

基于广域录波数据和 FCM 聚类的电网故障诊断方法

何俊涛, 车仁飞, 孟庆萌, 张 昊

(山东大学 电网智能化调度与控制教育部重点实验室, 山东 济南 250061)

摘要: 断路器和保护设备存在误动和拒动的可能性, 不正确的动作会引入错误的故障信息干扰电网故障诊断。针对上述问题提出了一种基于广域故障录波数据和模糊 C 均值(FCM)聚类的电网故障诊断方法。对母线、输电线路和变压器这 3 种电网元件的故障录波数据进行挖掘分析, 从中提取能够有效区分故障元件的特征; 建立基于模糊 C 均值聚类的电网故障元件诊断模型。对故障后的元件进行聚类分析, 并计算各元件的故障可信度, 最终确定故障元件。新英格兰 39 节点系统的仿真和实际算例表明所提方法能够快速准确定位故障元件且不受故障类型和位置的影响。

关键词: 电网故障诊断; 广域故障录波; 模糊 C 均值分析; 小波分析; 故障特征; 故障可信度

中图分类号: TM 761

文献标志码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2019.06.026

0 引言

大电网互联提高了系统运行的稳定性, 但是输电网发生局部故障仍然不可避免。在发生电网局部故障后进行故障元件的快速准确定位, 能够帮助调度人员制定正确的调度策略, 恢复电网运行。近年来, 国内外的专家学者在这一领域进行了大量的研究, 提出了许多故障诊断方法, 包括专家系统法^[1]、贝叶斯理论^[2-3]、Petri 网^[4-5]、神经网络法^[6-7]、解析模型^[8-9]等。所提方法大多利用保护系统和开关信息进行故障诊断, 但在实际运行中, 保护系统的误动和拒动以及信息的传输错误会干扰诊断过程。

为了减少错误告警信息对故障诊断的影响, 文献[10]融合多个系统的数据进行故障诊断。文献[11]利用模糊 Petri 网建立基于规则的故障推理模型进行故障诊断, 能够并行处理保护和断路器的不确定信息。文献[12]研究了基于粗糙集理论的联合规则挖掘算法, 并构造了基于该算法的分布式电网故障诊断模型。这些方法提高了诊断系统的准确性, 但是建模过程比较复杂。

考虑到保护系统动作前的电气量信息不受保护拒动和误动的影响, 文献[13]利用故障录波数据计算广域元件的差流进行故障元件定位。文献[14]利用小波变换分析故障前后的电流波形, 并用 D-S 理论融合小波故障度和小波奇异度来表述电网元件的故障概率。文献[15]提出了基于广域测量系统(WAMS)的电网故障实时诊断方法, 利用电气量进行故障诊断, 并根据诊断结果对保护的误动、拒动情况进行分析。电网故障后电气量先发生变化, 其次才是保护系统动作, 故障录波器能够记录故障发生前后扰动元件的电气量信息, 为故障诊断提供了良好的数据源。

因此, 本文利用广域故障录波数据进行电网故

障诊断, 从录波电气量数据中提取表征电网元件是否故障的特征量, 并结合模糊 C 均值(FCM)聚类算法将获得的广域元件特征进行融合处理, 通过对元件的聚类分析计算各扰动元件的故障可信度, 最终实现电网故障诊断。算例分析结果表明本文方法不受错误告警信息干扰, 且能够快速确定电网故障元件。

1 基于 FCM 聚类的故障元件定位算法建模

1.1 FCM 聚类

FCM 聚类是在分类数规定的情况下, 根据特定的分类规则实现研究对象的最佳分类^[16]。对于一组数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_H\} \subset R_{1 \times K}$, 其包含 H 个对象, 每个对象具有 K 维特征, 即 $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jK})$; 分类数为 c ; 隶属度矩阵 $U = [u_{ij}]_{c \times H}$ 表示数据对类别的隶属关系, 其元素值域为 $0 \leq u_{ij} \leq 1$; 聚类中心矩阵 $P = [p_{ij}]_{c \times K}$ 由 c 个类的聚类中心点组成。

FCM 聚类通过建立研究对象与聚类中心距离最小的目标函数进行聚类, 并通过不断优化目标函数来求取最优聚类中心矩阵, 并确定最终的隶属度。其目标函数如式(1)所示。

$$J(U, P) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^H u_{ij}^\lambda D^2(x_j, p_i) \quad \lambda \in [1, \infty) \quad (1)$$

