

基于油色谱超立方映射的电力变压器缺陷援例诊断模型

郑一鸣, 何文林, 孙翔, 王文浩, 詹江杨

(国网浙江省电力公司电力科学研究院, 浙江 杭州 310014)

摘要:文中提出了一种援例缺陷诊断模型,针对油色谱特征气体数据的分布特点提出了归一化超立方映射方法,将油色谱数据映射到可直接应用的超立方空间中;同时,针对性地提出援例相似度算法和基于计权选举的诊断结果判定方法。并通过仿真实验确定了模型中参数的选取和优化。该模型在案例库交叉验证中表现出较高的正确率,平均正确率达到88.53%,高于现有BP神经网络和支持向量机技术,能正确诊断运行中充油设备的缺陷,在工程上具有重要的实际应用价值。

关键词:电力变压器;缺陷诊断;超立方映射;油色谱

中图分类号: TM407

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2017)04-0048-06

0 引言

随着电力工业的快速发展、特高压交直流工程的建设投运,作为枢纽设备的电力变压器和换流变压器也向高电压、大容量的方向发展。关键设备的大型化增加了单体设备缺陷故障对电网整体安全的影响。因此,及时有效地评估变压器设备的运行状态,准确判断设备缺陷类型已成为电网运行维护的关键课题。随着带电检测和在线监测技术的普及和推广,实时监测变压器运行状态已成为可能,而如何进一步利用监测数据分析设备绝缘状况、判断缺陷类型是当前的热点研究问题^[1]。

目前,变压器缺陷诊断仍是一项经验性较强的工作。由于缺乏行之有效的数学模型,在实际生产过程中多是基于测量、规程和运行人员的经验判断,诊断效率和准确性都很难有突破。目前,采用结合人工智能方法的专家系统来协助实现^[2]压器缺陷诊断方面的研究已逐步开展,并得到初步应用,是未来变压器缺陷诊断的发展方向。

变压器运行状态的监测方式,主要包括油中溶解气体分析(DGA)、铁心接地电流、局部放电、绕组位移变形测量等^[3-7]。其中DGA是当前发现油浸式变压器潜伏性缺陷最有效的手段,而且已实现在线监测。随着计算机信息技术以及人工智能算法的发展,越来越多的学者以DGA检测和监测数据为对象,开展了基于人工智能算法的变压器缺陷诊断方法研究,为电力变压器缺陷诊断技术的发展提供了新思路。常用智能算法包括BP神经网络^[8,9]、支

持向量机^[10,11]、云理论^[12-14]等。

目前以DGA数据为对象的诊断模型主要存在2个影响诊断合理性和准确性的问题:(1)油色谱包含的7种特征气体分布特性各不同,直接用于专家系统或特征库的构建存在困难。如何将7种特征气体数值映射到可以直接应用的目标域是建模的难点。部分直接应用监测值的模型普遍存在诊断准确性较低的问题;多数诊断模型采用规程中的三比值法或其他编码方式进行映射^[15-17],这种映射过程带有较强人为性,在过程中容易丢失有效的信息,尚有提升空间。(2)模型如何有效利用案例库数据,推导出目标范例的诊断结果是提高准确性的重要环节。在案例库规模较小的情况下可以考虑神经网络、支持向量机等基于案例库训练的智能算法;随着在线监测的普及,合理的相似度判断准则和援例推理机制的结合更适合体量较大且不断丰富的专家数据库。

针对上述2个建模难点,本文提出了一种变压器援例缺陷诊断模型,包括归一化超立方映射方法、援例相似度算法和基于计权选举的判断方法。通过数据库内部的交叉验证和2台实际变压器类设备的缺陷诊断验证,确定了该模型的有效性和诊断结果的准确性,同时分析了模型参数对诊断结果的影响。实践证明,本文提出的模型在理论上完备,在工程上可行,具有重要的实际应用价值。

1 案例库数据

在设备缺陷诊断过程中,案例库中案例的数量、典型性和正确性直接影响诊断结论的准确性。且收集了实际电网中110 kV以上电压等级运行变压器的缺陷实例735例。每一例案例具有油色谱7

