

# 一种基于录波启动信息的电网故障 诊断特征向量中心性方法

廖小君<sup>1,2</sup>, 冯先正<sup>2</sup>, 张 里<sup>2</sup>, 王晓茹<sup>1</sup>

(1. 西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610065;

2. 四川电力职业技术学院(国网四川省电力公司技能培训中心), 四川 成都 610072)

**摘要:**文中提出了一种根据故障录波启动信息进行图信号建模,并基于网络节点特征向量中心性算法的电网故障诊断方法。首先,从继电保护及故障信息主站的故障录波启动信息构建故障启动信息网络图;其次,利用图平滑性分析方法判断电网是否发生故障及识别故障类型;最后,基于网络节点特征向量中心性算法识别故障元件,并进行可视化展示。仿真验证了所提算法的有效性。该方法作为录波智能故障分析的一部分,有助于快速掌握电网故障情况,并有重点地收集录波数据进行故障分析和校核,提高录波分析效率。

**关键词:**启动信息;图平滑性分析;特征向量中心性;故障录波智能诊断

**中图分类号:**TM 711 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-6954(2021)06-01-06

**DOI:**12.16527/j.issn.1003-6954.20210601

## A Eigenvector Centrality Method for Fault Diagnosis of Power Grid Based on Recording Starting Data

Liao Xiaojun<sup>1,2</sup>, Feng Xianzheng<sup>2</sup>, Zhang Li<sup>2</sup>, Wang Xiaoru<sup>1</sup>

(1. Southwest Jiaotong University, Chengdu 610065, Sichuan, China; 2. Sichuan Electric Vocational and Technical College, Chengdu 610072, Sichuan, China)

**Abstract:** The graph signal modeling is carried out based on fault recording starting message, and based on the improved eigenvector centrality algorithm, the diagnosis method for power grid fault is proposed. Firstly, the fault wave network diagram is constructed according to the fault recording starting message of relay protection and fault recording master station. Secondly, the analysis method of graph smoothness is used to judge whether the fault occurs and to identify the fault type. Finally, based on the improved eigenvector centrality algorithm, the fault component is identified and visually displayed. The validity of the proposed algorithm is verified by simulation, which is helpful for the regulators to quickly analyze and judge the situation of grid fault and to collect the important fault recording data for analysis and checking so as to improve the efficiency of recording analysis.

**Key words:** starting message; smoothness analysis of graphs; eigenvector centrality; intelligent diagnosis of fault recording data

## 0 引言

随着大数据和人工智能技术的发展和应用,基于故障录波信息的智能分析和诊断也在不断研究中,从基于故障录波时序网<sup>[1]</sup>、广域录波<sup>[2]</sup>的诊断系统发展到多数据源融合的故障信息诊断<sup>[3-4]</sup>。人工智能技术融合的智能录波信息诊断系统<sup>[5]</sup>也成为热点。目前,基于故障录波信息的诊断系统主要

通过继电保护及故障信息管理主站进行采集<sup>[6]</sup>,将故障时候相关的故障录波器和保护装置的录波通过故障信息子站上送。由于录波文件往往比较大,所以实际故障信息上送优先是保护装置动作报文和装置启动报文等文本信息,然后再对故障录波波形文件整理后上传。上传一般主动上送有保护元件动作的装置录波,其余的录波信息则通过召唤获取。基于广域和多源融合的故障录波智能分析还需进一步整理录波文件,然后进行数据预处理<sup>[2,4]</sup>,根据录波

进行智能分析,最终确认故障点。这个过程处理时间较长。如何能够缩短诊断时间,利用一些能够快速获得的录波信息对故障进行快速判断识别,以初步掌握电网故障情况,为后续有重点地收集录波数据进行故障分析和校核,提高智能录波分析效率是非常必要的。

