

分布式事件触发控制下的有向多智能体网络一致性分析

张 捷^{1,3}, 田 袁²

(1. 重庆大学 计算机学院, 重庆 400044; 2. 西南大学 电子信息工程学院, 重庆 400715;
3. 重庆幼儿师范高等专科学校, 重庆 404047)

摘 要: 现有关于多智能体一致性事件触发控制策略的研究工作都是假设智能体的通信拓扑图为无向的, 而在实际应用中, 智能体网络中的通信更多的具有方向性。针对上述问题, 提出一种事件触发控制下的有向网络一致性分析方法, 使智能体避免连续通信, 同时建立网络的代数连通度和一致性收敛性能之间的联系, 证明每个智能体的时间间隔都是正实数, 从而可以避免 Zeno 行为。仿真结果表明了该分析方法的有效性。

关键词: 分布式事件触发; 多智能体; 一致性; 代数连通度; 有向拓扑

中文引用格式: 张 捷, 田 袁. 分布式事件触发控制下的有向多智能体网络一致性分析[J]. 计算机工程, 2017, 43(8): 288-292, 298.

英文引用格式: Zhang Jie, Tian Yuan. Consensus Analysis of Directed Multi-agent Networks Under Distributed Event-triggered Control[J]. Computer Engineering, 2017, 43(8): 288-292, 298.

Consensus Analysis of Directed Multi-agent Networks Under Distributed Event-triggered Control

ZHANG Jie^{1,3}, TIAN Yuan²

(1. College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. College of Electronic and Information Engineering, Southwest University, Chongqing 400715, China; 3. Chongqing Preschool Education College, Chongqing 404047, China)

[Abstract] The existing publications about consensus event-triggered control strategy of multi-agent networks all assume that the interactive network is undirected instead of a more practical case; directed topology. Motivated by this problem, a novel analysis method for directed interactive networks under event-triggered control is introduced. In this method, agents can truly obtain the ability avoiding continuous communication. Furthermore, connection between algebraic connectivity and consensus performance in networks is established. It proves that the inter-event times for each agent are strictly positive, which implies that the Zeno behavior can be excluded. Simulation results show the effectiveness of the proposed approach.

[Key words] distributed event-triggered; multi-agent; consensus; algebraic connectivity; directed topology

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.08.049

0 概述

多智能体网络是一群具备一定感知、通信、计算和执行能力的智能体通过相互之间的通信关联而形成的网络化系统^[1]。这种系统广泛地应用于自主式机器人^[2]、交通控制和移动传感器等领域。近年来, 对多智能体网络的研究主要包括多智能体的一致性问题^[3-5]、编队控制问题^[6]、聚集问题^[7]等方面。

多智能体网络中一个最重要的问题就是设计和应用分布式算法来控制智能体之间的通信。通常为了降低多智能体网络的成本和消耗, 每个智能

体都会配置一个小的且能量有限的微处理器, 这些微处理器负责采集信息, 然后根据一定规则启动控制器进行更新。目前常用的 2 种减少控制器的更新方法分别为: 周期采样控制和事件触发控制。周期采样控制算法中有一个难以克服的缺陷就是: 为了保证在系统设计中时间的准确性, 控制单元的通信和任务的安排需要在运行的时候进行同步^[8]。事件触发控制策略为信息采样和传输提供了一个新的角度。相比传统的等周期采样控制, 事件触发策略能减少智能体之间过于频繁的信息交流, 同时也降低了单个智能体控制器的更新次数和处理器的运算量。在事件触发控制策略中, 当且仅当本地

基金项目: 国家自然科学基金(61173178); 重庆市自然科学基金(cstc2013jcyjA40001)。

作者简介: 张 捷(1981—), 男, 讲师、硕士, 主研方向为多智能体网络; 田 袁, 博士研究生。

收稿日期: 2016-05-18 **修回日期:** 2016-08-09 **E-mail:** 63198038@qq.com

智能体状态的测量误差值达到门限值时,智能体才将自身状态传递给其邻居^[9-10]。文献[9]提出了一种基于状态和状态误差的范数 $e = x(t_k) - x(t)$, 即:智能体最后一次测量状态值减去当前智能体的状态值,这样,从控制器传来的测量值在下一次测量值到来之前恒为一个常数。当事件被触发时,测量误差被重置为0,然后开始新的增长直到引发下一次触发。最近几年同样也见证了事件触发控制策略给网络控制系统带来了更高的稳定性和网络带宽使用的高效性^[11-12]。

