中国科学: 信息科学 2021 年 第 51 卷 第 8 期: 1302–1315
SCIENTIA SINICA Informationis
论文

基于记忆型事件触发的信息物理系统的安全状态估计

严沈[1], 顾洲[1*], 费树岷[2], Zhengtao DING[3]

1. 南京林业大学机械电子工程学院, 南京210037, 中国
2. 东南大学自动化学院, 南京210096, 中国
3. School of Engineering, The University of Manchester, Manchester City M13 9PL, UK
* 通信作者. E-mail: gzh1808@163.com, guzhou@njfu.edu.cn

收稿日期: 2020–08–16; 修回日期: 2020–10–26; 接受日期: 2020–12–05; 网络出版日期: 2021–08–09

国家自然科学基金(批准号: 61473156, 61773200)、江苏省自然科学基金青年项目(批准号: BK20200769)和江苏省高等学校自然科学研究面上项目(批准号: 20KJB510045)资助

摘要 本文针对一类时滞非线性信息物理系统, 研究虚假数据注入攻击下基于记忆型事件触发的安全状态估计问题. 不同于现有事件触发机制只考虑系统的瞬时信息, 本文提出一种基于历史测量输出的记忆型事件触发机制. 该机制可以有效减少输出信号随机波动导致的事件触发机制误触发次数, 减少不必要的网络资源浪费. 采用一个满足Bernoulli分布的随机变量来描述虚假数据注入攻击的随机过程. 构造新的包含Legendre多项式的Lyapunov-Krasovskii 泛函, 采用Bessel-Legendre 不等式技术, 给出保证估计误差系统渐近稳定与状态估计器设计的充分条件. 最后, 通过仿真算例验证所提方法的有效性.

关键词 记忆型事件触发, 信息物理系统, 状态估计, 虚假数据注入攻击

1 引言

随着计算机技术、网络通信技术与控制技术的快速发展, 信息物理系统实现了物理对象与计算、通信和控制的深度融合[1], 极大提高了系统的灵活性与智能化程度, 被广泛应用于智能电网[2]、工业制造[3]、机器人系统[4] 等领域. 然而在实际工程中, 由于测量技术与成本的限制, 信息物理系统的全部状态信息通常不易获取, 使得许多基于状态反馈的控制算法难以应用. 因此, 解决信息物理系统的状态估计问题具有重要价值, 受到了学者们的高度关注. 文献 [5] 研究了有损网络环境下基于卡尔曼(Kalman)滤波器的状态估计的随机稳定性. 文献 [6]针对信息物理系统的状态估计问题, 采用无线传感器测量动态物理过程, 并将测量结果传输到远程状态估计器, 实现状态信息估计.

引用格式: 严沈, 顾洲, 费树岷, 等. 基于记忆型事件触发的信息物理系统的安全状态估计. 中国科学: 信息科学, 2021, 51: 1302–1315, doi: 10.1360/SSI-2020-0166
Yan S, Gu Z, Fei S M, et al. Memory-based event-triggered secure state estimation of cyber-physical systems (in Chinese). Sci Sin Inform, 2021, 51: 1302–1315, doi: 10.1360/SSI-2020-0166

由于通信网络的开放性, 使得信息物理系统容易遭到网络攻击, 事故频发. 这些问题会降低系统性能, 严重时危及系统的安全性与稳定性. 例如, 2015 年乌克兰地区变电站遭受“Black Energy” 攻击, 导致供电系统无法正常运行, 居民生活受到巨大影响. 作为一种常见的攻击形式, 虚假数据注入攻击具有较强的隐蔽性与可达性, 对系统安全威胁程度较高[7]. 文献 [7]研究了虚假数据注入攻击对基于传感器网络进行离散线性时不变高斯(Gauss) 系统状态估计的影响. 考虑到传感器与远程估计器之间的通信通道容易受到虚假数据注入攻击, 文献 [8]研究了网络化系统的安全状态估计问题. 文献 [9] 研究了虚假数据注入攻击与堵塞攻击下信息物理系统的分布式攻击检测和分布式安全估计问题. 值得注意的是, 以上问题的研究都是假设网络通信资源是不受限的. 然而, 随着系统规模不断扩大, 海量设备争夺有限通信网络资源, 导致信道负担急剧增加. 近年来, 具有“按需传输”特点的事件触发机制成为解决通信资源受限的有效途径之一[10~12]. 基于事件触发机制的状态估计研究取得了丰富的成果[13~18]. 为了实现基于无线传感器网络的分布式网络化系统的估计问题, 文献 [14]提出了一种基于事件触发机制的分布式估计算法, 有效节约了通信带宽与网络节点能量. 文献 [15] 研究了带有能量采集传感器的线性高斯系统的事件触发状态估计问题, 提出了一种基于随机能量的事件触发通信协议, 其可以根据传感器的电池能量来平衡通信速率和估计性能. 文献 [16] 研究了基于事件触发和量化的时滞神经网络系统状态估计问题. 针对一类具有状态饱和、量化, 以及随机分布时延的离散复杂网络, 文献 [17] 研究了基于事件触发机制的H_∞ 状态估计问题, 并给出了设计状态估计器增益的充分条件. 文献 [18]提出了一种基于事件触发机制的分布式安全状态估计器, 以防御无线传感器网络中的虚假数据注入攻击. 上述结果中的事件触发机制多是由当前测量数据与上一触发数据构成, 测量信号的准确程度对触发频率有较大影响. 在复杂工程环境中, 测量信号易受随机干扰、噪声的污染出现随机波动, 使得触发机制发生误触发, 耗费大量通信资源. 文献 [19] 研究了一种基于历史测量数据的积分型事件触发机制, 给出了线性时不变系统的控制器设计方案. 文献 [20]将上述积分型事件触发机制应用到了无人水面车的故障检测与滤波中. 然而, 文献 [19, 20]中采用了基于Simpson规则[21] 的近似方法来处理触发机制中的积分项, 存在近似误差, 具有较大的保守性. 另一方面, 虚假数据注入攻击可能会造成估计系统失效, 产生不可靠的估计信号. 如果该估计信号作为系统其他动作的输入信号, 可能造成以下几种安全隐患: (1)不可靠的估计信号引发系统误报警; (2)不可靠的估计信号可能导致故障联锁动作; (3)不可靠的估计信号作为控制信号输入系统可能导致整个系统失稳, 甚至崩溃. 然而, 现有文献 [15~20]都假设网络通信环境理想, 对存在虚假数据注入攻击的情况不再适用. 因此, 针对具有测量随机波动和虚假数据注入攻击的安全状态估计问题, 如何利用历史数据构造有效事件触发机制并降低状态估计器设计的保守性, 减少测量信号的误触发, 节约有限通信资源, 现有结果鲜有提及, 仍需进行深入研究.

综上, 本文围绕具有虚假数据注入攻击的时滞非线性系统, 研究基于记忆型事件触发的安全状态估计问题. 首先, 采用历史测量数据的平均值作为记忆型事件触发机制的输入, 减少由测量信号随机波动造成的误触发与通信资源浪费. 其次, 建立具有虚假数据注入攻击的状态估计模型, 采用Lyapunov理论与Bessel-Legendre 不等式技术给出状态估计器的设计方法. 与文献 [19, 20]中采用近似方法处理积分项不同, 本文的方法可以对积分项直接进行处理, 避免了近似误差的产生. 最后, 通过仿真算例验证所提方法的有效性.

