

基于复杂网络多阶邻域贡献度的节点 重要性序结构辨识

胡 钢¹, 卢志宇¹, 王乐萌¹, 许丽鹏², 徐 翔³, 任勇军⁴

(1. 安徽工业大学管理科学与工程学院, 安徽马鞍山 243032; 2. 东南大学经济管理学院, 江苏南京 211189;
3. 国防科技大学信息系统工程重点实验室, 湖南长沙 410073; 4. 南京信息工程大学计算机与软件学院, 江苏南京 210044)

摘 要: 为更精细化辨识节点重要性, 本文研究节点多阶交互演化对节点重要性序结构形成的影响, 提出基于复杂网络多阶邻域贡献度的节点重要性序结构辨识系统模型. 首先, 基于节点间不同阶层交互关系和节点多阶邻域规模异质性程度构建多阶邻域贡献度模型; 通过节点多阶圈信息集结节点自身多阶邻域空间结构信息; 其次, 构建融合多阶邻域空间位置信息贡献和多阶圈信息贡献的节点重要性辨识系统模型, 给出节点序结构辨识算法; 最后, 仿真分析表明在各真实网络中本文算法相比经典算法最高提升88%节点辨识率, 以0.5资源投入进行网络攻击, 分别最大提升67.47%, 39.40%和20.17%攻击效用值.

关键词: 复杂网络; 节点重要性序结构; 多阶邻域矩阵; 圈结构贡献度; 邻域k-shell值

基金项目: 国家自然科学基金(No.71772002); 安徽省自然科学基金(No.2108085MG236); 安徽省高校自然科学基金项目(No.KJ2021A0385)

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2023)07-1956-08

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20221109

Identification of Node Importance Order Structure Based on Multi-Order Neighborhood Contribution of Complex Network

HU Gang¹, LU Zhi-yu¹, WANG Le-meng¹, XU Li-peng², XU Xiang³, REN Yong-jun⁴

(1. School of Management Science and Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan, Anhui 243032, China;

2. School of Economics and Management, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 211189, China;

3. Science and Technology on Information Systems Engineering Laboratory, National University of Defense Technology,

Changsha, Hunan 410073, China; 4. School of Computer Science, Nanjing University of Information Science

and Technology, Nanjing, Jiangsu 210044, China)

Abstract: In order to finely identify the node importance, this paper studies the influence of node multi-order interaction evolution on node importance formation, and proposes a system model of node importance sequence structure identification based on multi-order neighborhood contribution of complex networks. Firstly, a multi-order neighborhood contribution model is constructed based on different hierarchical interactions between nodes and the degree of heterogeneity of nodes' multi-order neighborhood scale; and characterize the nodes' own multi-order neighborhood spatial structure information by nodes' multi-order circle information. Secondly, a node importance identification model is constructed by integrating the contributions of multi-order neighborhood spatial location information and multi-order circle information, and a node order structure identification algorithm is given. Finally, the simulation analysis shows that this algorithm improves the node identification rate by up to 88% compared with the classical algorithm in each real network, and improves the attack utility value by up to 67.47%, 39.40% and 20.17% with 0.5 resource input for network attacks, respectively.

Key words: complex networks; node importance order structure; multi-order neighborhood matrix; contribution of the circle structure; neighborhood k-shell value

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.71772002); Natural Science Foundation of Anhui Province (No.2108085MG236); Natural Science Foundation from the Education Department of Anhui Province (No. KJ2021A0385)

1 引言

复杂网络系统理论方法研究已经成为科学技术、医疗卫生、经济金融与社会管理及工程应用等领域非常有效探索复杂系统特征功能结构和动力学演化分析的工具^[1]. 经典网络节点重要性辨识模型普遍低分辨率和高复杂度,会导致传染病网络控制、舆情网络管制、交通网络优化、基础设施网络重构等方面资源有效利用度降低.

复杂网络节点属性特征影响力范畴分为全局属性特征和局部属性特征,节点重要性辨识与网络属性特征密不可分^[2-4]. 网络全局属性特征表征网络中信息传播传输交互关联的控制能力,该类定义关注节点间传播路径的长度和密度. 离心中心性^[5]、接近中心性^[6]、Katz中心性^[7]、信息指标^[8]、介数中心性^[9,10]基于节点间传播路径长度差异和节点是否可控关键传播路径表征节点重要性. 流介数中心性^[11]定义节点间路径均质避免多次标记节点间最短重合路径增大节点重要性. 随机游走介数中心性^[12]依据任意两节点间随机游走经过某节点次数判别节点重要性. 该类研究表明节点间交互关联的频次和交互传输信息的规模可有效衡量节点的全局重要性程度. 网络局部属性特征主要表征节点低阶邻域内交互关联信息. 如度中心性^[13,14]反映网络节点一阶邻域局部属性特征,未考虑节点全局位置信息影响;Fowler和Christakis^[15]等集结节点周围间接关联的局部信息,形成半局中心性指标^[16,17];范文礼和Hu^[18,19]提出传输效率矩阵和关联强度矩阵用以集结节点局部属性特征.