其中, λ 为加权指数; $D^2(x_j, p_i)$ 为聚类中心 p_i 和样本 x_j 之间的失真度。

FCM 聚类便于编程实现, 能够处理多维特征的聚类, 隶属度矩阵适用于表示电网故障诊断中的元件故障可信度, 因此本文将 FCM 聚类应用于电网故障诊断。

1.2 线路和变压器元件聚类特征的分析 and 计算

FCM 聚类算法根据特征进行分类, 因此建模的主要内容是从故障录波数据中提取故障特征量。保护动作前的录波数据不受保护拒动和误动的影响,

因此本文将保护动作前的录波数据作为有效录波信息建立故障诊断特征。在进行实际电网故障诊断时,根据不同的保护动作时间整定故障后一段时间内的录波作为有效录波数据建立故障诊断特征,故障诊断时只需要判断故障时刻,并提取相应元件的有效录波数据进行诊断。

线路和变压器都是多端口元件,其聚类特征具有一致性,对两者一起进行建模。根据录波数据的特点和计算处理的时效性,本文分析并提出以下 5 种实用性特征指标。

(1) 故障相电流:当电网发生故障时,元件流过的电流会发生突变,故障元件上的电流变化大,而非故障元件上的电流变化较小。本文截取各元件故障发生后的有效录波数据,利用全波傅里叶变换将时域信息转化成相量值作为故障诊断特征,并将故障发生前的正常电流作为基准值进行标准化处理,消除不同线路的载流量不同对结果的影响。故障元件的故障相电流大,而非故障元件的故障相电流小,将其作为聚类分析的 1 个特征。

(2) 小波系数比:电网发生故障后,故障元件的电流将发生波动,且故障元件的波动大于非故障元件的波动。小波变换具有良好的时频局部化特性,能够分析电流的局部时频特性,量化故障相电流在故障发生前、后的幅值波动情况。信号序列 $x(k)$ 经过 w 尺度的多分辨分析的 Mallat 小波变换后,在第 j 分解尺度下 k 时刻的高频分量系数和低频分量系数分别为 $c_{Dj}(k)$ 和 $c_{Aj}(k)$,进行单支重构后得到 $D_j(k)$ 和 $A_j(k)$ 。为方便表达,令 $A_j(k) = D_{j+1}(k)$,则原始信号可以表示为:

$$x(k) = D_1(k) + D_2(k) + \dots + D_{w+1}(k) \quad (2)$$

定义小波系数比来表征故障元件的电流在故障发生前、后的幅值波动特征:故障发生后,录波器记录的故障元件的故障相电流信号为 $i(t)$,确定故障时刻 t_0 ,提取故障时刻前一周期和故障后一周期的电流信号,选择 db4 为母小波进行多分辨率小波变换,得到 t 时刻的小波逼近系数为 D_t ,令:

$$\begin{cases} E_i = \max(D_t) & t < t_0 \\ E_f = \max(D_t) & t > t_0 \end{cases} \quad (3)$$

则扰动元件的小波系数比为:

$$e = \max(E_i, E_f) / \min(E_i, E_f) \quad (4)$$

e 表征信号在故障前、后的幅值波动程度,故障元件的 e 值大,而非故障元件的 e 值小。

(3) 分相差流:多端口元件的分相差流是基于基尔霍夫电流定律计算的。以线路为例进行说明,线路的 M 端和 N 端分别流过电流 I_m 和 I_n ,规定两端电流正方向均为母线指向线路。正常状态下,两端电流大小相等、方向相反,即 $I_m + I_n = 0$ 。线路内部

短路后, $I_m + I_n = I_k$, I_k 为短路点电流。按照式(5)计算各元件的差流特征:

$$\Delta I_\varphi = |I_{m\varphi} + I_{n\varphi}| \quad \varphi = a, b, c \quad (5)$$

其中, φ 为相别。变压器元件需要对各侧的电流调整变比后再进行特征计算。

提取故障发生后元件两端同步的电流数据计算分相差流,非故障元件的分相差流为较小的不平衡电流,而故障元件的分相差流为较大的短路电流。

(4) 分相电流相位差。

元件两端的电流相位差可以用来判断元件是否发生故障,并且对数据同步精确采样的依赖性低,因此计算两端元件的分相电流相位差作为聚类分析的特征。以线路为例进行说明,对于线路 M 、 N 两端流过的电流 I_m 和 I_n ,规定两端正方向相同,按照式(6)计算分相电流相位差。

$$\theta_\varphi = \arg |I_{m\varphi} / I_{n\varphi}| \quad \varphi = a, b, c \quad (6)$$

