

基于智能算法的 DGA 变压器故障诊断 研究及决策树验证

张英¹, 徐龙舞^{1,2*}, 王明伟², 刘喆¹, 张倩³, 潘云³

(1. 贵州电网有限责任公司电力科学研究院, 贵州 贵阳 550002;

2. 贵州大学, 贵州 贵阳 550025;

3. 贵州电网有限责任公司凯里供电局, 贵州 凯里 556000)

摘要: 油浸式变压器的 DGA 数据富含大量的变压器故障信息, 深度剖析 DGA 数据与变压器的故障状况有利于实现油浸式变压器的故障诊断。然而, 特征气体信息与变压器故障类型、故障程度间为复杂的非线性映射关系, 给基于变压器油中溶解气体的变压器故障判断工作带来了困难。本文综述了从三比值法到专家系统、模糊理论、机器学习等智能诊断方法, 简述了各方法的优点与不足之处, 此外利用决策树较强的分类性能, 提出了基于决策树的变压器故障诊断模型, 实验结果表明, 该方法较传统三比值法有一定的优势。最后, 对未来的 DGA 数据智能算法分析研究提供一些思路, 提升变压器故障诊断准确率。

关键词: 油浸式变压器; DGA 数据; 三比值法; 专家系统; 模糊理论; 机器学习; 决策树

文章编号: 2096-4633(2021)12-0055-07 中图分类号: TMC1 文献标志码: B

DOI:10.19317/j.cnki.1008-083x.2021.12.005

油浸式变压器在电力系统中担任着重要的输配电功能, 其安全稳定运行关乎着电力系统的安全稳定。然而, 系统中运行的变压器难免存在各种潜伏性故障, 主要分为过热故障及放电故障^[1-2]。油浸式变压器在过热及放电下, 变压器油及变压器内部绝缘物质发生分解, 释放出表征设备运行状况的特征气体。针对变压器故障状态不同, 其特征气体的产气速率、组分以及含量信息也有区别, 研究其气体信息可实现变压器的故障诊断。然而, 从大量油中溶解气体组分(DGA)数据分析可知, 特征气体信息与变压器故障类型、故障程度间为复杂的关联关系, 从而给基于变压器油中溶解气体的变压器故障判断工作带来了困难, 本文将对经典方法、智能算法等进行简要分析, 从而为 DGA 数据分析方向提供一些建议。

1 经典分析法

利用变压器油中溶解气体分析变压器故障的工作起始于 19 世纪 60 年代, 随着大量研究的开展, 变压器油中溶解气体分析变压器故障的工作取得了一系列的成效。国际电工委员会在热力学基础及大量的实践基础上, 相继推荐 IEC 三比值法和改良三比值法分析充油变压器内部故障; 德国发展的四

比值法较三比值法而言, 加入了 C_2H_6 与 CH_4 气体组分的比值, 四比值法对过热类的铁芯接地故障判断最有效; 我国推荐的三比值法是基于我国的研究经验以及 IEC 标准所制定。在实践中, 这些方法的可行性都被有力地证实^[3]; 然而在实践中, 该方法存在一定缺陷, 三比值法存在编码不足问题, 使得超出编码边界的故障无法判断, 从而影响其判断的准确性^[4]。基于智能算法的变压器故障诊断研究应需而生。

2 基于智能算法的变压器故障诊断研究

19 世纪 90 年代以来, 为克服传统方法的缺陷, 以新方法新思路解决问题。典型的方法有专家系统^[5]、模糊理论^[6]、机器学习^[7]等。

2.1 专家系统

专家系统模拟了专家基于自身知识进行推理的过程, 国外应用专家系统大多只针对色谱分析数据的单项诊断, 而我国的专家系统充分整合了变压器的色谱分析数据以及预防性试验所得的历史性数据。知识库和推理机是专家系统的主要部分。知识库获取是专家系统中的重点难点问题, 研究者在这方面做了大量研究, 常规表示知识的方式有产生式规则、框架式表示方法、面向对象的表示方法等。此