有关网络局部结构特征与全局位置属性特征一致性演化与信息融合研究,Kitsak^[20]通过节点局部属性特征逐步删除节点度值最小节点改善k-shell方法. 邓凯旋^[21]通过节点移除,依据节点度值和移除节点的迭代层数,重构k-shell值. 李懂^[22]用熵权法融合节点局部到整体的k-shell迭代次数信息. Zeng^[23]用耗尽度衡量移除节点对目标节点影响,诱导拓展网络分层层数. Liu等^[24]依据节点k-shell值与全局最大k-shell值的差,判断节点到最大k-shell节点社团的最短距离. Yang等^[25]用节点间k-shell值的差定义节点吸引力. Sun等^[26]将网络社团分级,根据节点k-shell值交替索引各社团核心节点并排序. 该类研究侧重对网络k-shell分层迭代次数进行修正强化,忽略节点多阶递接邻居信息的影响力叠加效应.

如何利用节点局部结构信息强化全局相同位置节点重要度差异区分,拓展节点不同阶邻域内信息范畴对目标节点影响力产生分异影响,进一步细化多阶邻域节点信息异质性集结增强提高节点影响力辨识的客观性. 文献[27]认为如果节点的邻域节点具有更高的k-shell值,则节点更可能是核心网络节点.

基于此,本文首先依据网络节点交互关系构建多阶邻域矩阵,依据节点各阶邻域规模的异质性程度,实现网络节点多阶邻域贡献度异质质量化;其次通过目标节点多阶圈结构信息强化节点自身多阶邻域位置属性信息表征;最后构建基于节点邻域多属性信息集结系统模型和相应节点重要性辨识算法(Triangular structure and Neighborhood K-Shell, TNKS). 仿真表明本文算法有效提升节点重要性辨识精细性和科学性.

2 复杂网络节点辨识相关基础理论方法

设图 $G=(V,E)$ 为无向无权复杂网络,其中 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 为节点集, $|V|=n$ 个节点; $E=\{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ 为边集, $|E|=m$ 条边;邻接矩阵 $A=(a_{ij})_{N \times N}$ 表示网络结构,节点 i 与 j 有交互时, $a_{ij}=1$; 否则, $a_{ij}=0$.

网络节点 i 的邻域 $\Gamma_i = \{\Gamma_i^0, \Gamma_i^1, \dots, \Gamma_i^k\}$ 为多阶邻居节点所形成的集合;节点 i 的各阶邻域节点集合分别表示为:零阶邻域节点集合 $\Gamma_i^0 = \{j|a_{ij}=1, j=i\}$; k 阶邻域节点集合 $\Gamma_i^k = \{j|a_{j^{k-1}i}=1, j^{k-1} \in \Gamma_i^{k-1}, j \notin \Gamma_i^{0,1,\dots,k-1}\}$.

(1) k-shell理论^[20]

k-shell根据节点网络拓扑层级位置判断节点重要性. 如图1将网络分解为3层,但无法进一步对同层内节点影响力进行精细化区分排序.

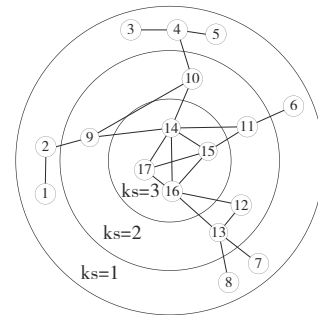


图1 k-shell方法示意图

(2) 信息熵理论^[28]

信息熵可表征网络节点属性特征从局部到整体的一致性全局统计演化规律.

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2 p(x_i) \quad (1)$$

(3) 复杂网络三角结构

三角结构是复杂网络中最小圈结构,节点与其邻域节点间形成的三角结构数量能够表征节点与全局的耦合程度. 如图2,节点组(2,3,4)存在三角结构,记 $T_{234}=1$,节点组(2,3,7)不存在三角结构,记 $T_{237}=0$.

$$\begin{cases} T_{ijk} = a_{ij}a_{jk}a_{ki} = 1, \text{点} i, j \text{和} k \text{间存在三角结构} \\ T_{ijk} = a_{ij}a_{jk}a_{ki} = 0, \text{点} i, j \text{和} k \text{间不存在三角结构} \end{cases} \quad (2)$$

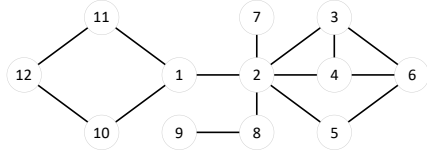


图2 三角结构示例图

3 基于多阶邻域贡献度的节点邻域多属性信息集聚模型

3.1 节点多阶邻域矩阵和邻域贡献度矩阵分析

网络中目标节点的直接邻居节点、间接邻居节点及其关联各阶邻域节点交互演化影响力形成多阶邻域贡献度矩阵。文献[15]指出节点各阶交互关系对影响力形成均有贡献,但忽略各阶贡献度的异质性分析。为此,给出节点多阶邻域贡献度定义。

