

文章编号:1672-3961(2026)02-0035-08

DOI:10.6040/j.issn.1672-3961.0.2024.225

基于 VIKOR-GRA 模型的复杂网络关键节点识别

张水旺,杨晨*,宗启东,胡钢

(安徽工业大学管理科学与工程学院,安徽 马鞍山 243032)

摘要:为了克服多数传统方法在复杂网络关键节点识别中单一指标和赋权主观性的问题,提出一种基于 VIKOR-GRA 模型的关键节点识别方法 VGKNI(VIKOR-GRA-Key node identification)。采用熵权法与灰色关联分析,在传统中心性指标选取的基础上,引入桥中心性指标;基于多个真实网络数据集验证本研究算法,与其他多种方法对比分析。结果表明,本研究方法所得关键节点排名合理,单调性及模拟恢复效果较部分传统方法更优。本研究方法具有处理复杂网络关键节点识别问题的优势,为复杂网络研究提供新的视角与思路。

关键词:复杂网络;关键节点识别;熵权法;VIKOR-GRA 模型;桥中心性

中图分类号:TP393;TM73 **文献标志码:**A

引用格式:张水旺,杨晨,宗启东,等. 基于 VIKOR-GRA 模型的复杂网络关键节点识别[J]. 山东大学学报(工学版),2026,56(2):35-42.

ZHANG Shuiwang, YANG Chen, ZONG Qidong, et al. Identification of key nodes in complex networks based on the VIKOR-GRA model [J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2026, 56(2):35-42.

Identification of key nodes in complex networks based on the VIKOR-GRA model

ZHANG Shuiwang, YANG Chen*, ZONG Qidong, HU Gang

(School of Management Science and Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, Anhui, China)

Abstract: To address the limitations of single-metric approaches and subjective weighting in most traditional methods for identifying critical nodes in complex networks, a novel critical node identification method based on a VIKOR-GRA model (VIKOR-GRA-Key node identification, VGKNI) was proposed. The entropy weight method and grey relational analysis were employed. Building upon the selection of traditional centrality metrics, the bridge centrality metric was introduced. The proposed algorithm was validated using multiple real-world network datasets and was compared with various other methods through comparative analysis. It was demonstrated by the results that the ranking of critical nodes obtained by the proposed method was reasonable, and that superior monotonicity and simulation recovery effects were shown compared to some traditional methods. Therefore, advantages in handling the problem of identifying critical nodes in complex networks were offered by the method presented in this paper, and a new perspective and approach for complex network research were provided.

Keywords: complex networks; key node identification; entropy weighting method; VIKOR-GRA model; bridge centrality

0 引言

复杂网络是一种由大量节点以及节点之间的复杂连接关系构成的网络结构,存在于各种系统中,如社交、生物、物流网络。近年来,关于复杂网络的研究日趋流行,特别是在 20 世纪 90 年代,复

杂网络“小世界效应”^[1]和“无标度特性”^[2]的特点被发现之后,引发大量学者对复杂网络现实系统的复杂特性进行研究。然而,网络的功能与构造会受一些节点的影响而发生改变,这些特殊节点便是关键节点,因此加强复杂网络关键节点识别有助于提高网络的稳定性、安全性。在不同研究背景下,很多学者、专家提出不同的复杂网络关

收稿日期:2024-09-03

基金项目:安徽省哲学社科规划一般项目(AHSKY2023D025)

第一作者简介:张水旺(1981—),男,安徽宿松人,副教授,硕士生导师,博士,主要研究方向为供应链网络。E-mail:zsw0022@ahut.edu.cn

*通信作者简介:杨晨(2000—),女,安徽铜陵人,硕士研究生,主要研究方向为供应链网络。E-mail:yc000312@163.com

键节点识别方法。

文献[3]在全球供应链国际贸易争端下利用转口贸易降低损失和风险的问题中,提出建立数学模型并引入新指标评估供应链连通性,可以发现关键节点并评估供应链的脆弱性。文献[4]利用数学模型综合评估节点重要性,同时研究运用灰色关联分析对粮食供应链中关键节点进行排序,探讨影响粮食安全的节点识别方法。文献[5]将节点视为网络中所有节点共同作用和贡献的产物之后引入 m 阶邻接节点的概念,并提出一种衡量复杂网络节点重要性的方法,建立通用的评估模型。文献[6]将 H 指数引入复杂网络中以评估节点的关键性,并提出了一种 H 运算方法,用以揭示节点的度、 H 指数和核数之间的关联。文献[7]将一种引力模型用于识别网络节点的重要程度,这种模型综合考虑了节点邻接信息和路径信息。文献[8]提出介度熵概念,将图熵、节点介数和邻接度信息结合起来,用于识别网络中的重要节点。文献[9]针对复杂网络中关键节点的辨识局限于单个关系网络的问题,构建有向多关系网络级联失效模型,研究多关系网络中节点重要性的识别与网络鲁棒性问题。文献[10]引入一个预测指标——改进的介数中心性,用于识别关键节点。