理论上,当线路内部发生故障后, $\theta = 180^\circ$;正常线路流过穿越电流时, $\theta = 0^\circ$ 。考虑线路分布电容和阻抗时,利用分相电流相位差仍然可以区分故障元件和非故障元件,即故障元件的分相电流相位差较大,而非故障元件的分相电流相位差较小。

(5) 基于线路分布参数的偏移特征:该故障特征利用同步采样的双端电压电流的正序分量进行计算。考虑一个长度为 l (单位为 km) 的分布参数的输电线路模型,当线路距离 S 端 Dl (单位为 km) 处发生短路故障时,其单相模型如图 1 所示。利用 S 端和 R 端测量得到的电压、电流信息表示的故障点电压分别如式(7)和(8)所示。

$$V_F = V_S \cosh(\gamma Dl) - I_S Z_c \sinh(\gamma Dl) \quad (7)$$

$$V_F = V_R \cosh[\gamma(1-D)l] + I_R Z_c \sinh[\gamma(1-D)l] \quad (8)$$

其中, D 为故障点到始端的距离与线路总长的比值; γ 为线路传播系数; V_S 、 V_R 和 I_S 、 I_R 分别为 S 端与 R 端的测量电压和电流; Z_c 为线路的特性阻抗。联立(7)、(8)得到:

$$D_f = \operatorname{arctanh} \{ [V_S - V_R \cosh(\gamma l) - Z_c \sinh(\gamma l) I_R] \div [Z_c I_S - Z_c \cosh(\gamma l) I_R - V_R \sinh(\gamma l)] \} / \gamma \quad (9)$$

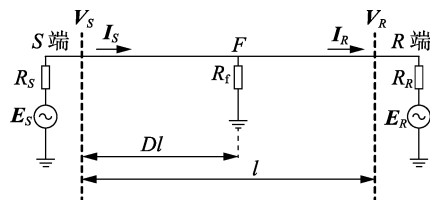


图 1 双端输电系统单线图

Fig.1 Single-line diagram of two-terminal transmission system

定义:

$$\begin{cases} A = V_S - V_R \cosh(\gamma l) - Z_c \sinh(\gamma l) I_R \\ B = Z_c I_S - Z_c \cosh(\gamma l) I_R - V_R \sinh(\gamma l) \end{cases} \quad (10)$$

当线路正常运行时, A 和 B 满足线路的物理条件约束, 经数学推导易知, A 和 B 的模值趋近于 0。当线路发生故障时, $D_f \neq 0$, 故障后线路参数发生改变, A 和 B 的模值会产生偏移, 不再趋近于 0。大量的仿真验证表明, 故障元件的 A 和 B 的模值远大于 10, 而非故障元件的 A 和 B 的模值则接近于 0。特征量 A 对线路后 50% 区域内的故障比较灵敏, 特征量 B 对线路前 50% 区域内的故障比较灵敏, 选择 2 个特征中数值较大的作为最终的特征。故障线路和非故障线路在故障发生后的分布参数偏移特征如图 2 所示。

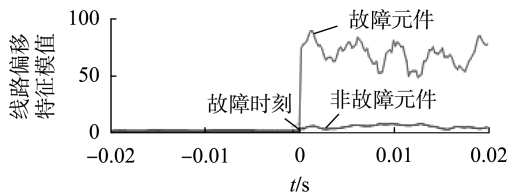


图 2 故障元件和非故障元件的偏移特征

Fig.2 Deviate characteristics of fault and normal lines

本文从有效录波数据中提取线路两端的电压、电流正序分量, 计算线路的偏移特征模值作为判断元件状态的一个特征。

1.3 母线元件聚类特征的分析 and 提取

母线在输电系统拓扑图上等效为 1 个节点, 母线故障会造成该点电压降低, 电压特征对母线故障具有很好的指示性。对于母线, 本文选择以下 3 种聚类特征。

(1) 故障相电压: 故障后故障点的母线电压突变降低, 而非故障母线电压降低较少。从故障后的有效录波数据中提取相电压作为特征识别故障元件。

(2) 零序电压分量: 电网发生接地故障后, 零序电源位于故障点, 因此故障点的零序电压最高, 距离故障点越远的位置零序电压越低, 且零序电压分量不受系统运行方式的影响, 可以作为区分故障元件的特征。

(3) 分相差流: 利用故障后母线所有出线的电流数据计算分相差流作为特征, 故障母线的分相差流为故障电流, 非故障母线的分相差流计算值接近于 0。该特征要求同一母线的的所有出线的电流数据采样同步。