外,知识库的模块化形式设计有利于整合变压器内外部特征,嵌入其他故障诊断方法,建立多指标判断方法^[8]。而推理机则基于丰富的知识库信息进行正向或方向链推理。

2.2 模糊不确定性

由于变压器故障原因与故障现象之间的映射关系复杂,各故障原因之间又存在模糊不确定性,而传统的三比值法采用的比值区间过于绝对,导致使用三比值等传统方法诊断时,对处于区间边界的数据易发生误判。利用模糊理论对变压器油中溶解气体数据进行模糊化处理,将故障现象作为模糊输入,故障原因作为模糊输出,建立变压器故障诊断模糊系统,能够有效提高诊断效果。

正是由于故障现象与故障原因之间的不确定性,模糊理论作为解决不确定性问题的有力工具,可用于变压器的故障诊断。文献[9]利用模糊理论处理了DGA,电气试验及绝缘油特性试验组成的多源参数,但在隶属度的选择存在主观性,导致实现结果存在一定局限。在模糊理论中,隶属函数的选择直接影响着模糊模型的准确度,而隶属度的选择仍是困扰研究者的关键问题。近年来,研究者在这方面也做了大量工作,然而所选择的隶属函数都存在一定的局限。因此,隶属函数的选择将仍然是近几年的研究热点之一。

2.3 机器学习

随着人工智能的兴起,机器学习在故障诊断、行为预测、智能识别等领域发挥着巨大的作用。机器学习在变压器故障诊断中的应用较早,且占据了一定比重。机器学习按照监督方式可分为监督学习、无监督学习、半监督学习。传统采用监督学习机制诊断变压器故障的有神经网络、决策树、支持向量机等,无监督学习有聚类分析和主成分分析(PCA),以及半监督学习有协同学习(Co-Training)、三训练算法(Tri-Training)。

早些年机器学习模型诊断变压器故障研究虽然较多,但未取得突破性进展。关键原因在于机器学习模型对训练样本集的数据、网络结构以及训练方案有着严格要求^[10-11]。而早些年研究者又未对数据、网络结构以及训练方法进行充分的探讨。近年来,数据处理、智能优化计算,以及机器学习等技术的迅猛发展,使得研究者开始在数据、结构、训练方法上做大量的研究。

2.3.1 集成学习与深度学习

近年来,机器学习迅猛发展,更多的机器学习模型:极限学习机^[12]、双向长短时记忆(Bi-LSTM)网络^[13]、集成学习、深度学习等应用于变压器故障诊断中。其中,集成学习和深度学习由于独到的优势成为近几年来广受研究的热点模型。集成学习^[14-15]由于组合了多种学习器的结果而获得比个体学习器更优的性能;深度学习模型在传统的浅层网络上改进,它模拟人脑的深层结构,对故障信息逐层抽象,逐次迭代,深度挖掘故障的潜在规则。分类回归树(CART)为基分类器的XGBoost模型在损失函数中增加正则化项,提高了模型的泛化能力。此外,为克服交叉验证以及网格搜索参数寻优等传统优化方法的缺点,使用GA遗传算法训练模型参数。深度学习最具代表的模型有卷积神经网络(CNN)^[16]、深度信念网络(DBN)^[17]、堆叠自编码器(SAE)^[18-19]等。卷积神经网络由于加入了卷积层而实现了高层次特征提取。卷积操作实质是对原始特征的转换,从低层次的特征经卷积操作后不断获得高层次的特征,通过训练得到的卷积神经网络内部蕴含了反应故障的高层次特征。

2.3.2 样本集数据的处理

作为诊断模型的输入量,特征量的性质决定性地影响着诊断模型的精度。早些年研究未取得突破性的进展,关键原因之一在于未考虑模型输入数据中存在的冗余信息、输入信息与模型的匹配度,以及DGA数据作为单一指标数据的局限性等。近年来,研究者在样本数据问题的研究上取得了一系列进展。文献[20]利用数据处理工具,挑选出与故障类型最相关的输入变量。文献[21]对特征气体进行关联分析,在原始的DGA数据中得到一组新的特征量,基于此特征量能有效提高变压器的故障诊断率。文献[22]针对变压器不同故障类别发生概率不平衡及不同故障识别效果迥然不同等问题,利用层次分类和集成学习建立了一种多级层次变压器故障诊断模型。文献[23]以及文献[24]将DGA与电气试验数据等多信息融合作为诊断模型的样本数据,解决了DGA单指标难以完整表达故障信息的问题。

