

基于多源信息融合的电网故障诊断方法研究

高振兴¹, 郭创新¹, 俞斌¹, 骆玉海², 彭明伟³, 杨健⁴

(1. 浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027; 2. 烟建集团有限公司, 山东 烟台 264000; 3. 浙江省电力设计院, 浙江 杭州 310027; 4. 上海市电力公司市区供电公司, 上海 200080)

摘要: 考虑到电力系统自动化水平及通信、广域测量技术的发展, 提出了一种综合 SCADA 开关量、故障录波器电气量及 WAMS 系统电气量的多源信息融合电网故障诊断方法。该方法将蕴含故障信息的电气量分析与开关量诊断相结合, 对电网故障采集的电气量通过小波能量分析提取故障特征, 采用蕴含时序贝叶斯网络对保护、断路器开关量进行故障推理, 定义了能量畸变故障度、能量故障度、改进 RBF 神经网络故障度及时序贝叶斯故障度衡量线路故障程度, 并作为证据体采用改进 D-S 证据理论进行信息融合, 进而通过模糊 C-均值聚类方法给出故障诊断决策。PSCAD 仿真及 Matlab 与 Java 混合编程计算表明, 所提出的电网故障辅助诊断新方法相对传统开关量诊断, 准确度得到了提高, 具有工程实用价值和良好的应用前景。

关键词: 故障诊断; 小波能量谱; 改进 RBF 神经网络; 时序贝叶斯网络; 改进 D-S 理论; 信息融合; FCM

Study of a fault diagnosis approach for power grid with information fusion based on multi-data resources

GAO Zhen-xing¹, GUO Chuang-xin¹, YU Bin¹, LUO Yu-hai², PENG Ming-wei³, YANG Jian⁴

(1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 2. Yanjian Group Co., Ltd, Yantai 264000, China; 3. Zhejiang Electric Power Design Institute, Hangzhou 310027, China; 4. Shanghai Electric Power Company, Shanghai 200080, China)

Abstract: Considering the development of power system automation and communications and wide area measurement technology, this paper presents a fault diagnosis method for power grid with information fusion based on multi-data resources which contain the switching-status data from SCADA and continuous-time data derived from fault recorder and WAMS. Based on electrical value analysis with fault information and switch value diagnosis, this method employs the wavelet energy analysis to extract features from the continuous-time data and uses Bayesian networks with temporal order to perform fault reasoning on switching-time data of protection relays and breakers. During this process, fault degree of energy distortion (FDED), energy fault degree (EFD), fault degree based on improved RBF network (FDIR) and fault degree based on bayesian networks with temporal order (FDBT) are defined to indicate the situation of the fault on the lines, which is taken as evidences for information fusion by using improved D-S theory. Then the fuzzy C-means clustering method is involved to handle the fusion result and give decision-making. PSCAD simulation and calculations based on MATLAB programming with Java show that this proposed new approach for fault diagnosis significantly improves the diagnostic accuracy compared with the conventional way based merely on switching-time data, and has practical value and good application prospects.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 50677062), New Century Excellent Talents in University (NCET-07-0745), Zhejiang Provincial Natural Science Foundation of China (No.R107062), National High-tech Research and Development Program of China (863 Program) (No. 2008AA05Z210), and Doctorate Fund of the Ministry of Education (No. 20090101110058).

Key words: fault diagnosis; wavelet energy spectrum; improved RBF networks; Bayesian networks with temporal order; improved D-S theory; information fusion ; FCM

中图分类号: TM73 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2011)06-0017-07

0 引言

电网发生故障时, 及时准确诊断出电网故障元

件对于电网恢复供电及可靠运行至关重要。传统的电网故障诊断主要应用故障后上送到 SCADA 系统的保护及断路器等开关量状态信息, 但由于保护或开关的误动、拒动及信息传输丢失等不确定情况^[1], 往往会发生故障元件诊断范围扩大, 甚至误判等情况, 因此仅仅采用开关量的故障诊断已不能令人满意^[2-3]。而电网故障时电气量的变化先于保护、断路

基金项目: 国家自然科学基金 (50677062); 新世纪优秀人才支持计划资助 (NCET-07-0745); 浙江省自然科学基金资助 (R107062); 国家 863 计划 (2008AA05Z210); 教育部博士点基金 (20090101110058)

