

平衡参数自适应下基于模体的混合阶网络多智能体一致性

谢光强, 吴烨彬, 李杨

引用本文

谢光强, 吴烨彬, 李杨. 平衡参数自适应下基于模体的混合阶网络多智能体一致性[J]. 计算机科学, 2024, 51(12): 269-276.

XIE Guangqiang, WU Yebin, LI Yang. [Motif Based Hybrid-order Network Consensus for Multi-agent Systems with Trade-off Parameter Adaptation](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(12): 269-276.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于平均一致协议的分布式自适应多智能体聚集控制](#)

Distributed Adaptive Multi-agent Rendezvous Control Based on Average Consensus Protocol
计算机科学, 2024, 51(5): 242-249. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300159>

[基于DQN的多智能体深度强化学习运动规划方法](#)

DQN-based Multi-agent Motion Planning Method with Deep Reinforcement Learning
计算机科学, 2024, 51(2): 268-277. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500113>

[基于意图的多智能体深度强化学习运动规划方法](#)

Intention-based Multi-agent Motion Planning Method with Deep Reinforcement Learning
计算机科学, 2023, 50(10): 156-164. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220900031>

[结合区域采样和类间损失的人体解析模型](#)

Human Parsing Model Combined with Regional Sampling and Inter-class Loss
计算机科学, 2023, 50(4): 103-109. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220100259>

[群体智能中的协作与对抗](#)

Cooperation and Confrontation in Crowd Intelligence
计算机科学, 2022, 49(11A): 210900249-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900249>

平衡参数自适应下基于模体的混合阶网络多智能体一致性

谢光强 吴焯彬 李杨

广东工业大学计算机学院 广州 510006

(xieqg@gdut.edu.cn)

摘要 充分利用多智能体网络结构中的高阶信息可以有效增强多智能体一致性。现有的基于模体加权的多智能体框架(Motif-aware Weighted Multi-agent System, MWMS)将关注点集中在复杂网络中连接信息的提取,忽略了网络中的碎片信息,导致MWMS在取不同的平衡参数值时收敛效果差异较大。针对上述问题,提出了一种平衡参数自适应下基于模体加权的多智能体系统框架(Alpha-adaptive Motif-aware Weighted Multi-agent System, AMWMS),揭示了多智能体系统在混合阶网络下的平衡参数的调节规律。首先,提出了基于Jaccard相似性的高阶网络碎片化程度量化方法和基于相对距离的低阶网络碎片化程度量化方法,用于对不同网络层碎片信息进行建模;其次,设计了自适应参数生成的混合阶网络(Adaptive Parameter Generation Hybrid-Order Network, APGHNet),APGHNet的平衡参数能够在系统演化过程中自适应变化;最后,给出了平衡参数自适应下基于模体矩阵的多智能体一致性协议。通过仿真实验与MWMS中的一致性协议进行比较,验证了新协议的平衡参数自适应生成方法的有效性,系统最终能够收敛到较少的簇,增强了系统一致性。

关键词: 多智能体系统;平衡参数自适应;网络碎片度量;拓扑优化

中图分类号 TP249

Motif Based Hybrid-order Network Consensus for Multi-agent Systems with Trade-off Parameter Adaptation

XIE Guangqiang, WU Yebin and LI Yang

School of Computer Science and Technology, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China

Abstract Making full use of the high-order information in the multi-agent network structure can effectively enforce the multi-agent consensus. The algorithm proposed by motif-aware weighted multi-agent system(MWMS) focuses on the extraction of connection information in the complex network, ignoring the fragment information in the network, resulting in a large difference in the convergence effect of MWMS when taking different balance parameter values. To address the aforementioned issues, this paper proposes an alpha-adaptive motif-aware weighted multi-agent system(AMWMS) to reveal the regulatory patterns of balance parameters for MASs in hybrid-order networks. Firstly, this paper proposes methods for quantifying the degree of high-order network fragmentation based on Jaccard similarity and the degree of low-order network fragmentation based on relative distance, which are used for modeling different layer network fragment information. Secondly, an adaptive parameter generation hybrid-order network(APGHNet) is designed, and its balance parameter can adaptively change during system evolution. Finally, this paper proposes a motif-aware weighted multi-agent consensus protocol with trade-off parameter adaptation. Simulation results show that the balance parameter adaptive method of the new protocol is effective by comparing with the consistency protocol in MWMS, and the system can eventually converge to fewer clusters to enforce the system consensus.

Keywords Multi agent systems, Trade-off parameter adaptation, Network fragmentation quantification, Topology optimization

1 引言

多智能体系统一致性问题一直都是国内外学者的研究热点,是分布式人工智能的一个重要分支^[1-3]。多智能体系统可以完成单一智能体无法完成的复杂任务,其一致性使得多个

智能体能够协调一致地实现既定目标,因此被广泛应用在无线传感器、无人机和机器人等领域^[4-5]。例如,通信范围受限的传感器仅利用邻居之间的局部信息交换完成信息同步,单个无人机在执行任务时存在续航能力低、通信范围有限等缺点,因此,可以使用无人机群通过分布式控制协议共同

到稿日期:2023-11-22 返修日期:2024-04-13

基金项目:国家自然科学基金(62006047);广东省重点领域研发计划(2021B0101220004)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62006047) and Guangdong Key Areas R&D Program(2021B0101220004).