2.3.3 智能优化算法与诊断算法融合

诊断模型的训练问题是非线性函数求最优解问题,训练方法的好坏直接影响着网络模型的诊断

速度和精度。由于传统训练方法存在的固有缺陷,近年来,研究者们开始将智能计算方法引入到模型的训练中,力求获得用时少,占用内存少,精度高的智能诊断模型。GA、ACS-SA、帝国殖民竞争算法等进化计算和粒子群算法(PSO)、蝙蝠算法、天牛须算法等群智能算法^[25-29]被广泛用于训练模型中,表 1 给出了智能优化算法与诊断算法融合建立的模型案例。

表 1 智能优化算法与诊断算法融合案例

Tab.1 Fusion case of intelligent optimization algorithm and diagnosis algorithm

作者	优化策略	优点	不足
郭蓉蓉, 张炜	利用遗传算法优化 SVM 核函数的参数。	为 SVM 核函数参数的选取提供了有效方法。	故障诊断准确率仅 84%,有待提高。
李笑竹, 陈志军, 樊小朝, 等	文化基因布谷鸟算法优化 BP 神经网络的权值和阈值。	训练次数少,收敛速度快,且与布谷鸟算法(CS)、粒子群算法优化的 BP 而言,准确率最高。	测试样本量小,在大样本下测试结果有待验证。
张镜议, 焦健	帝国殖民竞争算法优化支持向量机。	平均测试准确率 (77.08%) 优于标准 SVM (57.97%) 与 PSOSVM (61.96%),建立的模型具有较好的泛化能力。	准确率总体不高,还有待提高。
施恂山, 马宏忠, 张琳等	粒子群算法改进径向基神经网络(RBPNN)诊断	在收敛速度、误差精度、网络结构和预判准确率上具有较好的效果。	在不同训练数据上,准确度有所差异,难以保证模型稳定性。

这些智能优化算法虽能在一定程度上改进模型,然而,其模型在诊断速度以及准确率上仍未取得重大突破,需要进一步研究。

本文在综述了相关智能算法在变压器故障诊断的基础上,应用决策树算法对变压器的故障进行了预测工作。

3 基于决策树算法的变压器故障诊断

3.1 原理

决策树是一种典型的监督学习方式,结构呈树状。决策时,从根结点出发依次递归到中间结点,叶子节点。根结点和中间结点为每个属性的测试,决策树分支表示测试的输出,叶子结点表示最终的测试类别。

3.2 决策树的建立及决策树剪枝

对于给定的属性集合,可以训练出的决策树模型数量可以达到指数级别,其中的模型准确率不尽相同,如何建立出分类性能优越的决策树模型是关键问题,解决此问题的关键在于如何分裂训练数据以及如何结束树的分裂行为。

3.2.1 选择属性测试条件

决策树的好坏以划分前后的类分布定义,划分后的结点不纯度的高低反映了类分布的倾斜程度。Gini 指标是衡量划分后的子女结点不纯度的度量方式之一。

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^c [p(i|t)]^2 \quad (1)$$

其中, c 为记录的类别, p 表示某一类别占据总记录的比重。

Gini 值越低反应划分后的子女结点纯度越高。Gini 的取值范围在 0 到 1 之间。

进一步,增益 G 反映了划分前后的决策树效果。增益 Z 的定义为:

$$Z = Gini(\text{parent}) - \sum_{j=1}^c \frac{N(v_j)}{N} Gini(v_j) \quad (2)$$

其中, $Gini(\text{parent})$ 是给定父节点下的 Gini 不纯度度量, N 为父节点上的记录总数, $N(v_j)$ 为与子女结点 v_j 相关联的记录数, $Gini(\text{parent})$ 为定值,因此获得最佳决策树的划分方法等价于最小化子女结点的 Gini 加权平均值。

3.2.2 决策树剪枝

选取何种策略结束决策树的划分是关键问题之一。欠生长的决策树难以形成较为完备的分类规则,分类准确率欠佳;过分生长的决策树虽在训练样本上具有较低分类误差,但同时会面临着过拟合的风险。先剪枝和后剪枝是终止决策树增长的主要策略。先剪枝是在完全拟合全部训练数据的决策树之前停止决策树的进一步增长。而后剪枝是预先让

