Electric Power Automation Equipment

Vol.40 No.12 Dec. 2020

# 基于信息融合和M-RVM的变压器故障诊断方法

黄新波1,马玉涛2,朱永灿1

(1. 西安工程大学 电子信息学院,陕西 西安 710048;2. 国网陕西省电力公司延安供电公司,陕西 延安 716000)

摘要:针对仅以油中溶解气体数据为主要依据的变压器故障诊断方法信息量不足以及传统证据理论的缺陷问题,研究了基于信息融合和多分类相关向量机(M-RVM)的变压器故障诊断模型。首先,将油中溶解气体分析数据与电气试验数据作为诊断模型的输入特征量向量,更真实地反映变压器的故障信息。然后,采用4个M-RVM作为分类器,对故障进行初步诊断,并将诊断结果分别转化为证据融合所需证据体,同时引入兰式距离函数与光谱角余弦函数对证据体进行修正。最后,采用改进冲突再分配策略进行决策融合,避免融合过程中出现证据互相矛盾的现象。对比分析结果表明,基于多源信息融合的变压器诊断模型相较单一特征参数诊断以及单一诊断算法具有更高的诊断准确率。

关键词:变压器;故障诊断;证据理论;多分类相关向量机;信息融合

中图分类号:TM 41

文献标志码:A

DOI: 10.16081/j.epae.202009040

#### 0 引言

电力变压器是电力系统中的关键设备之一,变压器的健康状态影响着电力系统的供电安全和电能质量。变压器故障导致的意外性停运,将危及整个电力系统的运行状态<sup>[1]</sup>,给国民经济带来不可挽回的损失。

已有的变压器故障方法通常只考虑到油中溶解 气体[2-3]对变压器的影响,尚未充分利用其他有判断 价值的信息,因而难以准确且全面地判断故障。同 时,变压器处于复杂的运行环境当中,并且由于变压 器本身的构造及故障机理辅助,故障诊断中所提取 的特征信息存在大量不确定性、多样性和非线性,导 致在实际应用中采用单一算法进行诊断时存在不确 定性问题,准确性难以达到要求。为了解决这些问 题,国内外学者进行了诸多研究,主要形成了通过证 据理论[4-6]对变压器进行故障诊断的方法。文献[7] 分别将变压器的5种故障特征气体作为输入,结合 支持向量机(SVM)与证据理论对变压器故障诊断进 行研究。文献[8]利用离散化规则与粗糙集对采集 到的16种变压器故障特征气体比值进行约简,再结 合贝叶斯网络、信息融合等方法构建变压器故障诊 断模型。上述方法均采用传统的证据理论方法,存 在一定的缺陷,如Jousselme证据距离不能很好地衡 量2组完全不相同非类别证据间的冲突程度[9]。此 外,目前常用的基本概率分配(BPA)函数生成方法 有神经网络、贝叶斯网络以及SVM等。文献[10]以 BP神经网络作为特征层融合的诊断方法,并将BP

收稿日期:2019-10-22;修回日期:2020-08-31 基金项目:陕西省重点研发计划项目(2018ZDXM-GY-040) Project supported by Shaanxi Province Key Research and Development Program(2018ZDXM-GY-040) 神经网络的结果作为 DS证据理论识别框架上的 BPA,最后利用 DS证据理论进行组合得到变压器故障诊断的结果;文献[11]将 SVM 应用到 DS证据理论中对变压器的内部故障进行诊断识别,并通过获取 BPA 对每个故障模式的可靠度从而对每个 BPA赋予不同的权重。但在实际应用中,这些算法存在一些固有缺陷,如神经网络收敛速度慢、容易陷入局部极小,SVM存在惩罚系数难以确定、核函数必须满足 Mercer 条件限制等内在局限性。

针对上述问题,为弥补现有诊断方法的缺陷,本文考虑从证据距离的衡量方法与证据的BPA生成方法上进行研究与改进,提出了一种结合多分类相关向量机(M-RVM)与改进DS证据理论的多源信息融合的变压器故障诊断方法,将变压器的电气试验参数与油中溶解气体分析(DGA)参数结合作为故障诊断特征输入向量,首先采用4个M-RVM分类器建立初级故障诊断模块进行故障初步诊断,然后将初步诊断结果转化为所需的证据体,最后利用改进DS证据理论进行决策层的融合。

#### 1 理论基础

#### 1.1 多源信息融合技术

多源信息融合技术是对多源不确定信息进行剖析与使用的理论体系,采取多个方面的信息感知更贴近分析目标的状态估计。通常将多源信息融合按照对获取内容分析的层次分为数据层、特征层和决策层,并且可以根据需求选择信息融合方法,目前普遍采用的多源信息融合网络拓扑结构如图1所示。

信息融合算法的研究是多源信息融合体系中至 关重要的内容之一,多数研究成果采用DS证据理 论、贝叶斯网络以及神经网络。其中,DS证据理论 比概率推理理论更易获取先验数据,且可将不确定