通信作者:李杨(liyang@gdut.edu.cn)

完成防撞、导航和避障等复杂任务。多智能体系统理论发展到现在已经较为成熟。Olfati-Saber 等^[6]提出了切换拓扑下传统的一致性算法并给出了一致性性能分析,进一步地完善了多智能体系统一致性理论框架。

多智能体系统的收敛性能跟网络拓扑结构有很大的关系。动态切换拓扑是切换拓扑下一类更为复杂的拓扑结构,它通过主体周边传感半径内邻居信息的交互使得所有主体最终都移动到某个汇聚点,同时系统的网络拓扑结构会在一致性演化过程中随着状态变化而同步改变的拓扑^[7]。这类拓扑与社会网络复杂多变的特征相符,使用传统的一致性协议进行演化可能会把系统拆分为多个集群^[8]。Ning 等^[9]基于势函数提出了一种能够在该拓扑下保证网络连通性的一致性协议。Xie 等^[10]提出了一种带有连通性约束的多智能体聚集协议,可以在动态切换拓扑的多智能体系统中保持全局连通性,但是连通性保护算法对系统的算力消耗较大。

网络拓扑结构优化对动态切换拓扑下多智能体系统的一致性问题起着重要的作用,相关研究已经取得了较大的进展。Shi 等^[11]在包含有向生成树的条件下,给出通信权重的设计方法,使得多智能体系统的多个子组能够达到不同的一致性。Develer 等^[12]引入了主层子图和次层子图的概念,分析了多智能体系统收敛时簇的数量。Chen 等^[13]通过有效的边缘交换操作优化网络拓扑,在保持智能体连接数量不变的情况下提高收敛的效率。Liu 等^[14]设计了一种在复杂网络中选取牵引节点的方法,加快了系统的收敛速度。He 等^[15]提出了一种能够适应动态网络的动态算法去构建具有某些连通性的高效网络拓扑。Sarafraz 等^[16]通过降低网络拓扑中边的权重,从而在不确定的多智能体系统中以可调的收敛速度确保一致性。以上工作都是在低阶网络的层面上进行研究,并未考虑网络中的高阶信息。Xie 等^[17]提出了基于混合阶网络的多智能体框架(MWMS),首次将模体结构应用在多智能体系统中,利用模体提供的高阶连接信息,边缘权重不再使用邻接矩阵,而是用代表高阶和低阶连通性模式的混合矩阵代替,从而能够在动态切换拓扑的条件下增强集群在二维空间下的一致性。

模体是复杂网络中一种具有代表性的高阶连接结构。基于模体构建的高阶连接模式能够揭示网络中的局部聚类信息,对于理解控制复杂系统行为的基本结构至关重要^[18]。但研究表明,如果过分依赖模体结构,忽略复杂网络中原有的低阶连接,在建立高阶网络的过程中就会产生一些孤立的实体,从而导致高阶网络的碎片化问题^[19]。Li 等^[20]提出了一种边缘增强方法来解决这个问题,但是增加额外的边可能会破坏原有的低阶连接模式。Li 等^[21]设计了一种重新加权的网络,有效融合了低阶结构和高阶结构,其中基于模体的高阶连接信息被整合到低阶连接中,并通过相应边缘的权重反映出来。

基于模体加权的多智能体系统框架(MWMS)所提出的混合阶网络结构为了同时考虑高低阶连接信息,采用了一种直接将高低阶信息矩阵相加的方式,并且使用一个平衡参数去权衡两个信息矩阵的重要性。但是其平衡参数不仅在整个智能体演化过程都是固定不变的,而且需要人为设置一个理想值才能达到较好的收敛性能,忽略了混合阶网络需要考虑

低阶网络的原因是高阶网络中的碎片化问题,未能给出不同网络拓扑下平衡参数的调节规律。为此,本文研究了多智能体系统高阶网络下的碎片化问题并提出了一种平衡参数自适应下基于模体加权的多智能体系统框架(AMWMS)。本文的主要工作与贡献如下:

1)设计了基于 Jaccard 相似性的高阶网络碎片化程度量化方法和基于相对距离的低阶网络碎片化程度量化方法。方法量化了两个智能体属于不同碎片的可能性大小,可以从不同的网络层和不同的维度中挖掘更丰富的网络信息。

2)设计了自适应参数生成的混合阶网络(APGHNet)。APGHNet 同时考虑了高低阶网络的连接信息和碎片信息。通过在混合阶网络的生成过程中使用(1)中的方法得到碎片信息,以此在不同的网络拓扑中自适应地生成合理的平衡参数来平衡高低阶连接信息。

3)在 MWMS 的基础上,对其混合阶网络的生成规则进行修改,将原来的混合阶网络替换为 APGHNet,从而提出了平衡参数自适应下基于模体矩阵的一致性协议,同时通过仿真实验验证该协议的有效性。

2 预备知识和问题描述

2.1 图论与矩阵论

给定一个多智能体系统,使用 $V = \{1, 2, \dots, n\}$ 表示由 n 个智能体组成的集合,假设每个智能体的通信半径 $r_c \in \mathbb{R}^+$,且每个智能体 i 在时刻 t 的状态为 $x_i(t) \in \mathbb{R}^2$, $E(t)$ 表示智能体在 t 时刻的边的集合, $E(t) \subset V \times V$ 。如果智能体 i 和智能体 j 满足 $\|x_i(t) - x_j(t)\| \leq r_c$, 则存在 $(i, j) \in E(t)$ 和 $(j, i) \in E(t)$ 。使用邻接矩阵 A 来表示智能体间的连通情况,其中的元素被定义为:

$$a_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } (i, j) \in E(t) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

多智能体系统的网络拓扑可以用图 $G(V, E(t), A(t))$ 表示。因此, $G(t)$ 的拉普拉斯矩阵可以表示为 $L(t) = [l_{ij}(t)]$, 其中的元素被定义:

$$l_{ij}(t) = \begin{cases} \sum_{j=1}^n a_{ij}(t), & i=j \\ -a_{ij}(t), & i \neq j \end{cases} \quad (2)$$

2.2 传统离散时间一致性协议

传统离散时间下的分布式切换拓扑一致性协议表示为^[6]:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \delta \sum_{j \in N_i(t)} a_{ij}(t) (x_j(t) - x_i(t)) \quad (3)$$

其中, $\delta > 0$ 为一致性协议步长。在一般情况下, $\delta \in \left(0, \frac{1}{n}\right]$,

而 $a_{ij}(t)$ 与邻接矩阵中的元素值对应。若多智能体系统中的智能体都采用式(3)进行状态更新,当任意两个智能体的状态满足以下公式时,则表示多智能体收敛一致。

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \|x_j(t) - x_i(t)\| = 0, \forall i, j \in V \quad (4)$$

2.3 模体结构

对于一个无向图 $G(V, E(t), A(t))$ 来说,低阶连接结构由一条边 $e_{ij}(t)$ 连接两个节点 $v_i(t)$ 和 $v_j(t)$ 组成,而高阶连接结构是由多条边和相应的节点组成的,可以认为是图 G 的

子图。高阶连接结构是复杂网络的基本结构,其中模体结构是一类具有代表性的高阶连接结构,它的定义如下:

定义 1^[17] 模体指出现在复杂网络中的密集子图,其数量明显多于保留相同度数节点的随机网络中的数量,记为 $g = \{V_g, E_g\}$ 。其中 V_g 和 E_g 分别表示组成模体 g 的 m 个节点的节点集和 n 条边的边集, n 介于 $m-1$ (线型模体) 和 $m(m-1)/2$ (封闭型模体) 之间。

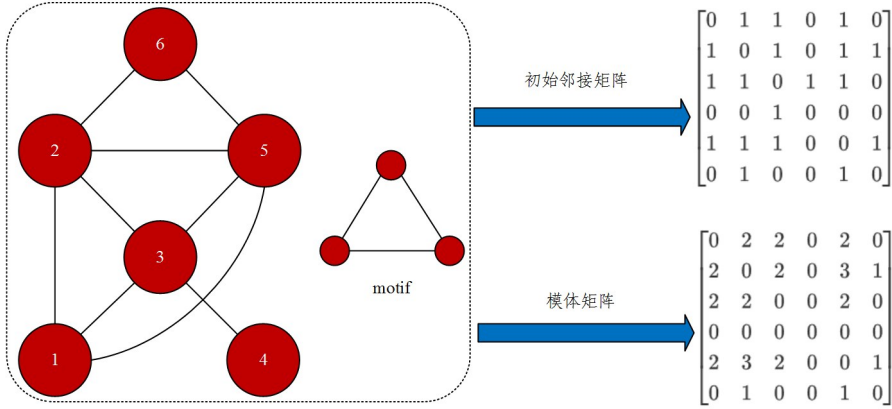


图1 模体矩阵的构造

Fig.1 Construction of motif adjacency matrix

为了区分异构的图,使用 $\gamma(p, q)$ 表示具有 p 个节点和 q 条边的无向图模体,例如图 2 中分别用 $\gamma(3, 2)$ 和 $\gamma(3, 3)$ 表示具有 3 个节点、2 条边和 3 个节点、3 条边的模体。同时,由于三角形具有普遍性,因此本文主要关注三角形模体,即 $\gamma(3, 3)$ 结构。

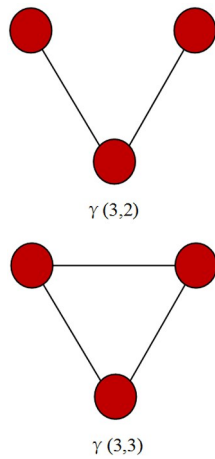


图2 模体图解

Fig.2 Illustration of motifs

2.4 碎片化问题

模体作为网络中的高阶结构可以提供比直接边缘更强的聚类信息,例如,社交网络往往是三角形的,因为朋友的朋友往往会成为自己的朋友^[18],因此模体矩阵的元素值越大,其对应的两个智能体之间的关系就越亲密。但是网络信息不能只考虑高阶信息,因为节点之间的高阶连接是建立在模体之上的,如果两个节点至少涉及一个共同的模体,那么它们才具有高阶连接,也就是说,在高阶连接结构中,两个在原始网络中连接的节点可能是分离的。如图 3 所示,在一个全局连通的稀疏图中,仅根据模体结构构建的高阶网络,会产生大量的

邻接矩阵 $A(t)$ 代表网络中的低阶连接信息,而模体矩阵 $M(t)$ 代表网络中的高阶连接信息。给定一个在 t 时刻包含 n 个智能体的网络 $G(V, E(t), A(t), M(t))$, $M(t)$ 的定义如下:

$$M_{ij}(t) = N_{ij}^W(t) \tag{5}$$

其中, N 表示包含了智能体 i 和 j 的识别模体实例的数目。模体矩阵的构造如图 1 所示,其中识别的模体为 3 个节点的模体结构。

模体碎片和孤立节点。因此,在多智能体系统演化过程中如果过分考虑高阶信息,就会导致全局连接信息的误判,使得不同碎片的智能体各自成簇,不利于系统的一致性。

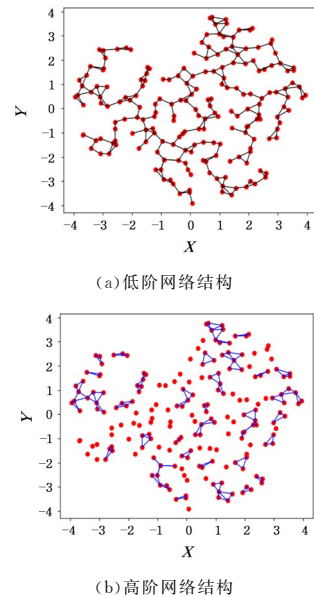


图3 构建高阶网络的碎片化问题图解

Fig.3 Illustration of fragmentation issue of constructing high-order network

为了确保原始的低阶网络结构不被破坏,文献[17]提出了一种混合阶网络结构模型,该模型同时考虑了高低阶连接结构。研究者通过将邻接矩阵元素和模体矩阵元素的值相加,得到一个加权混合矩阵来表示高低阶连接信息。具体计算式如下:

$$W(t) = (1-\alpha)A(t) + \alpha M(t) \tag{6}$$

其中, $A(t)$ 是随时间变化的邻接矩阵,代表网络中的低阶连接

信息; $\mathbf{M}(t)$ 是随时间变化的模体矩阵, 代表高阶连接信息。平衡参数 α 的取值范围在 $0 \sim 1$ 之间, 起着权衡高低阶连接信息的作用。

关于 α 的合理取值, Li 等^[21] 指出不同网络结构的 α 的最优值不同, 可以根据网络的模块化程度给出合理的最优值。而多智能体系统演化过程的拓扑结构会不断发生重构, 因此对应的 α 的最优值应当是不断变化的。

综上所述, 可以利用网络的碎片化程度为 MWMS 生成合理的平衡参数值。其调节规律可以概括为: 当两个智能体之间的碎片化程度越低时, 则应该更多地考虑高阶连接信息, 因为高阶结构能够反映更丰富的聚合信息, 有利于系统的收敛; 同时, 为了避免过度依赖高阶信息所带来的碎片化问题, 当两个智能体之间的碎片化程度较高时, 应该更多地考虑低阶连接信息, 因为低阶连接信息反映了网络中最基本的连通信息。

