

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181579

基于多源数据的电力系统故障全信息诊断模型

屈子程, 高亮, 康保林, 史光宇

(上海电力学院电气工程学院, 上海 200082)

摘要: 随着电力系统信息技术的广泛应用, 利用多源数据进行故障诊断成为可能。目前, 基于多源数据进行故障诊断仅将故障数据划分为开关量和电气量, 没有考虑不同数据之间存在的差异。针对这个问题将故障数据细分为 3 种类型, 根据 3 类数据的特征提出一种基于多源数据的电力系统故障全信息模型, 包括利用实时性较强数据实现快速故障诊断的模块和利用全信息数据进行综合故障处理的模块。通过 PSCAD 和 Matlab 进行联合仿真, 验证模型的可行性。

关键词: 故障诊断; 多源数据; 信息熵; 小波分析; 故障全信息

A power system fault full information diagnosis model based on multi-source data

QU Zicheng, GAO Liang, KANG Baolin, SHI Guangyu

(School of Electric Power Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200082, China)

Abstract: It becomes possible to use multi-source data to diagnosis faults with the development of information technology in power system. At present, fault data are divided into two kinds: the switching data and electric data in fault diagnostic system based on multi-source data which leave the difference among these data out of consideration. To solve this problem, this paper divides fault data into 3 kinds and proposes a power system fault full information diagnosis model based on multi-source data according to the characteristics of these data. The model includes two modules. The first is to use real-time data to achieve rapid fault diagnosis, and then use the data containing more comprehensive information to conduct comprehensive fault information processing. PSCAD and Matlab are used for joint simulation to verify the feasibility of the model.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51777119).

Key words: fault diagnosis; multi-source data; information entropy; wavelet analysis; full fault information

0 引言

在现代的大型电力系统中, 由于某些故障无法快速判断并及时处理, 则可能引起大范围停电等严重事故^[1]。而随着电力系统信息技术的广泛应用, 在系统运行中可获得大量的多源多态数据^[2], 使得基于多源数据的故障诊断成为可能。

目前, 基于多源数据进行故障诊断已开展了研究。文献[3]利用开关量信息形成可疑故障元件集, 对其中元件提取电气量进行变换分析, 最后采用证据融合理论得到最终诊断结果。文献[4]根据网络拓扑结构和区域差分规则, 对信息采集系统的数据进行数据融合, 形成高维时空状态监测矩阵, 随后进

行矩阵降维和局部异常因子(LOF)监测, 从而实现故障的监测和定位。文献[5]提出一种多源信息时间序列匹配的故障诊断方法, 将未知故障的开关量和电气量数据处理为时间序列, 与基准时间序列匹配进行故障诊断。

上述文献在传统仅考虑开关量数据的基础上, 引入电气量数据补充诊断依据, 利用多源数据之间的冗余性提高准确性。但是, 上述研究没有考虑不同数据存在的时间维度和可能包含故障特征的差异。针对此问题, 本文将故障数据进一步划分为 3 种类型, 根据 3 种数据的不同特征将故障诊断过程分为 2 个阶段, 第一阶段采用实时性较强的数据实现快速故障简述, 第二阶段则利用包含故障全局特征的数据实现故障信息全面提取, 以此构建故障全信息诊断模型。通过 PSCAD 和 Matlab 软件联合仿

真, 验证模型的可行性。

1 电力系统故障多源数据

在电力系统发生故障时, 发生明显变化且有利于进行故障诊断的数据信息主要是两类, 即反映断路器、保护等动作情况的开关量和反映系统变化的电气量数据^[6]。不同的数据类型在不同的时间发生相应的变化, 如图 1 所示。在系统发生故障后, 首先是系统中的电气量发生变化。随后, 以电气量变化作为动作条件的继电保护装置动作, 发出跳闸信号作用于断路器, 断路器在收到跳闸信号的情况下, 断开故障部分, 实现系统故障的隔离^[7]。

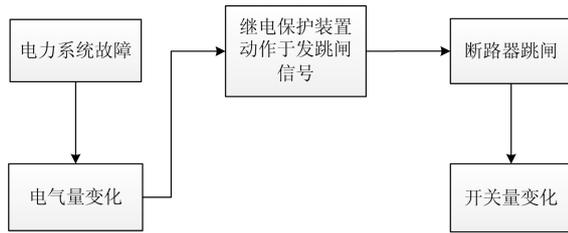


图 1 电力系统故障时数据变化

Fig. 1 Change of data during fault in power system

电气量数据和开关量数据具有不同的特点^[8], 本文将故障数据再次分类为: 静态开关量数据、动态电气量数据和暂态电气量数据。

1.1 静态开关量数据

静态开关量数据包括保护动作信号和断路器状态等开关量变位数据。此类数据由继电保护信息系统及数据采集与监视控制系统(SCADA)等提供。当电力系统发生故障时, 继电保护装置反应电气量变化而动作并记录其动作情况, 作用于断路器跳闸隔离故障^[9]。

