

11-17-2021

Adaptive Center Node Selection Method for Unmanned Cluster

Hua Xiang

1. *College of Armament Science and Technology, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;*;
2. *College of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;*

Chenglong Shi

1. *College of Armament Science and Technology, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;*

Baohua Li

2. *College of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;*

Jietao Zhang

2. *College of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;*

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Adaptive Center Node Selection Method for Unmanned Cluster

Abstract

Abstract: In the unmanned cluster task execution, following the change of relative position of unmanned system, network changes in real time leads to the change of node importance of each unmanned system, and the corresponding change of data transmission and communication flow. For the better network management, the central node for controlling data communication needs to be selected. *An adaptive selection method for the center node of unmanned cluster is proposed, and the mapping and feature of unmanned cluster network is expressed as graph theory. Laplacian centrality is introduced to evaluate the importance of nodes themselves. Weakening factors are designed and structural holes are used to evaluate the influence of neighbor nodes. The importance of nodes is evaluated by fitting the importance matrix.* The simulation results show that the method can select the center node of unmanned cluster more reasonably and effectively.

Keywords

unmanned cluster, center node, node importance, laplacian centrality, structural hole

Authors

Hua Xiang, Chenglong Shi, Baohua Li, Jietao Zhang, and Jiaxian Zuo

Recommended Citation

Hua Xiang, Shi Chenglong, Li Baohua, Zhang Jietao, Zuo Jiaxian. Adaptive Center Node Selection Method for Unmanned Cluster[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(11): 2636-2646.

一种自适应的无人集群中心节点选择方法

华翔^{1,2}, 石成泷^{1*}, 李宝华², 张杰韬², 左嘉娴¹

(1. 西安工业大学 兵器科学与技术学院, 陕西 西安 710021; 2. 西安工业大学 电子信息工程学院, 陕西 西安 710021)

摘要: 在无人集群执行任务过程中, 网络随无人系统相对位置变化而实时变化, 导致各无人系统的节点重要度随之改变, 网络中数据传输和通信流量均会相应发生改变。为了实现更好的网络管理, 承担控制数据通信功能的中心节点需要适时选择。提出了一种自适应的无人集群中心节点选择方法, 将无人集群网络映射并特征表达成图论的方式; 引入拉普拉斯中心性评估节点自身的重要性; 设计弱化因子, 采用结构洞评估邻居节点的影响; 拟合重要度矩阵, 评估节点重要度。仿真结果表明: 该方法能够更合理有效地选择出无人集群中心节点。

关键词: 无人集群; 中心节点; 节点重要度; 拉普拉斯中心性; 结构洞

中图分类号: TP393.1

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X (2021) 11-2636-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.21-FZ0770

Adaptive Center Node Selection Method for Unmanned Cluster

Hua Xiang^{1,2}, Shi Chenglong^{1*}, Li Baohua², Zhang Jietao², Zuo Jiaxian¹

(1. College of Armament Science and Technology, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;

2. College of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: In the unmanned cluster task execution, following the change of relative position of unmanned system, network changes in real time leads to the change of node importance of each unmanned system, and the corresponding change of data transmission and communication flow. For the better network management, the central node for controlling data communication needs to be selected. An adaptive selection method for the center node of unmanned cluster is proposed, and the mapping and feature of unmanned cluster network is expressed as graph theory. Laplacian centrality is introduced to evaluate the importance of nodes themselves. Weakening factors are designed and structural holes are used to evaluate the influence of neighbor nodes. The importance of nodes is evaluated by fitting the importance matrix. The simulation results show that the method can select the center node of unmanned cluster more reasonably and effectively.

Keywords: unmanned cluster; center node; node importance; laplacian centrality; structural hole

引言

无人集群包括无人车、无人机、无人舰艇等各种无人系统^[1], 在物流运输、农业植保、灾难响应等领域具有广泛的应用, 并向着更加智能化、自主化、集群化方向快速发展。网络协同是无人集群关键技术之一, 也是研究无人系统之间信息交互的热

点。其中, 中心节点在网络协同中扮演着数据汇聚和决策的角色, 它的选择直接影响了整个网络流的方向和数据大小。

通常无人集群的网络协同有 2 种: 地面控制站和无人集群的网络协同, 固定有人机和无人集群的网络协同^[2]。地面控制站或固定有人机作为中心节

收稿日期: 2021-06-14 修回日期: 2021-07-29

基金项目: 陕西省 2020 年重点研发计划(2020GY-073)

第一作者: 华翔(1979-), 女, 博士, 教授, 研究方向为短距离数据通信和无线网络动态拓扑。E-mail: huaxiang@xatu.edu.cn

通讯作者: 石成泷(1997-), 男, 硕士生, 研究方向为无人集群协同控制。E-mail: 1336740835@qq.com

点, 其余无人系统作为协同节点, 协同节点将感知到的态势信息实时上行传输至中心节点, 最终由中心节点做决策分析。随着全无人无人集群网络协同逐步发展, 每个无人系统都需要具备自主能力, 至少需要一个融合数据的无人系统作为中心节点。无人集群执行任务时网络复杂, 无人系统存在着位置动态变化、离开和加入网络等情况, 使得对网络的控制协同要求更高。因此, 在动态变化的无人集群网络下如何自动筛选出有效可靠的中心节点是一个重要的问题。

国内外学者对无人集群网络中心节点选择问题研究较少。文献[3]采用介数中心性对集群无人机通信网络中的关键无人机进行识别, 对关键无人机进行重点保护, 提高了通信网络的抗毁性。文献[4]引入逼近于理想值的排序方法(Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution, TOPSIS), 依据度中心性、接近中心性、介数中心性指标来衡量节点的重要性, 应用到武器系统重要性评估中。文献[5]设计了基于度中心性的关键节点选择策略, 通过更新关键节点的速度方向进行避撞, 提高无人集群的安全性。文献[6]结合无人机到地面站的最小跳数与实际距离, 提出基于改进逼近理想解排序法的节点重要性评估, 对无人机集群网络进行重要节点识别。文献[7]提出了一种结合了 K 核和特征向量中心性的节点识别方法, 提高了网络单位时间内信息传播效率。文献[8]考虑节点在网络中的位置和节点相互影响力, 提出了紧密中心性方法, 应用到高动态的卫星网络, 提高了网络整体的生存性。