识别网络关键节点对研究现实系统网络具有重要意义,例如汽车制造供应链网络方面,文献[11]建立一个真实的汽车制造供应链网络级联故障模型,基于该模型,提出一个两阶段恢复策略,以增强网络的级联故障韧性;快递物流网络方面,文献[12]针对快递物流网络中点集挖掘问题,基于关键节点积极效应模型构建 DW-KPP-POS 模型,设计一种启发式算法提升模型运算效率;配电网络结构方面,文献[13]提出一种综合考虑电力网络结构图和电气特性的电网关键节点识别方法,文献[14]引入一种综合考虑多个属性的配电网络结构优化以及识别线路关键节点的方法,该方法使用支路交换法可先得到所需要的配电网络结构图,采用改进的逼近理想解排序法(technique for order preference by similarity to an ideal solution, TOPSIS)找出最佳网络结构,可以成功辨识所需的线路和关键节点。

尽管已有研究在关键节点识别领域已取得丰富成果,但多数方法在评估节点重要性时,多基于单一指标或有限的局部结构信息,难以全面捕捉节点在网络中的全局影响与跨群体连接能力,为

了弥补常用评价指标(如度中心性、介数中心性、接近中心性和特征向量中心性)未能全面衡量节点在网络不同群体间的连接能力的不足,本研究引入桥中心性作为新的节点重要度评估指标,在一定程度上可以避免形成信息孤岛,以及对重要节点的低估和误判网络脆弱性。同时,采用多准则妥协解排序法(multi-criteria optimization and compromise solution, VIKOR)、灰色关联度分析法(grey relational analysis, GRA)和熵权法等对节点重要性评估并排序。这一改进使得本研究提出的基于 VIKOR-GRA 模型的关键节点识别方法 VGKNI(VIKOR-GRA-Key node identification)能够提供更准确和可靠的排序结果。此外,通过对多个真实网络数据集进行对比分析,进一步验证本研究方法的有效性和可行性。

1 评估指标

定义复杂网络各环节为节点,相互关系为边,建立包含各环节的网络模型。网络以 $G(V, E, D)$ 来表示,其中 V 代表复杂网络中的所有节点的集合; E 代表节点之间的关系集合; D 表示各节点之间边的距离。依据节点之间的关系集合 E 可以建立节点间的关系邻接矩阵,若邻接矩阵某个元素取值为 1,表示该元素对应的节点对之间存在合作关系;若取值为 0,则该元素对应的节点对之间无合作关系。评估指标选取如下:

(1) 度中心性^[15]

$$C_d(v) = \frac{g_v}{a-1}, \quad (1)$$

式中, g_v 为节点的度数, a 为节点数。

(2) 介数中心性^[16]

$$C_b(v) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}}, \quad (2)$$

式中, σ_{st} 为各个节点之间最短路径的数量, $\sigma_{st}(v)$ 为节点 v 所在的最短路径中节点 $s \sim t$ 路线的数量。

(3) 接近中心性^[17]

$$C_c(v) = \frac{1}{\sum_{u \neq v} d(v, u)}, \quad (3)$$

式中, $d(v, u)$ 为节点 $v \sim u$ 间的最短路径长度。

(4) 特征向量中心性^[18]

$$C_e(v) = \frac{1}{\lambda} \sum_{u \in V} A_{vu} C_e(u), \quad (4)$$

式中, A_{vu} 为网络邻接矩阵,表示节点 v 和节点 u 之

间的连接关系, λ 为该网络邻接矩阵的特征值。

(5) 桥中心性^[19]。桥中心性衡量网络中每个节点是否为桥节点的程度,即量化节点在网络中充当其他节点对最短路径中介频次的指标,统计有多少对其他节点的最短路径必须经过它,经过的次数越多,此节点的桥中心性就越高。因此其作为中介出现的次数,可抽象为节点在网络中连接不同部分的能力。给定一个复杂网络 $G=(V,E)$,对于网络中的每个节点 v ,桥中心性 B_v 定义为节点 v 出现在桥中的次数。如果节点 v 是网络 G 中的桥节点,则 $B_v>0$;否则, $B_v=0$ 。具体而言,对于节点 v 的桥中心性 B_v 的计算如下

$$B_v = \sum_{\alpha=1}^n I(v \in B_\alpha), \quad (5)$$

式中: n 为供应链网络 G 中桥的总数量; B_α 为第 α 个桥, $v \in B_\alpha$ 为节点 v 出现在桥 B_α 中; $I(\cdot)$ 为指示函数,当括号中的条件成立时,其值为 1,否则为 0。