3 平衡参数自适应下基于混合阶网络的多智能体系统框架

本章设计了一种分布式的一致性框架, 通过局部感知的一跳和二跳邻居信息指导多智能体系统的一致性过程。框架包括 3 个部分: 两个用于量化不同网络层碎片化程度的方法、自适应参数生成的混合阶网络 (APGHNet), 以及平衡参数自适应下基于模体矩阵的一致性协议。

首先, MWMS 在一致性演化过程中没有考虑到网络中的碎片化问题。高阶网络会碎片化为大量大小不一且孤立的模体碎片和节点。由于碎片具有高内聚性, 因此可以使用相似性方法度量碎片化程度。而低阶网络保持了原始的连接信息, 在通信距离受限的情况下可以使用距离维度的信息来间接度量碎片化程度。故设计了基于 Jaccard 相似性的高阶网络碎片化程度量化方法和基于相对距离的低阶网络碎片化程度量化方法。

其次, MWMS 的混合阶网络的平衡参数是固定值, 而且不同的平衡参数对系统的收敛效果差距较大, 没有给出平衡参数的合理取值方法, 因此本文设计了 APGHNet。APGHNet 在多智能体演化的过程中, 除了识别模体结构获取高低阶连接信息外, 还能够对实时变化的高低阶网络中的碎片化程度进行量化, 以此得到不同网络层和维度的碎片信息, 并通过碎片信息和连接信息之间的调节规律, 在离散时间下针对不同的网络拓扑自适应地生成各智能体之间的平衡参数。

最后, 在 MWMS 的一致性协议的基础上, 引入 APGHNet, 提出了平衡参数自适应下基于模体矩阵的一致性协议。协议考虑了网络中更加全面的信息, 并通过实验对比了 AMWMS 和 MWMS 下的一致性协议在 9 种初始拓扑下的收敛簇数, 结果表明 AMWMS 的收敛性能在大部分情况下超过了 MWMS 在取不同平衡参数值时的收敛性能。

3.1 基于 Jaccard 相似性的高阶网络碎片化程度量化方法

多智能体系统的高阶网络拓扑可以用图 $G'(V, E'(t))$, $A'(t)$ 来表示, $V = \{1, 2, \dots, n\}$ 表示智能体的集合, $E'(t)$ 表示构成模体结构的智能体在 t 时刻边的集合。高阶邻接矩阵

$A'(t)$ 可以借助模体矩阵来表示:

$$A'_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & M_{ij}(t) \neq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

高阶网络中孤立的实体之间的碎片化程度较高, 而碎片内的智能体之间构成的模体结构会呈现聚合趋势。Yang 等^[22] 指出相似性是衡量节点之间的状态差异的另一个重要指标。因此可以使用相似性算法来衡量两个智能体属于同一个碎片的可能性, 并以此作为量化的方法。考虑到每个智能体最多只能感知二跳邻居信息, 相似性矩阵计算方法如式(8)所示:

$$S_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{|Nghb_i(t) \cap Nghb_j(t)|}{|Nghb_i(t) \cup Nghb_j(t)|}, & A'_{ij}(t) \neq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

其中, $Nghb_i(t) = \{j: A'_{ij}(t) \neq 0 \text{ and } i \neq j\}$ 表示智能体 i 在高阶网络的邻居集合。上述权重矩阵类似于 Jaccard 相似性度量, 若智能体 i 和 j 的相似性大, 则它们的碎片化程度就低, 反之碎片化程度就越高。显然, $S(t)$ 元素的取值范围为 $[0, 1]$ 。特别地, 当智能体 i 和 j 的邻居集合之间的连接构成一个完全图时, S_{ij} 的取值为 1, 说明它们几乎是属于同一个碎片的。

3.2 基于相对距离的低阶网络碎片化程度量化方法

虽然碎片现象主要存在于高阶网络中, 但是在通信范围受限的多智能体系统中, 低阶网络中的距离信息也能间接反映智能体之间的碎片化程度, 即两个智能体之间的距离越近, 那么它们属于同一个碎片的可能性就越大。其次, 欧氏距离可以用来衡量两个点之间的绝对距离, 但为了同时考虑主体与通信范围内的所有的邻居智能体的距离, 故选择使用相对距离来量化碎片化程度。

低阶网络的拓扑结构与原始拓扑结构相同, 可以用图 $G(V, E(t), \mathbf{A}(t))$ 表示, 即只考虑智能体之间的直接连接边缘。因此, 本文提出了一种只考虑一跳信息的方法去量化低阶网络的碎片化程度。首先, 计算节点间的欧氏距离, 得到如下距离矩阵:

$$G_{ij}(t) = \begin{cases} \|x_i(t) - x_j(t)\|, & A_{ij}(t) \neq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

进一步地, 使用智能体 i, j 之间的欧氏距离与智能体 i 周围邻居之间欧氏距离的和的比值来表示智能体 i 和 j 的相对距离。相对距离矩阵计算式如下所示:

$$T_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{G_{ij}(t)}{\sum_{j \in N_i(t)} G_{ij}(t)}, & \sum_{j \in N_i(t)} G_{ij}(t) \neq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

其中, 当 $T_{ij}(t) = 1$ 时, 表示智能体 i 的邻居集合中只有智能体 j 一个邻居, 此时智能体 i 与 j 的碎片化程度最高, 因为 $e_{ij}(t)$ 作为智能体 i 仅存的一条连通边, 如果这个连接断开了, 那么智能体 i 就变成了孤立节点。

3.3 自适应参数生成的混合阶网络 APGHNet

首先, 使用上述两种量化方法在高阶网络层中得到相似性矩阵 $S(t)$, 在低阶网络层中得到相对距离矩阵 $T(t)$ 。其次, 因为不同连接边的智能体能够获取的碎片化信息是不同