树充分增长,直到完全拟合训练数据,再通过自下而上地剔除子树。后剪枝是在完全生长的决策树上进行的剪枝操作,因此可避免先剪枝过早地停止树的增长的缺陷。

3.3 实验设计及结果分析

3.3.1 实验设计

本实验选取 IEC TC10 故障数据,共 118 条数据,包含低能放电、高能放电、中低温过热、高温过热以及正常数据。选取其中 93 条数据作为训练数据,25 条数据用于测试,训练数据和测试数据的具体分布如表 2。

表 2 训练数据、测试数据分布

Tab.2 Distribution of training data and test data

样本	低能放电	高能放电	中低温过热	高温过热	正常
训练样本	18	35	7	11	22
测试样本	5	10	3	3	4

1) 特征量选择

本文使用三比值法提供的三对比值乙炔含量与乙烯含量之比(C_2H_2/C_2H_4)、甲烷含量与氢气含量比(CH_4/H_2)以及乙烯含量与乙炔含量比(C_2H_4/C_2H_6)作为特征量。

2) 建立基于决策树的变压器故障诊断模型

将 93 条训练数据训练生成完全生长的决策树,再利用后剪枝对决策树进行修剪。

3.3.2 结果分析

利用 93 条训练数据训练出来的完全生长的决策树以及修剪后的决策树分别如图 1、2 所示。

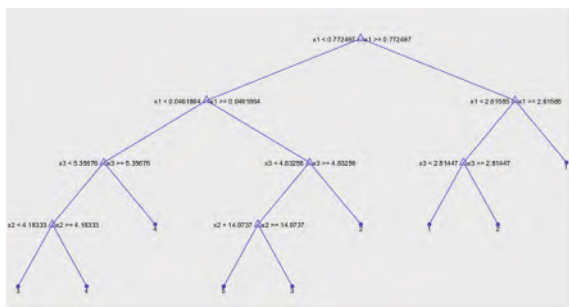


图 1 完全生长的决策树

Fig.1 Fully grown decision tree

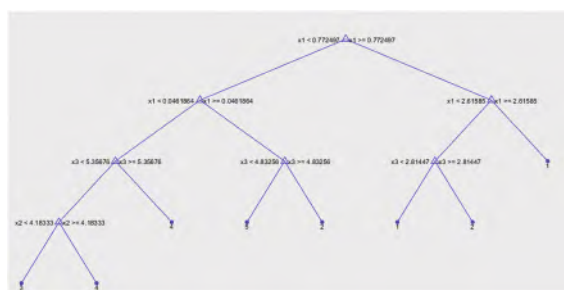


图 2 剪枝后的决策树

Fig.2 Decision tree after pruning

训练及经过后剪枝处理的决策树模型预测结果如图 3 所示。

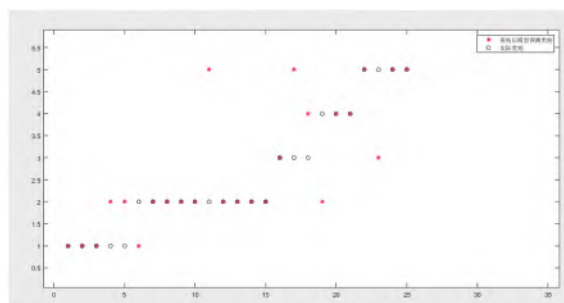


图 3 基于 DGA 数据的变压器故障诊断决策树

Fig.3 Transformer fault diagnosis decision tree based on DGA data

在 25 条测试数据中,8 条数据预测错误,其中低能放电共 5 条数据,预测成功 3 条;高能放电数据 10 条预测成功 8 条;中低温过热数据 3 条成功预测 1 条;高温过热 3 条数据成功预测 2 条;正常数据共 4 条成功预测 3 条,该模型的准确率在 68%。提供的三比值法预测结果(准确率 60%)相比提高了 8%。

从数据的分析可知,本文提出的基于决策树的变压器故障诊断相比三比值法而言,预测故障准确率有一定程度的提高,是一种积极有效的诊断方法,但准确率仍有较大的提升空间。本文在通过综述智能算法在变压器故障诊断上的应用研究以及该决策树算法预测验证的基础上,对进一步提高各种基于 DGA 数据的变压器故障诊断提出相关建议。

