

# 虚假数据注入攻击下网联车队的自适应神经网络-动态事件触发弹性控制

郭都, 冯宜伟<sup>†</sup>

(兰州理工大学 自动化与电气工程学院, 兰州 730050)

**摘要:** 针对高速公路场景下网联车队在虚假数据注入 (False Data Injection, FDI) 攻击与受限通信资源耦合作用下面临的编队安全与通信效率难以兼顾问题, 提出一种融合攻击参数显式建模与编队误差约束的神经网络-动态事件触发弹性控制策略。首先, 构建含攻击时变特性的分布式输出反馈框架, 设计径向基函数 (RBF) 神经网络状态观测器, 实现不可测车辆状态重构及攻击信号在线逼近与主动补偿。其次, 设计由攻击强度和神经逼近误差双驱动的动态事件触发条件, 建立攻击态势与通信策略的自适应匹配机制, 实现攻击抑制与通信优化的动态平衡。进一步, 构造攻击参数依赖型李雅普诺夫泛函, 基于线性矩阵不等式严格证明了闭环系统所有信号的半全局一致最终有界性 (SGUUB), 降低了稳定性判据的保守性。理论分析证明该策略保障了攻击与通信约束下的编队安全。仿真结果表明, 时变 FDI 攻击下, 车队最大位置误差小于 2 m, 通信负载较时间触发降低 96.4%, 验证了策略在保障编队安全与通信资源优化方面的优越性。

**关键词:** 网联车队; 虚假数据注入攻击; 自适应神经网络; 动态事件触发机制; 输出反馈控制

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1302

**引用格式:** 郭都, 冯宜伟. 虚假数据注入攻击下网联车队的自适应神经网络-动态事件触发弹性控制 [J]. 控制与决策.

## Resilient control for connected vehicle platoons under false data injection attacks via an adaptive neural network-based dynamic event-triggered mechanism

GUO Du, FENG Yi-wei<sup>†</sup>

(School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

**Abstract:** To address the conflict between platoon safety and communication efficiency for connected vehicle platoons under false data injection (FDI) attacks and limited communication resources, a neural network-based dynamic event-triggered resilient control strategy integrating explicit attack parameter modeling and platoon error constraints is proposed. A distributed output-feedback framework incorporating time-varying attack characteristics is constructed, and a radial basis function (RBF) neural network state observer is designed to reconstruct unmeasurable vehicle states and achieve online approximation and active compensation of attack signals. A dynamic event-triggered condition driven jointly by attack intensity and neural approximation error is developed to establish an adaptive matching mechanism between attack dynamics and communication strategies, balancing attack suppression and communication optimization. Furthermore, an attack-parameter-dependent Lyapunov functional is constructed, and the semi-global uniform ultimate boundedness (SGUUB) of all signals in the closed-loop system is strictly proven via linear matrix inequalities (LMIs), which reduces the conservatism of stability criteria. Theoretical analysis and simulation results demonstrate that under time-varying FDI attacks, the maximum platoon position error remains below 2 m, and the communication load is reduced by 96.4% compared to time-triggered schemes, verifying the superiority of the strategy in ensuring platoon safety and optimizing communication resources.

**Keywords:** connected vehicle platoons; false data injection (FDI) attacks; adaptive neural network; dynamic event-triggered mechanism; output feedback control

收稿日期: 2025-12-18; 录用日期: 2026-04-05.

基金项目: 甘肃省重点研发计划项目 (24YFGA028); 甘肃省产业支撑计划项目 (2024CYZC-18); 中央引导地方科技发展资金项目 (25ZYJA027).

责任编辑: 郭戈.

<sup>†</sup>通信作者. E-mail: ywfeng@yeah.net.

## 0 引言

随着智能交通系统的快速发展,网联车队技术凭借车-车(V2V)、车-路(Vehicle-to-Infrastructure, V2I)协同通信能力,能够通过协同自适应巡航控制(Cooperative Adaptive Cruise Control, CACC)实现小安全余量的编队行驶,在提升道路通行效率、增强行车安全与降低车辆能耗方面展现出显著优势,成为智能交通领域的研究热点<sup>[1-4]</sup>。然而,网联车队的通信网络具有开放性特征,使其极易遭受各类恶意网络攻击,其中虚假数据注入(FDI)攻击因可篡改位置、速度、加速度等关键车辆状态信息,会直接破坏车队协同控制逻辑,轻则导致编队失稳,重则引发连环交通事故,对车队运行安全构成严重威胁<sup>[5]</sup>。同时,车辆车载通信带宽与资源存在天然限制,频繁的状态数据传输易造成网络拥塞、通信延迟增加,进一步降低控制策略的有效性。因此,如何在FDI攻击下兼顾网联车队的编队安全控制与通信资源优化,成为当前网联车队技术落地应用的核心挑战。

近年来,针对网联车辆抗网络攻击的安全控制研究日益增多。例如,文献[6]针对网联自动驾驶车辆,设计了一种结合周围车辆状态估计器的安全控制器,通过数据驱动的事件触发机制实现攻击环境下的安全控制。文献[7]针对同构车队,提出了一种分布式数据驱动控制方法,通过攻击检测与补偿机制处理FDI攻击,确保系统稳定性。文献[8]进一步考虑了多智能体系统中的执行器攻击,设计了基于线性函数观测器的攻击检测方案,并结合虚拟网络增强的协同控制系统实现弹性跟踪控制。这些研究初步实现了攻击环境下的系统镇定,但其核心逻辑仍以“检测-隔离-补偿”为主,缺乏对攻击信号的主动抑制与利用,且多数方法依赖全状态可测的强假设,在部分状态不可测的实际场景中应用受限。更重要的是,现有研究未能充分挖掘攻击时变动态特性与控制策略间的深度耦合,导致在时变攻击下的动态性能难以保障。

神经网络(Neural Network, NN)技术凭借其强大的非线性逼近能力,在处理控制系统中的未知非线性与不确定性问题方面展现出显著优势<sup>[9,10]</sup>。基于此,文献[11]针对非线性信息物理系统,提出了一种基于观测器的自适应神经网络控制策略,利用神经网络逼近未知非线性函数,并结合障碍李雅普诺夫函数实现系统在FDI攻击下的输出约束控制。文献[12]针对多智能体系统,设计了基于自适应滑模观测器的攻击估计器,并采用回声状态网络与自适应

动态规划方法,在FDI攻击下实现了分布式动态事件触发最优一致性控制。上述研究为神经网络在抗攻击控制中的应用提供了重要思路,但尚未针对网联车队独特的动力学特性与通信需求进行专门设计—车队系统对实时性与同步性要求较高,且攻击信号直接耦合于车辆控制通道;此外,缺乏将攻击补偿项显式嵌入观测器动态结构与自适应律的机制,难以实现攻击强度与控制、通信策略的动态匹配。事件触发控制作为降低网络化控制系统通信开销的有效手段,在网联车队研究中受到广泛关注<sup>[13]</sup>。文献[14]针对车队系统提出了一种基于边缘计算的动态事件触发机制,通过设计自适应边沿相关触发参数,实现车辆间通信的动态调度,并在触发条件中考虑时变时延与通信能耗约束,有效提升通信资源利用率。文献[15]将事件触发机制引入云边协同控制架构,为异构车队设计了分布式模型预测控制与事件触发切换策略,在保证控制性能的同时降低云服务器计算负载。然而,现有事件触发机制在设计中极少纳入攻击参数,触发阈值通常为固定常数或仅依赖系统状态与时间流逝。在FDI攻击环境下,这种设计可能导致“攻击剧烈时通信频率不足而控制精度下降”与“攻击减弱时冗余通信而资源浪费”的双重困境。尤其缺乏“攻击强度→触发阈值”的自适应关联机制,使通信策略难以与攻击态势实现动态协同。