2 基于 VIKOR-GRA 模型的节点重要性评估方法

文献[20]在2007年针对复杂系统提出一种可解决其多属性、多准则优化问题的折衷排序方法——VICOR法,并且证明其在解决多准则决策问题上优于TOPSIS法^[21]。但是之前的VIKOR法在有限的评价信息下,可能会丢失部分信息,无法做出准确的评价。文献[22]基于模糊DEMATEL-相关性分析法确定关键指标和权重,确保指标更加科学合理,并有效确定指标的权重。文献[4]在文献[22]的基础之上,通过构建四个中心性指标的决策矩阵,对于已经确定的度量指标和客观的数据,运用熵权法对指标赋权。本研究在上述文献的基础上,引入桥中心性,构建决策矩阵,运用熵权法对指标赋权,结合灰色关联分析法在VIKOR基础上识别复杂网络中的关键节点。

接下来用 a, b, X 分别表示节点数、评价指标数以及评价矩阵。

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1b} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2b} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_{a1} & x_{a2} & \cdots & x_{ab} \end{pmatrix}. \quad (6)$$

评估算法流程如下。

第1步:对决策矩阵进行标准化处理,消除中心性指标之间的维度差异。处理后的标准化决策矩阵为 $K=(k_{ij})_{a \times b}$,决策矩阵中的元素 k_{ij} 的计算公式为

$$k_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^a x_{ij}^2}}, \quad (7)$$

式中, x_{ij} 为第 i 个节点的第 j 个评价指标的取值, $i \in [1, a], j \in [1, b]$ 。

第2步:采取熵权法客观赋权,消除主观因素对权重赋值的影响^[23]。该方法依赖于数据的离散程度,通过分析不同评价指标之间的相关性以及所提供的信息来确定权重。信息熵与权重的计算公式如下

$$H_j = - \sum_{i=1}^a P_{ij} \log(p_{ij}), \quad (8)$$

$$w_j = \frac{1 - H_j}{\sum_{j=1}^b (1 - H_j)}, \quad (9)$$

式中, H_j 为评价指标 j 的信息熵, w_j 为第 j 个评价指标的权重, P_{ij} 为第 i 个节点在第 j 个指标下的特征比重。

第3步:确定正理想解 r^+ 和负理想解 r^- 。

$$r^+ = \{ (\max_i r_{ij} | j \in J) \text{ or } (\max_i r_{ij} | j \in O) \}, \quad (10)$$

$$r^- = \{ (\min_i r_{ij} | j \in J) \text{ or } (\min_i r_{ij} | j \in O) \}, \quad (11)$$

式中, J 为效益型指标,即希望最大化的效果, $j \in J$ 为第 j 个指标是效益型指标; O 为成本型指标,即希望最小化的极小型指标, $j \in O$ 为第 j 个指标是成本型指标。

第4步:确定初始群体效用值 S_i 和个别遗憾值 R_i

$$S_i = \sqrt{\sum_{j=1}^b \frac{w_j (r_j^+ - r_{ij})}{r_j^+ - r_j^-}}, \quad (12)$$

$$R_i = \max \left\{ \frac{w_j (r_j^+ - r_{ij})}{r_j^+ - r_j^-} \right\}. \quad (13)$$

在决策群体效用值计算中,VIKOR法的间接距离易放大群体效用系数,而TOPSIS法^[21]的欧式距离更具合理性。因此,本研究采用欧式距离测算群体效益距离,以提升决策的准确性与科学性。

第5步:计算最大群体效用 S_i^+ ,最小群体效用 S_i^- 以及个别遗憾值 R_i^+, R_i^-

$$\begin{cases} S_i^+ = \max_i S_i \\ S_i^- = \min_i S_i \end{cases}, \quad (14)$$

$$\begin{cases} R_i^+ = \max_i R_i \\ R_i^- = \min_i R_i \end{cases}. \quad (15)$$

第6步:确定正理想方案与负理想方案灰色关

联系数 μ_{ij}^+, μ_{ij}^-

$$\left\{ \begin{aligned} \mu_{ij}^+ &= \frac{\sum_{j=1}^b (\bar{x}_j - x_{ij}) + \rho \sum_{j=1}^b |x_{ij} - \underline{x}_j|}{\sum_{j=1}^b (\bar{x}_j - x_{ij}) + \rho \sum_{j=1}^b |x_{ij} - \underline{x}_j| + \rho \sum_{j=1}^b |x_{ij} - \bar{x}_j|} \\ \mu_{ij}^- &= \frac{\sum_{j=1}^b (x_{ij} - \underline{x}_j) + \rho \sum_{j=1}^b |x_{ij} - \bar{x}_j|}{\sum_{j=1}^b (\bar{x}_j - x_{ij}) + \rho \sum_{j=1}^b |x_{ij} - \underline{x}_j| + \rho \sum_{j=1}^b |x_{ij} - \bar{x}_j|} \end{aligned} \right. \quad (16)$$