收稿日期:2017-02-01;修回日期:2017-03-21

基金项目:国家电网公司科技项目(5211DS16000G);国网浙江省电力公司科技项目(5211DS150026)

种特征气体的带电检测数据,并依据解体或内检结果,列有每一例缺陷的类型、原因和部位。缺陷类型分为放电缺陷和过热缺陷两类,其中放电缺陷依据缺陷部位分为涉及固体绝缘和不涉及固体绝缘两类,过热缺陷依据缺陷部位分为电路和磁路两类。缺陷类型和缺陷部位对应的案例数量如表1所示。具体的缺陷原因有电弧放电、多点接地、油流带电、围屏放电等。

表1 案例库中不同缺陷种类的分布

Table 1 Distribution of different defects in case base

缺陷类型	缺陷部位	数量
放电	不涉及固体绝缘	207
	涉及固体绝缘	123
过热	磁路	221
	电路	184

2 援例缺陷诊断模型

本文提出一种针对变压器油色谱数据的援例诊断模型,其工作流程如图1所示。

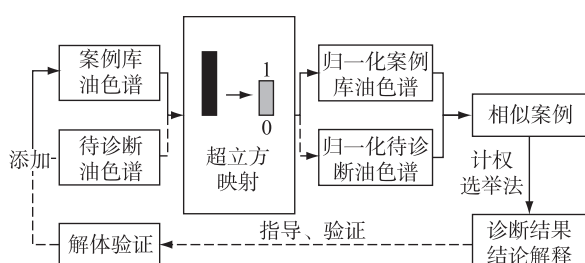


图1 援例诊断模型流程示意图

Fig.1 Flow diagram of case based defeat diagnosis model

首先,将案例库中的油色谱数据和待诊断变压器的油色谱数据通过同样的映射方式映射到一个归一化的空间域中。然后,经过相似度分析,在案例库中搜索与待诊断变压器油色谱相似的案例。最后根据相似案例的缺陷类型、缺陷部位和缺陷原因等,结合各案例的权重,得出待诊断变压器缺陷的诊断结论。若有条件有必要开展待诊断变压器的解体验证,验证模型诊断结论后将待诊断油色谱和解体结论作为案例添加到原案例库中。

2.1 归一化映射方法

如前所述,合适的映射方法是建模的难点。选择映射方法需要考虑2个方面:(1) 需要根据特征气体数据的统计特征选择映射方法及其参数,使得目标域中7种特征气体具有相近的分布特性;(2) 需要同时兼顾异常特征气体和正常特征气体,每种特征气体在不同案例中可能是正常特征气体也有可能是异常特征气体,且数值差异较大,做统一的

归一化映射需要兼顾。

特征气体整体分布特性均较为类似,以 CO_2 为例,其直方图如图2所示。可以看到,气体含量的频数随气体含量的增加而减小,绝大部分案例中特征气体含量是正常的,非常接近0。

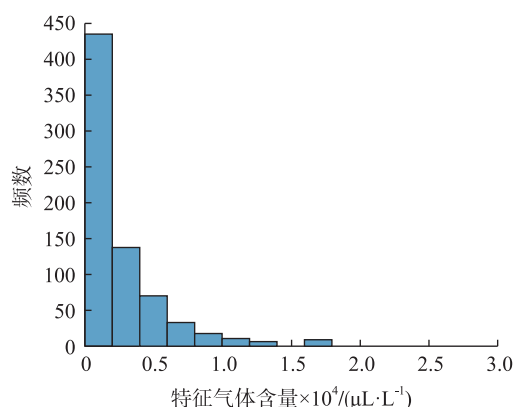


图2 案例库中特征气体含量直方图(CO_2)

Fig.2 Histogram of characteristic gas content in case base (CO_2)

为保证异常数据和正常数据的兼顾,使得特征气体在目标域中较均匀分布,选择的映射函数应为增凸函数。归一化映射函数的值域设为 $[0, 1]$ 。根据上述2点原则,选择映射函数应具有图3所示特性。