综上,现有研究尚未解决FDI攻击下网联车队“攻击主动抑制”与“通信资源自适应优化”的协同问题,缺乏将攻击参数显式嵌入控制架构、并实现攻击特性与通信策略动态匹配的一体化方案。基于此,本文提出虚假数据注入攻击下网联车队的自适应神经网络—动态事件触发弹性控制策略,通过攻击参数与控制、通信模块的深度耦合,实现编队安全与通信优化的统一,主要贡献如下:

1) 构建新型分布式输出反馈控制架构,为每辆车设计基于径向基函数(RBF)神经网络的状态观测器,将攻击参数显式建模于观测器结构与自适应更新律中,实现对受FDI攻击污染的不可测车辆状态的准确重构与未知攻击的主动补偿。

2) 设计由攻击参数与神经逼近误差双驱动的动态事件触发机制,建立“攻击增强→动态变量衰减→触发阈值降低→通信频率提升”的闭环自适应逻辑,确保FDI攻击下通信策略与攻击态势的动态匹配,实现通信资源的弹性优化。

3) 提出攻击参数依赖型李雅普诺夫泛函方法,将神经权重误差、状态估计误差、编队误差与触发动态变量纳入统一分析框架,结合线性矩阵不等式

(LMI) 降低稳定性分析的保守性, 严格证明闭环系统所有信号的半全局一致最终有界性 (SGUUB).

4) 从理论上明确编队误差的收敛域, 通过高速公路时变 FDI 攻击场景仿真, 验证策略在攻击抑制效果、编队控制精度与通信资源优化的综合性能, 量化展示其工程应用优势, 为技术落地提供理论与实验双重支撑.

## 1 问题描述与预备知识

### 1.1 车队动力学模型

考虑由 1 辆领航车与  $N$  辆跟车组成的网联车队, 第  $i$  辆跟车的纵向动力学采用三阶线性模型<sup>[16,17]</sup>:

$$\begin{cases} \dot{p}_i(t) = v_i(t) \\ \dot{v}_i(t) = a_i(t) \\ \dot{a}_i(t) = -\frac{1}{\tau}a_i(t) + \frac{1}{\tau}(u_i(t) + f_i(t)) \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $p_i(t)$ 、 $v_i(t)$ 、 $a_i(t)$  分别表示第  $i$  辆车的位置、速度与加速度;  $u_i(t)$  为控制输入;  $\tau$  为动力总成延迟;  $f_i(t)$  表示由邻居车辆受损通信数据引起的等效控制通道 FDI 攻击输入.

定义状态向量  $x_i(t) = [p_i(t), v_i(t), a_i(t)]^T$ , 以及第  $i$  辆车相对于领航车的编队误差:

$$e_i(t) = p_i(t) - p_0(t) + d_i - l_i. \quad (2)$$

其中,  $p_0(t)$  为领航车位置;  $d_i$  为第  $i$  辆车与领航车的期望距离;  $l_i$  为第  $i$  辆车的车身长度. 误差动力学可表示为:

$$\begin{cases} \dot{e}_i(t) = v_i(t) - v_0(t) = \tilde{v}_i(t) \\ \dot{\tilde{v}}_i(t) = a_i(t) - a_0(t) = \tilde{a}_i(t) \\ \dot{\tilde{a}}_i(t) = -\frac{1}{\tau}\tilde{a}_i(t) + \frac{1}{\tau}(u_i(t) + f_i(t) - \dot{a}_0(t)) \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\tilde{v}_i(t) = v_i(t) - v_0(t)$ 、 $\tilde{a}_i(t) = a_i(t) - a_0(t)$  分别为相对速度误差与相对加速度误差.

### 1.2 FDI 攻击模型

参考文献 [18], 在网联车队中, 攻击者通常通过篡改车辆间的 V2V 通信数据 (如位置、速度信息) 发起 FDI 攻击. 由于协同控制算法高度依赖这些通信状态量, 注入通信通道的虚假数据在经过控制器计算后, 最终会表现为直接作用于受控车辆本车控制通道 (即动力学方程加速度项) 的等效动态扰动. 因此从等效控制输入的角度, 考虑攻击信号  $f_i(t)$ , 并作如下假设:

**假设 1** FDI 攻击信号  $f_i(t)$  连续可微, 且可表示为:

$$f_i(t) = \theta_i^T \phi_i(x_i(t)) + \delta_i(t). \quad (4)$$

其中,  $\theta_i$  为未知权重向量,  $\phi_i(\cdot)$  为已知基函数向量,

$\delta_i(t)$  为逼近误差且满足  $|\delta_i(t)| \leq \bar{\delta}_i$  ( $\bar{\delta}_i > 0$  为常数).

为进一步说明该有界性的动态处理机制, 基于假设 1, 逼近误差  $\delta_i(t)$  的有界性 ( $|\delta_i(t)| \leq \bar{\delta}_i$ ) 源于 FDI 攻击信号的连续可微性质及其在紧集上的逼近特性. 然而, 在动态系统中, 该静态有界性需通过 RBF NN 的自适应律实现在线补偿. 具体而言, 由 RBF 神经网络万能逼近特性, 攻击信号表示为式 (5), 其中  $\epsilon_i(x_i)$  为 NN 逼近误差且满足  $|\epsilon_i(x_i)| \leq \bar{\epsilon}_i$  (引理 1). 此时  $\delta_i(t)$  是  $\epsilon_i(x_i)$  的有界分量 (即  $\bar{\delta}_i \leq \bar{\epsilon}_i$ ), 为自适应补偿提供理论前提; 设计权重自适应律通过调节增益  $\Gamma_i > 0$  与遗忘因子  $\sigma_i > 0$ , 通过动态调整权重估计向量  $\hat{W}_i(t)$  逼近理想权重  $W_i$ , 从而实时补偿由  $\delta_i(t)$  引起的模型不确定性; 该自适应过程与李雅普诺夫泛函相结合, 确保权重误差  $\tilde{W}_i(t)$  与状态估计误差一致有界, 确保闭环系统满足半全局一致最终有界 (SGUUB) 稳定性; 同时, 该机制与动态事件触发联动, 实现“攻击强度-通信频率”的自适应调节, 进一步优化通信资源.

**假设 2** 攻击发生在时间区间  $[t_{k,i}, t_{k,i} + \Delta_i)$  内, 且攻击频率满足约束  $|S(t_0, t_1)| \leq N_0 + \frac{t_1 - t_0}{T_0}$ , 其中  $S(t_0, t_1)$  表示区间  $[t_0, t_1]$  内的攻击时刻集合,  $N_0, T_0 > 0$  为常数.

