

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.180710

基于节点影响力的电力通信网拓扑结构诊断

吴润泽¹, 吴万旭¹, 李莉², 樊冰¹, 唐良瑞¹

(1. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206; 2. 国网冀北电力有限公司经济技术研究院, 北京 100160)

摘要: 结合电力通信网络的结构特征, 建立了面向电力通信网络的复杂网络模型, 从节点邻居拓扑特征和网络聚合特征出发定义了节点影响力。采用网络属性值信息熵计算网络拓扑特征及其对节点影响力的整体贡献度, 从连通性和网络效率的角度分析节点故障后对网络拓扑抗毁性和鲁棒性的影响。分别针对 BA 网络、WS 网络、地市骨干电力通信网络和省级骨干电力通信网络的节点影响力进行了仿真分析。结果显示在网络效率和连通度方面, 与采用其他复杂网络指标的方法相比, 所提出的方法能够更好地反映关键节点的传播影响力。

关键词: 节点影响力; 复杂网络; 电力通信网; 网络抗毁性; 网络鲁棒性; 网络诊断

Topology diagnosis of power communication network based on node influence

WU Runze¹, WU Wanxu¹, LI Li², FAN Bing¹, TANG Liangrui¹

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. State Grid Jibei Economic Research Institute, Beijing 100160, China)

Abstract: Based on the structural characteristics of the power communication network, this paper establishes a complex network model for the power communication network, and the node influence is defined from the neighbor topology characteristics and network aggregation characteristics of nodes. This paper uses the information entropy of network attribute value to calculate the overall contribution degree of network topology to node influence, and then analyzes the effect after node deletion on network topology vulnerability from the perspective of network connectivity and efficiency. Finally, the simulation analysis is conducted on the influence of the nodes in BA network, WS network, the regional backbone power communication network and the provincial backbone power communication network. The results show that this method can better reflect the impact of key nodes in terms of network efficiency and connectivity compared with other methods using complex network indicators.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51507063) and Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. 2016MS05).

Key words: node influence; complex network; power communication network; network survivability; network robustness; network diagnosis

0 引言

网络诊断是一种适用于工业、管理等系统运行、维护、规划分析的技术, 通过收集已有网络状态推断得出隐藏于网络现状中的非观测信息。网络诊断通过识别网络传输动力学的关键环节, 分析其对网络安全可靠性的影响从而评估网络失效状态的传播动力学演化行为, 减少由于网络失效造成的损失。

我国电力通信网结构复杂、规模庞大, 省级通信网大多呈现小世界特性, 各地市级电力通信拓扑均具有无标度网络特征, 且有些地区网络节点之间构成三角结构^[1-4], 通过网络拓扑结构诊断, 有助于分析网络多网融合形态下的复杂系统间可靠性相互影响及作用, 进一步演绎故障传播机理和网络崩溃规模。

网络节点影响力代表了网络中节点对网络可靠性的影响程度, 通过节点度中心性、介数中心性等单一属性能简单直观度量网络节点影响力, 但由于这些方法仅针对网络的单一特征进行分析, 因此存在一定的局限性。也有方法通过网络删除节点后得

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51507063); 中央高校基本科研业务费专项基金(2016MS05)

到的生成树数目来判断节点影响力^[5],认为生成树的数目越少,节点影响力越大,但这种方法存在多个节点影响力相同的不足。综合考虑节点的全局和局部影响力,从节点接近度和其在邻域中的关键度出发判断节点影响力^[6]也是一种有效的方法,这种方法从介数角度出发,更多地考虑最短路径对节点的影响,忽略了网络拓扑结构的影响。此外,有些方法从网络子图^[7]、随机游走^[8-9]等角度计算节点影响力,文献[10]研究了网络流对节点影响力的影响,文献[11]利用节点收缩法来判断节点影响力。

电力通信网作为电力系统运行的相依网络^[12],其网络节点众多、拓扑结构多样化,业务运行对传输安全可靠要求极高^[13],特别在当前信息物理融合的态势下,电力通信网络节点失效在整个复杂系统间的传播影响需要有针对性的研究。大量的研究表明,不管是在通信网络^[14]、电子邮件网络^[15]或是食物链网络^[16]中,度中心性都是评判节点影响力的一个重要因素,而文献[17]对社会网络的研究表明,网络的聚集特征也会对节点影响力造成影响。文献[18]在美国西部电网中做了节点影响力的评估实验,但在我国电力通信网中三角结构相对较多,并且三角节点通常作为路径转接节点具有子网连接功能,而边缘节点通常作为终端节点,其重要性弱于三角节点,文献[18]中没考虑三角节点对子网间连接的重要性。

电力通信网中三个节点两两相互连接形成一个稳定三角结构^[19],三角结构中的节点具有路径转接的重要作用,相对于末端节点而言对整个网络的连通性作用更大,因此在网络结构中通过诊断分析区分出三角结构有助于分析节点失效对网络连通传播特性的影响。本文综合考虑节点的邻居规模特征和聚合属性提出一种新的节点影响力度量方法,它有效解决了文献[18]中边缘节点比三角节点影响力大的问题,并且同时考虑了节点邻居的数目特征和结构特征,能够更加准确地判断出节点影响力,并在此基础上对网络的抗毁性和鲁棒性进行诊断。