上述研究通过识别无人集群网络中的重要性节点, 用于提高网络的抗毁性和信息传播能力, 但是存在算法计算复杂度较高、选择中心节点的指标较单一、仅考虑网络局部信息等情况, 无法较好地满足对无人集群中心节点选择的需求。因此, 提出了一种自适应的无人集群中心节点选择方法。将无人集群网络映射并特征表达成图论的方式, 引入重要度矩阵, 充分考虑无人系统自身的重要度, 结合

弱化因子的邻居无人系统影响, 综合评估节点重要度。对比分析其他方法, 结果表明该方法具有较低的时延, 在划分无人系统重要度的能力、选择中心节点的准确性以及中心节点在网络中的传播性和鲁棒性等方面具有一定的优势。

1 无人集群网络映射及其特征表达

无人集群由若干个性能参数相同且具备通信能力的无人系统组成。无人系统可以同时承担收发数据功能, 并且在通信范围内通过双向对等多跳的方式进行信息交互。

这里仅考虑无人系统在二维平面内, 引入图论将无人系统映射为节点, 将 t 时刻筛选后稳定信息传输的链路映射为边, 构建 t 时刻的无人集群网络。

无人集群网络可以表示为 $G=(V, E)$, 其中, $V=\{v_i|1\leq i\leq|V|\}$ 为节点集合, v_i 为单个节点; $E=\{e_{ij}|1\leq i, j\leq|V|\}$ 为边集合, $e_{ij}=e_{ji}$ 为节点之间的双向对称边, 其中:

$$e_{ij} = \begin{cases} 1, & v_i \text{ 和 } v_j \text{ 之间存在双向对称边} \\ 0, & v_i \text{ 和 } v_j \text{ 之间不存在双向对称边} \end{cases} \quad (1)$$

节点总数和边总数能够最为直观表示无人集群网络特征。节点总数 n 为无人集群网络的规模大小, 边总数 m 为无人集群网络的链路连接情况。

节点 v_i 的邻边数目 k_i 称为该节点的度, 度值 k 能够有效刻画单个节点在无人集群网络中的重要程度, 单个节点的度值越大, 表明该节点在网络中连接的邻居节点数目越多。度分布表示无人集群网络中任一节点其度值为 k 的概率 $P(k)$ 。对全部节点的度求平均, 得到无人集群网络的平均度 $\langle k \rangle$:

$$\langle k \rangle = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_i \quad (2)$$

式中: $\langle k \rangle$ 的大小反映了无人集群网络中各节点之间联系的紧密程度; $\langle k \rangle$ 越大联系越紧密。

聚集系数反映无人集群网络中各节点的聚集程度, 平均聚集系数用于定量描述网络中各节点的邻居节点之间相互连接的平均概率。假设节点与 k_i 个邻居节点相连, 这 k_i 个邻居节点之间存在的最大

边数量为 $k_i(k_i - 1) / 2$ ，实际存在的边数量为 M ，则聚集系数为

$$C_i = 2M_i / [k_i(k_i - 1)] \quad (3)$$

平均聚集系数为

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i \quad (4)$$

当 $C=0$ 时，反映所有节点都是孤立的，没有任何链路连接；当 $C=1$ 时，反映无人集群网络中任意一个节点与其余节点之间都有链路连接。 C 可以直观地反映无人集群网络中各节点的集聚性。

无人机集群具有移动速度快、网络拓扑变化快等特点。因此，以无人机集群作为研究对象，能够充分解决其他无人集群的情况。如图 1 所示，某二维平面中 t 时刻 30 架无人机构成无人集群网络，并将其映射为无向无权图。

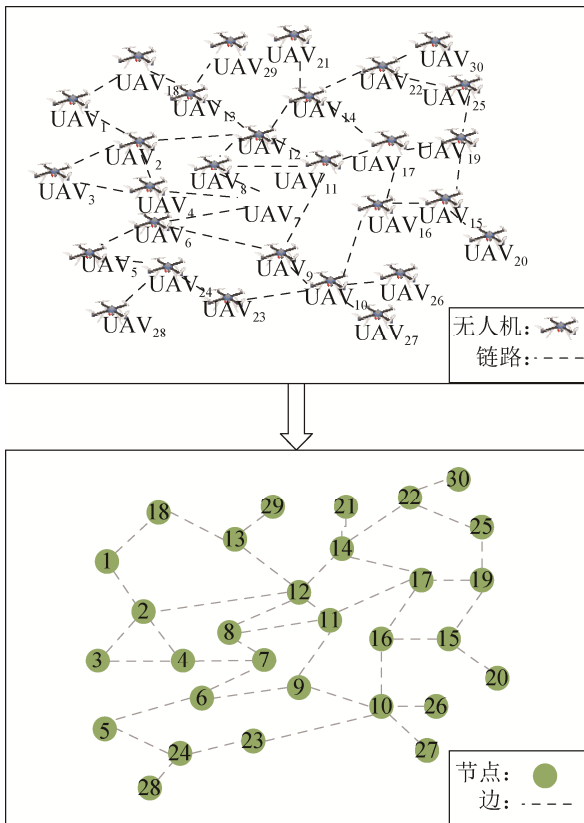


图 1 无人集群网络映射
Fig. 1 Unmanned cluster network mapping

综合考虑节点总数、边总数、度分布、平均度、平均聚集系数等参数，用于表示无人集群网络特

征。如表 1 和图 2 所示。

表 1 无人集群网络特征
Tab. 1 Unmanned cluster network characteristics

序号	参数	值
1	节点总数	30
2	边总数	39
3	平均度	2.53
4	平均聚类系数	0.07

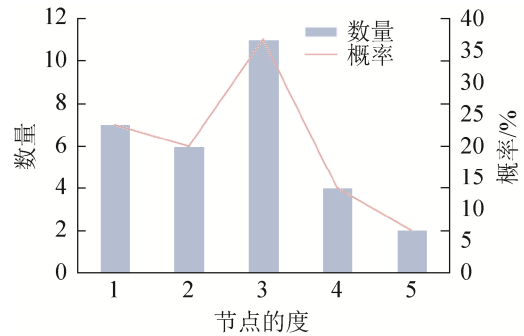


图 2 无人集群网络节点度数量及概率分布
Fig. 2 Node degree and probability distribution of unmanned cluster network