2 问题描述

考虑如下具有时滞的非线性信息物理系统:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + N_0\phi(x(t)) + N_1x(t-\tau(t)), \\ y(t) = Cx(t), \end{cases} \tag{1}$$

其中$x(t) = [\,x_1(t)\ x_2(t)\ \cdots\ x_n(t)\,]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^n$ 为状态向量, $y(t) \in \mathbb{R}^m$ 是输出信号, $\phi(x(t)) = [\phi_1(x_1(t))\ \phi_2(x_2(t))\ \cdots\ \phi_n(x_n(t))]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^n$ 为非线性函数, $\tau(t)$ 为满足$0 \leqslant \tau(t) \leqslant \tau_M$的时变时延, A, N_0, N_1 与C为具有适当维数的常数矩阵, 假设系统(1)是有界的.

本文假设非线性函数满足如下条件:

$$(\phi(x_1) - H_1x_1)(\phi(x_2) - H_2x_2) \leqslant 0, \tag{2}$$

其中H_1, H_2为常数矩阵, 且满足$H_2 - H_1 \geqslant 0$.

设计如下状态估计器来估计系统(1)的状态$x(t)$:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + N_0\phi(\hat{x}(t)) + N_1\hat{x}(t-\tau(t)) + L\left(\tilde{y}(t) - \dfrac{1}{h}\displaystyle\int_{t-h}^{t}\hat{y}(s)\mathrm{d}s\right), \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t), \end{cases} \tag{3}$$

其中$\hat{x}(t) \in \mathbb{R}^n$表示估计状态向量, L为需要设计的估计矩阵, $\tilde{y}(t)$ 表示状态估计器的输入信号, $\hat{y}(t)$表示$y(t)$ 的估计.

为了节约有限通信资源, 考虑如下事件触发机制:

$$t_{k+1} = \sup_t\left\{t > t_k | \varepsilon^{\mathrm{T}}(t)\Phi\varepsilon(t) < \delta y^{*\mathrm{T}}(t_k)\Phi y^*(t_k) + \sigma\right\}, \tag{4}$$

其中$\delta \in (0,\ 1)$为触发阈值参数, $\sigma > 0$, $\varepsilon(t) = \frac{1}{h}\int_{t-h}^{t} y(s)\mathrm{d}s - y^*(t_k)$, $y^*(t_k) = \frac{1}{h}\int_{t_k-h}^{t_k} y(s)\mathrm{d}s$, $y(t)$ 为系统输出, $y^*(t_k)$ 与$y^*(t_{k+1})$ 分别表示当前触发信号与下一时刻触发信号; h 为积分区间长度, Φ 为正定加权触发矩阵.

注释1 与传统的事件触发机制仅利用瞬时系统信息不同, 本文所提事件触发机制考虑了一段时间内的历史信息, 因此称为记忆型事件触发机制. 当系统测量输出受到环境扰动或噪声影响产生随机波动时, 该机制利用历史信息的均值作为输入信号, 可以有效抑制随机波动可能导致的信号误触发, 进而节约宝贵网络资源. 此外, 在触发条件设计中引入了常数项σ, 其可以保证触发时间间隔严格大于0, 进而避免触发机制发生Zeno 现象, 即在一段时间内出现连续触发. 详细过程见定理3.

注释2 当历史信息区间长度$h \to 0$时, $\varepsilon(t) = \frac{1}{h}\int_{t-h}^{t} y(s)\mathrm{d}s - y^*(t_k) \to y(t) - y(t_k)$, 事件触发机制(4)可退化为文献 [22]中的结果, 具体形式如下:

$$t_{k+1} = \sup_t\left\{t > t_k | \hat{\varepsilon}^{\mathrm{T}}(t)\Phi\hat{\varepsilon}(t) < \delta y^{\mathrm{T}}(t_k)\Phi y(t_k) + \sigma\right\}, \tag{5}$$

其中$\hat{\varepsilon}(t) = y(t) - y(t_k)$.

通信网络的引入, 使得触发信号面临网络攻击的风险. 这里考虑网络通道存在虚假信息注入攻击情形, 借助文献 [23, 24]中的描述方法, 估计器端接收到的信号$\tilde{y}(t)$ 可以表示为

$$\tilde{y}(t) = y^*(t_k) + \chi(t)g(t), \tag{6}$$

其中$\chi(t)\in\{0,\ 1\}$为满足Bernoulli 分布的随机变量, 且$\mathbb{E}\{\chi(t)=1\}=\chi_1$, $\mathbb{E}\{\chi(t)=0\}=1-\chi_1=\chi_2$, $g(t)$为欺骗攻击信号, 满足如下条件:

$$\|g(t)\|_2\leqslant\|Ge(t)\|_2, \tag{7}$$

其中G为给定的常数矩阵.

定义$e(t)=x(t)-\hat{x}(t)$, $\psi(e(t))=\phi(x(t))-\phi(\hat{x}(t))$, 结合(1), (3) 和(6), 得以下误差估计系统:

$$\begin{aligned}\dot{e}(t)&=Ae(t)+N_0(\phi(x(t))-\phi(\hat{x}(t)))+N_1e(t-\tau(t))+Ly^*(t_k)+\chi(t)Lg(t)-\frac{LC}{h}\int_{t-h}^{t}\hat{x}(s)\mathrm{d}s\\&=Ae(t)+N_0\psi(e(t))+N_1e(t-\tau(t))+L\varepsilon(t)-\frac{LC}{h}\int_{t-h}^{t}e(s)\mathrm{d}s+\chi(t)Lg(t).\end{aligned} \tag{8}$$

为了得到论文的主要结果, 给出如下的定义与引理.

定义1 ([25]) 对于系统(8), 存在常数$\sigma>0$ 和$\mathcal{T}(\sigma,e(0))$使得$\|e(t)\|<\sigma^{\frac{1}{3}}$对于任意$t\geqslant t_0+\mathcal{T}$, 那么称该系统是一致最终有界的.

引理1 ([26]) 令函数$x(t)\in\mathcal{L}_2([-\eta_2,\ -\eta_1]\to\mathbb{R}^n)$, $\mathcal{Q}\in\mathbb{R}^n>0$, $\eta_2>\eta_1>0$. 在区间$[-\eta_2,-\eta_1]$上定义如下的Legendre 多项式:

$$\forall k\in\mathbb{N},\ \mathbb{L}_k(u)=(-1)^k\sum_{l=0}^{k}\mathscr{P}_l^k\left(\frac{u+\eta_2}{\eta_2-\eta_1}\right)^l,$$

其中$\mathscr{P}_l^k=(-1)^l\binom{k}{j}\binom{k+j}{j}$, $k=0,1,\ldots,\alpha$.

对于所有$\alpha\in\mathbb{N}$, 有如下Bessel-Legendre积分不等式成立:

$$\int_{-\eta_2}^{-\eta_1}x^{\mathrm{T}}(u)\mathcal{Q}x(u)\mathrm{d}u\geqslant\frac{1}{\eta_2-\eta_1}\Omega^{\mathrm{T}}(x)(\mathcal{W}\otimes\mathcal{Q})\Omega(x), \tag{9}$$

其中$\Omega^{\mathrm{T}}(x)=[\,\Omega_0^{\mathrm{T}}(x)\ \cdots\ \Omega_i^{\mathrm{T}}(x)\ \cdots\Omega_\alpha^{\mathrm{T}}(x)\,]$, $\Omega_i(x)=\int_{-\eta_2}^{-\eta_1}\mathbb{L}_i(u)x(u)\mathrm{d}u$, $\mathcal{W}=\mathrm{diag}\{1,\ldots,2\alpha+1\}$.