1 拓扑诊断分析理论

1.1 复杂网络模型

拓扑诊断分析主要是针对网络拓扑结构的抗毁性和鲁棒性进行分析,尽可能精确地预告网络的拓扑状态,在努力保证可靠性的同时尽可能减少网络运行维护成本。节点度和节点二级度是衡量网络节点影响力的重要属性,它们从网络拓扑的角度反映了节点状态发生变化时传播影响的范围,聚类系数反映了节点周围三角结构的存在情况,它表征了节

点状态改变时,传播影响能够控制在节点邻域范围内的能力。

为了便于分析,本文不考虑电力通信网各节点容量等因素的影响,将全部节点视为无差别节点,将电力通信网抽象为一个无向无权的复杂网络。假设网络 $G=(V,E)$ 是由 $|V|=N$ 个节点和 $|E|=M$ 条边组成的无向网络。节点度是指与该节点相连的网络节点数目,反映了节点与整体网络的连接程度,表征了网络拓扑局部连通性,网络中任意一个节点 i 的度 k_i 可表示为

$$k_i = \sum_{j \in G} \delta_{ij} \quad (1)$$

式中, $\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & i \text{到} j \text{有连接} \\ 0 & i \text{到} j \text{没有连接} \end{cases}$ 。

网络节点的二级度 f_i 反映了节点自身度与其邻居节点度之和,表示为

$$f_i = k_i + \sum_{w \in \Gamma_i} k_w \quad (2)$$

式中: k_w 为节点 w 的度; Γ_i 为节点 i 的邻居节点集合。

聚类系数描述网络中节点与其邻居节点之间的相互连接^[12],反映了节点周围三角结构的存在情况,描述节点邻居之间连通能力指标,表示为

$$c_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (3)$$

式中, e_i 表示节点 i 邻居节点的连边数。

1.2 多属性决策模型

多属性决策^[20]是在考虑多个属性或指标的情况下,选择最佳备选方案的决策问题,是用来确定属性权重的重要方法之一。本文选择基于相似关系的多属性决策方法,即计算网络属性值的信息熵来确定不同指标之间的权重,当选择的指标是所有节点共有属性时,属性值相似度越大则其区分节点的能力越弱,因此可得到指标组合的最优方案,具体算法表示为

$$E_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m \frac{r_{ij}}{\sum_{i=1}^m r_{ij}} \ln \frac{r_{ij}}{\sum_{i=1}^m r_{ij}} \quad (4)$$

$$w_j = \frac{1 - E_j}{n - \sum_{j=1}^n E_j} \quad (5)$$

式中: r_{ij} 表示第 j 个指标的第 i 个属性值,即第 j 个指标下节点 i 的值; m 表示属性值的个数; n 表示不同指标的个数; w_j 为第 j 个指标的权重。

1.3 节点影响力计算

节点影响力的计算是网络拓扑结构诊断的前提,网络中每个节点根据其影响力大小对网络可靠

性产生不同影响, 对网络中影响力大的节点进行优先维护是提高网络可靠性有效途径。由于电力通信网是稀疏网络且具有无标度性, 其节点度大多数为 1 或 2, 只有少部分节点拥有较大的节点度且多呈星型分布, 因此在节点影响力的计算过程中首先考虑节点度是判断节点影响力的重要指标, 它反映了节点邻居的规模并且强节点自身属性的影响。聚类系数虽然不能反映邻居节点的规模, 但它描述了节点周围三角结构的存在情况, 在一定程度上反映了节点邻居之间的紧密程度。在电力通信网中, 一个节点失效后, 是否可以找到一条路径继续完成业务传输也将是判断节点影响力的重要依据。因此本文提出一种节点影响力评价指标 q_i , 表示为

$$q_i = w_z \frac{z_i}{\sqrt{\sum_{j=1}^N z_j^2}} + w_g \frac{g_i}{\sqrt{\sum_{j=1}^N g_j^2}} \quad (6)$$

式中, w_z 和 w_g 是根据多属性决策模型确定的权值。

z_i 是节点度 k_i 归一化后的结果, 表示为

$$z_i = \frac{h_i - \min(h_i)}{\max(h_i) - \min(h_i)} \quad (7)$$

h_i 表示为

$$h_i = \frac{k_i}{N-1} \quad (8)$$

式中, N 表示节点总数。参数 g_i 表示为

$$g_i = \frac{\max_{1 \leq j \leq N} \left\{ \frac{c_j}{k_j} \right\} - \frac{c_i}{k_i}}{\max_{1 \leq j \leq N} \left\{ \frac{c_j}{k_j} \right\} - \min_{1 \leq j \leq N} \left\{ \frac{c_j}{k_j} \right\}} \quad (9)$$

式中: c_i 表示节点 i 的聚类系数; k_i 为节点度。

度指标描述节点的邻居规模, 反映了网络与节点的连接程度, 节点的度越大表示其与整体网络的连接边数越多, 它表征了网络局部连通性。然而只考虑节点的邻居规模并不能反映节点与其邻居之间的结构特征, 聚类系数描述了节点周围三角结构的存在情况, 节点周围的三角结构越多则其邻居节点之间的连边数越多, 节点的邻居之间连接越紧密。为了更加精确地度量节点影响力, 本文考虑节点度信息的同时结合了节点周围三角结构的存在情况, 以使度量结果更加可靠。由于不同指标对节点影响力的贡献不同, 而根据多属性决策理论, 属性值相似度越高, 该属性对决策结果的影响越小, 所以本文算法根据不同指标属性值的相似度来确定其对节点影响力的贡献。