式中, \bar{x}_j 和 \underline{x}_j 分别为正理想解和负理想解在第 j 个评价指标下的取值, ρ 为分辨系数。

第7步: 计算各节点正、负理想方案灰色关联系数 μ_i^+, μ_i^-

$$\mu_i^+ = \frac{1}{a} \sum_{j=1}^b \mu_{ij}^+ \quad (17)$$

$$\mu_i^- = \frac{1}{a} \sum_{j=1}^b \mu_{ij}^- \quad (18)$$

第8步: 计算各节点的最终群体效用值以及个别遗憾值 S_i^*, R_i^*

$$S_i^* = S_i \frac{\mu_i^-}{\mu_i^+} \quad (19)$$

$$R_i^* = R_i \max_j \frac{\mu_{ij}^-}{\mu_{ij}^+} \quad (20)$$

第9步: 确定最终的最大、最小群体效用值 S^+, S^- 和个别遗憾值 R^+, R^-

$$\begin{cases} S^+ = S_i^+ \max_i S_i^* \\ S^- = S_i^- \min_i S_i^* \end{cases} \quad (21)$$

$$\begin{cases} R^+ = R_i^+ \max_i R_i^* \\ R^- = R_i^- \min_i R_i^* \end{cases} \quad (22)$$

第10步: 确定各节点的综合指标 Q_i

$$Q_i = \beta \frac{S_i^* - S^-}{S^+ - S^-} + (1 - \beta) \frac{R_i^* - R^-}{R^+ - R^-} \quad (23)$$

式中, β 为决策者偏好调节系数。

当 $\beta > 0.5$, 表明群体效用度更受管理者关注; $\beta = 0.5$, 表明管理者意愿偏向于平衡群体效用度与个别遗憾度; $\beta < 0.5$, 表明个别遗憾度更受管理者关注。接下来本研究将运用此算法来评估网络关键节点, 为体现普遍性, 将取 $\beta = 0.5$ 来计算 Q_i 值, 结果越小, 表示节点重要程度越高。

3 实证研究

为了验证本研究方法的可行性和合理性, 本研究选择 Karate 网络数据集和湖北某地实际电网仿真网络数据集作为案例, 进行关键节点识别, 同时与其他模型对比。这两个数据集一个是社交网络分析, 一个是电力系统仿真, 本研究采取领域不同的数据集进行分析, 可以体现本研究方法的普遍性。

3.1 Karate 网络数据集的 VGKNI 法分析

运用 VGKNI 法分析 Karate 网络数据集^[24], Karate 网络结构如图 1 所示。

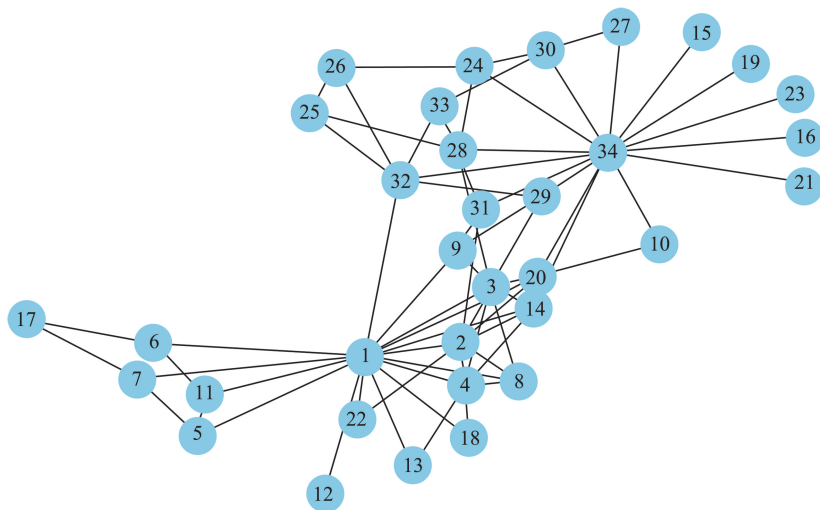


图1 Karate 网络拓扑结构图
Fig.1 Topology diagram of Karate network

将 Karate 网络数据集的数据代入式(6)~(23)运算, 以此可得 Karate 网络数据集关键节点的排名, 同时用度中心性(degree centrality, DC)法、介

数中心性(betweenness centrality, BC)法、文献[4]中方法得出的数据与本研究计算的数据进行对比, 结果如表1所示。

表 1 Karate 网络节点重要性排序
Table 1 Node importance ranking in the Karate network

排名	DC		BC		文献[4]		本研究方法	
	节点	重要度	节点	重要度	节点	重要度	节点	重要度
1	34	17	1	0.411 9	0	0.007 5	1	0.211 0
2	1	16	34	0.286 2	33	0.099 0	34	0.593 0
3	33	12	33	0.136 7	32	0.358 2	3	0.723 0
4	3	10	3	0.135 2	2	0.366 2	2	0.730 0
5	2	9	32	0.130 1	31	0.433 0	4	1.007 0
6	32	6	9	0.052 6	1	0.688 0	14	1.099 0
7	4	6	2	0.050 8	8	0.717 1	32	1.150 0
8	24	5	14	0.043 2	13	0.765 1	8	1.161 0
9	14	5	20	0.030 6	19	0.885 0	31	1.177 0
10	9	5	6	0.028 2	6	0.942 0	9	1.194 0