静态开关量数据在时间维度上具有时间极短的特征, 当系统发生故障后数据应立即上传, 以满足故障诊断实时性的要求。在地理纬度上, 静态开关量数据具有覆盖全面的优点。在功能维度上, 可以实现电力系统事故发生后停电区域的诊断。但如仅采集开关变位等遥信信息, 对数据的准确性要求很高, 因此在复杂故障情况下进行故障诊断时结果不尽人意。

1.2 动态电气量数据

动态电气量数据定义为: 故障发生时系统节点电压和支路电流等带时标及相角的量测量。同步相量测量单元(PMU)能够采集和传输具有时标的电力系统电气量断面数据^[10]。

在时间维度上, PMU 装置实时采集并上传动态电气量数据, 且采样频率高, 能够满足故障实时性

要求。从布点角度看, PMU 目前已开始在电力系统内大范围装设, 能基本满足系统故障监视。一方面动态电气量数据能够和静态开关量数据互为补充, 实现故障区域的准确划分; 另一方面, 也可以提供故障时间等信息, 分相采集的数据则有利于进行故障相别初步诊断。

1.3 暂态电气量数据

暂态电气量数据是指由故障录波器采集到的故障前后 1-2 个周波内的系统电压、电流波形。故障录波器在系统运行中对电网运行状态的电气量进行波形记录并存储, 在需要时刻进行数据提取, 进行分析。

故障录波器采样频率高, 能够连续记录和存储电网运行数据, 但由于数据储存量大, 进行分析前需要进行数据预处理, 即提取必要设备在故障时刻前后 2 个周波内的波形进行分析, 属于被动上送, 可用于故障后分析。目前, 故障录波器已基本实现设备全面装设, 但由于传输条件的限制, 因此在监视范围上存在一定的局限性。由故障录波器提供的暂态电气量信息包含着更加全面的故障信息, 如故障时间、故障类型、故障性质及故障测距等, 能够实现故障全信息诊断。

因此, 单独依靠某一种特定数据的故障诊断具有局限性^[11], 而充分利用不同类型数据特征可实现更准确的故障诊断。因此, 本文基于上述三类数据构建故障全信息诊断模型。

2 基于多源数据的电力系统故障全信息诊断模型

本文根据不同数据在时间和功能方面的特点, 搭建基于多源数据的电力系统故障全信息诊断模型, 如图 2 所示。

本文构建的基于多源数据的电力系统故障全信息诊断模型包括两个模块: 快速故障诊断模块和综合故障信息处理模块^[12]。

2.1 快速故障在线诊断模块

快速故障在线诊断模块以继电保护装置、SCADA 系统及 PMU 装置实时获取的静态开关量数据和动态电气量数据为基础, 这两类数据具有实时性好、主动上传的特点, 因此可以作为在短时间内实现故障主要信息提取的数据。

首先, 以静态开关量为主要依据, 结合电力系统拓扑结构, 得到本次故障发生后电力系统的停电区域, 即形成可疑设备集^[13]。若可疑设备集中元件个数有且仅有一个, 则判断该元件发生故障。若可疑

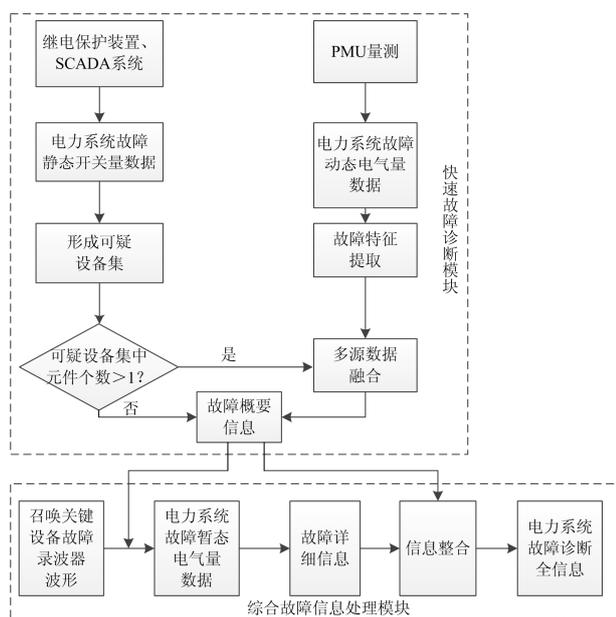


图 2 基于多源数据的电力系统故障全信息诊断模型

Fig. 2 Power system fault full information diagnosis model based on multi-source data

设备集中元件个数超过 1 个, 结合 PMU 采集的故障三相电流数据进行故障特征提取, 利用数据融合算法将静态开关量数据和动态电气量数据提取的故障特征进行融合, 得到故障主要信息。