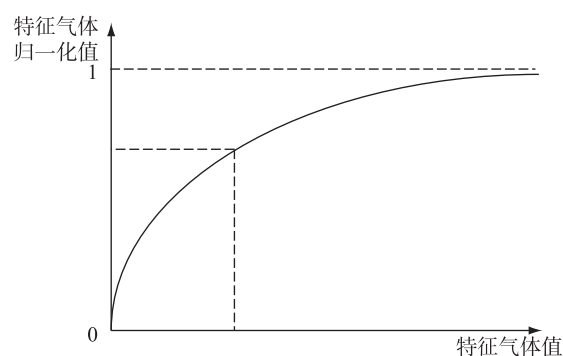


图3 归一化映射函数应具有的特征

Fig.3 The features of the normalized mapping functions

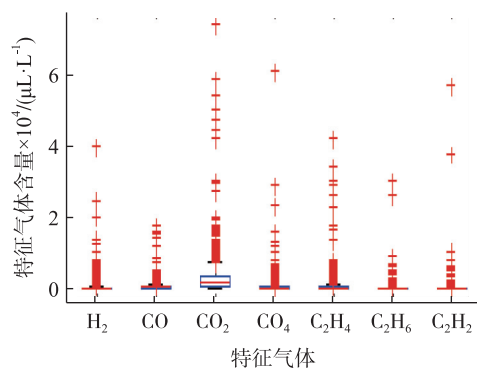
具体地选择映射函数为:

$$\bar{g}_i = -e^{-\alpha_i g_i} + 1 \quad (1)$$

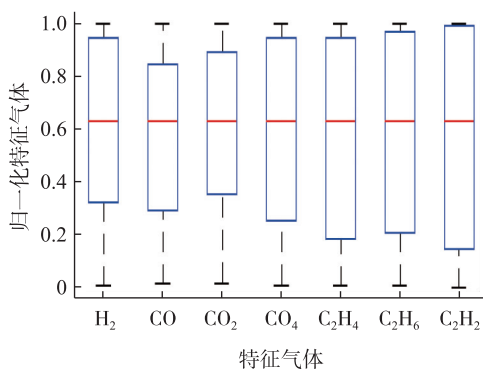
式1中: g_i 为第*i*种特征气体的含量,也即源数据, $\mu\text{L}/\text{L}$; \bar{g}_i 为第*i*种特征气体的归一化含量,也即目标域数据; α_i 为第*i*种特征气体的分布系数,可选为该气体中位数的倒数,用来控制目标域中各特征气体含量的整体分布相接近。

将案例库中的油色谱数据按式1进行归一化映射,绘制映射前后的盒图如图4所示。观察特征气体的分布特性可以看出,由于异常值数值较大,映射前特征气体的绝大多数仅在整体值域的一小部

分中分布,直接用于模型诊断会夸大异常值的作用而不易区分接近0的特征气体之间的差异。而经过归一化映射后,所有特征气体的含量均归一至0~1区间内,且其中位数接近、整体分布一致,适合用于进一步的缺陷诊断。



(a) 映射前特征气体盒图



(b) 映射后特征气体盒图

图4 归一化映射前后特征气体盒图

Fig.4 Characteristic gas box graphs before and after normalized mapping

2.2 援例相似度和加权选举法

归一化映射后,特征气体含量可以构成一个七维超立方空间,每一个案例对应空间中的一个点。空间中2个点的接近程度表征了2组油色谱数值的相似程度。如图5所示(以二维空间为例),在归一化空间中搜索最接近待诊断点的若干个案例点作为相似案例,通过相似案例的加权选举确定诊断结果。相似度的计算公式为:

$$r_{ij} = 1 - \frac{d_{ij}}{\sqrt{7}} \quad (2)$$

式2中: d_{ij} 为待诊断案例对应的点*i*和案例库某案例对应的点*j*之间的欧氏距离; r_{ij} 为相似度。由于 d_{ij} 为七维向量的模,每个方向的值域均为 $[0,1)$,因此其最大值为 $\sqrt{7}$ 。相似度计算值在0~1区间内。