由表 1 可知,依据本研究方法得出排名前十的节点与其他评估方法得出的排序结果大致相同,验证本研究方法的可行性。本研究的评估方法结合了多指标,相较于单一指标方法而言,可弥补其在抗干扰性弱、场景适配性局限等方面的不足,因此得出的排名更为可信。

本研究方法计算结果中,节点 1 的重要度值小于节点 34,说明节点 1 的重要程度高于节点 34,这与图 1 的网络拓扑高度吻合。节点 1 的邻接节点(如 2、3、4、8)在本研究排名中均位列前十,而节点

34 的邻接节点仅 31、32 进入前十,说明节点 1 的核心支撑作用更强,因此本研究对节点 1 与 34 的排序更为合理。此外,节点 2 比 32 重要性更高,因为 2 的邻接 1、14、3、8、4 均为排名前十的重要节点中,而节点 32 仅有邻接节点 1 和 34 排名靠前,故本研究对于节点 2 和 32 的排序合理。

3.2 湖北某地实际电网仿真网络数据集的 VGKNI 法分析

运用 VGKNI 法分析湖北某地实际电网仿真网络^[13],网络结构如图 2 所示。

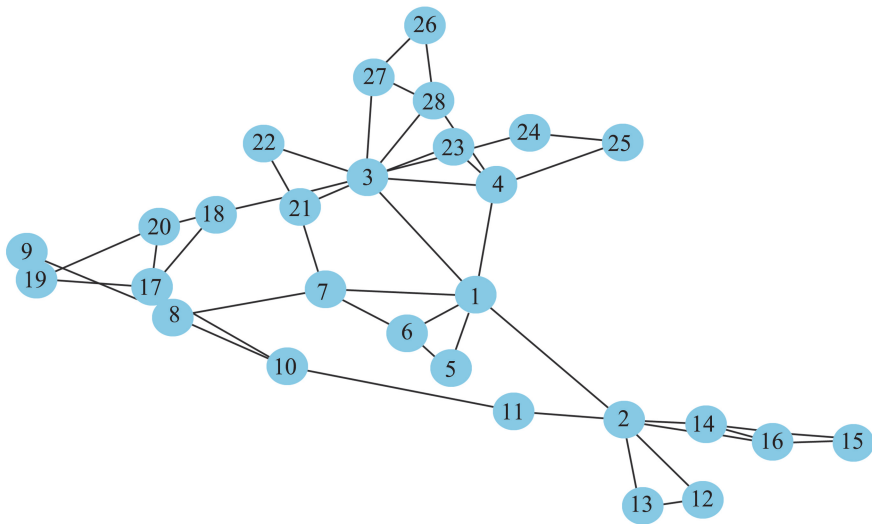


图 2 湖北某地实际电网仿真网络拓扑结构图
Fig.2 Toplogy diagram of the actual power grid simulation network in a location in Hubei

重复本研究 3.1 的流程,由此得出该仿真网络数据集中关键节点的排名,同时,将文献[13]中的评估结果与本研究求得的前 10 个节点进行对照,如表 2 所示。

本研究评估结果中,前 10 个关键节点重要性排名与文献[13]的评估结果大致相似,可以验证本研

究评估方法是可行的。本研究认为节点 4 的重要程度高于节点 2。结合图 2 和表 2 可知,节点 2 邻接节点 1、11、14 位于重要度排名前十;节点 4 邻接节点 1、3、28 位于排名前四,综合重要度比节点 2 高,故本研究认为节点 4 更重要。另外,本研究认为节点 28 比节点 7 重要,分析图 2、表 2 可知,节点 7 只有

邻接节点1排名前十;而节点28有邻接节点3、4、27均排前十,因此对节点7和28的重要性排名合理。

表2 湖北某地实际电网仿真网络节点重要度排名对比

Table 2 Node importance ranking comparison in the simulation network of a practical power grid in Hubei

排名	文献[13]		本研究方法	
	节点	重要度	节点	重要度
1	3	0.672	3	0.068
2	1	0.565	1	0.655
3	2	0.518	4	0.766
4	4	0.462	28	0.852
5	7	0.419	2	0.862
6	28	0.413	7	0.862
7	14	0.412	17	0.907
8	17	0.404	14	0.964
9	11	0.392	27	0.976
10	10	0.392	11	0.977