2 无人集群中心节点选择算法

无人集群中心节点选择算法主要在评估节点重要度的基础上动态选择出重要度最高的节点作为中心节点。算法引入拉普拉斯中心性、结构洞，设计弱化因子，综合考虑节点自身重要度，结合位置因素的邻居节点影响，全面准确地选择出无人集群中心节点。

2.1 自身节点评估

拉普拉斯中心性^[9-10]用于评估自身节点的重要度，拉普拉斯中心性越高，则该节点自身重要度越高。在计算过程中，拉普拉斯中心性引入图的拉普拉斯能量，通过移除节点使得拉普拉斯能量下降来评估节点。图 G 的邻接矩阵 $A(G)$ 和度矩阵 $D(G)$ 表示为

$$A(G) = \begin{pmatrix} 0 & e_{12} & \cdots & e_{1n} \\ e_{21} & 0 & \cdots & e_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{n1} & e_{n2} & \cdots & 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$D(G) = \begin{pmatrix} d_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & d_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & d_{nn} \end{pmatrix} \quad (6)$$

由邻接矩阵 $A(G)$ 和度矩阵 $D(G)$ 计算图 G 的拉普拉斯矩阵 $L(G)$, 有:

$$L(G) = D(G) - A(G) = \begin{pmatrix} d_{11} & -e_{12} & \cdots & -e_{1n} \\ -e_{21} & d_{22} & \cdots & -e_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -e_{n1} & -e_{n2} & \cdots & d_{nn} \end{pmatrix} \quad (7)$$

图 G 的拉普拉斯能量 $E_L(G)$ 为

$$E_L(G) = \sum_{i=1}^n \lambda_i^2 \quad (8)$$

式中: $\lambda_i = \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是图 G 拉普拉斯矩阵 $L(G)$ 的特征值。

删除一个节点 v_i 及其所有相连接的边后的图为 G_i , 则图 G_i 的拉普拉斯能量为 $E_L(G_i)$, 拉普拉斯中心性 $C_L(v_i, G)$ 为

$$C_L(v_i, G) = \frac{(\Delta E)_i}{E_L(G)} = \frac{E_L(G) - E_L(G_i)}{E_L(G)} \quad (9)$$

2.2 邻居节点影响力评估

无人集群网络是由节点和边组成的整体, 节点与节点之间并不是孤立的, 存在链路的相邻节点之间必然会相互影响。在研究相邻节点之间的影响力关系时, 引入结构洞理论中的效率值来作为评价指标^[11]。效率值考虑了邻居间的拓扑结构, 可以有效控制非冗余信息流向其邻居节点。因此, 效率值越大, 相邻节点之间的影响力越大。

节点 v_i 到节点 v_j 的效率值 E_{ij} 为

$$E_{ij} = \left(1 - \sum_q p_{iq} m_{jq} \right) / n \quad (10)$$

式中: p_{iq} 为节点 v_i 连接节点 v_j 所需要付出的代价占总代价的比重:

$$p_{iq} = e_{iq} / \sum_{q \in \tau(i)} e_{iq} \quad (11)$$

式中: $\tau(i)$ 为与节点 v_i 存在链路连接的邻居节点集合。

m_{jq} 表示节点 v_j 连接节点 v_q 所需要付出的代价与节点 v_j 连接其他节点所需要付出的最大代价的比值:

$$m_{jq} = p_{jq} / \max(p_{jm}), m \in \tau(j) \quad (12)$$

2.3 弱化因子

无人系统之间的通信通过路由算法来实现, 单个无人系统以自身为根节点, 搜寻其通信范围内的邻居节点, 与被它发现的邻居节点建立一条稳定通信链路。相邻节点之间通过通信链路传递信息记录为一跳, 遍历整个无人集群网络, 获取到达其他节点的最小跳数并用分层的方法归类。例如根节点为第 0 层, 通过一跳到达的所有节点归类到第 1 层, 以此来构建层数分类表。选择遍历整个无人集群网络所需总层数最小的为位置最恰当的节点。以位置最恰当的节点定义弱化因子 η_i :

$$\eta_i = \frac{l(G) - l(v_i) + \zeta}{l(G) + \zeta} \times 100\% \quad (13)$$

式中: $l(v_i)$ 为节点 v_i 被归类到的层数; $l(G)$ 为位置最恰当的节点遍历图 G 归类到的最大层数, ζ 代表自然数。

若出现遍历整个无人集群网络所需总层数最小相同的若干个节点的情况, 则通过节点归类到的层数与平均层数的偏离程度 ε 来衡量, 偏离程度越小越合适:

$$\varepsilon = \frac{\sum_{i=1}^n \left([l(v_i) - \sum_{i=1}^n l(v_i)] / n \right)}{n} \quad (14)$$

2.4 中心节点选择算法

节点的重要度取决于自身以及邻居节点的影响, 为了全面辨识节点的重要度, 还结合了考虑跳数的节点位置因素。因此, 通过融合节点本身的重要度系数, 结合弱化因子的邻居节点影响力系数, 构建重要度矩阵的中心节点选择算法(Center Node Selection Algorithm of Importance Matrix, CNS), 对节点重要度进行综合评估。其中, 节点本身的重要性系数为 α_i , 代表节点本身的重要度占节点总重

要度的比值:

$$\alpha_i = \frac{C_L(v_i, G)}{\sum_{i=1}^n C_L(v_i, G)} \quad (15)$$

结合弱化因子的邻居节点影响力系数为 β_{ij} , 代表经过弱化后的邻居节点影响力占邻居节点总影响力的比值:

$$\beta_{ij} = \frac{\eta_i E_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n E_{ij}} \quad (16)$$

