

DOI: 10.7667/PSPC162094

基于 D-S 证据理论的配电终端状态诊断

龚方亮¹, 牟龙华², 郭文明¹, 朱吉然¹, 冷华¹, 唐海国¹, 龚汉阳¹, 张志丹¹

(1. 国网湖南省电力公司, 湖南 长沙 410007; 2. 同济大学电子与信息工程学院, 上海 201804)

摘要: 为满足配电系统精益化运维对二次设备状态检修的要求, 提出了一种多源信息融合的配电终端状态诊断方法。通过分析配电终端的运行监测信息, 提炼出三种方便采集的状态特征量, 从而建立了配电终端状态诊断的证据体系。提出了基于相关系数的基本概率分配函数构造方法, 为避免故障终端样本数量不足导致的训练偏差, 利用基于专家经验的加权平均模糊隶属度代替相关系数完成实际计算。利用 D-S 证据理论合成规则实现多元信息融合, 并根据基本概率分配决策准则来判断配电终端的状态。最后, 对配电终端的状态诊断进行了实例分析, 相关结果验证了所提方案的有效性。

关键词: 配电终端; 状态诊断; D-S 证据理论; 模糊隶属度; 基本概率分配

D-S evidence theory based condition diagnosis for distribution terminal units

GONG Fangliang¹, MU Longhua², GUO Wenming¹, ZHU Jiran¹, LENG Hua¹,
TANG Haiguo¹, GONG Hanyang¹, ZHANG Zhidan¹

(1. State Grid Hunan Electric Power Company, Changsha 410007, China; 2. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: To satisfy the requirements for secondary equipment condition-based maintenance from distribution network lean operation, this paper proposes a condition diagnosis method for Distribution Terminal Units (DTU) on the basis of multi-source information fusion concept. Three kinds of easily collected condition features are put forward by analyzing DTU monitoring information, thus the corresponding evidence framework is built. The Basic Probability Assignment (BPA) function constructor is presented, where the expertise-based weighted average fuzzy membership instead of correlation coefficients is utilized for calculation in order to avoid the training biases derived from the lower quantity of faulty DTUs. Multi-source information fusion is achieved by D-S evidence combining theory, and DTU condition is diagnosed according to the BPA decision rules. Finally, a case study of DTU condition diagnosis is carried out, where the results validate the effectiveness of this proposed method.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51407128), Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. 5216A016000T), and Science and Technology Project of State Grid Hunan Electric Power Company (No. 5216A515008).

Key words: distribution terminal units; condition diagnosis; D-S evidence theory; fuzzy membership; basic probability assignment

0 引言

配电终端^[1-5]用于中压配电网中的开闭所、柱上分段开关、环网柜、配电变压器、重合器、线路调压器和无功补偿电容器的监视与控制, 其性能与可

靠性直接影响到整个配电自动化系统能否有效地发挥作用。然而, 这类设备通常直接安装在室外或位于简易的遮蔽式环境, 易受恶劣环境和外部环境的影响^[6]; 此外, 由于生产厂家众多, 产品质量参差不齐, 部分设备经常发生各种原因不明的异常。考虑到配电终端数量多、分布广, 采用定期检修方式将带来高成本低效率的问题, 而故障后维修则会对配电系统的可靠性产生不利影响, 因此有必要进行配电终端的在线状态诊断, 以便在故障发生之前及

基金项目: 国家自然科学基金项目(51407128); 国家电网公司总部科技项目(5216A016000T); 国网湖南省电力公司科技项目(5216A515008)

时安排检修。

目前, 针对配电终端状态诊断的研究还少有开展, 国内外研究人员主要针对一次设备如配电变压器、电缆线路及发电机等进行故障诊断^[7-11], 并广泛采用信息融合方法以提高诊断结果的精确性。例如, 文献[12]通过多变量灰色预测模型和改进证据理论融合多时段状态信息构建了配电变压器运行状态评估模型, 从而能够更加全面准确地评估配电变压器的运行状态。文献[13]结合神经网络和支持向量机聚类提出了一种基于信息融合的多证据体内部故障诊断新方法, 能自动判断证据体之间是否存在隐藏冲突, 并有效融合各种不同智能算法的判断结果。文献[14]针对目前电力变压器故障诊断存在数据信息不完备和故障诊断准确率低的问题, 提出了改进熵权法和灰色关联分析相结合的变压器故障诊断方法。