器等的动作，故障时的电压、电流波形数据可靠，信息量大，将其与开关量相结合进行故障诊断可大大提高准确性与可信度。

随着电力系统调度自动化水平的提高及通信技术的发展，保护故障信息管理系统（RPMS）除可获取故障的保护动作信息外，还可收集分布于各电站的故障录波器信息^[4]。基于全球定位系统（GPS）的广域测量系统（WAMS）作为新一代电网动态监测系统，利用同步向量测量单元 PMU^[5]实现对电压、电流、功率等量的实时数据采集、传输，并可在电网故障触发时实现高频采样录波。与录波器记录的电气量相比，PMU 采集的电气量数据上传实时性更优，且采用统一 GPS 时标对故障时刻定位更准确；但由于成本及其他技术原因，实际中 PMU 不及录波器布点密度高，且基于 WAMS 的高级应用仍不够成熟，很长时间内 WAMS 将与 SCADA/EMS 系统并存。因此，综合利用故障录波器与 PMU 装置采集的故障电气量信息，实现优势互补，对结合电气量进行电网故障诊断而言具有实际意义^[6]。

综上分析，本文提出了一种综合 RPMS、WAMS 及 SCADA 系统电网故障信息的多源信息融合故障诊断方法，采用小波能量谱分析、改进 RBF 神经网络、蕴含时序贝叶斯网络进行故障特征提取，定义了能量畸变故障度、能量故障度、改进 RBF 神经网络故障度及时序贝叶斯故障度作为支路故障表征，并以四个故障度作为证据体采用改进 D-S 证据理论进行信息融合，并由模糊 C-均值聚类方法实现电网故障诊断决策。

1 小波变换与小波能量谱分析

基于多分辨率的快速小波变换是利用正交小波基将信号分解为不同尺度下的各个分量，每分解一次，信号采样频率降低一倍，每次分解都针对低频分量进行^[7]。离散信号 $x(n)$ 采用多分辨分析小波变换及系数重构，可表示为各分解尺度下高频分量系数与最大分解尺度下低频分量系数之和：

$$x(n) = D_1(n) + A_1(n) = D_1(n) + D_2(n) + A_2(n) = \sum_{j=1}^m D_j(n) + A_m(n) \quad (1)$$

其中 m 为小波分解最大尺度。重构后系数序列的平方和代表了相应频段的能量分布，设 $E_1, E_2, \dots, E_m, E_{m+1}$ 为信号在 m 个尺度上的小波能量分布，其中：

$$\begin{cases} E_j = \sum_k |D_j(k)|^2 & (j=1, \dots, m) \\ E_{m+1} = \sum_k |A_m(k)|^2 & (k=1, \dots, n) \end{cases} \quad (2)$$

信号 $x(n)$ 的小波总能量即为各频段能量之和：

$$E(x) = \sum_{j=1}^m E_j + E_{m+1} \quad (3)$$

小波能量谱分析在故障诊断及故障相识别中的应用已有较多研究^[3,7]。

2 电网故障诊断四个故障度的定义及求取

2.1 故障诊断数据需求与故障特征提取

多源信息融合故障诊断的数据需求主要包括：保护故障信息管理系统 RPMS 的录波器电压、电流录波，WAMS 的电压量测，SCADA 系统的保护、开关动作情况及时序信息等。故障信息及故障特征提取方法简述如表 1。

表 1 多源数据与故障特征提取
Tab.1 Multi-resources data and fault features extraction

数据需求	故障信息分析	故障特征提取	故障度	
RPMS	电压录波	故障前后线路两端电压幅频暂态变化波动较大，波形数据蕴含故障信息	小波能量谱分析	能量畸变故障度
	电流录波	故障前后线路两端电流幅频暂态变化波动较大，波形数据蕴含了故障信息	小波能量谱分析	能量故障度
WAMS	电压录波	故障前后量测点电压幅频暂态变化波动较大，波形数据蕴含了故障信息；PMU 布点密度低，需要故障特征模式识别方法	小波能量谱分析；改进 RBF 神经网络	改进 RBF 神经网络故障度
	保护开关动作时序信息	保护装置的整定时限，使得故障后的主保护、后备保护动作具有时序属性，时序一致性识别可筛选出符合时序规则的故障信息	蕴含时序贝叶斯网络	时序贝叶斯故障度