3.3 真实网络数据集对比分析

3.3.1 相关数据集

为了验证本研究所提出算法的优势,选择六个真实数据集,分别是 Karate 网络数据集^[24], dolphins 社交网络数据集^[25], football 策略分析网络数据集^[26], adjnoun 连结网络数据集^[27], polbooks 网络数据集^[28]以及 jazz 爵士音乐家合作网络数据集^[29],

上述真实网络相关数据属性见表3,其中节点总数、连边总数、网络平均度值、网络平均路径长度以及网络平均聚类系数分别用 n 、 m 、 $\langle k \rangle$ 、 $\langle l \rangle$ 、 $\langle c \rangle$ 表示。

表3 六个真实网络的结构特征

Table 3 Structural characteristics of six real networks

数据集	n	m	$\langle k \rangle$	$\langle l \rangle$	$\langle c \rangle$
Karate	34	69	4.058 8	2.467 0	0.388 3
dolphins	62	159	5.129 0	3.356 9	0.258 9
football	115	613	10.660 8	2.508 1	0.403 2
adjnoun	112	425	7.589 2	2.535 5	0.172 8
polbooks	105	441	8.400 0	3.078 7	0.487 5
jazz	198	2 742	27.696 9	2.235 0	0.617 4

3.3.2 单调性分析

在关键节点辨识中,单调性分析是验证方法有效性的核心环节,若节点重要性高,方法给出的评估值也更高,这种正相关关系可保障方法输出与网络实际特征相符。若方法单调性不足,易出现重要性低的节点被高估、重要性高的节点被低估的偏差。为了证明本研究方法对数据集节点的区分度更为准确,将上文6个真实网络数据集作为试验对象,分别运用 DC 法、BC 法、接近中心性(closeness centrality, CC)法、TOPSIS 法、K-shell 法以及本研究方法求解,对比分析单调性,相关数值如表4所示。

表4 6种超网络的单调性指标

Table 4 The monotonicity index of the six hypernetworks

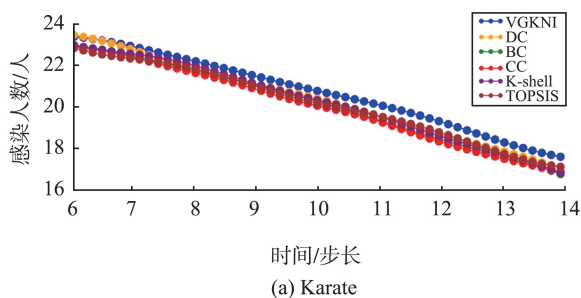
数据集	单调性指标					
	DC	BC	CC	TOPSIS	K-shell	本研究方法
Karate	0.729 0	0.772 2	0.902 7	0.954 1	0.498 3	0.954 2
dolphin	0.831 1	0.962 3	0.973 7	0.995 7	0.376 9	0.997 9
football	0.363 7	0.995 6	0.948 8	0.994 2	0.000 3	0.998 9
jazz	0.965 5	0.985 6	0.987 9	0.797 3	0.999 1	0.999 2
adjnoun	0.866 1	0.978 8	0.983 7	0.599 0	0.999 6	0.999 7
polbooks	0.825 2	0.997 4	0.984 6	0.997 4	0.494 8	0.998 5

由表4可知,本研究方法在6种网络中的单调性值高于其余方法,说明本研究方法在识别网络关键节点方面更有优势。

3.3.3 SIR 模型对比分析

为对比 DC、BC、CC、TOPSIS 法、K-shell 法以及本研究方法的性能,通过 SIR 传播动力学仿真试验(传播率0.2,恢复率0.05),以各方法识别的前10个节点为初始感染源,进行100次独立模拟并取平均结果。试验通过观察感染人数稳态阶段的曲线下降速率来评估节点重要性:下降越慢,表明对应方法识别的关键节点具有更强的传播维持

