

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005623

牵引变压器故障诊断方法综述

杨尚霄

(神华包神铁路集团包神铁路有限责任公司 鄂尔多斯 017000)

摘要: 变压器作为牵引供电系统的核心设备,变压器故障将影响轨道交通运行的安全稳定,因此及时发现潜在故障有利于降低故障成本,提高系统的可靠性。当前对变压器早期故障诊断的研究较多并主要集中在对监测量的应用,诊断与识别结果模糊。梳理了变压器故障诊断的技术方法,以及故障诊断过程用到的监测参量;针对变压器故障诊断模型方法和监测状态的不同,总结了变压器故障诊断技术的发展;最后讨论了变压器故障诊断技术存在的不足以及未来的发展方向与挑战,为实现故障预测提供一定的参考价值。

关键词: 牵引变压器;故障诊断;状态参量;诊断模型

中图分类号: M42 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4017

A review of fault diagnosis methods for traction transformers

Yang Shangxiao

(Baoshen Railway Group Baoshen Railway Co., Ltd., Eerduosi 017000, China)

Abstract: As the core equipment of traction power supply and transformation system, transformer faults will affect the safety and stability of rail transit operation. Therefore, timely detection of potential faults is conducive to reducing fault costs and improving the reliability of the system. At present, many researches on early fault diagnosis of transformer are focused on the application of monitoring quantity, and the diagnosis and recognition results are fuzzy. The technical methods of transformer fault diagnosis and the monitoring parameters used in the fault diagnosis process are summarized. Then the development of transformer fault diagnosis technology is summarized according to the difference of transformer fault diagnosis model method and monitoring state. The shortcomings of transformer fault diagnosis technology as well as the future development direction and challenges are discussed in this paper, which provides some reference value for fault prediction.

Keywords: traction transformer; fault diagnosis; state parameter; diagnosis model

0 引言

变压器作为轨道交通牵引供电关键设备,其可靠稳定的运行对系统的安全有重要影响。因此,及时的发现变压器潜在故障,识别故障类型,有利于提高系统稳定性、节约运行成本。随着计划性维修向状态维修的转变,变压器健康状态得到广泛关注,对导致变压器性能变化的潜在故障诊断和识别的研究需求越来越迫切^[1]。

变压器结构组成主要有铁芯、一次绕组和二次绕组、分接装置、冷却系统以及绝缘系统等。在电、磁、热、机械的共同作用下,每一部分都容易发生故障。统计发现变压器故障原因主要包含误动、振动、涌流、局部放电、过负荷、运行温度过高、控制设备维护不够等^[2]。

其中较为常见的故障有:1)内部故障:绕组相间短路;

绕组匝间短路;绕组或引出线通过外壳发生接地故障。2)外部故障:绝缘套管闪络;单相接地(通过外壳)短路;引出线相间故障。

变压器发生严重的短路故障将会引起变压器继电保护的过流保护,将直接切断变压器运行,将故障变压器直接切出供电系统。

随着在线检测技术与离线试验技术的发展,更多的可检测状态参量用于潜在故障诊断。其中在线监测参量中可以用于潜在故障诊断的变量有油中溶解气体含量、局部放电信号、油箱表面温度、箱体振动信号以及噪声信号等^[3-25];离线检测参量中常用于故障诊断的监测量有绕组/套管频率响应函数、线圈直流电阻、介电损耗正切角、绝缘图像、绝缘电阻、介电强度、变压器油测试等^[26-40]。

实际中很多严重的故障实际由微弱故障演变而来,在

收稿日期:2020-12-28

• 110 •

故障潜伏的早期,故障仅表现为绝缘性能的损坏以及绕组的形变^[2]。其中,在设备运行过程中影响绝缘性能的主要原因又包含放电和过热。过热的主要原因有导体、铁芯紧固件以及绝缘系统过热、导电污垢积累、夹件腐蚀等;放电的主要原因有绝缘水平降低、电弧、大电流和高温、短路前的瞬间电弧等。过热和放电过程发生在变压器运行过程中,很难通过离线试验测试,大多通过在线检测局部放电信号或者油色谱信号进行检测识别。影响绕组形变发生的主要原因有运输或安装过程振动、夹紧件松动、短路冲击电流、直流偏磁等原因,绕组形变又可以分为轴向形变、径向形变、轴向位移等,导致绕组的阻抗等效模型发生改变,变压器振动增加,噪声加强。