上述文献提出的研究方法对于配电终端状态诊断具有一定的参考意义, 但配电终端作为二次设备, 其运行监测信号^[15]与一次设备存在较大不同, 在诊断信息的获取及信息融合方法上需要做出相应的调整。为此, 本文首先对配电终端的状态特征量进行了分析, 然后提出一种将模糊理论与 D-S 证据理论相结合的状态诊断方法。基本概率分配函数的构建是利用 D-S 证据理论进行信息融合的关键, 由于现有终端故障样本较少, 为避免神经网络等分类训练工具在生成基本概率分配函数时产生较大偏差, 本文采用基于多名专家经验的模糊隶属度进行基本概率分配构造。最后根据基本概率分配决策规则, 并结合实例数据, 得到配电终端状态诊断结果。

1 状态特征量

变压器和电缆等一次设备在失效特征量方面具有一些较为公认的结论, 例如普遍认为油中溶解气体、绕组直流电阻等特征量能反映变压器的故障程度^[16-17], 电缆绝缘相关的特征量有介质损耗角、直流泄露电流^[18]等。然而, 配电终端无法像一次设备那样直接获得反映终端硬件状态的特征量。其原因在于, 终端是一种失效机理复杂的电子设备, 与各类故障有深层次关联的特征量往往隐藏在硬件内部, 而现有的终端自身状态感知手段缺乏, 因此难以分析和监测。在当前的条件下, 只能通过终端上传至主站的信息统计出一些运行状态指标。对故障终端样本进行初步分析后发现, 这些指标在终端故障前有明显的变化, 可作为状态诊断的信息来源。

本文选用三种运行指标作为状态特征量, 即异常报告频率 F_1 、矛盾报告频率 F_2 以及终端离线频

率 F_3 。其中, 异常报告是指终端上传的告警事件中描述终端本体异常的记录, 如加密验证失败、电池活化异常等。异常报告频率可以直接反映终端整体的运行状况, 其计算方法如式(1)所示。

$$F_1 = \frac{N}{T} \quad (1)$$

式中: T 表示统计时长; N 表示统计时长内异常报告的次数; F_1 的单位为次/天。

终端上传的部分信息之间需要符合一定的逻辑, 例如遥信报告和时间顺序报告必须成对出现, 终端供电线路故障跳闸后必然跟随交流失电报告等等。如果在统计时长 T 以内, 不符合逻辑关系的报告数量 S 偏多, 则间接说明终端有发生故障的趋势。因此引入矛盾报告频率为

$$F_2 = \frac{S}{T} \quad (2)$$

相当一部分终端故障是由短时掉线逐渐发展至长期离线。因此, 终端离线频率对于反映终端状态也具有一定意义, 其计算方法如式(3)所示。

$$F_3 = \frac{D}{T} \quad (3)$$

式中, D 表示统计时长 T 内终端掉线次数。

2 配电终端状态诊断方案

2.1 D-S 证据理论

定义 1 对于一个判决问题, 其所有可能答案的完备集合用 Ω 来表示, 且 Ω 中的所有元素两两互斥, 则称 Ω 为辨识框架。

定义 2 设 Ω 为辨识框架, 且 Ω 包含 P 个子集, 若有函数 m 是一个从集合 2^Ω 到 $[0,1]$ 的映射, A_i 表示辨识框架 Ω 的子集, 记作 $A_i \in \Omega$, 且满足

- 1) 对于空集 Φ , 有 $m(\Phi)=0$;
- 2) 对于任意 $A_i \in 2^\Omega$, $\sum m(A_i)=1$ 。

则 $m(A_i)$ 为命题 A_i 的基本信任分配函数, 它表示证据对 A_i 的信任程度。若 $m(A_i)>0$, 则称 A_i 为证据焦点。证据焦点和它的基本概率分配函数构成的二元体 $[A_i, m(A_i)]$ 称为证据体。

本文将配电终端状态特征量 F_1 、 F_2 和 F_3 提供的证据分别记作 E_1 、 E_2 和 E_3 , 各证据对应的基本概率分配函数分别记作 m_1 、 m_2 和 m_3 ; 终端状态诊断的辨识框架为 {良好: A_1 ; 一般: A_2 ; 预警: A_3 }。