到目前为止,大多数智能体网络中事件触发控制的一致性问题的研究都是基于无向拓扑结构进行研究的^[9-12]。但是在实际应用中,信息在交互式网络中的传输一般都是有向的,即在网络设计中需要考虑信息传递的方向性。本文主要讨论有向网络中多智能体系统的分布式事件触发控制。在有向交互式网络中,针对分布式事件触发控制提出了一种新的阈值策略,并对提出模型进行稳定性分析,同时建立了网络的代数连通度与一致性收敛性能之间的联系。

1 基础知识

令 $G = \{v, \varepsilon, A\}$ 是一个有 N 个节点的有向图,其中, v 为点集; $\varepsilon \in v \times v$ 为边集; $A = (a_{ij})_{N \times N}$ 为图 G 的邻接矩阵。一个有向边 $e_{ji} = (v_j, v_i)$ 表示为节点 j 能够到达节点 i 或是说能够从节点 j 收到信息。节点 j 叫做 i 的邻居, $a_{ij} = 1$, 否则 $a_{ij} = 0$ 。如果在图 G 中,对于任意2个不同节点 i, j ,总是存在有向路径从 i 到 j ,那么图 G 则为强连通图。在有向图 G 中,如果有一个根节点能够沿着边到达其余各个节点,称为图 G 的生成树。节点 i 的邻居用 N_i 表示, $Number_i = |N_i|$ 表示为节点 i 的邻居数量。

定义邻接矩阵 A 的拉普拉斯矩阵为: $L = (l_{ij})_{N \times N}$, 其中, $l_{ij} = -a_{ij}, i \neq j, l_{ii} = \sum_{j=1, j \neq i}^N a_{ij}$ 保证 $\sum_{j=1}^N l_{ij} = 0$ 。对于图 G 的拉普拉斯矩阵 L , 当且仅当图 G 为强连通图时,存在正定向量 $\xi > 0$ 使得 $\xi^T L = 0$ ^[13]。假定图 G 有一颗生成树,与图 G 关联的拉普拉斯矩阵 L 有特征值0,代数重数1,其他特征值的实部为正数,那么特征值满足: $0 = \lambda_1(G) < R(\lambda_2(G)) \leq \dots \leq R(\lambda_N(G))$ ^[14]。

用符号 \otimes 表示克罗内克积(Kronecker product), 则有如下性质^[15]:

$$(A \otimes B)^T = A^T \otimes B^T$$

$$(A + B) \otimes C = A \otimes C + B \otimes C$$

$$(A \otimes B)(C \otimes D) = AC \otimes BD$$

假设一个多智能体网络由 N 个智能体组成,每个智能体的 n 维动力学特性表示如下:

$$\dot{x}_i = u_i(t), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中, $x_i \in \mathbb{R}^n$ 是智能体 i 的状态; $u_i \in \mathbb{R}^n$ 表示智能体 i 的控制器。

文献[16-17]给出一致性控制协议如下:

$$u_i(t) = - \sum_{j \in N_i} (x_i(t) - x_j(t)) \quad (2)$$

则:

$$\dot{x}(t) = - (L \otimes I_n) x(t)$$

其中, $x(t) = (x_1^T(t), x_2^T(t), \dots, x_N^T(t))^T$ 。很明显可以看出,以上的控制策略是基于连续时间模型的,即智能体需要不断地测量本身的状态值。然而在许多实际的应用中,智能体测量自己的状态值如位置、速度等的状态信息给邻居时,并非连续地传递,而是有一定时间间隔的。所以,采用事件触发策略是很有必要的。为了方便表示,在以下的理论分析中,均假设每个智能体为一维,即 $n = 1$ 。智能体多维的情况用克罗内克积进行扩展。

2 一致性分析

对于每个智能体 i ,根据邻居节点进行连续的测量是不可行的,因此,控制协议可以根据邻居节点 $i, j \in N_{i,j}$ 的最后一次测量而得:

$$u_i(t) = u_i(t_{k_i}^i, t_{k_j}^j) = - \sum_{j \in N_i} (x_i(t_{k_i}^i) - x_j(t_{k_j}^j)) \quad (3)$$

其中, $t \in [t_{k_i}^i, t_{k_{i+1}}^i)$; $x_i(t_{k_i}^i)$ 表示节点 i 的最后一次状态测量值; $x_j(t_{k_j}^j)$ 表示从邻居节点 i 接收到的最后一次测量状态。