#### 图1 多源信息融合网络拓扑结构示意图

Fig.1 Topology schematic diagram of multi-source information fusion network

信息在BPA函数中进行表示并在分析过程中保留。DS证据理论因其优越性,已成为国内外学者研究的热点。因此,本文在现有DS证据理论研究的基础上对其进行改进,并应用于变压器故障分析。

#### 1.2 M-RVM

M-RVM<sup>[12]</sup>是典型的贝叶斯分层结构,由 I. Psora-kis等人引入多项概率似然函数,以达到对目标多分类和输出目标类别成员概率的效果。

将  $X = \{x_i, t_i\}_{i}^{N}$ 作为数据集,其中  $x_i \in \mathbf{R}^{M}$ ,类别标签  $t_i \in \{1, 2, \dots, C\}$ ;  $K \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 表示数据集的核函数,其行向量  $k_n$ 反映数据集中的第 n 个样本与剩余样本的相似程度。

M-RVM 算法中以回归目标  $Y \in \mathbb{R}^{N \times C}$  作为辅助变量,表示对样本数据类别的隶属度进行排序,其标准化噪声模型为:

$$y_{nc} | \boldsymbol{w}_c, \boldsymbol{k}_n \sim N_{y_c}(\boldsymbol{k}_n \boldsymbol{w}_c, 1)$$
 (1)

其中, $y_{nc}$ 为Y的第n行第c列元素; $w_c$ 为W的第c列元素,W为数据投票给不同类别类的权重; $N_{y_{nc}}(k_nw_c,1)$ 表示 $y_{nc}$ 服从均值为 $k_nw_c$ 、方差为1的正态分布。

采用多项概率连接函数  $t_n = i(y_{ni} > y_{nj}, \forall j \neq i)$ 将回归目标转换为类别标签,并将类成员的概率通过多项概率似然函数输出,如式(2)所示。

$$P\left(t_{n}=i \mid \boldsymbol{W}, \boldsymbol{k}_{n}\right) = \varepsilon_{p(u)} \left\{ \prod_{j \neq i} \Phi\left(u + (\boldsymbol{w}_{i} - \boldsymbol{w}_{j})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{k}_{n}\right) \right\}$$
(2)

其中, $u\sim N(0,1)$ ; $\sigma$ 为高斯累计分布函数,其相关参数级诊断模型可参见文献[13]; $\varepsilon_{p(u)}$ { $\cdot$ }为分类隶属度函数; $w_i$ 和 $w_i$ 为不同样本的权重。

# 2 多源信息融合与故障诊断模型

为了融合多源信息以更好地反映变压器运行状态,本文构建了一种多源信息融合的故障诊断模型如图2所示,其主要包括数据预处理、故障初步诊断及DS组合故障决策融合模块。其中,故障初步诊断模块为多源信息融合的特征信息融合层,是该模型的关键环节。

# 2.1 数据预处理模块

(1)特征参量选择。单一的DGA数据并不能全面、准确地反映变压器的运行状态,需从不同层面综合采用不同的特征信号对变压器进行故障诊断。为提高变压器故障诊断的准确率,本文选择变压器的DGA数据与电气试验数据作为诊断模型输入的特

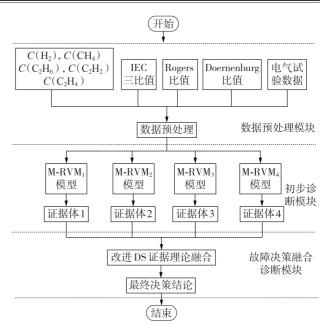


图 2 多源信息融合故障诊断模型

Fig.2 Fault diagnosis model based on multi-source information fusion

征参量。同时本文在已有研究文献的基础上,将电气数据(局部放电量、吸收比、铁芯接地电流、绕组绝缘介损、铁芯绝缘电阻)分别与5种特征气体含量( $C(CH_4)$ 、 $C(C_2H_2)$ 、 $C(C_2H_4)$ 、 $C(C_2H_6)$ 及 $C(H_2)$ )、IEC 三比值( $C(C_2H_2)/C(C_2H_4)$ 、 $C(CH_4)/C(C_2H_4)$ 、 $C(CH_4)/C(C_2H_4)$ 、 $C(CH_4)/C(C_2H_4)$ 、 $C(CH_4)/C(C_2H_4)$ 、 $C(CH_4)/C(C_2H_4)$ 、 $C(CH_4)/C(C_2H_6)$ 、 $C(C_2H_4)/C(C_2H_4)$ 、 $C(CH_4)/C(CH_2)$ 、 $C(C_2H_6)/C(CH_4)$  、 $C(C_2H_6)/C(CH_6)$  、 $C(C_2H_6)/C(C_2H_6)$  、 $C(C_2H_6)/$ 

(2)故障类型划分。本文根据IEC60599标准与GB/T7252—2016《变压器油中溶解气体分析和判断导则》,对变压器的不同故障状态进行区分与编码,如表1所示。