2.2 基于故障录波器电气量的故障度求取

2.2.1 能量畸变度与能量畸变故障度

计算线路两端电压故障发生前后一个波形周期（20 ms）的小波总能量。设线路 L_i 两端电压故障前小波总能量 EV_{i-f}^B 和 EV_{i-t}^B ，故障后小波总能量 EV_{i-f}^A 和 EV_{i-t}^A （ f 、 t 表示线路的两端节点），定义能量畸变度（Energy Distortion Degree, EDD） λ_i ：

$$\lambda_i = \frac{EV_{i-f}^B + EV_{i-t}^B}{EV_{i-f}^A + EV_{i-t}^A} \quad (4)$$

其中, i 为线路编号, 能量畸变度 λ_i 为线路 L_i 各相电压求得的最大值, 故障线路的 EDD 会明显增大。

将各线路电压能量畸变度 λ_i , 采用式 (5) 计算得到 $E^\lambda = \{e_1^\lambda, e_2^\lambda, \dots, e_i^\lambda, \dots, e_{sum}^\lambda\}$, 将其定义为能量畸变故障度 (Fault Degree of Energy Distortion, FDED), 作为融合的证据体, 其元素 e_i^λ 表示出了对各线路故障的相对支持程度。

$$e_i^\lambda = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^{sum} \lambda_i} \quad (sum \text{ 为支路总数}) \quad (5)$$

2.2.2 能量故障度

电网发生故障前后某些非故障线路电流故障能量畸变度可能会很大, 甚至会超过故障线路, 能量畸变度不适用于电流分析。

对线路电流求取故障后线路各相小波总能量的最大值 (取故障后 20 ms 波形分析), 记为 EI_i 。将各线路小波总能量 EI_i 按式 (5) 类似处理得到 $E^I = \{e_1^I, e_2^I, \dots, e_i^I, \dots, e_{sum}^I\}$, 定义为能量故障度 (Energy Fault Degree, EFD), 作为融合的证据体。

2.3 基于 PMU 电压录波的故障度求取

2.3.1 改进 RBF 神经网络模型

实现系统可观的 PMU 配置, 其采集的电气量信息可反映电网的故障情况。本文采用 PMU 电压录波作为分析依据, 建立改进 RBF 神经网络模型, 经预想故障样本集训练, 进行故障线路诊断识别。

RBF 神经网络为三层前向网络, 具有较强的非线性映射能力、函数逼近能力、分类能力和容错性。但基于 RBF 神经网络的故障分类或诊断, 结果中非故障类或元件往往出现负值情况^[8-9], 不能很好表达出对线路故障的支持程度。

本文基于 Java 神经网络包 Joone 设计了针对以上缺点的改进 RBF 神经网络, 网络输入层仍采用线性输入 LinearLayer, 隐含层采用 RbfGaussianLayer, 输出层采用 SoftmaxLayer, 网络层及层间权值训练函数采用弹性反馈算法 RPROP^[10]。

RbfGaussianLayer 传递函数为高斯型函数, 见式(6), 函数中心位置 c_j 及方差 $\sigma_j^2(x)$ 设置为通过对输入计算均值及方差形式选定。改进网络隐层数目需要进行择优设定。

$$y_j = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{\sigma_j^2(x)}\right) \quad (6)$$

输出层 SoftmaxLayer 采用如式(7)传递函数:

$$y_i = \frac{\exp(x_i)}{\sum_{i=1}^c \exp(x_i)} \quad (7)$$

其中: c 为输出分类数; y_i 为神经元输出。

2.3.2 改进 RBF 神经网络故障度

针对电网支路建立预想故障训练样本集: 将故障前后 (本文取 20 ms) 各 PMU 采集的电压量经小波能量谱分析求取能量畸变度 λ , 将其倒数作为网络输入以减小数值波动范围, 输入维数等于电网中配置的 PMU 个数; 样本集输出量维数 c 等于电网支路数, 输出量中对应故障支路的元素为 $\frac{1}{FLNum}$

($FLNum$ 为预设故障支路数), 其他元素值为 0。

将训练后的神经网络模型用于电网故障诊断, 设诊断输出为 $Y^{net} = \{y_1^{net}, y_2^{net}, \dots, y_{sum}^{net}\}$ (sum 为线路数), 本文将 Y^{net} 定义为改进 RBF 网络故障度 (Fault Degree based on Improved RBF Network, FDIR), 作为证据体进行信息融合, 其元素 y_i^{net} 反映了线路间故障相对支持程度, 且满足 $\sum_{i=1}^{sum} y_i^{net} = 1$ 。