此模块中, 输出为故障主要信息, 包括故障时间、故障元件、故障相别初判以及保护动作与断路器动作情况评价。故障主要信息为故障快速定位和处理提供重要参考。

2.2 综合故障信息处理模块

在快速故障在线诊断模块得到故障主要信息之后, 根据其中的故障元件, 确定其周围相关元件的故障录波器装置, 提取故障前后 2 个周期内的电气量波形进行分析。

综合信息处理模块为快速在线故障诊断模块补充故障详细信息, 形成最终故障全信息诊断系统的结果, 包括: 故障识别、故障时间、故障元件、故障性质、故障测距以及保护断路器动作情况评价等内容, 可用于调度运行进行事故分析。

3 模型算法

3.1 静态开关量故障信息提取处理

在利用静态开关量进行故障信息提取算法中, 形成可疑设备集, 再结合故障元件与保护以及断路器之间的动作关系, 将电力系统进行故障分析的问题转化为最优化问题求解^[14], 步骤如下。

1) 根据静态开关量信息确定可疑设备集。取

SCADA 系统提供的故障后各元件开关变位信息, 再结合继电保护装置动作状态, 形成可疑设备集 s 。

2) 若可疑设备集 s 中有且仅有一个元件, 则输出该元件编号为本次事故的故障元件; 若可疑设备集 s 中的元件个数大于 1, 则再结合动态电气量信息进行进一步故障诊断。可疑设备集 s 中的保护和断路器元件动作其状态值取 1, 没有动作状态值取 0, 形成可疑设备集对应的实际动作值集合 y 。

3) 针对可疑设备集中的保护和断路器动作期望值。由于继电保护装置和断路器动作的可靠性不确定, 传统模型中直接采用 0-1 作为动作期望值具有局限性。在此, 假设保护装置和断路器动作的可靠度为: 主保护 $k_{rm}=0.9$, 近后备保护 $k_{rs}=0.85$, 远后备保护 $k_{rl}=0.8$, 断路器动作 $k_c=0.95$ 。根据保护原理和断路器动作条件, 提出各元件的期望状态计算情况如下所示:

(1) 主保护动作期望状态=被保护元件状态 $\times k_{rm}$;

(2) 近后备保护期望状态=[被保护元件状态 $\times (1 - \text{主保护实际状态})] \times k_{rs}$;

(3) 远后备保护期望状态=关联元件 1 的状态值 \times (关联路径上断路器 1 的状态值) $\times k_{rl}$;

(4) 断路器期望状态= \max (与该断路器相关保护的期望状态 \times 该保护的实际行动状态)。

根据上述规则建立可疑设备集中元件的动作期望集合 y^* 。

4) 利用静态开关量进行解析模型法确定故障初步诊断结果的目标函数如式(1)所示。随后利用粒子群算法, 对目标函数的最优解进行求解。在数次迭代之后, 求得最优解 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, x_i 表示第 i 个元件的故障情况, 当其值越接近于 1 时, 故障的可能性越大; 反之, 越接近于 0, 故障的可能性越小。

$$E(x) = \min(y - y^*) \quad (1)$$

为便于进行故障诊断中的数据融合, 对上述最优解进行解析处理^[15], 如式(2)所示, 称 s_i 为第 i 个元件的静态量故障度。

$$s_i = \frac{x_i}{\sum_{k=1}^n x_k} \quad (2)$$

3.2 动态电气量故障信息提取处理

在动态电气量故障信息处理中, 将信息熵的概念引入算法。信息熵是由热力学引入的概念, 表征了信息之间的无序程度, 当信息熵越大, 说明信息越无序。在电力系统故障诊断中, 动态电气量在故障时刻前后会发生突变, 造成其局部电气量信息熵增大的特性^[16]。

PMU 装置提供故障前后一定时间内的电气量幅值及相位, 带有相位角的电气量无法直接进行信息熵处理。本文选用故障时刻前后元件两端的三相电流带有幅值和相位的数据作为处理的数据基础, 将幅值和相位表示的极坐标形式相电流 $i_\varphi = i_{m\varphi} \angle \theta_\varphi$, 转化为直角坐标形式 $i_\varphi = e_\varphi + jf_\varphi$, 其中 φ 表示 A、B、C 三相。用向量欧式距离计算公式, 计算出元件两端各相电流之间的欧式距离 d , 计算公式如式(3)所示。

$$d = \sqrt{(e_{1\varphi} - e_{2\varphi})^2 + (f_{1\varphi} - f_{2\varphi})^2} \quad (3)$$