4 基于智能算法的变压器故障诊断展望与建议

4.1 数据优化与整合

未来应充分借助数据挖掘技术等数据处理技术处理数据缺失、数据不平衡、数据冗余、数据含噪等问题,并深入挖掘数据的潜在价值。卷积神经网络

应考虑如何最大效率地发挥卷积操作的价值,提取有用的特征。此外,未来还应将 DGA 数据,电气试验数据等多指标信息整合,实现数据深度融合应用于变压器故障诊断。在应用多指标信息诊断时,结合变压器故障案例,充分考虑不同指标对故障诊断的权重问题。

4.2 诊断模型的问题

模型的结构对诊断的效果有着直接影响:(1)深度学习应充分考虑模型深度,模型参数等信息。(2)集成学习除选择同类基分类器外,还应组合不同基分类器,充分综合各模型的优点。(3)结合各智能算法的优势。专家系统,模糊理论,神经网络,智能优化计算等多种智能方法应相辅相成,扬长避短,从而发展出性能优越的模型。(4)模型的选择和训练方法应当考虑数据的特点。将数据的不平衡,数据冗余等问题采用合适的模型及训练方法来解决,将更有利于提高 DGA 诊断变压器故障的准确率,指导生产运行。

参考文献:

- [1] 陈钜栋,江军,杨小平,等.油浸式高压套管局部放电非接触式特高频检测[J].电力工程技术,2021,40(01):147-154.
CHEN Judong,JIANG Jun,YANG Xiaoping, et al. Non-contact partial discharge detection of high voltage oil-immersed-paper bushing based on UHF technology[J].Electric Power Engineering Technology,2021,40(01):147-154.
- [2] 胡自书,韩丹丹.变压器油浸纸套管色谱分析方法诊断效果的对比分析[J].变压器,2021,58(05):73-76.
HU Zishu,HAN Dandan.Comparative analysis of DGA methods for casing of transformer OIP bushing[J].Transformer,2021,58(05):73-76.
- [3] 苑清,齐波,张书琦,等.换流变压器绝缘缺陷三比值诊断方法编码优化[J].电网技术,2018,42(11):3645-3651.
YUAN Qing,QI Bo,ZHANG Shuqi, et al. Code optimization of three-ratiomethod for insulation defects of converter transformer[J].Power System Technology,2018,42(11):3645-3651.
- [4] 吴瞻宇,董明,王健一,等.基于模糊关联规则挖掘的电力变压器故障诊断方法[J].高压电器,2019,55(08):157-163.
WU Zhanyu,DONG Ming,WANG Jianyi, et al. Fault diagnosis of power transformer based on fuzzy association rules mining[J].High Voltage Apparatus,2019,55(08):157-163.
- [5] 徐阳,谢天喜,周志成,等.基于多维度信息融合的实用型变压器故障诊断专家系统[J].中国电力,2017,50(01):85-91.
XU Yang,XIE Tianxi,ZHOU Zhicheng, et al. Practical expert system for transformer fault diagnosis based on multi-dimensional information fusion technology[J].Electric Power,2017,50(01):85-91.
- [6] LICATO J,ZHANG Z. Correction to: evaluating representational systems in artificial intelligence[J].Artificial Intelligence Review,2019,52(04):2743.
- [7] BOSSUYT P,VERMEIRE S,BISSCHOPS R. Assessing disease activity in ulcerative colitis using artificial intelligence: can “equally good” be seen as “better”? [J].Gastroenterology,2020,159(04):1625-1626.
- [8] 董伟广,钟建伟,张钦惠,等.基于数据挖掘技术和随机森林算法对变压器的故障诊断[J].电力设备管理,2020(03):54-56.
DONG Weiguang,ZHONG Jianwei,ZHANG Qinhui, et al. Transformer fault diagnosis based on data mining technology and random forest algorithm[J].Electric Power Equipment Management,2020(03):54-56.
- [9] 王春明,朱永利.基于 NSGA2 优化正则极限学习机的变压器油色谱故障诊断[J].高压电器,2020,56(09):210-215.
WANG Chunming,ZHU Yongli. Transformer oil chromatograph fault diagnosis based on regularized extreme learning machine optimized by NSGA2[J].High Voltage Apparatus,2020,56(09):210-215.
- [10] 吴晓欣,何怡刚,段嘉璐,等.考虑复杂时序关联特性的 Bi-LSTM 变压器 DGA 故障诊断方法[J].电力自动化设备,2020,40(08):184-193.
WU Xiaoxin,HE Yigang,DUAN Jiajun, et al. Bi-LSTM-based transformer fault diagnosis method based on DGA considering complex correlation characteristics of time sequence[J].Electric Power Automation Equipment,2020,40(08):184-193.
- [11] 张又文,冯斌,陈页,等.基于遗传算法优化 XGBoost 的油浸式变压器故障诊断方法[J].电力自动化设备,2021,41(02):200-206.
ZHANG Youwen,FENG Bin,CHEN Ye, et al. Fault diagnosis method for oil-immersed transformer based on XGBoost optimized by genetic algorithm[J].Electric Power Automation Equipment,2021,41(02):200-206.
- [12] LAMOUREUX P S,CHOKSI T S,STREIBEL V, et al. Combining artificial intelligence and physics-based modeling to directly assess atomic site stabilities: from sub-nanometer clusters to extended surfaces[J].Physical Chemistry Chemical Physics,2021(38):22022-22034.
- [13] 贾京龙,余涛,吴子杰,等.基于卷积神经网络的变压器故障诊断方法[J].电测与仪表,2017,54(13):62-67.
JIA Jinglong,YU Tao,WU Zijie, et al. Fault diagnosis method of transformer based on convolutional neural network[J].Electrical Measurement & Instrumentation,2017,54(13):62-67.
- [14] 任双赞,徐尧宇,李元,等.应用于油中溶解气体分析的深度信念网络与典型神经网络对比研究[J].高压电器,2020,56(09):39-45.
REN Shuangzan,XU Yaoyu,LI Yuan, et al. Comparison studies of deep belief network and typical neural network applied to analysis of dissolved gas in oil[J].High Voltage Apparatus,2020,56(09):39-45.