2.4 基于开关量诊断的时序贝叶斯故障度求取

对于保护及断路器动作、时序信息, 本文结合文献[11], 采用蕴含时序的贝叶斯网络方法进行故障诊断, 并在贝叶斯推理中应用文献[12]的简化规则。

贝叶斯网络模型的元件故障先验概率值采用文献[13]中基于统计分析的线路故障概率及主保护拒动、误动概率, 由于线路第一、第二后备保护统计数据不完整, 本文假设其在线路正常、故障情况下的正确动作率分别为主保护正确率的 98%、95%。线路 L_i 的故障诊断结果 e_i 为其故障概率。

对求得的线路故障概率 e_i 采用式(5)得到 $E^B = \{e_1^B, e_2^B, \dots, e_{sum}^B\}$ (sum 为支路数), 定义为时序贝叶斯故障度 (Fault Degree based on Bayesian networks with Temporal Order, FDBT), 并作为证据体, 其元素 e_i^B 表示线路间的故障相对支持程度。

3 基于改进 D-S 证据理论的信息融合

3.1 D-S 证据理论

D-S 证据理论是不确定性推理的重要手段。对识别框架 Θ , 证据 m_1, m_2, \dots, m_n 合成规则如式 (8):

$$m(A) = \begin{cases} 0 & A = \emptyset \\ (1-K)^{-1} \sum \prod_{\cap A_i = A, i \leq j \leq n} m_j(A_i) & A \neq \emptyset \end{cases} \quad (8)$$

其中, 基本概率赋值 (BPA) 满足 $\sum_i m_j(A_i) = 1$,

$K = \sum_{\cap A_i = \emptyset} \sum_{1 \leq j \leq n} m_j(A_i)$, 反映了证据间的冲突程度。

3.2 改进 D-S 证据理论融合方法

在应用中, 发现 D-S 证据理论存在 Zadeh 悖论、一票否决、鲁棒性和公平性等问题^[14], 学者们主要从修改数据源与修改合成规则两方面进行改进^[14-16]。本文采用基于可信度的证据体修改及基于局部冲突分配的合成规则^[15], 进行证据融合。

1) 基于可信度的证据体修改。证据可信度 $\mu_i (\mu_i \leq 1)$ 反映了证据间的相对可靠程度, 取证据组中可靠性最高的证据可信度为 1。将 μ_i 作为修正系数修改原始证据体 M' , 剩余概率分配给未知情况 $m(\Theta)$, 得到修正后证据体 M 的 BPA 值, 如式 (9):

$$M = [m(A_1) \ m(A_2) \ \cdots \ m(A_n) \ m(\Theta)] \quad (9)$$

其中, 元素 $m(A_m) = \{\mu m'(A_m) \mid m = 1, 2, \dots, n\}$,

$$m(\Theta) = 1 - \sum_{m=1}^n m(A_m), \text{ 元素 } m'(A_m) \in M'.$$

2) 基于局部冲突分配的合成规则, 将局部冲突在引起冲突的两个焦元间进行了分配:

$$\begin{cases} m_{jk}(A) = \sum_{B \cap C = A} m_j(B) m_k(C) + f(A) \\ f(A) = \sum_{A \cap D = \emptyset} \left(\frac{m_j^2(A) m_k(D)}{m_j(A) + m_k(D)} + \frac{m_k^2(A) m_j(D)}{m_j(D) + m_k(A)} \right) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $B, C, D \subset \{A_1, A_2, \dots, \Theta\}$, BPA 值 $m_j(\bullet) \subset M_j$, $m_k(\bullet) \subset M_k$, $m_{jk}(A)$ 为融合后新证据体 M_{jk} 中的 BPA 值。

每两个证据合成后, 对所得的新证据体进行归一化处理, 如对 M_{jk} 归一化后得到的元素 $m'_{jk}(A)$:

$$m'_{jk}(A) = \frac{m_{jk}(A)}{\sum m_{jk}(\bullet)} \quad (11)$$

本文将能量畸变故障度 E^{λ} 、能量故障度 E^I 、改进 RBF 神经网络故障度 Y^{net} 及时序贝叶斯故障度 E^B 作为证据体, 其可信度的选取可通过统计分析或专家经验确定, 本文分别取为 1、0.95、0.9 及 0.8, 采用改进 D-S 证据理论进行融合。