1.4 特征指标的融合处理

利用多维特征聚类能够避免单一特征的局限性和片面性, 将计算得到的每类录波特征作为一个聚类特征, 形成 FCM 聚类的输入向量 $\mathbf{x}_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jK})$ 。

由于各个特征具有不同的属性和值域, 直接进行聚类会影响求解速度和聚类准确度, 因此按照式 (11) 对输入的特征数据进行标准化处理, 将输入向

量转化为无量纲的纯数值, 便于求解并提高聚类准确性。

$$\tilde{x}_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{S_j} \quad i=1, 2, \dots, H; j=1, 2, \dots, K \quad (11)$$

其中, $\bar{x}_j$ 为第 j 维特征的均值; S_j 为第 j 维特征的统计标准差。标准化后的数据便于模型的求解, 且能够提高分类的速度和故障诊断的准确度。

1.5 聚类结果分析和故障可信度计算

聚类分析后将扰动元件分为故障元件和非故障元件 2 类, 但没有确定类别属性。聚类中心向量 $\mathbf{p}_i$ 记录了第 i 类元件的各个特征的中心值, 可以代表该类元件的性质, 因此通过分析比较聚类中心向量的物理意义判别类别属性。

对于聚类中心矩阵 $\mathbf{P}$ 的第 j 维列向量 $\mathbf{p}_j$ 中的元素, 根据 $\mathbf{p}_j$ 特征的物理意义, 通过比较各元素数值大小确定各类的属性。为便于分析, 定义类别指示矩阵 $\mathbf{A}_{\text{ind}} = [a_{ij}]_{2 \times K}$, 如果 $\mathbf{p}_j$ 的元素 p_{ij} 数值表示为故障属性, 则 $a_{ij} = 1$, 否则 $a_{ij} = 0$ 。对全部维度特征判断后形成类别指示矩阵, 则在全部 K 维特征证据下类

别 i 为故障类的指数表示为: $\sum_{j=1}^K a_{ij}$ 。不同特征在判断元件属性时可靠性不同, 如双端量特征比单端量特征更加可靠, 因此进行类别属性判断时需要对不同的特征分配不同的权重。本文对线路元件的 5 个特征分配的权重分别为 14%、14%、22%、20%、30%, 对母线元件的 3 个特征分配的权重分别为 26%、28%、46%, 加权计算后的类别属性计算公式为:

$$\mathbf{S}_c = \mathbf{A}_{\text{ind}} \mathbf{W}^T \quad (12)$$

其中, $\mathbf{W}$ 为元件的特征权重矩阵; 矩阵 $\mathbf{A}_{\text{ind}}$ 中元素的值域在 0 和 1 之间, 且元素值大的为故障类, 值小的为非故障类, 实现了类别属性判断。

聚类分析有可能求得局部最优解, 直接将隶属度作为元件的故障可信度可能会误判元件, 因此建立综合故障期望来表示元件的故障可信度。矩阵 $\mathbf{S}_c$ 表述了扰动元件在类别属性中的值域, 隶属度矩阵 $\mathbf{U}$ 记录了元件属于某类的概率值。根据期望的数学定义, 可以计算输电元件的综合故障期望值为:

$$\mathbf{E} = \mathbf{S}_c^T \mathbf{U} \quad (13)$$

元件的综合故障期望描述了元件为故障类的期望值, 非故障元件的综合故障期望值低于 0.5, 而故障元件的综合故障期望值较高, 接近于 1。设定故障期望阈值, 将综合故障期望值高于阈值的元件判断为故障元件, 低于阈值的判断为正常元件, 从而实现故障诊断。本文通过仿真分析设置故障期望阈值为 0.68, 将综合故障期望值高于阈值的元件判定为故障元件, 并将综合故障期望作为其故障可信度。

故障期望阈值设定过低会误判故障元件,设定过高可能会在复杂故障中遗漏故障元件。在实际电网中,故障期望阈值的设定根据运行经验或通过仿真验证确定。

2 基于 FCM 聚类的故障元件定位

基于 FCM 聚类的故障元件定位流程如附录 A 中的图 A1 所示,具体诊断流程如下。

a. 首先根据上传的故障录波数据确定扰动元件和故障时刻,并进行广域数据的时间对齐。

b. 提取保护系统动作前的录波数据计算各个元件的故障特征指标,形成各元件的故障特征指标表。

c. 计算扰动元件的故障可信度。对故障特征指标进行标准化处理,然后将其代入算法进行聚类求解。分析聚类结果,确定故障类和非故障类元件,并计算各个元件的故障可信度,初步确定疑似故障元件。

d. 母线出口发生短路时,基于母线元件和线路元件的聚类可能会得到多个故障元件,母线可能被误判。为了正确识别故障元件,加入判断流程,若出现故障诊断结果冲突,利用差流特征再次分析冲突的元件进行故障元件诊断,重新确定冲突元件的故障可信度,最终确定故障元件。