节点的重要度矩阵为

$$I(n) = \begin{pmatrix} \frac{C_L(v_1, G)}{\sum_{i=1}^n C_L(v_i, G)} & \frac{\eta_1 E_{12}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n E_{ij}} & \dots & \frac{\eta_1 E_{2n}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n E_{ij}} \\ \frac{\eta_2 E_{21}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n E_{ij}} & \frac{C_L(v_2, G)}{\sum_{i=1}^n C_L(v_i, G)} & \dots & \frac{\eta_2 E_{2n}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n E_{ij}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\eta_n E_{n1}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n E_{ij}} & \frac{\eta_n E_{n2}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n E_{ij}} & \dots & \frac{C_L(v_3, G)}{\sum_{i=1}^n C_L(v_i, G)} \end{pmatrix} \quad (17)$$

节点重要度矩阵的每一行就代表了单个节点的重要度, 计算出每个节点的重要度并按照重要度的大小进行排序, 选择重要度最高的节点作为无人集群的中心节点。图 3 为无人集群中心节点选择方法流程图, 具体步骤如下:

- step 1: 筛选 t 时刻稳定信息传输的链路, 构建无人集群网络;
- step 2: 引入拉普拉斯中心性计算节点自身重要度;
- step 3: 考虑位置因素计算弱化因子;
- step 4: 引入结构洞, 并结合弱化因子, 计算邻居节点的影响力;
- step 5: 拟合重要度矩阵, 计算每个节点重要度;
- step 6: 选择节点重要度最高的作为中心节点。

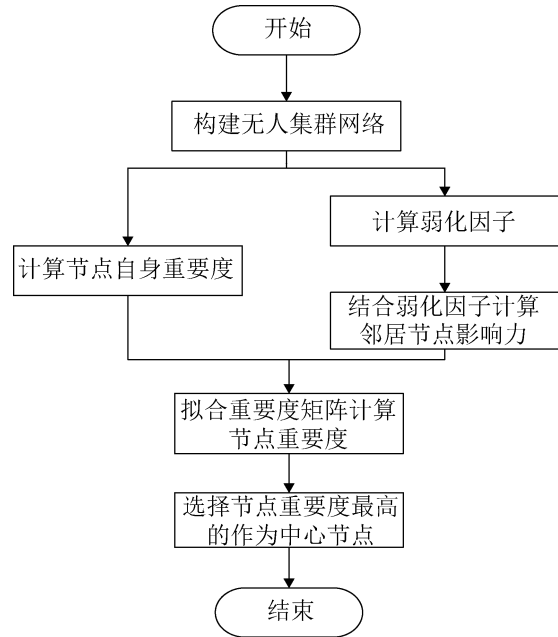


图 3 无人集群中心节点选择方法
Fig. 3 Selection method of center node of unmanned cluster

3 实验结果与分析

为验证 CNS 算法对中心节点选择具有更好的优势, 本文选取了节点数量为 21 的经典美国国防部高级研究计划管理局(Advanced Research Projects Agency, APRA)网络、节点数量为 50 的 Watts 和 Strogatz(Watts and Strogatz, WS)小世界网络和上述构建的无人集群网络进行仿真实验。采用度中心性(Degree Centrality, DC)、接近中心性(Closeness Centrality, CC)、介数中心性(Betweenness Centrality, BC)、K-壳分解法(K-Shell, KS)等不同的中心节点选择算法与 CNS 算法作对比。

3.1 实验结果

取 CNS 算法节点重要度排名前 10 的节点得到节点重要度排序表, 如表 2~4 所示, 从表 2~4 可以看出, 在同一个网络数据集下, 每个节点在不同中心节点选择算法下的重要度不同, 因此, 不同中心节点选择算法下的节点重要度排序也有所差异。

表 2 BA 网络节点重要度排序表
Tab. 2 BA network node importance sorting list

节点	DC	CC	BC	KS	CNS
v_3	1	1	1	3	1
v_2	1	9	10	6	2
v_{14}	1	7	6	3	3
v_{19}	4	2	3	1	4
v_{12}	8	3	2	1	5
v_{15}	4	14	19	6	6
v_6	4	12	4	3	7
v_{18}	8	4	11	6	8
v_{13}	8	6	7	6	9
v_{20}	8	10	14	6	10

表 3 APRA 网络节点重要度排序表
Tab. 3 APRA network node importance sorting list

节点	DC	CC	BC	KS	CNS
v_{44}	1	1	1	10	1
v_8	4	4	15	10	2
v_{22}	4	5	3	1	3
v_5	2	18	4	10	4
v_{21}	4	3	9	10	5
v_{46}	12	8	10	10	6
v_{31}	12	4	20	10	7
v_1	12	24	21	10	8
v_{33}	4	18	18	10	9
v_{25}	4	18	8	10	10

不同中心节点选择算法对 APRA 网络、WS 小世界网络和无人集群网络的中心节点选择如图 4~6 所示。图中红色、橙色、绿色、蓝色、紫色的节点依次为重要度排序前五的节点, 其中, 红色节点代表中心节点。从图 4 可以看出, APRA 网络下 DC

算法、CC 算法、BC 算法、CNS 算法均选择了 v_3 作为中心节点, 但是 DC 算法还选择 v_2 和 v_{14} 作为中心节点, KS 算法则选择 v_{12} 和 v_{19} 作为中心节点。从图 5 可以看出, 在 WS 小世界网络下, 除了 KS 算法以外, 其余中心节点选择算法均选择了 v_{44} 作为中心节点, KS 算法则选择 v_{15} , v_{18} , v_{20} , v_{22} 和 v_{25} 作为中心节点。从图 6 可以看出, 在无人集群网络下, DC 算法和 CNS 算法选择 v_{12} 作为中心节点, 其中 DC 算法还选择 v_{10} 作为中心节点, CC 算法和 BC 算法选择 v_{11} 作为中心节点, KS 算法则选择 v_7 , v_9 和 v_{19} 作为中心节点。综合上述结果, CNS 算法得到的中心节点与其余大部分算法得到的中心节点一致。其余算法选择出的中心节点在 CNS 算法排序中节点重要度靠前, 表现出 CNS 算法在选择中心节点上的优势。