正常情况下, 元件两端电流大小基本相等, 方向相反, 因此其向量欧式距离较大; 而在元件内部发生故障时, 元件两端电流大小相差不大, 方向相同, 因此其欧式距离相较于故障前减小, 此时信息熵增大, 故可以判断故障情况。为反映向量欧式距离的变化程度, 定义 t 时刻前后, 距离的变化率为 a_t , 则变化率的计算公式为式(4)所示。

$$a_t = \frac{|d_t - d_{t-1}|}{d_{t-1}} \quad (4)$$

假设故障发生在 t 时刻, 在故障前后各取 n 个时刻进行上述计算, 得到共 $(2n+1)$ 个数据, 在此计算其距离发生突变的概率, 如式(5)所示。

$$p(a_t) = \frac{a_t}{\sum_{j=-n}^n a_{t+j}} \quad (5)$$

在此段时间内, 对距离发生突变的概率进行积分, 得到该元件的动态量故障度 e_i , 如式(6)所示。

$$e_i = - \sum_{j=-n}^n p[a_{i(t+j)}] \log p[a_{i(t+j)}] \quad (6)$$

3.3 多源数据融合

已经形成可疑设备集 s , 作为数据融合的认识框架, 对于所有可疑设备集中的共 n 个元件, 通过计算得到表征其故障状态的静态量故障度和动态量故障度, 作为识别框架中所有元素的基本可信度分配, 即静态量故障度 s_i 和动态量故障度 e_i , 分别表示第 i 个元件基本可信数^[17]。针对两种不同来源的故障度利用 D-S 证据理论进行数据融合, 得到合成的结果 $m_i = s_i \oplus e_i$ 。具体融合规则如式(7)所示。

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ m_i = \frac{1}{K} \sum_{j \cap k = i} s_j e_k \end{cases} \quad (7)$$

式中, K 表征证据冲突的权重, 避免出现证据冲突时得出错误结果, $K = 1 - \sum_{j \cap k = \emptyset} s_j e_k$ 。

对于第 i 个元件, 其动态量故障度包括三相三个故障度量, 而静态量故障度只有一个, 根据故障特征, 需要将静态量故障度分别用于同一元件各相动态量故障度进行三次融合, 以同时达到故障元件定位和故障初步选相的作用。

3.4 暂态电气量故障特征提取算法

采取离散小波分析算法对故障录波器提供的暂态电气量数据进行分析^[18]。在经过上述静态开关量和动态电气量故障特征信息提取后, 已能确定本次事故中发生故障的元件, 根据已生成的故障主要信息, 有针对性地进行波形召唤。假设系统中元件 i 在时刻 t 发生故障, 则需要召唤元件 i 两端 (m 和 n 点) 在 $t \in [-0.04, 0.04]$ s 内三相电压和三相电流的波形。

需要利用暂态电气量数据提取故障时间、故障识别、故障性质和故障测距等信息。故障时间通过小波变换之后奇异性检测原理, 分析经过分解重构后发生突变的奇异点时间^[19], 判定故障发生的时间。

故障性质判断方法针对故障三相电流进行小波分解, 以 Daubechies 小波 (db4) 为母小波进行 6 层分解, 选用第一层 $d1$ 的细节参数作为故障性质判别参考。定义, 进行故障类别判断的三相参数为 d_{1A} 、 d_{1B} 、 d_{1C} , 分别为元件两端 db4 小波 6 层分解重构后, 第一层 $d1$ 的细节参数之和^[20], 如式(8)~式(10)所示。

$$d_{1A} = d_{1mA} + d_{1nA} \quad (8)$$

$$d_{1B} = d_{1mB} + d_{1nB} \quad (9)$$

$$d_{1C} = d_{1mC} + d_{1nC} \quad (10)$$

当 $d_{1A} + d_{1B} + d_{1C} = 0$ 时, 判断为相间故障。若其中有两相参数满足 $d_{1X} - d_{1Y} = 0$ [$X, Y \subseteq (A, B, C)$], 则说明 XY 两相相间短路; 若不存在两相参数满足上述情况, 则判断为三相相间短路。

当 $d_{1A} + d_{1B} + d_{1C} \neq 0$ 时, 诊断为接地短路。若三相参数中有出现两相参数大致相等而明显不同于第三相参数, 则说明第三相发生单相接地故障。若三相参数均大致相等, 则说明发生两相接地短路故障。

故障测距基本原理基于行波法^[21]。由于已测得的故障三相电压存在相间耦合, 因此需要进行相模变换以实现三相电压之间的解耦。采用经典的凯伦布尔矩阵进行相模变换^[22]。变换关系如式(11)所示。

$$\begin{bmatrix} u_0 \\ u_\alpha \\ u_\beta \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_A \\ u_B \\ u_C \end{bmatrix} \quad (11)$$

为了避免其他干扰的影响, 采用 u_α 模分量进行后续小波变换处理^[23]。

针对故障元件两端三相电压经过相模变换后得到的 α 模分量 $u_{m\alpha}$ 和 $u_{n\alpha}$ 波形, 进行小波变换, 得到行波波头到达元件两端的时间 t_m 和 t_n , 再根据式(12)进行故障测距计算。

$$x = \frac{l + v \cdot (t_m - t_n)}{2} \quad (12)$$

式中: x 为故障点到 m 端的位置距离; l 为线路总长度; $v = \frac{1}{\sqrt{LC}}$ 为按照元件参数计算的行波波速。

4 仿真算例分析

采用 IEEE 39 节点系统作为仿真模型, 仿真系统简化图如图 3 所示。运用电磁暂态分析软件 PSCAD 进行故障过程模拟, 得到所需的各类数据; 运用 Matlab 算法进行数据处理, 得到故障诊断结果。