录波器软、硬件设计的主要功能是保证数据记录的准确性,并采用 GPS 提供的绝对时标控制采样信号同步,使故障录波数据具有较高的准确性和可靠性^[17]。由于传输通道故障等原因,故障后上传到调度端的数据可能丢失,而本文提取的各个特征都能独自表征元件故障状态,当数据缺失时可以对特征进行降维,利用部分特征进行故障元件定位;当元件的一端数据缺失时,只利用单端量特征进行故障诊断;当对端电压数据缺失时,只提取电流特征进行故障诊断。

3 算例分析

3.1 故障元件定位仿真分析

利用 IEEE 39 节点仿真系统^[18]验证算法的正确性,故障设置如下:线路 L1415 在距离母线 B14 出口 10%处(即占线路全长的 10%处,下同)经 300 Ω 电阻单相接地短路,L1415 主保护拒动,线路 L0414、L1516 被保护误动切除。若利用保护和断路器信息进行故障诊断会引入错误警报信息。

故障后,线路 L0414、L1314、L1415、L1516、L1617 上的故障录波数据上传到调度端,本文利用这些广域录波数据进行故障诊断。

首先确定故障初始时刻,并进行广域录波数据对齐,提取录波数据计算各线路的 5 个故障特征指

标,计算结果如表 1 所示,表中,故障相电流为标么值。同理计算各母线的 3 个故障特征指标,结果如表 2 所示,表中,故障相电压和零序电压分量为标么值。

表 1 各线路故障特征计算结果

Table 1 Calculation results of fault features of each line

线路	故障相 电流	小波 系数比	分相 差流/kA	分相差流 相位差/rad	偏移 特征/kV
L0414	0.847	0.997	0.051	0.093	0.002
L1314	1.166	1.496	0.061	0.061	0.002
L1415	3.062	7.767	10.952	3.126	62.934
L1516	1.114	1.435	0.052	0.047	0.002
L1617	0.980	0.969	0.057	0.059	0.001

表 2 各母线故障特征计算结果

Table 2 Calculation results of fault features of each bus

母线	故障相电压	零序电压分量	分相差流/kA
B14	0.997 2	0.033 5	0.006 3
B15	0.997 9	0.018 0	0.003 5
B16	0.998 5	0.008 2	0.001 3
B17	0.998 7	0.007 2	0.005 5

对所有元件的特征进行标准化处理,利用 FCM 聚类算法计算各元件的故障可信度,并确定故障元件。然后在线路 L1415 上改变故障点的位置和故障类型,计算各线路的故障可信度如附录 B 中的表 B1 所示。

根据算例分析可知,在各故障类型下故障元件的故障可信度均大于等于 0.86,高于设定的故障期望阈值,而非故障元件的故障可信度均低于故障期望阈值。因此,本文算法可以根据广域故障录波数据进行正确的故障诊断,且不受错误告警信息的干扰,对各种故障类型、故障位置均能做出正确的诊断结果。

3.2 多重故障时故障元件定位

为了验证本文算法在多重故障情景下的故障元件定位能力,在 IEEE 39 节点系统中设置 3 个算例进行分析。

a. 算例 1:线路 L0414 距离母线 B04 端 15%处发生单相经 300 Ω 电阻接地故障,母线 B17 发生两相经 200 Ω 电阻接地短路。

b. 算例 2:线路 L1617 在距离末端 30%处发生 BC 两相相间短路,线路 L1314 在距离首端 10%处发生单相接地短路。

c. 算例 3:母线 B17 和母线 B14 同时发生单相接地短路故障。

表 3 给出了 3 个算例中的故障诊断结果。由表可见,3 种故障情景下,故障元件的故障可信度均高于阈值,非故障元件的故障可信度低于 0.5,因此本文算法在多重故障情况中也具有很好的故障诊断能力。

表3 多重故障情景下故障元件定位结果

Table 3 Locating results of fault elements in multiple fault scenarios

算例	故障类型	扰动元件故障可信度	故障元件	故障可信度
1	母线 & 线路	<0.3	L0414	0.812
			B17	0.942
2	线路 & 线路	<0.2	L1314	0.827
			L1617	0.829
3	母线 & 母线	<0.2	B17	0.865
			B14	0.864