目前,故障录波信息中,除了故障元件的动作信息外,能够快速获得的是其他故障信息,主要是非故障元件的启动信息。启动报告信息除了启动时间和启动元件类型,往往还包括启动值(相当于启动灵敏度),一些保护设备和故障录波器的启动报告信息没有启动值,通过装置升级,也很容易获得启动值。由于启动值反映了电网各节点和支路对于故障感知的大小,因此通过对启动信息中的启动值进行分析,能够提供许多有价值的信息,尤其是故障发生最初时刻的一些有用的信息,如故障发生时刻、故障严重程度、故障相别、故障元件等。由于故障启动信息上送和保护动作信息上送都是采用报文上送,所以速度很快<sup>[7]</sup>。电网故障感知与分析的全景录波平台为录波协控<sup>[9]</sup>提供了平台支撑,能实现基于故障录波启动信息的快速诊断,还可实现对启动元件的性能评价<sup>[8]</sup>。

电网的智能诊断方法主要有专家系统、贝叶斯网络、佩特里网和神经网络等主要方法<sup>[10]</sup>,但上述方法基于开关量和相互逻辑关系,依赖先验概率等,因此仅基于启动信息的诊断分析不适合采用上述方法。直接对故障启动信息,通过如聚类等方法比直接进行统计分析更好。但对于一些与网络结构紧密的数据集,将其转换为一个加权图,并将图中心性作为评价网络节点重要性的指标,效果将更显著<sup>[11]</sup>。由于电网故障特征分布与电网结构紧密相关,因此将故障启动信息建模为一个加权图,利用节点重要度(可获得图中心性)分析方法进行故障网络变化和故障元件诊断分析,能够获得更好的效果。

利用图的节点重要度在电网的安全评估、连锁故障诊断等方面有重要应用<sup>[12]</sup>。但电网中的节点重要度主要根据节点在输电网络中的功能对节点进行分类,不同类型节点以不同指标各自评估其重要性,不适合故障网络的节点重要度评估。图节点重要度方法很多,包含4大类30种方法<sup>[13]</sup>。基于度的节点重要度算法,主要考虑节点位置影响;基于路径的节点重要度算法,主要考虑节点间路径重要性。而对于故障启动信息网络的节点重要度分析本质是

诊断分析出故障时候影响最大的节点或支路,或者说故障特征最明显的节点或者支路,因此上述两种方法不太适合于故障网络节点重要度分析。基于特征向量的节点重要度方法根据相邻节点的中心性来进行加权<sup>[13]</sup>,不仅考虑节点邻居数量,还考虑了其质量对节点重要性的影响,使得特征向量法的应用广泛,包括网络异常点定位<sup>[14]</sup>、节点重要度识别<sup>[15]</sup>、多层次网络的节点重要度分析等。因此将特征向量中心性算法用于故障启动信息网络的故障中心识别是更适合的一种方式,经过试验也证明特征向量法比基于度和路径的算法效果更优。

下面通过将故障录波启动信息建模为图信号网络,采用图平滑度分析方法判断电网是否发生故障并识别故障类型;最后,基于网络节点特征向量中心性算法识别故障元件并进行可视化展示。

## 1 故障启动信息网络信号图建模分析

### 1.1 概述

图通过将实体表示为节点并将实体间的关系表示为边来建模物理和虚拟系统。图 $G$ 在数学上表示为 $G = (V, E, W)$ ,其中 $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ 为图中 $n$ 个节点的集合, $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 是图中 $E$ 条边的集合,而 $W$ 是权重矩阵,代表图中每条边的权重。故障启动信息网络信号图的建模就是如何选择网络图的节点和节点间相互关系及权重。

图信号是定义在任意图上的数值。对于图 $G$ ,可以表示为 $N$ 维向量 $f = [f(1), f(2), \dots, f(N)]^T$ ,其中 $f(i)$ 是节点 $i$ 上图信号的值,紧密依赖于图 $G$ 。

故障启动信息网络是由启动的那些节点和支路的录波信息构成的信息网络,显然它是电网的一个子网,其网络结构与故障电流位置、故障类型、启动值设置大小等有密切关系。

### 1.2 节点及节点信号

节点启动信息考虑母线电压信号。目前,可以直接获取的节点信息为突变量电压、零序电压,下面主要以这两种进行分析。除此之外,根据节点连接的支路电流,也可以计算得到流入节点的故障电流、总电流等其他信息。因为如果一个变量被很多变量依赖,或被少数几个重要的变量依赖,则变量的重要性较高。因此,有较少链入数的变量可能比有较多链入数的变量重要性更高,同时根据变量枢纽性作用的不同,变量的重要性也不相同<sup>[14]</sup>。所以选择支