聚类系数反映的是节点间的紧密程度, 而节点度更侧重于反映节点的规模, 所以本文对这两个指

标使用同趋化函数 $u(x) = \frac{x}{\sum x^2}$ 进行处理, 使得

q_i 反映同一个节点上两个不同性能相互作用效果。

本文以文献[18]中用于测试算法的 10 节点图(见图 1)为例验证指标的有效性, 图中各节点的属性值如表 1 所示。在图 1 中可以观察到, 显然节点 4 的影响力要大于节点 2, 然而在仅考虑最常用的判别指标度或二级度时, $k_2 = k_4 = 3$, $f_2 = f_4 = 11$ 无法区分两节点影响力的大小, 文献[18]中的基于二级度和集聚系数的指标 p_i 虽然可以区分节点 2 与节点 4 的影响力, 但由于 p_i 指标没有进行不同指标之间节点影响力的量化区分, 导致在考虑三角节点 1 与末端节点 5、7、9、10 的影响力时, 文献[18]中的算法认为节点 1 的影响力小于所有的末端节点, 这忽略了 1 节点的路径转接作用, 在电力通信网中转接节点的重要性要高于末端节点。通过式(6)中的公式计算可以得到 $q_4 = 0.3884$, $q_2 = 0.3571$, $q_1 = 0.1590$, $q_5 = q_7 = q_9 = q_{10} = 0.0705$, 此时 $q_4 > q_2$, $q_1 > q_5 = q_7 = q_9 = q_{10}$ 表明在 q_i 指标下节点 4 的影响力大于节点 2, 并且三角节点 1 的影响力大于末端节点, 突出了节点 1 的路径转接作用。因此在考虑节点邻居的规模特征和聚集属性的同时注意区分不同属性对节点影响力的作用, 有助于得到更可靠的节点影响力度量结果。

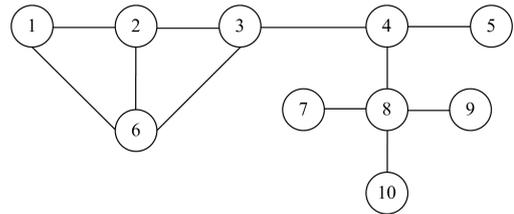


图 1 10 节点网络拓扑图

Fig. 1 A 10-node network graph

表 1 网络中各节点的属性

Table 1 Attribute of each node in the network

节点编号	k_i	f_i	p_i	z_i	g_i	q_i
1	2	8	0.289 8	0.333 3	0	0.159 0
2	3	11	0.591 3	0.666 7	0.555 6	0.357 1
3	3	12	0.725 9	0.666 7	0.777 8	0.372 8
4	3	11	0.772 8	0.666 7	1	0.388 4
5	1	4	0.519 3	0	1	0.070 5
6	3	11	0.591 3	0.666 7	0.555 6	0.357 1
7	1	5	0.555 5	0	1	0.070 5
8	3	10	0.736 6	1	1	0.547 4
9	1	5	0.555 5	0	1	0.070 5
10	1	5	0.555 5	0	1	0.070 5

1.4 诊断分析

电力通信网的拓扑结构诊断主要是针对电力通信网络拓扑的可靠性进行诊断,网络中每个节点对网络可靠性的影响不同,当节点被删除后,网络可靠性的下降程度代表了该节点对整个网络的影响力。在不同拓扑结构中,影响力大的节点具备相似的特征,通过算法准确找到影响力大的节点对网络可靠性的分析具有重要意义。电力通信网中网络可靠性分析主要包括抗毁性分析和鲁棒性分析两个方面,对电力通信网的拓扑结构诊断也要从这两个方面进行分析。

1.4.1 网络抗毁性

网络抗毁性主要是指当网络关键部分遭受到攻击时仍能完成关键服务的能力,本文从网络性能的角度衡量网络抗毁性,网络的性能可以用网络效率来定量描述,网络效率越高代表网络性能越好则网络抗毁性越强,当影响力大的节点被删除时会造成网络效率的急剧下降,从而借此判断节点对网络抗毁性的影响。一般而言,两个节点之间距离越近,信息在这两个节点之间就越容易传播,其网络效率越高。因此两个节点 (i, j) 之间效率定义为最短路径的倒数,即: $e_{ij} = 1/d_{ij}$ 。假设移走网络中的某个节点,则与该节点相连的所有边会被全部移除,如果任意两个节点间最短路径通过某节点,该节点对之间的最短路径增大,节点对之间的网络效率减小,整体网络的效率增加。当这两个节点之间没有路径相连时,其效率会降为零。全局网络效率表示所有节点对之间效率的平均值。

$$E = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j \in G'} \frac{1}{d_{ij}} \quad (10)$$

式中: N 表示节点个数, $G' \subseteq G$ 表示删除节点后所有节点组成的集合; E 的取值范围为 $[0,1]$,当 $E=1$ 时,表示网络是全连通的,网络性能最好;当 $E=0$ 时,表示网络是由孤立点组成的。

在进行网络抗毁性诊断时,本文通过删除一定比例 $p(p \in (0,1))$ 的节点模仿网络受到攻击时的实验,观察网络效率的变化然后进一步分析网络抗毁性的变化。网络效率的下降率定义为

$$\varepsilon = 1 - \frac{E}{E_0} \quad (11)$$

式中: E_0 表示网络未受到攻击时的网络效率; ε 的取值范围为 $[0,1]$,当 $\varepsilon=0$ 时,表示在网络遭受攻击后,网络效率没有下降,当 $\varepsilon=1$ 时,表示网络遭受攻击后,网络效率下降为零。