表1 变压器故障类型

Table 1 Types of power transformer fault

故障编码	故障类型
[0,0,0,0,0,1]	正常状态 $(E_1)$
[0,0,0,0,1,0]	中低温过热 $(E_2)$
[0,0,0,1,0,0]	高温过热 $(E_3)$
[0,0,1,0,0,0]	局部放电 $(E_4)$
[0,1,0,0,0,0]	低能放电 $(E_5)$
[1,0,0,0,0,0]	高能放电 $(E_6)$

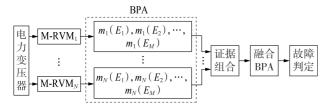
(3)数据预处理。由于变压器特征参量的数据级和量纲存在差异,如果不进行预处理而直接用于故障诊断,往往会产生大数据吞噬小数据的现象。为了避免这种影响,本文采用文献[14]中的方法对数据进行归一化,并参照文献[15]的方法处理电气



试验数据。

#### 2.2 初步诊断模块

本文将 M-RVM 应用到变压器故障初步诊断中 时,其输出的相应诊断结果是隶属于 $E_1$ 一 $E_6$ 这6种 变压器故障状态的概率值。将概率值转换为本文识 别框架下的BPA,并构造多个证据体,通过改进的证 据组合规则进行证据融合后得到最终的判定结果。 基于M-RVM与DS证据理论的变压器故障识别框架 如图3所示。



#### 图 3 基于M-RVM与DS证据理论的变压器故障识别框架

Fig.3 Framework of transformer fault recognition based on M-RVM and DS evidence theory

本文基于M-RVM分类器输出故障初级诊断结 果,并根据式(3)构造BPA函数。

$$\begin{cases}
m_i(\emptyset) = 0 \\
m_i(E_M) = P_{iM}A_i \\
m_i(\Theta) = 1 - A_i
\end{cases}$$
(3)

其中, $m_i(\emptyset)$ 、 $m_i(E_N)$ 分别为空集、 $E_N$ 的 BPA; $m_i(\Theta)$ 为分类错误率,表示分类器在故障诊断决策融合时 的不确定度:A 为第i个M-RVM分类器的故障诊断 准确率;Pm为利用第i个M-RVM分类器对样本进行 诊断分类时分类结果属于Eu的概率。

#### 2.3 故障决策融合模块

#### 2.3.1 DS证据理论

证据理论[16]的基本概念包括基本可信度、信度 函数、焦元与内核等,分为以下几个步骤。

(1)设定一个非空集合作为识别框架,如式(4) 所示,其包含了*M*个相互排斥、穷举的命题。

$$\Theta = \{ E_1, E_2, \dots, E_M \} \tag{4}$$

其中, $E_i(i=1,2,\cdots,M)$ 为识别框架的第i个命题, 本文中E对应故障类型。

(2)在幂集  $2^{\theta}$ 上引入 BPA 函数,定义为 $m:2^{\theta}$ → [0,1],并且m满足式(5)。

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{E \subseteq \Theta} m(E) = 1 \end{cases}$$
 (5)

(3)根据基本概率分配的定义,在幂集2°上的 信任函数 $f_{Bel}$ 与似然函数 $S_{Pl}$ 可定义为式(6)。

$$\begin{cases} f_{\text{Bel}}(E) = \sum_{A \subseteq E} m(A) \\ S_{\text{PI}}(E) = \sum_{A \subseteq E \neq \emptyset} m(A) \end{cases}$$
 (6)

 $f_{\text{Rul}}(E)$ 描述了证据体认为命题E和E的所有子 集为真的可能性,而 $S_{\text{pr}}(E)$ 表达了证据体不怀疑命 题 E 为假的可能性。故  $f_{\text{Bel}}(E)$  与  $S_{\text{Pl}}(E)$  分别表示概 率的下界和上界,并形成置信区间[ $f_{Bel}(E)$ , $S_{PI}(E)$ ] 来表示证据对命题E的不确定性程度,两者的关系 可由式(7)推出。

$$\begin{cases} f_{\text{Bel}}(E) \leq S_{\text{PI}}(E) \\ S_{\text{PI}}(E) = 1 - f_{\text{Bel}}(\overline{E}) \end{cases}$$
 (7)

其中, $\overline{E}$ 为命题E的补集。

(4)DS 合成规则。假设有 2 个证据体  $m_1$ 和  $m_2$ , 组合规则为:

$$m(E) = \begin{cases} \frac{1}{1 - K} \sum_{E_i \cap E_j = E} m_1(E_i) m_2(E_j) & E \neq \emptyset \\ 0 & E = \emptyset \end{cases}$$

$$K = \sum_{E_i \cap E_i = \emptyset} m_1(E_i) m_2(E_j) \qquad (9)$$

$$K = \sum_{E \cap E = \emptyset} m_1(E_i) m_2(E_j) \tag{9}$$

其中,K为反映 $m_1, m_2$ 冲突程度的冲突因子。K值越 大,表明证据体间的冲突越大,当K=1时,表明证据 体完全冲突,此时合成规则失效。

#### 2.3.2 基于兰氏距离函数的修正证据

修正证据一般可由闵氏距离与马氏距离函数获 得,然而闵氏距离函数要求参量的维数相同,从而使 证据体失去一致性,而马氏距离函数需要计算矩阵 的协方差,不适合处理大规模数据。兰氏距离是无 量纲的量,克服了闵氏距离与各指标的量纲有关的 缺点,且兰氏距离对大的奇异值不敏感,因此,本文 引入兰式距离函数[17]作为距离测量方法。