路启动元件的支路电流为权重,用节点电压信号建模是合理的。在故障录波信息更丰富的情况下,则通过进一步研究电流、电压、功率、制动电流等约束关系,找到最佳适合的组合。

### 1.3 支路及支路权重

以线路故障电流和零序电流作为权重。线路的功率、差动电流和制动电流等信息则需要通过录波数据进一步处理得到。

支路故障电流通过线路两侧启动元件均可得到,因此以两侧电流绝对值的平均值作为支路电流。电力系统许多线路都是双回线,甚至多回线,这在图论中称为多重图。但一些图分析处理算法无法直接处理多重图,所以实际工程中,将多回线整体作为一个支路,其权重为所有多回线的故障电流之和。

为便于计算和理解,支路权重值和节点信号值均采用标幺值,基准值为对应网络的基准电压和基准电流值。

## 2 基于图信号平滑度的启动信息网络信号图的故障检测

事实上,当对构建的启动信息以可视化的方式(如图1)呈现出来时,能够看出主要的故障支路和电压变化波动的故障节点。但如何度量这个A相的启动信息构成的信号网络图是否发生故障及其严重程度?在图信号处理中,可以通过梯度测量和全局方差的计算来度量整个网络的信号变化情况<sup>[15]</sup>,即通过图节点信号的平滑性来分析是否发生故障及故障类型。

A相故障电流和电压分布

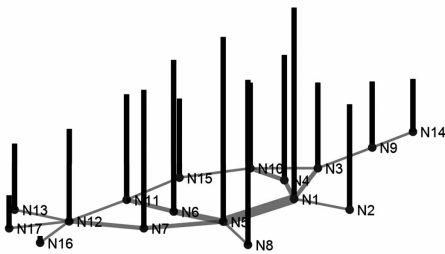


图1 启动信息网络信号

### 2.1 图信号平滑度分析原理

#### 2.1.1 量化图信号的变化

根据信号值所在的加权图的内在结构来定义图信号的平滑度,网络各节点基于权重的信号变化可

以通过节点*i*处的梯度来分析。

图信号*f*相对于边 $e_{ij}$ 在顶点*i*处的导数定义为

$$\left. \frac{\partial f}{\partial e_{ij}} \right|_i = \sqrt{w_{ij}} [f(j) - f(i)] \quad (1)$$

式中: $f()$ 为节点信号; $w_{ij}$ 为 $e_{ij}$ 权重。

#### 2.1.2 图信号的全局变化平滑度

可以采用式(2)对所有各节点间梯度变化求加权和,以度量整个网络信号的平滑性。

$$S_2(f) = \frac{1}{2} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} w_{ij} [f(i) - f(j)]^2 \quad (2)$$

$S_2(f)$ 也被称为图拉普拉斯二次型。当图平滑的时候 $S_2(f)$ 小,反之 $S_2(f)$ 则较大。因此 $S_2(f)$ 度量了整个网络的全局平滑度或者网络信号变化波动程度。对于启动信息网络信号图而言, $S_2(f)$ 为所有节点电压相对于支路电流的变化量之和。由于故障分布不均匀,故障节点及其支路比非故障节点及其支路的特征差别明显,因此通过计算启动信息网络信号图的 $S_2(f)$ 可以作为度量电网故障严重程度的一个判据(引起网络变化波动程度)。

### 2.2 基于图拉普拉斯二次型 $S_2(f)$ 的故障检测

#### 2.2.1 分相故障检测

由于非故障相在网络中整体变化差异比故障相小得多,因此可以通过对不同相启动元件的 $S_2(f)$ 进行计算,就可以识别发生的故障相。

不同网络结构,不同地点发生故障时的 $S_2(f)$ 不同。同一个网络运行方式发生变化的时候,其 $S_2(f)$ 变化差异不大,所以比较准确的检测差异定值可以采用常见运行方式下的 $S_2(f)$ 均值作为参考。以IEEE 39节点为例,故障相平均 $S_2(f)$ 为1.65,非故障相平均 $S_2(f)$ 为0.16,因此可以将 $(1.65 - 0.16)/2 = 0.75$ 作为识别依据。事实上,故障相 $S_2(f)$ 最低为1.12,非故障相 $S_2(f)$ 最高为0.21,因此能够较好识别。对IEEE 39节点网络为例,经验值可以取 $S_2(f)_{set} = 0.5$ 为检测识别门槛。