1.4.2 网络鲁棒性

网络鲁棒性是用来衡量网络删除节点后剩余节点对之间仍然能保持连通能力的属性,反映了不同网络单元失效后网络性能下降的不同程度,指明网络中的薄弱单元,通常用连通度^[21]来定量描述,定义为移除任意节点后网络中仍连通的节点对数与网络总节点对数之比的均值:

$$\eta = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \in G'} \sum_{j \neq i} l_{ij} \quad (12)$$

式中, l_{ij} 表示节点 i 到节点 j 连通性,若节点 i 到节点 j 有边相连,则 $l_{ij}=1$,否则为 0 。网络鲁棒性表示节点删除后的节点分割情况, η 取值越小,表示网络中不连通的节点对数越多,网络的解裂程度越严重。在进行网络鲁棒性诊断时,本文通过删除网络中影响力最大的几个节点观察网络连通度变化,借此反映节点对网络鲁棒性的影响。

2 仿真分析

2.1 网络结构

为了在进一步研究节点对网络可靠性的影响的同时验证本文定义节点影响力指标的有效性,本文在仿真网络和真实网络中分别进行网络拓扑结构诊断仿真。由于省级电力通信网具有小世界特性而各地市级通信网具有无标度特性,因此本文选用1000节点的小世界网络对省级电力通信网进行仿真,选用100节点的无边度网络对地市级网络进行仿真,所选择的仿真网络拓扑结构基本特征如表2所示, N 表示网络节点数、 M 表示边数、 $\langle k \rangle$ 表示节点的平均度、 $\langle d \rangle$ 表示网络的平均最短距离、 $\langle c \rangle$ 表示节点的平均聚类系数,因为本文对多种不同参数的仿真网络进行了实验,表2中仿真网络的基本特征为所有同类型网络的平均值。

表2 不同仿真网络的特征参数

Networks	N	M	$\langle k \rangle$	$\langle d \rangle$	$\langle c \rangle$
1 000 节点 BA 网络	1 000	5 972	11.943 1	3.072 5	0.038 5
1 000 节点 WS 网络	1 000	3 708	7.415 7	4.379 0	0.217 0
100 节点 BA 网络	100	197	3.94	3.103 2	0.098 2
100 节点 WS 网络	100	198	3.96	3.800 6	0.203 0
地市级电力 通信网	195	257	2.635 9	6.022 7	0.116 3
省级电力 通信网	693	941	2.715 7	10.233 5	0.145 5

2.2 仿真网络拓扑结构诊断

2.2.1 仿真网络结构特征

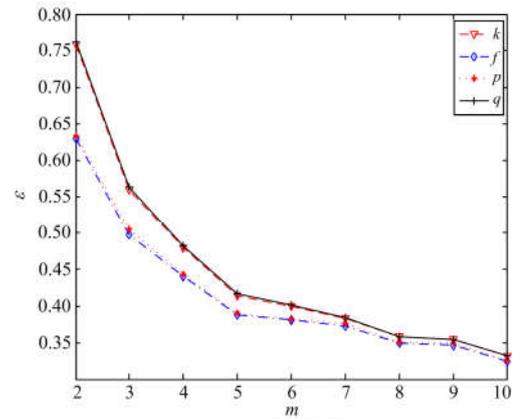
本文选用与电力通信网络具有相似特性的无标度网络和小世界网络为代表对仿真网络进行诊断分析。在进行网络抗毁性诊断分析时, 本文分别对新连边数 m 为 2~10 的 9 种不同参数无标度网络和平均度设置为 4~10 的 7 种不同参数小世界网络进行仿真, 所有生成网络的总结点数均为 1 000。9 种不同的无标度网络平均最短距离区间为 [2.562 8, 4.312 3], 其平均值为 3.072 5, 平均聚类系数区间为 [0.012 7, 0.060 3], 其平均值为 0.038 5。7 种不同的小世界网络平均最短距离区间为 [3.604 6, 6.217 7], 其平均值为 4.379 0, 平均聚类系数区间为 [0.171 5, 0.232 9], 其平均值为 0.217 0。

在进行网络鲁棒性诊断分析时, 本文分别对新连边数 m 为 2 的无标度网络和平均度参数设置为 4 的小世界网络进行仿真, 生成网络的总结点数设置为 100, 这是因为仿真网络节点之间的连边数和节点数呈正比且要远大于真实电力通信网, 节点增多会使得实验效果不明显。生成的无标度网络平均最短距离为 3.103 2、平均聚类系数为 0.098 2, 生成的无标度网络平均最短距离为 3.800 6、平均聚类系数为 0.203 0。

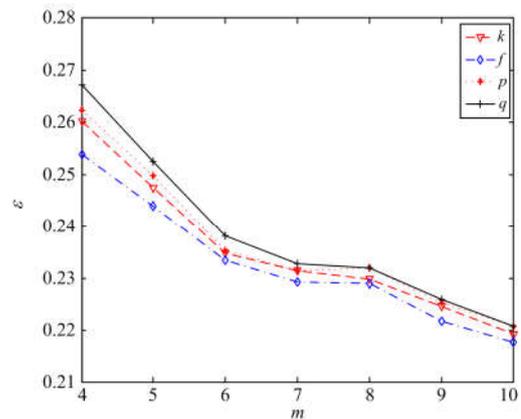
2.2.2 抗毁性诊断分析

对仿真网络进行抗毁性诊断分析时, 选用本文指标 (q_i)、基于二级度和集聚系数的指标 (p_i)、度指标 (k_i) 和二级度指标 (f_i) 进行比较, 在相同网络中根据不同指标的排序结果, 删除网络中影响力排名靠前的 10% 的节点, 观察不同状态的无标度网络和小世界网络删除节点后的网络效率下降率, 从而分析得到网络抗毁性的变化。不同参数的网络删除节点后的网络效率下降率的变化情况如图 2 所示。