引理2 ([27]) 对于$x(t)\in\mathbb{R}^n$, 给定的矩阵$\mathcal{R}=\mathcal{R}^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^{n\times n}$, $\mathcal{H}\in\mathbb{R}^{m\times n}$, $\mathcal{H}$ 的秩小于n, 可得以下等价条件:

(1) $x^{\mathrm{T}}(t)\mathcal{R}x(t)<0$, 对于所有$x(t)\neq0$, $\mathcal{H}x(t)=0$;

(2) $\exists\mathcal{M}\in\mathbb{R}^{n\times m}$, 使得$\mathcal{R}+\mathcal{M}\mathcal{H}+(\mathcal{M}\mathcal{H})^{\mathrm{T}}<0$.

3 主要结果

定理1 对于给定的参数χ_1, h, τ_M, δ, μ, σ, 矩阵L, G, 在事件触发机制(5) 作用下, 如果存在对称矩阵P, $R_1>0$, $R_2>0$, $R_3>0$, $Q>0$, $\Phi>0$, 使得

$$\mathcal{P}>0, \tag{10}$$

$$\Sigma+\mathfrak{X}\mathfrak{Z}+\mathfrak{X}^{\mathrm{T}}\mathfrak{Z}^{\mathrm{T}}<0 \tag{11}$$

成立, 其中

$$\mathcal{P}=P+\mathrm{diag}\{0,\mathcal{W}\otimes Q\},\quad \Sigma=He(\digamma_1^{\mathrm{T}}\mathcal{P}\digamma_2)+\mathscr{E}_1^{\mathrm{T}}\mathfrak{R}\mathscr{E}_1-\mu\mathscr{E}_2^{\mathrm{T}}\mathfrak{H}\mathscr{E}_2+\delta\mathscr{E}_3^{\mathrm{T}}\Phi\mathscr{E}_3+\Lambda,$$

$\mathscr{E}_1=[\,0\ \ I\ \ I\ \ I\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ 0\,]$, $\mathscr{E}_2=[\,0\ \ I\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ I\ \ 0\ \ 0\ \ 0\,]$,

$\mathscr{E}_3=\begin{bmatrix}0&0&0&0&0&0&0&\dfrac{C}{h}\mathcal{I}&-I\end{bmatrix}$, $\mathcal{I}=[\,I\ \ 0_{2n,2n\alpha}\,]$,

$\mathfrak{R}=\begin{bmatrix}-R_1&R_1+U^{\mathrm{T}}&-U^{\mathrm{T}}\\ *&-2R_1-U-U^{\mathrm{T}}&R_1+U^{\mathrm{T}}\\ *&*&-R_1\end{bmatrix}$, $\mathfrak{H}=\begin{bmatrix}\mathfrak{H}_1&\mathfrak{H}_2\\ \mathfrak{H}_2^{\mathrm{T}}&I\end{bmatrix}$, $\mathfrak{H}_1=\dfrac{H_1^{\mathrm{T}}H_2+H_1H_2^{\mathrm{T}}}{2}$, $\mathfrak{H}_2=\dfrac{H_1^{\mathrm{T}}+H_2^{\mathrm{T}}}{2}$,

$\Lambda=\mathrm{diag}\left\{\tau_M^2R_2,R_1+Q+hR_3+\sigma^{\frac{1}{3}}I,0,-R_1,-Q,0,0,-\dfrac{\mathcal{W}\otimes R_3}{h},-\Phi\right\}$,

$F_1=\begin{bmatrix}0&I&0&0&0&0&0&0&0\\ 0&0&0&0&0&0&0&I&0\end{bmatrix}$, $F_2=\begin{bmatrix}I&0&0&0&0&0&0&0&0\\ 0&\mathcal{L}_\alpha(0)&0&0&-\mathcal{L}_\alpha(-h)&0&0&-\widehat{\Theta}_\alpha&0\end{bmatrix}$,

$\mathcal{L}_\alpha(0)=\begin{bmatrix}I\\ I\\ \vdots\\ I\end{bmatrix}$, $\mathcal{L}_\alpha(-h)=\begin{bmatrix}I\\ -I\\ \vdots\\ (-1)^\alpha I\end{bmatrix}$, $\widehat{\Theta}_\alpha=\begin{bmatrix}\theta_0^0I&\cdots&\theta_0^\alpha I\\ \vdots&&\vdots\\ \theta_\alpha^0I&\cdots&\theta_\alpha^\alpha I\end{bmatrix}$,

$\theta_j^i=\begin{cases}0, & i>j,\\ -(2i+1)(1-(-1)^{j+i})/h, & i\leqslant j,\end{cases}$ $\mathfrak{X}=[\,X^{\mathrm{T}}\ \ \nu X^{\mathrm{T}}\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ 0\,]^{\mathrm{T}}$,

$\mathfrak{Z}=\begin{bmatrix}-I&A&N_1&0&0&N_0&\chi_1L&-\dfrac{LC\mathcal{I}}{h}&L\end{bmatrix}$,

则系统(8)是一致最终有界的.

证明 选取如下Lyapunov-Krasovskii泛函:

$$\begin{aligned}V(t)=&\zeta^{\mathrm{T}}(t)P\zeta(t)+\int_{t-\tau_M}^{t}e^{\mathrm{T}}(s)R_1e(s)\mathrm{d}s+\tau_M\int_{t-\tau_M}^{t}\int_{s}^{t}\dot{e}^{\mathrm{T}}(v)R_2\dot{e}(v)\mathrm{d}v\mathrm{d}s\\&+\int_{t-h}^{t}e^{\mathrm{T}}(s)[Q+(s-t+h)R_3]e(s)\mathrm{d}s,\end{aligned}\tag{12}$$

其中$\zeta(t)=\left[\begin{smallmatrix}e(t)\\ \Omega(e)\end{smallmatrix}\right]$, $\Omega^{\mathrm{T}}(e)=[\,\Omega_0^{\mathrm{T}}(e)\ \cdots\ \Omega_i^{\mathrm{T}}(e)\ \cdots\ \Omega_\alpha^{\mathrm{T}}(e)\,]$, $\Omega_i(e)=\int_{-h}^{0}\mathbb{L}_i(s)e(s)\mathrm{d}s$, $i=0,1,\ldots,\alpha$.

首先证明$V(t)>0$: 将引理1应用于选定的Lyapunov-Krasovskii泛函(12), 可以获得

$$\int_{t-h}^{t}e^{\mathrm{T}}(s)Qe(s)\mathrm{d}s\geqslant\frac{1}{h}\Omega^{\mathrm{T}}(e)(\mathcal{W}\otimes Q)\Omega(e).\tag{13}$$

因此, 从式(12) 和(13), 可以获得

$$\begin{aligned}V(t)\geqslant&\zeta^{\mathrm{T}}(t)\mathcal{P}\zeta(t)+\int_{t-\tau_M}^{t}e^{\mathrm{T}}(s)R_1e(s)\mathrm{d}s+\tau_M\int_{t-\tau_M}^{t}\int_{s}^{t}\dot{e}^{\mathrm{T}}(v)R_2\dot{e}(v)\mathrm{d}v\mathrm{d}s\\&+\int_{t-h}^{t}e^{\mathrm{T}}(s)(s-t+h)Qe(s)\mathrm{d}s.\end{aligned}\tag{14}$$

由$R_1>0$, $R_2>0$, $Q>0$, 以及$\mathcal{P}>0$, 可以保证$V(t)>0$.

