产生了许多不必要的数据传输以及计算资源的浪费. 同样地, 在理论方法^[14-18] 中, 控制器的不断更新和传感器信号的监测给控制优化以及计算单元和通信信道带来了巨大的负荷. 在这种情况下, 事件触发机制^[26-27] 受到了极大的关注. 在解决 GNSS 欺骗攻击下的对抗性领从编队控制问题的同时, 如何减少信号的计算负担是一个值得关注的问题.

鉴于以上分析, 本文从非零和博弈的角度探讨 GNSS 欺骗攻击下无人机的对抗性领从编队跟踪控制问题, 其中领导者是对抗性的以及恶意的. 本文贡献如下:

1) 问题新颖性: 研究了 GNSS 欺骗攻击下的对抗性领从编队跟踪控制问题. 与文献 [6-13] 中出现的自治和非自治领导者不同, 所考虑的领导者具有对抗性和恶意性, 其输入根据跟随者的状态信息确定. 此外, 领导者无人机配备了 GNSS 欺骗模块, 能够篡改跟随者的 GNSS 信号, 破坏跟随者的编队跟踪效果.

2) 基于博弈的编队控制框架: 使用非零和博弈重新建模对抗性领从编队跟踪控制问题. 领从无人机的控制策略构成该博弈问题的纳什均衡解, 保障跟随者能够在领导者的输入是對抗的情况下仍以设定的队形跟踪领导者. 此外, 相比于文献 [15-18] 中的时间触发机制以及文献 [26-27] 中的静态触发机制, 本文设计了改进的动态事件触发机制, 并进一步设计了最优控制策略, 显著避免了冗余的控制更新以及不必要的数据传输.

3) 防御对策: 为防御 GNSS 欺骗攻击以及输出测量噪声对状态估计的影响, 首先利用 GNSS 传感器和 UWB 传感器的采样数据, 设计了基于事件的信号检测和切换机制, 间歇地检测攻击的发生, 并选择准确的位置数据; 然后结合滤波技术, 构建了无人机的安全状态估计器. 相比于文献 [24-25], 该估计器仅需间歇采样传感器信号即可保证对跟随者安全状态的连续估计, 提高了数据利用率.

1 问题描述

1.1 基础知识

无人机之间的通信拓扑表示为无向图 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E}, \mathcal{A})$. $\mathcal{V} = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 表示节点集, \mathcal{E} 表示边集. 如果 v_j 是 v_i 的邻居, 则 $(v_j, v_i) \in \mathcal{E}$. $\mathcal{A} = [a_{ij}] \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 表示邻接矩阵. 若 $(v_j, v_i) \in \mathcal{E}$, 则 $a_{ij} = 1$; 否

则, $a_{ij} = 0$. $d_i = \sum_{j=1}^N a_{ij}$ 表示终止于其邻居的集合. 入度矩阵表示为 $\mathcal{D} = \text{diag}\{d_1, d_2, \dots, d_N\}$. 拉普拉斯矩阵定义为 $\mathcal{L} = \mathcal{D} - \mathcal{A}$. $\mathcal{A}_0 = \text{diag}\{a_{10}, a_{20}, \dots, a_{N0}\}$ 描述跟随者与领导者之间的通信连接, $a_{i0} = 1$ 表示第 i 个跟随者能够获取领导者信息; 否则, $a_{i0} = 0$. 令 $\mathcal{B}_0 = \text{diag}\{b_{01}, b_{02}, \dots, b_{0N}\}$ 表示领导者与跟随者之间的通信连接, $b_{0i} = 1$ 表示领导者能够获取第 i 个跟随者的信息; 否则, $b_{0i} = 0$, 且有 $d_0 = \sum_{i=1}^N b_{0i}$. 此外, 令 $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示跟随者的集合, \mathcal{N}_i 表示第 i 个跟随者的邻居集合. 对于任意矩阵 M , 其最大和最小特征根分别表示为 $\bar{\lambda}_M$ 和 $\underline{\lambda}_M$.

1.2 无人机和攻击模型

考虑一组会遭受 GNSS 欺骗攻击的无人机群对智能移动无人机目标进行跟踪的应用场景. 该目标能够根据其他无人机的位置调整自身的控制输入, 因此可以将其描述为对抗性领导者. 该场景由一架领导者无人机以及 N ($N \geq 4$) 架跟随者无人机组成. 接下来进行无人机以及 GNSS 欺骗攻击的建模.

无人机模型: 所有无人机均配备 GNSS 传感器用于测量全局位置. 无人机的动力学方程为

$$\begin{aligned} \dot{p}_i &= v_i, \\ \dot{v}_i &= \alpha_{p_i} p_i + \alpha_{v_i} v_i + \alpha_{u_i} u_i, \\ y_i &= p_i + n_{p_i}, \quad i \in \mathcal{N}. \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $p_i \in \mathbb{R}^n$ 和 $v_i \in \mathbb{R}^n$ 分别表示无人机在惯性系 $O\text{-}XYZ$ 下的位置向量和速度向量, u_i 表示无人机的控制输入, α_{p_i} 和 α_{v_i} 表示阻尼系数, α_{u_i} 表示控制系数, n_{p_i} 表示输出测量噪声.

令 $x_i = [p_i^T, v_i^T]^T$ 表示第 i 个跟随者无人机的状态, 那么无人机的系统动态描述为

$$\begin{aligned} \dot{x}_i &= A_i x_i + B_i u_i, \\ y_i &= C_i x_i + n_{p_i}, \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $A_i \in \mathbb{R}^{q \times q}$, $B_i \in \mathbb{R}^{q \times n}$ 及 $C_i \in \mathbb{R}^{n \times q}$ 分别表示系统矩阵、控制输入矩阵以及输出矩阵, 且有 $q = 2n$ 成立.

领导者的系统动态描述为

$$\dot{x}_0 = A_0 x_0 + B_0 u_0, \quad (3)$$

其中 $A_0 \in \mathbb{R}^{q \times q}$ 和 $B_0 \in \mathbb{R}^{q \times n}$ 分别表示系统矩阵和控制输入矩阵.

欺骗攻击模型: 为了摆脱跟随者无人机的跟踪, 提升跟踪的可能性, 对抗性领导者无人机将额外配备一个 GNSS 欺骗模块, 能够修改距离它最近的跟随者无人机的 GNSS 测量信号, 误导跟随者无人机偏离其原本的路径. 当第 i 个跟随者无人机受到欺骗

攻击时, 其 GNSS 测量信号变得不再可靠. 将 GNSS 欺骗位置向量表示为 $a_i(t) \in \mathbb{R}^n$, 则可以将无人机在 GNSS 欺骗攻击下所获得的损坏测量输出表示为

$$y_i^a(t) = C y_i(t) + a_i(t), \quad i \in \mathcal{N}. \quad (4)$$

其中: $y_i(t)$ 表示第 i 个跟随者的原始测量输出, $C \leq \mathbf{1} \in \mathbb{R}^n$ 表示常值向量.

在本文场景中, 所有的跟随者无人机均配备 UWB 传感器设备, 能够测量第 i 架无人机与邻居无人机 j ($j \in \mathcal{N}$) 之间的相对距离, 将其表示为

$$d_{ij}(t) = \|p_i(t) - p_j(t)\| + n_{d_i}(t), \quad j \in \mathcal{N}_i, \quad (5)$$

其中 n_{d_i} 为传感器测量噪声.

假设 1 令 $i \in \{0\} \cup \mathcal{N}$, 矩阵 (A_i, B_i) 和 (C_i, A_i) 分别是可控的和可观测的.

假设 2 噪声 $n_{p_i}(t)$ 和 $n_{d_i}(t)$ 均是有界的, 且分别满足 $|n_{p_i}|_\infty \triangleq \text{ess sup}_{t \geq 0} |n_{p_i}(t)| \leq \varpi_{p_i}$ 以及 $|n_{d_i}|_\infty \triangleq \text{ess sup}_{t \geq 0} |n_{d_i}(t)| \leq \varpi_{d_i}$.

注 1 根据式 (1) ~ (3), 无人机动力学特性依赖于阻尼系数. 实际中, 执行任务的无人机群具备不同的类型, 并且会携带不同的负载, 从而导致阻尼系数的不同. 因此, 这里考虑无人机的模型为异构的, 无人机的系统矩阵 A_i 、控制输入矩阵 B_i 和输出矩阵 C_i 可以是不同的. 此外, 无人机的传感器测量通道存在有界噪声, 异构特性以及测量噪声的存在给后续控制器及观测器的设计带来了更多的困难.

1.3 GNSS 攻击下对抗性编队跟踪控制问题

在本文的场景中, 要求所有的跟随者跟踪对抗性以及恶意的领导者, 并且形成预先定义的几何队形, 该队形由常值向量 $\Delta = [\Delta_1^T, \dots, \Delta_N^T]^T \in \mathbb{R}^{qN}$ 表示, $\Delta_i = [\Delta_{p,i}, \Delta_{v,i}]^T$ 表示第 i 架无人机与领导者期望的相对状态, $\Delta_{p,i}$ 表示期望的相对位置, $\Delta_{v,i} = 0$. 假设所有的无人机都在同一高度飞行.