(1)计算证据体 $m_i$ 、 $m_i$ 的兰氏距离 $d_{ij}(L)$ 为:

$$d_{ij}(L) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} \frac{\left| m_{ii} - m_{ji} \right|}{m_{ii} + m_{ii}}$$
 (10)

其中, $m_i = m_i(E_i)$ , $m_i = m_i(E_i)$ 。

(2)计算证据的可靠度 $R_{rel}(m_i)$ 。

$$R_{\rm rel}(m_i) = 1 - \frac{D_i}{\sum_{i=1}^{N} D_i}$$
 (11)

$$D_{i} = \sqrt{\sum_{j=1, j \neq i}^{N} d_{ij}^{2}}$$
 (12)

其中, $D_i$ 为证据体 $m_i$ 与其他证据体之间的总距离,  $R_{\rm rel}(m_i)$ 为 $D_i$ 的递减函数。

(3)采用 $R_{rel}(m_i)$ 修正冲突的证据,可推导出修 正后的证据 $M_1(E_i)$ 为:

$$M_1(E_j) = \sum_{i=1}^{N} m_i(E_j) R_{\text{rel}}(m_i)$$
 (13)

### 2.3.3 基于光谱角余弦函数的修正证据

目前对证据的修正主要通过距离函数来完成, 考虑到距离函数不是度量聚类分析理论中2个证据 的唯一方法,本文从相似性测度的角度出发,引入光



谱角余弦函数[18]对证据进行进一步修正。

(1)利用光谱角余弦函数,得出证据体 $m_i$ 、 $m_j$ 的相似性测度 $s_i$ 为:

$$s_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^{M} m_{ii} m_{ji}}{\sqrt{\sum_{t=1}^{M} m_{ii}^2} \sqrt{\sum_{t=1}^{M} m_{ji}^2}}$$
(14)

根据 $s_{ij}$ 进一步计算出 $m_i$ 的支持度 $S_{sup}$ 和可信度 $C_{erd}$ 。

$$S_{\sup}(m_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^{N} s_{ij}$$
 (15)

$$C_{\text{crd}}(m_i) = \frac{S_{\text{sup}}(m_i)}{\sum_{i=1}^{N} S_{\text{sup}}(m_i)}$$
(16)

由式(14)—(16)可知,如果一个证据体与另一证据体的相似程度较高,则该证据体就会得到另一证据体的高度支持,从而获得较高的可信度。相反地,如果一个证据体获得的支持度较低,则其可信度也将低于其他证据体,并且由于 $C_{\rm crd}(m_i)$ 满足归一化条件 $\sum_{i=1}^{N} C_{\rm crd}(m_i)$ =1,则基于光谱角余弦函数的修正证据 $M_2(E_i)$ 如式(17)所示。

$$M_2(E_j) = \sum_{i=1}^{N} m_i(E_j) C_{\text{crd}}(m_i)$$
 (17)

#### 2.3.4 改进冲突再分配策略

根据前文完成对原始证据的修正后,应采用 DS 证据融合的方式对修正之后的证据进行融合,以得到最终的决策结论。为避免传统证据合成规则易产生不符合人直观感觉的结果这一问题,本文采取文献[19]所提出的改进冲突再分配策略进行证据融合,如式(18)所示。

$$M(E) = \sum_{E_i \cap E_j = E} M_1(E_i) M_2(E_j) + \Delta(E)$$
 (18)

$$\Delta(E) = \begin{cases} \sum_{E \cap C = \emptyset} M_1(E) M_2(C) & M_1(E) > M_2(C) + \gamma \\ \sum_{C \cap E = \emptyset} M_1(C) M_2(E) & M_1(C) < M_2(E) - \gamma \\ \sum_{E \cap C = \emptyset} M_1(E) M_2(C) / 2 & \left| M_1(E) - M_2(C) \right| < \gamma \end{cases}$$
(19)

其中, $\Delta(E)$ 为冲突指派函数; $\gamma \in [0,1]$ ,为冲突指派 阈值,可以根据先验知识进行选取,一般在[0.1,0.5] 范围内选取。式(19)表明冲突指派函数 $\Delta(E)$ 不仅由证据冲突决定,还受指派阈值 $\gamma$ 的影响。改进冲突再分配策略根据局部分析将冲突证据的支持度分配给信任度较大的命题,有效地区分了局部冲突与全局冲突的概念,提高了合成结果的鲁棒性。