#### 2.2.2 接地故障检测

零序启动元件能够反映系统是否发生接地故障,因此对采用零序电压为节点信号、零序电流为支路权重构建的零序启动信息信号图,其 $S_2(f)$ 可以作为网络是否发生接地故障的依据。由于故障波及网络图的零序电流和电压变化程度比突变量更大,所以当系统未发生接地故障时候,其 $S_2(f)$ 接近于0,发生接地故障时候,其 $S_2(f)$ 大约为3.5,差异度

明显高于突变量。经验值取  $S_2(f)_{\text{set}} = 0.2$  作为接地故障识别依据。

### 3 基于网络节点特征向量中心性的电网故障元件识别算法

通过图拉普拉斯二次型对故障启动信息网络信号变化的全局测量,能够识别系统是否发生故障及故障相;但对于故障元件则需要通过图中心性进行识别。基于图的中心性算法建模本质是图的节点重要度计算分析,即节点对于故障感受的重要度分析。

#### 3.1 特征向量中心性

特征向量中心性(eigenvector centrality, EC)更加强节点所处的周围环境(节点的邻居数量和质量),它的本质是一个节点的分值是它的邻居的分值之和。节点可以通过连接很多其他重要的节点来提升自身的重要性<sup>[13]</sup>。特征向量中心性及其变体应用广泛,例如最著名的页面排序算法(PageRank),是谷歌搜索引擎的核心算法。

EC 根据相邻节点的中心性来对其加权,节点  $i$  的 EC 与连接到节点  $i$  的其他节点  $j$  的中心性之和成正比,节点  $i$  的 EC 计算公式为

$$E_C(i) = \frac{1}{\lambda} \sum_j A_{ij} E_C(j) \quad (3)$$

式中: $E_C()$ 为其节点 EC 值; $\lambda$  为一个常数; $A_{ij}$ 为图的邻接矩阵。通常选用邻接矩阵最大特征值对应的特征向量,因此网络中节点  $i$  的  $E_C$  就是与节点  $i$  上邻接矩阵的最大特征值对应的特征向量的值。

对于采用支路电流作为权重的启动信息网络图,由于整个故障电流的分布中故障点最高,然后扩散到其他相邻节点及支路,因此故障点的  $E_C$  将明显高于其他非故障的节点。对于线路故障而言,与线路连接的两个节点的  $E_C$  将最高,且明显高于其他节点。同时,由于故障的扩散与网络结构有关,具有一定的层次关系,使得启动信息网络  $E_C$  分布呈现层次性。故障线路的两个节点  $E_C$  最高,其次是与这两个节点直接相邻的节点为第二层次,最后是其他的节点。

当网络中有一些节点度特别大的节点时,特征向量中心性会出现分数局部化现象<sup>[13]</sup>,即大多数分值都集中在节点度大的节点上,使得其他节点的分值区分度很低。局部化现象对于网页排序等重要

度是不利的,但对于故障启动信息网络的故障元件识别却是一个优势,能够更好识别出故障元件。

#### 3.2 基于节点信号的特征向量中心性方法

传统的图中心性算法仅考虑图结构和权重。因此,采用支路电流的特征向量中心性算法,本质上是通过度量故障电流在网络的分布情况来度量不同节点的故障电流传播重要度。对于网络中节点度大的支路故障,故障电流分布变化大,因此识别效果很好,但在那些节点度小的网络附近故障,识别效果会下降。