表 4 无人集群网络节点重要度排序表
Tab. 4 Unmanned cluster network node importance sorting list

节点	DC	CC	BC	KS	CNS
v_{12}	1	2	1	4	1
v_{11}	3	1	5	4	2
v_{10}	1	7	2	4	3
v_{17}	3	3	4	4	4
v_{14}	3	4	3	4	5
v_2	3	10	8	4	6
v_9	7	4	6	1	7
v_{16}	7	8	7	4	8
v_8	7	6	17	4	9
v_7	7	9	11	1	10

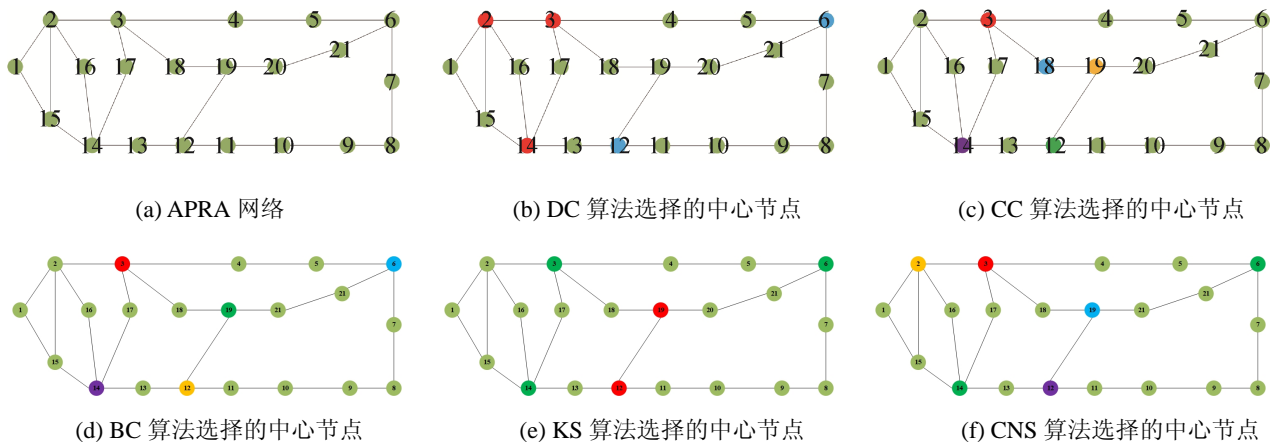


图 4 不同算法对 APRA 网络的中心节点选择

Fig. 4 Selection of center node of APRA network by different algorithms

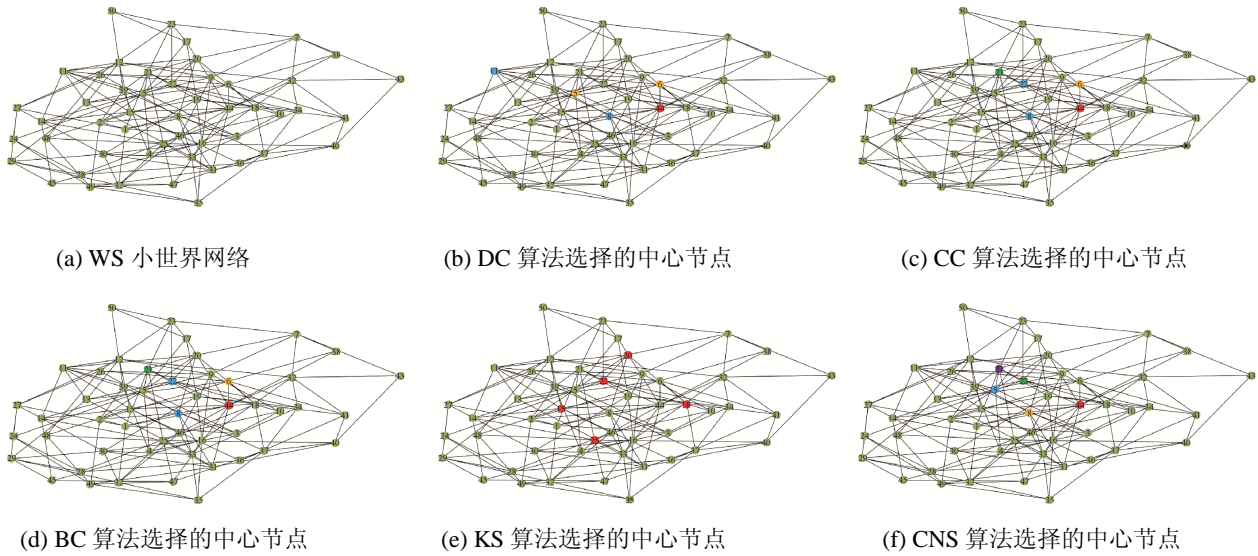


图 5 不同算法对 WS 小世界网络的中心节点选择

Fig. 5 Selection of center node of WS small world network by different algorithms