定义第 i 架跟随者无人机的局部误差为 $\delta_i = \sum_{j=1}^N a_{ij}(x_i - x_j + \Delta_j - \Delta_i) + a_{i0}(x_i - x_0 - \Delta_i)$. 跟随者无人机的目标是: 1) 跟踪对抗性的领导者并形成预先定义的编队队形; 2) 检测攻击的发生并消除攻击的影响. 此外, 定义领导者的局部误差为 $\delta_0 = -\sum_{i=1}^N b_{0i}(x_0 - x_i)$, 领导者目标是通过执行对抗性输入逃离跟随者无人机的跟踪, 并发动攻击增加逃脱时间.

2 基于博弈的安全编队跟踪控制策略

2.1 针对 GNSS 欺骗攻击的安全状态估计器

无人机在飞行过程中会受到由领导者无人机发

动的 GNSS 欺骗攻击的影响, 导致其位置信号发生漂移, 引起任务的失败. 接下来研究如何在 GNSS 欺骗攻击存在的情况下, 估计跟随者无人机的安全状态.

按照文献 [22] 中的协同定位技术, 能够根据无人机与邻居的相对距离 d_{ij} 估计无人机的全局位置 y_i^{uwb} , 并基于原始全局位置测量信号 y_i 以及估计全局位置信号 y_i^{uwb} 设计攻击检测机制. 由于测量信号存在噪声的干扰, 在进行检测前先采用低通滤波器对测量信号进行滤波, 再构建位置信号偏差为 $e_{y,i}(t) = y_i(t) - y_i^{\text{uwb}}(t)$, 然后结合采样机制进行检测机制设计. 假设按照时间序列 $\{t_{i,k}^s\}_{k=1}^{+\infty}$ 对第 i 架无人机的全局位置进行采样且有 $t_{i,1}^s = 0$, $t_{i,k}^s$ 表示第 i 架跟随者无人机在第 k 次的采样时刻. 采样间隔为 $l_{i,k} = t_{i,k+1}^s - t_{i,k}^s$, 且满足 $0 < l_i \leq l_{i,k} \leq \bar{l}_i (k \in \mathbb{N}^+)$. 那么, 基于事件的检测机制设计如下:

$$t_{i,g+1}^s = \inf\{t_{i,k}^s > t_{i,g}^s | e_{y,i}(t_{i,k}^s) \geq \Gamma_i(t_{i,k}^s)\}. \quad (6)$$

其中: $t_{i,g}^s$ 表示第 i 架无人机的第 g 个触发时刻且满足 $t_{i,1}^s = 0$; $\Gamma_i(t_{i,k}^s)$ 表示动态阈值边界且满足 $0 \leq \Gamma_i(t) \leq \bar{\gamma}_i$. 该机制能够检测 GNSS 欺骗攻击是否发生, 动态阈值 $\Gamma_i(t)$ 的上界 $\bar{\gamma}_i$ 直接影响检测机制对于攻击发生的响应速度.

对于 $t \in [t_{i,k}^s, t_{i,k+1}^s)$, 为实现对第 i 架无人机的状态估计, 设计安全状态估计器如下:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_i &= A_i \hat{x}_i + B_i u_i - \kappa_i K_i \chi_i, \\ \dot{\chi}_i &= -\kappa_i E_i \chi_i + \kappa_i^2 A_i^T \chi_i + \kappa_i C_i^T \times \\ &\quad (C_i \hat{x}_i(t_{i,k}^s) - y_{i,c}(t_{i,k}^s) + \alpha_i(t)). \end{aligned} \quad (7)$$

且有

$$\dot{\alpha}_i(t) = -\kappa_i K_{i,1} \chi_{i,1}, \quad t \in [t_{i,k}^s, t_{i,k+1}^s). \quad (8)$$

$$y_{i,c}(t_{i,k}^s) = \begin{cases} y_i^{\text{uwb}}\{t_{i,k}^s\}, & t_{i,k}^s \text{ 是触发时刻;} \\ y_i\{t_{i,k}^s\}, & t_{i,k}^s \text{ 不是触发时刻.} \end{cases} \quad (9)$$

其中: $\hat{x}_i \in \mathbb{R}^q$ 表示第 i 架无人机的估计状态; $\kappa_i > 0$ 为矩阵 $\Upsilon_{\kappa_i} = \text{diag}\{1, 1/\kappa_i\} \otimes I_n$ 中的元素; $K_i = [K_{i,1}, K_{i,2}]^T \otimes I_n$ 为增益矩阵; $\chi_i = [\chi_{i,1}, \chi_{i,2}]^T \in \mathbb{R}^q$ 为辅助变量, 且满足 $\chi_{i,1}, \chi_{i,2} \in \mathbb{R}^n$, $\chi_i(t_{i,0}^s) = 0$; α_i 满足 $\alpha_i(t_{i,k}^s) = 0$.

定义状态估计误差为 $\tilde{x}_i = \hat{x}_i - x_i$. 令 $\bar{x}_i = \kappa_i \Upsilon_{\kappa_i} \tilde{x}_i$, $\bar{\chi}_i = \kappa_i \Upsilon_{\kappa_i} \tilde{\chi}_i$, 则估计器的误差方程为

$$\dot{\bar{x}}_i = \kappa_i A_i \bar{x}_i - \kappa_i K_i \bar{\chi}_i(t), \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \dot{\bar{\chi}}_i &= -\kappa_i E_i \bar{\chi}_i + \kappa_i^2 A_i^T \bar{\chi}_i + \kappa_i^2 C_i^T C_i \bar{x}_i - \\ &\quad \kappa_i C_i^T n_i(t_{i,k}^s) - \kappa_i C_i^T \eta_i(t). \end{aligned} \quad (11)$$

其中

$$\begin{aligned} \eta_i(t) &= C_i \bar{x}_i - n_i(t_{i,k}^s) - \kappa_i C_i \hat{x}_i(t_{i,k}^s) + \\ &\quad \kappa_i y_i(t_{i,k}^s) - \kappa_i \alpha_i, \end{aligned}$$

且满足 $|\eta_i| < \kappa_i \int_{t_{i,k}^s}^t \|\bar{x}_i(s)\| ds$. 当 $t_{i,k}^s$ 为触发时刻, $n_i = n_{d_i}$; 否则, $n_i = n_{p_i}$.

为便于证明误差系统的稳定性, 构建增广误差变量 $\bar{z}_i^T = [\bar{x}_i^T, \bar{\chi}_i^T]$, 则新的误差系统可以表示为

$$\begin{aligned} \dot{\bar{z}}_i(t) &= \\ &\quad \kappa_i M_i \bar{z}_i - \begin{bmatrix} 0 \\ \kappa_i^2 C_i^T n_i(t_{i,k}^s) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0_{q \times q} \\ \kappa_i C_i^T \eta_i(t) \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $M_i = [A_i, -K_i; C_i^T C_i, -E_i + A_i^T]$, 根据文献 [28] 中的引理 2.1, M_i 能够满足赫尔维兹条件. 基于误差系统方程 (12), 可将安全状态观测器的性质总结如下.

引理 1 在假设 1 和假设 2 的作用下, 考虑系统 (12) 以及在 GNSS 欺骗攻击下的采样输出以及相对测量信号. 根据基于事件的检测机制 (6)、数据切换机制 (9) 以及安全状态估计器 (7) 和 (8), 如果 $b_{\vartheta_i} \bar{l}_i < a_{\vartheta_i}$, 则估计误差 $\tilde{x}_i = \hat{x}_i - x_i (i \in \mathcal{N})$ 满足

$$\|\tilde{x}_i\| \leq \kappa_i \sqrt{\frac{\bar{\lambda}_{p_i}}{\underline{\lambda}_{p_i}}} \|\tilde{x}_i(0)\| e^{-\xi_i t} + \frac{\kappa_i c_{\vartheta_i} \bar{l}_i}{\sqrt{\underline{\lambda}_{p_i}}} \frac{2 - e^{-\xi_i \bar{l}_i}}{1 - e^{-\xi_i \bar{l}_i}}. \quad (13)$$

其中: $\vartheta_i > 0$ 及 $P_i > 0$ 满足 $M_i^T P_i + P_i M_i \leq -2\vartheta_i I_q$, $a_{\vartheta_i} = \frac{\vartheta_i \kappa_i}{2\bar{\lambda}_{p_i}}$, $b_{\vartheta_i} = \kappa_i^2 \sqrt{\frac{\bar{\lambda}_{p_i}}{\underline{\lambda}_{p_i}}}$, $c_{\vartheta_i} = \sqrt{\bar{\lambda}_{p_i}} (\kappa_i^2 \varpi_n)$, $\xi_i = (a_{\vartheta_i} - b_{\vartheta_i} \bar{l}_i) e^{-a_{\vartheta_i} \bar{l}_i}$, $\varpi_n = \max\{\varpi_{p_i}, \varpi_{d_i}\}$.