对Lyapunov-Krasovskii泛函求导可得

$$\begin{aligned}\dot{V}(t)=&2\zeta^{\mathrm{T}}(t)\mathcal{P}\dot{\zeta}(t)+e^{\mathrm{T}}(t)R_1e(t)-e^{\mathrm{T}}(t-\tau_M)R_1e(t-\tau_M)\\&+\tau_M^2e^{\mathrm{T}}(t)R_2e(t)+e^{\mathrm{T}}(t)(Q+hR_3)e(t)-e^{\mathrm{T}}(t-h)Qe(t-h)\\&-\tau_M\int_{t-\tau_M}^{t}\dot{e}^{\mathrm{T}}(s)R_1\dot{e}(s)\mathrm{d}s-\int_{t-h}^{t}e^{\mathrm{T}}(s)R_3e(s)\mathrm{d}s.\end{aligned}\tag{15}$$

根据$\Omega(\xi)$的定义, 可求得其导数为

$$\dot{\Omega}(e)=[\,\dot{\Omega}_0^{\mathrm{T}}(e)\ \cdots\ \dot{\Omega}_i^{\mathrm{T}}(e)\ \cdots\ \dot{\Omega}_\alpha^{\mathrm{T}}(e)\,]^{\mathrm{T}},\tag{16}$$

其中$\dot{\Omega}_i(e)=\mathbb{L}_i(0)e(t)-\mathbb{L}_i(-h)e(t-h)-\int_{-h}^{0}\dot{\mathbb{L}}_i(s)e(t+s)\mathrm{d}s$.

由Legendre多项式的性质, 进一步可得

$$\dot{\Omega}(e)=\mathcal{L}_\alpha(0)e(t)-\mathcal{L}_\alpha(-h)e(t-h)-\widehat{\Theta}_\alpha\Omega(e).\tag{17}$$

定义

$$\eta^{\mathrm{T}}(t)=[\,\dot{e}^{\mathrm{T}}(t)\ \ e^{\mathrm{T}}(t)\ \ e^{\mathrm{T}}(t-\tau(t))\ \ e^{\mathrm{T}}(t-\tau_M)\ \ e^{\mathrm{T}}(t-h)\ \ \psi^{\mathrm{T}}(e(t))\ \ g^{\mathrm{T}}(t)\ \ \Omega^{\mathrm{T}}(e)\ \ \varepsilon^{\mathrm{T}}(t)\,],\tag{18}$$

则有

$$\zeta(t)=\digamma_1\eta(t),\quad \dot{\zeta}(t)=\digamma_2\eta(t).\tag{19}$$

利用引理1 来处理式(15)中的积分项$-\int_{t-h}^{t}e^{\mathrm{T}}(s)R_3e(s)\mathrm{d}s$, 可得

$$-\int_{t-h}^{t}e^{\mathrm{T}}(s)R_3e(s)\mathrm{d}s\leqslant-\frac{1}{h}\Omega^{\mathrm{T}}(e)(\mathcal{W}\otimes R_3)\Omega(e).\tag{20}$$

借助Jensen不等式与互凸方法[28]来处理式(15)中的积分项$-\int_{t-\tau_M}^{t}\dot{e}^{\mathrm{T}}(s)R_1\dot{e}(s)\mathrm{d}s$, 可得

$$\begin{aligned}-\tau_M\int_{t-\tau_M}^{t}\dot{e}^{\mathrm{T}}(s)R_1\dot{e}(s)\mathrm{d}s&\leqslant\eta^{\mathrm{T}}(t)\mathscr{E}_1^{\mathrm{T}}\begin{bmatrix}-R_1&R_1+U^{\mathrm{T}}&-U^{\mathrm{T}}\\*&-2R_1-U-U^{\mathrm{T}}&R_1+U^{\mathrm{T}}\\*&*&-R_1\end{bmatrix}\mathscr{E}_1\eta(t)\\&=\eta^{\mathrm{T}}(t)\mathscr{E}_1^{\mathrm{T}}\mathfrak{R}\mathscr{E}_1\eta(t).\end{aligned}\tag{21}$$

根据条件(2), 可以得到

$$\begin{bmatrix}e(t)\\\psi(e(t))\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}\begin{bmatrix}\mathfrak{H}_1&\mathfrak{H}_2\\\mathfrak{H}_2^{\mathrm{T}}&I\end{bmatrix}\begin{bmatrix}e(t)\\\psi(e(t))\end{bmatrix}=\eta^{\mathrm{T}}(t)\mathscr{E}_2^{\mathrm{T}}\mathfrak{H}\mathscr{E}_2\eta(t)\leqslant0.\tag{22}$$

对于参数$\mu>0$, 式(22)可等价于

$$-\mu\eta^{\mathrm{T}}(t)\mathscr{E}_2^{\mathrm{T}}\mathfrak{H}\mathscr{E}_2\eta(t)\geqslant0.\tag{23}$$

基于条件(7), 有

$$e^{\mathrm{T}}(t)G^{\mathrm{T}}Ge(t)-g^{\mathrm{T}}(t)g(t)\geqslant 0. \tag{24}$$

从事件触发条件(5)与$\varepsilon(t)=\frac{1}{h}\int_{t-h}^{t}y(s)\mathrm{d}s-y^{*}(t_k)$可得

$$\delta y^{*\mathrm{T}}(t_k)\Phi y^{*}(t_k)+\sigma-\varepsilon^{\mathrm{T}}(t)\Phi\varepsilon(t)=\delta\eta^{\mathrm{T}}(t)\mathscr{E}_3^{\mathrm{T}}\Phi\mathscr{E}_3\eta(t)+\sigma-\varepsilon^{\mathrm{T}}(t)\Phi\varepsilon(t)\geqslant 0. \tag{25}$$

结合式(15)~(25), 可得

$$\begin{aligned}\dot{V}(t)\leqslant{}&2\eta^{\mathrm{T}}(t)F_1^{\mathrm{T}}\mathcal{P}F_2\eta(t)+e^{\mathrm{T}}(t)R_1e(t)-e^{\mathrm{T}}(t-\tau_M)R_1e(t-\tau_M)+\tau_M^2\dot{e}^{\mathrm{T}}(t)R_2\dot{e}(t)\\&+e^{\mathrm{T}}(t)(Q+hR_3)e(t)-e^{\mathrm{T}}(t-h)Qe(t-h)-\frac{1}{h}\Omega^{\mathrm{T}}(e)(\mathcal{W}\otimes R_3)\Omega(e)-\varepsilon^{\mathrm{T}}(t)\Phi\varepsilon(t)\\&+\eta^{\mathrm{T}}(t)(\mathscr{E}_1^{\mathrm{T}}\mathfrak{R}\mathscr{E}_1-\mu\mathscr{E}_2^{\mathrm{T}}\mathfrak{H}\mathscr{E}_2+\delta\mathscr{E}_3^{\mathrm{T}}\Phi\mathscr{E}_3)\eta(t)+\sigma-\sigma^{\frac{1}{3}}e^{\mathrm{T}}(t)e(t)+\sigma^{\frac{1}{3}}e^{\mathrm{T}}(t)e(t)\\=\,&\eta^{\mathrm{T}}(t)\Sigma\eta(t)+\sigma-\sigma^{\frac{1}{3}}e^{\mathrm{T}}(t)e(t).\end{aligned} \tag{26}$$

将估计误差系统(8)重新表述为

$$\left[-I\quad A\quad N_1\quad 0\quad 0\quad N_0\quad \chi(t)L\quad -\frac{LC\mathcal{I}}{h}\quad L\right]\eta(t)=\hat{\mathfrak{Z}}\eta(t)=0. \tag{27}$$

根据引理2, 构造$\mathfrak{X}=[\,X^{\mathrm{T}}\quad \nu X^{\mathrm{T}}\quad 0\quad 0\quad 0\quad 0\quad 0\quad 0\quad 0\,]^{\mathrm{T}}$, 进而可得

$$\dot{V}(t)\leqslant\eta^{\mathrm{T}}(t)(\Sigma+\mathfrak{X}\hat{\mathfrak{Z}}+\hat{\mathfrak{Z}}^{\mathrm{T}}\mathfrak{X}^{\mathrm{T}})\eta(t)+\sigma-\sigma^{\frac{1}{3}}e^{\mathrm{T}}(t)e(t). \tag{28}$$

$\|e(t)\|\in\mathbb{R}\ (t\geqslant 0)$可等价描述为$\{\|e(t)\|\big|0\leqslant\|e(t)\|<\sigma^{\frac{1}{3}}\}\cup\{\|e(t)\|\big|\|e(t)\|\geqslant\sigma^{\frac{1}{3}}\}$.