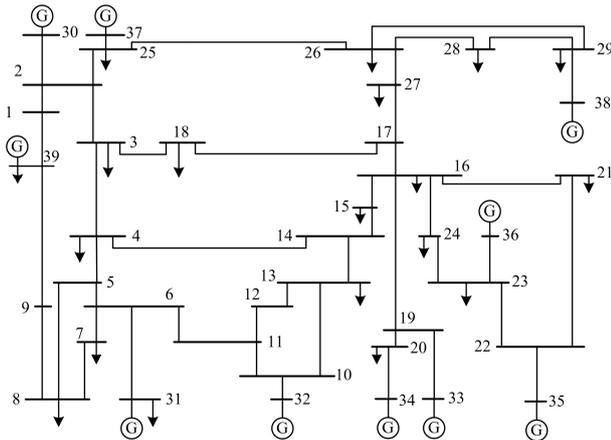


图 3 IEEE 39 节点系统简化结构

Fig. 3 Simplified structure of IEEE 39-bus system

在 PSCAD 软件设置仿真时间为 3.0 s, 波形采样步长为 50 μ s, 系统采样频率为 20 000 Hz。

故障情况: 设置线路 L_{17-18} 中间位置(线路长度为 17.351 2 km, 即故障发生位置距离母线 17、18 的距离均为 8.675 6 km)发生 B 相接地短路故障, 故障发生于仿真开始 1.0 s 后, 故障持续时间 0.5 s。线路 L_{17-18} 两端断路器中, 靠近母线 18 的断路器在线路保护的作用下动作跳开, 而靠近母线 17 的断路器拒动, 因此线路 L_{17-27} 和 L_{16-17} 作为线路 L_{17-18} 的远后备保护动作, 分别跳开线路 L_{17-27} 上靠近母线 27 的断路器以及 L_{17-16} 中靠近母线 16 的断路器。母线 18 保护动作。

通过仿真, 获得实际电力系统中 SCADA 系统提供的保护和断路器动作情况, 结合 IEEE 39 节点

系统的拓扑结构, 得到本次事故中的可疑设备集为: $\{L_{17-18}, L_{17-27}, L_{16-17}, B_{17}\}$ 。可疑设备集中包含 4 个元件, 元件个数大于 1, 因此需要进行更进一步的数据处理和计算。由第 3 节中的算法, 根据已知的静态开关量信息计算本次故障中可疑设备集的静态量故障度。提取可疑设备集中 4 个元件两端的三相电流向量进行处理(母线 B_{17} 则是提取所有与其相连线路的电流向量), 进行极坐标和直角坐标的转化, 将故障发生时刻前后各取 5 个时间间隔为 0.008 s 的时间点, 计算其欧式距离, 并计算前后两个时刻之间的距离变化率。按照式(5)和式(6)分别计算可疑设备集中 4 个元件的动态量故障度。最后, 根据 3.3 节中多源数据融合的计算方法, 对已计算得到的静态量故障度和动态量故障度进行数据融合, 所得结果如表 1 所示。至此, 根据静态开关量和动态电气量进行模型中的快速故障在线诊断已经完成, 得到的故障主要信息如表 2 所示。

表 1 静态量故障度和动态量故障度

Table 1 Fault degree of static data and dynamic data

元件	相别	静态量故障度	动态量故障度	融合结果
L_{17-18}	A	0.442 3	0.126 7	0.256 1
	B		0.725 8	0.718 9
	C		0.096 1	0.195 4
L_{16-17}	A	0.032 8	0.036 7	0.022 3
	B		0.047 2	0.030 1
	C		0.028 9	0.017 9
L_{17-27}	A	0.079 6	0.104 1	0.067 1
	B		0.062 3	0.054 2
	C		0.089 2	0.069 9
B_{17}	A	0.214 5	0.125 2	0.101 9
	B		0.223 1	0.187 6
	C		0.096 9	0.098 9

表 2 故障概要信息表

Table 2 Profile information table of fault

故障发生时间	故障在 $t = 1.0$ s 时发生, 持续时间为 0.05 s
故障元件	L_{17-18}
故障相别	B 相
保护和断路器动作评价	故障线路 L_{17-18} 主保护动作正常
	线路 L_{17-18} 中靠近母线 18 断路器拒动
	线路 L_{16-17} 、 L_{17-27} 远后备保护动作正常
	线路 L_{16-17} 、 L_{17-27} 断路器动作正常 母线 18 保护由于断路器拒动误报

