

融合在线监测数据的变压器状态评估

郝思鹏¹, 张济韬², 张仰飞¹, 张小莲¹

(1. 南京工程学院 电力工程学院, 江苏 南京 211167; 2. 国网响水供电公司, 江苏 响水 224600)

摘要: 随着技术的发展, 变压器状态评估逐步趋向融合动态在线监测和静态预防性试验数据的综合评价。基于在线油色谱监测数据, 提出利用小波模极大值识别快速渐变拐点和跃变点的算法, 提高了在线监测评价的准确度。在此基础上, 考虑在线监测和预防性试验数据的不同时效, 在双层结构的变压器综合状态评价模型中, 提出采用时间可信度指标修正各子证据体的可信度, 实现了静态数据参与状态评估的动态化处理。实例分析结果表明, 融合在线监测数据的变压器综合评估模型较传统变压器状态评估更加准确。

关键词: 变压器; 状态评估; 在线监测数据; 小波模极大值; 多信息融合; 时间可信度指标

中图分类号: TM 41

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.11.028

0 引言

变压器是电力系统中的关键设备, 对变压器的运行状态进行评估, 可及时发现设备的潜在风险, 提高系统安全运行水平。传统变压器状态评估主要基于定期的油色谱检测、介质损耗测试等项目, 其数据采集间隔时间较长, 难以评估间隔期间的变压器状态变化, 且只能通过检测数据是否越限反映变压器的运行状况。

随着在线监测技术的发展, 电力公司对大型变压器安装了大量的在线监测装置。如: 截至 2015 年江苏电力公司共装设 279 台变压器在线油色谱监测装置。这些在线监测装置为评估变压器状态提供了新的数据源和分析思路。文献[1]将在线监测数据引入变压器状态评估, 在线数据的使用方法仍采用传统三比值法和特征气体法等。文献[2]指出进行变压器状态评估时, 不仅需考虑监测数据的大小, 还需考虑在线监测数据的变化趋势。通过计算平均变化速率来反映在线数据的变化趋势, 及早发现潜伏性风险。该方法虽然引进了新的评价指标, 但由于平均变化速率的计算忽略了变化的拐点和跃变点, 分析结果有时存在较大偏差, 需要更好的识别算法。

不同类型的数据各自反映变压器某一方面或某几方面的状态, 近年来, 变压器状态评估逐步向融合多类型数据发展。国内外学者将神经网络^[3]、支持向量机(SVM)^[4]、灰色系统理论^[5]等各种智能技术引入变压器状态评估中, 实现了对变压器各类状态信息的融合, 在实践中也取得了较好的效果。文献[6]提

出了模糊综合评价和改进证据理论相融合的变压器状态评价方法, 可解决高冲突证据融合时产生相悖结论的问题。文献[7]提出了多信息量融合的电力变压器状态评估模型, 建立了各状态信息的隶属函数, 并改善了权重问题。文献[8]提出了集对分析和证据理论融合的变压器内绝缘状态评估方法, 可解决状态信息繁多且不确定的问题, 实现状态信息的较好融合。这些方法主要考虑不同类型指标的静态融合。实际工程中, 在线监测等动态信息每天都发生变化, 而预防性试验等静态数据可能是数月前的, 并且随着时间推移而愈发不能反映变压器的当前状态, 融合多类型数据时需要考虑信息可信度的不断变化。

鉴于上述问题, 本文提出了基于小波模极大值识别油色谱在线监测数据快速渐变的拐点和跃变点, 更准确地反映变化的趋势, 实现对动态指标变化的准确跟踪, 及时发现变压器潜伏性风险。在此基础上, 构建动态指标、静态预防性试验数据指标的综合评价模型, 提出时间可信度指标, 根据试验数据获得时间远近设置不同的权重, 实现静态指标的动态化处理。