定义1 网络节点多阶邻域矩阵

根据节点间原始交互关系构建网络节点多阶邻域矩阵 $F_{\Gamma} = (a_{ij}^{\tau})_{n \times n}$ 表示网络结构, τ 表示节点间交互关系

的阶数,网络节点多阶邻域矩阵表示如下。

$$F_{\Gamma} = \begin{bmatrix} a_{11}^{\tau} & a_{12}^{\tau} & \cdots & a_{1n}^{\tau} \\ a_{21}^{\tau} & a_{22}^{\tau} & \cdots & a_{2n}^{\tau} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1}^{\tau} & a_{n2}^{\tau} & \cdots & a_{nn}^{\tau} \end{bmatrix} \quad (3)$$

以图3网络间节点多阶交互关系为例进行多阶邻域矩阵拓扑演化表征。

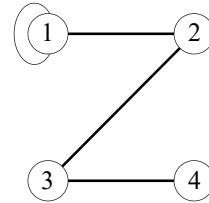


图3 四节点示例网络

基于图3构建各阶交互拓扑网络,如图4(a)~(d),融合可得节点邻域交互拓扑网络,如图4(e)。其矩阵表示如图5,根据图4中各阶交互关系分别构建矩阵 F_0, \dots, F_3 ;将各阶交互矩阵融合为 $F_{\Gamma} = F_0 \oplus \dots \oplus F_3$,因节点间交互阶存在唯一性,所以两节点间交互阶数具有唯一性。若网络节点间交互为无向时 $F_{\Gamma} = F_{\Gamma}^T$ 。

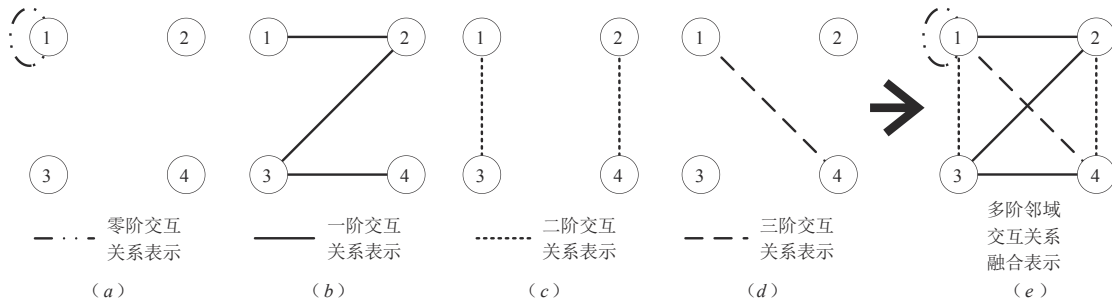


图4 网络节点多阶邻域交互关系构成图

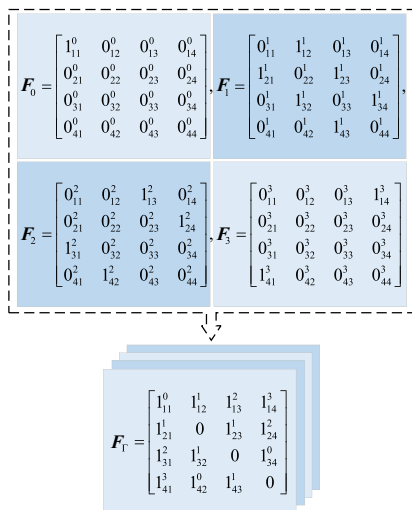


图5 网络节点多阶邻域交互关系叠加矩阵形成示意图

定义2 网络节点多阶邻域贡献度矩阵

网络节点间多阶交互关系可结合熵理论表征各阶邻域规模异质性的贡献度,这里给出节点多阶邻域贡献度 W^{τ} 定义。其多阶邻域贡献度定量化表征过程如下。

Step 1 依据目标网络邻域矩阵信息形成邻域贡献度原始决策矩阵为 B , b_i^{τ} 表示节点 i 的 τ 阶邻域节点数。

$$B = \begin{bmatrix} b_1^1 & \cdots & b_1^k \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_n^1 & \cdots & b_n^k \end{bmatrix} \quad (4)$$

Step 2 对原始决策矩阵 B 中的元素归一化处理,得规范化矩阵 R , r_i^{τ} 表示节点 i 的 τ 阶邻域节点数归一化后的值。

$$R = \begin{bmatrix} r_1^1 & \cdots & r_1^k \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_n^1 & \cdots & r_n^k \end{bmatrix} \quad (5)$$

Step 3 依据矩阵 R 计算网络节点各阶邻域的影响力贡献度. 网络中节点 τ 阶邻域贡献度 w^τ 为

$$P_i^\tau = \frac{r_i^\tau}{\sum_{i=1}^n r_i^\tau}, E^\tau = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n P_i^\tau \ln P_i^\tau, \quad (6)$$

$$w^\tau = \frac{1 - E^\tau}{k - \sum_{\tau=1}^k E^\tau}$$

则网络节点多阶邻域贡献度参数为:

$$W^\tau = [w^1 \ w^2 \ \cdots \ w^k]^\top \quad (7)$$

基于此, 构建节点多阶邻域异质贡献度模型 $F_W^{(N \times N)}$.