这样,每个智能体只有在自己的事件时刻 $t_{k_i}^i$ 和邻居节点的触发时刻同时发生时才能被触发,然后再根据自己和邻居的测量状态来共同更新控制器。也就是说,在时间 $[t_{k_i}^i, t_{k_{i+1}}^i)$ 的间隔内,智能体的控制器恒为一个常数 $u_i(t_{k_i}^i, t_{k_{i+1}}^i)$,只有下一个触发时刻 $t_{k_{i+1}}^i$ 到来或是至少有一个邻居被触发才会被更新。所以,控制器的更新次数可以大幅度减少,随之智能体之间的通信量也将减少。

每个智能体的测量误差定义如下:

$$e_i(t) = x_i(t_{k_i}^i) - x_i(t), \quad t \in [t_{k_i}^i, t_{k_{i+1}}^i) \quad (4)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, N$ 。

式(1)可以改写成一个压缩矩阵的形式:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= - (L \otimes I_n) x(t_{k_1}^1, t_{k_2}^2, \dots, t_{k_N}^N) \\ &= - (L \otimes I_n) (x(t) + e(t)) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $e(t) = (e_1, e_2, \dots, e_N)^T$; $x(t_{k_1}^1, t_{k_2}^2, \dots, t_{k_N}^N) = (x_1(t_{k_1}^1), x_2(t_{k_2}^2), \dots, x_N(t_{k_N}^N))^T$ 。

对于无向的多智能体网络,前人已经做了很多研究^[9-12]。给定一个无向连通图,图代表的网络能够达到一致状态,一致状态值为所有智能体状态的平均值^[12,18]:

$$\bar{x}(t) = (1/N) \sum_{i=1}^N x_i(t) \quad (6)$$

但是,如果智能体的网络拓扑图是有向的,智能体能否达到一致状态、一致性状态值是多少等问题还有待研究。接下来将在有向网络中对这一问题进行分析。

定义 1 对于一个强连通图 G 的拉普拉斯矩阵 L ,一般代数连通度定义为实数^[19]:

$$a_\xi(L) = \min_{x^\xi=0, x \neq 0} \frac{x^T \hat{L} x}{x^T \Xi x} \quad (7)$$

其中, $\hat{L} = \frac{(\Xi L + L^T \Xi)}{2}$; $\Xi = \text{diag}(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)^T$; $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$; $\xi_i > 0$; $\sum_{i=1}^N \xi_i = 1$ 。

引理 1 对于一个强连通图的广义连通度可以用如下算法计算得到^[20]:

$$\max \delta, \text{ s. t. } Q^T (\hat{L} - \delta \Xi) Q \geq 0 \quad (8)$$

其中, $Q = \begin{pmatrix} I_{N-1} \\ -(\hat{\xi}^T / \xi_N) \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{N \times (N-1)}$; $\hat{\xi} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_{N-1})^T$ 。

令 $T(\epsilon)$ 是一个实矩阵集合,矩阵列的和是一个实数 ϵ ,集合 $M = I_N - 1_N \xi^T$,其中, $M \in T(0)$ 。集合 $M^N(n) = \{M = M \otimes I_n : M \in M^N(1)\}$ 。其中, I_n 为 n 维单位矩阵^[19]。

引理 2 如果存在一个 $M \in M^N(n)$ 满足 $t \rightarrow \infty$ 时, $\|Mx\| \rightarrow 0$,式(5)能够达到全局一致性^[21]。

定义非负距离函数:

$$d(x) = \|Mx\|^2 = x^T M^T M x, M \in M^N(n) \quad (9)$$

对于矩阵 M ,当且仅当每个智能体 $\|x_i(t) - \bar{x}(t)\| \rightarrow 0$ 时, $d(x) \rightarrow 0$ 。其中, $\bar{x}(t) = \sum_{i=1}^N \xi_i x_i(t)$ 为平均一致性状态。 $\xi_i(t) = x_i(t) - \bar{x}$,有 $\xi(t) = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)^T = x(t) - 1_N \otimes \bar{x} = Mx$,其中, $M = (I_N - 1_N \xi^T) \otimes I_n$ 。

考虑到每个智能体只能得到自己邻居的测量值,提出如下的事件触发函数:

$$p_i(t, e_i(t), x_i(t_{k_i}^i), x_j(t_{k_j}^j)) = \|e_i(t)\| - \frac{\beta}{N_{j \in N_i}} \sum_{j \in N_i} \|x_j(t_{k_j}^j) - x_i(t_{k_i}^i)\| \quad (10)$$