的,所以在新的混合阶网络 APGHNet 中将智能体之间的连接边分为以下 3 种:1)高阶连接边只存在于高阶网络,因此只能接受高阶层的碎片信息,定义为 $E_h(t) = \{(i, j) \in V \times V: A'_{ij} \neq 0 \text{ and } A_{ij} = 0\}$;2)混合连接边同时存在于高阶和低阶网络,因此可以同时接受高阶层和低阶层的碎片化信息,定义为 $E_m(t) = \{(i, j) \in V \times V: A'_{ij} \neq 0 \text{ and } A_{ij} \neq 0\}$;3)低阶连接边指低阶网络中连通但在高阶网络不连通的边,因此只能接受低阶层的碎片信息,定义为 $E_l(t) = \{(i, j) \in V \times V: A'_{ij} = 0 \text{ and } A_{ij} \neq 0\}$ 。由于本文只讨论 $\gamma(3, 3)$,即封闭的三角形模体结构,因此网络结构中不会出现高阶连接边。最后,在 APGHNet 中根据连接边的类型综合考虑 $\mathbf{S}(t)$ 和 $\mathbf{T}(t)$ 提供的碎片信息,并生成一个平衡参数矩阵 $\mathbf{F}(t)$ 。对于 $\mathbf{S}(t)$ 来说,其值越大,碎片化程度越低,而对于 $\mathbf{T}(t)$ 来说则相反,因此 $\mathbf{F}(t)$ 的计算式如式(11)所示:

$$F_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{T_{ij}(t)}{S_{ij}(t) + T_{ij}(t)}, & A'_{ij} \neq 0 \text{ and } A_{ij} \neq 0 \\ T_{ij}(t), & A'_{ij} = 0 \text{ and } A_{ij} \neq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

$\mathbf{F}(t)$ 直接反映了两个智能体属于不同碎片的可能性大小。当两个智能体属于不同的碎片时,应当更多地考虑低阶连接信息,反之则应当更多考虑高阶连接信息,并以此代替式(6)中的平衡参数 α ,得到新的加权混合矩阵。

$$\mathbf{W}^{\text{adapt}}(t) = \mathbf{F}(t)\mathbf{A}(t) + (1 - \mathbf{F}(t))\mathbf{M}(t) \quad (12)$$

其中, $\mathbf{M}(t)$ 和 $\mathbf{A}(t)$ 分别代表高、低阶连接信息; $\mathbf{F}(t)$ 是 t 时刻的平衡参数矩阵,代表混合阶网络中的碎片信息,从而实现了自适应权衡高低阶信息的目的。

3.4 平衡参数自适应下基于模体矩阵的一致性协议

在将 APGHNet 的混合矩阵应用到多智能体系统一致性协议之前,要先了解以模体作为高阶结构的增强一致性原理。首先,模体矩阵的值体现智能体之间的稳定性,即 $\mathbf{W}^{\text{adapt}}(t)$ 的值越大,智能体 i 和 j 在时间 t 的关系就越稳定。其次,“heterophily”的倾向是,与不同的智能体联系更密切,而不是与相似的智能体联系紧密会更有利于集群^[23]。最后,为了表达这一想法,可以对矩阵的值取倒数:

$$W'_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{1}{W^{\text{adapt}}_{ij}(t)}, & W^{\text{adapt}}_{ij}(t) \neq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

结合 APGHNet 所设计的平衡参数自适应下基于模体矩阵的一致性协议如式(14)所示:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \epsilon \sum_{j \in N_i(t)} |N_i(t)| \frac{W'_{ij}(t)}{D'_{ij}(t)} (x_j(t) - x_i(t)) \quad (14)$$

其中, $\epsilon > 0$ 表示一致性协议步长, $|N_i(t)|$ 表示智能体 i 在 t 时刻的邻居数量。

\mathbf{D}^r 是与 \mathbf{W}^r 有关的加权度矩阵,定义为:

$$\mathbf{D}^r(t) = \text{diag} \left\{ \sum_{j \in N_i(t)} W'_{ij}(t) \right\} \quad (15)$$

为了与传统协议保持相同的基准,AMWMS 与 MWMS 都满足了 $\sum_{j \in N_i(t)} a_{ij}(t) = |N_i(t)|$,且相比 MWMS, $\mathbf{W}^{\text{adapt}}$ 不再是 α 固定的混合矩阵,而是通过平衡参数矩阵自适应调节高低阶信

息的混合阶矩阵。同时,式(14)的矩阵形式可以改写为:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{P}_w(t)\mathbf{X}(t) \quad (16)$$

其中, $\mathbf{P}_w(t) = \mathbf{I} - \epsilon \hat{\mathbf{L}}(t)$ 。 $\hat{\mathbf{L}}(t)$ 表示与拉普拉斯矩阵形式类似的矩阵,其元素定义为:

$$\hat{\mathbf{L}}(t) = \begin{cases} |N_i(t)|, & j = i \\ -|N_i(t)| \cdot \frac{W'_{ij}(t)}{D'_{ij}(t)}, & j \in N_i(t) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

则 $\hat{\mathbf{L}}(t)$ 的矩阵形式可以写为:

$$\hat{\mathbf{L}}(t) = \mathbf{D}(t) - \mathbf{D}(t) \cdot (\mathbf{D}^r(t))^{-1} \cdot \mathbf{W}^r(t) \quad (18)$$

其中, $\mathbf{D}(t)$ 是图 $G(t)$ 在 t 时刻的度矩阵。

最后,算法 1 给出了智能体 i 使用 AMWMS 在 t 时刻的更新过程。

算法 1 AMWMS 中智能体 i 在 t 时刻的更新过程

输入: $(N_i(t), X(t))$

输出: $X(t+1)$

1. for $j=1 \rightarrow |N_i(t)|$ do
2. 计算 x_j 的邻居集合 $N_j(t)$
3. if $(|N_i(t) - \{j\} \cap N_j(t) - \{i\}| \neq 0)$
4. i . type = MN 识别构成模体结构的智能体
5. break
6. end for
7. $\text{Nghb}_i(t) = N_i(t) - \{i, \text{type} \neq \text{MN}\}$
8. $N'_i(t)$ 表示智能体 i 的第 j 个邻居
9. for $j=1 \rightarrow |N_i(t)|$ do
10. if $(j, \text{type} = \text{MN})$
11. 计算 x_j 的邻居集合 $N_j(t)$
12. $\text{Nghb}_j(t) = N_j(t) - \{j, \text{type} \neq \text{MN}\}$
13. 根据式(8)计算 $S_{ij}(t)$
14. $G_{ij}(t) = \|x_i(t) - x_j(t)\|$
15. 计算同时包含智能体 i 和邻居 $N'_i(t)$ 的三角模体的数量 k
16. 更新 $M(t) = k$
17. end for
18. 计算智能体 i 的邻接边的距离总和 $\sum_{j \in N_i(t)} G_{ij}(t)$
19. 根据式(10)计算 $T_{ij}(t)$
20. 根据式(11)计算 $F_{ij}(t)$
21. 根据式(14)更新 $X(t+1)$