$$F_W = [F_1 \ F_2 \ \cdots \ F_k] \times [w^1 \ w^2 \ \cdots \ w^k]^\top$$

$$= F_1 \times w^1 \oplus F_2 \times w^2 \oplus \cdots \oplus F_k \times w^k$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & a_{12}^\tau w^\tau & \cdots & a_{1n}^\tau w^\tau \\ a_{21}^\tau w^\tau & 0 & \cdots & a_{2n}^\tau w^\tau \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1}^\tau w^\tau & a_{n2}^\tau w^\tau & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

基于节点邻域属性特征信息构建的多阶邻域异质贡献度模型 F_W 可有效集结节点邻域网络属性特征信息. 此时, 我们仅考虑所有邻域节点对目标节点的整体影响, 弱化目标节点自身网络拓扑属性特征信息贡献. 为此, 通过定义目标节点与各阶邻域节点间交互形成的圈结构数量表征目标节点自身属性特征信息对全局重要性指标形成影响.

3.2 网络节点圈结构属性信息贡献分析

节点多阶局部结构耦合全局结构的强度可表征节点自身重要性形成的贡献. 为避免丢失网络边缘节点局部属性特征信息, 将目标节点自身定义为初始圈结构, 且以网络最小圈为一个圈结构进行统计, 具体相关定义如下.

定义 3 节点多阶圈拓扑结构

τ 阶交互圈结构反映目标节点与 τ 阶交互节点间的关系特征, 当目标节点的 τ 阶交互节点集中的两个节点互为 τ 阶交互节点, 则互为 τ 阶交互节点的节点对数目就是目标节点参与形成 τ 阶交互圈结构的数目, 表示为

$$T_i^\tau = \sum_{j_1 \in \Gamma_i^\tau, j_2 \in \Gamma_i^\tau, j_1 < j_2} a_{j_1 j_2}^\tau \quad (9)$$

T_i^k 即表示节点 i 参与形成的 τ 阶圈结构数目.

定义 4 节点多阶圈拓扑结构贡献度

多阶圈结构贡献度以节点与全局多阶交互网络耦合强度表征节点局部属性信息的全局体现, 构建网络

节点多阶圈结构数量矩阵 $F_{TT} = (T_i^\tau)_{N \times K}$

$$F_{TT} = \begin{bmatrix} T_1^0 & T_1^1 & \cdots & T_1^k \\ T_2^0 & T_2^1 & \cdots & T_2^k \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ T_n^0 & T_n^1 & \cdots & T_n^k \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, 元素 T_i^τ 表示节点 i 的 τ 阶圈结构数量; 第 n 行元素数值之和代表节点 n 的多阶圈结构数量. 节点 i 的多阶圈结构对节点全局重要性指标形成的贡献即为

$$P_i^\tau = \frac{\sum_{\tau=0}^k T_i^\tau}{\sum_{i=1}^n \sum_{\tau=0}^k T_i^\tau}, T_i = -\sum_{i=1}^n P_i^\tau \log_2 P_i^\tau \quad (11)$$

其中, P_i^τ 表示节点多阶圈概率, T_i 表示节点 i 自身多阶圈结构特征信息对其全局重要性指标形成的贡献度.

3.3 节点邻域多属性信息集结系统模型

依托节点多阶邻域贡献度集结目标节点不同阶邻域不同级节点信息, 对节点 k -shell 值进行重构, 表征节点邻域空间位置信息, 使得处于同一壳面的节点因其多阶邻域内多级节点的异质分布赋予更为准确的空间位置信息划分, 使节点空间信息表述更为精细化. 为此提出以下定义.

定义 5 节点邻域多属性信息贡献模型

网络中节点空间位置信息为 $\mathbf{K}_s = [ks_1 \ ks_2 \ \cdots \ ks_n]^\top$, 用多阶邻域贡献度矩阵集结节点邻域节点空间位置信息, 即 $F_{NKS} = F_W \odot \mathbf{K}_s = (a_{ij}^\tau w^\tau ks_j)_{N \times N}$. 元素 $a_{ij}^\tau w^\tau ks_j$ 表征将节点 j 的 k -shell 值贡献至节点 i 的程度. 邻域节点属性特征信息贡献至目标节点时, 若不对邻域层内节点贡献信息能力进行归一化处理, 在贡献集结过程, 邻域节点数量分布不同会导致不同阶贡献程度的异质性丧失. 为此给出邻域层内节点 k -shell 值属性特征贡献归一化处理表示, 据此修正 F_{NKS} 为 $F'_{NKS} = (a_{ij}^\tau w^\tau ks_j / b_i^\tau)_{N \times N}$, 元素 $a_{ij}^\tau w^\tau ks_j / b_i^\tau$ 表征节点 i 集结单个 τ 阶邻域内节点空间位置属性信息的值. 同时, 节点自身交互关系识别困难造成的空间位置信息属性特征表达的缺失用节点多阶交互信息进行强化, 将 F_T 与 F'_{NKS} 融合, 形成节点邻域多属性信息贡献模型 F_{TNKS} , 表示为