定义 3 设 m_1, m_2 为同一辨识框架上的两个证据体的基本概率分配函数, 其证据焦点分别为 X_1, X_2, \dots, X_P 和 Y_1, Y_2, \dots, Y_P , 则 D-S 合成法则定义了证据融合后的基本概率分配^[19-20]为

$$m(Z) = \begin{cases} 0 & (A = \Phi) \\ \frac{\sum_{x_i \cap y_j = Z} m_1(X_i)m_2(Y_j)}{1-K} & (A \neq \Phi) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $i=1, 2, \dots, P$; $j=1, 2, \dots, P$; K 为证据间的冲突程度, 其定义如式(5)所示; $1/(1-K)$ 为归一化因子, 其作用是避免在合成时将非零的概率赋给空集。

$$K = \sum_{x_i \cap y_j = \Phi} m_1(X_i)m_2(Y_j) \quad (5)$$

作为一种信息融合技术, D-S 证据理论就是在同一识别框架下, 通过合成规则将来自两个以上的单一证据体的基本概率分配融合为一个新的基本概率分配, 并以融合后的概率分配作为决策依据。

2.2 基本概率分配

设计合理的基本概率分配函数是 D-S 证据理论进行信息融合的基础。考虑到状态诊断的实用性, 只需为各个单元命题 $\{A_i\}$ ($i=1, 2, 3$) 和 Ω , 即命题 $\{A_1, A_2, A_3\}$ 构造基本概率分配即可, 其计算方法分别如式(6)和式(7)所示, 其余命题的基本概率分配全部设置为零。

$$m(A_i) = \frac{C(A_i)}{\sum_i C(A_i) + (1-\omega)(1-\alpha)(1-\beta)} \quad (6)$$

$$m(\Omega) = \frac{(1-\omega)(1-\alpha)(1-\beta)}{\sum_i C(A_i) + (1-\omega)(1-\alpha)(1-\beta)} \quad (7)$$

$$\alpha = \max_i \{C(A_i)\} - \max_{i \neq m} \{C(A_i)\} \quad (8)$$

$$\beta = \sqrt{\frac{\sum_{i \neq m} \left[C(A_i) - \frac{\sum_{i \neq m} C(A_i)}{M-1} \right]^2}{M-1}} \quad (9)$$

式中: $C(A_i)$ 是证据对命题 A_i 的相关系数^[16]; α 是证据对各命题的相关系数的最大值与次大值的差值, 它能够反映具有最大相关系数的命题在识别框架中的突出程度; β 是除最大相关命题外, 证据对其余命题的相关系数的方差, 它能反映最大相关命题以外的其余命题相关系数的集中程度; ω 为证据的权值, 它用于反映各证据的可靠性, 一般根据经验来确定。

为命题 Ω 构造基本概率分配的主要目的是提高诊断结果的准确性。事实上, $m(\Omega)$ 能够描述诊断结果的不确定性程度。由式(7)可知, 当具有最大相关系数的命题与其余命题之间的差距不够明显、命题之间的相关系数较为接近(方差偏小)以及证据本身可信度低(权值偏小)时, 都会导致 $m(\Omega)$ 偏大, 而其余各命题的基本概率分配则偏小。因此, 对于特定的诊断结果 $\{A_i\}$, 其成立条件会更加严苛, 诊断结

果的可信度也更高。

2.3 模糊隶属度

为了计算基本概率分配, 需设法确定相关系数 $C(A_i)$ 的取值。对此, 一种常用的方法是利用神经网络^[21]等分类工具获得标准特征向量, 然后根据未知特征向量与标准特征向量之间的 Mahattan 距离计算相关系数。然而, 这种方法需要合适的训练样本集, 在当前故障终端的样本较为缺乏的情况下, 训练结果容易出现偏差。考虑到模糊数学中的模糊隶属度^[22-24]和相关系数在物理意义上都用于表征研究对象某项指标属于某种或者具有某种特性的程度, 利用模糊隶属度代替相关系数将是一种可行的方案。指派法^[25]是构造模糊隶属度函数的常用方法。根据指标数值与模糊集的对应关系, 隶属度的分布形式有偏下型、中间型和偏上型, 按曲线形状变化还可以进一步区分为渐快型和渐慢型等。但是对于配电终端来说, 其状态诊断研究尚处于起步阶段, 模糊隶属函数曲线在不同区段的变化特征缺少充分的资料, 因此将其简化为线性形式, 即图 1 所示的梯形和半梯形隶属度函数, 这两类隶属度函数形式简单, 也具有较多的可调参数, 能方便地表现各状态特征量的分布规律。