4 仿真实验

4.1 仿真设置

仿真的数据集使用图 4 所示的 9 类不同形状的网络拓扑,这些拓扑结构由 Xie 等^[24]提出,能够充分展示一致性协议性能的一般特性。

两种协议固定的参数设置如下:通信半径 $r_c = 0.5$,一致性协议步 $\epsilon = 1/n$,其中识别的模体结构为 $\gamma(3, 3)$ 。此外, MWMS 的平衡参数 $\alpha = \{0, 0.1, \dots, 1\}$ 在演化过程中也是固定不变的,而 AMWMS 平衡参数是动态生成的。同时使用算法 1 完成每个智能体在 x 和 y 方向上的状态更新,仿真结果的评价指标为系统稳定时最终收敛的簇数,簇数越少说明性能越好。

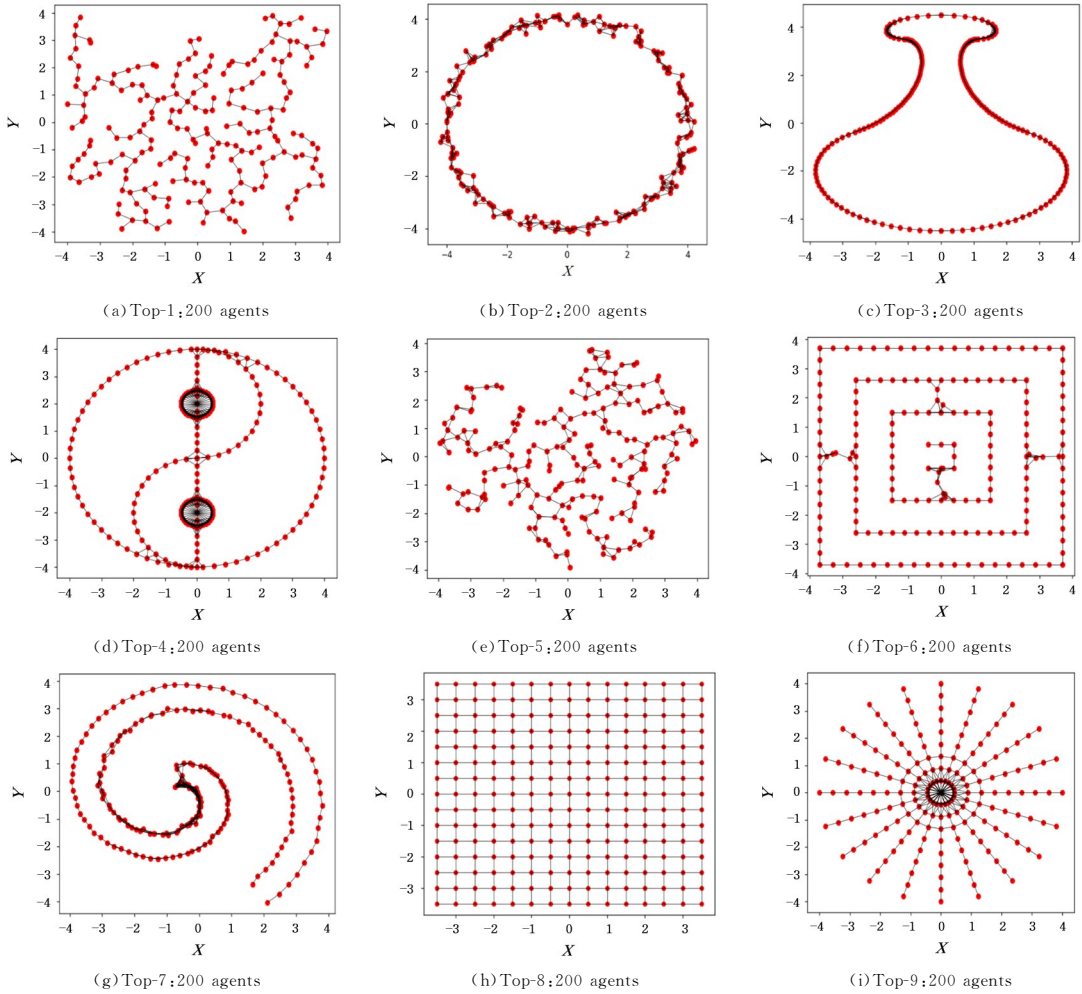


图4 9种不同的网络拓扑

Fig. 4 Nine different network topologies

4.2 仿真结果

图5列出了图4(a)的拓扑在使用新协议后4个不同时刻的演化过程,其中绿色边是低阶连接边,蓝色边是混合连接边。

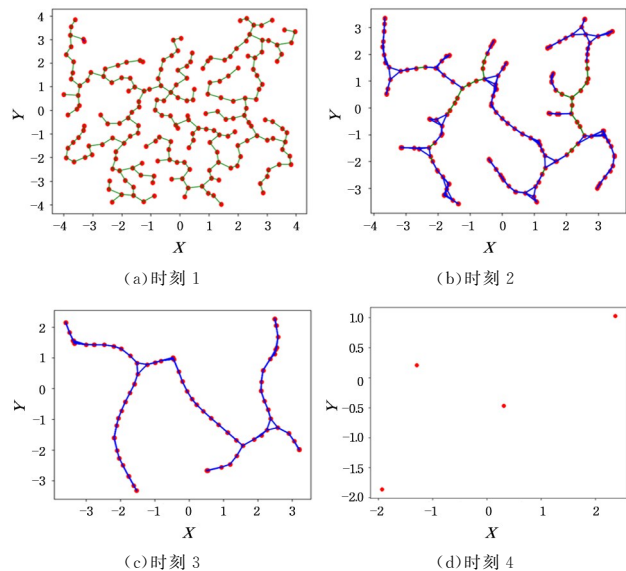


图5 图4(a)在4个时刻的演化过程(电子版为彩图)