权重的计算方法为:

$$W_A = \sum_{r \Rightarrow A} r \quad (3)$$

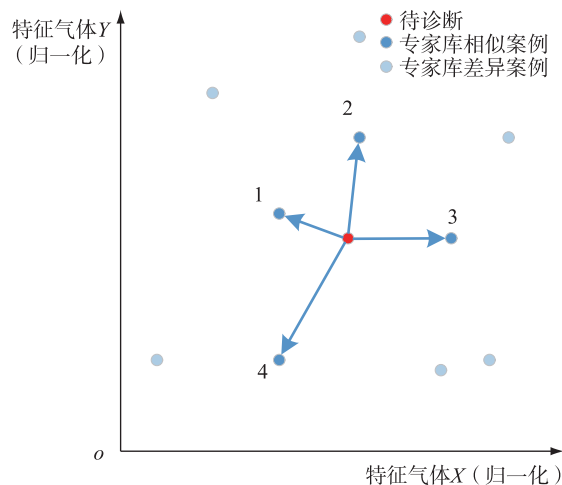


图5 相似案例示意图

Fig.5 Sketch map of similar cases

式3中: W_A 为结论*A*的权重,为结论*A*对应相似案例的相似度之和。

计算出所有结论的权重后可进一步作归一化。最大权重对应的结论便为最终的诊断结论。

2.3 相似援例数的选择

在模型中参与诊断结果判断的相似案例的个数*N*是一个可变参量,该参量的选择对诊断结果的正确率会产生影响。选择过多的相似案例个数可能引入低效甚至无效的案例,若选择过少相似案例个数则可能遗漏案例库中部分有效信息。本文通过仿真实验选择最优的*N*。对已有的案例库案例开展内部交叉验证。在案例库中随机选择100个案例作为验证组,其余的作为先验案例库,对验证组中100个案例进行诊断,对比诊断结果和实际结果,计算诊断正确率。重复验证过程500次,每次随机选择不同的验证组,以排除验证组选择随机性的干扰。选择*N*从1-10,统计仿真实验结果,绘制盒图如图6所示。

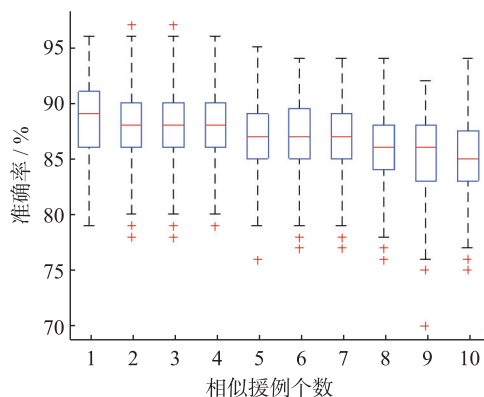


图6 不同相似案例个数对应的诊断结果正确率盒图

Fig.6 Correct rate box graphs of diagnostic results corresponding to the number of different similar cases

可以看出,整体上模型的诊断结果正确率随相似案例个数的增加而减小,相似案例个数为1-4时,模型均能保证较高的正确率,基本在80%以上,平均正确率也在85%以上。为避免陷入局部最优,应避免选择 N 为1,因此在本文模型中 N 选择2-4均可取。

3 模型验证

3.1 案例库交叉验证

选择 $N=3$,验证组案例100个,同时开展本文提出模型、BP神经网络和支持向量机的交叉验证,计算诊断结果的正确率,3种模型的诊断正确率的直方图如图7所示。

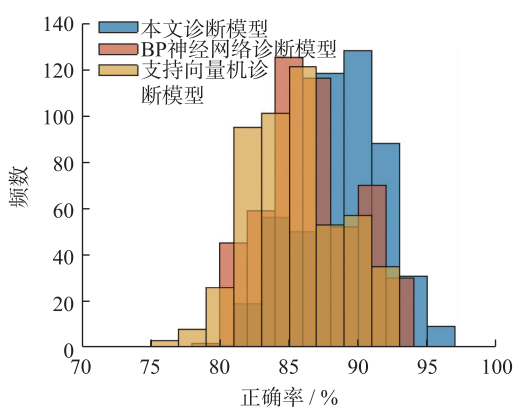


图7 不同诊断模型正确率直方图

Fig.7 Histogram of correct rates of different diagnostic models

可以看出本文诊断模型正确率在高正确率区域分布更多,整体上诊断正确率明显高于其他两种诊断模型。本文模型、BP神经网络和支持向量机的平均准确率分别为88.53%,86.80%,85.52%,本文模型较其他2种模型提升了2%~3%的正确率。