$$F_{TNKS} = \begin{bmatrix} T_1 & a_{12}^\tau w^\tau ks_2 / b_1^\tau & \cdots & a_{1n}^\tau w^\tau ks_n / b_1^\tau \\ a_{21}^\tau w^\tau ks_1 / b_2^\tau & T_2 & \cdots & a_{2n}^\tau w^\tau ks_n / b_2^\tau \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1}^\tau w^\tau ks_1 / b_n^\tau & a_{n2}^\tau w^\tau ks_2 / b_n^\tau & \cdots & T_n \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, F_T 为 $N \times N$ 的对角矩阵, $F_T = \text{diag}(T_1, T_2, \cdots, T_n)$, 表示网络节点自身多阶邻域空间结构信息的贡献. 将 F_T 和 F_{NKS} 相加即有效融合网络节点多阶邻域多级节点贡献至目标节点的空间位置信息和节点自身多阶交互

形成的紧密型局部结构属性信息。

4 节点重要性辨识 TNKS 算法流程设计

4.1 TNKS 算法流程

基于节点邻域多属性信息贡献模型,提出集聚节点多阶邻域节点空间位置属性和结构属性的节点重要性序结构辨识算法(Triangular and Neighborhood K-Shell, TNKS)。节点多阶圈结构信息贡献度较高时表明节点在网络连通性功能维持中具有较高可替代性;从信息传播角度考虑,节点邻居极其紧密会导致信息局部循环传播。故将节点多阶圈结构贡献度进行修正处理。首先基于网络节点多阶邻域贡献度,集结邻域节点多级 k-shell 值;其次,集聚节点自身多阶圈结构属性特征信息;最后,融合多阶邻域位置属性信息影响力和自身结构属性信息影响力,得出节点全局重要性指标 $TNKS_i$ 。其表示为

$$TNKS_i = \sqrt{(1 - T_i)^2 + \left(\frac{\sum_{j \in n} a_{ij}^{\tau} w^{\tau} k_{sj} / b_i^{\tau}}{\sum_{i \in n, j \in n} a_{ij}^{\tau} w^{\tau} k_{sj} / b_i^{\tau}} \right)^2} \quad (13)$$

其中, $(\sum_{j \in n} a_{ij}^{\tau} w^{\tau} k_{sj} / b_i^{\tau}) / (\sum_{i \in n, j \in n} a_{ij}^{\tau} w^{\tau} k_{sj} / b_i^{\tau})$ 表示网络中节点集结各自邻域 k-shell 值的标准化处理,节点 i 的重要度指数 $TNKS_i$ 为自身多阶局部结构信息和多阶邻域位置属性信息集聚。TNKS 算法时间复杂度为 $O(n^2)$ 。索引节点间关系的最高时间复杂度为 $O(n^2)$;使用熵权法的算法时间复杂度为 $O(n\tau)$ 且 $\tau \ll n$;计算节点多阶圈结构贡献度的算法时间复杂度为 $O(n^2 - n)$ 。其算法流程如下。

4.2 评价方法

为评价本文算法节点辨识准确性和精细化程度,

算法 1 节点重要性序结构辨识算法

输入: A #输入网络邻接矩阵
 输出: List_node_TNKS #输出全局节点排序列表
 Step1 根据 A 形成邻域矩阵 F_i , 并构成原始决策矩阵 B ;
 Step2 归一化矩阵 B 中元素, 形成标准矩阵 R ;
 Step3 根据式(6)~(8)构建多阶邻域贡献度矩阵;
 Step4 根据式(9)~(11)计算网络节点圈结构贡献度;
 Step5 根据式(12)形成节点邻域多属性信息集结系统模型;
 Step6 根据式(13)计算节点 $TNKS_i$ 值;
 Step7 根据节点 $TNKS_i$ 值对节点排序。

选取文献[6,9,13,20,30]中算法和 TNKS 算法在真实复杂网络中进行对比实验,通过以下方法验证本文算法的科学性。

(1)节点辨识率(Node recognition Rate, NR)。假设目标网络 G_M 有 n_m 个节点,若此时 G_M 网络节点排序梯度 $n_r = n_m$,则 NR 为 1。NR = n_r / n_m , 范围为 (0, 1], 该值越靠近 0, 则算法节点辨识越粗粒,越靠近 1 则算法节点辨识越精细。

(2)改进收缩节点评价法。假设攻击节点间连边所需资源相等,等梯度增加资源投入对网络进行攻击。其所得网络子图数目与网络节点数量的比值上升越快,说明网络受攻击后分解的越迅速;网络最大子图规模下降越快,说明网络受攻击后可控范围缩小的越迅速;以此对比不同算法节点重要性辨识的准确性。

(3)攻击效用指数(Attack Utility Index, AUI)。表征连边攻击时,网络子图数目与网络最大可能子图数目的比值。其中 S_R 表示 R 规模资源投入连边攻击时网络子图数目; S_{\max} 为网络最大可能子图数目; $AUI_R = S_R / S_{\max}$, 为 R 规模资源投入攻击的效用指数。