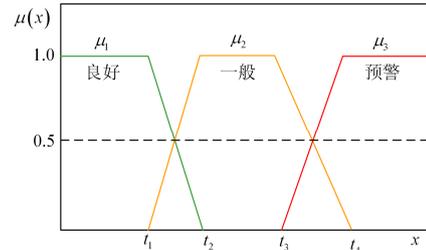


图 1 梯形和半梯形模糊隶属度函数

Fig. 1 Trapezoid and semi-trapezoid fuzzy membership function

图 1 中 x 代表终端状态特征量, μ_1 、 μ_2 和 μ_3 分别表示该特征量对应于配电终端良好、一般和预警的隶属度函数, 其表达式分别为

$$\mu_1(x) = \begin{cases} 1 & (x < t_1) \\ \frac{t_2 - x}{t_2 - t_1} & (t_1 \leq x \leq t_2) \\ 0 & (x > t_2) \end{cases} \quad (10)$$

$$\mu_2(x) = \begin{cases} 1 & (t_2 < x < t_3) \\ \frac{x - t_1}{t_2 - t_1} & (t_1 \leq x \leq t_2) \\ \frac{t_4 - x}{t_4 - t_3} & (t_3 \leq x \leq t_4) \\ 0 & (x < t_1 \text{ or } x > t_4) \end{cases} \quad (11)$$

$$\mu_3(x) = \begin{cases} 1 & (x < t_3) \\ \frac{x-t_3}{t_4-t_3} & (t_3 \leq x \leq t_4) \\ 0 & (x > t_4) \end{cases} \quad (12)$$

隶属度参数 t_1-t_4 的取值通过专家群体决策来确定。假设一共有 W 位专家参与决策, 由于每位专家给出的参数值往往并不一致, 为了获得尽可能公正客观的结果, 应该按照个体专家偏离程度对专家的权重值进行调整^[26]。当一名专家与大多数专家的决策结果一致时, 该专家应该拥有较大的权重; 当该专家与大多数专家的决策结果一致性较差时, 其权重较小。

按照这一思路, 本文设计如下加权平均算法。

1) 多位专家经过慎重考虑后, 根据自己的经验给出 t_i 的初始值($i=1,2,3,4$), 第 k 位专家的结果记作 $t_{i(k)}$ ($k=1, 2, \dots, W$)。

2) 设置所有专家的初始权重相同, 均为

$$G_{i(k)} = \frac{1}{W} \quad (13)$$

3) 计算 t_i 的加权平均值

$$t_{Gi} = \sum_{k=1}^W G_{i(k)} t_{i(k)} \quad (14)$$

4) 若存在 t_i ($i=1,2,3,4$) 与 t_{Gi} 的偏差小于阈值 ψ , 则将 t_{Gi} 作为最终的加权平均值, 算法结束, 否则进入步骤 5)。

5) 根据 t_i 与 t_{Gi} 的偏差程度更新专家权重

$$G_{i(k)} = \frac{1/(t_{i(k)} - t_{Gi})^2}{\sum_{k=1}^W [1/(t_{i(k)} - t_{Gi})^2]} \quad (15)$$

6) 重复步骤 3)—5), 直到连续两次迭代得到的 t_{Gi} 差值小于给定阈值 ψ 。

通过以上步骤获得 t_1-t_4 的取值后, 隶属度函数便完全确定, 将其作为相关系数代入式(6)—式(9), 可计算得出各命题在相应证据下的基本概率分配。

2.4 配电终端状态诊断决策

配电终端状态诊断的整个过程可归纳如图 2 所示, 利用 D-S 证据合成法则对基本概率分配函数进行信息融合后, 便可根据一定的判定条件对终端状态进行评估。当信息融合结果同时满足以下三条诊断准则时, 则认为命题 A_m 是最终的评估结果。

准则 1 $m(A_m) = \max\{m(A_i)\}$;

准则 2 $m(A_m) - m(\Omega) > \varepsilon$;

准则 3 $m(A_m) - m(A_j) > \varepsilon$ ($j \neq m$);

准则 4 $m(\Omega) < \lambda$ 。

其中, ε 和 λ 均为大于零的实数, 其取值根据实际

情况确定。

准则 1 表明诊断结论应具有最大的基本概率分配; 准则 2 和准则 3 表明诊断结论的基本概率分配需超过其他命题且差值达到一定的阈值 ε ; 准则 4 表明命题 Ω 的基本概率分配, 即诊断结论的不确定程度, 要小于某一阈值 λ 。