对于$\{\|e(t)\|\big|0\leqslant\|e(t)\|<\sigma^{\frac{1}{3}}\}$, 根据定义1可知, 系统(8) 是一致最终有界的. 对于$\{\|e(t)\|\big|\|e(t)\|\geqslant\sigma^{\frac{1}{3}}\}$, 有$\sigma^{\frac{2}{3}}-e^{\mathrm{T}}(t)e(t)\leqslant 0$. 根据式(28), 可得$\mathbb{E}\{\dot{V}(t)\}<0$, 等价于

$$\Sigma+\mathfrak{X}\mathfrak{Z}+\mathfrak{X}^{\mathrm{T}}\mathfrak{Z}^{\mathrm{T}}<0, \tag{29}$$

其中$\mathfrak{Z}=\mathbb{E}\{\hat{\mathfrak{Z}}\}=[\,-I\ \ A\ \ N_1\ \ 0\ \ 0\ \ N_0\ \ \chi_1L\ \ -\frac{LC\mathcal{I}}{h}\ \ L\,]$. 由式(11)可得, 式(29)成立.

根据$\mathbb{E}\{\dot{V}(t)\}<0$, 可知系统(8)的能量是逐渐衰减的, 最终必有$\|e(t)\|<\sigma^{\frac{1}{3}}$.

综合以上两种情形, 根据定义1可得, 系统(8) 是一致最终有界的, 证毕.

注释3 为了处理由记忆型事件触发机制引入的积分项, 本文采用引理1 中的Bessel-Legendre不等式对其进行放缩. 当取$\alpha=0$ 和$\alpha=1$ 时, 不等式(9) 可分别退化为传统的Jensen不等式与Wirtinger不等式. α 的取值越大, 所得的结果具有越小的保守性. 但同时, 变量矩阵P 中的决策变量个数也会越多, 导致更大的计算量.

定理2 对于给定的参数χ_1, τ_M, δ, μ, ν, σ, 矩阵L, G, 基于事件触发机制(5), 如果存在对称矩阵P, $R_1>0$, $R_2>0$, $R_3>0$, $Q>0$, $\Phi>0$, 使得(10) 和

$$\Sigma+He(\widetilde{\mathfrak{X}}\widetilde{\mathfrak{Z}})<0 \tag{30}$$

成立, 其中

$$\widetilde{\mathfrak{X}}=[\,I\quad \nu I\quad 0\quad 0\quad 0\quad 0\quad 0\quad 0\quad 0\,]^{\mathrm{T}},$$

$$\widetilde{\mathfrak{Z}}=\begin{bmatrix}-X & XA & XN_1 & 0 & 0 & XN_0 & \chi_1 Y & -\dfrac{YC\mathcal{I}}{h} & Y\end{bmatrix},$$

则估计误差系统(8)是一致最终有界的. 此外, 状态估计器增益为$L=X^{-1}Y$.

证明 定义矩阵变量$Y=XL$, 可得$L=X^{-1}Y$. 将其带入式(11), 进一步可以得到

$$\Sigma+\mathfrak{X}\mathfrak{Z}+\mathfrak{Z}^{\mathrm{T}}\mathfrak{X}^{\mathrm{T}}=\Sigma+\widetilde{\mathfrak{X}}\widetilde{\mathfrak{Z}}+\widetilde{\mathfrak{Z}}^{\mathrm{T}}\widetilde{\mathfrak{X}}^{\mathrm{T}}<0, \tag{31}$$

其等价于式(30), 证毕.

根据文献 [29], 为了避免在一段时间内产生连续触发现象, 即Zeno 现象, 需要证明一个严格大于0的触发间隔的存在性. 因此, 定理3 给出了如下两个相邻触发事件之间正的最小触发间隔, 杜绝了Zeno现象的发生.

定理3 考虑基于记忆型事件触发机制(5)的系统(1), 对于所有的$t\geqslant t_k$, 两个相邻触发事件之间存在如下最小间隔:

$$T_k=\frac{1}{\bar{\varepsilon}}\sqrt{\delta y^{*\mathrm{T}}(t_k)\Phi y^*(t_k)+\sigma} \tag{32}$$

成立, 其中$\varpi>0$, $\frac{\|C\|}{h}(\|x(t)\|+\|x(t-h)\|)\leqslant\varpi$.

证明 基于$\varepsilon(t)=\frac{1}{h}\int_{t-h}^{t}y(s)\mathrm{d}s-y^*(t_k)$, 可得

$$\dot{\varepsilon}(t)=\frac{y(t)}{h}-\frac{y(t-h)}{h}. \tag{33}$$

根据式(33) , 可得

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\|\varepsilon(t)\|\leqslant\|\dot{\varepsilon}(t)\|=\frac{\|C\|}{h}(\|x(t)\|+\|x(t-h)\|). \tag{34}$$

由于系统(1) 是有界的, $\frac{\|C_1\|}{h}(\|x(s)\|+\|x(s-h)\|)$ 存在一个上界$\varpi>0$.

通过求解在初始条件$\psi(t_k)=0$情况下的微分方程$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\psi(t)=\varpi$, 可知$\|\varepsilon(t)\|$ 在区间$[t_k,t_{k+1})$ 内是有界的. 微分方程$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\psi(t)=\varpi$ 的解为$\psi(t)=\varpi(t-t_k)$.

根据事件触发条件(5), 可以得到

$$\|\varepsilon(t)\|\leqslant\frac{\sqrt{\delta y^{*\mathrm{T}}(t_k)\Phi y^*(t_k)+\sigma}}{\sqrt{\lambda_{\max}(\Phi)}}. \tag{35}$$

结合$\psi(t)=\varpi(t-t_k)$与式(34), 得到

$$T_k=\frac{1}{\varpi}\sqrt{\delta y^{*\mathrm{T}}(t_k)\Phi y^*(t_k)+\sigma}. \tag{36}$$

由于$\sigma>0$, 可得无论对于有限时间还是时间趋于无穷来说, 都可以严格保证$T_k>0$, 避免了Zeno 现象的出现.