4.3 仿真算例验证分析

仿真所用复杂网络实验数据集分别为:美国航空网络 US-Air^[32];爵士乐合作网络 Jazz^[33];罗伯逊植物传粉网络 Plant。文献[14]和大量仿真表明选用三阶邻域信息进行验证可有效平衡算法复杂度和实验效果准确性。上述实验网络相关统计特征数据如表 1 所示。

表 1 实验网络数据集信息

网络	n	m	$\langle k \rangle$	c	ks-max
US-Air	332	2 126	12.807	0.749	26
Jazz	198	2 742	27.697 0	0.633	29
Plant	1 884	15 255	16.194	0.000	24

本节使用节点辨识率指标衡量不同算法针对各实验网络数据集辨识节点的精细化程度。表 2 表明本文算法的节点辨识精细化程度明显优于对比算法。

基于各算法所得节点辨识排序结构,采用改进收缩节点评价法对各实验网络分别进行攻击试验,结果如图(6)~(8)所示。在较大规模网络中, TNKS 算法的节点辨识能力更强,等梯度删除网络连边时,网络崩溃速度较其余算法更为明显;由于网络拓扑结构不同,在 US-Air 网络上的辨识优势大于 Jazz 网络和 Plant 网络, Plant 网络和 Jazz 网络相比 US-Air 网络,其节点一阶邻

表 2 不同算法节点辨识率对比

算法	文献[13]	文献[9]	文献[20]	文献[6]	文献[30]	本文算法
US-Air	0.17	0.55	0.07	0.58	0.59	0.80
Jazz	0.31	0.89	0.11	0.64	0.92	0.96
Plant	0.07	0.73	0.01	0.46	0.73	0.89

域规模更大,但平均路径更短,此特征抑制了本模型对节点多阶邻域空间信息的集结.

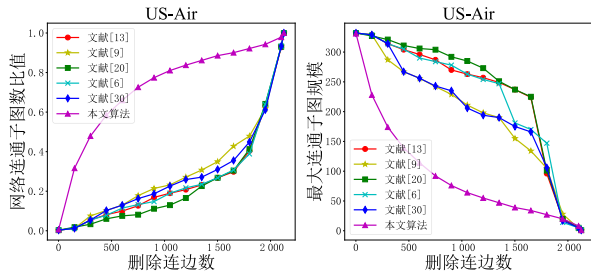


图6 基于改进收缩节点评价法对US-Air网络的攻击效果示意图

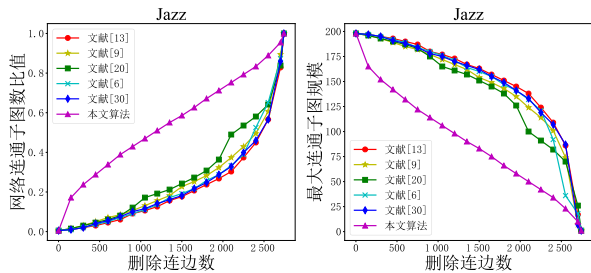


图7 基于改进收缩节点评价法对Jazz网络的攻击效果示意图

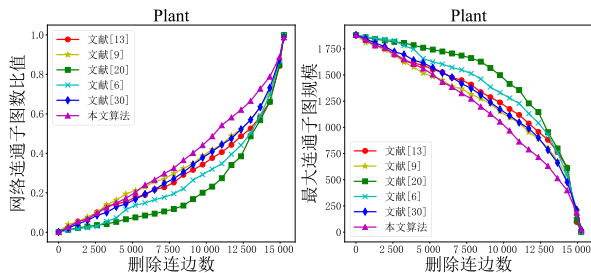


图8 基于改进收缩节点评价法对Plant网络的攻击效果示意图

等梯度资源投入量对US-Air、Jazz和Plant网络进行攻击.各算法所得攻击效用指数如表3~5所示,选取R=0.5进行分析;TNKS算法在三个网络中均有提升,其分别最大提升67.47%,39.40%和20.17%的攻击效用值,最小提升56.63%,33.84%和0.03%的攻击效用值.从实验网络规模异质性分析,针对大规模网络,单位资源攻击效用提升最大点与小规模网络相比所需的资源投入量更高;从实验网络属性特征异质性分析,对于高

表3 基于不同算法的等梯度资源投入网络攻击效用指数(US-Air)

算法	资源投入量					
	R=0.1	R=0.3	R=0.5	R=0.7	R=0.9	R=1
文献[13]	0.012 0	0.120 5	0.189 8	0.268 1	0.545 2	1.000 0
文献[9]	0.033 1	0.129 5	0.247 0	0.349 4	0.563 3	1.000 0
文献[20]	0.018 1	0.075 3	0.132 5	0.256 0	0.578 3	1.000 0
文献[6]	0.012 0	0.120 5	0.189 8	0.253 0	0.542 2	1.000 0
文献[30]	0.012 0	0.129 5	0.255 9	0.307 2	0.569 3	1.000 0
本文算法	0.391 6	0.677 7	0.813 3	0.882 5	0.939 8	1.000 0

集聚网络能更有效提升单位资源利用度.在舆情网络或传染病网络这种局部高集聚网络的管控初期或扩散时期,通过对目标网络重要节点序列依次进行重要节点间交互控制和阻隔,可在资源配给欠饱和的场景下实现最大程度问题网络瓦解.