如果以上四条准则不能同时满足, 则按以下两条规则进一步判断:

规则 1 若 $m(A_3) \geq \lambda$, 则终端为预警状态;

规则 2 若 $m(A_3) < \lambda$, 则终端为一般状态。

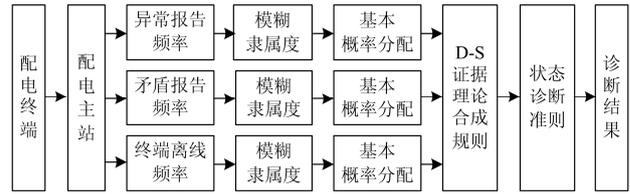


图 2 配电终端状态诊断结构框图

Fig. 2 Block diagram of DTU condition diagnosis

3 算例分析

利用本文提出的配电终端状态诊断方法, 以长沙地区某环网柜配电终端运行信息为例进行分析。该终端在 2016 年 5 月发生故障, 目前已从配电主站中调取终端在故障前两个月内的运行信息。

首先确定终端状态特征量对应于各命题的隶属度函数。随机抽取若干台终端, 对其在同一时间段内的运行指标进行统计并排序, 5 位专家根据配电终端上送信息与运行状态之间的关联经验将排序结果划分成不同区间, 区间之间的分界点即作为隶属度参数初始值, 如表 1 所示。设阈值 ψ 等于 0.01, 按照本文 2.3 节所提加权平均算法得出参数定值, 结果如表 2 所示。在终端两个月的运行信息中选取第 1 至第 5 天的数据进行统计, 得到如下特征量: $F_1=1.6$ 次/天, $F_2=2.8$ 次/天, $F_3=7.5$ 次/天。根据式(10)—式(12)以及表 2 中的隶属度参数, 计算特征量对应终端不同状态的隶属度, 结果如表 3 所示。

考虑各特征量与终端本体状态的相关程度, 设定证据 E_1-E_3 的权重分别为: $\omega_1=0.6$, $\omega_2=0.6$, $\omega_3=0.5$ 。将表 3 中的隶属度作为相关系数代入到式(6)—式(9), 可计算出不同证据下的各命题基本概率分配, 结果如表 4 所示。在决策准则中, 若设置 ε 等于 0.25, λ 等于 0.2, 则由证据 E_1 和 E_2 单独得到的状态诊断结论分别为良好和一般; 同时, 证据 E_3 由于不确定程度过高, 无法获得诊断结果。可见, 使用单一证据进行诊断确实存在可靠性方面的不足, 而且不同证据得到的结论也可能存在冲突。

表 1 基于专家经验的终端状态量模糊隶属度参数

Table 1 Fuzzy membership parameters of DTU features based on expertise

| 专家序号 | 异常报告频率 F_1 /(次/天) | | | | 矛盾报告频率 F_2 /(次/天) | | | | 终端离线频率 F_3 /(次/天) | | | |
|------|---------------------|-------|-------|-------|---------------------|-------|-------|-------|---------------------|-------|-------|-------|
| | t_1 | t_2 | t_3 | t_4 | t_1 | t_2 | t_3 | t_4 | t_1 | t_2 | t_3 | t_4 |
| 1 | 1 | 1.5 | 3 | 5 | 0.5 | 1.5 | 2 | 3 | 5 | 8 | 11 | 15 |
| 2 | 2 | 2.5 | 4 | 5.5 | 1 | 2 | 2.8 | 4 | 3 | 7 | 10 | 17 |
| 3 | 1 | 1.2 | 2.5 | 4 | 0.7 | 1.2 | 2.5 | 3.5 | 6 | 10 | 13 | 18 |
| 4 | 1.5 | 2 | 3 | 4.5 | 1 | 1.5 | 3 | 3.6 | 3 | 9 | 11 | 18 |
| 5 | 1.5 | 3 | 4 | 4.5 | 0.6 | 1.4 | 2.2 | 4 | 5 | 10 | 15 | 20 |

表 2 模糊隶属度参数定值

Table 2 Setting values of fuzzy membership parameters

| | t_1 | t_2 | t_3 | t_4 |
|-------|-------|-------|-------|-------|
| F_1 | 1.5 | 2.0 | 3.0 | 4.5 |
| F_2 | 0.7 | 1.5 | 2.5 | 3.6 |
| F_3 | 5.0 | 9.0 | 11.0 | 18.0 |