其中, $\beta > 0$ 。

违反如下条件的时候,事件被触发:

$$p_i(t, e_i(t), x_i(t_{k_i}^i), x_j(t_{k_j}^j)) \leq 0 \quad (11)$$

当事件被触发时,测量误差被重新设置为 0,在那个时间间隔,可以得到 $e_i(t_{k_i}^i) = x_i(t_{k_i}^i) - x_i(t_{k_i}^i) = 0$,依然满足式(11)。本文提出的事件触发函数不同于文献[9-12]所定义的触发函数: $p_i(t, e_i(t), x_i(t), x_j(t))$ 。

在以往的文献研究中,尽管事件触发策略能够使智能体之间避免连续通信,但付出的代价是:每个智能体必须收集邻居的实时状态来计算 $p_i(t, e_i(t), x_i(t), x_j(t))$ 判断事件是否被触发。也就是说,从每个智能体的角度来看,通信依然是连续的。而本文的控制策略 $p_i(t, e_i(t), x_i(t_{k_i}^i), x_j(t_{k_j}^j))$ 是一个分段常数函数,不需要邻居节点的实时状态。所以,新的触发策略优于目前存在的触发机制。

接下来将在式(11)条件下分析有向多智能体网络的稳定性。

定理 1 定义一组智能体 $\dot{x}_i(t) = u_i(t), i = 1, 2, \dots, N$,控制规则为式(3),触发条件为式(11)。假设智能体的通信图为有向且强连通。所有智能体渐近收敛到初始加权平均值,当满足如下条件:

$$\gamma - a_\xi(L) < 0 \quad (12)$$

其中, γ 将在式(16)中计算出。

证明:

首先将做如下演化:

$$\begin{aligned} & \sum_{j \in N_i} \|x_j(t_{k_j}^j) - x_i(t_{k_i}^i)\| \\ &= \sum_{j \in N_i} \|x_j(t) + e_j(t) - x_i(t) - e_i(t)\| \\ &= \sum_{j \in N_i} \|(x_j(t) - \bar{x}) - (x_i(t) - \bar{x}) + e_j(t) - e_i(t)\| \\ &\leq \sum_{j \in N_i} (\|\xi_j(t) - \xi_i(t)\| + \|e_j(t) - e_i(t)\|) \\ &\leq \sum_{j \in N_i} (\|\xi_j(t)\| + N_i \|\xi_i(t)\| + \|e_j(t)\| + N_i \|e_i(t)\|) \\ &\leq \sqrt{N_i} \|\xi(t)\| + (N_i - 1) \|\xi(t)\| + \sqrt{N_i} \|\mathbf{e}(t)\| + (N_i - 1) \|\mathbf{e}(t)\| \\ &= (\sqrt{N_i} + N_i - 1) (\|\xi(t)\| + \|\mathbf{e}(t)\|) \end{aligned}$$

然后:

$$\begin{aligned} \|e_i(t)\| &\leq \frac{\beta}{N_i} (\sqrt{N_i} + N_i - 1) (\|\xi(t)\| + \|\mathbf{e}(t)\|) \\ &\leq \beta \left(\frac{1}{\sqrt{N}} + 1 - \frac{1}{\hat{N}} \right) (\|\xi(t)\| + \|\mathbf{e}(t)\|) \end{aligned}$$

其中, $\bar{N} = \min\{N_1, N_2, \dots, N_N\}$; $\hat{N} = \max\{N_1, N_2, \dots, N_N\}$,继续得到:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{e}(t)\| &\leq k \|\xi(t)\| \\ k &= \frac{\beta \eta}{1 - \beta \eta}, \eta = \sqrt{\bar{N}} \left(\frac{1}{\sqrt{\hat{N}}} + 1 - \frac{1}{\hat{N}} \right), 0 < \beta < \frac{1}{\eta} \end{aligned}$$

考虑以下李雅普诺夫函数候选 (Lyapunov functional candidate):