3.2 典型案例

采用本文提出的缺陷诊断模型诊断2台油色谱异常的油浸式变压器类设备。

3.2.1 某220 kV变压器

某220 kV变压器异常油色谱数据如表2所示,主要表现为乙炔异常。三比值编码022,分析结果属于高温过热。应用本文诊断模型进行诊断,推送的3例相似案例和诊断结论如表2所示。3例推送案例结论一致,诊断结果认为该台变压器存在由铁心多点接地导致的磁路过热缺陷。对该台变压器进行解体发现(见图8),该变压器确系铁心对夹件局部放电造成铁心多点接地,最终导致A相低电压侧上压板、夹件与上梁垫块之间的发热和垫块角部碳化。本文模型诊断结果与解体分析结论吻合。

表2 某220 kV变压器油色谱及援例诊断结论

特征气体	待诊断	援例1	援例2	援例3
H ₂	104.88	90	131.68	60
CO	608.08	416	633.48	480.9
CO ₂	2.11×10^3	2765	3.68×10^3	2.16×10^3
CH ₄	156.52	124	210.37	119.67
C ₂ H ₄	208.75	259	195.11	134.96
C ₂ H ₆	27.89	26	25.27	14.39
C ₂ H ₂	9.11	5.9	13.99	7.65
相似度	—	0.915 7	0.899 4	0.891 5
缺陷原因	—	铁心多点接地	铁心多点接地	铁心多点接地
缺陷类型	—	过热	过热	过热
缺陷部位	—	磁路	磁路	磁路

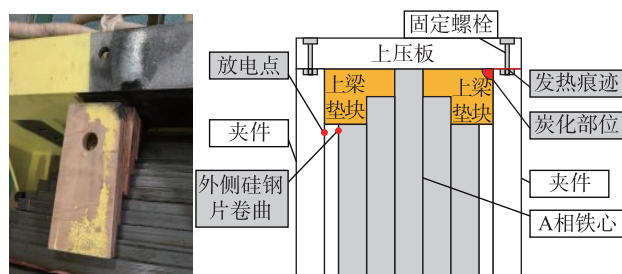


图8 某220 kV变压器解体发现缺陷部位

Fig.8 Defects positions of a 220 kV transformer

3.2.2 某1000 kV电抗器

某特高压1000 kV电抗器异常油色谱数据如表3所示,主要表现为乙炔异常,乙烯也上升较为明显。三比值编码102,分析结果属于电弧放电。应用本文诊断模型进行诊断,推送的3例相似案例和诊断结论如表3所示。

表3 某1000 kV电抗器油色谱及援例诊断结论

特征气体	待诊断	援例1	援例2	援例3
H ₂	84.85	142.96	38.2	145.28
CO	88.59	38.6	114.7	49.9
CO ₂	598.17	265.9	320.2	426.5
CH ₄	11.32	14.44	19.3	9.22
C ₂ H ₄	19.89	11.98	29.2	5.06
C ₂ H ₆	5.47	13.98	2.5	12.64
C ₂ H ₂	15.89	15.27	11.4	21.25
相似度	—	0.915 2	0.913 9	0.913 7
缺陷原因	—	悬浮电位放电	油流带电	悬浮电位放电
缺陷类型	—	放电	放电	放电
缺陷部位	—	不涉及固体绝缘	不涉及固体绝缘	不涉及固体绝缘