表 3 特征量对应于各状态的模糊隶属度

Table 3 Condition related fuzzy memberships of each feature

| | μ_1 | μ_2 | μ_3 |
|-------|---------|---------|---------|
| F_1 | 0.8 | 0.2 | 0 |
| F_2 | 0 | 0.73 | 0.27 |
| F_3 | 0.375 | 0.625 | 0 |

表 4 不同证据下各命题的基本概率分配

Table 4 BPAs of each proposition under different evidences

| | $m(A_1)$ | $m(A_2)$ | $m(A_3)$ | $m(\Omega)$ |
|-------|----------|----------|----------|-------------|
| E_1 | 0.70 | 0.17 | 0 | 0.13 |
| E_2 | 0 | 0.62 | 0.23 | 0.15 |
| E_3 | 0.29 | 0.48 | 0 | 0.23 |

为了验证 D-S 证据合成对终端状态诊断的影响, 利用式(4)得到各命题的基本概率分配融合结果如表 5 所示。根据决策准则, $E_1 \& E_2$ 、 $E_1 \& E_3$ 、 $E_2 \& E_3$ 和 $E_1 \& E_2 \& E_3$ 的诊断结论分别为: 一般、良好、一般和一般。可见, 当仅有两个证据参与信息融合时, 仍有可能得出不同的结论, 但是诊断结果的不确定性程度已大大降低。当所有证据都参与信息融合时, 诊断结果的不确定性降至最低, 而且此时的诊断结果已综合考虑了来自所有证据的信息, 因此能准确地反映终端当前状态。

表 5 D-S 证据理论融合结果

Table 5 Fusion results according to D-S evidence theory

| | $m(A_1)$ | $m(A_2)$ | $m(A_3)$ | $m(\Omega)$ |
|---------------------|----------|----------|----------|-------------|
| $E_1 \& E_2$ | 0.28 | 0.58 | 0.08 | 0.05 |
| $E_1 \& E_3$ | 0.65 | 0.30 | 0 | 0.05 |
| $E_2 \& E_3$ | 0.07 | 0.80 | 0.08 | 0.05 |
| $E_1 \& E_2 \& E_3$ | 0.26 | 0.69 | 0.03 | 0.02 |

对终端在故障前两个月内的运行信息每 5 天统计一次状态特征量, 然后按以上流程进行 D-S 证据理论融合, 得到状态诊断结果如图 3 所示。从图 3 可知, 配电终端在故障前两个月内逐步从良好变化到一般, 最后表现为预警状态。在此期间, 虽然状态诊断结果有振荡, 但仍能明显观察到终端失效的趋势。这进一步表明, 本文提出的配电终端状态诊断方法是有效的, 相关诊断结果可作为终端检修的依据。

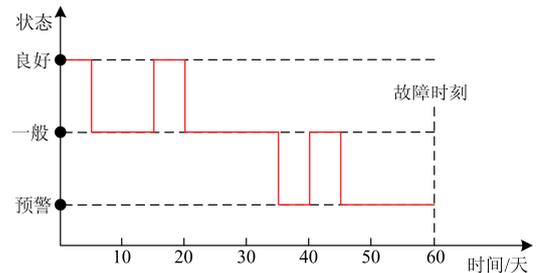


图 3 某故障配电终端状态变化规律

Fig. 3 Condition transfer rule of one faulty DTU

4 结论

本文通过分析配电主站采集到的终端的运行信息, 提出了一套配电终端状态特征体系。利用专家经验确定了各特征量对不同状态的隶属度参数, 并在此基础上构造出证据体的基本概率分配函数。最后根据 D-S 证据合成规则和决策准则实现了多源特征量信息融合的配电终端状态诊断。相较于单一特征量的状态诊断, 信息融合后所得到的决策大大增加了诊断结论的准确性和可信度。基于历史运行信息对终端进行状态诊断, 结果表明本文所提出的方法能够反映终端失效前性能下降的趋势, 因此可作为状态检修的依据, 对于提高配电终端管理水平有重大意义。