$$V(t) = \frac{1}{2} x^T M^T (\Xi \otimes I_n) M x \quad (13)$$

其中, $M = (I_N - 1_N \xi^T) \otimes I_n$; $\Xi = \text{diag}(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$, 对 $V(t)$ 进行函数求导, 得到:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= x^T M^T (\Xi \otimes I_n) M \dot{x} \\ &= x^T M^T (\Xi \otimes I_n) M [-(L \otimes I_n)(x(t) + e(t))] \\ &= -x^T M^T (\Xi \otimes I_n) [(I_N - 1_N \xi^T) \otimes I_n] \\ &\quad [(L \otimes I_n)(x(t) + e(t))] \\ &= -x^T M^T (\Xi \otimes I_n) (L \otimes I_n) [x(t) + e(t)] \\ &= -x^T M^T (\Xi \otimes I_n) (L \otimes I_n) \\ &\quad [(I_N - 1_N \xi^T) \otimes I_n] [x(t) + e(t)] \\ &= -x^T M^T (\Xi \otimes I_n) (L \otimes I_n) M [x(t) + e(t)] \\ &= -x^T M^T (\Xi L \otimes I_n) M x(t) \\ &\quad - x^T M^T (\Xi L \otimes I_n) M e(t) \\ &= -x^T M^T [(\hat{L}) \otimes I_n] M x(t) \\ &\quad - x^T M^T (\Xi L \otimes I_n) e(t) \end{aligned} \tag{14}$$

由定义 1 得到:

$$\begin{aligned} x^T M^T (\hat{L} \otimes I_n) M x(t) &= \xi^T(t) [(\hat{L} \otimes I_n) \xi(t)] \\ &\geq a_\xi(L)^T \xi(t) [\Xi \otimes I_n] \xi(t) \end{aligned} \tag{15}$$

同时, 有:

$$\begin{aligned} -x^T M^T [(\Xi L) \otimes I_n] e(t) &= \xi^T(t) [(\Xi L) \otimes I_n] e(t) \\ &\leq \|\xi^T(t)\| \|\Xi L \otimes I_n\| \|e(t)\| \\ &\leq k \|\xi^T(t)\| \|\Xi L \otimes I_n\| \|\xi(t)\| \\ &= k \|\Xi L\| \|\xi^T(t)\| \|\xi(t)\| \\ &\leq \frac{k \|\Xi L\|}{\lambda_{\min}(\Xi)} \xi^T(t) [\Xi \otimes I_n] \xi(t) \\ &= \gamma \xi^T(t) [\Xi \otimes I_n] \xi(t) \end{aligned} \tag{16}$$

其中, $\gamma = \frac{k \|\Xi L\|}{\lambda_{\min}(\Xi)}$.

结合式(14)~式(16), 可以得到:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -x^T M^T [(\hat{L}) \otimes I_n] M x(t) - x^T M^T [(\Xi L \otimes I_n)] e(t) \\ &\leq -a_\xi(L) \xi^T(t) \|\Xi \otimes I_n\| \|\xi(t)\| + \gamma \xi^T(t) [\Xi \otimes I_n] \xi(t) \\ &= \gamma - a_\xi(L) \xi^T(t) [\Xi \otimes I_n] \xi(t) \end{aligned} \tag{17}$$

根据式(12), 式(5)能达到一致性。

在有向图中, 初始加权平均值为一个常数。定

义这个平均值为 $\bar{x}(t) = \sum_{i=1}^N \xi_i x_i(t)$, 有如下:

$$\begin{aligned} \dot{\bar{x}}(t) &= -\sum_{i=1}^N \xi_i \sum_{j \in N_i} (x_i(t_{k_i}^i) - x_j(t_{k_j}^j)) \\ &= -\sum_{i=1}^N \xi_i \sum_{j \in N_i} (x_i(t) - x_j(t)) - \sum_{i=1}^N \xi_i \sum_{j \in N_i} (e_i(t) - e_j(t)) \\ &= -\xi^T L x(t) - \xi^T L e(t) \\ &= 0 \end{aligned} \tag{18}$$

这样 $\bar{x}(t) \equiv \bar{x}(0) = \sum_{i=1}^N \xi_i x_i(0)$, 加权平均值

$\bar{x}(t)$ 为常数, 不随时间变化。证明到此结束。

推论 1 对于一组智能体 $\dot{x}(t) = u_i(t), i = 1, 2, \dots, N$, 控制协议为式(3), 触发条件为式(11)。假设它们的通信图为有向强连通的, 则每个智能体的事件时间间隔为严格正实数。

证明:

首先令:

$$z_i(t_{k_i}^i, t_{k_j}^j) = \sum_{j \in N_i} (x_i(t_{k_i}^i) - x_j(t_{k_j}^j)) \tag{19}$$

当 $\|e_i(t)\|$ 为连续时, 用 $\|e_i(t)\|$ 在时间间隔 $t \in [t_{k_i}^i, t_{k_{i+1}}^i)$ 中求导得到:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \|e_i(t)\| &\leq \|\dot{e}_i(t)\| \\ &= \|\dot{x}(t)\| = \|z_i(t_{k_i}^i, t_{k_j}^j)\| \end{aligned} \tag{20}$$