4 仿真分析

考虑具有如下参数的信息物理系统:

$$A=\begin{bmatrix}-1 & 0\\ 0.1 & -1.5\end{bmatrix},\quad N_0=\begin{bmatrix}1.8 & -0.1\\ -2 & 0.6\end{bmatrix},\quad N_1=\begin{bmatrix}-1.7 & -0.6\\ -0.5 & -2.5\end{bmatrix},\quad C=\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & 0.5\end{bmatrix},\quad G=\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & 1\end{bmatrix}.$$

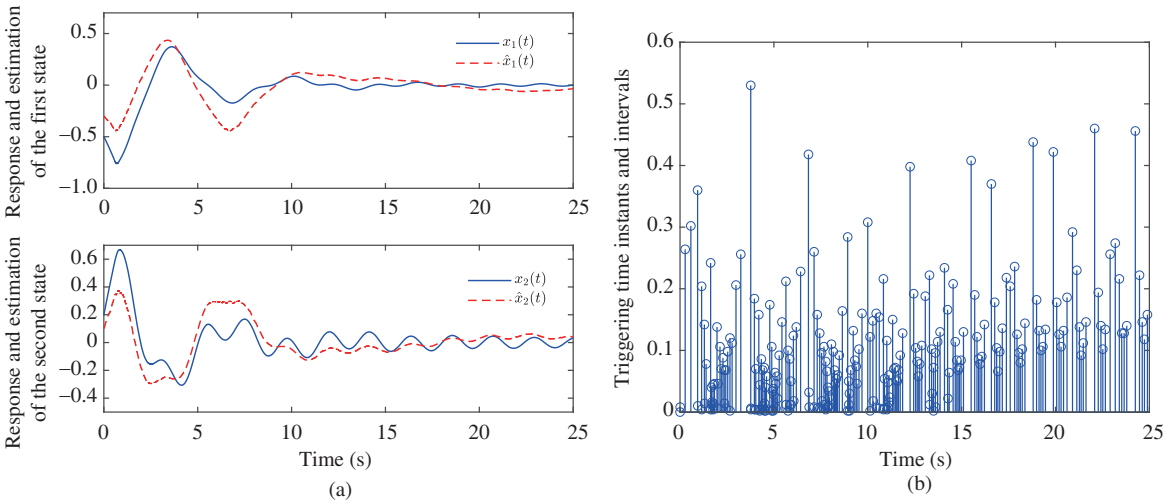


图 1　(网络版彩图)发生虚假数据注入攻击时, 估计器设计没有考虑攻击影响所产生的状态响应曲线(a)和触发时刻与触发间隔(b)

Figure 1　(Color online) (a) State responses and (b) triggering time instants and intervals under the estimator without considering the false data injection attacks

表 1　存在虚假数据注入攻击时的仿真过程比较

Table 1　Comparison of simulation with false data injection attacks

Cases of designing estimator	Parameters	Attack signals	Simulation results
Case 1	Parameter 1	$g(t)=\tanh(e(t))$, $\chi_1=0.6$	Figure 1
Case 2	Parameter 2	$g(t)=\tanh(e(t))$, $\chi_1=0.6$	Figure 2

非线性函数$\phi(x_i)=0.5\tanh(x_i)+0.5\sin(x_i)$满足条件(2), 且有$H_1=0_2$, $H_2=I_2$.

考虑以下两种估计器设计情形:

情形1.　估计器的设计没有考虑虚假数据注入攻击, 该情形等价于攻击发生的概率为$\chi_1=0$;

情形2.　估计器的设计考虑了虚假数据注入攻击, 其发生的概率为$\chi_1=0.6$.

针对以上两种情形, 选取如下参数$h=0.01$, $\tau=0.8$, $\mu=3$, $\nu=1$, $\delta=0.02$, $\sigma=0.01$, 根据定理2分别求得估计器增益与事件触发加权矩阵为

参数1: $L=\begin{bmatrix}-1.0507 & 1.6543\\ 1.2995 & -2.1975\end{bmatrix}$, $\Phi=\begin{bmatrix}285.5827 & -129.7500\\ -129.7500 & 895.1714\end{bmatrix}$;

参数2: $L=\begin{bmatrix}-0.9091 & 1.0353\\ 1.1183 & -1.4244\end{bmatrix}$, $\Phi=\begin{bmatrix}113.2542 & -24.3812\\ -24.3812 & 348.0181\end{bmatrix}$.

接下来, 在情形1与2的仿真比较中, 加入相同的攻击函数$g(t)=\tanh(e(t))$, 其发生概率同为$\chi_1=0.6$. 选取原系统与估计系统的初始状态分布为$x(0)=[-0.5\quad 0.2]$, $\hat{x}(0)=[-0.3\quad 0.1]$, 仿真采样时间为0.002 s. 基于参数1与2中的估计器与事件触发加权矩阵, 图1(a)和(b) 给出了以上两种情形下的仿真结果. 上述仿真过程的对比如表1所示.

当估计系统受到攻击时, 通过对比两种估计器设计情形下的仿真结果, 可以得到: (1)从图1看出, 当估计器设计没有考虑网络攻击时(情形1), 在估计系统受到攻击之后, 所设计的估计器并不能有效地估计原系统的状态信息; (2)根据图2可以发现, 当估计器设计考虑了虚假数据注入攻击时(情形2),

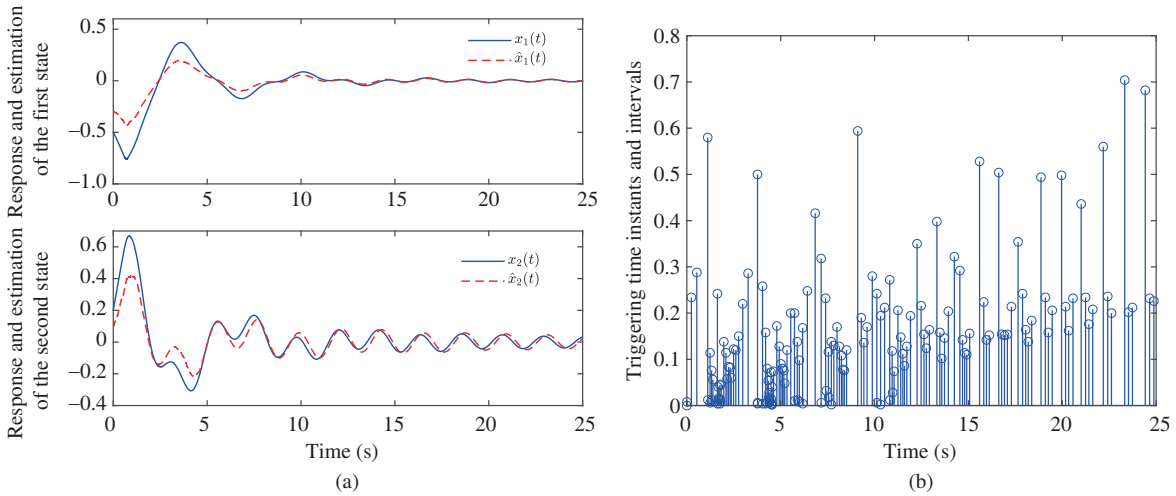


图 2 (网络版彩图) 发生虚假数据注入攻击时, 估计器设计考虑了攻击影响所产生的状态响应曲线(a)和触发时刻与触发间隔(b)

Figure 2 (Color online) (a) State responses and (b) triggering time instants and intervals under the estimator considering the false data injection attacks

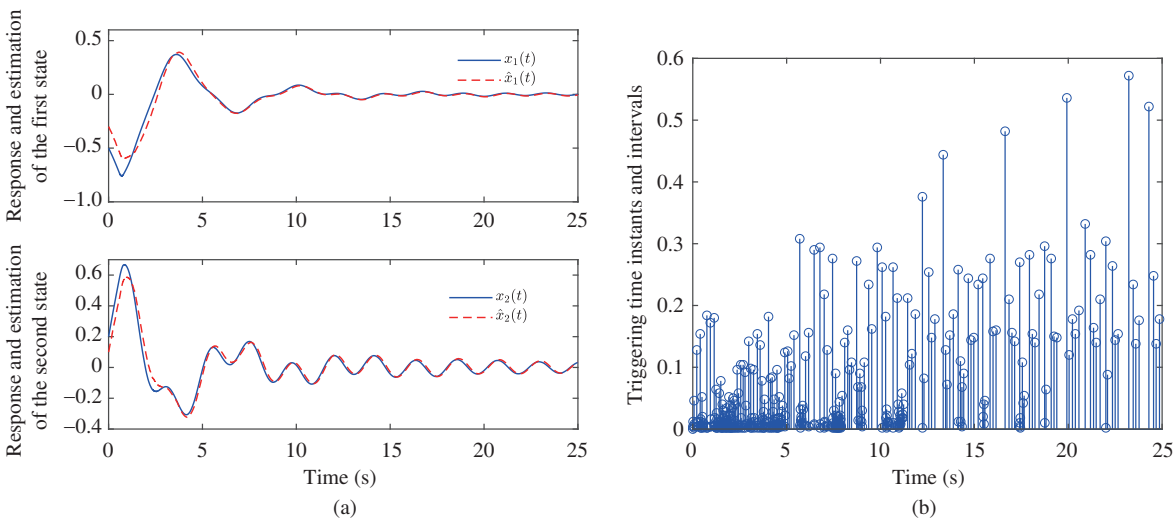


图 3 (网络版彩图)传统事件触发机制下的状态响应曲线(a) 和触发时刻与触发间隔(b)