1 变压器状态的评价指标

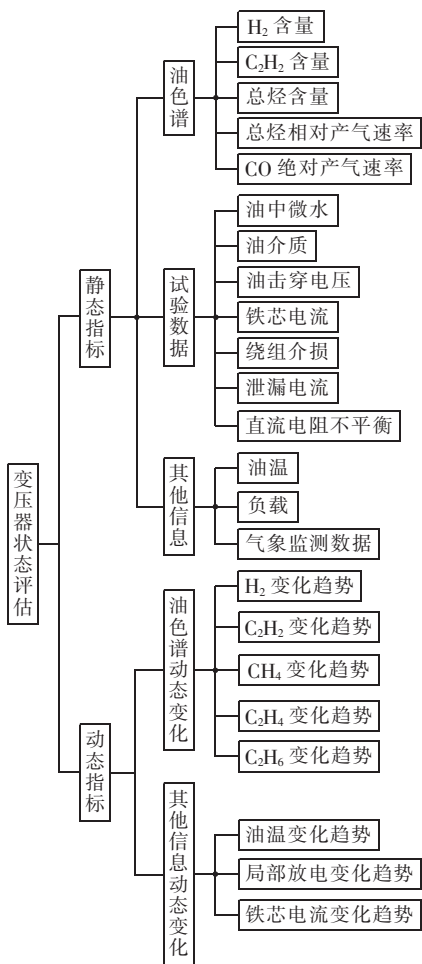
电力变压器状态信息众多, 这些信息从不同层面表征了变压器的状态, 一般可分为静态指标和动态指标, 静态指标主要通过数值大小反映变压器状态, 通常将离线油色谱分析、介质损耗实验等作为静态指标; 动态指标一般通过数值的变化趋势反映变压器状态, 通常将产气速度、油温变化趋势等作为动态指标。动态指标反映变化趋势, 可弥补静态指标的不足, 更准确地评估变压器面临的风险。变压器主要状态指标如图 1 所示。

目前, 电力变压器状态评价等级的划分并没有统一的标准。本文参考相关导则和已有研究成果^[6], 将变压器状态等级分为 4 级, 即: 正常状态、注意状态、

收稿日期: 2016-12-01; 修回日期: 2017-09-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51607083); 江苏省产学研前瞻性项目(BY2015009-03); 江苏省自然科学基金资助项目(BK20160778)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51607083), Jiangsu Province Industry University Research Project(BY201500903) and the Natural Science Foundation of Jiangsu Province(BK20160778)



异常状态和严重状态。考虑到实际工程的评估需要,采用相对劣化度指标指示对应状态,劣化度作归一化处理,其数值分布在[0,1]之间,相对劣化度指标处理方法可参考文献[1]。相对劣化度指标与状态之间的对应关系如表 1 所示。

表 1 相对劣化度与状态之间的关系
Table 1 Relationship between relative deterioration degree and state

相对劣化度	变压器状态
[0,0.2]	正常状态,设备运行良好,可延迟维修
(0.2,0.5]	注意状态,状态量变化趋势向接近标准限值方向发展,需加强运行监视
(0.5,0.8]	异常状态,状态量变化较大,已接近或略微超过标准限值,需适时安排停电检修
(0.8,1]	严重状态,状态量严重超过标准限值,需要尽快安排停电检修

2 动态指标分析及其识别算法

传统变压器状态评估多采用静态数据,近年来,虽在油色谱分析中引入了产气速度等动态数据,但对动态数据的处理主要采用宏观的平均值法,忽略了其微观的动态变化过程,会给状态评估带来偏差。随着对供电可靠性等性能要求的提高,油色谱、

振动等在线检测装置逐步应用于变压器状态监测,为变压器的状态监测提供了动态数据源。如何更准确地利用这些数据成为变压器状态评估的新课题。

2.1 在线油色谱动态行为分析

根据江苏电力公司在线监测数据分析,变压器油色谱动态变化趋势主要有渐变、跃变 2 种。其中,渐变分为慢速渐变和快速渐变,慢速渐变一般受正常老化和季节等因素影响,快速渐变则对应内部过热等潜伏性缺陷;跃变通常对应轻微放电等缺陷[9]。

快速渐变现象是指在某个拐点后,动态指标总体变化趋势上升较快,但其大小和绝对速率大多没有超过注意值,且变化趋势没有趋缓迹象。变压器油色谱动态指标快速渐变趋势如图 2 所示。

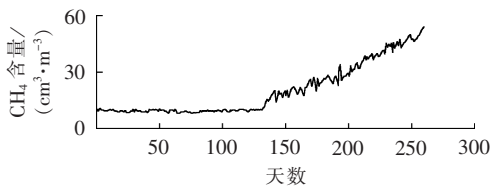


图 2 变压器油色谱动态指标渐变趋势
Fig.2 Gradient trend of transformer's oil chromatography dynamic index