从图 2(a)中可以看出, 对不同 m 值的无标度网络, 删除其排名前 10% 的节点之后, 随着 m 值的增大, 所有指标对应的网络效率下降率都在减小, 说明随着 m 值的增大, 网络抗毁性越来越强, 删除一部分节点对网络性能造成的影响越来越小。而且虽然所有指标都呈下降趋势, 但按照本文指标 q_i 排序删除节点后, 网络效率下降率明显高于其他指标, 说明 q_i 能比其他指标更准确地判断节点对网络抗毁性影响力。从图 2(b)中可以观察到, 各指标依然呈下降态势, 这说明随着平均度的增大, 网络抗毁性越来越强, 但 p_i 指标在绝大多数情况下优于其他指标, 说明在小世界网络中 q_i 指标依然能保证良好的有效性。



(a) BA网络



(b) WS网络

图 2 仿真网络的效率下降率变化情况

Fig. 2 Change of network efficiency decline rate in simulation network

2.2.3 鲁棒性诊断分析

对仿真网络进行鲁棒性的诊断分析时, 仿真同样选用本文指标 (q_i)、基于二级度和集聚系数的指标 (p_i)、度指标 (k_i) 和二级度指标 (f_i) 在同等条件下进行比较, 在相同网络中分别连续删除不同指标计算出的网络中影响力排名靠前的节点, 观察删除节点后网络连通度的变化从而分析得到不同指标计算出的节点对网络鲁棒性的影响。对于生成的无标度网络, 在删除前 5 个节点之后, 不同指标之间出现分歧, 按不同指标排序后排名靠前的节点情况以及连续删除节点后的网络鲁棒性如表 3—表 7 所示。

由表 3—表 7 可知, 虽然不同指标选择前 4 个节点不尽相同, 但其对网络鲁棒性的影响却是相同的, 这是因为仿真网络的连边数远大于真实网络。在刚开始删除节点时, 网络中几乎所有节点之间都有两条以上的路径相连, 删除节点之后对剩余节点之间的连通性几乎不造成影响。在删除 5 个节点之后, 二级度指标 f_i 和基于二级度、集聚系数的指标

p_i 认为 4 号节点很重要, 排在第 3 位; 而本文指标认为 13 号节点更重要, 因为在无标度网络中相较于邻居节点度的影响自身节点度更为重要, 而实验结果也说明了这一点。在删除第 6 个节点时, 度指标 k_i 认为 4 号节点重要, 而本文指标选择了 40 号节点, 因为本文 4 号节点和 40 号节点度数虽然相同, 但 40 号节点的邻居连边情况明显少于 4 号节点, 所以其对网络鲁棒性的影响更大一些。对于生成的小世界网络, 由于其网络连通性比无标度网络更大, 直到删除前 16 个节点时网络连通度才出现明显差异,

表 3 根据 k_i 排序排名靠前的节点情况

Table 3 State of ranked higher nodes after sorting by k_i

节点编号	k_i	f_i	e_i	p_i	q_i
2	22	144	12	0.499 8	0.518 0
3	16	116	7	0.422 5	0.364 9
7	11	78	2	0.317 8	0.237 3
11	11	84	5	0.333 7	0.237 3
13	10	74	3	0.306 4	0.211 8
4	9	79	3	0.320 0	0.186 2

表 4 根据 f_i 排序排名靠前的节点情况

Table 4 State of ranked higher nodes after sorting by f_i

节点编号	k_i	f_i	e_i	p_i	q_i
2	22	144	12	0.499 8	0.518 0
3	16	116	7	0.422 5	0.364 9
11	11	84	5	0.333 7	0.237 3
4	9	79	3	0.320 0	0.186 2
7	11	78	2	0.317 8	0.237 3
13	10	74	3	0.306 4	0.211 8

表 5 根据 p_i 排序排名靠前的节点情况

Table 5 State of ranked higher nodes after sorting by p_i

节点编号	k_i	f_i	e_i	p_i	q_i
2	22	144	12	0.499 8	0.518 0
3	16	116	7	0.422 5	0.364 9
11	11	84	5	0.333 7	0.237 3
4	9	79	3	0.320 0	0.186 2
7	11	78	2	0.317 8	0.237 3
13	10	74	3	0.306 4	0.211 8

表 6 根据 q_i 排序排名靠前的节点情况

Table 6 State of ranked higher nodes after sorting by q_i

节点编号	k_i	f_i	e_i	p_i	q_i
2	22	144	12	0.499 8	0.518 0
3	16	116	7	0.422 5	0.364 9
7	11	78	2	0.317 8	0.237 3
11	11	84	5	0.333 7	0.237 3
13	10	74	3	0.306 4	0.211 8
40	9	46	1	0.229 5	0.186 3