能力,这源于其高连接性可支撑感染的持续扩散,从而延缓感染规模的衰减。模拟结果如图3所示。



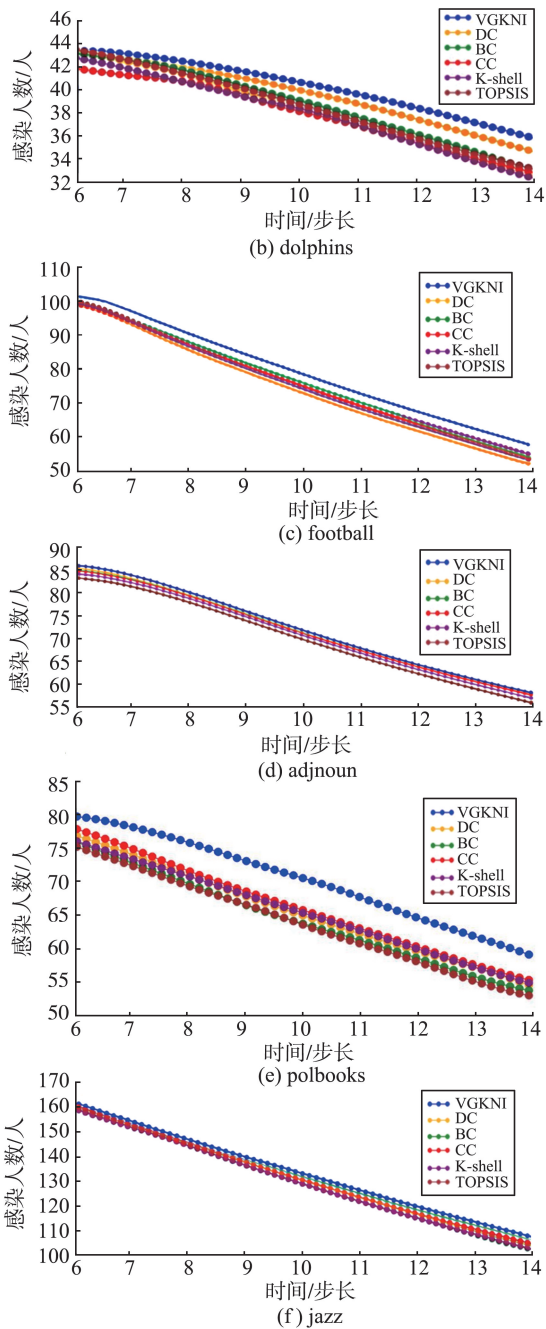


图3 感染人数数量变化

Fig.3 The change in the number of infection cases

对比图3的模拟试验结果图可以看出经过相同的时间,当感染曲线趋于稳定的时候,6条模拟曲线大部分重合,但本研究方法的曲线基本位于其他曲线的上方,说明本研究方法模拟恢复得较慢,可以理解为本研究方法识别的关键节点相比其他方法更为精准,这些节点对周围节点的影响较大,位置基本上处于网络较为核心的位置,可以证明VGKNI法的有效性。

4 结论

本研究提出一种新的复杂网络关键节点识别

方法—VGKNI法,基于VIKOR-GRA模型,引入桥中心性来量化节点在网络中充当其他节点对最短路径中介频次,综合熵权法赋权,将传统间接距离替换为欧式距离来进行群体效用值的计算,结合灰色关联分析法进行关键节点的综合识别评估。验证表明该方法在多种真实网络上同样具有可行性和有效性,相较于传统方法,本研究方法克服了单一指标和主观选择权重的问题,可以提供更为可靠的排序结果。

展望未来,考虑到供应链网络对稳定性和韧性的需求,本研究提出的方法可用于识别和分析供应链中的关键节点。这些关键节点可作为研究韧性相关指标,建立指标体系并代入研究韧性的模型中,助力全面评估供应链在不同场景下的表现。

参考文献:

[1] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. Nature, 1998, 393(6684): 440-442.

[2] BARABÁSI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks [J]. Science, 1999, 286 (5439): 509-512.

[3] 吉如媚, 张小宁, 闫黄. 考虑转口贸易的全球供应链网络关键节点识别[J]. 系统工程学报, 2023, 38(6): 850-863.

JI Rumei, ZHANG Xiaoning, YAN Huang. Identification of critical nodes in global supply chain networks considering entrepot trade [J]. Journal of Systems Engineering, 2023, 38(6): 850-863.

[4] 姜敏勤, 石小晶, 杨钰, 等. 基于多属性评价的粮食供应链网络关键节点识别[J]. 粮食科技与经济, 2023, 48(4): 83-89.

JIANG Minqin, SHI Xiaojing, YANG Yu, et al. Identification of key nodes in grain supply chain networks based on multi-attribute evaluation[J]. Food Science and Technology and Economy, 2023, 48(4): 83-89.

[5] 张喜平, 李永树, 刘刚, 等. 节点重要度贡献的复杂网络节点重要度评估方法[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2014, 11(3): 26-32.

ZHANG Xiping, LI Yongshu, LIU Gang, et al. Evaluation method of importance for nodes in complex networks based on importance contribution [J]. Complex Systems and Complexity Science, 2014, 11(3): 26-32.

[6] Lü L, ZHOU T, ZHANG Q M, et al. The H-index of a network node and its relation to degree and coreness [J]. Nature Communications, 2016, 7(1): 10168.

[7] LI Z, REN T, LIU X, et al. Identifying influential spreaders by gravity model [J]. Scientific Reports, 2019, 9(1): 8387.