跃变现象是指前期在线监测变化趋势变化正常,在某个时刻数值突然变化较大,发生明显的跳变。变压器油色谱动态指标跃变趋势如图 3 所示。

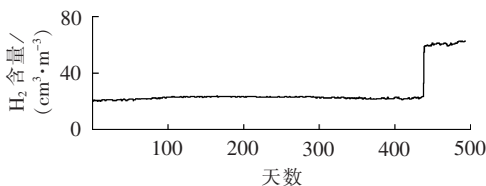


图 3 变压器油色谱动态指标跃变趋势
Fig.3 Jump trend of transformer's oil chromatography dynamic index

传统平均产气速度动态指标忽视了可能存在的快速渐变的拐点和跃变点,导致其平均产气速度值偏低,并且无法区分跃变和渐变,从而使劣化度指标计算值偏低,影响变压器的检修安排。

考虑到在线监测数据中可能存在噪声、坏数据,一般不能用临近的 2 组数据计算渐变的产气速度变化及判别跃变点。需利用更长区域的数据以及合适的识别算法准确地判别快速渐变的拐点和跃变点。

2.2 基于小波模极大值的动态行为识别

(1)基于时间序列的动态行为建模。

针对动态行为的 2 种类型,采用基于时间序列的算法在线建模,便于检测监测数据的异常变化,得到模型如下:

$$x_t = g(x_{t,v}, x_{t,v-1}, \cdots, x_{t,1}) + e_t$$
 (1)

其中, v 为模型阶次; $e_t(t=1,2,\cdots)$ 为拟合残差。

当各动态指标 $x_1, x_2, \dots$ 中没有出现异常变化时, 分别建立函数模型 $g(x)$ 。若时刻 t 某动态指标出现快速渐变或跃变, 即时刻 t 之后的监测数据不符合 $g(x)$, 若采用 $g(x)$ 对动态监测数据进行拟合, 将出现较大的残差 e_t 。其中渐变残差为斜坡函数, 跃变残差为阶跃函数。

(2) 基于小波模极大值动态行为识别算法。

设小波函数 $W_f(s, x)$ 在尺度 s 下, 在 x_0 的某一邻域 S , 对一切 x 有^[10-11]:

$$|W_{sf}(x)| \leq |W_{sf}(x_0)| \quad (2)$$

其中, x_0 为小波变换的模极大值点; $W_{sf}(x_0)$ 为小波变换的模极大值。小波变换模极大值与动态行为异常点对应, 若动态状态监测数据有异常变化, 则从异常数据起, 其分解的小波系数将出现模极大值; 反之, 由于残差 e_t 较小, 分解得到的小波系数也较小。

对于跃变和快速渐变而言, 其残差 e_t 的数值都较大, 需要进行区分。Mallat 等人建立了 Lipschitz 指数 α 与小波系数的关系^[12-13]:

$$\log_2 |W_f(s, x)| \leq \log_2 K + j\alpha \quad (3)$$

其中, $W_f(s, x)$ 为 $f(x)$ 的模极大值; K 为常数; $j \in \mathbf{Z}$ 为分解尺度; $s = 2^j$ 。

由式(3)可知: 若 $\alpha > 0$, 则小波模极大值随小波尺度的增大而增大; 若 $\alpha = 0$, 则小波模极大值与小波尺度无关。动态指标为渐变趋势时, 残差 e_t 表征为斜坡函数, 则 $\alpha > 0$, 小波模极大值随小波尺度增大而增大; 动态指标为跃变趋势时, 残差 e_t 表征为阶跃函数, 则 $\alpha = 0$, 小波模极大值与小波尺度无关, 因此可在 2 个小波尺度下对残差 e_t 进行分解来区分监测数据的渐变和跃变变化趋势。