证明 构建李雅普诺夫备选函数为

$$L_{1,i} = \bar{z}_i^T(t) P_i \bar{z}_i(t). \quad (14)$$

对 $L_{1,i}$ 进行求导, 可以获得

$$\begin{aligned} \dot{L}_{1,i} &\leq \\ &\quad - \frac{\vartheta_i \kappa_i}{\bar{\lambda}_{p_i}} L_{1,i} + 2\sqrt{\bar{\lambda}_{p_i}} \sqrt{L_{1,i}} \times (\kappa_i^2 |n_i| + \kappa_i |\eta_i(t)|). \end{aligned} \quad (15)$$

根据式 (12) 可得 $\dot{L}_{1,i} = 2\sqrt{L_{1,i}} \sqrt{\dot{L}_{1,i}}$. 此外, 由于 $\|\bar{x}_i\| \leq \|\bar{z}_i\|$, 有 $|\eta_i| < \frac{\kappa_i}{\bar{\lambda}_{p_i}} \int_{t_{i,k}^s}^t \sqrt{L_{1,i}} ds$. 那么式 (15) 可以转化为

$$\begin{aligned} \sqrt{\dot{L}_{1,i}} &\leq - \frac{\vartheta_i \kappa_i}{2\bar{\lambda}_{p_i}} \sqrt{L_{1,i}} + \sqrt{\bar{\lambda}_{p_i}} (\kappa_i^2 \varpi_n) + \\ &\quad \kappa_i^2 \sqrt{\frac{\bar{\lambda}_{p_i}}{\underline{\lambda}_{p_i}}} \int_{t_{i,k}^s}^t \sqrt{L_{1,i}} ds. \end{aligned} \quad (16)$$

由于 $\bar{l} < a_{\vartheta_i}/b_{\vartheta_i}$, 根据文献 [28] 中的引理 4.1 能够得到

$$\sqrt{\dot{L}_{1,i}} \leq e^{-\epsilon_i t} \sqrt{L_{1,i}(0)} + c_{\vartheta_i} \bar{l}_i \frac{2 - e^{-\epsilon_i \bar{l}_i}}{1 - e^{-\epsilon_i \bar{l}_i}}, \quad (17)$$

进而可以得到

$$\|\tilde{z}_i\| \leq \kappa_i \sqrt{\frac{\lambda_{p_i}}{\Delta_{p_i}}} e^{-\xi_i t} \|\tilde{z}_i(0)\| + \frac{\kappa_i C_{\vartheta_i} \bar{l}_i}{\sqrt{\Delta_{p_i}}} \frac{2 - e^{-\xi_i \bar{L}_i}}{1 - e^{-\xi_i \bar{L}_i}}. \quad (18)$$

根据 $\|\tilde{x}_i(t)\| \leq \|\tilde{z}_i(t)\|$ 以及 $\|\tilde{z}_i(0)\| = \|\tilde{x}_i(0)\|$, 最终可以得到状态估计误差 \tilde{x}_i 的收敛范围为

$$\|\tilde{x}_i\| \leq \kappa_i \sqrt{\frac{\lambda_{p_i}}{\Delta_{p_i}}} e^{-\xi_i t} \|\tilde{x}_i(0)\| + \frac{\kappa_i C_{\vartheta_i} \bar{l}_i}{\sqrt{\Delta_{p_i}}} \frac{2 - e^{-\xi_i \bar{L}_i}}{1 - e^{-\xi_i \bar{L}_i}}. \quad (19)$$

综上, 所设计的安全状态观测器能够在 GNSS 欺骗攻击的作用下使得跟踪误差 $\tilde{x}_i(t)$ 收敛在原点附近的邻域内. \square

注 2 与文献 [24-25] 相比, 本文所设计的估计器引入了间歇采样机制, 设置了采样序列 $\{t_{i,k}^s\}_{k=1}^{+\infty}$, 仅需要采样时刻的 $y_i\{t_{i,k}^s\}$ 和 $y_i^{uwb}\{t_{i,k}^s\}$, 就能够获得对状态 x_i 的连续估计值 \hat{x}_i , 避免了对连续传感器信号的需求, 提高了数据利用率.

2.2 基于博弈的问题重构

在上述安全状态观测器的基础上, 本节利用非零和博弈理论重新建模对抗性领从编队跟踪控制问题.

首先, 基于上述安全估计器重新构建跟随者无人机的局部误差 $\delta_i^e = \sum_{j=1}^N a_{ij}(\hat{x}_i - \hat{x}_j + \Delta_j - \Delta_i) + a_{i0}(\hat{x}_i - x_0 - \Delta_i)$. 为量化博弈的效益, 构建跟随者无人机的性能指标如下:

$$J_i(\delta_i^e(0), u_i) = \int_0^{\infty} r_i(\delta_i^e, u_i) dt, \quad (20)$$

其中

$$r_i(\delta_i^e, u_i) = (\delta_i^e)^T Q_i \delta_i^e + \sum_{j=1}^N a_{ij} u_j^T R_{ij} u_j + u_i^T R_{ii} u_i,$$

且有 Q_i 、 R_{ii} 和 R_{ij} 为正定矩阵.

相似地, 构建领导者无人机的性能指标如下:

$$J_0(\delta_0(0), u_0) = \int_0^{\infty} r_0(\delta_0, u_0) dt, \quad (21)$$

其中 $r_0(\delta_0, u_0) = \delta_0^T Q_0 \delta_0 + u_0^T R_0 u_0$, R_0 和 Q_0 为正定矩阵.

此外, 通过对 δ_i^e 和 δ_0 求导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{\delta}_i^e &= \mathcal{A}_i + (d_i + a_{i0}) B_i u_i - \\ &\quad \sum_{j=1}^N a_{ij} B_j u_j - a_{i0} B_0 u_0 + \mathcal{F}_i, \end{aligned} \quad (22)$$

$$\dot{\delta}_0 = \mathcal{A}_0 - d_0 B_0 u_0 + \sum_{i=1}^N b_{0i} B_i u_i. \quad (23)$$

其中 \mathcal{A}_i 和 \mathcal{A}_0 满足

$$\mathcal{A}_i = \sum_{j=1}^N a_{ij} (A_i x_i - A_j x_j) + a_{i0} (A_i x_i - A_0 x_0),$$

$$\mathcal{A}_0 = - \sum_{i=1}^N b_{0i} (A_0 x_0 - A_i x_i),$$

$$\mathcal{F}_i = -(d_i + a_{i0}) \kappa_i K_i \chi_i + \sum_{j=1}^N a_{ij} \kappa_j K_j \chi_j.$$

定义 1 (容许控制) 对于一组控制策略 $\{u_0, u_1, \dots, u_N\}$, 若其中的每个 u_n 都是连续的, 并且这组策略 $\{u_0, u_1, \dots, u_N\}$ 能够使得系统 (22) 和 (23) 是稳定的, 同时保证相应的性能指标函数 (20) 和 (21) 是有限的, 那么该控制策略集 $\{u_0, u_1, \dots, u_N\}$ 被称为是容许的.

式 (20) 和 (21) 建立了对抗性领导者以及跟随者之间的多玩家非零和博弈模型. 此外, 无人机的性能指标还取决于其邻居的行为, 可以将上述性能指标进一步表示为 $J_i(\delta_i^e(0), u_i, u_{-i}, u_0)$ 以及 $J_0(\delta_0(0), u_0, u_{-0})$. 跟随者和领导者的目标均为找到自身的最优控制策略 $\{u_i^*, u_{-i}^*\}$ 和 u_0^* , 这些策略构成了一个纳什均衡, 其定义如下.

定义 2 (纳什均衡) 对于一组控制策略 $\{u_i^*, u_{-i}^*\}$ 和 u_0^* , 若满足条件

$$J_i(\delta_i^e(0), u_i^*, u_{-i}^*, u_0^*) \leq J_i(\delta_i^e(0), u_i, u_{-i}^*, u_0^*), \quad (24)$$

以及

$$J_0(\delta_0(0), u_0^*, u_{-0}^*) \leq J_0(\delta_0(0), u_0, u_{-0}^*), \quad (25)$$

则该博弈问题实现了纳什均衡.

基于容许控制策略, 若满足纳什均衡条件 (24) 和 (25), 即可实现对抗性领从编队跟踪控制问题, 跟随者无人机能够在 GNSS 欺骗攻击的作用下跟踪领导者无人机.

注 3 根据二次型性能指标 (20) 和 (21), 跟随者的设计目标是通过最小化性能指标 (20), 尽可能减小与领导者之间的编队误差 δ_i , 求解最优控制律 u_i ; 领导者的目标是通过最小化性能指标 (21), 尽可能减小 δ_0 , 即增加与其他跟随者之间的距离, 求解最优控制律 u_0 .

2.3 事件触发最优控制器设计

基于上述重建模的问题, 本节推导领导者的对抗性输入以及跟随者的最优控制策略; 然后设计事件触发机制用于间歇更新跟随者的控制策略, 从而减少冗余的控制更新和不必要的数据传输.

第 i 架无人机的值函数定义为

$$V_i(\delta_i^e(t)) = \int_t^{\infty} r_i(\delta_i^e, u_i) d\tau, \quad i \in \mathcal{N}. \quad (26)$$

由于值函数是连续可微的, 根据莱布尼茨公式, 可以推导得到贝尔曼方程, 并以哈密尔顿函数形式给出为

$$H_i(\delta_i^e, \nabla V_i(\delta_i^e), u_i, u_{-i}, u_0) = r_i(\delta_i^e, u_i) + \nabla V_i^T(\delta_i^e) \dot{\delta}_i^e, \quad (27)$$

及边界条件 $V_i(0) = 0$, 其中 $\nabla V_i = \partial V_i / \partial \delta_i^e \in \mathbb{R}^q$.