在时间间隔 $t \in [t_{k_i}^i, t_{k_{i+1}}^i)$ 中, 有如下方程组:

$$\begin{cases} \dot{\varphi}(t) = \|z_i(t_{k_i}^i, t_{k_j}^j)\| \\ \varphi(t_{k_i}^i) = \|e_i(t_{k_i}^i)\| = 0 \end{cases} \tag{21}$$

然后可得:

$$\|e_i(t)\| \leq \varphi_i(t) = \int_{t_{k_i}^i}^t \|z_i(t_{k_i}^i, t_{k_j}^j)\| d\tau \tag{22}$$

在全局一致性达到之前, 智能体 i 的下一个事件触发时刻就是要满足不等式 $\varphi_i(t) > \frac{\beta}{N_i} \sum_{j \in N_i} \|x_j(t_{k_j}^j) - x_i(t_{k_i}^i)\|$ 的最小时间。同时也得到事件时间间隔 $\delta_i = t_{k_{i+1}}^i - t_{k_i}^i$ 的下界为一个严格的正实数:

$$\Delta_i = \frac{\beta \sum_{j \in N_i} \|x_j(t_{k_j}^j) - x_i(t_{k_i}^i)\|}{N_i \|z_i(t_{k_i}^i, t_{k_j}^j)\|} = \frac{\beta}{N_i} \tag{23}$$

这样就可以得出智能体 i 将不会出现 Zeno 触发行为。证明到此结束。

3 模拟仿真

假定如图 1 所示的通信图 G , 每个智能体为三维, 5 个智能体的控制器为式(5), 初始状态值在 $[0, 2]$ 之间随机产生, 选取值为:

$$X_0 = \begin{bmatrix} 0.030 5 & 1.863 6 & 1.692 4 & 1.344 3 & 1.362 6 \\ 1.493 6 & 0.932 0 & 1.050 3 & 1.676 2 & 0.759 0 \\ 0.890 2 & 0.837 3 & 0.405 3 & 0.039 3 & 1.663 6 \end{bmatrix}$$

根据式(8), 得到 $a_\xi(L) = 1.999$, 根据定理 1, 计算出 $\beta < 0.0769$, 令 $\beta = 0.07$ 。

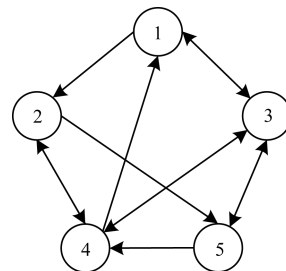


图 1 通信拓扑图

图2为所有智能体状态 $x_i(t)$ 和 $\bar{x}(t)$ 的演化过程,其中, $i = 1, 2, \dots, 5$,从图中可以看出,加权平均值 $\bar{x}(t)$ 随着时间的增长恒定为一个常数。图3为控制器 $u_{i1}(t)$ 一维状态演化图,其中, $i = 1, 2, \dots, 5$,从中可以看出控制器状态为一个分段常数函数。图4为第一个智能体的测量误差范数的演化过程,可以看出阈值仍然为一个分段常数函数,这样可以避免连续通信。图5标注出了每个智能体在时间间隔 $[0, 3]$ 中的事件时刻,从图中可以看出取样是分散的而非等时间间隔。