考虑到节点电压作为故障的另一个重要特征,在图中心性度量中能够利用到节点电压信息,将能够提高故障元件识别准确度。一种方式是将节点电压和支路电流转换为支路功率,但这种方式会增加计算量和拓扑分析难度,其次是影响各节点数据同步。另一种方式,是将节点  $E_C$  和节点电压的  $E_{C_u}$  乘积作为节点新的重要度,计算公式如式(4)。

$$E_{C_u}(i) = E_C(i) \cdot U_i \quad (4)$$

式中, $U_i$  为节点突变量电压值。 $E_{C_u}$  同时考虑了电流分布的影响和节点电压分布的影响,提高了故障元件的识别度。

通过式(4)基于电压的特征向量中心性  $E_{C_u}$  的计算,在  $E_{C_u}$  的排序结果中将有两个节点的  $E_{C_u}$  最大,明显高于其他所有支路,可诊断该两个节点连接的支路为故障支路。基于这种方式无法识别出故障是在线路还是线路连接的两个母线节点上,需要结合其他信息进一步判断。

#### 3.3 算例及分析

为验证所提算法对于复杂的多点发生故障的检测识别能力,以图2网络中分别在相邻支路中间发生 A 相和 C 相接地故障为例进行分析。为便于比较,重要度结果均按照各向量最大值进行归一化处理。

启动元件分布

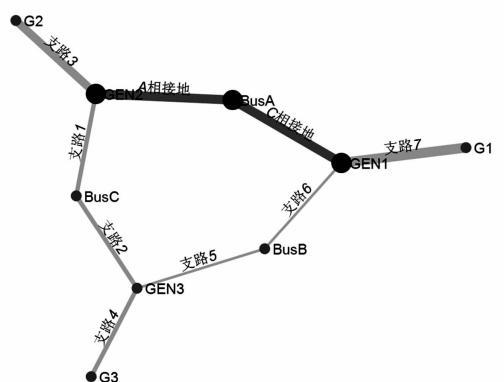


图2 算例网络及故障点

### 3.3.1 故障变化程度检测

分别对各相和零序的  $S_2(f)$  进行计算,结果如表 1 所示,用以评估故障相和故障类型。

表 1 A、B、C 相和零序的图平滑度分析结果

计算对象	$S_2(f)$
A 相	0.25
B 相	0.01
C 相	1.36
零序	4.05

根据结果分析判断 A 相和 C 相有接地故障。C 相故障网络和零序网络变化波动很大,这与 C 相故障点更靠近主电源 G1 有关。零序分量波动变化明显大于 A、C 相,所以基于图平滑的接地故障检测是比较灵敏的,这与线路零序阻抗更大,零序电压变化也更大有关。

### 3.3.2 分相的故障中心点识别

由于启动信息网络是分相建立的,所以根据表 1 的检测结果,A 相和 C 相发生接地故障,因此分别对 A 相和 C 相进行基于  $E_{C_u}$  的中心性计算分析。为了更好地利用图信号分析便于可视化的优势来揭示网络变化特征,结果采用图信号可视化方式进行展示,支路电流大小通过不同线宽表示,节点信号重要度用竖线长短表示,并在三维坐标中表示。A 相特征向量中心性分析结果如图 3 所示。

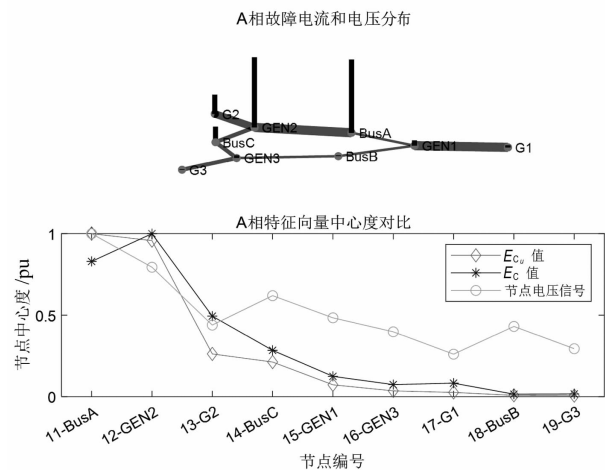


图 3 算例 A 相中心性分析结果

从 A 相特征向量中心性分析结果可以看出,故障支路连接的两个节点 BusA 和 GEN2 重要度值  $E_{C_u}$  接近 1,在第一层次;与之相邻的 G2、BusC 和 Gen1 为第二层次,其重要度值平均为最大值的 20% 左右;最后是其他层节点,重要度低于 5%。与