- (09): 39-45.
- [15] 沈杰.基于堆栈自编码神经网络的自适应分类算法在变压器故障诊断中的应用[D].甘肃:兰州理工大学,2020.
- [16] 魏金萧,周步祥,唐浩,等.综合 RapidMiner 与改进粒子群极限学习机算法的变压器故障诊断[J].电力系统及其自动化学报,2019,31(03):133-138.
WEI Jinxiao,ZHOU Buxiang,TANG Hao,et al.Transformer fault diagnosis with the combination of rapidminer-modified particle swarm optimization-extreme learning machine algorithm [J].Proceedings of the CSU-EPSA 2019 31(03):133-138.
- [17] 汪可,李金忠,张书琦,等.变压器故障诊断用油中溶解气体新特征参量[J].中国电机工程学报,2016,36(23):6570-6578+6625.
WANG Ke,LI Jinzhong,ZHANG Shuqi,et al.New features derived from dissolved gas analysis for fault diagnosis of power transformers [J].Proceedings of the CSEE 2016 36(23):6570-6578+6625.
- [18] 梁永亮,郭汉琼,薛永端.基于特征气体关联特征的变压器故障诊断方法[J].高电压技术,2019,45(02):386-392.
LIANG Yongliang,GUO Hancong,XUE Yongduan. Transformer fault diagnosis method based on association characteristics of characteristic gases [J].High Voltage Engineering 2019 45(02):386-392.
- [19] 崔宇,侯慧娟,苏磊,等.考虑不平衡案例样本的电力变压器故障诊断方法[J].高电压技术,2020,46(01):33-41.
CUI Yu,HOU Huijuan,SU Lei,et al.Fault diagnosis method for power transformer considering imbalanced class distribution [J].High Voltage Engineering 2020 46(01):33-41.
- [20] 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(09):103-110.
YUAN Haiman,WU Guangning.Fault diagnosis of transformer based on multi-information fusion [J].High Voltage Apparatus,2018,54(09):103-110.
- [21] 黄新波,马玉涛,朱永灿.基于信息融合和 M-RVM 的变压器故障诊断方法[J].电力自动化设备,2020,40(12):218-225.
HUANG Xinbo,MA Yutao,ZHU Yongcan. Transformer fault diagnosis method based on information fusion and M-RVM [J].Electric Power Automation Equipment 2020 40(12):218-225.
- [22] 邬蓉蓉,张炜.综合遗传优化支持向量机的变压器故障诊断模型[J].变压器,2018,55(11):40-44.
WU Rongrong,ZHANG Wei. Transformer fault diagnosis model based on integrated genetic optimization support vector machine [J].Transformer 2018 55(11):40-44.
- [23] 李笑竹,陈志军,樊小朝,等.基于 ACS-SA 文化基因算法的 BP 神经网络变压器故障诊断[J].高压电器,2018,54(02):134-139+146.
LI Xiaozhu,CHEN Zhijun,FAN Xiaochao,et al.Fault diagnosis of transformer based on BP neural network and ACS-SA [J].High Voltage Apparatus 2018 54(02):134-139+146.
- [24] 张锦议,焦健,汪可,等.基于帝国殖民竞争算法优化支持向量机的电力变压器故障诊断模型[J].电力自动化设备,2018,38(01):99-104.
ZHANG Yiyi,JIAO Jian,WANG Ke,et al.Power transformer fault diagnosis model based on support vector machine optimized by imperialist competitive algorithm [J].Electric Power Automation Equipment 2018 38(01):99-104.
- [25] HUANG D,ZHANG Z,LIN K,et al.Extensible artificial intelligence model predicts post-ablation AF recurrence using coronary sinus electrogram[J].European Heart Journal 2020 41(Supplement_2):1-26.
- [26] 陈欢,彭辉,舒乃秋,等.基于蝙蝠算法优化最小二乘双支持向量机的变压器故障诊断[J].高电压技术,2018,44(11):3664-3671.
CHEN Huan,PENG Hui,SHU Naiqiu,et al. Fault diagnosis of transformer based on LS-TSVM optimized by bat algorithm [J].High Voltage Engineering 2018 44(11):3664-3671.
- [27] 方涛,钱晔,郭灿杰,等.基于天牛须搜索优化支持向量机的变压器故障诊断研究[J].电力系统保护与控制,2020,48(20):90-96.
FANG Tao,QIAN Ye,GUO Canjie,et al.Research on transformer fault diagnosis based on a beetle antennae search optimized support vector machine [J].Power System Protection and Control 2020 48(20):90-96.
- [28] 董玉林,李天昊.突出物缺陷下局部放电发展过程研究及特征信息提取[J].电力大数据,2021,24(04):49-56.
DONG Yulin,LI Tianhao.Research on partial discharge development process and features information extraction of partial discharge under protrusion defect [J].Power Systems and Big Data 2021 24(04):49-56.
- [29] 赵迪,孟静,李志,等.基于粒子群优化神经网络的“煤改电”地区短期负荷预测研究[J].电力大数据,2021,24(01):40-47.
ZHAO Di,MENG Jing,LI Zhi,et al.Research on short-time load forecasting of “coal-to-electricity” area based on particle swarm optimization neural network [J].Power Systems and Big Data,2021 24(01):40-47.