动态行为数据检测算法的具体流程如图 4 所示, 具体步骤如下。

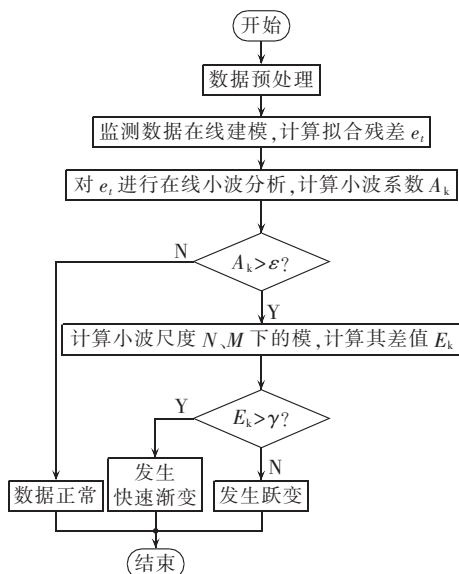


图 4 动态状态指标异常检测算法

Fig.4 Detection algorithm of abnormal dynamic index

a. 基于时间序列对动态状态量监测数据建模, 得到拟合残差 $e_t (t=1, 2, \dots)$ 。

b. 在 N, M 2 个小波尺度下对拟合残差 e_t 进行在线小波分解, 得到小波系数 A_k , 并消除噪声。若小波系数 $A_k \leq \varepsilon$ (ε 为阈值), 则状态量变化趋势正常; 若小波系数 $A_k > \varepsilon$, 则转步骤 c。

c. 计算 N, M 2 个小波尺度下小波分解系数的模, 并计算其差值 E_k 。若 $E_k > \gamma$ (γ 为阈值), 表明发生渐变现象; 若 $E_k \leq \gamma$, 则发生跃变现象。

3 多信息融合的变压器状态评估模型

随着检测手段的日益丰富, 表征变压器状态的信息种类不断增加, 采用多信息融合的综合评价模型评估变压器状态的效果已在理论和实践中得到证明。

考虑到不同的检测数据信息各自具有一定的独立性, 常用的多信息融合变压器状态评估分为 2 个层次: 第一层对不同检测手段获得的信息进行训练, 获得子证据体状态评估结论; 第二层将各子证据体融合, 得到变压器状态的综合评估结果。

3.1 基于 SVM 和证据理论的综合评估模型

基于 SVM 和证据理论构建的多信息融合的变压器状态评估模型如图 5 所示。图中, 第一层 SVM(1)、...、SVM(n) 为针对不同测试方法的 SVM 分析结果, 由于常用的数据分析得到的结论并不是相对劣化度, 应将现有的结论相对应地转化为相对劣化度, 并获得后验概率; 第二层根据证据理论将不同方法获得的相对劣化度进行加权融合, 得到综合评价结果。

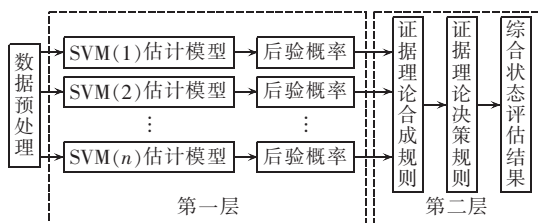


图 5 变压器状态评估模型

Fig.5 State evaluation model of transformer

(1) 基于 SVM 的第一层评估。

SVM 利用 Sigmoid 函数, 将 SVM 的输出结果映射到区间 $[0, 1]$, 得到 SVM 输出后验概率, 显示所属类别的程度, 便于工程人员做出合理决策^[10]。标准 SVM 输出值 f 映射的概率值为:

$$p(y=1|f) = 1/(1 + e^{af+b}) \quad (4)$$

其中, f 为样本的函数值; a, b 为 Sigmoid 函数形态参数, 通过最大似然估计求解。

Platt 提出的输出后验概率的 SVM 只能处理二分类问题, 在实际问题中常遇到多分类问题, 目前, 通常用式(5)计算多类问题 SVM 后验概率。

$$p_i = p(y=i|x) = \min \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \sum_{j \neq i}^k (r_{ji} p_i - r_{ij} p_j)^2 \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^k p_i = 1 \quad p_i \geq 0, \forall i$$