### 1.3 通信拓扑

车辆间通信拓扑用无向图  $G = (V, E, A)$  表示, 其中:  $V = \{0, 1, \dots, N\}$  为节点集合 (0 代表领航车);  $E \subseteq V \times V$  为边集合;  $A = [a_{ij}] \in \mathbb{R}^{(N+1) \times (N+1)}$  为邻接矩阵, 若车辆  $i$  与  $j$  之间存在通信链路则  $a_{ij} = 1$ , 否则  $a_{ij} = 0$ . 拉普拉斯矩阵  $L = [l_{ij}]$  定义为: 对角元素  $l_{ii} = \sum_j a_{ij}$ , 非对角元素  $l_{ij} = -a_{ij}$  ( $i \neq j$ ).

**假设 3** 通信图  $G$  包含以领航车为根节点的生成树, 确保所有跟随车均可获取领航车信息<sup>[19]</sup>.

### 1.4 神经网络逼近

基于神经网络的万能逼近特性<sup>[20,21]</sup>, 采用径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络逼近未知攻击函数. 对于定义在紧集  $\Omega \subset \mathbb{R}^n$  上的任意连续函数  $f_i(x_i)$ , 存在 RBF 神经网络满足:

$$f_i(x_i) = W_i^T \Phi_i(x_i) + \epsilon_i(x_i). \quad (5)$$

其中,  $W_i \in \mathbb{R}^m$  为理想权重向量;  $\Phi_i(x_i) \in \mathbb{R}^m$  为基函数向量;  $\epsilon_i(x_i)$  为逼近误差且满足  $|\epsilon_i(x_i)| \leq \bar{\epsilon}_i$  ( $\bar{\epsilon}_i > 0$  为常数);  $m$  为隐含层神经元数量.

### 1.5 动态事件触发机制

为减少不必要的数据传输, 设计一种与攻击参

数关联的动态事件触发机制用以确定车辆状态的传输时刻. 触发机制基于估计状态  $\hat{x}_i(t)$  构建, 对于第  $i$  辆车, 定义触发误差:

$$e_{i,i}(t) = \hat{x}_i(t_k^i) - \hat{x}_i(t). \quad (6)$$

其中,  $t_k^j$  表示邻居节点  $j$  的最新触发时刻. 在实际车载通信与控制系统中, 车辆在未触发事件的时间区间  $[t_k^j, t_{k+1}^j)$  内, 其车载控制器通过零阶保持器 (Zero-Order Hold, ZOH) 持续保持并使用上一时刻  $t_k^j$  接收到的状态数据  $\hat{x}_j(t_k^j)$  计算控制输入, 直至下一次触发更新.

为建立触发条件与攻击参数的显式关联, 定义神经网络对 FDI 攻击的在线逼近量范数:

$$\rho_i(t) = \|\widehat{W}_i^T(t)\Phi_i(\hat{x}_i(t))\|^2. \quad (7)$$

其中,  $\widehat{W}_i(t)$  为 RBF 神经网络的在线权重估计,  $\hat{x}_i(t)$  为状态估计值,  $\Phi_i(\cdot)$  为径向基函数向量. 由于 FDI 攻击  $f_i(t) \approx \widehat{W}_i^T(t)\Phi_i(\hat{x}_i(t))$ , 故  $\rho_i(t)$  不仅反映攻击的幅值信息, 还能通过神经网络权重的自适应更新, 捕捉攻击的时变特性.

基于  $\rho_i(t)$ , 第  $i$  辆车的下一触发时刻  $t_{k+1}^i$  由以下条件确定:

$$t_{k+1}^i = \inf\{t > t_k^i \mid \|e_{i,i}(t)\|^2 \geq \mu_i \|\hat{x}_i(t)\|^2 + \gamma_i \xi_i(t) + \eta_i \rho_i(t)\}. \quad (8)$$

其中,  $\mu_i, \gamma_i, \eta_i > 0$  为设计参数;  $\xi_i(t)$  为动态变量, 满足如下微分方程:

$$\dot{\xi}_i(t) = -\alpha_i \xi_i(t) + \max(0, \beta_i \|\hat{x}_i(t)\|^2 - \rho_i(t)). \quad (9)$$

式中,  $\alpha_i, \beta_i > 0$  为设计参数.

该触发机制形成“攻击强度  $\rightarrow$  动态变量调节  $\rightarrow$  触发阈值自适应”的闭环逻辑. 具体而言: 当攻击强度增大导致神经网络逼近量  $\rho_i(t)$  升高时, 根据动态变量微分方程 (9), 最大值函数项  $\max(0, \beta_i \|\hat{x}_i(t)\|^2 - \rho_i(t))$  将趋于 0, 促使动态变量  $\xi_i(t)$  呈指数衰减 ( $\dot{\xi}_i(t) = -\alpha_i \xi_i(t)$ ). 在参数设计的配合下,  $\gamma_i \xi_i(t)$  的显著下降将抵消并主导  $\eta_i \rho_i(t)$  的微小上升, 导致触发条件 (式 8) 右侧的整体触发阈值净减小. 阈值的降低使得系统更容易满足触发条件, 从而在受攻击时段自适应提高通信频率, 保障控制精度; 反之, 当攻击减弱时,  $\xi_i(t)$  回升, 触发阈值相应提高, 减少冗余通信, 实现“攻击特性与通信资源”的弹性匹配<sup>[22]</sup>.

## 2 控制器设计

### 2.1 状态观测器设计

考虑实际场景中部分车辆状态可能不可测, 为每辆车设计基于神经网络的状态观测器:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_i(t) &= A\hat{x}_i(t) + Bu_i(t) + B\widehat{W}_i^T\Phi_i(\hat{x}_i(t_k^i)) + \\ &L_i(y_i(t) - \hat{y}_i(t)). \end{aligned} \quad (10)$$

其中,  $\hat{x}_i(t)$  为状态估计值;  $\widehat{W}_i$  为权重估计向量;  $y_i(t) = Cx_i(t)$  为可测输出 (假设仅位置可测, 故取  $C = [1, 0, 0]$ );  $\hat{y}_i(t) = C\hat{x}_i(t)$  为输出估计值;  $L_i$  为待设计的观测器增益矩阵, 经 LMI 与极点配置联合求解得到.

定义状态估计误差  $\tilde{x}_i(t) = x_i(t) - \hat{x}_i(t)$ , 则误差动力学为:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{x}}_i(t) &= (A - L_i C)\tilde{x}_i(t) + B(W_i^T\Phi_i(x_i(t)) - \\ &\widehat{W}_i^T\Phi_i(\hat{x}_i(t_k^i))) + \epsilon_i(t). \end{aligned} \quad (11)$$

### 2.2 自适应神经网络控制器设计

第  $i$  辆车的分布式自适应神经网络控制器设计为:

$$u_i(t) = K_i \sum_{j=0}^N a_{ij}(\hat{x}_j(t_k^j) - \hat{x}_i(t_k^i)) - \widehat{W}_i^T\Phi_i(\hat{x}_i(t_k^i)). \quad (12)$$

其中,  $K_i$  为控制增益矩阵; 权重估计向量  $\widehat{W}_i$  的自适应律设计为:

$$\dot{\widehat{W}}_i(t) = \Gamma_i(\Phi_i(\hat{x}_i(t_k^i))\tilde{x}_i^T(t)P_i B - \sigma_i \widehat{W}_i(t)). \quad (13)$$

式中,  $\Gamma_i > 0$  为自适应增益矩阵;  $\sigma_i > 0$  为遗忘因子;  $P_i > 0$  为李雅普诺夫函数中引入的正定矩阵. 特别说明: 式 (13) 采用状态估计误差可以在李雅普诺夫导数中实现交叉项的精确抵消. 实际车载实现中, 该误差由观测器基于可测位置  $y_i(t)$  的输出注入等价形式 (滤波  $L_i \tilde{y}_i(t)$ ) 替代, 严格保持输出反馈架构且不影响 SGUUB 稳定性.