目前,已有的变压器故障诊断方法主要从以上某一种或几种状态参量出发,没有对诊断方法的模型以及状态参量之间的耦合关系进行考虑,针对的故障诊断类型较为单一,故障识别的准确性与时效性较低。

本文对变压器潜在故障诊断方法进行梳理,将故障诊断方法按照模型分为数学解析模型、黑盒模型以及实验测试法3种。针对每一种方法按照涉及的状态参量又分为基于DGA诊断、基于振动信号诊断、基于局部放电诊断等内容。对现有的变压器潜在故障诊断方法进行分析与比较,指出变压器故障诊断方法的不足,为后续的研究方向进行讨论。

1 基于数学解析模型的诊断方法

图1所示为影响变压器状态参数变化的主要原因,通过总结发现,用于变压器潜在故障诊断的状态参量主要有油中溶解气体分析(dissolved gas analysis, DGA)、频率相应分析(frequency response analysis, FRA)、箱体振动等。针对变压器故障特征变化,专家提出基于数学解析模型的变压器故障诊断方法。

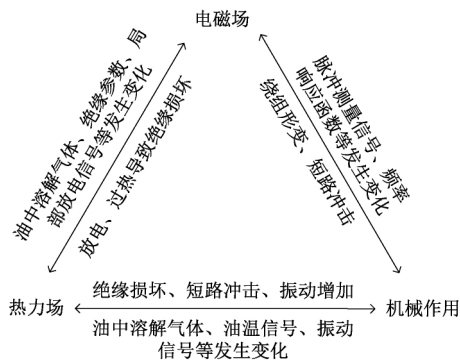


图1 影响牵引变压器状态参数变化的主要原因

通过数学算式或者物理模型的方法对变压器进行故障诊断的方法称为解析模型诊断方法。解析模型法主要通过专家经验或者建模仿真得到诊断判据,通过查表不着图形特征比较诊断变压器潜在故障,其中包含传统的DGA故

障诊断方法以及FRA诊断方法等。基于解析模型的诊断方法具有计算量小、诊断效率高、便于工程应用的特点。

1.1 基于油中溶解气体的诊断

1) 传统DGA故障诊断

利用数学解析方法的故障诊断判据主要指利用专家经验得到的图表诊断方法。常用到的既有DGA的诊断方法有关键气体方法、Rogers比值法、IEC判据法及Duval三角法等,传统DGA故障诊断方法^[3-10]如表1所示。

表1 传统DGA故障诊断方法

名称	输入	故障类型
Rogers	S1, S2, S3	N, PDL, PDH, T, T0, T3
CEGB	S1, S2, S4, S5	N, T, T0, T1, T2, PDL, PDH, T, T0, T3, TH, PD, UD
IEC	S1, S2, S3	N, DL, DH, PDL, PDH, T0, T1, T2, T3
Duval	%CH ₄ , %C ₂ H ₄ , %C ₂ H ₂	T1, T2, T3, DH, DL, PD
改良三比值法	S1, S2, S3	T, T0, T1, T2, T3, DH, DL, PD, DTH, DTL
解释表	S1, S2, S3	T1, T2, T3, DH, DL, PD
HAE	%H ₂ , %C ₂ H ₄ , %C ₂ H ₂	T, DH, DL, TD, PD
Doerenburg	S1, S2, S4, S5	热分解, PD, 电弧放电