其中, r_{ij} 为第 i 类和第 j 类问题两两配对时, x 属于第 i 类的后验概率; k 为问题分类数。

(2) 基于 D-S 证据理论的第二层合成。

D-S 证据理论是属于不确定性推理的方法, 可以有效地融合各子证据体的信息, 具有较强的决策能力, 在变压器状态评估中得到广泛运用^[11]。D-S 证据理论的主要步骤如下。

a. 确定基本概率分配函数 m 。

设 Θ 为样本空间, 由一些互不相容的陈述构成, 这些陈述的各种组合构成幂集 2^Θ 。基本概率分配函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 。若概率函数满足以下条件: $m(\emptyset) = 0$, 即不可能事件概率为 0; $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$, 即全部事件的基本概率之和为 1。则称 $m(A)$ 为事件 A 的基本概率分配函数, 表示对事件 A 的精度信任。满足 $m(A) > 0$ 的所有集合称为焦元。

b. 确定信度函数 B_d 、似然函数 P_l 以及信度区间。

$\forall A \subseteq \Theta, B_d(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$ 所定义的函数 $B_d: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 称为信度函数, 表示对事件 A 的信任程度。 $P_l(A) = 1 - B_d(-A)$ 所定义的函数 $P_l: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 称为似然函数, 表示对事件 A 非假的信任程度。区间 $[B_d(A), P_l(A)]$ 称为事件 A 的信度区间。

c. 证据合成。

根据不同证据体的信度函数, 利用合成法则可以计算出合成后的信度函数:

$$m(A) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_i = A} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i)}{1 - K_d} \quad (6)$$

其中, $K_d = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_i = \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i)$ 为组合证据互相冲突的程度; $m_i(A_i) (i=1, 2, \dots, n)$ 为基本可信度函数。

d. 决策推理。

确定不同子证据体合成的信度函数后, 利用推理规则进行评估目标判定, 基本推理规则为:

$$\begin{cases} B_d(F_\alpha) - B_d(F_\beta) > \varepsilon_1 \\ m(\Theta) < \varepsilon_2 \\ B_d(F_\alpha) > B_d(\Theta) \end{cases} \quad (7)$$

其中, F_α 和 F_β 为 Θ 中的任意不同焦元; ε_1 和 ε_2 分别为根据专家经验和技术标准预先设定的阈值; $m(\Theta)$ 为证据体不确定信任度。

3.2 静态评估指标的动态化处理

双层结构的多信息融合评估模型较好地协调了子证据体的独立性和综合评估要求。随着在线数据的引入, 不同数据之间的时效性差异日益显现。在线数据一般都是当前数据, 其结论的可信度较高; 预防性试验数据可能是几天前或数月前的数据, 近期预防性试验数据的结论可信度明显高于历史数据。在传

统结构的多信息融合状态评估模型中, 无法区分历史数据与当前数据的信度差异, 影响了评估的准确度。

本文提出时间可信度指标 $\lambda(t)$ 修正不同子证据体的信度函数, 细化当前数据和历史数据的信度差异, 更符合工程实际。 $\lambda(t)$ 的取值范围在 $(0, 1]$ 之间。 $\lambda(t)$ 越大表示试验数据时间越近, 在线数据的时间可信度指标统一取为 1; 预防性试验数据的时间可信度指标 $\lambda(t)$ 根据检测时间远近进行换算。 $\lambda(t)$ 是与时间相关的函数, 具体表达式构建如式(8)所示。

$$\lambda(t) = \frac{1}{1 + t / (k_1 T)} \quad (8)$$

其中, t 为距离当前时刻的时间(d), 当前时刻取 0; T 为预防性试验检测周期; $k_1 > 0$ 为常系数, 通常取为 1。

由式(8)可知, 按规程正常检测周期的数据可信度指标在 $[0.5, 1]$ 之间。将时间可信度指标 $\lambda(t)$ 加入证据合成环节, 修正式(6)得:

$$m(A) = \frac{\sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_i = A} \prod_{1 \leq i \leq n} \lambda_i(t) m_i(A_i)}{1 - K'_d} \quad (9)$$

其中, $\lambda_i(t) (i=1, 2, \dots, n)$ 为不同子证据体的时间可信度; $K'_d = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_i = \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq n} \lambda_i(t) m_i(A_i)$ 。