### 2.3 集成控制框架

整体控制框架融合状态观测器、自适应神经网络与动态事件触发机制 (如图 1 所示). 每辆车通过观测器估计自身及相邻车辆状态, 利用自适应神经网络逼近 FDI 攻击信号, 仅当事件触发条件被满足时才传输状态信息. 该框架可在保证车队安全控制的同时降低通信开销.

## 3 稳定性分析

### 3.1 李雅普诺夫泛函构造

考虑系统在 FDI 攻击下的状态估计误差、神经网络 (NN) 权重估计误差及动态事件触发变量, 构造如下李雅普诺夫泛函候选:

$$\begin{aligned} V(t) &= \sum_{i=1}^N [\tilde{x}_i^T(t)P_i\tilde{x}_i(t) + \tilde{W}_i^T(t)\Gamma_i^{-1}\tilde{W}_i(t) + \\ &\frac{1}{\beta_i}\xi_i(t)]. \end{aligned} \quad (14)$$

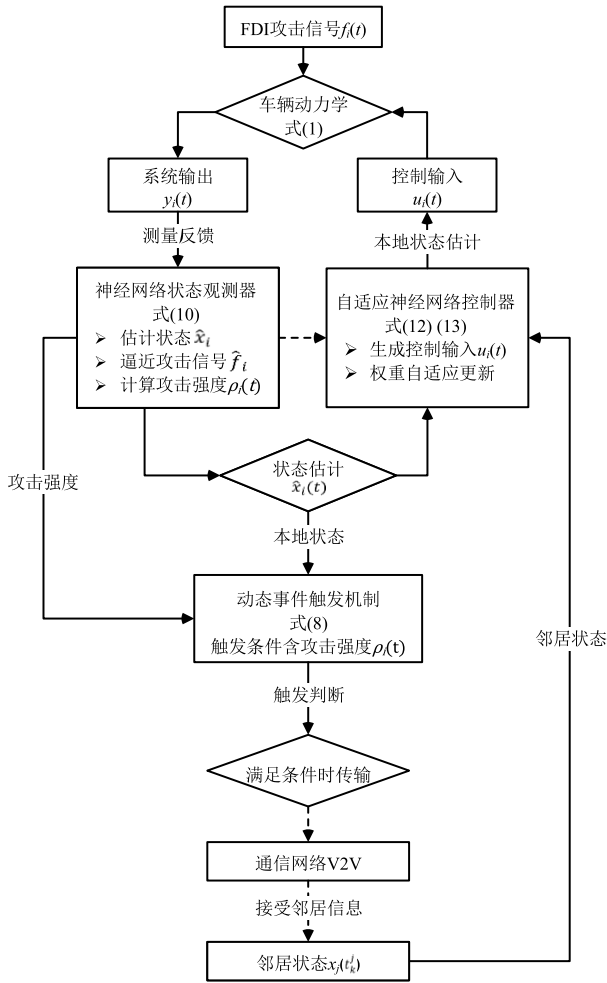


图1 FDI攻击下网联车队的自适应神经网络—动态事件触发弹性控制

其中,  $\hat{x}_i(t)$  表示第  $i$  辆跟随车的状态估计误差, 满足式 (11);  $\tilde{W}_i(t)$  为权重估计误差 ( $\tilde{W}_i(t) = W_i - \hat{W}_i(t)$ ),  $W_i$  为理想权重 (式 5),  $\hat{W}_i(t)$  为自适应律估计值 (式 13);  $\xi_i(t)$  表示动态事件触发变量, 其动力学满足式 (9);  $P_i > 0$  为正定矩阵,  $\Gamma_i > 0$  为式 (13) 中的自适应增益矩阵;  $\alpha_i, \beta_i > 0$  为式 (9) 的触发参数。

### 3.2 关键引理

**引理 1** (NN 逼近误差有界性): 在车辆状态  $x_i(t)$  构成的紧集  $\Omega \subset \mathbb{R}^3$  ( $\Omega$  为高速公路场景下车辆状态可行域, 车辆位置、速度、加速度均存在明确的物理边界与安全行驶约束) 上, FDI 攻击信号  $f_i(t)$  可由 RBF 神经网络一致逼近。满足论文式 (5) 则:

$$f_i(t) = W_i^T \Phi_i(x_i(t)) + \varepsilon_i(t). \quad (15)$$

其中, 逼近误差  $\varepsilon_i(t)$  满足  $|\varepsilon_i(t)| \leq \bar{\varepsilon}_i$  ( $\bar{\varepsilon}_i > 0$  为常数), 即 FDI 攻击模型假设 1 中“攻击逼近误差有界”设定; 理想权重  $W_i$  有界, 即  $\|W_i\| \leq W_{\max}$  ( $W_{\max} > 0$  为常数)。

**证明** 基于 NN 万能逼近定理, 连续可微的 FDI 攻击信号  $f_i(t)$  (假设 1) 在紧集  $\Omega$  上可由有限维

RBF 神经网络一致逼近, 故理想权重  $W_i$  存在上界  $W_{\max}$ , 且逼近误差  $\varepsilon_i(t)$  可被  $\bar{\varepsilon}_i$  约束。证毕。

**引理 2** (攻击逼近量有界性): 根据神经网络权重有界 ( $\|\hat{W}_i(t)\| \leq W_{\max}$ ) 及径向基函数有界 ( $\|\Phi_i(\cdot)\| \leq \phi_{\max}$ ), 可知攻击逼近量  $\rho_i(t) = \|\hat{W}_i^T(t) \Phi_i(\hat{x}_i(t))\|^2$  是有界的, 即存在正常数  $\bar{\rho}_i$ , 使得  $\rho_i(t) \leq \bar{\rho}_i$ 。

**证明** 由向量范数的柯西-施瓦茨不等式及范数的基本性质有:

$$\rho_i(t) = \|\hat{W}_i^T(t) \Phi_i(\hat{x}_i(t))\|^2 \leq (\|\hat{W}_i(t)\| \cdot \|\Phi_i(\hat{x}_i(t))\|)^2 \leq (\hat{W}_{\max} \cdot \Phi_{\max})^2.$$

令  $\bar{\rho}_i = (\hat{W}_{\max} \cdot \Phi_{\max})^2$ , 则  $(\rho_i(t) \leq \bar{\rho}_i)$  恒成立。证毕。

**引理 3** (事件触发误差有界性): 对于式 (8) 的动态事件触发机制, 触发误差 (式 6) 在触发间隔  $[t_k^i, t_{k+1}^i)$  内满足:

$$\|e_{t,i}(t)\| \leq \bar{e}_{t,i}. \quad (16)$$

其中  $\bar{e}_{t,i} > 0$  为常数上界。

### 证明

1) 系统动力学的局部有界性假设: 考虑网联车队动力学模型 (式 (1)), 由假设 1 (FDI 攻击连续可微且 Lipschitz 连续)、初始状态有界、控制输入连续 (式 12) 及引理 1 ( $f_i(t)$  有界), 在任意有限间隔内存在局部常数  $M_i > 0$ , 使得  $\|\dot{\hat{x}}_i(t)\| \leq M_i$ 。