Figure 3 (Color online) (a) State responses and (b) triggering time instants and intervals under the conventional event-triggered scheme

估计系统遭到攻击, 所设计的估计器仍能有效估计原系统的状态信息.

另外, 为了说明本文所设计的记忆型事件触发机制的有效性, 在仿真分析中, 考虑测量输出信号存在随机噪声$N(t) = v(t)y(t)$, $v(t)$为满足均匀分布的随机变量, 且$|v(t)| \leqslant 0.2$, 并考虑攻击发生概率为$\chi_1 = 0.3$. 通过求解定理2得到的状态估计器与触发加权矩阵为

$$L = \begin{bmatrix} -1.1206 & 1.6454 \\ 1.3809 & -2.1832 \end{bmatrix}, \quad \Phi = \begin{bmatrix} 304.6578 & -122.0442 \\ -122.0442 & 938.2760 \end{bmatrix}.$$

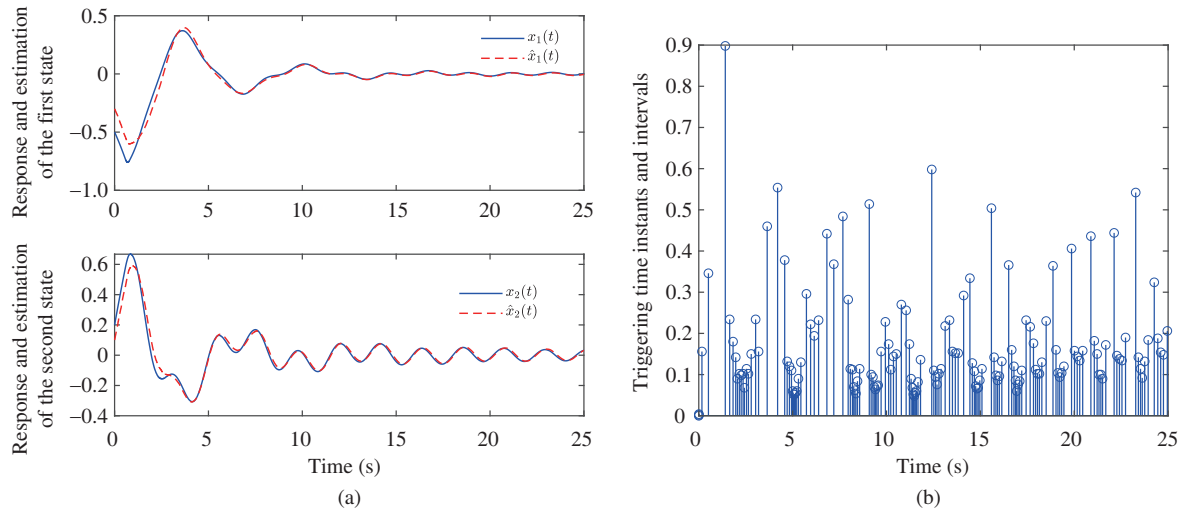


图 4　(网络版彩图)记忆型事件触发机制下的状态响应曲线(a) 和触发时刻与触发间隔(b)

Figure 4　(Color online) (a) State responses and (b) triggering time instants and intervals under the memory-based event-triggered scheme

表 2　不同h情况下的L, Φ与触发次数

Table 2　L, Φ and $\mathscr{N}$ (number of triggering times) under different h

	$h=0.01$	$h=0.1$	$h=0.2$
L	$\begin{bmatrix} -1.1206 & 1.6454 \\ 1.3809 & -2.1832 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1.9679 & 0.5243 \\ 2.2300 & -1.2867 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1.5413 & 0.2454 \\ 1.9691 & -1.2863 \end{bmatrix}$
Φ	$\begin{bmatrix} 304.6578 & -122.0442 \\ -122.0442 & 938.2760 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 90.4011 & 62.9115 \\ 62.9115 & 223.4876 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 40.8925 & 31.6947 \\ 31.6947 & 91.3931 \end{bmatrix}$
$\mathscr{N}$	162	135	122

采用传统事件触发机制与记忆型事件触发机制进行比较, 所得仿真结果如图3和4 所示. 从图3(a)和4(a)可以看出, 两种事件触发机制都可以获得较好的估计效果. 图3(b)和4(b) 所对应的触发次数分别是471与162. 由此可以得出, 传统事件触发机制易受测量噪声影响, 触发较多的信号来获得较好的估计效果. 而记忆型事件触发对测量噪声具有良好的抑制作用, 在保证估计效果的前提下, 能够大量减少触发次数, 节约有限网络资源.

此外, 取$\chi_1 = 0.3$, 其他参数与上述仿真相同, 表2给出了不同h 取值时对应的估计器增益L, 事件触发加权矩阵Φ 与触发次数. 从表2可以看出, 当h增大时, 触发次数逐渐减少, 这也就意味着消耗的网络资源逐渐减少.

5　结论

本文研究了虚假数据注入攻击下基于记忆型事件触发的一类时滞非线性信息物理系统的安全状态估计问题. 为了减少测量输出信号随机波动导致的误触发, 节约有限网络资源, 本文提出了一种新的基于历史测量输出均值的记忆型事件触发机制. 针对网络传输存在虚假数据注入攻击情形, 采用一个Bernoulli 变量来刻画其随机过程. 将状态估计误差系统建模成一类具有分布式时延的时滞系统. 基

于该系统模型, 设计新的基于Legendre 多项式的Lyapunov-Krasovskii 泛函, 利用Bessel-Legendre 不等式技术处理由记忆型事件触发机制引入的积分不等式, 给出了基于线性矩阵不等式的状态估计器设计的充分条件. 所提方法的有效性通过数值仿真进行了验证.