表1中, N表示正常状态; UD表示不明故障; T表示过热故障; T0表示轻微过热故障($t < 150\text{ }^\circ\text{C}$); T1表示低温过热故障($t < 300\text{ }^\circ\text{C}$); T2表示中温过热故障($300\text{ }^\circ\text{C} < t < 700\text{ }^\circ\text{C}$); T3表示高温过热故障($t > 700\text{ }^\circ\text{C}$); DH表示高能放电; DL表示低能放电; TD表示过热放电; PD表示局部放电; PDL表示低能局部放电; PDH表示高能局部放电; DH表示高能放电; DTH表示高能过热放电; DTL表示低能过热放电; S1表示C₂H₂/C₂H₄; S2表示CH₄/H₂; S3表示C₂H₄/C₂H₆; S4表示C₂H₂/CH₄; S5表示C₂H₆/C₂H₂; %C₂H₂表示C₂H₂/TCG; %CH₄表示CH₄/TCG; %C₂H₄表示C₂H₄/TCG; (total combustible gases, TCG)。

为了提高准确率,学者将更多的比值参数引入到故障诊断中,基于计算判据的故障诊断方法得到不断丰富。文献[11-13]在上述比值法的基础上,将CO、CO₂以及CO/CO₂引入到编码规则中,增加了绕组绝缘状态的诊断,但只能用于判断绕组的绝缘材料有没有分解,并不能诊断绕组自身故障。文献[14]将气体的百分比(%H₂、%CH₄、%C₂H₂、%C₂H₆)作为判据输入,讨论并改进了电、热故障类型相互干扰导致的分类精度较低的问题,实现6种故障

类型:PD, D1, D2, T1, T2, T3 的判别。文献[15]通过分析 5 种气体,在 10 种气体比率中提出了 3 种气体比率组合($\text{CH}_4/\text{H}_2-\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$; $\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4-\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$; $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6-\text{C}_2\text{H}_4/\text{CH}_4$),在三比值的基础上实现故障边界的划分。文献[16]使用气体浓度百分比作为诊断依据,并且在三比值思路的基础上提出 4 组百分比组合方式,提高故障(PD, DL, DH, T1, T2, T3)诊断精度,但是比值组合的方法仅适用于区分电、热故障,诊断范围较小。文献[17]在 Duval 三角法的基础上,将所有的可燃气体浓度百分比作为判据,提出了五边形图形判据方法,克服了三比值法油气特征数据应用较少、信息表达不完全等缺点。

2) 基于统计学 DGA 故障诊断

统计学方法主要有聚类分析、回归分析方法、主元分析法、条件概率技术分析、贝叶斯网络分析方法^[18-25]。

聚类算法属于硬化分类过程,不能很好的结束油气数据的模糊性和不确定性,常与模糊理论等不确定理论结合使用。模糊 C-均值(FCM)聚类算法作为变压器故障诊断常用的聚类算法,仍受限于样本分布,具有容易陷入局部最优解的问题。在此基础上诸多学者提出了改进算法,例如基于遗传算法的模糊聚类^[18]、加权模糊核聚类^[19]、可能性核模糊 C-均值(KPFCM)聚类^[20]等。文献[21]在上述基础上,将样本点分布密度作为样本 C-均值聚类权值,结合核函数算法增强可分性,提出点密度加权和模糊聚类算法,验证结果优于其他 FCM 算法但对于模型中经验参数的选取依赖于使用者的经验,泛化能力较差。

回归模型常用于预测领域,在故障诊断过程中回归算法往往和其他算法共同使用。文献[22]提出了分类回归树算法实现故障二分类器,采用 bagging 组合算法构造多分类诊断模型,并引入遗传算法优化分类器组合形式,减少冗余分类器的可能。该方法构建分类回归分裂器没有考虑弱分类器的差异性,所以在模型建立过程需要建立大量冗余分类器,在遗传算法对模型 bagging 集合选择过程中不一定能找到最优模型组合,这取决于构建的冗余集合是否足够多,同时诊断结果仅包含 5 种故障,与如此复杂的模型相比计算量较大。

主元分析法常用于变量重构以及变量的重要程度分析,在变压器故障诊断过程中主要解决。文献[23]采用主元分析方法进行特征气体相对贡献重构,分析了与故障诊断贡献率较高的特征,考虑数据波动将相对贡献率作为故障诊断的特征量,采用综合灰度关联熵实现故障诊断。

文献[24]以多元正态概率密度函数,计算故障样本和非故障样本的油气数据的条件概率,通过 3 种分析模型分析条件概率分布实现故障诊断。文献[25]采用云变换作为故障特征提取方法,引入关联规则进而联合概率分析,实现朴素贝叶斯分类器的改进,用于故障诊断。