2) 触发误差的积分表示: 在间隔  $[t_k^i, t_{k+1}^i)$  内, 触发误差满足:

$$e_{t,i}(t) = \hat{x}_i(t_k^i) - \hat{x}_i(t) = - \int_{t_k^i}^t \dot{\hat{x}}_i(s) ds.$$

取范数得:

$$\|e_{t,i}(t)\| \leq \int_{t_k^i}^t \|\dot{\hat{x}}_i(s)\| ds \leq M_i(t - t_k^i).$$

3) 触发条件的应用与阈值有界性: 由动态事件触发条件 (式 8), 结合  $\xi_i(t)$  (式 9), 指数衰减项保证局部有界、引理 2 ( $\rho_i(t)$  有界) 及  $\hat{x}_i(t)$  局部有界, 存在常数  $D_i > 0$ , 使得:

$$\mu_i \|\hat{x}_i(t)\|^2 + \gamma_i \xi_i(t) + \eta_i \rho_i(t) \leq D_i.$$

4) 触发误差上界推导: 结合步骤 2)、3), 间隔内  $\|e_{t,i}(t)\| < \sqrt{D_i} \triangleq \bar{e}_{t,i}$ . 若误差趋近  $\bar{e}_{t,i}$ , 触发条件将被违反并触发事件, 故误差始终在该上界内。证毕。

### 3.3 主要定理与稳定性证明

**定理 1** (SGUUB 稳定性): 考虑网联车队系统在满足假设 1-3 的 FDI 攻击下, 若采用式 (10) 的状态观测器、式 (12) 的自适应 NN 控制器、式 (13) 权

重自适应律与式 (8) 动态事件触发机制, 且存在正定矩阵  $P_i$ , 标量  $\epsilon_{1i}, \epsilon_{2i} > 0$ , 使得以下 LMI 成立:

$$\begin{bmatrix} \Psi_{11} & P_i B & P_i B \\ * & -\epsilon_{1i} I & 0 \\ * & * & -\epsilon_{2i} I \end{bmatrix} < 0, \quad (17)$$

$$\sigma_i - \frac{\alpha_i}{\beta_i} + \frac{\epsilon_{1i} \bar{e}_i^2 + 2\epsilon_{2i} L_\omega^2 \bar{e}_{t,i}^2}{\lambda_{\min}(P_i)} < 0. \quad (18)$$

其中,  $\Psi_{11} = (A - L_i C)^T P_i + P_i (A - L_i C) + \frac{\beta_i}{\alpha_i} I + 2\epsilon_{2i} L_\omega^2 I$ ,  $A, B, C$  表示式 1 中的系统矩阵 ( $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -1/\tau \end{bmatrix}$ ,  $B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1/\tau \end{bmatrix}$ ,  $C = [1, 0, 0]$ ),  $L_i$  为式 (10) 的观测器增益;  $L_\omega$  为径向基函数的 Lipschitz 常数;  $\sigma_i$  为式 (13) NN 自适应律遗忘因子;  $\bar{e}_{t,i}$  为引理 3 中事件触发误差  $e_{t,i}(t)$  的上界,  $\lambda_{\min}(P_i)$  为  $P_i$  的最小特征值.

则闭环系统所有信号均具有半全局一致最终有界性 (SGUUB), 且编队误差  $e_i(t)$  收敛于原点附近的一个紧致邻域内.

#### 证明

##### 1) 泛函导数计算

沿系统轨迹对  $V(t)$  求导, 得:

$$\dot{V}(t) = \sum_{i=1}^N [2\tilde{x}_i^T P_i \dot{\tilde{x}}_i + 2\tilde{W}_i^T \Gamma_i^{-1} \dot{\tilde{W}}_i + \frac{1}{\beta_i} \dot{\xi}_i]. \quad (19)$$

##### 2) 代入动力学方程与 Lipschitz 误差分离

将误差动力学代入, 分离包含状态观测与事件触发引起的非线性耦合误差项  $\Delta\Phi_i(t)$ :

$$\dot{\tilde{x}}_i = (A - L_i C)\tilde{x}_i + B(\tilde{W}_i^T \Phi_i(\hat{x}_i(t_k^i)) + \epsilon_i + \Delta\Phi_i(t)).$$

其中, 由于径向基函数在紧集上满足 Lipschitz 连续条件, 存在常数  $L_\omega > 0$  使得:

$$\|\Delta\Phi_i(t)\| \leq L_\omega (\|\tilde{x}_i(t)\| + \|e_{t,i}(t)\|).$$

针对 NN 权重自适应律, 权重误差导数满足:

$$\dot{\tilde{W}}_i(t) = -\Gamma_i (\Phi_i(\hat{x}_i(t_k^i)) \tilde{x}_i^T(t) P_i B - \sigma_i \hat{W}_i(t)).$$

动态触发变量导数  $\dot{\xi}_i(t)$  满足:

$$\dot{\xi}_i(t) = -\alpha_i \xi_i(t) + \max(0, \beta_i \|\hat{x}_i(t)\|^2 - \rho_i(t)).$$

##### 3) 严格抵消与不等式放缩

将  $\dot{\tilde{x}}_i$  和  $\dot{\tilde{W}}_i$  代入  $\dot{V}(t)$  中, 由于  $\tilde{x}_i^T P_i B$  与  $\tilde{W}_i^T \Phi_i$  均为标量, 其乘积可任意交换顺序, 即  $2\tilde{W}_i^T \Phi_i \tilde{x}_i^T P_i B \equiv 2\tilde{x}_i^T P_i B \tilde{W}_i^T \Phi_i$ . 因此, 交叉耦合项完全抵消, 实现了自适应律对系统未知动态的精确补偿.

对于剩余项, 应用 Young 不等式进行放缩.

NN 逼近误差项:

$$2\tilde{x}_i^T P_i B \epsilon_i \leq \epsilon_{1i}^{-1} \tilde{x}_i^T P_i B B^T P_i \tilde{x}_i + \epsilon_{1i} \bar{e}_i^2.$$

非线性触发与观测误差项 ( $\Delta\Phi_i$ ):

$$2\tilde{x}_i^T P_i B \Delta\Phi_i \leq \epsilon_{2i}^{-1} \tilde{x}_i^T P_i B B^T P_i \tilde{x}_i + 2\epsilon_{2i} L_\omega^2 \|\tilde{x}_i\|^2 + 2\epsilon_{2i} L_\omega^2 \bar{e}_{t,i}^2.$$

自适应律  $\sigma$ -修正项:

$$2\sigma_i \tilde{W}_i^T \hat{W}_i = 2\sigma_i \tilde{W}_i^T (W_i - \tilde{W}_i) \leq \sigma_i \|\tilde{W}_i\|^2 + \sigma_i W_{\max}^2 - 2\sigma_i \|\tilde{W}_i\|^2 = -\sigma_i \|\tilde{W}_i\|^2 + \sigma_i W_{\max}^2.$$

#### 4) 稳定性结论

将上述结果代入  $\dot{V}(t)$ , 结合 LMI (式 17) 的负定性与式 (18) 的参数约束, 整理得:

$$\dot{V}(t) \leq -\varrho V(t) + \Theta. \quad (20)$$

其中:

$$\varrho = \min_i \left\{ \frac{\lambda_{\min}(-\Psi_{11})}{\lambda_{\max}(P_i)}, \sigma_i, \alpha_i \right\}, \quad (21)$$

$$\Theta = \sum_{i=1}^N (\sigma_i W_{\max}^2 + \epsilon_{1i} \bar{e}_i^2 + 2\epsilon_{2i} L_\omega^2 \bar{e}_{t,i}^2). \quad (22)$$

根据 Lyapunov 稳定性理论, 系统所有信号满足 SGUUB.