# 3 实例诊断及对比分析

# 3.1 基于 M-RVM 与改进 DS 证据理论变压器故障 诊断

本文采用某1号主变(型号SFPSZ10-180000/220)发生一次故障时跟踪检测的DGA数据记录,并且相关电气试验中,铁芯绝缘电阻与铁芯接地电流均未达到注意值要求,其中铁芯绝缘电阻只有80 M $\Omega$ (注意值不小于100 M $\Omega$ ),铁芯接地电流为0.12 A(注意值不大于0.1 A);其他试验项目中,吸收比为1.59(注意值不小于1.3),绕组绝缘介损为0.70% [5](注意值不超过0.008),局部放电项目也未发现异常,其DGA数据见附录中的表A1。

首先,对DGA数据与电气试验数据进行预处理,消除色谱数据与电气试验数据之间的量值差别与物理单位的干扰,输入M-RVM故障初级诊断模块进行诊断,其输出值如表2所示。

表 2 M-RVM诊断结果 Table 2 Diagnostic results of M-RVM

 分类器		诊断结果				
刀矢師	$E_1$	$E_2$	$E_3$	$E_4$	$E_5$	$E_6$
$M$ -RV $M_1$	0.0331	0.1923	0.4572	0.0341	0.1370	0.1463
$M$ -RV $M_2$	0.0154	0.0707	0.5344	0.2831	0.0768	0.0196
$M$ -RV $M_3$	0.2156	0.2151	0.0793	0.0468	0.2309	0.2182
$M$ -RV $M_4$	0.0051	0.2749	0.4576	0.0296	0.1180	0.1148

由表 2 可以看出,初级诊断模块中 M-RVM<sub>1</sub>—M-RVM<sub>4</sub>的输出结果不完全一致,M-RVM<sub>1</sub>、M-RVM<sub>2</sub>与M-RVM<sub>4</sub>初步诊断为高温过热故障,M-RVM<sub>3</sub>则出现了模糊诊断现象,输出的诊断结果误差较大。

进一步将表2中的诊断结果通过式(3)输出为对应的证据体,结果见表3。

表 3 M-RVM, — M-RVM, 诊断输出的证据体
Table 3 Evidence body of diagnostic output of
M-RVM, -M-RVM4

命题或		证据体				
识别框架	$m_1$	$m_2$	$m_3$	$m_4$		
$E_1$	0.0281	0.0127	0.1757	0.0042		
$E_2$	0.1633	0.0585	0.1752	0.2291		
$E_3$	0.3882	0.4420	0.0646	0.3813		
$E_4$	0.0290	0.2342	0.0381	0.0247		
$E_5$	0.1163	0.0635	0.1881	0.0983		
$E_6$	0.1242	0.0162	0.1778	0.0957		
$\underline{\hspace{1cm}}$	0.1510	0.1729	0.1852	0.1667		

然后,利用式(6)和式(7)计算各分类器单独作用时的置信区间,结果见表4,不确定度 $m_1(\Theta)$ =0.1510、 $m_2(\Theta)$ =0.1729、 $m_3(\Theta)$ =0.1852、 $m_4(\Theta)$ =0.1667。

从表 4 中可以看出,分类器 M-RV $M_1$ —M-RV $M_4$ 对于变压器高温过热故障( $E_3$ )的置信区间分别是[0.3882,0.5392]、[0.4420,0.6149]、[0.0646,0.2498]、[0.3813,0.5480],不确定度分别为 0.1510、0.1729、



表4 M-RVM<sub>1</sub>—M-RVM<sub>4</sub>单独作用时的置信区间 Table 4 Confidence intervals for M-RVM<sub>1</sub>-M-RVM<sub>4</sub> acting alone

命题	置信区间					
印地	$m_1$	$m_2$	$m_3$	$m_4$		
$E_1$	[0.0281,	[0.0127,	[0.1757,	[0.0042,		
	0.1791]	0.1856]	0.3609]	0.1709]		
$E_2$	[0.1633, 0.3143]	[0.0585, 0.2314]	[0.1752, 0.3604]	[0.2291, 0.3958]		
$E_3$	[0.3882,	[0.4420,	[0.0646,	[0.3813,		
	0.5392]	0.6149]	0.2498]	0.5480]		
$E_4$	[0.0290,	[0.2342,	[0.0381,	[0.0247,		
	0.1800]	0.4071]	0.2233]	0.1914]		
$E_5$	[0.1163, 0.2673]	[0.0635, 0.2364]	[0.1881, 0.3733]	[0.0983, 0.2650]		
$E_6$	[0.1242,	[0.0162,	[0.1778,	[0.0957,		
	0.2752]	0.1891]	0.3630]	0.2624]		

0.185 2 与 0.166 7,根据融合诊断规则,M-RVM<sub>1</sub>、M-RVM<sub>2</sub>与 M-RVM<sub>4</sub>可以得出变压器故障为  $E_3$ ,但 M-RVM<sub>3</sub>的诊断结论不能确定,因此需要结合式 (13)、(17)、(18)对各证据体进行进一步的决策融合,并与传统 DS证据理论融合结果进行对比,结果见表5。