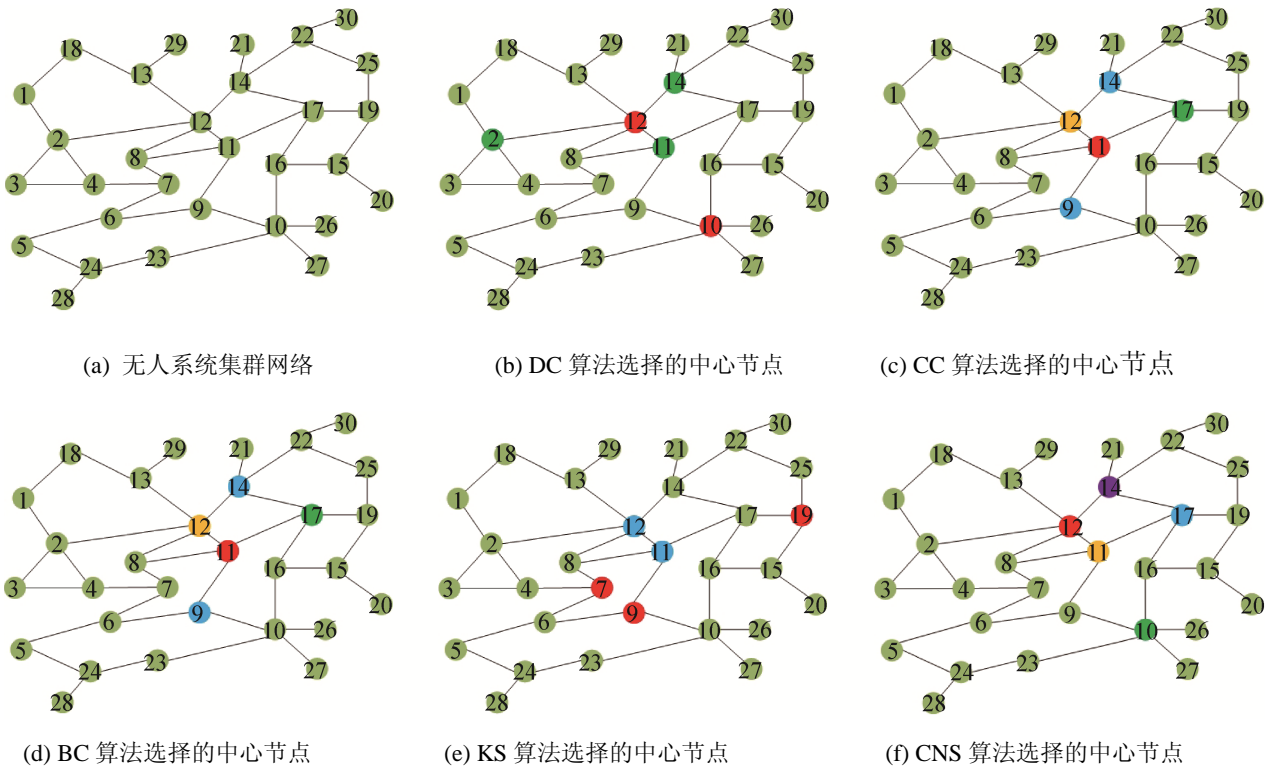


图 6 不同算法对无人系统集群网络的中心节点选择

Fig. 6 Selection of center node of unmanned cluster network by different algorithms

不同选择算法对 APRA 网络、WS 小世界网络和无人系统集群网络的中心节点选择平均时延如图 7~9 所示。

从图 7~9 可以看出，DC 算法的平均时延总是最低的，因为 DC 算法仅仅考虑一阶邻居节点的数

量；CC 算法和 BC 算法的平均时延较高，因为考虑了整个网络的路径和距离因素，随着不同网络节点的数量增加，平均时延也显著增加；KS 算法在 3 个网络中平均时延基本保持不变；CNS 算法的平均时延也随着节点的数量增加而增加，不仅考虑了二

阶邻居节点的信息, 还考虑了全局路径信息, 但是相比其他算法, 其平均时延较低, 具有较好的优势。

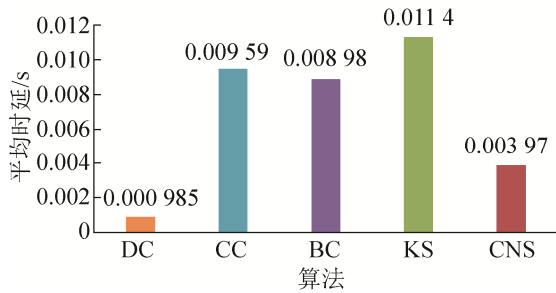


图 7 APRA 网络下不同算法的平均时延

Fig. 7 Average delay of different algorithms in APRA network

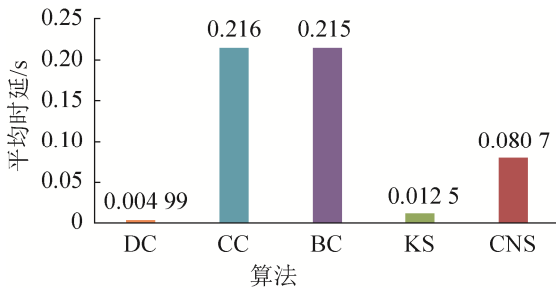


图 8 WS 小世界网络下不同算法的平均时延

Fig. 8 Average delay of different algorithms in WS small world network

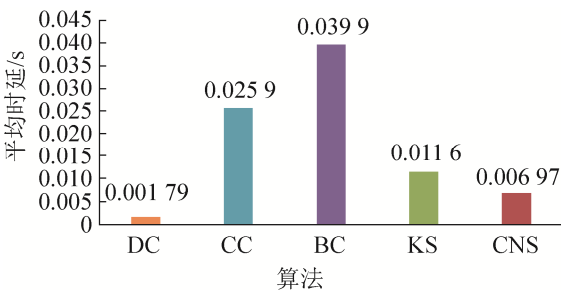


图 9 无人系统集群网络下不同算法的平均时延

Fig. 9 Average delay of different algorithms in unmanned cluster network

3.2 仿真分析

选取无人集群网络, 对其节点重要度排序进行单调性、相关性、传播性和鲁棒性分析, 对比 DC 算法、CC 算法、BC 算法和 KS 算法来验证 CNS 算法的优越性。

3.2.1 单调性分析

在节点重要度计算过程中, 可能存在节点重要度

相同的情况, 导致无法明显地划分节点的重要度^[12]。因此, 需要单调性指标 M 评估, 以此来检验算法划分每个节点重要度的能力。通过计算节点重要度排序序列的单调性得到单调性指标。在序列中重要度相同的节点数量越少, 单调性指标越大, 说明算法划分每个节点重要度的能力越强。

$$M = \left(1 - \frac{\sum_{r \in R} n_r (n_r - 1)}{n(n-1)} \right)^2 \quad (18)$$

式中: n 为序列中的节点总数; n_r 为序列中重要度为 r 的节点数。 M 值的取值范围为 $[0,1]$, 当 $M=1$ 时, 表示序列完全单调, 每个节点的重要度各不相同; 当 $M=0$ 时, 表示序列完全不单调, 所有节点的重要度均相同。

实验结果如图 10 所示。从图 10 可以看出, KS 算法的单调性指标较低, 说明划分每个节点重要度的能力一般, 存在大量重要度相同的节点。其次, DC 算法的单调性指标较高, 说明划分每个节点重要度的能力较好。其他 3 种算法的单调性指标接近 1, 说明它们能够对无人集群网络中的每个节点重要度进行有效划分。