由于编队误差  $e_i(t)$  满足式 (2), 且领航车状态有界, 存在正常数  $c_1, c_2$ , 使得:

$$\|e_i(t)\|^2 \leq c_1 \|x_i(t)\|^2 + c_2. \quad (23)$$

基于状态向量  $x_i(t)$  与状态估计误差  $\tilde{x}_i(t)$  及估计值  $\hat{x}_i(t)$  的关系  $x_i = \hat{x}_i + \tilde{x}_i$ , 并利用矩阵范数性质与  $\hat{x}_i$  的有界性 (由观测器稳定性保证), 可进一步推导出存在常数  $k_1, k_2 > 0$ , 使得:

$$\|e_i(t)\|^2 \leq k_1 V(t) + k_2. \quad (24)$$

结合  $V(t)$  的指数衰减形式 (式 20), 可直接证得  $e_i(t)$  收敛于一个以  $\sqrt{\theta/\varrho}$  为半径的球域内. 该理论边界与仿真结果 (最大位置误差小于 2 m) 一致, 从理论上量化了编队安全性能, 并建立了编队误差与系统能量函数之间的显式关联. 需指出的是, 为处理神经网络逼近误差、状态观测误差与触发误差的交叉耦合, 本节推导中多次应用 Young 不等式拆分交叉项并引入了标量  $\epsilon_{ji}$ . 这种处理方式在确保理论严格闭环的同时, 也在一定程度上增加了 LMI 判据和理论收敛边界  $\theta$  的保守性. 在实际工程应用中需通过适度微调仿真参数 (如自适应增益和触发阈值系数) 来加以平衡补偿.

从工程应用角度, 闭环系统的 SGUUB 性质为受限通信资源与时变 FDI 攻击下的网联车队提供了明确的安全收敛保障与动态平衡机制. 具体而言, 编队误差  $e_i(t)$  最终一致有界于以  $\sqrt{\Theta/\varrho}$  为半径的紧致邻域内, 确保位置和速度偏差被严格约束在物理安

全余量之内, 从而有效避免误差累积引发的追尾或编队失稳风险. 该邻域半径与攻击强度呈正相关: 稳态界限 $\Theta$ 显式集成逼近误差、权重估计误差及触发误差上界, 攻击增强时收敛域扩张, 但自适应观测器通过实时补偿将误差抑制在可控范围内; 同时, 动态事件触发机制通过攻击逼近量 $\rho_i(t)$ 对动态变量 $\xi_i(t)$ 的负反馈作用, 自适应地压低整体触发阈值, 从而在攻击加剧时提高通信频率来维持控制精度. 相反, 在攻击减弱时, 系统允许误差在略大的有界范围内波动, 以大幅降低通信频率, 实现控制精度与资源消耗的弹性折中. 此外, 半全局特性保证了只要车队初始状态处于车辆物理可行紧集 $\Omega$ 内, 通过适当调节控制参数即可缩小收敛域, 满足实际高速公路场景对初始扰动和参数摄动的鲁棒性要求.

### 3.4 Zeno 行为排除

为证明所提动态事件触发机制(式8)不发生 Zeno 行为(即在有限时间内不会无限频繁触发), 需证明相邻触发间隔存在一个一致正下界.

**推论 1** 在满足假设 1-3 的 FDI 攻击下, 若定理 1 的 SGUUB 条件成立, 则对任意车辆 $i$ 及触发时刻 $k$ , 其触发间隔 $\tau_k^i = t_{k+1}^i - t_k^i$ 存在正常数下界 $\tau_{\min} > 0$ , 即:

$$\tau_k^i \geq \tau_{\min} \quad (\forall i, k). \quad (25)$$

从而排除 Zeno 行为.

**证明** 由定理 1 的 SGUUB 性质, 闭环系统信号有界, 且系统动力学(1)满足 Lipschitz 连续性, 故存在常数 $M_i > 0$ , 使得 $\|\dot{\hat{x}}_i(t)\| \leq M_i$ .

在触发间隔 $[t_k^i, t_{k+1}^i)$ 内, 触发误差满足:

$$\|e_{t,i}(t)\| \leq \int_{t_k^i}^t \|\dot{\hat{x}}_i(s)\| ds \leq M_i(t - t_k^i).$$

动态事件触发条件(8)要求:

$$\|e_{t,i}(t)\|^2 \geq \mu_i \|\hat{x}_i(t)\|^2 + \gamma_i \xi_i(t) + \eta_i \rho_i(t).$$

由 SGUUB,  $\hat{x}_i(t)$ 、 $\xi_i(t)$ (式9)及 $\rho_i(t)$ (引理 2, 受 FDI 攻击强度驱动)均有界, 故存在正常数 $\Omega_i > 0$ , 使得触发阈值满足:

$$\mu_i \|\hat{x}_i(t)\|^2 + \gamma_i \xi_i(t) + \eta_i \rho_i(t) \geq \Omega_i > 0.$$

当 $t = t_{k+1}^i$ 时:

$$M_i^2(t_{k+1}^i - t_k^i)^2 \geq \Omega_i \Rightarrow \tau_k^i \geq \frac{\sqrt{\Omega_i}}{M_i} > 0.$$

取 $\tau_{\min} = \min_i \{\sqrt{\Omega_i}/M_i\} > 0$ , 则对所有 $i$ 与 $k$ 成立.

Zeno 行为被排除. 证毕.

### 3.5 参数设计与验证

为保证闭环系统的 SGUUB 稳定性并优化控制与通信性能, 参数整定需严格满足 LMI 条件式(17)

与式(18). 基于理论约束的工程整定法, 结合网格搜索与仿真优化完成最终整定. 参数设计步骤及验证如下:

1) 解耦超参数设定: 为避免矩阵乘积引起的非凸优化问题, 首先通过经验与网格搜索确定放缩标量 $\epsilon_{1i} = \epsilon_{2i} = 0.1$ , 并初步设定事件触发动态变量参数 $\alpha_i = 0.5, \beta_i = 0.2$ .

2) LMI 矩阵求解: 将上述超参数代入式(17), 利用 MATLAB LMI 工具箱求解. 以观测器动态响应速度和鲁棒性为优化目标, 将观测器闭环极点配置于左半复平面实部小于-2.0的区域. 求解得到正定矩阵 $P_i$ 与观测器增益 $L_i$ :

$$P_i = \begin{bmatrix} 2.85 & 1.32 & 0.91 \\ 1.32 & 3.15 & 1.67 \\ 0.91 & 1.67 & 4.23 \end{bmatrix}, \quad L_i = [6.1, 9.8, 1.0]^T$$

代入 $A - L_i C$ 后, 该闭环系统矩阵的特征值为 $[-2.0, -2.5, -3.0]$ , 全部位于-2.0左侧, 满足 Hurwitz 稳定条件.