Fig. 5 Evolution of Fig. 4(a) at four moments

从仿真结果可以看出,初始拓扑是一个相对稀疏的

连通图,拓扑中几乎不存在蓝色边,即不存在模体结构,说明系统此时需要依靠低阶网络信息进行演化;在演化一段时间后,智能体慢慢内聚,逐渐形成了模体结构和碎片,混合连接边也越来越多,说明此时可以利用网络中的高阶连接信息,同时高阶网络中的碎片藉由低阶网络连接,因此需要通过量化节点间的碎片化程度来平衡每条连接边的高低阶连接信息,从而削弱高阶网络带来的碎片化问题对系统一致性的影响,最终该网络拓扑使用AMWMS的一致性协议的收敛簇数为4。

图6展示了分别使用MWMS和AMWMS在图4中各个网络拓扑的收敛簇数对比情况。其中横坐标表示MWMS中平衡参数 α 的取值,而AMWMS的平衡参数是自适应生成的,所以用一条平行于横坐标的直线表示;纵坐标表示智能体最终收敛的簇数。从图中可以看出,大部分拓扑在使用AMWMS后都能收敛到使用MWMS在取最优的 α 时的收敛簇数。虽然小部分拓扑使用AMWMS后无法达到最好的收敛效果,但是其收敛簇数也比大部分使用MWMS在取不同的 α 值时的收敛簇数更少。同时,仿真结果也说明了所提方法能够自适应地生成一个合理的平衡参数值来代替 α 去权衡网络中的高低阶信息,使得系统最终收敛到较少的簇。

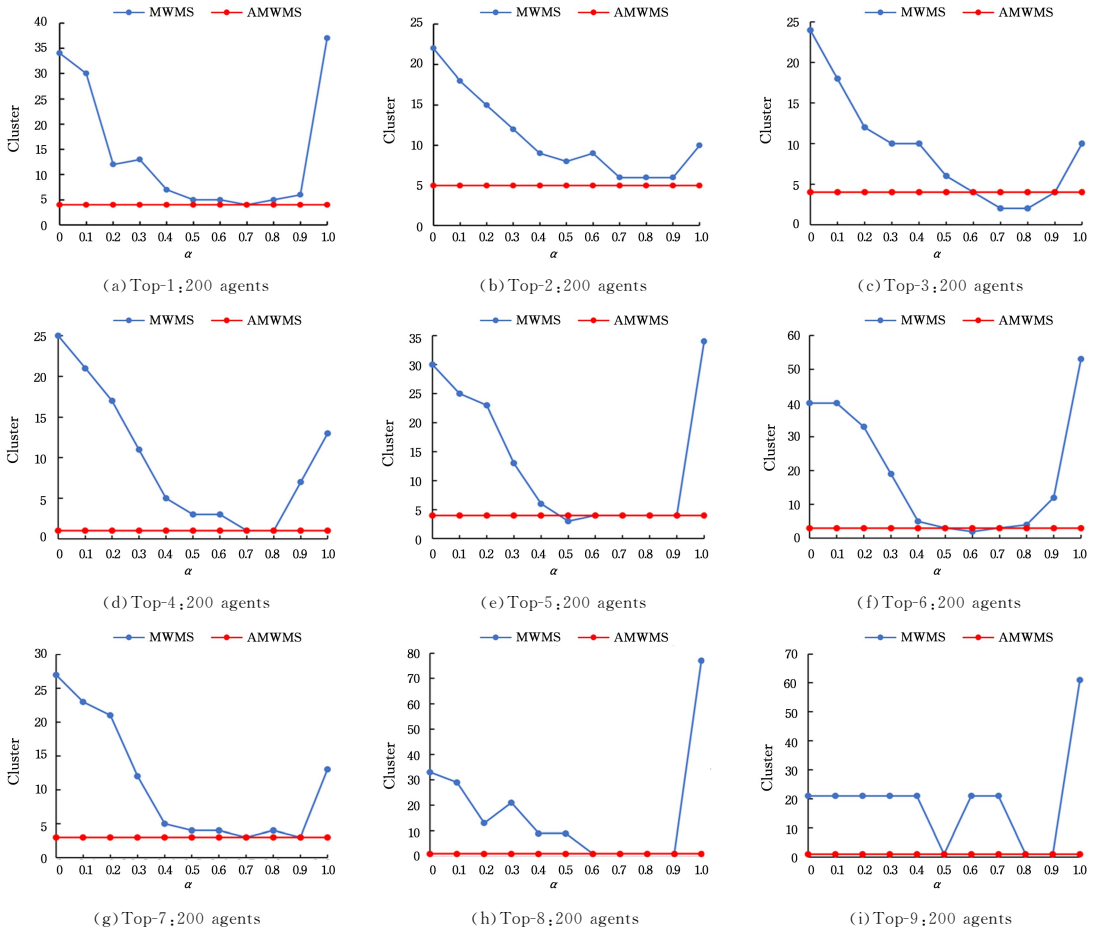


图 6 各个拓扑收敛簇数对比

Fig. 6 Comparison of different number of topological converged clusters

图 7 展示了使用 MWMS 和 AMWMS 选取智能体数量 n 分别为 200,400,600,800 时在图 4(a) 所示随机分布拓扑下的收敛簇数对比结果。

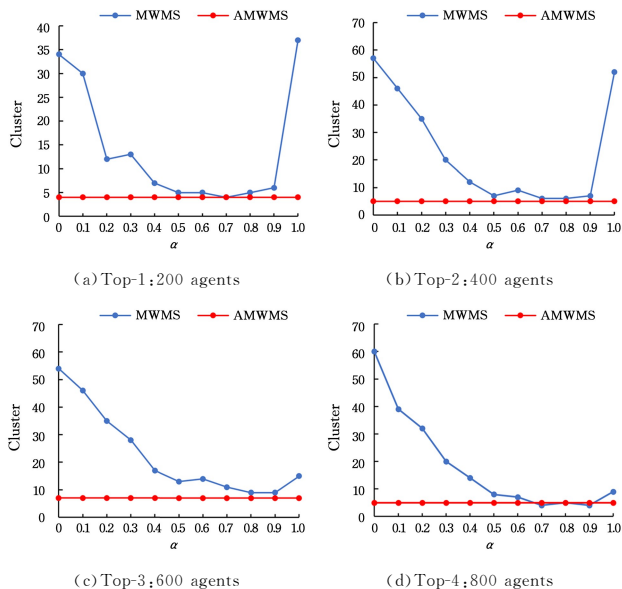


图 7 不同数量的智能体在 Top-1 拓扑的收敛簇数对比

Fig. 7 Comparison of convergence clusters of different numbers of intelligent agents in Top-1 topology