类似地, 领导者的值函数及哈密尔顿函数可以分别表示为

$$V_0(\delta_0(t)) = \int_t^\infty r_0(\delta_0, u_0) d\tau, \quad (28)$$

$$H_0(\delta_0, \nabla V_0(\delta_0), u_0, u_{-0}) = r_0(\delta_0, u_0) + \nabla V_0^T(\delta_0) \dot{\delta}_0. \quad (29)$$

边界条件 $V_0(0) = 0$, 其中 $\nabla V_0 = \partial V_0 / \partial \delta_0 \in \mathbb{R}^q$.

根据稳定性条件, 可以得到跟随者的控制策略以及领导者的对抗性输入分别为

$$u_i^*(\delta_i^e) = -\frac{1}{2}(d_i + a_{i0})R_{ii}^{-1}B_i^T \nabla V_i^*(\delta_i^e), \quad (30)$$

$$u_0^*(\delta_0) = \frac{1}{2}d_0R_0^{-1}B_0^T \nabla V_0^*(\delta_0). \quad (31)$$

将式 (30) 和 (31) 分别代入 (27) 和 (29) 中, 能够得到耦合 HJ 方程为 $H_i(\delta_i^e, \nabla V_i^*, u_i^*, u_{-i}^*, u_0^*) = r_i(\delta_i^e, u_i^*) + \nabla V_i^{*T} \dot{\delta}_i^e = 0$ 和 $H_0(\delta_0, \nabla V_0^*, u_0^*, u_{-0}^*) = r_0(\delta_0, u_0^*) + \nabla V_0^{*T} \dot{\delta}_0 = 0$.

接下来, 针对第 i 架跟随者无人机, 为减少控制信号连续传输的负担, 定义一个单调递增的触发时刻序列 $\{t_{i,l}^c\}_{l=0}^\infty$, 其中 $t_{i,l}^c$ 满足 $t_{i,l}^c \leq t_{i,l+1}^c, l \in \mathbb{N}$. 对于任意的 $t \in [t_{i,l}^c, t_{i,l+1}^c)$, 第 i 架跟随者无人机的连续局部邻居误差被采样为 $\check{\delta}_{i,l}^e \triangleq \delta_i^e(t_{i,l}^c)$. 定义采样局部误差与当前局部误差之间的触发误差为

$$e_{i,l}(t) = \check{\delta}_{i,l}^e - \delta_i^e(t), \quad \forall t \in [t_{i,l}^c, t_{i,l+1}^c), l \in \mathbb{N}. \quad (32)$$

基于式 (30) 和 (32), 第 i 架跟随者无人机的事件触发最优控制策略为

$$u_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e) = -\frac{1}{2}(d_i + a_{i0})R_{ii}^{-1}B_i^T \nabla V_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e). \quad (33)$$

令 $\check{r}_i = r_i(\delta_i^e, u_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e))$, 则第 i 架跟随者无人机的触发耦合哈密尔顿-雅可比方程为

$$H_i(\delta_i^e, \nabla V_i^*(\delta_i^e), u_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e), u_{-i}^*(\check{\delta}_{-i,l}^e), u_0^*) = \check{r}_i + \nabla V_i^{*T}(\delta_i^e) \dot{\delta}_i^e(u_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e), u_{-i}^*(\check{\delta}_{-i,l}^e), u_0^*). \quad (34)$$

假设 3 对于每一个跟随者无人机, u_i^* 是利普希兹连续的, 且满足 $\|u_i^*(\delta_i^e(t)) - u_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e)\| \leq G_i \|e_{i,l}(t)\|$, 其中 $G_i > 0$ 为正常数.

在上述假设的条件下, 可以得到触发误差范数 $\|e_{i,l}(t)\|$, 从而推导出事件触发条件.

定理 1 考虑满足假设 1 ~ 假设 3 的局部误差

系统 (22), 基于跟随者的事件触发最优控制策略 (33), 若采样误差满足以下触发条件, 则能保证系统 (22) 渐近稳定:

$$\|e_{i,l}(t)\|^2 \leq \frac{\Lambda_{2i} \lambda_{Q_i} \|\delta_i^e\|^2 + \sigma_{1i} \theta_i + \sigma_{4i} e^{-\sigma_{3i} t}}{\Lambda_{1i} G_i^2}. \quad (35)$$

其中: $\Lambda_{1i} = \bar{\lambda}_{R_{ii}} + 2d_i \bar{\lambda}_{R_{ij,M}} + d_i \|B_i\|^2$, $\Lambda_{2i} = (1 - \eta_{1i}^2)$, $\bar{\lambda}_{R_{ij,M}} = \max\{\bar{\lambda}_{R_{i1}}, \bar{\lambda}_{R_{i2}}, \dots, \bar{\lambda}_{R_{iN}}\}$, $\eta_{1i} \in (0, 1)$; θ_i 为动态辅助变量, 且满足 $\dot{\theta}_i = -\sigma_{2i} \theta_i + \Lambda_{2i} \lambda_{Q_i} \|\delta_i^e\|^2 + \sigma_{4i} e^{-\sigma_{3i} t} - \Lambda_{1i} G_i^2 \|e_{i,l}(t)\|^2$. η_{1i} 和 Q_i 应满足

$$\|\nabla V_i^*(\delta_i^e)\|^2 \leq \eta_{1i}^2 \lambda_{Q_i} \|\delta_i^e\|^2. \quad (36)$$

证明 选择李雅普诺夫备选函数为

$$L_2 = \sum_{i=1}^N L_{2,i} = \sum_{i=1}^N \left(V_i^*(\delta_i^e) + \theta_i + \frac{\sigma_{4i}}{\sigma_{3i}} e^{-\sigma_{3i} t} \right). \quad (37)$$

对 $L_{2,i}$ 求导可得

$$\begin{aligned} \dot{L}_{2,i} = & -\delta_i^{eT} Q_i \delta_i^e - u_i^{*T}(\check{\delta}_{i,l}^e) R_{ii} u_i(\check{\delta}_{i,l}^e) + \\ & (u_i^* - u_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e))^T R_{ii} (u_i^* - u_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e)) + \\ & \nabla V_i^{*T}(\delta_i^e) \sum_{j=1}^N a_{ij} B_j (u_j^*(\check{\delta}_{j,l}^e) - u_j^*) + \\ & 2 \sum_{j=1}^N a_{ij} (u_j^{*T} R_{ij} (u_j^*(\check{\delta}_{j,l}^e) - u_j^*) - \\ & \sum_{j=1}^N a_{ij} u_j^{*T}(\check{\delta}_{j,l}^e) R_{ij} u_j^*(\check{\delta}_{j,l}^e) + \dot{\theta}_i - \sigma_{4i} e^{-\sigma_{3i} t} + \\ & \sum_{j=1}^N a_{ij} (u_j^* - u_j^*(\check{\delta}_{j,l}^e))^T R_{ij} (u_j^* - u_j^*(\check{\delta}_{j,l}^e)). \end{aligned} \quad (38)$$

结合假设 3 以及杨氏不等式, 可以将式 (38) 的完整形式推导如下:

$$\begin{aligned} \dot{L}_2 \leq & \sum_{i=1}^N (-\eta_{1i} \lambda_{Q_i} \|\delta_i^e\|^2 - \Lambda_{1i} \lambda_{Q_i} \|\delta_i^e\|^2 + \\ & \|\nabla V_i\|^2 + \Lambda_{2i} G_i^2 \|e_{i,l}\|^2 - \\ & \lambda_{R_{ii}} \|u_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e)\|^2 + \dot{\theta}_i - \sigma_{4i} e^{-\sigma_{3i} t}), \end{aligned} \quad (39)$$

其中 λ_{Q_i} 和 $\lambda_{R_{ii}}$ 分别表示矩阵 Q_i 和 R_{ii} 的最小特征根.

基于事件触发条件 (35) 以及 $\dot{\theta}_i$, 可以得到 $\theta_i > 0$. 若式 (36) 成立, 则 $\dot{L}_2 < 0$. 结合李雅普诺夫函数理论, 闭环系统 (22) 是渐近稳定的. \square

接下来, 要排除触发过程中芝诺行为的发生. 针对 δ_i^e 动态系统 (22) 以及事件触发最优策略 (33), 令 $\Delta t_l^c = t_{i,l+1}^c - t_{i,l}^c$ 为相邻触发时刻的触发间隔. 若 $\Delta t_l^c = 0$, 则会发生芝诺行为; 若 $\Delta t_l^c > 0$, 则芝诺行为不会发生. 下面的引理表明, 在触发条件 (35) 下,

芝诺行为将被排除.

引理 2 对于具有事件触发最优策略 (33) 的系统 (22), 触发间隔 Δt_i^c 有一个正下界.

证明 对触发误差 $e_{i,l}$ 进行求导可得

$$\|\dot{e}_{i,l}\| \leq \|-\dot{\delta}_i^e\| \leq \|A_i\| \|\delta_i^e\| + \Psi_{1,i} \leq \|A_i\| \|e_{i,l}\| + \|A_i\| \|\check{\delta}_{i,l}^e\| + \Psi_{1,i}, \quad (40)$$

其中

$$\Psi_{1,i} = \|A_i - A_i \delta_i^e\| + \|(d_i + a_{i0})B_i\| \|u_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e)\| + \sum_{j=1}^N \|a_{ij}B_j\| \|u_j^*(\check{\delta}_{j,l}^e)\| + \|a_{i0}B\| \|u_0\|.$$

根据定理 1, 可以推导得到 $\Psi_{1,i}$ 是有界的.