3.3 广域数据部分缺失分析

为了验证在广域数据缺失时的故障诊断效果,设置线路 L1415 距首端 80% 处发生单相接地故障,利用不同维度的特征分别进行故障元件定位,其故障定位效果如图 3 所示。图中,1 维特征和 2 维特征考虑线路只有一端数据,对端数据丢失;3 维特征只利用 1 个双端特征进行诊断;4 维特征的计算考虑对端电压数据丢失,不包含基于线路分布参数的偏移特征。

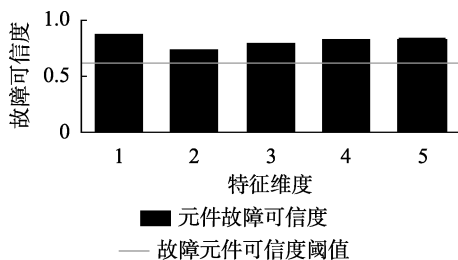


图3 不同特征维度的故障元件定位结果

Fig.3 Fault diagnosis results using different feature

根据图 3 中的故障诊断结果可知,利用部分维度的特征进行故障诊断时,故障元件的故障可信度均高于设定阈值,能够准确识别故障元件。因此,本算法能够适应部分数据缺失的情况,当广域数据缺失时,利用部分特征依然能够进行有效的故障诊断。

3.4 实际故障算例

为检验算法在实际电网故障诊断中的效果,本节利用某省 220 kV 区域电网的故障案例进行测试。故障发生前该区域电网局部接线方式如图 4 所示。

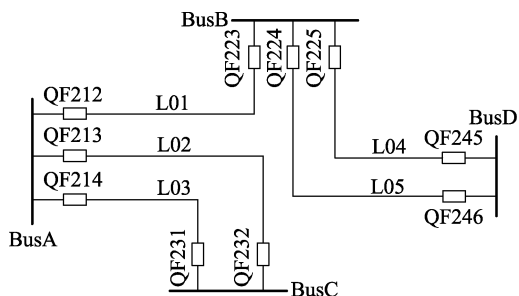


图4 某区域电网部分结构图

Fig.4 Partial structure of a regional power grid

某日 21:00 该地区雷雨天气,变电站 A 和 C 之间的线路 L01 发生 C 相接地故障,线路 L01 的电流

纵差保护动作,变电站 A 站端配置的距离保护一段动作,线路两侧断路器 QF212 和 QF223 跳闸。

故障发生后,调度中心收到变电站 A、B、C、D 上传的录波数据。根据上传的录波数据确定疑似故障线路有 L01、L02、L03、L04、L05。对上传的故障录波数据进行计算处理,形成各元件的故障特征指标,并进一步进行故障诊断,诊断过程与仿真算例相同,最终计算得到各元件的故障可信度如表 4 所示。根据表中数据可准确判断线路 L01 为故障元件,与实际故障元件相符,表明本文所提算法能够在实际故障中利用录波数据进行准确地故障诊断。

表4 各元件故障可信度

Table 4 Faulty reliability of each component

元件	故障可信度	元件	故障可信度
L01	0.952	L04	0.139
L02	0.216	L05	0.135
L03	0.227		

4 结论

本文提出了一种基于广域录波数据和 FCM 聚类的电网故障诊断方法,利用保护系统动作前的故障录波数据进行故障元件定位,不受保护系统拒动和误动的错误告警信息对故障诊断的干扰。对录波器提供的电气量信息进行挖掘处理,提取能够判断元件是否发生故障的特征指标进行聚类,建立了线路、变压器和母线聚类分析模型,该模型不依赖于网络拓扑结构,能够适应不同的电网。将 FCM 聚类算法与故障诊断相结合,利用分类特征的物理意义对分类结果进行分析,确定聚类类别的物理属性,并计算各扰动元件的故障可信度,将故障可信度大于设定阈值的元件判定为故障元件,实现了故障元件的定位。广域数据及多维度的聚类特征的使用提高了故障诊断的准确性和可靠性。