4 基于模糊 C-均值聚类的诊断决策

证据融合结果随故障线路数目的变化而变动, 因此不适合直接用于决策分析。本文采用模糊 C-均值聚类法^[17](FCM)对融合结果进行聚类分析。

FCM 算法在传统 C-均值聚类算法中结合了模糊技术^[18], 可以得到数据点不同程度隶属于某几类的不确定情况。

将数据组 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 采用 FCM 分为 c 类, 迭代寻优逼近下列准则函数最小值:

$$J_m(U, V) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (12)$$

其中, 隶属度矩阵 $U = (u_{ij})_{c \times N}$, 元素 u_{ij} 表示数据点 x_j 隶属于类 w_i 的程度, 且满足 $u_{ij} \in [0, 1]$, $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$, 可通过与设定阈值的比较决定数据点的隶属类; $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$, v_i 为分类 w_i 的中心; 指数 $m \in [1, \infty)$; $d_{ij}^2 = (x_j - v_i)^T A (x_j - v_i)$ 为数据点 x_j 到类 w_i 中心的距离, 本文采用当 $A = I$ 的欧氏距离。

本文将线路分为故障和非故障类两类, 设定 FCM 类隶属度阈值为 0.5, 将中心值较大的类作为故障线路集, 对故障线路集的隶属度大于阈值的线路作为故障线路, 给出故障诊断决策。

5 多源信息融合故障诊断流程

结合前述分析, 本文多源信息融合电网故障诊断方法具体步骤如下, 诊断流程见图 1。

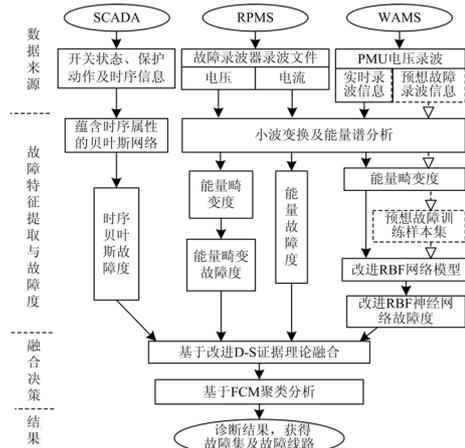


图 1 故障诊断流程图

Fig.1 Flowchart of fault diagnosis

Step1: 根据电网的 PMU 配置, 建立预想故障样本集, 对改进 RBF 网络进行训练;

Step2: 获取保护、断路器动作信息及录波器录波数据、PMU 录波数据;

Step3: 对电气量、开关量进行故障特征提取, 计算能量畸变故障度、能量故障度、改进 RBF 神经网络故障度及时序贝叶斯故障度;

Step4: 将四个故障度作为证据体, 采用改进 D-S 证据理论进行信息融合;

Step5: 由 FCM 分析, 给出电网故障诊断决策。

6 算例分析

采用 IEEE39 节点系统, 根据文献^[19]选取全局

可观性 PMU 配置, 本例假设考虑靠近厂站配置 PMU 以监测功角变化, 采取配置方案为: 节点 3, 8, 10, 16, 20, 23, 25, 29 配置 PMU。如图 2 所示。本文仿真电气量小波变换采用 Matlab “db4” 小波。

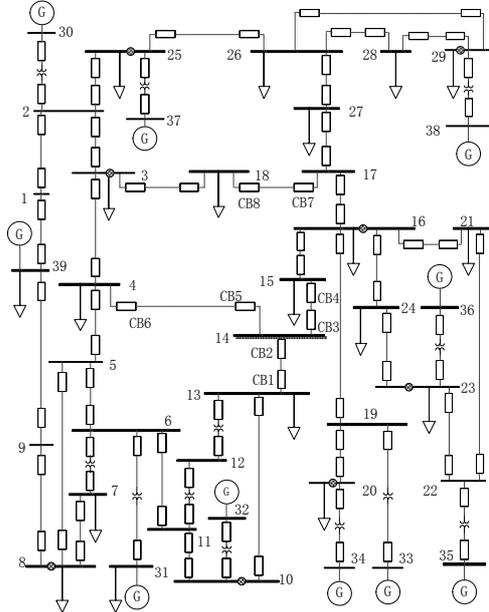


图 2 IEEE39 节点系统 PMU 优化配置

Fig.2 Optimal PMU placement of IEEE 39-bus system

对 IEEE39 节点系统中 34 条支路建立预设故障集, 建立改进 RBF 神经网络模型, 输入为 8 维, 输出为 34 维, 网络学习速率设为 1.0, 训练均方差设为 0.01, 步数为 300, 当隐层神经元数目取为 50 时, 改进网络对故障样本可以较好识别。