仅考虑结构不考虑电压的  $E_c$  相比,其故障节点和非故障节点差别更大,因为考虑了电压的因素,所有区别更明显,对于故障中心识别效果更优。但  $E_c$  对于电流分布变化的层次变化更明显。

C 相中心性分析结果如图 4 所示。类似于 A 相,C 相的特征向量中心性正确识别故障线路对应节点 BusA 和 GEN1。由于 C 相故障更严重,所以相对于  $E_c, E_{C_u}$  与  $E_c$  在第二层次差距相当明显。排序 3 的  $E_c$  为 0.6,排序 2 的  $E_c$  为 0.8,两者只差 0.2,对应的  $E_{C_u}$  差异值为 0.6,所以识别准确度明显更高,这与考虑了电压因素有直接关系。

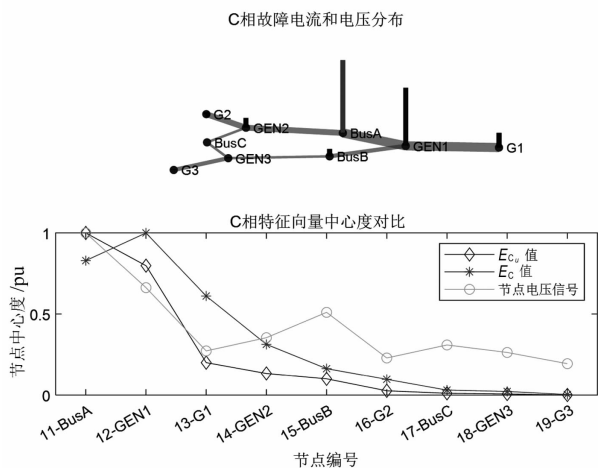


图 4 算例 C 相中心性分析结果

### 3.3.3 基于零序的故障中心点识别

零序中心性分析结果如图 5 所示。不同于 A、C 相,由于同时在多点接地,所以零序的特征向量中心性值  $E_{C_u}$  识别最大的故障节点为两条线路的中间节点 BusA,且比排序 2 和 3 的节点  $E_{C_u}$  大 0.8,呈现出一个故障点的状态。

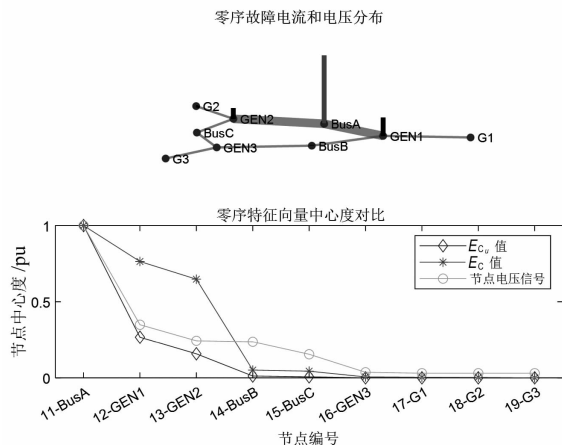


图 5 零序中心性分析结果

## 4 实际电网故障验证及分析

对某 500 kV 电网实际发生的故障进行算法验证。由于目前尚未实现启动元件动作信息主动上传,需要进行设置和改进部分设备方可实现。首先,从保护信息主站将故障时候所有启动的故障录波信息召唤上来;然后,利用主站分析功能得到启动值,通过调度自动化系统得到网络拓扑值,构建出启动元件的故障波及网络图。图 6 所示为 N1 和 N5 节点间支路 L1 发生 A 相接地故障。