3) 自适应律与参数不等式验证: 提取 $P_i$ 的最小特征值后, 由式(17)、(18)的稳定性判据确定 $\Gamma_i$ 和 $\sigma_i$ 的可行区间. 采用网格搜索( $\Gamma_i \in \{I, 5I, 10I\}$ ,  $\sigma_i \in \{0.01, 0.05, 0.1\}$ )与 4.1 节一致的 FDI 攻击幅值范围内优化, 权衡逼近速度与参数抖振. 对所有跟随车选取 $\Gamma_i = 5I$ 且 $\sigma_i = 0.05$ 时, 代入综合理论判据式(18)中进行整体核算, 计算得出其值严格小于 0 (左式 $= -0.23 < 0$ ), 从数学上完成了理论闭环.

4) 神经网络隐含层结构设计: 针对隐含层神经元数量 $m$ , 基于 FDI 攻击信号的频域特征进行多组仿真对比( $m \in \{5, 10, 15, 20\}$ ). 当 $m = 5$ 时逼近误差较大(大于 0.6), 无法有效补偿攻击; 当 $m \geq 15$ 时计算量增加 35%~85%, 超出车载控制器冗余; 当 $m = 10$ 可使逼近误差稳定收敛至 0.3 以内, 且满足实时性约束, 实现精度与效率的最佳折中.

5) 控制与触发性能参数优化: 基于极点配置法设计, 控制增益选取为 $K_i = [-0.5, -1.2, -0.8]$ 以保证收敛速度. 以排除 Zeno 行为为硬约束, 在满足式(18)的前提下进行多工况网格搜索, 确定触发残余参数: 状态惩罚系数 $\mu_i = 0.1$ 、动态调节权重 $\gamma_i = 0.1$ 、攻击补偿权重 $\eta_i = 0.05$ .

将上述参数代入控制器和自适应律后, 闭环系统满足 SGUUB 条件. 仿真结果也将进一步验证与理论分析一致.

#### 适用范围说明:

当前分析基于同构车队(所有车辆 $\tau$ 相同); 若拓展至异质车队(不同 $\tau_i$ ), 需将系统矩阵 $A$ 替换为:

$$A_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -1/\tau_i \end{bmatrix}.$$

重新求解 LMI (式 (17)), 且需验证 NN 逼近误差  $\bar{\varepsilon}_i$  是否随  $\tau_i$  变化, 避免保守性增加.

## 4 仿真实验

### 4.1 仿真设置

为验证所提控制策略的有效性, 搭建由 1 辆领航车与 5 辆跟随车组成的车队仿真模型. 车辆参数设置为  $\tau = 0.7$  s; 采用恒定时间车头时距 (Constant Time Headway, CTH) 间距策略:  $d_i = t_h v_0 + d_0$ , 其中  $t_h = 1.5$  s 为时间车头时距,  $d_0 = 5$  m 为最小安全间距.

通信拓扑为无向图, 邻接矩阵为:

$$\mathcal{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

在 5~25 s 内对 2 号车与 4 号车注入 FDI 攻击, 攻击信号分别为  $f_2(t) = 3 \sin(0.5t) + 2$  与  $f_4(t) = 2 \cos(t) + 1.5$ . 选择此类具有非零直流偏置的平滑低频谐波信号, 旨在模拟攻击者试图在保障高频平滑性的隐蔽前提下, 诱导车队逐渐偏离期望位置的“隐蔽攻击”行为. 这类攻击因不具有高频突变特性, 较难通过简单滤波器剔除, 能更充分地验证本策略弹性 NN 控制器对复杂、持续攻击的逼近与抑制能力. 控制器参数选取参看 3.5 节参数设计与验证部分.

### 4.2 仿真结果分析

如图 2 所示展示了车队的位置、速度与加速度响应. 在 FDI 攻击下, 所提控制策略可有效维持车队稳定性, 编队误差较小——最大位置误差小于 2 m, 且所有车辆在暂态过程后均收敛至领航车速度, 跟踪性能良好.

如图 3 和图 4 所示对比了 2 号车与 4 号车的实际攻击信号与神经网络逼近信号. 自适应神经网络可准确逼近未知 FDI 攻击, 逼近误差收敛至 0.3 以内, 验证了神经网络逼近方法的有效性.

如图 5 展示了 3 号车基于三种不同触发方式时的事件触发时刻、事件触发间隔及通信频率对比, 动态事件触发平均间隔为 0.28 s, 大于静态事件触发平均间隔 (0.1 s), 远大于采样时间 (0.01 s), 表明该机制能够有效降低通信频率与通信负载; 同时, 在攻击时段触发频率可自适应提高, 以维持编队控制性能, 体

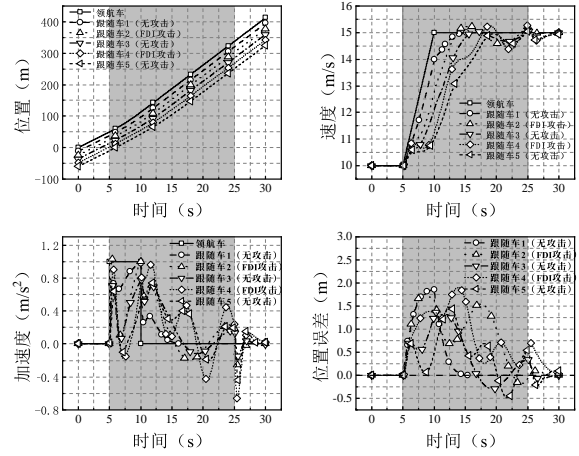


图2 FDI 攻击下网联车队的位置、速度和加速度响应

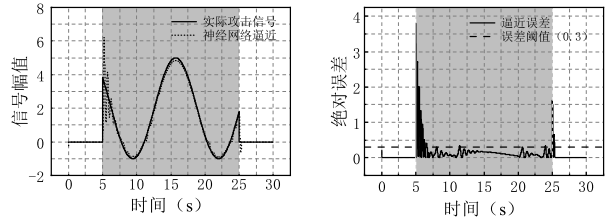


图3 跟随车 2 实际攻击信号与神经网络逼近信号对比

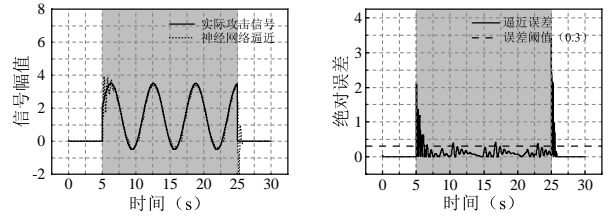


图4 跟随车 4 实际攻击信号与神经网络逼近信号对比

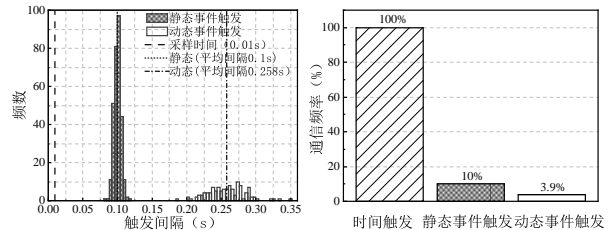


图5 事件触发时刻、事件触发间隔及通信频率对比

现出良好的自适应性. 结合图 2 中的编队响应结果可知, 在最大位置误差为 2 m 的前提下, 动态事件触发机制以更低的通信开销实现了较好的控制精度, 说明所提方法能够在通信资源优化与编队控制性能保障之间取得更优折中.