参考文献

- [1] 徐迅, 梅军, 钱超, 等. 基于 IEC 60870-5-104 规约扩展的配电终端自描述功能实现方法研究[J]. 电力系统

- 保护与控制, 2016, 44(7): 128-133.
- XU Xun, MEI Jun, QIAN Chao, et al. Research method for implementation of the self-describing function of distribution terminals based on the extended IEC 60870-5-104 protocol[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(7): 128-133.
- [2] 王良. 智能配电网自动化应用实践的几点探讨[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(20): 12-16.
- WANG Liang. Discussion on application practice of distribution automation[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(20): 12-16.
- [3] 南亚希, 展巍, 裴后宣. 自主可控的安全 RTU 设计与实现[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(14): 154-159.
- NAN Yaxi, ZHAN Wei, PEI Houxuan. Design and implementation of a self-control secure RTU[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(14): 154-159.
- [4] BO Zhiqian, LIN Xiangning, WANG Qingping, et al. Developments of power system protection and control[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 1-8. DOI 10.1186/s41601-016-0012-2.
- [5] 杨德尚, 洪海生, 李绮琳, 等. 基于综合评分法的配网自动化终端差异化巡视策略[J]. 广东电力, 2016, 29(4): 84-88.
- YANG Deshang, HONG Haisheng, LI Qilin, et al. Comprehensive scoring based on grading operation and maintenance strategy for distribution terminal unit[J]. Guangdong Electric Power, 2016, 29(4): 84-88.
- [6] 危阜胜, 陈锐民, 肖勇, 等. 用电信息采集终端远程故障诊断系统开发与应用[J]. 电测与仪表, 2012, 49(增刊 1): 105-109.
- WEI Fusheng, CHEN Ruimin, XIAO Yong, et al. Development and application of the information collection terminal remote fault diagnosis system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2012, 49(S1): 105-109.
- [7] 郑蕊蕊, 赵继印, 赵婷婷, 等. 基于遗传支持向量机和灰色人工免疫算法的电力变压器故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(7): 56-63.
- ZHENG Ruirui, ZHAO Jiyin, ZHAO Tingting, et al. Power transformer fault diagnosis based on genetic support vector machine and gray artificial immune algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(7): 56-63.
- [8] 高彩亮, 廖志伟, 岳苓, 等. 基于小波奇异值和支持向量机的高压线路故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(6): 35-39.
- GAO Cailiang, LIAO Zhiwei, YUE Ling, et al. Fault diagnosis of HV transmission lines based on wavelet singular value and support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(6): 35-39.
- [9] 马宏忠, 时维俊, 韩敬东, 等. 计及转子变换器控制策略的双馈风力发电机转子绕组故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(18): 119-125.
- MA Hongzhong, SHI Weijun, HAN Jingdong, et al. Double-fed induction generator rotor fault diagnosis considering control strategies of rotor-side converters[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(18): 119-125.
- [10] GAO J, YANG L, WANG Y, et al. Condition diagnosis of transformer oil-paper insulation using dielectric response fingerprint characteristics[J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2016, 23(2): 1207-1218.
- [11] 赵勇, 韩斌, 房刚利. 风力发电机状态监测与故障诊断技术综述[J]. 热力发电, 2016, 45(10): 1-5.
- ZHAO Yong, HAN Bin, FANG Gangli. A survey of condition monitoring and fault diagnosis for wind power generator[J]. Thermal Power Generation, 2016, 45(10): 1-5.
- [12] 孙莹, 高贺, 李可军, 等. 基于多时段信息融合的配电变压器运行状态评估模型[J]. 高电压技术, 2016, 42(7): 2054-2062.
- SUN Ying, GAO He, LI Kejun, et al. Condition assessment model of distribution transformer based on multi-period information fusion[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(7): 2054-2062.
- [13] 陈伟根, 刘娟, 曹敏. 基于信息融合的变压器内部故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2015, 41(11): 3797-3803.
- CHEN Weigen, LIU Juan, CAO Min. Diagnosis method of internal fault for transformers based on information fusion[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(11): 3797-3803.
- [14] 葛乐, 陆文伟, 周志成, 等. 基于改进熵权法和灰色关联分析的变压器故障诊断[J]. 电测与仪表, 2016, 53(12): 46-51.
- GE Le, LU Wenwei, ZHOU Zhicheng, et al. Fault diagnosis of transformer based on improved entropy method and grey correlation analysis[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(12): 46-51.
- [15] 蔡骥然, 郑永康, 周振宇, 等. 智能变电站二次设备状态监测研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(6): 148-154.
- CAI Jiran, ZHENG Yongkang, ZHOU Zhenyu, et al. Fault diagnosis of transformer based on improved entropy method and grey correlation analysis[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(6): 148-154.
- [16] 陈伟根, 赵立志, 彭尚怡, 等. 激光拉曼光谱应用于变压器油中溶解气体分析[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(15): 2485-2492.
- CHEN Weigen, ZHAO Lizhi, PENG Shangyi, et al.