表4 基于不同算法的等梯度资源投入网络攻击效用指数(Jazz)

算法	资源投入量					
	R=0.1	R=0.3	R=0.5	R=0.7	R=0.9	R=1
文献[13]	0.020 2	0.070 7	0.161 6	0.257 6	0.484 8	1.000 0
文献[9]	0.020 2	0.090 9	0.207 1	0.308 1	0.530 3	1.000 0
文献[20]	0.025 3	0.096 0	0.217 2	0.353 5	0.611 1	1.000 0
文献[6]	0.020 2	0.075 8	0.171 7	0.282 8	0.560 6	1.000 0
文献[30]	0.020 2	0.090 9	0.166 7	0.277 8	0.515 2	1.000 0
本文算法	0.227 3	0.409 1	0.555 6	0.707 1	0.863 6	1.000 0

表5 基于不同算法的等梯度资源投入网络攻击效用指数(Plant)

算法	资源投入量					
	R=0.1	R=0.3	R=0.5	R=0.7	R=0.9	R=1
文献[13]	0.061 0	0.154 5	0.246 3	0.389 6	0.595 5	1.000 0
文献[9]	0.058 4	0.194 3	0.288 2	0.426 8	0.640 1	1.000 0
文献[20]	0.023 9	0.066 3	0.115 7	0.253 2	0.579 1	1.000 0
文献[6]	0.020 2	0.120 0	0.192 7	0.330 7	0.601 9	1.000 0
文献[30]	0.046 7	0.144 4	0.262 2	0.427 8	0.648 1	1.000 0
本文算法	0.060 0	0.172 0	0.317 4	0.502 7	0.740 4	1.000 0

5 结论

本文对复杂网络节点多阶邻域重要性序结构辨识进行研究,通过目标节点多阶邻域矩阵集结网络节点邻域空间位置信息贡献;用目标节点多阶圈结构集结节点自身交互关联关系信息贡献,构建节点多阶邻域多属性信息集聚模型TNKS.该系统模型以目标节点多阶邻域拓扑信息为骨架,融合节点空间位置信息和结构信息的贡献,有效提升经典节点辨识算法的精度和准确度.同时该模型节省资源投入获得高程度网络瓦解,提升资源利用效能.该系统模型可拓展至动态多层高阶网络超邻接信息融合与节点重要性序结构演化预测决策.

参考文献

- [1] YU E Y, FU Y, TANG Q, et al. A re-ranking algorithm for identifying influential nodes in complex networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 211281-211290.
- [2] BATOOL K, NIAZI M A. Towards a methodology for validation of centrality measures in complex networks[J]. PLoS One, 2014, 9(4): e90283.
- [3] ZHANG Y L, YANG N D, LALL U. Modeling and simulation of the vulnerability of interdependent power-water