表 5 各证据体融合诊断结果

Table 5 Diagnostic results of fusion of evidences

方法	$M(E_1)$	$M(E_2)$	$M(E_3)$	$M(E_4)$	$M(E_5)$	$M(E_6)$	$M(\boldsymbol{\Theta})$
传统	0.0191	0.1470	0.6840	0.0357	0.0837	0.0642	0.0124
本文	0.0131	0.1078	0.7860	0.0142	0.0542	0.0247	0.0010

通过表5可知,当4个证据体融合之后,改进DS证据理论的不确定度降低至0.001,相对于传统DS证据理论不确定度降低了0.0114,可信度进一步提高,故障诊断结果为高温过热故障,与现场吊罩之后的检查结果一致。

实例分析表明,仅用单个M-RVM对变压器进行故障诊断,存在不确定度高、可信度较低的问题,在实际诊断过程中容易产生互相矛盾或者较为模糊的诊断结果,而通过决策信息融合这一方法,不仅提升了诊断决策置信度,且有效降低了诊断过程中的不确定性,最终提高了变压器故障诊断的准确率。

#### 3.2 综合诊断结果对比分析

为验证本文方法的有效性,通过不同算法<sup>[20]</sup>,从以下2个方面对其进行对比分析:

(1)以DGA中5种特征气体的相对体积分数作为输入特征向量,分别利用BP神经网络、M-RVM、粒子群算法优化的极限学习机(PSO-ELM)融合动态加权 AdaBoost、粒子群混合改进灰狼算法 PSO-IG-WO优化混合核极限学习机(KELM)以及M-RVM结合改进 DS证据理论这5种模型进行变压器故障诊断,诊断结果如表6所示;

(2)以数据预处理模块的特征参量选择的数据

作为输入特征向量,分别利用BP神经网络、M-RVM、PSO-ELM融合动态加权AdaBoost、PSO-IGWO优化混合KELM以及M-RVM结合改进DS证据理论这5种算法进行变压器故障诊断,诊断结果如表6所示。

表6 变压器故障诊断模型准确率的综合比较

Table 6 Comprehensive comparison of accuracy of transformer fault diagnosis models

 算法	准确率/%			
异伝	基于DGA数据	基于多源信息		
BP神经网络	72.73	76.54		
M-RVM	81.47	83.33		
PSO-ELM融合动态加权 AdaBoost	87.45	89.10		
PSO-IGWO优化混合KELM	86.27	88.08		
M-RVM结合改进DS	90.48	93.37		

仅用DGA的变压器故障诊断中,每种模型的诊断准确率分别为72.73%、81.47%、87.45%、86.27%、90.48%,而利用多源信息的变压器故障诊断中,5种诊断模型的诊断准确率分别为76.54%、83.33%、89.10%、88.08%、93.37%。通过表6可以看出,基于DGA数据的故障诊断方法由于输入特征层所携带的信息量少,故障诊断准确率低于基于多参数信息的故障诊断方法,同时通过对比5种诊断方法的诊断结果,可以看出相较单一故障诊断方法,信息融合诊断方法在变压器故障诊断中更具优势,可有效提高故障诊断的正确率。

# 4 结论

通过将油中溶解气体数据、电气试验数据(局部放电量、吸收比、铁芯接地电流、绕组绝缘介损、铁芯绝缘电阻)作为特征参量,利用M-RVM构造BPA证据体,结合本文方法,对比BP神经网络、M-RVM、PSO-ELM融合动态加权AdaBoost、PSO-IGWO优化混合KELM的故障诊断结果,得出以下结论:

(1)将多源信息融合进行变压器故障诊断,解决 了使用单一故障信息源无法充分反变压器常见运行 状况的问题,通过多种数据源特征信息的互补,针对 不同的算法均提高了故障诊断的准确率;

(2)针对传统证据理论的缺陷,利用兰氏距离函数和光谱角余弦函数对证据理论冲突进行修正,并用M-RVM构建BPA,有效避免了决策融合过程中产生的冲突问题,在使用多源数据和单一DGA数据的情况下将故障分类准确率分别提高至97.37%、90.48%,相对BP神经网络、M-RVM、PSO-ELM融合动态加权AdaBoost、PSO-IGWO优化混合KELM算法,能够更好地完成变压器故障诊断。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。