在证据合成过程加入时间可信度指标, 实现了对静态参数的动态化处理, 有利于提高状态综合评价的准确度。

4 实例分析

针对江苏省电力公司 220 kV 电压等级及以上变压器数据, 构建了双层的综合评价模型。第一层 SVM 训练, 选取高斯径向基函数(RBF)作为核函数, 松弛因子 $\varepsilon_s = 10^{-4}$, 参数 C 和 g 采用网格搜索和交叉验证的方法确定, 惩罚系数 $C = 15$, 核函数参数 $g = 0.059$ 。共有 233 组在线监测的变压器数据(部分变压器在线设备安装时间较短, 未采用), 利用 150 组作为训练样本对 SVM 进行训练, 剩余 83 组数据作为测试样本。第二层证据融合共有 3 个变压器子证据体, 子证据体 I_1 为在线油色谱及其动态变化趋势, 子证据体 I_2 由在线油温、局部放电检测等组成, 子证据体 I_3 由试验数据等静态状态量组成。决策推理规则中 $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ 取值分别为 0.5、0.1。在本文变压器评估系统中, 识别框架为 $\Theta = \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$, S_1, S_2, S_3, S_4 分别对应正常、注意、异常和严重 4 级变压器状态等级。基本概率分布函数 $m(A)$ 取 SVM 后验概率。证据体不确定信任度 $m(\Theta)$ 取值为测试样本的分类错误率。

无锡某变电所 2 号主变 B 相的型号为 ODFS-334 MV·A/500 kV。选取油色谱在线监测数据 I_1 作为动态状态指标, 间隔时间为 1 d。以 2015 年 12 月 31 日为截止数据, 对油色谱监测数据变化趋势进行识别, 利用式(1)拟合 CH_4, H_2 等历史监测数据函数,

并计算拟合残差 e_i , 对拟合残差 e_i 进行小波分析, CH_4 、 H_2 拟合残差的小波系数分别见图 6、图 7。由图 6、7 可知, 小波系数存在模极大值, CH_4 、 H_2 的监测数据在 150 d 左右出现拐点。对 CH_4 在小波尺度 $s=8$ 下、 H_2 在小波尺度 $s=11$ 下进行拟合残差小波分析并计算差值 E_k , 结果分别见图 8、图 9, 可知 CH_4 、 H_2 的监测数据属于渐变趋势。

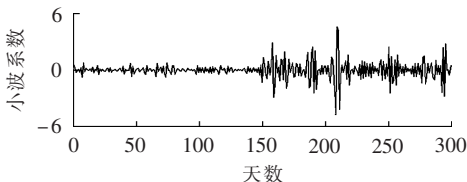


图 6 CH_4 拟合残差小波系数

Fig.6 Wavelet coefficient of CH_4 's fitting residual

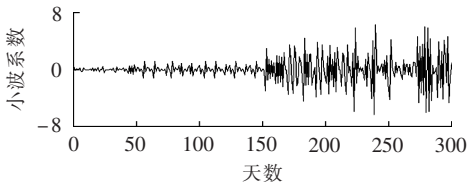


图 7 H_2 拟合残差小波系数

Fig.7 Wavelet coefficient of H_2 's fitting residual

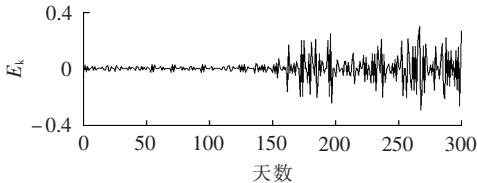


图 8 CH_4 的差值

Fig.8 Difference value of CH_4

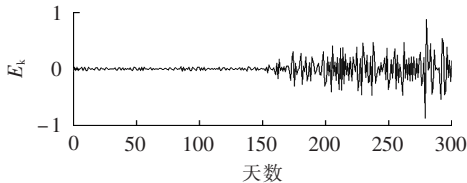


图 9 H_2 的差值

Fig.9 Difference value of H_2

计算拐点后的油色谱动态状态量的平均相对变化速率, 并和在线监测数据一起作为 SVM RBF1 的输入。在线油温和局部放电检测数据作为 RBF2 的输入, 变压器预防性检测数据作为 RBF3 的输入, 具体变压器试验数据如下: 试验日期为 2015 年 6 月 18 日, 微水含量为 23 mg/L, 油击穿电压为 50 kV, 油介损为 1.86%, 铁芯接地电流为 20 mA, 绕组介损为 0.35%, 绕组直流电阻为 0.45%。