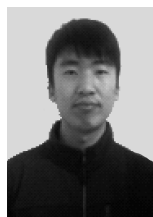
附录见本刊网络版 (<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 周子冠,白晓民,李再华,等. 采用知识网格技术的智能输电网络故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报,2010,30(4):8-15.
ZHOU Ziguan, BAI Xiaomin, LI Zaihua, et al. Novel fault diagnosis approach of smart transmission grid based on knowledge grid technology[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(4): 8-15.
- [2] 周曙,王晓茹,钱清泉. 基于贝叶斯网的分布式电网故障诊断方法[J]. 电网技术,2010,34(9):76-81.
ZHOU Shu, WANG Xiaoru, QIAN Qingquan. Bayesian networks based distributed fault diagnosis approach for power grids[J]. Power System Technology, 2010, 34(9): 76-81.
- [3] ZHU Yongli, HUO Limin, LU Jinling. Bayesian networks-based approach for power systems fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21(2): 634-639.
- [4] SUN Jing, QIN Shiyin, SONG Yonghua. Fault diagnosis of electric power systems based on fuzzy Petri nets[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(4): 2053-2059.

- [5] 程学珍,陈强,于永进,等. 基于最大似然译码字的 Petri 网电网故障诊断方法[J]. 电工技术学报,2015,30(15):46-52.
CHENG Xuezheng, CHEN Qiang, YU Yongjin, et al. A fault diagnosis approach of power networks based on maximum likelihood decoding Petri net models[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015,30(15):46-52.
- [6] 刘超,何正友,杨健维. 基于量子神经网络的电网故障诊断算法[J]. 电网技术,2008,32(9):56-60.
LIU Chao, HE Zhengyou, YANG Jianwei. A quantum neural network based fault diagnosis algorithm for power grid[J]. Power System Technology, 2008,32(9):56-60.
- [7] 俞晓冬,孙莹,臧宏志. 基于粗糙集与模糊神经网络的变压器故障诊断方法[J]. 电力自动化设备,2003,23(2):15-17.
YU Xiaodong, SUN Ying, ZANG Hongzhi. Transformer fault diagnosis based on rough set theory and neural fuzzy network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2003,23(2):15-17.
- [8] 张岩,张勇,文福拴,等. 融合信息理论的电力系统故障诊断解析模型[J]. 电力自动化设备,2014,34(2):158-164,174.
ZHANG Yan, ZHANG Yong, WEN Fushuan, et al. Analytical model for power system fault diagnosis integrated with information theory[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014,34(2):158-164,174.
- [9] 刘道兵,顾雪平,梁海平. 电网故障诊断完全解析模型的解集评价与最优解求取[J]. 中国电机工程学报,2014,34(31):5668-5676.
LIU Daobing, GU Xueping, LIANG Haiping. A complete analytic model for fault diagnosis of power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014,34(31):5668-5676.
- [10] 郭创新,高振兴,刘毅,等. 采用分层多源信息融合的电网故障诊断方法[J]. 高电压技术,2010,36(12):2976-2983.
GUO Chuangxin, GAO Zhenxing, LIU Yi, et al. Hierarchical fault diagnosis for power grid with information fusion using multi data resources[J]. High Voltage Engineering, 2010,36(12):2976-2983.
- [11] 孙静,秦世引,宋永华. 模糊 PETRI 网在电力系统故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,2004,24(9):74-79.
SUN Jing, QIN Shiyin, SONG Yonghua. Fuzzy PETRI nets and its application in the fault diagnosis of electric power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2004,24(9):74-79.
- [12] 栗然,张烈勇,顾雪平,等. 采用粗糙集联合规则挖掘算法的分布式电网故障诊断[J]. 中国电机工程学报,2010,30(4):28-34.
LI Ran, ZHANG Lieyong, GU Xueping, et al. Distributed fault diagnosis of power networks applying the united rules mining algorithm based on rough set theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2010,30(4):28-34.
- [13] 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.
LI Naiyong, LIANG Jun, LI Lei, et al. Fault diagnosis system based on wide-area fault wave recording information at dispatching centre[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014,38(16):100-104.
- [14] 彭明伟,刘毅,郭创新,等. 故障录波信息和 D_S 证据理论用于电网故障诊断[J]. 高电压技术,2009,35(9):2176-2180.
PENG Mingwei, LIU Yi, GUO Chuangxin, et al. Fault diagnosis of power grid using fault data recorders and D_S evidence theory[J]. High Voltage Engineering, 2009,35(9):2176-2180.
- [15] 周子冠,白晓民,李文锋,等. 基于广域测量系统的电网故障在线智能化诊断与分析方法[J]. 中国电机工程学报,2009,29(13):1-7.
ZHOU Ziguan, BAI Xiaomin, LI Wenfeng, et al. A novel smart on-line fault diagnosis and analysis approach of power grid based on WAMS[J]. Proceedings of the CSEE, 2009,29(13):1-7.
- [16] 高新波. 模糊聚类分析及其应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2004:53-56.
- [17] 赵自刚,赵春雷. 国产故障录波器现状分析及新型录波器展望[J]. 电网技术,1999,23(3):44-50.
ZHAO Zigang, ZHAO Chunlei. Present situation analysis of domestic fault recorder and prospect for new type of fault recorder[J]. Power System Technology, 1999,23(3):44-50.
- [18] 赖宏毅,汪旸,杨雯,等. 基于事件起点的层次化时序 Petri 网及其电网故障诊断方法[J]. 电力自动化设备,2018,38(2):201-209.
LAI Hongyi, WANG Yang, YANG Wen, et al. Hierarchical temporal Petri net based on event-starting point and its fault diagnosis method of power grid[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018,38(2):201-209.