可见诊断结果认为该高抗的缺陷为不涉及固体绝缘的放电缺陷,缺陷原因 67% 为悬浮电位放电,33% 为油流带电,最终判断是悬浮电位放电。该高抗解体后发现其中一柱心柱地屏铜带存在明显放电痕迹,部分铜带均存在断裂,缺陷不涉及固体绝缘,缺陷产生的直接原因是通带断裂造成的悬浮电位放电(见图 9)。因此本文模型的诊断结果正确。



图 9 某 1000 kV 电抗器解体发现缺陷部位
Fig.9 Defects positions of a 1000 kV reactor

4 结论

(1) 经归一化超立方映射后,目标空间域中的特征气体的含量均归一至 0~1 区间内,且各种特征气体中位数相同、整体分布相似,适用于进一步缺陷诊断。

(2) 应用本文提出的援例相似度算法可以在目标域中搜索到与待诊断案例最接近(欧氏距离)的案例,而加权选举法能够有效利用相似案例的相似度信息综合判断待诊断案例的缺陷类型、缺陷原因和缺陷部位。

(3) 案例库内部的交叉验证显示本文提出的援例诊断模型的正确率比基于 BP 神经网络和支持向量机的诊断模型高 2%~3%。

(4) 实际的 2 台油浸式变压器类设备的解体结果验证了本文缺陷诊断模型的正确性。

参考文献:

- [1] BACKLUND F, HANNU J. Can we make maintenance decisions on risk analysis results? [J]. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 2002, 08(1): 77-91.
- [2] 田秀梅. 人工智能在电力系统故障诊断中的应用[J]. 电子技术, 2011, 38(1): 11-12.
TIAN Xiumei. Application of artificial intelligent technologies in power fault diagnosis [J]. Electronics Design & Application, 2011, 38(1): 11-12.
- [3] WANG M, VANDERMAAR A J, SRIVASTAVA K D. Review of condition assessment of power transformers in service [J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2002, 18(6): 12-25.
- [4] 赵文清, 李庆良, 王德文. 基于多模型的变压器故障组合诊断研究[J]. 高电压技术, 2013, 39(2): 302-309.
ZHAO Wenqing, LI Qingliang, WANG Dewen. Combinational diagnosis for transformer faults based on multi-models [J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(2): 302-309.
- [5] 郑书生, 陈金祥, 李成榕, 等. 变压器绕组对局部放电高频定位方法的影响[J]. 高电压技术, 2013, 39(2): 324-329.
ZHENG Shusheng, CHEN Jinxiang, LI Chengrong, et al. Influence of windings on locating partial discharge in transformers by using ultra-high frequency method [J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(2): 324-329.
- [6] 刘晓燕. 基于全寿命周期管理的电力设备状态检修成本研究[J]. 江苏电机工程, 2016, 35(5): 74-76.
LIU Xiaoyan. Study on electrical equipment condition-based maintenance cost with life cycle cost theory [J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2016, 35(5): 74-76.
- [7] 包玉树. 变压器绕组变形检测技术在江苏电网的应用[J]. 江苏电机工程, 2005, 24(4): 49-51.
BAO Yushu. Application of winding distortion inspection technology of transformer in jiangsu power grid [J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2005, 24(4): 49-51.
- [8] BHALLA D, BANSAL R K, GUPTA H O. Integrating AI based DGA fault diagnosis using Dempster-shafer Theory [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 48(1): 31-38.
- [9] GUARDADO J L, NAREDO J L, MORENO P, et al. A comparative study of neural network efficiency in power transformers diagnosis using dissolved gas analysis [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2001, 16(7): 71.
- [10] SOUAHLIA S, BACHA K, CHAARI A. MLP neural network-based decision for power transformers fault diagnosis using an improved combination of Rogers and Doernenburg ratios DGA [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 43(1): 1346-1353.
- [11] 唐勇波, 桂卫华, 彭涛, 等. PCA 和 KICA 特征提取的变压器故障诊断模型[J]. 高电压技术, 2014, 40(2): 557-563.
TANG Yongbo, GUI Weihua, PENG Tao, et al. Transformer fault diagnosis model based on PCA and KICA feature extraction [J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(2): 557-563.
- [12] 周淦, 王时征, 廖瑞金, 等. 基于 AdaBoost 优化云理论的变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2015, 41(11): 3804-3811.
ZHOU Quan, WANG Shizheng, LIAO Ruijin, et al. Power transformer fault diagnosis method based on cloud model of AdaBoost algorithm [J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(11): 3804-3811.
- [13] 徐镇凯, 温勇兵, 魏博文, 等. 基于组合赋权模糊云理论的高边坡稳定性评价[J]. 水利水运工程学报, 2017(1): 10-17.
XU Zhenkai, WEN Yongbing, WEI Bowen, et al. Stability evaluation method for high slope based on fuzzy cloud theory com-