针对所有的 $t \in [t_{i,l}^c, t_{i,l+1}^c)$, 可以计算得到不等式 (40) 的解为

$$\|e_{i,l}\| \leq \frac{\|A_i\| \|\check{\delta}_{i,l}^e\| + \Psi_{1,i}}{\|A_i\|} (e^{\|A_i\|(t-t_{i,l+1}^c)} - 1). \quad (41)$$

第 l 个触发间隔可以表示为

$$t_{i,l+1}^c - t_{i,l}^c \geq \frac{1}{\|A_i\|} \ln \left(1 + \frac{\|A_i\| \|e_{i,l}\|}{\|A_i\| \|\check{\delta}_{i,l}^e\| + \Psi_{1,i}} \right) > 0. \quad (42)$$

综上, 触发间隔 $\Delta t_i^c = t_{i,l+1}^c - t_{i,l}^c > 0$, 排除了芝诺行为. \square

注 4 相比于传统时间触发机制^[15,18]与静态事件触发机制^[26-27], 本文的触发机制 (35) 引入了动态变量 $\theta_i(t)$ 以及衰减指数项 $\sigma_{4i} e^{-\sigma_{3i}t}$. 对于 $t \in [0, \infty)$, $\theta_i(t)$ 和 $\sigma_{4i} e^{-\sigma_{3i}t}$ 均为正, 因此在相同的条件下, 本文的动态触发条件更不容易被触发, 扩大了触发机制的边界, 减少了触发次数.

2.4 单评价神经网络逼近器

根据式 (31) 和 (33), 跟随者和领导者最优控制策略均需要值函数 $V_i(\delta_i^e)$ 和 $V_0(\delta_0)$ 的先验信息. 然而值函数的准确形式在实际中很难获取. 因此, 本文利用神经网络的逼近特性逼近值函数 (26) 和 (28), 构建单评价神经网络的结构为

$$V_{\tau}^*(\delta_{\tau}) = W_{c,\tau}^T \phi_{\tau}(\delta_{\tau}) + \varepsilon_{\tau}, \quad (43)$$

其中 $\tau \in \{0\} \cup \mathcal{N}$. 若 $\tau = 0$, 则 $\delta_{\tau} = \delta_0^e$; 若 $\tau \in \mathcal{N}$, 则 $\delta_{\tau} = \delta_0$. $W_{c,\tau} \in \mathbb{R}^{h_{c,\tau}}$ 表示理想权值向量, $\phi_{\tau} \in \mathbb{R}^{h_{c,\tau}}$ 表示激活函数, $h_{c,\tau}$ 为神经元个数. $\varepsilon_{\tau} \in \mathbb{R}$ 为重构误差. 那么, 最优值函数的梯度向量为 $\nabla V_{\tau}^*(\delta_{\tau}) = \nabla \phi_{\tau}^T(\delta_{\tau}) W_{c,\tau} + \nabla \varepsilon_{\tau}(\delta_{\tau})$. 为了估计理想且未知的权重 $W_{c,\tau}$, 设计近似权值向量 $\hat{W}_{c,\tau}$. 那么, 近似值函数可以表示为

$$\hat{V}_{\tau}(\delta_{\tau}) = \hat{W}_{c,\tau}^T \phi_{\tau}(\delta_{\tau}), \quad (44)$$

且 $\hat{V}_{\tau}(\delta_{\tau})$ 的偏导数为 $\nabla \hat{V}_{\tau}(\delta_{\tau}) = \nabla \phi_{\tau}^T(\delta_{\tau}) \hat{W}_{c,\tau}$.

第 i 架跟随者无人机的的事件触发最优逼近控制策略可以表示为

$$\hat{u}_i = -\frac{1}{2}(d_i + a_{i0})R_{ii}^{-1}B_i^T(\nabla \phi_i^T(\check{\delta}_{i,l}^e)\hat{W}_{c,i}). \quad (45)$$

类似地, 领导者的逼近最优控制策略可以表示为

$$\hat{u}_0 = \frac{1}{2}d_0R_0^{-1}B_0^T(\nabla \phi_0^T(\delta_0)\hat{W}_{c,0}). \quad (46)$$

令 $\hat{r}_i = r_i(\delta_i^e, \hat{u}_i(\check{\delta}_{i,l}^e))$ 及 $\hat{r}_0 = r_0(\delta_0, \hat{u}_0)$, 那么跟随者和领导者的汉密尔顿函数分别为 $\hat{H}_0 = \hat{r}_0 + \hat{W}_{c,0}^T \nabla \phi_0(\delta_0) \dot{\delta}_0 = e_{c,0}$ 和 $\hat{H}_i = \hat{r}_i + \hat{W}_{c,i}^T \nabla \phi_i(\delta_i^e) \dot{\delta}_i^e = e_{c,i}$.

对于 $\tau \in \{0\} \cup \mathcal{N}$, 为了训练单评价神经网络并消除逼近误差 $e_{c,\tau}$, 采用归一化梯度下降法最小化目标函数 $L_{c,\tau} = \frac{1}{2}e_{c,\tau}^T e_{c,\tau}$. 跟随者和领导者权值向量 $\hat{W}_{c,i}$ 和 $\hat{W}_{c,0}$ 的更新律分别为

$$\dot{\hat{W}}_{c,\tau} = -\beta_{c,\tau} \frac{\varrho_{\tau} e_{c,\tau}}{(1 + \varrho_{\tau}^T \varrho_{\tau})^2}. \quad (47)$$

其中: $\beta_{c,\tau} > 0$ 为学习率, $\varrho_{\tau} = \nabla \phi_{\tau}(\delta_{\tau}) \dot{\delta}_{\tau}$ 为 $h_{c,\tau}$ 维向量. 跟随者与领导者的权值估计误差表示为 $\tilde{W}_{c,\tau} = W_{c,\tau} - \hat{W}_{c,\tau}$, 且满足

$$\dot{\tilde{W}}_{c,\tau} = -\frac{\beta_{c,\tau} \varrho_{\tau}}{(1 + \varrho_{\tau}^T \varrho_{\tau})^2} (\varrho_{\tau}^T \tilde{W}_{c,\tau} - e_{cH,\tau}), \quad (48)$$

其中 $e_{cH,\tau} = -\nabla \varepsilon_{\tau}(\delta_{\tau}) \dot{\delta}_{\tau}$ 表示残差.

根据单评价网络的逼近特性, 在适当的网络权值下, 相关变量满足有界性假设如下.

假设 4 ϕ_{τ} 和 ε_{τ} 的偏导数、理想权值向量 $W_{c,\tau}$ 、近似权值向量 $\hat{W}_{c,\tau}$ 以及残差 $e_{cH,\tau}$ 均是范数有界的, 即 $\|\nabla \phi_{\tau}\| \leq \varpi_{\phi_{\tau}}$, $\|\nabla \varepsilon_{\tau}\| \leq \varpi_{\varepsilon_{\tau}}$, $\|W_{c,\tau}\| \leq \varpi_{W_{\tau}}$, $\|\hat{W}_{c,\tau}\| \leq \varpi_{\hat{W}_{\tau}}$, $\|e_{cH,\tau}\| \leq \varpi_{e_{\tau}}$, 其中 $\varpi_{\phi_{\tau}}$ 、 $\varpi_{\varepsilon_{\tau}}$ 、 $\varpi_{W_{\tau}}$ 、 $\varpi_{\hat{W}_{\tau}}$ 和 $\varpi_{e_{\tau}}$ 为正常数.

注 5 实际上, 跟随者的网络权值只在触发时刻进行更新, 这也减少了神经网络权值的更新次数, 降低了计算单元的负担.

2.5 整体稳定性分析

接下来根据闭环系统动态特性的不同, 从两方面讨论系统的稳定性.

定理 2 对于给定的误差系统 (22)、(23) 以及假设 1 ~ 假设 4, 在容许控制器的基础上, 对于跟随者无人机, 采用基于事件的安全状态估计器 (7) ~ (9) 以及事件触发逼近最优控制策略 (45), 对于领导者无人机, 采用逼近最优对抗性控制策略 (46), 如果满足触发条件 (35), 那么闭环系统 (22) 和 (23) 的局部邻居误差 δ_0 、 δ_i^e 以及单评价网络权值估算误差 $\tilde{W}_{c,i}$ 、 $\tilde{W}_{c,0}$ 均是一致最终有界的.

证明 选取李雅普诺夫备选函数为

$$L_3 = L_{3,1} + L_{3,2} + L_{3,3}. \quad (49)$$

其中

$$L_{3,1} = \sum_{i=1}^N V_i^*(\delta_i^e) + \theta_i + \frac{\sigma_{4i}}{\sigma_{3i}} e^{-\sigma_{3i}t} + V_0^*(\delta_0),$$

$$L_{3,2} = \sum_{i=1}^N V_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e),$$

$$L_{3,3} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} \tilde{W}_{c,i}^T \tilde{W}_{c,i} + \frac{1}{2} \tilde{W}_{c,0}^T \tilde{W}_{c,0}.$$

情况 1: 事件未发生时, 即 $t \in [t_{i,l}^c, t_{i,l+1}^c)$.