作者简介:



何俊涛

何俊涛(1993—),男,河南鹤壁人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统故障分析(E-mail:he_y1234@163.com);

车仁飞(1971—),男,山东威海人,副教授,博士,通信作者,主要研究方向为电力系统故障分析和配电网自动化(E-mail:cherenfei@sdu.edu.cn)。

Fault diagnosis method of power grid based on wide-area recorder data and fuzzy C-means clustering

HE Juntao, CHE Renfei, MENG Qingmeng, ZHANG Hao

(Key Laboratory of Power System Intelligent Dispatch and Control of Ministry of Education, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: There is a possibility of mal-operation and miss-operation of circuit breakers and protection equipment, and improper actions will cause incorrect alarm information and affect fault diagnosis of power grid. A power grid fault diagnosis method based on wide-area fault recording data and FCM(Fuzzy C-Means) clustering is proposed for the above problems. The fault recording data of bus, transmission line and transformer are extracted and analyzed to extract features that can be used to effectively distinguish faulty components. A fault diagnosis model of power grid based on fuzzy C-means clustering is established. The cluster analysis of the components after the grid fault is carried out, and the fault credibility of each component is calculated to determine the fault components. The simulation of the New England 39-bus system and an actual case study show that the proposed method can identify faulty components quickly and correctly, and is immune to fault location and type.

Key words: fault diagnosis of power grid; wide-area fault recording; fuzzy C-means analysis; wavelet analysis; fault feature; fault credibility

附录 A

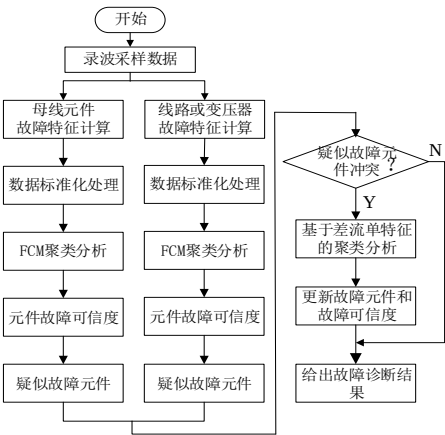


图 A1 基于 FCM 聚类的故障元件定位流程

Fig.A1 Flowchart of fault elements location based on FCM clustering

附录 B

表 B1 不同故障类型下疑似故障元件的故障可信度

TableB1 Faulty reliability of suspects components under different fault types

故障类型	故障位置	故障可信度				
		L0414	L1314	L1415	L1516	L1617
单相接地	10%	0.176	0.149	0.978	0.149	0.212
	48%	0.145	0.152	0.981	0.147	0.207
	90%	0.113	0.187	0.978	0.148	0.218
	10%（高阻）	0.153	0.257	0.958	0.199	0.154
	48%（高阻）	0.154	0.325	0.944	0.160	0.111
	90%（高阻）	0.161	0.236	0.860	0.151	0.142
两相接地	10%	0.095	0.095	0.937	0.096	0.346
	48%	0.103	0.115	0.937	0.096	0.344
	90%	0.123	0.222	0.930	0.128	0.341
	10%（高阻）	0.159	0.290	0.958	0.151	0.107
	48%（高阻）	0.272	0.355	0.907	0.185	0.121
	90%（高阻）	0.160	0.196	0.860	0.147	0.141
两相短路	10%	0.095	0.095	0.937	0.097	0.345
	48%	0.102	0.114	0.937	0.096	0.344
	90%	0.122	0.217	0.931	0.127	0.341
三相短路	10%	0.098	0.094	0.937	0.096	0.346
	48%	0.053	0.058	0.981	0.050	0.266
	90%	0.094	0.177	0.956	0.097	0.309