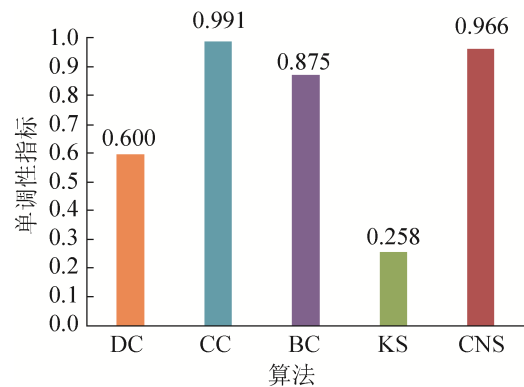


图 10 不同算法的单调性指标

Fig. 10 Monotonicity index of different algorithms

3.2.2 相关性分析

每种算法在计算节点重要度时考虑到的因素不同且各具优势, 使得节点重要度排序序列不同。因此, 采用肯德尔相关系数来评估任意 2 组节点重要度序列的相关性^[13]。肯德尔相关系数 T 的取值范

围为[-1, 1], 当 $T=1$ 时, 表示 2 组序列相关性完全一致, 当 $T=0$ 时, 表示 2 组序列没有相关性, 当值 $T=-1$ 时, 表示 2 组序列相关性完全相反。

$$T = \frac{n_c - n_d}{0.5n(n-1)} \quad (19)$$

式中: n_c 为和谐对的个数; n_d 为不和谐对的个数; n 为序列中的节点总数。

将不同算法的节点重要度排序序列两两进行肯德尔相关系数计算, 形成肯德尔相关系数矩阵。用热力图的方式表示肯德尔相关系数矩阵, 使得结果展示更加明显。

肯德尔相关系数矩阵热力图如图 11 所示。从图 11 可以看出, KS 算法的节点重要度排序序列与其他算法的序列相关性较低, 相比较下与 DC 算法得出的序列的相关性较高, 与 CNS 算法得出的序列相关性位于其次。CNS 算法的节点重要度排序序列与 DC 算法、CC 算法、BC 算法的序列都具有较高的相关性, 说明 CNS 算法综合考虑了其他算法在选择重要度节点上的不同优势。

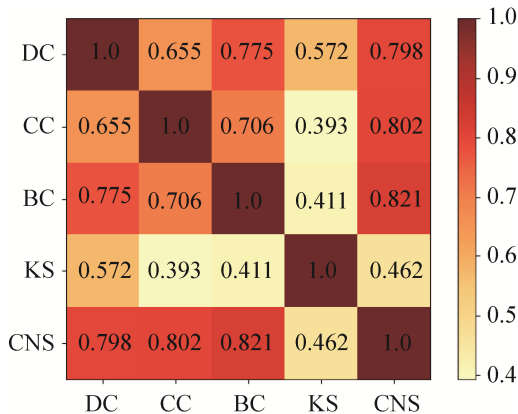


图 11 肯德尔相关系数矩阵热力图
Fig. 11 Kendall correlation coefficient heat map

3.2.3 传播性分析

无人集群网络中, 中心节点起到数据融合、决策分析和下达指令的作用, 需要具备良好的传播性能。最小总跳数用于衡量节点的传播性能。节点以自身为根节点, 通过多跳的方式进行信息传播。根节点遍历整个网络所需的最小总跳数越小, 其传播

的性能越好。最小总跳数为

$$MH_{sum} = \sum_{v_i \in V} MH(v_i) \quad (20)$$

式中: $MH(v_i)$ 为节点 v_i 到其他节点的最小跳数。

不同算法选择出的中心节点遍历整个无人集群网络的最小总跳数如图 12 所示。从图 12 可以看出, CC 算法选出的中心节点 v_{11} 相比其他算法在遍历整个无人集群网络上最小总跳数最少, 因其算法原理本身就是基于最短路径来评估节点的重要度, 在无向无权网络中等同于用最小跳数来评估节点的重要度。CNS 算法、DC 算法和 BC 算法选出的中心节点 v_{12} 遍历整个无人集群网络的最小总跳数相比 v_{11} 还存在略微差距, 但相较其他选出的中心节点最小总跳数最少。

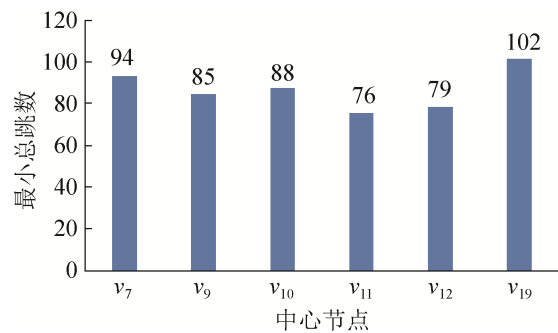


图 12 中心节点遍历无人集群网络的最小总跳数
Fig. 12 Minimum total number of hops that central node traverses over entire unmanned cluster network

3.2.4 鲁棒性分析

无人集群在执行任务时可能会遭受某种有针对性的攻击, 攻击的顺序一般按照无人集群网络中节点重要度的大小, 在遭受攻击后无人系统离开网络会对网络结构造成影响, 因此需要进行鲁棒性分析。鲁棒性通过网络内部节点故障或蓄意攻击节点等对网络结构造成变化来反映, 通常采用极大连通系数量化网络结构的变化^[14-15]。极大连通系数根据移除网络节点对网络结构的影响, 以此评估节点的重要性, 移除网络节点对网络的结构影响越大, 表示该节点在网络中越重要。极大连通系数通过移除节点后网络的极大连通子集与网络节点总数比值来衡量, 极大连通系数变小的趋势越明显, 表明移

除节点对网络的结构影响越大。极大连通系数为

$$G = R / N \quad (21)$$

式中: R 为最大连通子集中的节点数目; N 为无人集群网络节点总数。

实验针对不同算法得到的节点重要度排序结果, 依次移除节点。无人集群网络极大连通系数曲线变化趋势如图 13 所示。从图 13 可以看出, 在移除无人集群网络中 15 个节点左右之后, 网络结构基本碎片化。其中, CNS 算法的极大连通系数在移除前 3 个节点之后下降趋势最明显, 说明移除的节点在无人集群网络中的重要度大, 其次是 DC 算法。往后继续移除节点, 除了 KS 算法的极大连通系数下降趋势较为缓慢, 其他算法的下降趋势相似, 但存在小范围的波动, 说明这些算法在无人集群网络中表现各有优势。