- bined with weights [J]. Hydro-science and Engineering, 2017 (1):10-17.
- [14] 张安, 和吉, 陈晓楠. 基于云理论的区域水资源承载力评价模型研究[J]. 水利水电技术, 2017, 48(1):18-22.
ZHANG An, HE Ji, CHEN Xiaonan. Study on cloud theory-based regional water resources carrying capacity evaluation model [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2017, 48(1):18-22.
- [15] 张珂斐, 郭江, 聂德鑫, 等. 基于化学反应优化神经网络与融合 DGA 算法的油浸式变压器模型研究[J]. 高电压技术, 2016(4):1275-1281.
ZHANG Kefei, GUO Jiang, NIE Dexin, et al. Diagnosis model for transformer fault based on cro-bp neural network and fusion DGA method [J]. High Voltage Engineering, 2016(4):1275-1281.
- [16] 钱政, 严璋, 罗承沐. 范例推理与模糊数学的变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2001, 27(6):1-2.
QIAN Zheng, YAN Zhang, LUO Chengmu. Fault diagnosis method of power transformer by integrating case-based reasoning with fuzzy theory and neural network [J]. High Voltage Engineering, 2001, 27(6):1-2.
- [17] 王学磊, 李庆民, 杨芮, 等. 基于油色谱分析的变压器复合绝缘缺陷多指标综合权重评估方法[J]. 高电压技术, 2015, 41(11):3836-3842.
WANG Xuelei, LI Qingmin, YANG Rui, et al. Multiindex and comprehensive weighted assessment method for transformer compound insulation defects based on dissolved gases analysis [J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(11):3836-3842.

作者简介:



郑一鸣

郑一鸣(1987—),男,浙江温州人,工程师,从事高电压试验技术、变电设备运维等方面的研究工作(E-mail:yiming_zheng@yeah.net);

何文林(1965—),男,浙江浦江人,教授级高级工程师,从事高电压试验技术、变电设备运维等方面的研究工作(E-mail:hz_hewl@126.com);

孙翔(1979—),男,浙江金华人,高级工程师,从事高电压试验技术、变电设备运维等方面的研究工作;

王文浩(1982—),男,浙江温州人,高级工程师,从事高电压试验技术、变电设备运维等方面的研究工作;

詹江扬(1988—),男,浙江金华人,高级工程师,从事高电压试验技术、变电设备运维等方面的研究工作。

Case Based Power Transformer Defeats Diagnose Model Using Hypercube Mapping of Oil Chromatography

ZHENG Yiming, HE Wenlin, SUN Xiang, WANG Wenhao, ZHAN Jianguang

(Electric Power Research Institute of State Grid Zhejiang Electric Power Corporation, Hangzhou 310014, China)

Abstract: A case based defect diagnosis model is proposed in this paper. A normalized hypercube mapping method is proposed according to the distribution characteristics of oil chromatogram data. Oil chromatogram data in the hypercube space domain can be applied for diagnosing directly. Meanwhile, the case similarity degree method and the judging method of diagnosis result based on weighting election are put forward, and the selection and optimization of parameters in the model are confirmed by simulation experiments. The model shows high correct rate in the cross validation of the case database. The average accuracy rate was 88.53%, higher than the existing BP neural network and support vector machine technology. It can diagnose the defects of the oil-immersed equipment. It is verified that the model proposed in this paper has significant practical application value in engineering.

Key words: power transformer; defeats diagnose; hypercube mapping; oil chromatography

(编辑 徐林菊)