表 7 连续删除节点后的网络鲁棒性

Table 7 Robustness of the network after the node is deleted continuously

删除节点个数	1	2	3	4	5	6
η_k	0.980	0.960	0.941	0.921	0.883	0.864
η_f	0.980	0.960	0.941	0.921	0.902	0.864
η_p	0.980	0.960	0.941	0.921	0.902	0.864
η_q	0.980	0.960	0.941	0.921	0.883	0.828

按度指标 k_i 、二级度指标 f_i 、基于二级度和集聚系数的指标 p_i 删除节点后网络连通度分别为 0.687 5、0.687 5 和 0.704 2, 而本文指标 p_i 在删除 16 个节点之后的网络连通度为 0.671 1, 这说明按本文指标删除的节点对网络鲁棒性影响更大, 因此本文指标更能代表节点影响力。

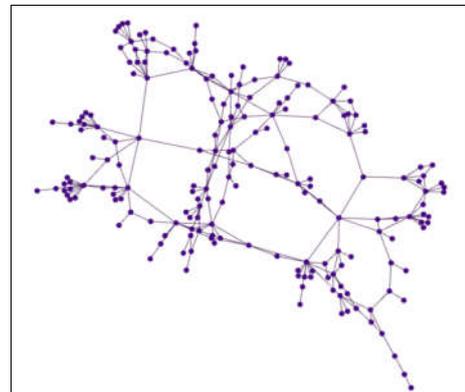
2.3 真实网络拓扑结构诊断

2.3.1 真实网络结构

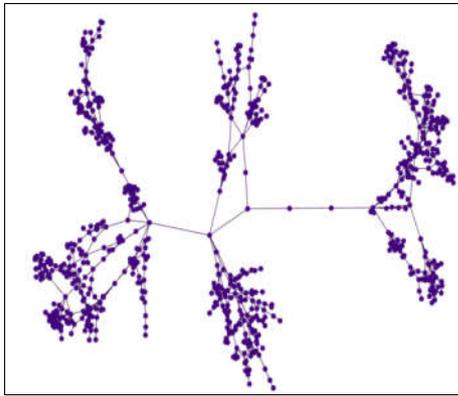
在对真实网络拓扑结构进行抗毁性和鲁棒性的诊断分析时, 本文选用由 195 个节点、257 条边组成的地市骨干通信网络(见图 3(a))和由 693 个节点、939 条边组成的省级骨干电力通信网络(见图 3(b))为代表进行分析。其网络结构如图 3 所示, 地市电力通信网的平均度为 2.635 9、平均最短距离为 6.022 7、平均聚类系数为 0.116 3, 省级电力通信网的平均度为 2.715 7、平均最短距离为 10.233 5、平均聚类系数为 0.145 5。

2.3.2 抗毁性诊断分析

对真实网络进行抗毁性分析时, 在相同网络中根据本文指标 (q_i)、基于二级度和集聚系数的指标 (p_i)、度指标 (k_i) 和二级度指标 (f_i) 的计算结果, 选择性地删除影响力排名靠前的 [10%, 30%] 的节点, 观察节点删除之后的网路效率下降率, 分析节点对网络抗毁性的影响。电力通信网删除不同比例节点后的仿真结果如图 4 所示。从图 4 中可以看出,



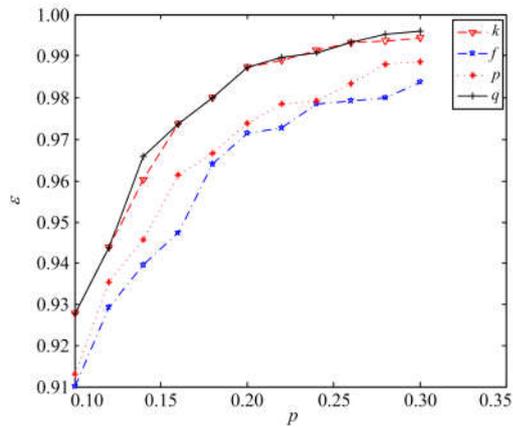
(a) 城市网络



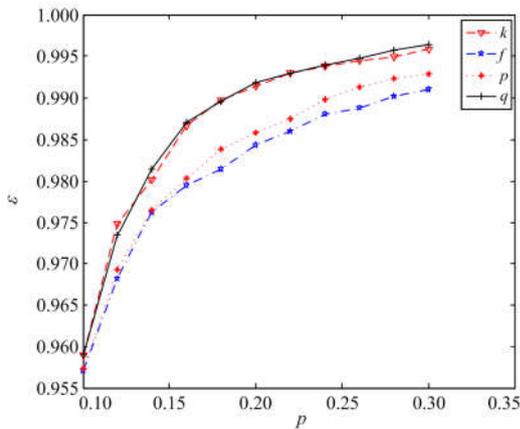
(b) 省级网络

图 3 电力通信网拓扑结构图

Fig. 3 Real electric power communication network topologies



(a) 城市通信网



(b) 省级通信网

图 4 真实电力通信网的网络效率下降率变化情况

Fig. 4 Network efficiency decrease rate change of real electric power communication network

随着节点删除比例的增加, 网络效率下降率呈上升趋势, 这说明随着删除节点的增多网络的抗毁性越来越差, 而且不管是在地市电力通信网还是省级电

力通信网中采用本文指标 (q_i) 删除节点后的网络效率下降率均高于其他指标, 这说明通过本文指标 q_i 找出的节点对网络抗毁性的影响更大, 因此本文指标 q_i 在真实网络中依然保持良好的有效性。