根据上述故障主要信息表, 对线路 L_{17-18} 两端在 $t \in [0.96, 1.04]$ s 的三相电压、电流波形进行召唤。

通过小波变换奇异性分析, 得到波形发生突变的时间为 $\Delta t = 0.04012 \text{ s}$, 由于波形是从 $t_0 = 0.96 \text{ s}$ 开始, 因此可以判断故障出现的时间为 $t = 1.00012 \text{ s}$ 。计算三相参数分别为: $d_{1A} = -0.0218$, $d_{1B} = 1.0624$, $d_{1C} = -0.0213$ 。由上可计算三相参数之和为: $d_{1A} + d_{1B} + d_{1C} = 1.0193 \neq 0$, 且 $d_{1A} \approx d_{1C}$ 。因此, 诊断故障为 B 相接地故障。线路 L_{17-18} 两端故障相小波分解结果如图 4、图 5 所示。

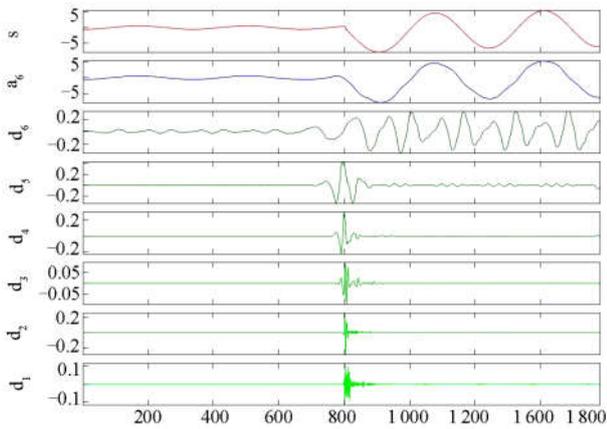


图 4 I_{mb} 小波变换结果

Fig. 4 Results of wavelet transform of I_{mb}

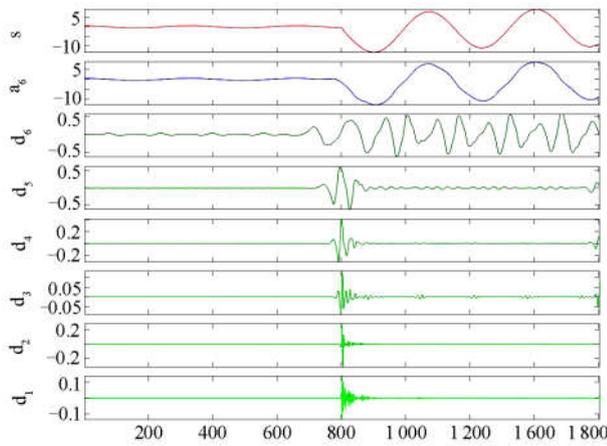


图 5 I_{nb} 小波变换结果

Fig. 5 Results of wavelet transform of I_{nb}

针对线路 L_{17-18} 两端三相故障电压, 进行相模变换后得到的波形 E_m 和 E_n 进行小波分解, 如图 6、图 7 所示。

根据变换结果, 故障发生后, 行波波头从故障点到元件两端的时间分别为: $t_m = 0.04107 \text{ s}$, $t_n = 0.04095 \text{ s}$, 代入式(12)计算得到故障位置距离 m 端的距离为 $x = 8.6576 \text{ km}$, 与实际设定距离仅有 18 m 的误差。