- [8] 卢鹏丽, 郭旭东, 董璐, 等. 基于介度熵的复杂网络节点重要度识别方法[J]. 兰州理工大学学报, 2020, 46(2): 111-115.
LU Pengli, GUO Xudong, DONG Men, et al. Importance identification method of complex network nodes based on betweenness and degree entropy [J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2020, 46(2): 111-115.
- [9] 周博, 宾晟, 孙更新. 基于复杂网络理论的有向多关系网络级联失效研究[J]. 青岛大学学报(自然科学版), 2023, 36(3): 41-49.
ZHOU Bo, BIN Sheng, SUN Gengxin. Cascading failures of multi-relational networks based on complex network theory [J]. Journal of Qingdao University (Natural Science Edition), 2023, 36(3): 41-49.
- [10] XIAO F, LI J, WEI B. Cascading failure analysis and critical node identification in complex networks [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2022, 596: 127117.
- [11] FU X W, XU X J, LI W F. Cascading failure resilience analysis and recovery of automotive manufacturing supply chain networks considering enterprise roles [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2024, 634: 129478.
- [12] 吴旗韬, 李苑庭, 吴海玲, 等. 基于关键节点积极效应模型的快递物流网络节点集挖掘[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2024, 21(4): 28-33.
WU Qitao, LI Yuanting, WU Hailing, et al. Nodes-set mining of express logistics network based on the key player problem-positive model [J]. Complex Systems and Complexity Science, 2024, 21(4): 28-33.
- [13] 何铭, 邹艳丽, 梁明月, 等. 基于多属性决策的电力网络关键节点识别[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2020, 17(3): 27-37.
HE Ming, ZOU Yanli, LIANG Mingyue, et al. Critical node identification of a power grid based on multi-attribute decision [J]. Complex Systems and Complexity Science, 2020, 17(3): 27-37.
- [14] 林思宇, 文娟, 屈星, 等. 基于 TOPSIS 的配电网结构优化及关键节点线路识别[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2024, 21(3): 46-54.
LIN Siyu, WEN Juan, QU Xing, et al. Optimization of distribution network structure and identification of key nodes and lines based on TOPSIS method [J]. Complex Systems and Complexity Science, 2024, 21(3): 46-54.
- [15] BONACICH P. Factoring and weighting approaches to status scores and clique identification [J]. The Journal of Mathematical Sociology, 1972, 2(1): 113-120.
- [16] NEWMAN M E J. A measure of betweenness centrality based on random walks [J]. Social Networks, 2005, 27(1): 39-54.
- [17] 刘建国, 任卓明, 郭强, 等. 复杂网络中节点重要性排序的研究进展[J]. 物理学报, 2013, 62(17): 9-18.
LIU Jianguo, REN Zhuoming, GUO Qiang, et al. Node importance ranking of complex networks [J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(17): 9-18.
- [18] STEPHENSON K, ZELEN M. Rethinking centrality: methods and examples [J]. Social Networks, 1989, 11(1): 1-37.
- [19] JENSEN P, MORINI M, KARSAI M, et al. Detecting global bridges in networks [J]. Journal of Complex Networks, 2016(3): 319-329.
- [20] OPRICOVIC S, TZENG G H. Extended VIKOR method in comparison with outranking methods [J]. European Journal of Operational Research, 2007, 178(2): 514-529.
- [21] OPRICOVIC S, TZENG G H. Compromise solution by MCDM methods: a comparative analysis of VIKOR and TOPSIS [J]. European Journal of Operational Research, 2004, 156(2): 445-455.
- [22] 董文心, 王英, 张悦, 等. 基于 DEMATEL-相关性分析和 VIKOR-灰色关联分析的供应链绩效评价模型研究 [J]. 科技管理研究, 2018, 38(9): 191-197.
DONG Wenxin, WANG Ying, ZHANG Yue, et al. Research on the model of supply chain performance evaluation based on DEMATEL-correlation analysis and VIKOR-gray relational analysis [J]. Science and Technology Management Research, 2018, 38(9): 191-197.
- [23] RAO D, SAI N V, BABU K P. An integrated approach using VIKOR and entropy methods for a supplier selection problem [J]. International Journal of Engineering Science, 2017, 8(3): 1-9.
- [24] ZACHARY W W. An information flow model for conflict and fission in small groups [J]. Journal of Anthropological Research, 1977, 33(4): 452-473.
- [25] LUSSEAU D. The emergent properties of a dolphin social network [J]. Proceedings Biological Sciences, 2003, 270(Suppl 2): 186-188.
- [26] PENA J L, Touchette H. A network theory analysis of football strategies [J]. Arxiv Preprint Arxiv, 2012: 517-528.
- [27] GASSER M, SMITH L B. Learning nouns and adjectives: a connectionist account [J]. Language and Cognitive Processes, 1998, 13(2/3): 269-306.
- [28] MALATHI A, RADHA D. Analysis and visualization of social media networks [C]//2016 International Conference on Computation System and Information Technology for Sustainable Solutions (CSITSS). Bengaluru, India. IEEE, 2016: 58-63.
- [29] GLEISER P M, DANON L. Community structure in jazz [J]. Advances in Complex Systems, 2003, 6(4): 565-573.