2.3.3 鲁棒性诊断分析

对于真实网络的鲁棒性分析, 本文在同等条件下根据本文指标 (q_i)、基于二级度和集聚系数的指标 (p_i)、度指标 (k_i) 和二级度指标 (f_i) 的计算结果, 连续删除相同网络中影响力排名靠前的节点, 观察网络连通度的变化情况并分析不同指标计算出的节点对网络鲁棒性的影响。对于地市级骨干电力通信网, 在删除节点之初不同指标就表现出了明显的差异性, 按不同指标排序后排名靠前的节点情况及连续删除节点后的网络鲁棒性如表 8—表 12 所示。

表 8 根据 k_i 排序排名靠前的节点情况

Table 8 State of ranked higher nodes after sorting by k_i

节点编号	k_i	f_i	e_i	p_i	q_i
47	12	37	1	0.221 9	0.258 9
179	12	47	1	0.261 6	0.258 9
12	10	53	4	0.284 1	0.212 8
57	10	47	1	0.264 1	0.212 9

表 9 根据 f_i 排序排名靠前的节点情况

Table 9 State of ranked higher nodes after sorting by f_i

节点编号	k_i	f_i	e_i	p_i	q_i
12	10	53	4	0.284 1	0.212 8
57	10	47	1	0.261 4	0.212 9
179	12	47	1	0.261 6	0.258 9
125	7	46	2	0.256 0	0.143 7

表 10 根据 p_i 排序排名靠前的节点情况

Table 10 State of ranked higher nodes after sorting by p_i

节点编号	k_i	f_i	e_i	p_i	q_i
12	10	53	4	0.284 1	0.212 8
179	12	47	1	0.261 6	0.258 9
57	10	47	1	0.261 4	0.212 9
125	7	46	2	0.256 0	0.143 7

表 11 根据 q_i 排序排名靠前的节点情况

Table 11 State of ranked higher nodes after sorting by q_i

节点编号	k_i	f_i	e_i	p_i	q_i
47	12	37	1	0.221 9	0.258 9
179	12	47	1	0.261 6	0.258 9
57	10	47	1	0.261 4	0.212 9
153	10	36	3	0.216 7	0.212 8

表 12 连续删除节点后的网络鲁棒性
Table 12 Robustness of the network after the
node is deleted continuously

删除节点个数	1	2	3	4
η_k	0.890 1	0.814 3	0.795 8	0.741 7
η_f	0.979 5	0.929 3	0.851 8	0.842 3
η_p	0.979 5	0.899 9	0.851 8	0.842 3
η_q	0.890 1	0.814 3	0.759 6	0.706 7

由表 8—表 12 可知, 二级度指标 f_i 和基于二级度和集聚系数的指标 p_i 认为 12 号节点最重要, 但 12 号节点的邻居之间有 4 条连边, 删除之后对整体网络的鲁棒性影响不大, 本文指标 q_i 和度指标 k_i 认为 47 号节点和 179 号节点最重要, 因为它们不仅拥有全网最大的度数, 而且邻居连边数稀少, 仿真结果也证明删除这两个节点之后, 网络的鲁棒性变得更差。而在删除全网最重要的 4 个节点之后, 显然按本文指标 q_i 删除后的网络鲁棒性更差。在省级骨干电力通信网鲁棒性诊断中, 当全网删除 7 个节点之后不同指标之间开始出现明显差异, 本文指标 q_i 表现出明显优势, 网络连通度为 0.877 1, 而按度指标 k_i 、二级度指标 f_i 和基于二级度、集聚系数的指标 p_i 在删除 7 个节点之后的网络连通度分别为 0.904 2、0.914 2 和 0.914 2, 这说明本文指标 q_i 选出的节点对网络鲁棒性影响更大, 因此与其他指标相比, 本文指标 q_i 能够更有效地判断网络节点影响力。

综合分析仿真结果, 通过对仿真网络和真实电力通信网络拓扑结构分析, 相比于度指标 k_i 、二级度指标 f_i 、基于二级度和集聚系数的指标 p_i , 本文所提的指标 p_i 综合考虑网络节点邻居的规模特征和聚集特征, 并利用多属性决策理论区分不同属性对网络节点影响力的贡献, 计算得出的重要节点对于网络拓扑结构可靠性的影响更大, 从而通过诊断分析可以更准确地判断某节点对网络可靠性的影响。节点影响力的计算是网络拓扑结构诊断的基础, 在对电力通信网的拓扑诊断分析中, 利用 p_i 指标能够更准确地定位到对网络抗毁性和鲁棒性影响大的节点。

3 总结

本文提出了一种基于网络节点影响力对电力通信网络进行拓扑诊断的方法, 综合考虑网络节点邻居的规模特征和聚合特征, 利用多属性决策理论, 通过对两个节点属性相似度的计算定量分析不同属性对节点的影响力大小, 确定每个节点对整个网络

的影响力, 并利用节点影响力对网络的抗毁性和鲁棒性进行诊断分析, 与其他指标进行对比的结果表明本文指标具有较好的效果。在电力通信网中, 节点的失效具有传播特性, 如何在级联失效的前提下准确判断节点影响力是下一步研究方向, 对电力通信网中小概率事件导致节点失效的全网失效传播特性分析具有重要意义。