对 $L_{3,1}$ 求导, 有

$$\dot{L}_{3,1} = \sum_{i=1}^N \dot{V}_i^*(\delta_i^e) + \dot{\theta}_i - \sigma_{4i} e^{-\sigma_{3i}t} + \dot{V}_0^*(\delta_0). \quad (50)$$

将 \hat{H}_i 代入 $\dot{V}_i^*(\delta_i^e)$ 可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_i^*(\delta_i^e) = & -\delta_i^{eT} Q_i \delta_i^e - u_i^{*T} R_{ii} u_i^* - \sum_{j=1}^N (a_{ij} u_j^{*T} \times R_{ij} u_j^*) + \\ & \nabla V_i^{*T}(\delta_i^e) \left((d_i + a_{i0}) B_i (\hat{u}_i(\check{\delta}_{i,l}^e) - u_i^*) - \right. \\ & \left. \sum_{j=1}^N a_{ij} B_j (\hat{u}_j(\check{\delta}_{j,l}^e) - u_j^*) \right). \end{aligned} \quad (51)$$

记 $\hat{u}_i = \hat{u}_i(\check{\delta}_{i,l}^e)$ 以及 $\check{u}_i^* = u_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e)$, 利用 $\hat{u}_i - u_i^* = \hat{u}_i - \check{u}_i^* + \check{u}_i^* - u_i^*$ 以及假设 3, 结合柯西-施瓦兹不等式, 能够计算得到

$$\begin{aligned} & -u_i^{*T} R_{ii} u_i^* + \nabla V_i^{*T}(\delta_i^e) (d_i + a_{i0}) B_i (\hat{u}_i - u_i^*) \leq \\ & -\check{u}_i^{*T} R_{ii} \check{u}_i^* + (u_i^* - \check{u}_i^*)^T R_{ii} (u_i^* - \check{u}_i^*) + \\ & (\nabla \phi_i^T(\delta_i^e) W_{c,i} + \nabla \varepsilon_i(\delta_i^e))^T (d_i + a_{i0}) B_i (\hat{u}_i - \check{u}_i^*) \leq \\ & -\lambda_{R_{ii}} \|\check{u}_i^*\|^2 + \bar{\lambda}_{R_{ii}} G_i^2 \|e_{i,l}\|^2 + \\ & \frac{1}{2} \|\nabla \phi_i^T(\delta_i^e) W_{c,i} + \nabla \varepsilon_i(\delta_i^e)\|^2 + \\ & \frac{1}{8} \|(d_i + a_{i0})^2 B_i R_{ii}^{-1} B_i^T (\nabla \phi_i^T(\delta_i^e) W_{c,i} + \nabla \varepsilon_i(\delta_i^e))\|^2. \end{aligned} \quad (52)$$

对于 $-\sum_{j=1}^N a_{ij} u_j^{*T} R_{ij} u_j^* - \sum_{j=1}^N a_{ij} B_j (\hat{u}_j - u_j^*)$ 可用同样方式进行化简. 此外, 考虑邻居控制策略的有界性^[26], $\nabla V_i^{*T}(\delta_i^e) \sum_{i=1}^N a_{ij} B_i (\hat{u}_j - \check{u}_j^*)$ 存在上界且满足 $\|\nabla V_i^{*T}(\delta_i^e) \sum_{i=1}^N a_{ij} B_i (\hat{u}_j - \check{u}_j^*)\| \leq \bar{h}_i$, 且 $\bar{h}_i > 0$. 因此, 在假设 4 下, 式 (51) 可以简化为

$$\sum_{i=1}^N \dot{V}_i^*(\delta_i^e) \leq \sum_{i=1}^N (-\lambda_{Q_i} \|\delta_i^e\|^2 + A_{2i} G_i^2 \|e_{i,l}\|^2 + \ell_{2i}). \quad (53)$$

其中

$$\begin{aligned} \ell_{2i} = & \frac{1}{2} (\varpi_{\phi_i}^2 \varpi_{W_i}^2 + \varpi_{\varepsilon_i}^2) + \bar{h}_i + \\ & \frac{1}{4} \|(d_i + a_{i0})\|^4 \|B_i R_{ii} B_i^T\|^2 (\varpi_{\phi_i}^2 \varpi_{W_i}^2 + \varpi_{\varepsilon_i}^2), \end{aligned}$$

且 $\varpi_{\bar{W}_i} = \max\{\varpi_{W_i}, \varpi_{\dot{W}_i}\}$.

类似地, 对于 V_0^* 的导数, 推导可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_0^*(\delta_0) \leq & -\lambda_{Q_0} \|\delta_0\|^2 + \ell_0 + \sum_{i=1}^N \|b_{0i} B_i\|^2 \times \\ & \|(d_i + a_{i0}) B_i\|^2 (\varpi_{\phi_i}^2 \varpi_{\bar{W}_i}^2 + \varpi_{\varepsilon_i}^2). \end{aligned} \quad (54)$$

其中

$$\begin{aligned} \ell_0 = & (\varpi_{\phi_0}^2 \varpi_{W_0}^2 + \varpi_{\varepsilon_0}^2) + \\ & \frac{d_0^4}{4} \|B_0 R_0 B_0^T\|^2 (\varpi_{\phi_0}^2 \varpi_{W_0}^2 + \varpi_{\varepsilon_0}^2), \end{aligned}$$

且 $\varpi_{\bar{W}_0} = \max\{\varpi_{W_0}, \varpi_{\dot{W}_0}\}$.

基于式 (51) ~ (54), $\dot{L}_{3,1}$ 可以表示为

$$\begin{aligned} \dot{L}_{3,1} \leq & -\lambda_{Q_0} \|\delta_0\|^2 + \ell_0 + \sum_{i=1}^N (-\lambda_{Q_i} \|\delta_i^e\|^2 + \\ & A_{2i} G_i^2 \|e_{i,l}\|^2 + \ell_{1i} + \dot{\theta}_i - \sigma_{4i} e^{-\sigma_{3i}t}), \end{aligned} \quad (55)$$

其中

$$\begin{aligned} \ell_{1i} = & \ell_{2i} + \sum_{i=1}^N \|b_{0i} B_i\|^2 \|(d_i + a_{i0}) B_i\|^2 (\varpi_{\phi_i}^2 \varpi_{\bar{W}_i}^2 + \varpi_{\varepsilon_i}^2). \end{aligned}$$

此外, $L_{3,2}$ 的导数为 $\dot{L}_{3,2} = 0$. 对 $L_{3,3}$ 求导可得

$$\frac{d\left(\frac{1}{2} \tilde{W}_{c,\tau}^T \tilde{W}_{c,\tau}\right)}{dt} \leq -\frac{\beta_{c,\tau}}{2} \lambda_{\rho_\tau} \|\tilde{W}_{c,\tau}\|^2 + \frac{\beta_{c,\tau}}{2} \|\varpi_{e_\tau}\|^2, \quad (56)$$

其中 λ_{ρ_i} 是 $(\rho_\tau \rho_\tau^T)(1 + \rho_\tau^T \rho_\tau)^2$ 的最小特征根.

按照式 (55) 和 (56), 结合事件触发条件 (35) 以及动态变量 θ_i 的定义, \dot{L}_3 能够表示为

$$\begin{aligned} \dot{L}_3 \leq & -\lambda_{Q_0} \|\delta_0\|^2 + \ell_0 - \frac{\beta_{c,0}}{2} \lambda_{\rho_0} \|\tilde{W}_{c,0}\|^2 + \\ & \frac{\beta_{c,0}}{2} \|\varpi_{e_0}\|^2 + \sum_{i=1}^N (-\eta_{1i} \lambda_{Q_i} \|\delta_i^e\|^2 + \ell_{1i}) + \\ & \sum_{i=1}^N \left(-\frac{\beta_{c,i}}{2} \lambda_{\rho_i} \|\tilde{W}_{c,i}\|^2 + \frac{\beta_{c,i}}{2} \|\varpi_{e_i}\|^2 \right). \end{aligned} \quad (57)$$

基于式 (57), 如果误差满足 $\delta_i^e \notin \Omega_{\delta_i^e}$ 、 $\delta_0 \notin \Omega_{\delta_0}$ 、 $\tilde{W}_{c,i} \notin \Omega_{\tilde{W}_{c,i}}$ 且 $\tilde{W}_{c,0} \notin \Omega_{\tilde{W}_{c,0}}$, 则 $\dot{L}_3 \leq 0$. 其中集合 $\Omega_{\delta_i^e}$ 、 Ω_{δ_0} 、 $\Omega_{\tilde{W}_{c,i}}$ 以及 $\Omega_{\tilde{W}_{c,0}}$ 的具体形式为

$$\Omega_{\delta_i^e} = \left\{ \delta_i^e : \|\delta_i^e\| \leq \sqrt{\frac{(2\ell_{1i} + \beta_{c,i} \|\varpi_{e_i}\|^2)}{4\eta_{1i} \lambda_{Q_i}}} \right\},$$

$$\Omega_{\delta_0} = \left\{ \delta_0 : \|\delta_0\| \leq \sqrt{\frac{(2\ell_0 + \beta_{c,0}\|\varpi_{e_0}\|^2)}{4\lambda_{Q_0}}} \right\},$$

$$\Omega_{\tilde{W}_{c,i}} = \left\{ \tilde{W}_{c,i} : \|\tilde{W}_{c,i}\| \leq \sqrt{\frac{2\ell_{1i} + \beta_{c,i}\|\varpi_{e_i}\|^2}{2\beta_{c,i}\Delta\rho_i}} \right\},$$

$$\Omega_{\tilde{W}_{c,0}} = \left\{ \tilde{W}_{c,0} : \|\tilde{W}_{c,0}\| \leq \sqrt{\frac{2\ell_0 + \beta_{c,0}\|\varpi_{e_0}\|^2}{\beta_{c,0}\Delta\rho_0}} \right\}.$$

根据李雅普诺夫理论,跟随者的实际协同跟踪误差 δ_i^e 以及权值估计误差 $\tilde{W}_{c,i}$ 均是一致最终有界的.