## 5 结论

针对虚假数据注入 (FDI) 攻击下网联车队安全控制与通信资源优化难以兼顾的问题, 本文提出了一种基于自适应径向基函数 (RBF) 神经网络与动态事件触发机制的输出反馈弹性控制策略. 主要研究工作与结论如下:

1) 构建攻击参数显式嵌入的输出反馈控制框架. 通过设计 RBF 神经网络状态观测器, 将攻击补偿项引入观测器动态结构及自适应律中, 实现了对部分不可测车辆状态的重构以及对未知 FDI 攻击信号的在线逼近与补偿.

2) 提出由攻击强度和神经逼近误差共同驱动的自适应动态事件触发机制. 该机制能够根据攻击态势调节触发阈值, 在保证编队控制性能的同时减少不必要的数据传输, 实现安全控制与通信资源优化的协同.

3) 建立攻击条件下的稳定性分析框架. 通过构造包含动态触发变量的攻击参数依赖型李雅普诺夫泛函, 并结合线性矩阵不等式, 证明了闭环系统所有信号的半全局一致最终有界性, 表明编队误差收敛于原点附近的紧致邻域内; 同时, 排除了 Zeno 行为, 为所提动态事件触发机制的可实现性提供了理论依据.

4) 仿真结果验证所提方法的有效性. 在高速公路时变 FDI 攻击场景下, 神经网络逼近误差收敛至 0.3 以内, 编队最大位置误差保持在 2 m 以内, 通信负载较时间触发机制降低 96.4%. 结果表明, 该方法在保证编队安全与跟踪性能的同时, 能够有效降低通信开销.

综上, 所提方法为 FDI 攻击下网联车队的安全协同控制提供了一种可行思路. 需要指出的是, 当前研究主要基于同构车队假设, 且聚焦于单一类型的 FDI 攻击. 未来工作将拓展至异构车队动力学模型, 并重点探索复杂交通流与多类型混合网络攻击 (如 DoS 与 FDI 并存) 场景下的协同弹性控制, 以进一步提升车队系统在极端环境下的鲁棒性与工程实用性.

#### 参考文献 (References)

- [1] 吴彦宏, 左志强, 王一晶, 等. 基于数据驱动的智能网联车辆队列控制综述[J]. *控制与决策*, 2025, 40(12): 3489-3508.  
(Wu Y H, Zuo Z Q, Wang Y J, et al. A survey of data-driven control for connected and autonomous vehicles[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(12): 3489-3508.)
- [2] Makridis M, Mattas K, Ciuffo B, et al. Connected and Automated Vehicles on a freeway scenario. Effect on traffic congestion and network capacity[C]. Proceedings of 7th Transport Research Arena TRA. Vienna, 2018: 1-10.
- [3] 罗世坚, 常琪, 项玥, 等. 含变化时延和集总扰动的智能网联车编队控制[J]. *控制与决策*, 2025, 40(4): 1293-1302.  
(Luo S J, Chang Q, Xiang Y, et al. Formation control for intelligent connected vehicles with time-varying delays and aggregate perturbation[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(4): 1293-1302.)
- [4] Kaluva S T, Pathak A, Ongel A. Aerodynamic drag analysis of autonomous electric vehicle platoons[J]. *Energies*, 2020, 13(15): 4028.
- [5] Ma M F, Luo S J, Guo S H. Unknown input estimation and FDI attack detection for autonomous vehicles[C]. IEEE 13th Data Driven Control and Learning Systems Conference. Kaifeng, 2024: 1549-1554.
- [6] Chen G X, Wu T J, Li X D, et al. Secure and safe control of connected and automated vehicles against false data injection attacks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(9): 12347-12360.
- [7] Zhu P P, Jin S T, Bu X H, et al. Distributed data-driven control for a connected autonomous vehicle platoon subjected to false data injection attacks[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(4): 7527-7538.
- [8] 张文雨, 徐勇, 孙健, 等. 网络攻击下多智能体系统攻击检测设计与分布式弹性控制[J]. *自动化学报*, 2025, 51(10): 2347-2358.  
(Zhang W Y, Xu Y, Sun J, et al. Attack detection design and distributed resilient control for multi-agent systems under cyber attacks[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(10): 2347-2358.)
- [9] Gurney K. An introduction to neural networks[M]. London: CRC press, 2018.
- [10] Ansari-Bonab P, Holland J C, Cunningham-Rush J, et al. Secure control design for cooperative adaptive cruise control under false data injection attack[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(8): 9723-9732.
- [11] Liu Z J, Tang J L, Zhao Z J, et al. Adaptive neural network control for nonlinear cyber-physical systems subject to false data injection attacks with prescribed performance[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2021, 379(2207): 20200372.
- [12] Gong Z Y, Yang F S, Liu C, et al. Distributed dynamic event-triggered control for multiagent systems under FDI attack via ESN-based adaptive dynamic programming[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025, 55(8): 3663-3674.
- [13] 杨宇航, 王恒, 周欣, 等. 基于事件触发的网络化无人车自适应路径跟踪控制[J]. *控制与决策*, 2024, 39(9): 3069-3078.  
(Yang Y H, Wang H, Zhou X, et al. Event-triggered finite-time adaptive path following control for connected-automated vehicle[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(9): 3069-3078.)
- [14] Pan D F, Ding D R, Ge X H, et al. Platooning control of connected automated vehicles under event-triggered and privacy-preserved communication[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(24): 53927-53938.
- [15] Zhao J X, Ma Y L, Dai L, et al. Cloud-edge cooperative

- distributed MPC with event-triggered switching strategy for heterogeneous vehicle platoon[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(10): 14425-14437.
- [16] Li K W, Li Y M. Fuzzy adaptive optimization prescribed performance control for nonlinear vehicle platoon[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2024, 32(2): 360-372.
- [17] Chen Y Z, Yan B Z. Vehicle platoon control based on third-order heterogeneous model and predictive spacing strategy[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(5): 4458-4469.
- [18] Bi W S. Neural networks adaptive control for fractional-order non-linear system with unmodelled dynamics and actuator faults[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2023, 17(3): 259-269.
- [19] 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.
- [20] 严浩远, 刘小洋, 曹进德. 基于神经网络逼近的异构多智能体系统二分拟一致性[J]. *控制与决策*, 2023, 38(5): 1312-1318.
- (Yan H Y, Liu X Y, Cao J D. Bipartite quasi-consensus of heterogeneous multi-agent systems based on neural network approximation[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(5): 1312-1318.)
- [21] Liu Y J, Zhao W, Liu L, et al. Adaptive neural network control for a class of nonlinear systems with function constraints on states[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, 34(6): 2732-2741.
- [22] Xing L T, Wen C Y. Dynamic event-triggered adaptive control for a class of uncertain nonlinear systems[J]. *Automatica*, 2023, 158: 111286.

### 作者简介

郭都 (1993-), 男, 博士生, 主要研究方向为多智能体协同控制和网络-物理系统联合优化, E-mail: [guodu1993@foxmail.com](mailto:guodu1993@foxmail.com);

冯宜伟 (1973-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为分布式控制与优化、复杂工业过程的控制与优化以及智能微电网状态评估与控制, E-mail: [ywfeng@yeah.net](mailto:ywfeng@yeah.net).