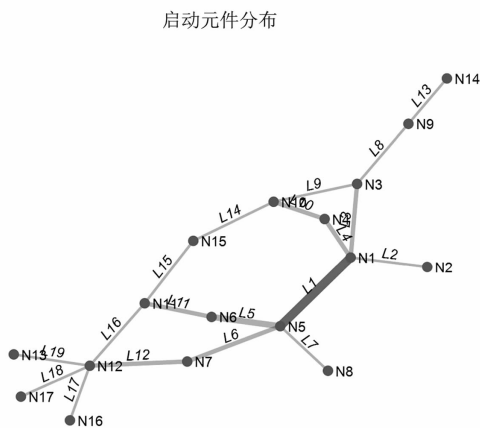


图 6 实际案例故障波及网络及故障点

### 4.1 故障变化检测

分别对各相和零序的  $S_2(f)$  进行计算,结果如表 2 所示。

表 2 A、B、C 相和零序的图平滑度分析结果

计算对象	$S_2(f)$
A 相	0.71
B 相	0.06
C 相	0.04
零序	6.19

根据结果分析判断 A 相有接地故障。由于网络规模比算例更大,所以整体的平滑度值  $S_2(f)$  比算例更大,网络越大,结构越复杂,越能体现所提算法的优越性。

### 4.2 分相的故障中心点识别

对 A 相启动信息进行特征中心性分析,如图 7 所示。故障中心节点 N1 和 N5 的节点重要度均接近 1,其余节点重要度小于 0.26,识别故障元件为 N1 和 N5 节点间的支路 L1。

A 相故障电流和电压分布

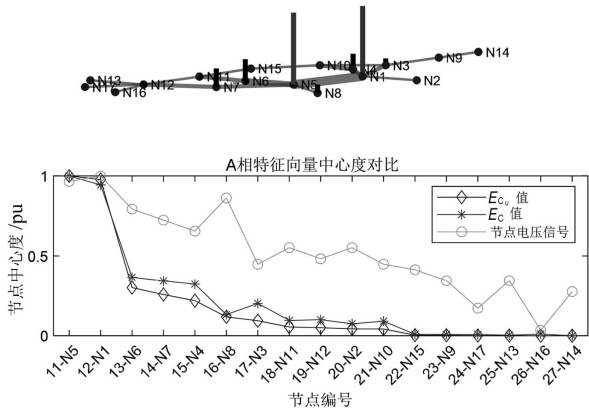


图 7 实际案例 A 相中心性分析结果

### 4.3 基于零序的故障中心点识别

实际案例的零序特征向量中心性计算分析结果如图 8 所示。由于零序网络变化差异更大,所以体现在特征向量中心性排序上,其曲线明显比 A 相更陡。

零序故障电流和电压分布

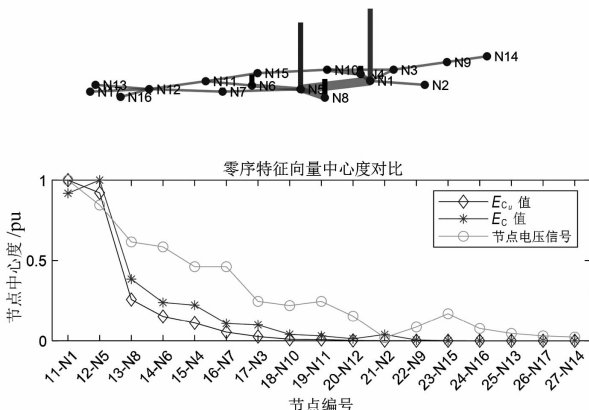


图 8 实际案例零序中心性分析结果

## 5 结论

上面利用故障录波的启动值信息进行图信号建模,利用图拉普拉斯二次型进行故障波动程度度量,以检测故障类型以及故障相,并利用基于节点电压的特征向量中心性算法进行故障元件识别。由于充分利用了基于特征向量中心性算法对于支路电流变化和节点电压变化的特征,该算法能有效识别故障元件,并且通过节点排序还能够层次化的识别故障层次。特征向量中心法对于结构复杂的网络更有优势,有助于快速掌握电网故障情况并有重点地收集录波数据进行故障分析和校核,提高录波分析效率。

(下转第 44 页)

- [19] 张国栋,蒲海涛,刘凯. 基于深度学习的小电流接地系统故障选线方法[J]. 发电技术,2019,40(6):548-554.
- [20] 王磊,邹剑锋,裘愉涛,等. 物联网下谐波电流差动保护在小电流接地系统中的选线及定位研究[J]. 电力与能源,2021,42(2):169-174.
- [21] 张宇泽,全新宇,陈商玥,等. 基于故障历史数据和 BP 神经网络的接地选线方案研究[J]. 河北电力技术,2021,40(2):16-18.