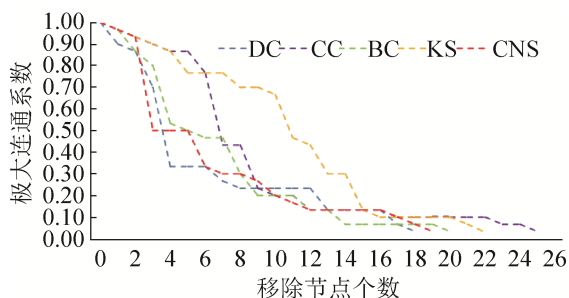


图 13 不同算法的极大连通系数变化

Fig. 13 Maximum connectivity coefficient variation of different algorithms

4 结论

评估无人系统的节点重要度, 适时选择无人集群中心节点是一个关键问题, 为此提出了一种自适应的无人集群中心节点选择方法。通过与度中心性、接近中心性、介数中心性、K-壳分解法进行对比, 仿真结果表明: CNS 算法在选择中心节点上具有较低的时延, 该方法能够较好地划分各个节点的重要度, 并且选出的中心节点有较好的传播性能。该方法的节点重要度排序结果与其他各具优势的方法都有较高相关性, 证明该方法的全面性; 依次移除前几个重要度高的节点, 对网络的鲁棒性影响较大, 证明该方法的有效性。

参考文献:

- [1] 王维平, 李小波, 杨松, 等. 智能化多无人集群作战体系动态自适应机制设计方法[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(5): 1096-1106.
Wang Weiping, Li Xiaobo, Yang Song, et al. A Design Method of Dynamic Adaption Mechanism for Intelligent Multi-unmanned-cluster Combat System-of-systems[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2021, 41(5): 1096-1106.
- [2] 王祥科, 刘志宏, 丛一睿, 等. 小型固定翼无人机集群综述和未来发展[J]. 航空学报, 2020, 41(4): 20-45.
Wang Xiangke, Liu Zhihong, Cong Yirui, et al. Miniature Fixed-wing UAV Swarms: Review and Outlook[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(4): 20-45.
- [3] 李杰, 王瑛, 孙贇, 等. 基于关键节点识别的集群无人机通信网络抗毁性研究[C]//中国自动化学会. 2020 中国自动化大会(CAC2020)论文集. 上海: 中国自动化学会, 2020: 570-575.
Li Jie, Wang Ying, Sun Yun, et al. Research on Invulnerability of Cluster UAV Communication Network Based on Key Node Identification[C]//Chinese Association of Automation. Proceedings of 2020 China Automation Conference (CAC2020). Shanghai: Chinese Association of Automation, 2020: 570-575.
- [4] Jin Q, Li J, Jiang J, et al. Research on Assessment of Technical Importance Based on Weapon Technology System-of-Systems Network Model[C]//2020 IEEE 15th International Conference of System of Systems Engineering (SoSE). Budapest: IEEE, 2020: 75-82.
- [5] Wan Y, Tang J, Lao S Y. Distributed Conflict-Detection and Resolution Algorithms for Multiple UAVs Based on Key-Node Selection and Strategy Coordination[J]. IEEE Access (S2169-3536), 2019, 7(1): 42846-42858.
- [6] 朱黔, 许诺, 黄蓓, 等. 基于角色切换策略的多无人机协同区域搜索[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(5): 928-938.
Zhu Qian, Xu Nuo, Huang Bei, et al. Multi-UAV Cooperative Surveillance based on Role Switch Strategy[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(5): 928-938.
- [7] 王宇昂. 多层复杂网络建模及其重要节点识别方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2018.
Wang Yuang. Research on Modeling of Multiplex Complex Networks and Identification of Important Nodes[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2018.

- [8] Wei D, Qin Y, Kong Z. The Important Node Assessment Method of Satellite Network Based on Near the Center [C]//2016 International Conference on Network and Information Systems for Computers (ICNISC). WuHan: IEEE, 2016: 103-107.
- [9] Qi X Q, Fuller E, Wu Q, et al. Laplacian Centrality: A New Centrality Measure for Weighted Networks[J]. Information Sciences, 2012, 194(12): 240-253.
- [10] 邱保志, 程栾. 基于拉普拉斯中心性和密度峰值的无参数聚类算法 [J]. 计算机应用, 2018, 38(9): 2511-2514+2542.
- Qiu Baozhi, Chen Luan. Parameter-free Clustering Algorithm based on Laplace Centrality and Density Peaks[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(9): 2511-2514+2542.
- [11] Xu W, Rezvani M, Liang W, et al. Efficient Algorithms for the Identification of Top- k Structural Hole Spanners in Large Social Networks[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (S1558-2191), 2017, 29(5): 1017-1030.
- [12] Liang Z W, Li J P. Identifying and Ranking Influential Spreaders in Complex Networks[C]//International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology & Information Processing. Chengdu: IEEE, 2015: 393-396.
- [13] 阮逸润, 老松杨, 王竣德, 等. 基于领域相似度的复杂网络节点重要度评估算法[J]. 物理学报, 2017, 66(3): 371-379.
- Ruan Yirun, Lao Songyang, Wang Junde, et al. Node Importance Measurement based on Neighborhood Similarity in Complex Network[J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(3): 371-379.
- [14] Zhao J, Song Y, Deng Y. A Novel Model to Identify the Influential Nodes: Evidence Theory Centrality[J]. IEEE Access, 2020, 8(1): 46773-46780.
- [15] 王哲, 李建华, 康东. 基于极大连通子图边界的复杂网络恢复研究 [J]. 系统仿真学报, 2020, 32(12): 2306-2316.
- Wang Zhe, Li Jianhua, Kang Dong. Research on Recovering of Complex Networks Based on Boundary Nodes of Giant[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(12): 2306-2316.