#### 参考文献:

- [1] 黄新波,程荣贵,蔡伟. 变电设备在线监测与故障诊断[M]. 北京:中国电力出版社,2010;156-167.
- [2] 李赢,舒乃秋. 基于模糊聚类和完全二叉树支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电工技术学报,2016,31(4):64-70.
  LI Ying,SHU Naiqiu. Transformer fault diagnosis based on fuzzy clustering and complete binary tree support vector man
  - fuzzy clustering and complete binary tree support vector machine [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(4):64-70.
- [3] HUANG X B, LI H B, ZHU Y C. Short-term ice accretion forecasting model for transmission lines with modified timeseries analysis by fireworks algorithm[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2017, 12(5):1074-1080.
- [4] 刘云鹏,付浩川,许自强,等. 基于 AdaBoost-RBF 算法与 DSmT 的变压器故障诊断技术 [J]. 电力自动化设备,2019,39(6): 166-172
  - LIU Yunpeng, FU Haochuan, XU Ziqiang, et al. Transformer fault diagnosis technology based on AdaBoost-RBF algorithm and DSmT[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39 (6):166-172.
- [5] 袁海满,吴广宁. 基于多信息融合的变压器故障诊断[J]. 高压电器,2018,54(9):103-110.
  - YUAN Haiman, WU Guangning. Fault diagnosis of transformer based on multi-information fusion [J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(9):103-110.
- [6]李刚,于长海,范辉,等. 基于多级决策融合模型的电力变压器故障深度诊断方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(11):138-144.
  - LI Gang, YU Changhai, FAN Hui, et al. Deep fault diagnosis of power transformer based on multilevel decision fusion model[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(11): 138-144.
- [7] 刘晨斐. 基于多源信息融合的电力设备故障诊断的研究[D]. 上海:上海电力学院,2018.
  - LIU Chenpei. Research on power equipment fault diagnosis method based on information fusion technology[D]. Shanghai: Shanghai University of Electric Power, 2018.
- [8] 李春茂,周妹末,袁海满,等. 基于DGA的粗糙集与决策信息融合变压器故障诊断[J]. 电工电能新技术,2018,37(1):84-90. LI Chunmao,ZHOU Momo,YUAN Haiman,et al. Fault diagnosis of transformer based on rough set theory and decision information fusion[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy,2018,37(1):84-90.
- [9] 彭颖,胡增辉,沈怀荣. 一种修正证据距离[J]. 电子与信息学报,2013,35(7):1624-1629.
  - PENG Ying, HU Zenghui, SHEN Huairong. A modified distance of evidence [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(7):1624-1629.
- [10] 陈新岗,田晓霄,张超峰,等. 一种结合 DS证据信息融合的变压器故障诊断方法[J]. 变压器,2010,47(8):59-62,70. CHEN Xingang,TIAN Xiaoxiao,ZHANG Chaofeng,et al. Transformer fault diagnosis method of combining DS evidence in-
- [11] 司马莉萍,舒乃秋,李自品,等. 基于SVM和D-S证据理论的电力变压器内部故障部位识别[J]. 电力自动化设备,2012,32 (11);72-77.

formation fusion[J]. Transformer, 2010, 47(8):59-62, 70.

SIMA Liping, SHU Naiqiu, LI Zipin, et al. Identification of interior fault position based on SVM and D-S evidence theory for electric transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(11):72-77.

- [12] 刘嘉蔚,李奇,陈维荣,等.基于多分类相关向量机和模糊C均值聚类的有轨电车用燃料电池系统故障诊断方法[J].中国电机工程学报,2018,38(20):6045-6052.
  - LIU Jiawei, LI Qi, CHEN Weirong, et al. A fault diagnosis method of fuel cell systems for tramways based on the multiclass relevance vector machine and fuzzy C means clustering [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(20):6045-6052.
- [13] 律方成,金虎,王子建,等. 基于主成分分析和多分类相关向量机的 GIS 局部放电模式识别[J]. 电工技术学报,2015,30(6): 225-231.
  - LÜ Fangcheng, JIN Hu, WANG Zijian, et al. GIS partial discharge pattern recognition based on principal component analysis and milticlass relevance vector machine [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(6):225-231.
- [14] 王骏,郑重,周圆,等. 变压器状态评价博弈式证据理论模型研究[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2018,45(5):43-51. WANG Jun,ZHENG Zhong,ZHOU Yuan, et al. Study on the weight gaming and modified evidence theory applied to the condition assessment of transformers[J]. Journal of North China Electric Power University,2018,45(5):43-51.
- [15] 董明,严璋,杨莉,等. 基于证据推理的电力变压器故障诊断策略[J]. 中国电机工程学报,2006,26(1):106-114.

  DONG Ming, YAN Zhang, YANG Li, et al. An evidential reasoning approach to transformer fault diagnosis[J]. Proceedings of the CSEE,2006,26(1):106-114.
- [16] 郭小璇,龚仁喜,鲍海波. 基于证据理论的风速不确定性建模 [J]. 电力自动化设备,2019,39(1):78-83.

  GUO Xiaoxuan, GONG Renxi, BAO Haibo. Modeling of wind speed uncertainty based on evidence theory[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(1):78-83.
- [17] 姜礼平,李冬雷,季傲. 基于兰氏距离的改进冲突证据合成方法[J]. 海军工程大学学报,2016,28(6):1-4,22.