参考文献

1 Derler P, Lee E A, Vincentelli A S. Modeling cyber-physical systems. Proc IEEE, 2011, 100: 13–28

2 Yu X H, Xue Y S. Smart grids: a cyber-physical systems perspective. Proc IEEE, 2016, 104: 1058–1070

3 Chai T Y. Industrial process control systems: research status and development direction. Sci Sin Inform, 2016, 46: 1003–1015 [柴天佑. 工业过程控制系统研究现状与发展方向. 中国科学: 信息科学, 2016, 46: 1003–1015]

4 Ye P D, You J J, Qiu X, et al. Status and development trend of motion performance in parallel robot. J Nanjing Univ Aeronaut Astronaut, 2020, 52: 363–377 [叶鹏达, 尤晶晶, 仇鑫, 等. 并联机器人运动性能的研究现状及发展趋势. 南京航空航天大学学报, 2020, 52: 363–377]

5 Deshmukh S, Natarajan B, Pahwa A. State estimation over a lossy network in spatially distributed cyber-physical systems. IEEE Trans Signal Process, 2014, 62: 3911–3923

6 Cao X H, Cheng P, Chen J M, et al. Cognitive radio based state estimation in cyber-physical systems. IEEE J Sel Areas Commun, 2014, 32: 489–502

7 Mo Y, Garone E, Casavola A, et al. False data injection attacks against state estimation in wireless sensor networks. In: Proceedings of the 49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC), 2010. 5967–5972

8 Hu L, Wang Z D, Han Q L, et al. State estimation under false data injection attacks: security analysis and system protection. Automatica, 2018, 87: 176–183

9 Guan Y P, Ge X H. Distributed attack detection and secure estimation of networked cyber-physical systems against false data injection attacks and jamming attacks. IEEE Trans Signal Inf Process Netw, 2017, 4: 48–59

10 Yan S, Shen M Q, Nguang S K, et al. Event-triggered H_∞ control of networked control systems with distributed transmission delay. IEEE Trans on Autom Control, 2019, 65: 4295–4301

11 Tian E G, Wang Z D, Zou L, et al. Chance-constrained H_∞ control for a class of time-varying systems with stochastic nonlinearities: the finite-horizon case. Automatica, 2019, 107: 296–305

12 Mo Y, Jiang Z H, Li H, et al. A kind of biomimetic control method to anthropomorphize a redundant manipulator for complex tasks. Sci China Tech Sci, 2020, 63: 14–24

13 You K Y, Xie L H. Survey of recent progress in network control system. Acta Autom Sin, 2013, 39: 101–118 [游科友, 谢立华. 网络控制系统的最新研究综述. 自动化学报, 2013, 39: 101–118]

14 Weimer J, Araújo J, Johansson K H. Distributed event-triggered estimation in networked systems. IFAC Proc Volumes, 2012, 45: 178–185

15 Huang J R, Shi D W, Chen T W. Event-triggered state estimation with an energy harvesting sensor. IEEE Trans Autom Control, 2017, 62: 4768–4775

16 Liu J L, Tang J, Fei S M. Event-based state estimation for delayed neural network systems with quantization. Sci Sin Inform, 2016, 46: 1555–1568 [刘金良, 汤佳, 费树岷. 基于事件触发和量化的时滞神经网络系统状态估计. 中国科学: 信息科学, 2016, 46: 1555–1568]

17 Li Q, Shen B, Wang Z D, et al. Event-triggered H_∞ state estimation for state-saturated complex networks subject to quantization effects and distributed delays. J Franklin Inst, 2018, 355: 2874–2891

18 Yang W, Lei L, Yang C. Event-based distributed state estimation under deception attack. Neurocomputing, 2017, 270: 145–151

19 Mousavi S H, Marquez H J. Integral-based event triggering controller design for stochastic LTI systems via convex optimisation. Int J Control, 2016, 89: 1416–1427

20 Wang X D, Fei Z Y, Gao H J, et al. Integral-based event-triggered fault detection filter design for unmanned surface vehicles. IEEE Trans Ind Inf, 2019, 15: 5626–5636

21 Atkinson K E. An Introduction to Numerical Analysis. New York: Wiley, 1978

22 Peng C, Zhang J. Event-triggered output-feedback H_∞ control for networked control systems with time-varying sampling. IET Control Theory Appl, 2015, 9: 1384–1391

23 Liu J L, Wei L L, Xie X P, et al. Distributed event-triggered state estimators design for sensor networked systems

with deception attacks. IET Control Theory Appl, 2018, 13: 2783–2791
24 Gu Z, Zhou X H, Zhang T. et al. Event-triggered filter design for nonlinear cyber-physical systems subject to deception attacks. ISA Trans, 2020, 104: 130–137
25 Peng C, Han Q L. Output-based event-triggered H_∞ control for sampled-data control systems with nonuniform sampling. In: Proceedings of American Control Conference, 2013. 1727–1732
26 Seuret A, Gouaisbaut F, Ariba Y. Complete quadratic Lyapunov functionals for distributed delay systems. Automatica, 2015, 62: 168–176
27 Boyd S, Ghaoui L E L, Feron E, et al. Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory. Philadelphia: SIAM, 1994
28 Park P G, Ko J W, Jeong C. Reciprocally convex approach to stability of systems with time-varying delays. Automatica, 2011, 47: 235–238
29 Ding R, Hu W F, Yang Y H. Rotating consensus control of double-integrator multi-agent systems with event-based communication. Sci China Inf Sci, 2020, 63: 150203

Memory-based event-triggered secure state estimation of cyber-physical systems

Shen YAN[1], Zhou GU[1*], Shumin FEI[2] & Zhengtao DING[3]

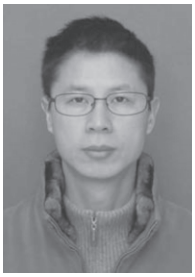
1. *College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing* 210037*, China*;
2. *School of Automation, Southeast University, Nanjing* 210096*, China*;
3. *School of Engineering, The University of Manchester, Manchester City* M13 9PL*, UK*
* Corresponding author. E-mail: gzh1808@163.com, guzhou@njfu.edu.cn

Abstract This paper studies the secure state estimation issue of time-varying nonlinear cyber-physical systems under false data injection attacks and a memory event-triggered mechanism. Compared to the conventional event-triggered mechanism based on current system information, a memory-based event-triggered mechanism involving the past measurement output is proposed. Under this scheme, the false triggering induced by abrupt variations of system output can be reduced effectively, and the waste of network resources is mitigated. A Bernoulli variable is utilized to describe the stochastic process of the false data injection attacks. By constructing a novel Lyapunov-Krasovskii functional related to Legendre polynomials and applying Bessel-Legendre inequality technique, sufficient conditions for guaranteeing the asymptotic stability and designing a state estimator of the estimation error system are obtained. Finally, numerical simulations are carried out to illustrate the validity of the presented approach.

Keywords memory-based event-triggering, cyber-physical systems, state estimation, false data injection attacks

Shen YAN was born in 1992. He received his Ph.D. degree from Nanjing Tech University, Nanjing, China, in 2019. From 2017 to 2018, he was a visiting Ph.D. student at the University of Auckland, Auckland, New Zealand. He is currently a lecturer at Nanjing Forestry University, Nanjing. His current research interests include networked control systems and event-triggered control.

Shumin FEI was born in 1961. He received his Ph.D. degree from Beijing University of Aeronautics and Astronautics in 1995. From 1995 to 1997, he was a postdoctoral research fellow at the Southeast University, Nanjing, China. Currently, he is a professor and doctoral advisor at the School of Automation, Southeast University, Nanjing, China. His research interests include nonlinear systems, stability theory of delayed systems, and complex systems.



Zhou GU was born in 1973. He received his Ph.D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, China, in 2010. From 1996 to 2013, he was an associate professor at the School of Power Engineering, Nanjing Normal University. He was a visiting scholar at the Central Queensland University, Rockhampton, QLD, Australia, and the University of Manchester, Manchester, U.K. He is currently a professor at Nanjing Forestry University, Nanjing. His current research interests include networked control systems, time-delay systems, reliable control, and their applications.

Zhengtao DING was born in 1964. He received his B.E. degree from Tsinghua University, Beijing, China, and his M.S. degree in systems and control and his Ph.D. degree in control systems from Institute of Science and Technology, University of Manchester, Manchester, U.K. He was a lecturer at the Ngee Ann Polytechnic, Singapore, for ten years. In 2003, he joined the University of Manchester, Manchester, U.K., where he is currently professor of control systems at the School of Electrical and Electronic Engineering. His current research interests include nonlinear and adaptive control theory and their applications.