假设线路 L13-14 发生故障, L13-14 母线 13 侧主保护动作, 断路器 CB1 断开, 母线 14 侧保护未动 CB2 未能跳开, 导致故障影响范围扩大, 相邻线路 L14-15 第二后备保护动作, 跳开断路器 CB4, L4-14 母线 4 侧后备保护动作同时, 母线 14 侧保护误动, 跳开 CB5、CB6。设线路 L13-14 故障时, 线路 L17-18 主保护误动, 跳开 CB7、CB8。简化起见, 39 节点系统中线路长度均取为 100 km, 结合文献 [13] 求取先验故障概率。

采用本文方法进行电网故障诊断, 求取能量畸变故障度、能量故障度、改进 RBF 神经网络故障度及时序贝叶斯故障度见表 2。

基于蕴含时序贝叶斯网络的故障诊断, 在对 L13-14 诊断的贝叶斯网络模型中可通过时序一致性识别, 排除 L4-14 母线 14 侧保护动作信息及 CB5 动作信息, 比传统开关量故障诊断准确度已有提高, 但由时序贝叶斯故障度可看出, 其仍不能有效诊断存在保护、断路器误动的线路故障情况。

经改进 D-S 理论融合和 FCM 聚类 (迭代停止误差设为 $1E-5$, 迭代次数 100) 分析, 类 A 中心值为 0.004 3, 类 B 为 0.851 4, 选定 B 类为故障集, L13-14 故障集隶属度为 1, 可断定为故障, 经隶属度与阈值比较, 排除 L17-18、L4-14 和 L10-13。

由算例可见, 结合了故障录波器、PMU 的电气量信息, 本文方法可较好避免保护、开关的拒动、误动的影响, 有效提高故障元件诊断准确性。

表 2 IEEE39 系统故障诊断
Tab.2 Fault diagnosis of IEEE39-bus system

线路	L1-2	L1-39	L2-3	L2-25	L3-4	L3-18	L4-5	L4-14	L5-6	L5-8	L6-7	L6-11	L7-8	L8-9	L9-39	L10-11	L10-13
FD	0.0026	0.0022	0.0041	0.0029	0.0115	0.0057	0.0162	0.0846	0.0096	0.0091	0.009	0.0137	0.0086	0.0049	0.0026	0.0293	0.0887
EFD	0	0	0.0005	0	0.001	0	0.002	0.0613	0.0007	0	0	0.0046	0	0	0	0.0018	0.3607
FDIR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0028
FDBT	0	0	0	0	0	0	0	0.1046	0	0	0	0	0	0	0	0	0
证据融合	0	0	0	0	0	0	0.0001	0.0113	0	0	0	0.0001	0	0	0	0.0001	0.0214
类 A	1	1	1	1	1	1	1	0.9999	1	1	1	1	1	1	1	1	0.9996
类 B	0	0	0	0	0	0	0	0.0001	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0004
线路	L13-14	L14-15	L15-16	L16-17	L16-21	L16-24	L16-19	L17-18	L17-27	L21-22	L22-23	L23-24	L25-26	L26-27	L26-28	L26-29	L28-29
FD	0.587	0.0476	0.0086	0.0053	0.0046	0.0052	0.0038	0.0052	0.0037	0.0033	0.0029	0.0037	0.0028	0.0037	0.0026	0.0025	0.0022
EFD	0.5457	0.0156	0.0057	0	0	0	0.0002	0	0	0.0001	0	0.0001	0	0	0	0	0
FDIR	0.9972	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FDBT	0.4477	0	0	0	0	0	0	0.4477	0	0	0	0	0	0	0	0	0
证据融合	0.8518	0.0003	0.0001	0	0	0	0	0.1148	0	0	0	0	0	0	0	0	0
类 A	0	1	1	1	1	1	1	0.978	1	1	1	1	1	1	1	1	1
类 B	1	0	0	0	0	0	0	0.022	0	0	0	0	0	0	0	0	0