  JIANG Liping,LI Donglei,JI Ao. Improved conflicting evidence combination method based on lance williams distance[J]. Journal of Naval University of Engineering,2016,28(6):1-4,22.
- [18] 陈伟,余旭初,张立福,等. 基于新型光谱相似度量 的高光谱影像谱聚类算法[J]. 计算机科学,2012,39(10):294-299. CHEN Wei,YU Xuchu,ZHANG Lifu,et al. Novel spectral similarity measurement based spectral cluster algorithm in hyperspectral imagery[J]. Computer Science,2012,39(10):294-299.
- [19] LIU Z,PAN Q,DEZERT J. Classification of uncertain and imprecise data based on evidence theory[J]. Neurocomputing, 2014,133:459-470.
- [20] 王享,黄新波,朱永灿. PSO-IGWO 优化混合 KELM 的变压器故障诊断方法[J]. 西安工程大学学报,2019,33(2):154-160. WANG Xiang, HUANG Xinbo, ZHU Yongcan. The transformer fault diagnosis method based on PSO-IGWO optimized hybrid KELM[J]. Journal of Xi'an Polytechnic University,2019,33 (2):154-160.

#### 作者简介:



黄新波(1975—),男,山东海阳人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为智能电网在线监测与故障诊断(E-mail:huangxb1975@163.com);

马玉涛(1994—),男,陕西西安人,硕士研究生,主要研究方向为智能电网在线监测与故障诊断(E-mail:876840827@qq.com)。

(编辑 任思思)

# Transformer fault diagnosis method based on information fusion and M-RVM

HUANG Xinbo<sup>1</sup>, MA Yutao<sup>2</sup>, ZHU Yongcan<sup>1</sup>

- (1. College of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;
- 2. Yan'an Power Supply Company of State Grid Shaanxi Electric Power Company, Yan'an 716000, China)

Abstract: Aiming at the problems of insufficient information in transformer fault diagnosis method based only on dissolved gas data in oil and the defects of traditional evidence theory, a transformer fault diagnosis model based on information fusion and M-RVM (Multi-classification Relevant Vector Machine) is studied. Firstly, the DGA (Dissolved Gas Analysis) data and electrical test data are used as the input eigenvectors of the diagnostic model, which can reflect the fault information of transformer more truly. Secondly, four M-RVMs are used as classifiers to diagnose the faults, and the diagnostic results are transformed into the evidences needed for evidence fusion. At the same time, the blue distance function and spectral angle cosine function are introduced to correct the evidences. Finally, the improved conflict redistribution strategy is used for decision fusion, so as to avoid conflicting evidence in the fusion process. The comparative analysis results show that the transformer diagnosis model based on multi-source information fusion has higher diagnostic accuracy than single feature parameter diagnosis and single diagnostic algorithm diagnosis.

**Key words:** power transformers; fault diagnosis; evidence theory; multi-classification relevant vector machine; information fusion

······

(上接第210页 continued from page 210)

224

# Islanding detection method based on consistency of quality factor under different harmonic orders

DENG Cong, JIANG Yaqun, HUANG Chun

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: In order to solve the problem that the harmonic voltage or impedance-based islanding detection method has a large non-detection zone and the threshold is difficult to set, an islanding detection criterion based on the consistency of quality factor under different harmonic orders is proposed, and the q-axis harmonic current disturbance method is combined as a new islanding detection scheme. The computational formula of load quality factor after microgrid islanding is derived. Since the inherent quality factor of load has no concern with harmonic orders, the quality factors under different harmonic orders are consistent after islanding, while the quality factor calculated during the grid-connection has no definite physical meaning, and its value varies greatly under different harmonic orders. This characteristic is used to determine whether islanding occurs. The feasible detection zone of the proposed method is analyzed theoretically, and the results show that the proposed method can realize the rapid detection of small non-detection zone, and the harmonic disturbance required to meet the calculation requirements is small, which has small influence on power quality. Compared with the harmonic voltage or impedance-based detection methods, the proposed method is more adaptable to the main network parameters, and its threshold setting is simple. Simulative results under various load and line parameter scenarios verify the correctness and effectiveness of the proposed method.

Key words: islanding detection; harmonic current; quality factor; non-detection zone; grid-connection; consistency

表 A1 某故障变压器 DGA 分析结果 TableA1 DGA analysis of fault transformer

日期	特征气体组分含量(μ L/L-1)					
口舟	H <sub>2</sub>	CH <sub>4</sub>	$C_2H_6$	$C_2H_4$	C <sub>2</sub> H <sub>2</sub>	总烃
2013-06-06	63.26	85.02	22.51	144.96	1.38	253.87
2013-06-09	26.47	88.43	19.31	135.09	0.83	243.66
2013-06-10	34.49	92.40	22.19	142.24	0.91	257.74
2013-06-11	27.65	90.95	19.96	140.15	0.78	251.84
2013-06-12	32.50	90.84	20.51	140.00	0.78	252.13
2013-06-14	35.61	97.25	21.46	152.47	0.90	272.08