收稿日期:2021年9月9日

作者简介:



张英(1977),女,博士,教授级高级工程师,主要从事电气设备绝缘检测及故障诊断、电工材料研究工作。



徐龙舞(1997),男,硕士,研究方向为电力设备故障诊断、人工智能及算法研究。

(本文责任编辑:施玉)

Overview of DGA transformer fault diagnosis based on intelligent algorithm

ZHANG Ying¹, XU Longwu^{1, 2}, PAN Yun³, ZHANG Qian³, WANG Mingwei², LIU Zhe²

(1. Electric Power Research Institute of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550002, Guizhou, China;

2. Guizhou University, Guiyang 550025, Guizhou, China;

3. Kaili Power Supply Bureau of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Kaili 556000, Guizhou, China)

Abstract: The DGA data of oil-immersed transformer contains a lot of fault information, which can be excavated and analyzed to achieve fault diagnosis of oil-immersed transformer. However, between characteristic gas information and transformer fault type and degree, there is a complex nonlinear mapping relationship. Therefore, it is very difficult to judge the fault of transformer. This paper summarizes the traditional fault analysis methods, such as three ratio method and the existing intelligent diagnosis methods, such as expert system, fuzzy theory and machine learning, and analyzes the principles and shortcomings of each method. In addition, using the strong classification performance of decision tree, a transformer fault diagnosis model based on decision tree is proposed. The experimental results show that this method has certain advantages over the traditional three ratio method. Finally, some ideas are provided for the future research of DGA data intelligent algorithm to improve the accuracy of transformer fault diagnosis.

Keywords: oil immersed transformer; DGA data; three ratio method; expert system; fuzzy theory; machine learning; decision tree