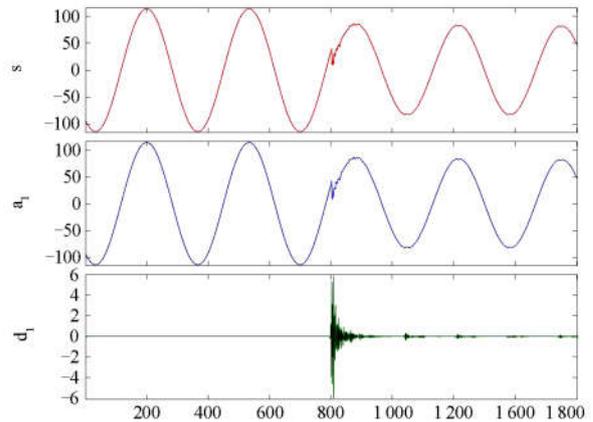


图 6 E_m 小波变换结果

Fig. 6 Results of wavelet transform of E_m

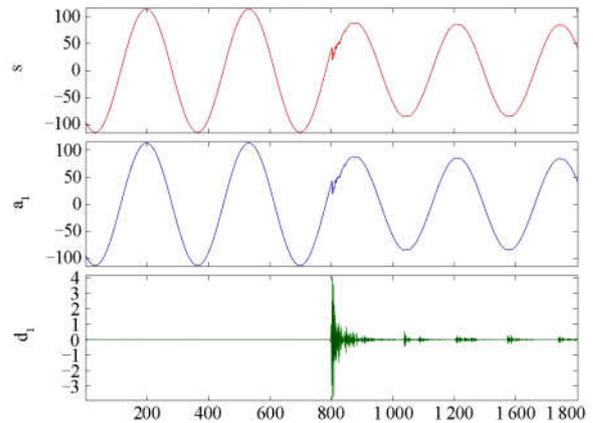


图 7 E_n 小波变换结果

Fig. 7 Results of wavelet transform of E_n

综合以上结果得到本次事故的故障全信息报表如表 3 所示。

5 结论

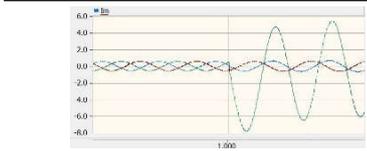
为使电力系统故障诊断不仅能满足快速性要求, 而且能够在系统复杂故障情况下做出准确的判断。本文利用现代电力信息系统中多态多源数据, 提出一种故障全信息诊断模型。

利用实时性较好的数据进行快速故障诊断, 得到故障主要信息。在此信息基础上结合暂态电气量数据分析得到故障全信息。

建立了分层故障诊断模型。在静态开关量数据算法模型中考虑了装置设备的不确定性, 以获得更加准确的静态量故障度值; 在动态电气量数据建模中引入信息熵的概念, 在幅值计算的基础上用向量距离作为动态量故障度的表征; 在暂态电气量特征提取中, 采用了离散小波分析算法进行分析。

表 3 故障全信息报告

Table 3 Statement of full information of fault

故障发生时间	$t = 1.000\ 12\ s$
故障持续时间	$\Delta t = 0.5\ s$
故障元件	L_{17-18}
故障性质	B 相接地短路故障
故障测距	与母线 18 的距离 $x = 8.657\ 6\ km$
M 侧(母线 18)	
故障电流波形 ($t \in [0.96, 1.04]\ s$)	
	N 侧(母线 17)
保护和断路器 动作评价	故障线路 L_{17-18} 主保护动作正常
	线路 L_{17-18} 中靠近母线 18 断路器拒动
	线路 L_{16-17} 、 L_{17-27} 远后备保护动作正常
	线路 L_{16-17} 、 L_{17-27} 断路器动作正常
	母线 18 保护由于断路器拒动误报

运用 PSCAD 和 Matlab 软件联合对 IEEE39 节点系统进行故障模拟仿真分析, 结果表明所建模型是可行的。

参考文献

[1] 高翔, 张沛超, 章坚民. 电网故障信息系统应用技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007.

[2] 刘科研, 盛万兴, 张东霞, 等. 智能配电网大数据应用需求和场景分析研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(2): 287-293.

LIU Keyan, SHENG Wanxing, ZHANG Dongxia, et al. Big data application requirements and scenario analysis in smart distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(2): 287-293.

[3] 文清丰, 李文云, 顾雪平, 等. 融合遥信报警和电气量分析的电网故障诊断方法[J]. 电测与仪表, 2014, 51(17): 29-34.

WEN Qingfeng, LI Wenyun, GU Xueping, et al. Fault diagnosis approach to power grid with fusion of telecommunication alarm and electrical measurement analysis[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014, 51(17): 29-34.

[4] 赵庆周, 李勇, 田世明, 等. 基于智能配电网大数据分析的状态监测与故障处理方法[J]. 电网技术, 2016, 40(3): 774-780.

ZHAO Qingzhou, LI Yong, TIAN Shiming, et al. A state estimation and fault processing method based on big data analysis of smart distribution network[J]. Power System Technology, 2016, 40(3): 774-780.

[5] 陈伟彪, 陈亦平, 姚伟, 等. 基于多源信息时间序列匹配的电网故障诊断方法[J]. 电力建设, 2016, 37(12): 134-142.

CHEN Weibiao, CHEN Yiping, YAO Wei, et al. A fault diagnosis method of power grid based on time series matching with multi-source information[J]. Electric Power Construction, 2016, 37(12): 134-142.

[6] 陈翔, 吉翔华, 湛锋, 等. 电网告警的智能分析与综合展现的研究及应用[J]. 电工技术, 2018(5): 71-73.

CHEN Xiang, JI Xianghua, ZHAN Feng, et al. Research and application of grid alarms intelligent analysis and comprehensive presentation[J]. Electric Engineering, 2018(5): 71-73.

[7] 王守鹏, 赵冬梅. 电网故障诊断的研究综述与前景展望[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(19): 164-175.

WANG Shoupeng, ZHAO Dongmei. Research review and prospects for power grid fault diagnosis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(19): 164-175.

[8] 闪鑫, 赵家庆, 张剑, 等. 基于三态数据的电网在线综合故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(23): 78-81, 119.

SHAN Xin, ZHAO Jiaqing, ZHANG Jian, et al. On-line comprehensive fault diagnosis of power grid based on three-state data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(23): 78-81, 119.