SVM 的输出值作为证据理论的基本概率分布 $m(A)$, RBF1、RBF2、RBF3 的误测率分别作为证据体不确定信任度 $m(\Theta)$ 。不考虑时间可信度指标时, 输出如表 2 所示。合成子证据后的输出如表 3 所示。

表 2 子证据体的基本概率分布

Table 2 Basic probability assignment of sub evidence body

子证据体	$m(\Theta)$	$m(A)$				变压器状态
		S_1	S_2	S_3	S_4	
I_1	0.200	0.08	0.39	0.35	0.010	不确定
I_2	0.244	0.32	0.38	0.15	0.086	不确定
I_3	0.218	0.22	0.24	0.14	0.182	不确定

表 3 子证据体合成后的基本概率分布

Table 3 Basic probability assignment of sub evidence body synthesis

证据合成	$m(\Theta)$	$m(A)$				变压器状态
		S_1	S_2	S_3	S_4	
$I_2 \& I_3$	0.126	0.27	0.37	0.21	0.034	不确定
$I_1 \& I_2 \& I_3$	0.096	0.23	0.51	0.16	0.042	S_2

由表 2 知, 各子证据体都不能单独确定变压器的状态; 由表 3 知, 进一步扩大信息融合的范围, 显示变压器状态处于注意状态 S_2 。初步判断油中微水增多或油中杂质过多, 经检修发现与初步判断结果一致。

考虑到预防性检测数据为 2015 年 6 月 18 日的数据, 以 180 d 为检测周期, 计算得时间可信度指标为 0.522, 代入式(9)计算后的输出如表 4 所示。

表 4 计及 $\lambda(t)$ 的子证据合成后的基本概率分布

Table 4 Basic probability assignment of sub evidence body synthesis considering $\lambda(t)$

证据合成	$m(\Theta)$	$m(A)$				变压器状态
		S_1	S_2	S_3	S_4	
$I_1 \& I_2 \& I_3$	0.096	0.21	0.61	0.17	0.035	S_2

随着技术的发展, 大量在线监测数据引入, 为准确判断变压器的状态提供了技术支撑。对比发现, 融合更多状态信息的变压器综合评估模型更有利于准确评估。计及时间可信度指标 $\lambda(t)$ 可以实现对静态预防性检测数据的动态化处理, 更有利于准确评估变压器的运行状态。

5 结论

随着变压器检测手段的丰富以及在线监测引入, 变压器检修逐步由定期向状态检修过渡。充分利用多方位信息评估变压器状态在工程中已得到初步应用, 常用的双层结构可以较好地兼顾子证据体的相对独立性和结果的综合评价。

本文针对在线油色谱监测提出了小波模极大值识别快速渐变与跃变的识别算法, 提高了对应子证据体的识别精度; 针对综合评估在线监测实时数据和不同时刻的历史静态数据, 引入时间可信度指标, 协调在线数据、试验数据的不同时效, 实现了静态数据分析结果的动态化处理。

实例验证显示, 状态量动态变化趋势对变压器状态评估具有较大影响, 考虑数据的不同时效可以提升综合评价的结果。

参考文献:

- [1] 张勇. 基于油中溶解气体分析的变压器在线监测与故障诊断[D]. 北京:华北电力大学,2014.
ZHANG Yong. The on-line monitoring and fault diagnosis about transformer based on oil dissolved gas[D]. Beijing:North China Electric Power University,2014.
- [2] 阮玲,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):822-827.
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):822-827.
- [3] 高骏,何俊佳. 量子遗传神经网络在变压器油中溶解气体分析中的应用[J]. 中国电机工程学报,2010,30(30):121-127.
GAO Jun,HE Junjia. Application of quantum genetic ANNs in transformer dissolved gas-in-oil analysis[J]. Proceedings of the CSEE,2010,30(30):121-127.
- [4] 张哲,赵文清,朱永利,等. 基于支持向量回归的电力变压器状态评估[J]. 电力自动化设备,2010,30(4):81-84.
ZHANG Zhe,ZHAO Wenqing,ZHU Yongli,et al. Power transformer condition evaluation based on support vector regression[J]. Electric Power Automation Equipment,2010,30(4):81-84.
- [5] 赵文清,朱永利,张小奇. 基于改进型灰色理论的变压器油中溶解气体预测模型[J]. 电力自动化设备,2008,28(9):23-26.
ZHAO Wenqing,ZHU Yongli,ZHANG Xiaoqi. Prediction model for dissolved gas in transformer oil based on improved grey theory[J]. Electric Power Automation Equipment,2008,28(9):23-26.
- [6] 张珂斐,郭江,肖志怀. 模糊综合评价和改进证据理论相融合的变压器状态评价方法研究[J]. 武汉大学学报(工学版),2016,49(2):279-284.
ZHANG Kefei,GUO Jiang,XIAO Zhihui. Research on state evaluation on method of transformer based on fusion of fuzzy comprehensive evaluation and improved D-S evidence theory[J]. Engineering Journal of Wuhan University,2016,49(2):279-284.
- [7] 廖瑞金,黄飞龙,杨丽君,等. 多信息量融合的电力变压器状态评估模型[J]. 高电压技术,2010,36(6):1455-1460.
LIAO Ruijin,HUANG Feilong,YANG Lijun,et al. Condition assessment of power transformer using information fusion[J]. High Voltage Engineering,2010,36(6):1455-1460.
- [8] 廖瑞金,孟繁津,周年荣,等. 基于集对分析和证据理论融合的变压器内绝缘状态评估方法[J]. 高电压技术,2014,40(2):474-481.
LIAO Ruijin,MENG Fanjin,ZHOU Nianrong,et al. Assessment strategy for inner insulation condition of power transformer based on set-pair analysis and evidential reasoning decision-making[J]. High Voltage Engineering,2014,40(2):474-481.
- [9] 吴奕,张济韬,郭雅娟,等. 基于油色谱在线监测的变压器状态预警[J]. 变压器,2016,53(6):56-60.
WU Luan,ZHANG Jitao,GUO Yajuan,et al. Transformer condition warning based on oil chromatographic on-line monitoring[J]. Transformer,2016,53(6):56-60.
- [10] 何永红,文鸿雁,靳鹏伟. 基于小波模极大值改进算法的变形模型研究[J]. 测绘科学,2007,32(4):18-19.
HE Yonghong,WEN Hongyan,JIN Pengwei. Research on the deformation model based on the improved wavelet modulus maximum[J]. Science of Surveying and Mapping,2007,32(4):18-19.
- [11] SHARIFZADEH M,AZMOODEH F,SHAHABI C. Change detection in time series data using wavelet footprints[M]. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg,2005:127-144.
- [12] MALLAT S,HWANG W L. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Transactions on Information Theory,1992,38(2):617-643.
- [13] CHAARI O,MEUNIER M,BROUAYE F. Wavelets:a new tool for the resonant grounded power distribution systems relaying[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,1996,11(3):1301-1308.

作者简介:



郝思鹏

郝思鹏(1971—),男,江苏宝应人,教授,博士,主要从事电力系统低频振荡、配电网自动化研究(E-mail:hspnj@qq.com);

张济韬(1990—),男,江苏响水人,硕士研究生,主要从事大数据在变压器状态评估中的运用研究;

张仰飞(1970—),男,江苏射阳人,教授,博士,主要从事电力系统参数辨识研究。

State evaluation of transformer based on information fusion of on-line monitoring data

HAO Sipeng¹,ZHANG Jitao²,ZHANG Yangfei¹,ZHANG Xiaolian¹

(1. School of Electric Power Engineering,Nanjing Institute of Technology,Nanjing 211167,China;

2. State Grid Xiangshui Power Supply Company,Xiangshui 224600,China)

Abstract: With the development of technology,transformer state evaluation is gradually developing towards comprehensive evaluation based on the fusion of dynamic on-line monitoring data and static preventive test data. Based on on-line oil chromatography monitoring data,an algorithm to identify the rapid gradient inflection points and jump points is proposed by using wavelet modulus maximum values,improving the accuracy of on-line monitoring and evaluation. On this basis,considering the different effects of on-line monitoring data and preventive test data,the confidence level of each sub evidence body is corrected by time reliability index in the double-layer comprehensive state evaluation model of transformer,to realize the dynamic processing deal with the of static data participated in state evaluation. Results of case analysis show that the transformer comprehensive state evaluation model which integrates the on-line monitoring data is more accurate compared with traditional transformer state evaluation.

Key words: power transformers; state evaluation; on-line monitoring data; wavelet modulus maximum value; multiple information fusion; time reliability index