#### 作者简介:

杨 湘(1990),男,硕士研究生,工程师,研究方向为电力系统及其自动化;

汤 俊(1978),男,硕士研究生,高级工程师,研究方向为电力系统及其自动化;

周 杨(1989),男,硕士研究生,工程师,研究方向为电力系统及其自动化。

(收稿日期:2021-09-13)

(上接第 6 页)

#### 参考文献

- [1] 颜晟,苏广宁,张沛超,等. 基于故障录波时序信息的电网故障诊断[J]. 电力系统保护与控制,2011,39(17):114-119.
- [2] 李乃永,梁军,李磊,等. 基于广域故障录波信息的调度端电网故障诊断系统[J]. 电力系统自动化,2014,38(16):100-104.
- [3] 夏可青,陈根军,李力,等. 基于多数据源融合的实时电网故障分析及实现[J]. 电力系统自动化,2013,37(24):81-88.
- [4] 肖飞,杨国健,邓祥力,等. 基于电网故障拓扑分析及多数据综合的复杂故障诊断方法[J]. 水电能源科学,2020,38(2):189-192.
- [5] 宁剑,任怡睿,林济铿,等. 基于人工智能及信息融合的电力系统故障诊断方法[J]. 电网技术,2021,45(8):2925-2933.
- [6] 祁忠,笃竣,张海宁,等. 新一代继电保护及故障信息管理主站的设计与实现[J]. 江苏电机工程,2014,33(4):8-12.
- [7] 雷明,陈一棕,刘峰,等. D5000 继电保护设备在线监视及分析应用提升[J]. 电网技术,2020,44(3):1197-1202.
- [8] 胡昌斌,熊小伏,王胜涛. 一种继电保护启动元件的在线评估方法[J]. 电工电气,2010(11):31-34.
- [9] 郅朝辉,崔晓丹,李威,等. 一种支撑电网故障感知与分析的全景录波平台[J]. 中国电力,2018,51(12):88-94.
- [10] 刘仲民,呼彦喆,张鑫. 电网故障智能诊断技术研究综述[J]. 南京师大学报(自然科学版),2019,42(3):138-144.
- [11] 杨旭华,朱钦鹏,童长飞. 基于 Laplacian 中心性的密度聚类算法[J]. 计算机科学,2018,45(1):292-296.
- [12] 许立雄,刘俊勇,刘洋,等. 节点重要度的分类综合评

估[J]. 中国电机工程学报,2014,34(10):1609-1617.

[13] 任晓龙,吕琳媛. 网络重要节点排序方法综述[J]. 科学通报,2014,59(13):1175-1197.

[14] Taras Agryzkov, Leandro Tortosa, Jose A. F. Vicent, et al. A centrality measure for urban networks based on the eigenvector centrality concept[J]. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science,2019,46(4):668-689.

[15] Kieran J Sharkey. Localization of eigenvector centrality in networks with a cut vertex[J]. Physical Review, E99,2019:arXiv:1809.00810.

[16] Luis Solá, Miguel Romance, Regino Criado, et al. Eigenvector centrality of nodes in multiplex networks[J]. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science,2013,23(3):10.1063/1.4818544.

[17] 田兴亚,牟永敏,张志华. 基于变量依赖关系模型的变量重要性度量方法[J]. 科学技术与工程,2020,20(19):7772-7779.

[18] Bojan Mohar. Some Applications of Laplace Eigenvalues of Graphs[J]. Graph Symmetry: Algebraic Methods and Applications,1997,497:227-275.

[19] Phillip Bonacich. Some Unique Properties of Eigenvector Centrality[J]. Social Networks,2007,29(4):555-564.

#### 作者简介:

廖小君(1974),男,博士研究生,副教授,从事电力系统继电保护及信息系统的研究;

冯先正(1984),男,硕士,高级工程师,从事电力系统自动化方向的研究;

张 里(1984),男,博士,高级工程师,从事电力系统继电保护方向的研究;

王晓茹(1962),女,教授,博士生导师,研究方向为电力系统保护和安全稳定控制。

(收稿日期:2021-09-10)