情况2: 有事件发生的时刻, 即 $t = t_{i,l+1}^c, l \in \mathbb{N}$. 讨论关于 L_3 的一阶差分形式

$$\Delta L_3 = \Delta L_{3,1} + \Delta L_{3,2} + \Delta L_{3,3}. \quad (58)$$

按照情况1的结论, 对于所有的 $t \in [t_{i,l}^c, t_{i,l+1}^c)$ 均有 $\dot{L}_{3,1} + \dot{L}_{3,3} < 0$ 成立, 故 $L_{3,1} + L_{3,3}$ 在相邻触发时刻的时间区间内是单调递减的. 考虑到 δ_i^e 的连续性, 且令 $\delta_{i,l+1}^{e-} = \lim_{\tau \rightarrow 0} \delta_i^e(t_{i,l+1}^c - \tau)$, 则有 $\Delta L_{3,1} = V_i^*(\check{\delta}_{i,l+1}^e) - V_i^*(\delta_{i,l+1}^{e-}) \leq 0$. 类似地, $\Delta L_{3,3} = \frac{1}{2}[\tilde{W}_{c,i}^T(\check{\delta}_{i,l+1}^e)\tilde{W}_{c,i}(\check{\delta}_{i,l+1}^e) - \tilde{W}_{c,i}^T(\delta_{i,l+1}^{e-})\tilde{W}_{c,i}(\delta_{i,l+1}^{e-})] \leq 0$. 此外, $\Delta L_{3,2} = V_i^*(\check{\delta}_{i,l+1}^e) - V_i^*(\check{\delta}_{i,l}^e) \leq -\nu(\|\check{\delta}_{i,l}^e\|)$, 其中 $\nu(\cdot)$ 是一个典型的 \mathcal{K} 类函数, $\check{\delta}_{i,l}^e = \check{\delta}_{i,l+1}^e - \check{\delta}_{i,l}^e$. 因此, 当 $t = t_{i,l+1}^c$ 时, $\Delta L_3 < 0$, 所构造的李雅普诺夫函数是单调递减的.

根据上述分析, 能够保证系统(22)和(23)是一致最终稳定的. \square

综上, 在所提出的安全状态估计器(7)~(9)以及事件触发逼近最优控制策略(45)的作用下, 追随者能够在受到GNSS欺骗攻击的作用下跟踪对抗性领导者, 解决了对抗性领从编队跟踪控制问题.

3 仿真

为了验证所提出的控制框架效果, 接下来将从有效性和先进性两个方面进行仿真验证. 考虑一个实际场景: 场景中有4架无人机以及1架智能目标无人机, 4架无人机的任务是跟踪移动的智能目标无人机, 该目标被视为敌对和恶意的领导者, 其余4架无人机视作跟随者. 针对式(1), 设定领导者无人机与跟随者无人机的阻尼系数分别为 $\alpha_{p_0} = -0.5, \alpha_{v_0} = 0; \alpha_{p_1} = -1.0, \alpha_{v_1} = -1.2; \alpha_{p_2} = -1.5, \alpha_{v_2} = -1.0; \alpha_{p_3} = -0.8, \alpha_{v_3} = -1.5; \alpha_{p_4} = -1.0, \alpha_{v_4} = -1.0$. 控制系数 $\alpha_{u_i} = 1$, 其中 $i \in \{0\} \cup \mathcal{N}$. 假设所有的无人机都在同一水平面内飞行, 无人机系统的维数为 $n = 2$.

3.1 有效性验证

设定GNSS欺骗攻击信号为 $C = 0.5, a_i = [2 \sin t, 3 \cos t]^T$. 选择性能参数为 $Q_i = Q_0 = R_{ij}$

$= R_{ij} = R_0 = I_4$. 激活函数设计为 $\phi_i(\delta_i) = [\delta_i(1)^2 + \delta_i(3)^2, \delta_i(1)\delta_i(3), \delta_i(2)^2 + \delta_i(4)^2, \delta_i(2)\delta_i(4)]^T$. 学习率设计为 $\beta_{c,i} = 0.5$. 对于 $i \in \mathcal{N}$, 安全状态估计器(7)的采样间隔选择为 $\ell_{i,k} = 0.5$. 动态阈值设计为 $\Gamma_i(t) = 1.5 \tanh(t), \kappa_i = 1.1, K_i^1 = 3, K_i^2 = 0.1$. 针对事件触发条件(35), 令 $\eta_{1i} = 0.1, G_i = 20$.

仿真结果如图1~图5. 图1和图2分别表示所有无人机位置和速度误差的变化过程, 所有跟随者无人机的编队位置跟踪以及速度跟踪误差均能够收敛. 针对安全估计器, 以无人机2和无人机4为例, 图3和图4分别表示无人机2和无人机4的安全估计器的仿真结果, 包括2号和4号跟随者无人机由不同传感器测量得到的全局位置采样信号曲线, 以及安全估计器(7)~(9)对无人机的飞行位置估计曲线, 上方区域表明受到攻击的时间区间, 下方区域表明检测机制(6)激活的时间区间, 该曲线表明即便无人机受到了GNSS欺骗攻击, 所提出的安全状态观测器(7)~(9)仍然能够对跟随者无人机的真实状态进行连续估计, 其他无人机的仿真结果与此类似. 值得注意的是, 下方阴影区域开始于上方阴影区域之后, 该间隔由动态阈值 $\Gamma_i(t)$ 决定. 图5表示跟随者无人机与对抗性领导者的二维位置变化曲线, 该曲线表明跟随者无人机能够在GNSS欺骗攻击的情况下跟踪具备对抗性输入的领导者无人机, 并在其周围形成预设的编队队形, 验证了所提出方法的有效性.

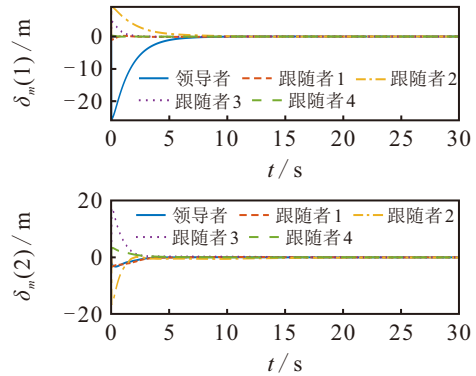


图1 无人机的位置误差变化曲线

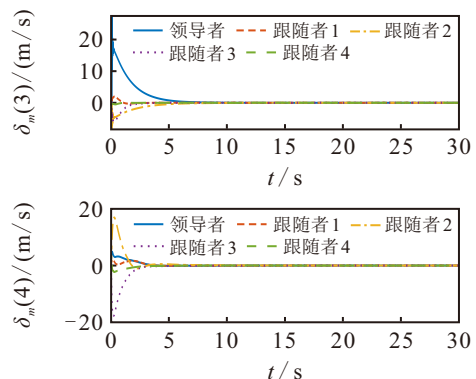


图2 无人机的速度误差变化曲线

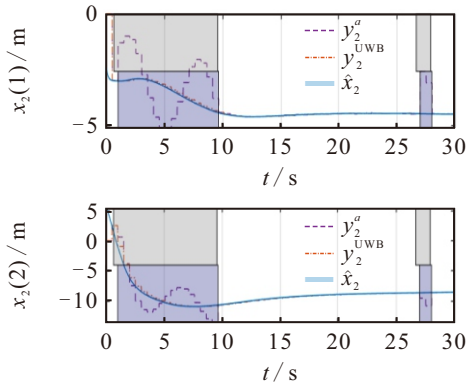


图3 无人机 2 的位置状态变化曲线

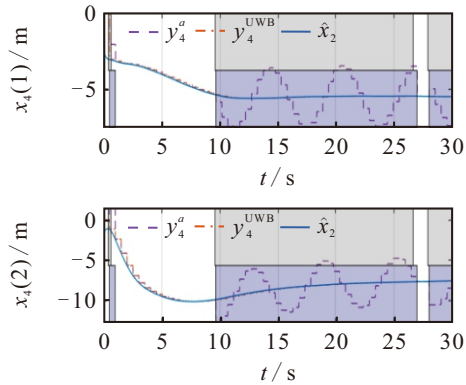


图4 无人机 4 的位置状态变化曲线

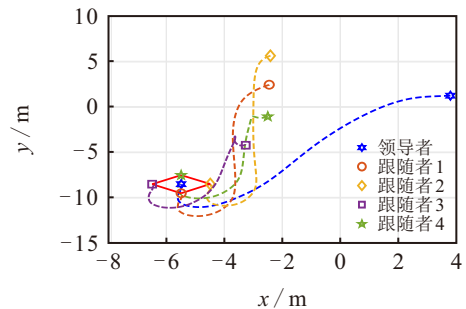


图5 无人机平面运动曲线

3.2 先进性验证

该实验的目的是验证所提方案在冗余数据传输方面的先进性。表 1 以跟随者 1 为例, 展示了不同参数下的触发事件次数。表 1 表明, 相同条件下, σ_{1i} 和 σ_{4i} 的值越大, 触发条件越不容易被满足, 触发次数越少, 因此 σ_{1i} 、 σ_{4i} 与触发次数呈负相关; 与之相反, σ_{2i} 和 σ_{3i} 的值与触发次数呈正相关。表 2 展示了文献 [18] 中提出的时间触发最优控制策略和文献 [27] 中的静态事件触发最优控制策略的事件次数结