- infrastructure networks to cascading failures[J]. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 2016, 25(1): 102-118.
- [4] 胡钢, 许丽鹏, 徐翔. 基于时序网络层间同构率动态演化的重要节点辨识[J]. *物理学报*, 2021, 70(10): 349-360.
HU G, XU L P, XU X. Identification of important nodes based on dynamic evolution of inter-layer isomorphism rate in temporal networks[J]. *Acta Physica Sinica*, 2021, 70(10): 349-360. (in Chinese)
- [5] HAGE P, HARARY F. Eccentricity and centrality in networks[J]. *Social Networks*, 1995, 17(1): 57-63.
- [6] BORGATTI S P, EVERETT M G. A graph-theoretic perspective on centrality[J]. *Social Networks*, 2006, 28(4): 466-484.
- [7] KATZ L. A new status index derived from sociometric analysis[J]. *Psychometrika*, 1953, 18(1): 39-43.
- [8] STEPHENSON K, ZELEN M. Rethinking centrality: Methods and examples[J]. *Social Networks*, 1989, 11(1): 1-37.
- [9] BAVELAS A. A mathematical model for group structures [J]. *Human Organization*, 1948, 7(3): 16-30.
- [10] FREEMAN L C. A set of measures of centrality based on betweenness[J]. *Sociometry*, 1977, 40(1): 35-41.
- [11] FREEMAN L C, BORGATTI S P, WHITE D R. Centrality in valued graphs: A measure of betweenness based on network flow[J]. *Social Networks*, 1991, 13(2): 141-154.
- [12] NEWMAN M E J. A measure of betweenness centrality based on random walks[J]. *Social Networks*, 2005, 27(1): 39-54.
- [13] ALBERT R, JEONG H, BARABÁSI A L. Diameter of the world-wide web[J]. *Nature*, 1999, 401(6749): 130-131.
- [14] 王雨, 郭进利. 基于多重影响力矩阵的有向加权网络节点重要性评估方法[J]. *物理学报*, 2017, 66(5): 19-30.
WANG Y, GUO J L. Evaluation method of node importance in directed-weighted complex network based on multiple influence matrix[J]. *Acta Physica Sinica*, 2017, 66(5): 19-30. (in Chinese)
- [15] FOWLER J H, CHRISTAKIS N A. Dynamic spread of happiness in a large social network: Longitudinal analysis over 20 years in the Framingham heart study[J]. *BMJ*, 2008, 337(dec04 2): a2338.
- [16] CHEN D B, LÜ L Y, SHANG M S, et al. Identifying influential nodes in complex networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2012, 391(4): 1777-1787.
- [17] CHEN D B, GAO H, LÜ L Y, et al. Identifying influential nodes in large-scale directed networks: The role of clustering[J]. *PLoS One*, 2013, 8(10): e77455.
- [18] 范文礼, 刘志刚. 基于传输效率矩阵的复杂网络节点重要度排序方法[J]. *西南交通大学学报*, 2014, 49(2): 337-342.
FAN W L, LIU Z G. Ranking method for node importance based on efficiency matrix[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2014, 49(2): 337-342. (in Chinese)
- [19] HU P, FAN W L, MEI S W. Identifying node importance in complex networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2015, 429: 169-176.
- [20] KITSACK M, GALLOS L K, HAVLIN S, et al. Identification of influential spreaders in complex networks[J]. *Nature Physics*, 2010, 6(11): 888-893.
- [21] 邓凯旋, 陈鸿昶, 黄瑞阳. 一种基于改进K-shell的节点重要性排序方法[J]. *计算机应用研究*, 2017, 34(10): 3017-3019, 3084.
DENG K X, CHEN H C, HUANG R Y. Method of node importance ranking based on improved K-shell[J]. *Application Research of Computers*, 2017, 34(10): 3017-3019, 3084. (in Chinese)
- [22] 李懂, 席景科, 孙成成. 融合度与K核迭代次数的节点重要性排序算法[J]. *计算机工程与设计*, 2019, 40(6): 1518-1522, 1539.
LI D, XI J K, SUN C C. Node importance ranking algorithm with fusing degree and K-shell iteration number[J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40(6): 1518-1522, 1539. (in Chinese)
- [23] ZENG A, ZHANG C J. Ranking spreaders by decomposing complex networks[J]. *Physics Letters A*, 2013, 377(14): 1031-1035.
- [24] LIU J G, REN Z M, GUO Q. Ranking the spreading influence in complex networks[J]. *Physica A Statistical Mechanics and Its Applications*, 2013, 392(18): 4154-4159.
- [25] YANG X, XIAO F Y. An improved gravity model to identify influential nodes in complex networks based on k-shell method[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2021, 227: 107198.
- [26] SUN P G, MIAO Q G, STAAB S. Community-based k-shell decomposition for identifying influential spreaders [J]. *Pattern Recognition*, 2021, 120: 108130.
- [27] MORONE F, MAKSE H A. Influence maximization in complex networks through optimal percolation[J]. *Nature*, 2015, 524(7563): 65-68.
- [28] 胡钢, 徐翔, 高浩, 等. 基于邻接信息熵的网络节点重要性识别算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2020, 40(3):

714-725.

HU G, XU X, GAO H, et al. Node importance recognition algorithm based on adjacency information entropy in networks [J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2020, 40(3): 714-725. (in Chinese)

- [29] ZHONG S, ZHANG H T, DENG Y. Identification of influential nodes in complex networks: A local degree dimension approach[J]. Information Sciences, 2022, 610: 994-1009.
- [30] 胡钢, 高浩, 徐翔, 等. 基于重要度传输矩阵的复杂网络节点重要性辨识方法[J]. 电子学报, 2020, 48(12): 2402-2408.
- HU G, GAO H, XU X, et al. Importance identification method of complex network nodes based on importance transfer matrix[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(12): 2402-2408. (in Chinese)
- [31] ZACHARY W W. An information flow model for conflict and fission in small groups[J]. Journal of Anthropological Research, 1977, 33(4): 452-473.
- [32] COLIZZA V, PASTOR-SATORRAS R, VESPIGNANI A. Reaction—diffusion processes and metapopulation models in heterogeneous networks[J]. Nature Physics, 2007, 3(4): 276-282.
- [33] GLEISER P M, DANON L. Community structure in jazz [J]. Advances in Complex Systems, 2003, 6(4): 565-573.

作者简介



胡 钢 男, 1970 年出生于甘肃省天水市, 现为安徽工业大学管理科学与工程学院副教授, 硕士生导师. 研究方向: 多属性决策、复杂网络系统建模与网络均衡计算.

E-mail: hug_2004@126.com



卢志宇 男, 1998 年出生于安徽省亳州市, 现为安徽工业大学管理科学与工程学院在读硕士研究生. 研究方向: 复杂网络建模与分析.

E-mail: lzy_910@163.com