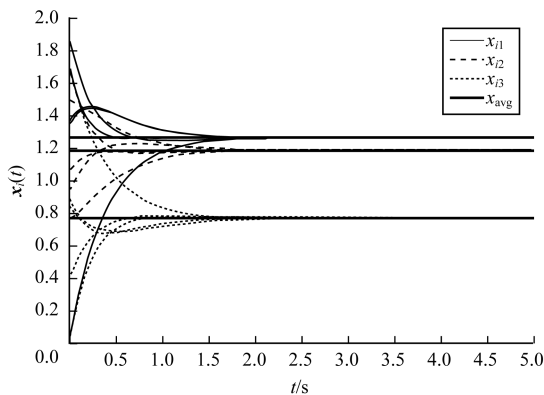


图2 智能体状态 $x_i(t)$ 的演化图

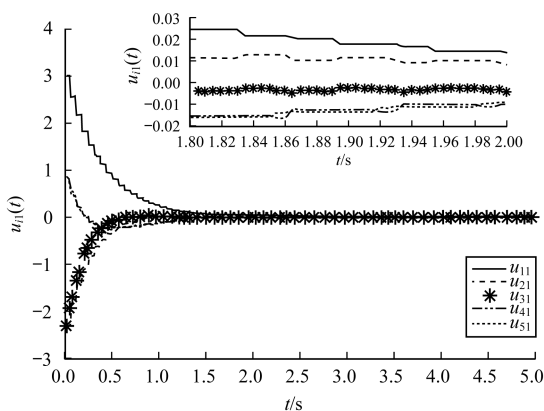


图3 控制器 $u_{i1}(t)$ 的演化图

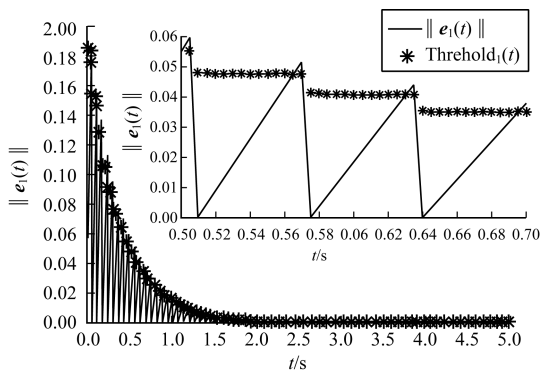


图4 测量误差和门阈值的演化图

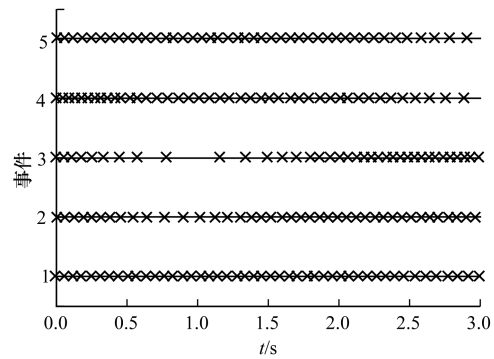


图5 5个智能体的触发时刻

4 结束语

本文提出一种在有向网络中的多智能体网络一致性分析方法。在一致性能分析中引入网络的代数连通度,并且证明 Zeno 触发行为可以被避免。虽然本文的触发策略相对于传统的控制策略有明显的优势,但是在实时和更复杂的条件下,该控制策略还存在很多不足,今后将研究如何在更复杂参数条件下设计有效的触发控制策略。

参考文献

[1] Degroot M H. Reaching a Consensus [J]. Journal of the American Statistical Association, 1974, 69 (345) : 118-121.

[2] 刘晓南,刘 斌.基于结构自适应的多机器人协作机制研究[J].传感器与微系统, 2010, 29 (11) : 54-57.

[3] Ren Wei, Atkins E M. Distributed Multi-vehicle Coordinated Control via Local Information Exchange [J]. International Journal of Robust & Nonlinear Control, 2007, 17 (10/11) : 1002-1033.

[4] 纪良浩.多智能体网络的一致性研究 [D].重庆:重庆大学, 2014.

[5] 孙凤兰.多智能体网络的一致性研究 [D].武汉:华中科技大学, 2012.

[6] Fax J A, Murray R M. Information Flow and Cooperative Control of Vehicle Formations [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49 (9) : 1465-1476.

[7] Lin Jie, Morse A S, Anderson B D O. The Multi-agent Rendezvous Problem: Part 1 the Synchronous Case [J]. SIAM Journal on Control and Optimization, 2007, 46 (6) : 2096-2119.

[8] Amos A, Robert B G. Comparison Event-triggered and Time-triggered Concepts with Regard to Distributed Control Systems [C] // Proceedings of Embedded World. Nuremberg, Germany : [s. n.], 2004 : 235-252.

[9] Tabuada P. Event-triggered Real-time Scheduling of Stabilizing Control Tasks [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2007, 52 (9) : 1680-1685.

[10] Wang Xiaofeng, Lemmon M D. Event-triggered Broadcasting across Distributed Networked Control Systems [C] // Proceedings of American Control Conference. Washington D. C. , USA : IEEE Press, 2008 : 3139-3144.