从图 7 中可以看出,AMWMS 能够收敛到 MWMS 的最

优点附近,虽然其在 $n=800$ 的随机拓扑中比 MWMS 在 α 取 0.7 和 0.9 时多一个簇,但这个误差是可接受的。实验结果验证了 AMWMS 的自适应方法随着智能体数量的增加仍然是有效的。

结束语 本文研究了复杂网络下多智能体系统的增强一致性问题,在 MWMS 的基础上进行优化,提出了一种平衡参数自适应下基于模体加权的多智能体系统框架(AMWMS),解决了 MWMS 无法生成合理的平衡参数的问题并增强了一致性。首先,为了利用网络中的碎片信息,提出了基于 Jaccard 相似性的高阶网络碎片化程度量化方法和基于相对距离的低阶网络碎片化程度量化方法;其次,设计了 APGHNet 混合阶网络,利用碎片信息自适应地生成平衡高低阶连接信息的参数值;最后,提出了平衡参数自适应下基于模体矩阵的一致性协议,并通过理论分析和仿真实验验证了新协议的有效性。未来研究方向包括探索更多维度的碎片化程度量化方法,以及考虑使用不同的模体结构来进一步增强一致性性能。

参考文献

[1] WANG J, HONG Y, WANG J, et al. Cooperative and competitive multi-agent systems: From optimization to games [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2022, 9(5): 763-783.
 [2] ZHANG S, LIU W, ZHAO N. Research of Consensus in Multi-

- agent Systems on Complex Network [J]. Computer Science, 2019, 46(4):95-99.
- [3] OROOJLOOY A, HAJINEZHAD D. A review of cooperative multi-agent deep reinforcement learning [J]. Applied Intelligence, 2023, 53(11):13677-13722.
- [4] DERAKHSHAN F, YOUSEFI S. A review on the applications of multiagent systems in wireless sensor networks [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2019, 15(5):1550147719850767.
- [5] HERRERA M, PÉREZ-HERNÁNDEZ M, KUMAR P, PARLIKAD A, et al. Multi-agent systems and complex networks: Review and applications in systems engineering [J]. Processes, 2020, 8(3):312.
- [6] OLFATI-SABER R, FAX J A, MURRAY R M. Consensus and cooperation in networked multi-agent systems [J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(1):215-233.
- [7] FEI C, WEI R. On the control of multi-agent systems: A survey [J]. Foundations and Trends in Systems and Control, 2019, 6(4):339-499.
- [8] LIN J, MORSE A, ANDERSON B. The multi-agent rendezvous problem-the asynchronous case [C] // 43rd IEEE Conference on Decision and Control (CDC), BAHAMAS, 2004:1926-1931.
- [9] NING B, HAN Q L, ZUO Z. Distributed Optimization of Multi-agent Systems With Preserved Network Connectivity [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(11):3980-3990.
- [10] XIE G, ZHONG B, LI Y. Distributed Adaptive Multi-agent Rendezvous Control Based on Average Consensus Protocol [J]. Computer Science, 2024, 41(5):242-249.
- [11] SHI L, GOU K, XIE D. Convergence analysis of first-order discrete multi-agent systems with cooperative-competitive mechanisms [J]. Applied Mathematics and Computation, 2021, 410:126462.
- [12] DEVELER Ü, CIHAN O, AKAR M. Cluster consensus with first and higher-order antagonistic interaction dynamics [J]. Neurocomputing, 2023, 529:33-47.
- [13] CHEN X, GAO S, ZHANG S, et al. On topology optimization for event-triggered consensus with triggered events reducing and convergence rate improving [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2021, 69(3):1223-1227.
- [14] LIU J, WU Z, XIN Q, et al. Topology uniformity pinning control for multi-agent flocking [J]. Complex & Intelligent Systems, 2024, 10:2013-2027.
- [15] HE C, FENG Z, REN Z. A flocking algorithm for multi-agent systems with connectivity preservation under hybrid metric-topological interactions [J]. Plos one, 2018, 13(2):e0192987.
- [16] SARAFRAZ M S, TAVAZOEI M S. A unified optimization-based framework to adjust consensus convergence rate and optimize the network topology in uncertain multi-agent systems [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2021, 8(9):1539-1548.
- [17] XIE G, CHEN J, LI Y. Hybrid-order network consensus for distributed multi-agent systems [J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2021, 70:389-407.
- [18] BENSON A R, GLEICH D F, LESKOVEC J. Higher-order organization of complex networks [J]. Science, 2016, 353(6295):163-166.
- [19] WU X, WANG C, JIAO P. Hybrid-order Stochastic Block Model [C] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021, 35(5):4470-4477.
- [20] LI P, HUANG L, WANG C, et al. Edmot: An edge enhancement approach for motif-aware community detection [C] // Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2019:479-487.
- [21] LI P, HUANG L, WANG C, et al. Community detection by motif-aware label propagation [J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD), 2020, 14(2):1-19.
- [22] YANG Y, DIMAROGONAS D V, HU X. Opinion consensus of modified Hegselmann-Krause models [J]. Automatica, 2014, 50(2):622-627.
- [23] MOTSCH S, TADMOR E. Heterophilious dynamics enhances consensus [J]. SIAM Review, 2014, 56(4):577-621.
- [24] XIE G, XU H, LI Y, et al. Consensus Seeking in Large-Scale Multiagent Systems With Hierarchical Switching-Backbone Topology [J/OL]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10173854>.



XIE Guangqiang, born in 1979, Ph. D., professor, master supervisor, is a member of CCF (No. 17290S). His main research interests include multi-agent systems and data mining.



LI Yang, born in 1980, Ph. D., professor, master supervisor, is a member of CCF (No. 23122M). Her main research interests include differential privacy, multi-agent systems and machine learning.

(责任编辑:何杨)