[9] 方勇灵, 陆榛, 宋福海, 等. 一种继电保护故障信息智能分析方案及应用[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(5): 114-118.

FANG Yongling, LU Zhen, SONG Fuhai, et al. Program and application of relay fault information intelligent analysis[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(5): 114-118.

[10] 国家电网公司. 变电站调控数据交互规范: Q/GDW 11021—2013[S]. 北京: 国家电网公司, 2014.

State Grid Corporation of China. Interaction specification of substation regulatory data: Q/GDW 11021—2013[S]. Beijing: State Grid Corporation of China, 2014.

[11] 付仙兰, 罗萍萍. 基于改进 Petri 网与希尔伯特黄变换融合的电网故障诊断[J]. 水电能源科学, 2018, 36(3): 210-214.

FU Xianlan, LUO Pingping. Power grid fault diagnosis based on improved Petri net and HTT[J]. Water Resources and Power, 2018, 36(3): 210-214.

[12] 姚瑛, 郗晓光, 高世伟, 等. 采用多数据源的配电网故障研判技术[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(2):

- 50-55.
YAO Ying, XI Xiaoguang, GAO Shiwei, et al. Fault diagnosis of distribution network based on multiple data sources[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2017, 29(2): 50-55.
- [13] 闪鑫, 戴则梅, 张哲, 等. 智能电网调度控制系统综合智能告警研究及应用[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(1): 65-72.
SHAN Xin, DAI Zemei, ZHANG Zhe, et al. Research on and application of integrated smart alarm based on smart grid dispatching and control systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(1): 65-72.
- [14] 边莉, 边晨源. 电网故障诊断的智能方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(3): 146-153.
BIAN Li, BIAN Chenyuan. Review on intelligence fault diagnosis in power networks[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(3): 146-153.
- [15] 闫丽梅, 周忠媛, 徐建军, 等. 基于告警时序的输电设备故障定位方法的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(7): 38-48.
YAN Limei, ZHOU Zhongyuan, XU Jianjun, et al. Research on the method of fault location of transmission device based on time series of alarm[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(7): 38-48.
- [16] 易妍, 方磊, 谢骏. 基于信息熵与 DS 证据理论的电网故障诊断方法[J]. 电气应用, 2018, 37(4): 26-29.
YI Yan, FANG Lei, XIE Jun. Fault diagnosis method based on information entropy and D-S evidence theory[J]. Electric Technology, 2018, 37(4): 26-29.
- [17] 龚方亮, 牟龙华, 郭文明, 等. 基于 D-S 证据理论的配电终端状态诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(1): 30-36.
GONG Fangliang, MU Longhua, GUO Wenming, et al. D-S evidence theory based condition diagnosis for distribution terminal units[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1): 30-36.
- [18] NEETHU A S, ANGEL T S. Smart fault location and fault classification in transmission line[C] // 2017 IEEE International Conference on Smart Technologies and Management for Computing, Communication, Controls, Energy and Materials (ICSTM), Veltch Dr.RR & Dr.SR University, August 2-4, 2017, Chennai, India: 339-343.
- [19] WU J D, KUO J M. An automotive generator fault diagnosis system using discrete wavelet transform and artificial neural network[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(6): 9776-9783.
- [20] FERREIRA V H, ZANGHI R, FORTES M Z, et al. A survey on intelligent system application to fault diagnosis in electric power system transmission lines[J]. Electric Power Systems Research, 2016, 136: 135-153.
- [21] 崔超奇, 王占山, 杨东升, 等. 基于小波变换的输电线故障定位与选相方法[J]. 控制工程, 2017, 24(增刊 1): 85-91.
CUI Chaoqi, WANG Zhanshan, YANG Dongsheng, et al. Approach of fault location and fault-phase selection for transmission lines with wavelet transform[J]. Control Engineering of China, 2017, 24(S1): 85-91.
- [22] 高正中, 张政, 龚群英. 基于小波变换的配电网单相接地故障仿真研究[J]. 现代电子技术, 2016, 39(20): 142-145.
GAO Zhengzhong, ZHANG Zheng, GONG Qunying. Study on wavelet transform based simulation of single-phase grounding fault in power distribution network[J]. Modern Electronics Technique, 2016, 39(20): 142-145.
- [23] 黄南天, 李富青, 王文婷, 等. 输电线路故障层次化变步长 Tsallis 小波奇异熵诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(18): 38-44.
HUANG Nantian, LI Fuqing, WANG Wenting, et al. A method of transmission line faults diagnosis based on Tsallis Wavelet singular entropy with hierarchical variable step size[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(18): 38-44.

收稿日期: 2018-12-20; 修回日期: 2019-02-21

作者简介:

屈子程(1994—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力系统故障数据处理及故障诊断; E-mail: qzcdqgczyb@163.com

高亮(1960—), 男, 教授, 长期从事变电站自动化技术和继电保护装置的研究。E-mail: gaoliang@shiep.edu.cn

(编辑 张爱琴)