- Analysis of dissolved gas in transformer oil based on laser Raman spectroscopy[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(15): 2485-2492.
- [17] 李中胜, 刘林. 一种改进高斯核度量的 HEC 算法在变压器故障诊断中的应用[J]. 广东电力, 2016, 29(12): 104-109.
- LI Zhongsheng, LIU Lin. Application of hyper-ellipsoidal clustering algorithm based on improved gaussian kernel metric in transformer fault diagnosis[J]. Guangdong Electric Power, 2016, 29(12): 104-109.
- [18] 夏向阳, 张琦, 李明德, 等. 证据理论与模糊理论集成的 XLPE 电缆绝缘状态评估研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(20): 13-18.
- XIA Xiangyang, ZHANG Qi, LI Mingde, et al. Research on insulation assessment of XLPE cables based on evidence and fuzzy theory integrated method[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(20): 13-18.
- [19] 刘晓明, 牟龙华, 张鑫. 基于信息融合的隔爆开关永磁机构储能电容失效诊断[J]. 煤炭学报, 2014, 39(10): 2121-2127.
- LIU Xiaoming, MU Longhua, ZHANG Xin. Failure diagnosis for storage-capacitor in permanent magnetic actuator of flameproof switchgear based on information fusion[J]. Journal of China Coal Society, 2014, 39(10): 2121-2127.
- [20] WANG H, LIN D, QIU J, et al. Research on multiobjective group decision-making in condition-based maintenance for transmission and transformation equipment based on D-S evidence theory[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(2): 1035-1045.
- [21] 阮羚, 谢齐家, 高胜友, 等. 人工神经网络和信息融合技术在变压器状态评估中的应用[J]. 高电压技术, 2014, 40(3): 822-828.
- RUAN Ling, XIE Qijia, GAO Shengyou, et al. Application of artificial neural network and information fusion technology in power transformer condition assessment[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(3): 822-828.
- [22] WANG T, ZHANG G, ZHAO J, et al. Fault diagnosis of electric power systems based on fuzzy reasoning spiking neural P systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 30(3): 1182-1194.
- [23] 蒋金良, 袁金晶, 欧阳森. 基于改进隶属度函数的电能质量模糊综合评价[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2012, 40(11): 107-112.
- JIANG Jinliang, YUAN Jinjing, OUYANG Sen. Fuzzy comprehensive evaluation of power quality based on improved membership function[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science), 2012, 40(11): 107-112.
- [24] 王印松, 田靖雨, 李士哲, 等. 基于时域指标的火电机组负荷控制系统性能模糊综合评价[J]. 热力发电, 2016, 45(10): 99-103.
- WANG Yinsong, TIAN Jingyu, LI Shizhe, et al. Fuzzy comprehensive assessment of thermal power unit load control system based on time domain index[J]. Thermal Power Generation, 2016, 45(10): 99-103.
- [25] 袁蕾, 杜林, 吴俊美, 等. 基于模糊隶属函数的变压器多参量故障综合诊断方法[J]. 高压电器, 2011, 47(5): 35-42.
- YUAN Lei, DU Lin, WU Junmei, et al. Transformer multi-parameter integrated fault diagnosis method based on fuzzy membership function[J]. High Voltage Apparatus, 2011, 47(5): 35-42.
- [26] 万俊, 邢焕革, 张晓晖. 基于熵理论的多属性群决策专家权重的调整算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(6): 907-910.
- WAN Jun, XING Huange, ZHANG Xiaohui. Algorithm of adjusting weights of decision-makers in multi-attribute group decision-making based on entropy theory[J]. Control and Decision, 2010, 25(6): 907-910.

收稿日期: 2016-12-22; 修回日期: 2017-04-02

作者简介:

龚方亮(1979—), 男, 本科, 工程师, 研究方向为配电网自动化、城市配电网建设、智能配电网等。E-mail: 2624978521@qq.com

(编辑 周金梅)