7 结语

本文算例分析表明, 综合了 RPMS 及 WAMS

采集的电气量信息的多数据源信息融合电网故障诊断方法, 提高了传统仅基于 SCADA 开关量电网线路故障诊断的准确性, 具有较好应用前景。鉴于目

前获取开关量及录波文件时间上的差异,进一步的研究在于,结合故障区域搜索算法,考虑电网其他元件故障情况,实现综合电气量与开关量的高效区域性电网故障诊断。

参考文献

- [1] 邓国新, 赵冬梅, 张旭. 对地区电网故障诊断系统中信息纠错的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(1): 50-54.
DENG Guo-xin, ZHAO Dong-mei, ZHANG Xu. Research of informations identification on the fault diagnosis system for regional power grid[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(1): 50-54.
- [2] 郭创新, 彭明伟, 刘毅. 多数据源信息融合的电网故障诊断新方法[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(31): 1-7.
GUO Chuang-xin, PENG Ming-wei, LIU Yi. Novel approach for fault diagnosis of the power grid with information fusion of multi-data resources[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(31): 1-7.
- [3] 杨光亮, 乐全明, 郁惟镛, 等. 基于小波神经网络和故障录波数据的电网故障类型识别[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(10): 99-103.
YANG Guang-liang, YUE Quan-ming, YU Wei-yong, et al. A fault classification method Based on wavelet neural networks and fault record data[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(10): 99-103.
- [4] 陈昊琳, 张国庆, 郭志忠. 故障录波器发展历程及现状分析[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(5): 148-152.
CHEN Hao-lin, ZHANG Guo-qing, GUO Zhi-zhong. Development and present situation analysis of fault recorder[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(5): 148-152.
- [5] 李辉, 徐建源, 刘飞, 等. 高性能同步向量测量装置的研制与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(7): 81-85, 90.
LI Hui, XU Jian-yuan, LIU Fei, et al. Research and application on high performance synchrophasor measurement unit[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(7): 81-85, 90.
- [6] 朱传柏, 郭创新, 曹一家. 基于调度综合数据平台的大规模电网分层故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(1): 51-55, 65.
ZHU Chuan-bai, GUO Chuang-xin, CAO Yi-jia. Hierarchical fault diagnosis model of a large-scale power system based on dispatch integrated information platform[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(1): 51-55, 65.
- [7] 何正友, 陈小勤. 基于多尺度能量统计和小波能量熵测度的电力暂态信号识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(10): 33-39.
HE Zheng-you, CHEN Xiao-qin. A study of electric power system transient signals identification method based on multi-scales statistic and wavelet energy entropy[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(10): 33-39.
- [8] 姜惠兰, 关颖, 刘飞, 等. 用HCM聚类算法RBF网络诊断输电线路故障[J]. 高电压技术, 2005, 31(6): 81-84.
JIANG Hui-lan, GUAN Ying, LIU Fei, et al. Transmission line fault diagnosis based on RBF network with HCM clustering algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(6): 81-84.
- [9] 毕天姝, 倪以信, 吴复立, 等. 基于径向基函数神经网络和模糊控制系统的电网故障诊断新方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(14): 12-18.
BI Tian-shu, NI Yi-xin, WU Fu-li, et al. Hybrid fault section estimation system with radial basis function neural network and fuzzy system[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(14): 12-18.
- [10] 张治国, 杨毅恒, 夏立显, 等. RPROP算法在火成岩石分类中的应用[J]. 地球物理学进展, 2008, 23(3): 898-902.
ZHANG Zhi-guo, YANG Yi-heng, XIA Li-xian, et al. The application of RPROP algorithm to igneous rock classification[J]. Progress in Geophysics, 2008, 23(3): 898-902.
- [11] 吴欣, 郭创新, 曹一家. 基于贝叶斯网络及信息时序属性的电力系统故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(13): 14-18.
WU Xin, GUO Chuang-xin, CAO Yi-jia. A new fault diagnosis approach of power system based on bayesian network and temporal order information[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(13): 14-18.
- [12] 李强, 徐建政. 基于主观贝叶斯方法的电力系统故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(15): 46-50.
LI Qiang, XU Jian-zheng. Power system fault diagnosis based on subjective bayesian approach[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(15): 46-50.
- [13] 吴欣, 郭创新. 基于贝叶斯网络的电力系统故障诊断方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2005, 17(4): 11-15, 40.
WU Xin, GUO Chuang-xin. Power system fault diagnosis approach based on Bayesian network[J]. Proceedings of the CSU-EPSS, 2005, 17(4): 11-15, 40.
- [14] 郎风华, 谷利泽, 杨义先, 等. 改进的冲突证据组合规则[J]. 北京邮电大学学报, 2008, 31(3): 84-88.
LANG Feng-hua, GU Li-ze, YANG Yi-xian, et al. An improved combination rule of conflict evidence[J].

- Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2008, 31(3): 84-88.
- [15] 郭华伟, 施文康, 刘清坤, 等. 一种新的证据组合规则[J]. 上海交通大学学报, 2006, 40(11): 1895-1900.
GUO Hua-wei, SHI Wen-kang, LIU Qing-kun, et al. A new combination rule of evidence[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2006, 40(11): 1895-1900.
- [16] 李鹏, 颜艳, 郑武军, 等. 证据理论融合量子神经网络的短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(16): 49-53.
LI Peng, YAN Yan, ZHENG Wu-jun, et al. Short-term load forecasting based on quantum neural network by evidential theory[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(16): 49-53.
- [17] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 二版. 北京: 高等教育出版社, 2008.
SUN Ji-xiang. Modern pattern recognition[M]. Second edition. Beijing: Higher Education Press, 2008.
- [18] 徐岩, 刘金生, 张亚刚, 等. 聚类算法在电网故障元件定位应用中的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(12): 13-18.
XU Yan, LIU Jin-sheng, ZHANG Ya-gang, et al. Study of application of hierarchical cluster analysis in power net fault location[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(12): 13-18.
- [19] 彭春华. 基于免疫BPSO算法与拓扑可观性的PMU最优配置[J]. 电工技术学报, 2008, 23(6): 119-124.
PENG Chun-hua. Optimal PMU placement based on immune BPSO algorithm and topology observability[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(6): 119-124.

收稿日期: 2010-03-08; 修回日期: 2010-09-27

作者简介:

高振兴 (1984-), 男, 硕士研究生, 研究方向为智能信息处理技术在电力系统中的应用、设备状态检修技术;
E-mail: xingge555@yahoo.com.cn

郭创新 (1969-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能电网和分布式能源并网、智能信息处理技术及其在电力系统中的应用;

俞斌 (1986-), 男, 博士研究生, 研究方向为电力系统故障诊断、智能电网相关应用研究等。

(上接第 16 页 continued from page 16)

- LI Yi-ning, WANG Xiao-ru, XIANG Li-ping, et al. SOM based visualization of power system transient stability assessment results[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(5): 41-46.
- [13] 王海燕, 刘天琪, 李兴源, 等. 基于蚁群优化算法的电力系统暂态稳定评估特征选择[J]. 电力系统保护与控制, 2008, 36(21): 1-6.
WANG Hai-yan, LIU Tian-qi, LI Xing-yuan, et al. Feature selection based on ant colony optimization for power system transient stability assessment[J]. Power System Protection and Control, 2008, 36(21): 1-6.
- [14] 向丽萍, 王晓茹, 王晓红. 电力系统暂态稳定评估的特征选取[J]. 继电器, 2008, 36(6): 26-31.
XIANG Li-ping, WANG Xiao-ru, WANG Xiao-hong. Feature selection for transient stability evaluation in power system [J]. Relay, 2008, 36(6): 26-31.
- [15] Witten I H, Frank E. Data mining: practical machine learning tools and techniques[M]. 2nd edition. Singapore: Elsevier, 2005.
- [16] Platt J. Probabilities for SV machines[M]. Advances in Large Margin Classifiers, MIT Press, 2000: 61-74.
- [17] Quinlan J R. C4. 5: Programs for machine learning[M]. Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- [18] Pai M A. Energy function analysis for power system stability[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1989.
- [19] Rogers G. Power system oscillations[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [20] Vittal V. Transient stability test systems for direct stability methods[J]. IEEE Transaction on Power Systems, 1992, 7 (1): 37-43.

收稿日期: 2010-04-07; 修回日期: 2010-04-29

作者简介:

叶圣永 (1974-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为数据挖掘、电力系统稳定与控制; E-mail: yeshengyong410@126.com

王晓茹 (1962-), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电力系统保护和安全稳定控制、变电站自动化技术;

刘志刚 (1975-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为现代信号处理及其在电力系统中的应用。