参考文献

- [1] 孙可. 复杂网络理论在电力网中的若干应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2008.
SUN Ke. Several application researches of complex network theory in power grid[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008.
- [2] 丁一, 江艺宝, 宋永华, 等. 能源互联网风险评估研究综述(一): 物理层面[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(14): 3806-3817.
DING Yi, JIANG Yibao, SONG Yonghua, et al. Review of risk assessment for energy internet, part I: physical level[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(14): 3806-3817.
- [3] 王汪兵, 王先培, 尤泽樟, 等. 电力通信网关键节点辨识方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(1): 44-49.
WANG Wangbing, WANG Xianpei, YOU Zezhang, et al. Research on key node identification method in electric power communication network[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1): 44-49.
- [4] 孙静月, 崔力民, 李珊君. 基于业务的电力通信网络脆弱性分析评价方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(24): 138-145.
SUN Jingyue, CUI Limin, LI Shanjun. Vulnerability evaluation method of electric power communication network based on business[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(24): 138-145.
- [5] 陈勇, 胡爱群, 胡啸. 通信网中节点重要性的评价方法[J]. 通信学报, 2004, 25(8): 129-134.
CHEN Yong, HU Aiqun, HU Xiao. Evaluation method for node importance in communication networks[J]. Journal of China Institute of Communications, 2004, 25(8): 129-134.
- [6] 陈静, 孙林夫. 复杂网络中节点重要度评估[J]. 西南交通大学学报, 2009, 44(3): 426-429.
CHEN Jing, SUN Linfu. Evaluation of node importance in complex network[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2009, 44(3): 426-429.
- [7] ESTRADA E, RODRIGUEZ-VELAZQUEZ J A. Subgraph centrality in complex networks[J]. Physical Review E-Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics, 2005,

- 71(5): 056103-1-056103-9.
- [8] NEWMAN M E J. A measure of betweenness centrality based on random walk[J]. *Social Networks*, 2005, 27(1): 39-54.
- [9] 段杰明, 尚明生, 蔡世民, 等. 基于自规避随机游走的节点排序算法[J]. *物理学报*, 2015, 64(20): 200501-1-200501-8.
DUAN Jieming, SHANG Mingsheng, CAI Shimin, et al. A ranking method based on self-avoiding random walk in complex networks[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(20): 200501-1-200501-8.
- [10] PERRA N, FORTUNATO S. Spectral centrality measures in complex networks[J]. *Physical Review E-Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2008, 78(3): 036107-1-036107-10.
- [11] 于鲲鹏, 杨育, 刘娜, 等. 基于加权改进节点收缩法的供应链网络脆弱性分析[J]. *计算机集成制造系统*, 2014, 20(4): 963-970.
YU Kunpeng, YANG Yu, LIU Na, et al. Vulnerability of complicated supply chain network based on weighted improved nodes contraction method[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2014, 20(4): 963-970.
- [12] 冀星沛, 王波, 刘涤尘, 等. 相依网络理论及其在电力信息-物理系统结构脆弱性分析中的应用综述[J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(17): 4521-4533.
JI Xingpei, WANG Bo, LIU Dichen, et al. Review on interdependent networks theory and its applications in the structural vulnerability of electrical cyber-physical system[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(17): 4521-4533.
- [13] LE J, WANG C, ZHOU W, et al. A novel PLC channel modeling method and channel characteristic analysis of a smart distribution grid[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2017, 2(2): 146-158. DOI: 10.1186/s41601-017-0044-2.
- [14] MAGONI D. Tearing down the internet[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2003, 21(6): 949-960.
- [15] NEWMAN M E J, FORREST S, BALTHROP J. Email networks and the spread of computer viruses[J]. *Phys Rev E*, 2002, 66(3): 035101-1-035101-10.
- [16] DUNNE J A, WILLIAMS R J, MARTINEZ N D. Network structure and biodiversity loss in food webs: robustness increases with connectance[J]. *Ecol Lett*, 2002, 5(4): 558-567.
- [17] CENTOLA D. The spread of behavior in an online social network experiment[J]. *Science*, 2010, 329(5996): 1194-1197.
- [18] 任卓明, 邵凤, 刘建国, 等. 基于度与集聚系数的网络节点重要性度量方法研究[J]. *物理学报*, 2013, 62(12): 128901-1-128901-5.
REN Zhuoming, SHAO Feng, LIU Jianguo, et al. Node importance measurement based on the degree and clustering coefficient information[J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, 62(12): 128901-1-128901-5.
- [19] 韩忠明, 陈炎, 李梦琪, 等. 一种有效的基于三角结构的复杂网络节点影响力度量模型[J]. *物理学报*, 2016, 65(16): 168901-1-168901-12.
HAN Zhongming, CHEN Yan, LI Mengqi, et al. An efficient node influence metric based on triangle in complex networks[J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(16): 168901-1-168901-12.
- [20] 刘健, 刘思峰, 周献中, 等. 基于相似关系的多属性决策问题研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(5): 1069-1072.
LIU Jian, LIU Sifeng, ZHOU Xianzhong, et al. Research on multiple-attribute decision making problems based on similarity relationship[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(5): 1069-1072.
- [21] 尹军, 李灵菊, 黄宏光. 基于链路已用率的电力通信网脆弱性分析[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(2): 31-36.
YIN Jun, LI Guiju, HUANG Hongguang. Analysis of power telecommunication network vulnerability based on link used rate[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(2): 31-36.

收稿日期: 2018-06-11; 修回日期: 2018-08-20

作者简介:

吴润泽(1975—), 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为电力系统通信与信息技术;

吴万旭(1993—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 主要研究方向为网络可靠性规划与诊断。E-mail: wuwanxu@yeah.net

(编辑 姜新丽)