表1 不同参数下事件次数比较

	σ_{1i}	σ_{2i}	σ_{3i}	σ_{4i}	次数
参数1 (基准)	20	0.3	0.3	20	191
参数2 (增加 σ_{1i})	30	0.3	0.3	20	163
参数3 (增加 σ_{2i})	30	2	0.3	20	189
参数4 (增加 σ_{3i})	30	2	1	20	337
参数5 (增加 σ_{4i})	20	0.3	0.3	40	149

果。结果表明, 所提出的改进动态事件触发最优控制策略可以进一步有效地降低通信负担, 显著降低了数据传输的次数。

表2 不同方案下事件次数比较

	跟随者1	跟随者2	跟随者3	跟随者4
时间触发 [18]	3001	3001	3001	3001
静态ETM [27]	591	556	605	625
本文	191	260	234	218

4 结论

本文研究了多无人机系统在全球导航卫星系统 (GNSS) 欺骗攻击下的对抗性领导者-跟随者编队跟踪控制问题。领导者具有与跟随者状态信息相关的对抗性输入, 并能发起 GNSS 欺骗攻击。为有效减轻欺骗攻击和测量输出噪声的影响, 首先设计了一种结合动态阈值检测和信号切换机制获取真实定位数据, 然后设计基于滤波的安全状态估计器。紧接着, 将编队跟踪控制问题重构为非零和博弈问题, 并提出了基于事件触发最优控制框架来实现对对抗性领导者的编队跟踪。该研究成果可进一步推广至无人机-无人车不同维度的协同跟踪控制问题中, 同时还考虑异构集群的攻击检测和协同定位算法。

参考文献 (References)

[1] Chung S J, Paranjape A A, Dames P, et al. A survey on aerial swarm robotics[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 837-855.

[2] 胡鹏林, 潘泉, 赵春晖. 基于模糊强化学习和模型预测控制的追逃博弈[J]. *控制与决策*, 2025, 40(6): 1855-1865.
(Hu P L, Pan Q, Zhao C H. Pursuit-evasion game based on fuzzy reinforcement learning and model predictive control[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(6): 1855-1865.)

[3] Wang W, Wen C Y, Zhou J. Adaptive backstepping control of uncertain systems with actuator failures, subsystem interactions, and nonsmooth nonlinearities[M]. Boca Raton: CRC Press, 2017.

[4] 何云风, 史贤俊, 卢建华, 等. 基于同步 DMPC 的无人机编队跟踪与避障控制[J]. *控制与决策*, 2024, 39(11): 3557-3566.
(He Y F, Shi X J, Lu J H, et al. UAV formation tracking and obstacle avoidance control based on synchronous DMPC[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(11): 3557-3566.)

[5] 向锦武, 董希旺, 丁文锐, 等. 复杂环境下无人集群系统自主协同关键技术[J]. *航空学报*, 2022, 43(10): 527570.
(Xiang J W, Dong X W, Ding W R, et al. Key technologies for autonomous cooperation of unmanned swarm systems in complex environments[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(10):

- 527570.)
- [6] Su Y F, Huang J. Cooperative output regulation of linear multi-agent systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2012, 57(4): 1062-1066.
- [7] Su Y F, Huang J. Cooperative output regulation of linear multi-agent systems by output feedback[J]. *Systems & Control Letters*, 2012, 61(12): 1248-1253.
- [8] Liu W M, Wang X Y, Li S H. Formation control for leader-follower wheeled mobile robots based on embedded control technique[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2023, 31(1): 265-280.
- [9] An B H, Wang B, Fan H J, et al. Prescribed-time formation tracking of heterogeneous multi-agent systems with model uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2024, 71(9): 4206-4210.
- [10] Zhi Y R, Liu L, Guan B, et al. Distributed robust adaptive formation control of fixed-wing UAVs with unknown uncertainties and disturbances[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 126: 107600.
- [11] Hua Y Z, Dong X W, Hu G Q, et al. Distributed time-varying output formation tracking for heterogeneous linear multiagent systems with a nonautonomous leader of unknown input[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2019, 64(10): 4292-4299.
- [12] An B H, Wang B, Fan H J, et al. Adaptive observer-based event-triggered finite time formation tracking for multi-agent systems with a non-cooperative leader[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2023, 360(13): 10195-10226.
- [13] Zhi Y R, Liu L, Fan H J, et al. Distributed prescribed-time formation control of heterogeneous T-S fuzzy multiagent systems: A hierarchical design approach[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2024, 32(12): 6789-6800.
- [14] 迟嵩禹, 李帅, 王晨, 等. 追逃博弈问题研究综述[J]. *自动化学报*, 2025, 51(4): 705-726.
(Chi S Y, Li S, Wang C, et al. A review of research on pursuit-evasion games[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(4): 705-726.)
- [15] Vamvoudakis K G, Lewis F L, Hudas G R. Multi-agent differential graphical games: Online adaptive learning solution for synchronization with optimality[J]. *Automatica*, 2012, 48(8): 1598-1611.
- [16] Jiao Q, Modares H, Xu S Y, et al. Multi-agent zero-sum differential graphical games for disturbance rejection in distributed control[J]. *Automatica*, 2016, 69: 24-34.
- [17] 于镛. 基于零和博弈的多智能体网络鲁棒包容控制[J]. *控制与决策*, 2021, 36(8): 1841-1848.
(Yu D. Robust containment control of multi-agent networks based on zero-sum game[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(8): 1841-1848.)
- [18] Lopez V G, Lewis F L, Wan Y, et al. Solutions for multiagent pursuit-evasion games on communication graphs: Finite-time capture and asymptotic behaviors[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2020, 65(5): 1911-1923.
- [19] 杨浩, 许宇航, 倪媛, 等. 网络系统的安全决策与控制: 容错博弈研究综述[J]. *控制与决策*, 2022, 37(4): 769-781.
(Yang H, Xu Y H, Ni Y, et al. Safe decision and control of network systems: A survey on fault tolerant game[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(4): 769-781.)
- [20] Wei X M, Ma J F, Sun C. A survey on security of unmanned aerial vehicle systems: Attacks and countermeasures[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(21): 34826-34847.
- [21] Guo Y, Wu M P, Tang K H, et al. Covert spoofing algorithm of UAV based on GPS/INS-integrated navigation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(7): 6557-6564.
- [22] Qu Y H, Zhang Y M. Cooperative localization against GPS signal loss in multiple UAVs flight[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2011, 22(1): 103-112.
- [23] Jiang B M, Anderson B D O, Hmam H. 3-D relative localization of mobile systems using distance-only measurements via semidefinite optimization[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(3): 1903-1916.
- [24] Michieletto G, Formaggio F, Cenedese A, et al. Robust localization for secure navigation of UAV formations under GNSS spoofing attack[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2023, 20(4): 2383-2396.
- [25] Eldosouky A, Ferdowsi A, Saad W. Drones in distress: A game-theoretic countermeasure for protecting UAVs against GPS spoofing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(4): 2840-2854.
- [26] Zhu Y H, Zhao D B, He H B, et al. Event-triggered optimal control for partially unknown constrained-input systems via adaptive dynamic programming[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(5): 4101-4109.
- [27] Xue S, Luo B, Liu D R, et al. Event-triggered ADP for tracking control of partially unknown constrained uncertain systems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(9): 9001-9012.
- [28] Tréangle C, Farza M, M'Saad M. Filtered high gain observer for a class of uncertain nonlinear systems with sampled outputs[J]. *Automatica*, 2019, 101: 197-206.

作者简介

职永然 (1998-), 男, 博士生, 主要研究方向为无人机编队控制、博弈控制, E-mail: yrzhi@hust.edu.cn;

樊慧津 (1976-), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为不确定系统的分析与控制、飞行控制系统、协同与编队控制, E-mail: ehjfan@hust.edu.cn;

刘磊 (1981-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为飞行器控制、制导和轨迹优化、协同控制与决策, E-mail: liulei@hust.edu.cn;

王博 (1985-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能方法驱动的最优控制与决策问题求解, E-mail: wb8517@hust.edu.cn.