(下转第298页)

算法对于研究其他背景参数,如杂波强度、噪声统计特性等未知情形下的多目标跟踪问题奠定了基础。

参 考 文 献

- [1] Mahler R. Multitarget Bayes Filtering via First-order Multitarget Moments [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [2] Mahler R. Statistical Multisource Multitarget Information Fusion[M]. Boston, USA: Artech House, 2007.
- [3] Mahler R. PHD Filters of Higher Order in Target Number [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [4] Vo Ba-tuong, Vo Ba-ngu, Cantoni A. Analytic Implementations of the Cardinalized Probability Hypothesis Density Filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3553-3567.
- [5] Franken D, Schmit M, Ulmke M. Spooky Action at a Distance in the Cardinalized Probability Hypothesis Density Filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(4): 1157-1164.
- [6] Vo Ba-tuong, Vo Ba-ngu, Cantoni A. The Cardinality Balanced Multi-target Multi-Bernoulli Filter and Its Implementations [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(2): 409-423.
- [7] 张光华, 连峰, 韩崇昭, 等. 高斯混合扩展目标多伯努利滤波器 [J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(10): 6-14.
- [8] 马丽丽, 王战, 陈金广. 低检测率条件下改进的势均衡多目标多伯努利算法 [J]. 计算机工程, 2016, 42(7): 273-276.
- [9] Vo Ba-tuong, Vo Ba-ngu. Labeled Random Finite Sets and Multi-object Conjugate Priors [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(13): 3460-3475.
- [10] Reuter S, Vo Ba-tuong, Vo Ba-ngu, et al. The Labeled Multi-Bernoulli Filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(12): 3246-3260.
- [11] 王旭, 宋笔锋, 郭晓辉. 飞行器被雷达发现概率的计算方法研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2006, 26(6): 130-134.
- [12] 毛峡, 常乐, 刁伟鹤. 复杂背景下红外点目标探测概率估算 [J]. 北京航空航天大学学报, 2011, 37(11): 1429-1434.
- [13] Mahler R, El A, Kadar I, et al. CPHD Filtering with Unknown Probability of Detection [C] // Proceedings of Conference on Signal Process, Sensor Fusion, Target Recognition. Bellingham, USA: SPIE, 2010: 1-6.
- [14] Mahler R, Vo Ba-tuong, Vo Ba-ngu. CPHD Filtering with Unknown Clutter Rate and Detection Profile [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(8): 3497-3513.
- [15] Vo Ba-tuong, Vo Ba-ngu, Hoseinnezhad R, et al. Robust Multi-Bernoulli Filtering [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2013, 7(3): 399-409.
- [16] Ouyang C, Ji H B, Li C. Improved Multi-target Multi-Bernoulli Filter [J]. IET Radar Sonar Navigation, 2012, 6(6): 458-464.
- [17] Kitagawa G, Gersch W. Smoothness Priors Analysis of Time Series, Lectures Notes in Statistics [M]. Berlin, Germany: Springer, 1996.
- [18] Fong W, Godsill S, Doucet A, et al. Monte Carlo Smoothing with Application to Audio Signal Enhancement [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 438-447.
- [11] Dimarogonas D V, Johnsson K H. Event-triggered Control for Multi-agent Systems [C] // Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009: 7131-7136.
- [12] Dimarogonas D V, Frazzoli E, Johansson K H. Distributed Event-triggered Control for Multi-agent Systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(5): 1291-1297.
- [13] Wu C W. Synchronization in Complex Networks of Nonlinear Dynamical Systems [M]. Singapore: World Scientific Press, 2007.
- [14] Ren Wei, Beard R W. Consensus Seeking in Multi-agent Systems under Dynamically Changing Interaction Topologies [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2005, 50(5): 655-664.
- [15] Horn R A, Johoron C R. Topics in Matrix Analysis [M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 1991.
- [16] Fax J A, Murray R M. Graph Laplacians and Stabilization of Vehicle Formations [J]. IFAC World Proceedings Volumes, 2002, 35(1): 55-60.
- [17] Olfati-Saber R, Murray R M. Consensus Problems Networks of Agents with Switching Topology and Time-delays [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(9): 1520-1533.
- [18] Garcia E, Cao Yongcan, Yu Han. Decentralised Event-triggered Cooperative Control with Limited Communication [J]. International Journal of Control, 2013, 86(9): 1479-1488.
- [19] Yu Wenwu, Chen Guanrong, Cao Ming. Consensus in Directed Networks of Agents with Nonlinear Dynamics [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2011, 56(6): 1436-1441.
- [20] Yu Wenwu, Chen Guanrong, Cao Ming. Second-order Consensus for Multi-agent Systems with Directed Topologies and Nonlinear Dynamics [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2010, 40(3): 881.
- [21] Yu Wenwu, Cao Jinde, Lu Jinhua. Global Synchronization of Linearly Hybrid Coupled Networks with Time-varying Delay [J]. SIAM Journal on Applied Dynamical Systems, 2008, 7(1): 108-133.

编辑 顾逸斐

(上接第 292 页)

编辑 任吉慧