1.2 基于频率响应分析的诊断

高压介损测量,计算套管的高压介质损耗预防高压设备绝缘故障,国家电网公司在国家电网生[2009]819 号文件(关于印发《预防油浸式电流互感器、套管设备事故补充措施》的通知)上提出对 110 kV 以上电流互感器、套管等开展高压试验。另外国家电网公司颁布的企业标准《Q/GDW168-2008 输变电设备状态检修试验规程》中要求对主变套管、互感器、断路器等运行设备展开额定电压的介损试验。

变压器故障有很大部分与绕组形变引起绕组响应特性确定绕组故障的方法有低压脉冲法、频率响应分析法、传输函数法。常用的方法为频率响应分析法,频率相应法检测绕组形变具有诊断精度高、操作简便等优势^[26-42]。

频率响应法主要用于变压器绕组机械故障诊断,通常采用频率响应分析仪实现离线故障诊断。文献[26]提出低压脉冲法作为激励信号,通过在时域中对激励和响应做出比较。文献[27]提出采用频率响应的方法代替时域分析实现故障诊断。频率响应分析按照注入信号的不同,分为正弦频率响应、脉冲频率响应^[28]两种。文献[29]提出了绕组频率响应等效电路模型,用于分析绕组故障。文献[30-32]通过解析计算的方法实现绕组等效模型参数的计算。我国在 2005 年推出《电力变压器绕组故障频率响应分析法导则》对频率响应分析方法进行解释和应用指导。但是频率响应方法存在离线诊断的弊端,具有不能实时测量的缺点。

为了弥补频率响应方法必须离线诊断的不足,文献[33]利用电力系统暂态信号研究了变压器绕组形变在线研究,并使用高频脉冲信号作为激励,通过套管末屏注入绕组实现脉冲频率响应函数在线应用。文献[34-35]基于套管末屏注入的带电检测方法,利用纳秒电源提高了激励信号频率,将检测频带提高到 20 MHz 高频响应曲线。文献[36]研究了基于 IFRA 的电容分压变压器绕组带电检测装置,采用 FPGA 作为控制器,但是带电检测装置仅完成了离线情况下的测试通过,试验仅仅输出频率响应曲线,并没有在带电情况下完成频率响应分析过程。文献[37]提出了利用电容传感器和 Rogowski 线圈相结合的方式测量绕组在线正弦频率响应曲线,但是成本高并没有在现场应用的实验及案例。

1.3 基于扫频阻抗的诊断

扫频阻抗法结合了短路阻抗法和频率响应方法,在一次测量即可得到绕组的短路阻抗和频率响应曲线^[38]。文献[39]研究了扫频信号的高频等效模型,对绕组扫频阻抗曲线的纵向或横向比较,利用曲线的差异特征判断绕组形变时候发生。文献[40]通过分析扫频阻抗在各个频段的特征,分析了特征频率和受干扰频段的分布,实现对绕组匝间短路故障的诊断识别。

此外,传递函数法也被广泛应用于绕组故障诊断中,传递函数分为时域传递函数和频率传递函数。文献[41-42]

分别采用时域传递函数和频域传递函数作为故障识别方法。

2 基于人工智能黑盒模型

2.1 基于油中溶解气体的诊断

虽然基于油气数据的解析计算方法较多,但是各地由于运行状况、气候环境、负载以及变压器类型的不同,解析计算的方法不能满足要求。针对解析方法诊断范围小,编码不全、精度较低等缺点,采用了黑盒系统实现潜在故障诊断。

黑盒模型基于统计理论,系统输入输出之间的关系不依赖于物理方程或是具体的数学判据。在变压器潜故障诊断过程中人工智能模型被广泛应用,专家系统^[43]、神经网络^[44-45]、支持向量机^[46]、模糊数学^[47]、粗糙集^[48]等智能方法在故障诊断方面取得较好的诊断效果。人工智能方法降低了诊断过程对专家意见的依赖性,增加了诊断精度,但是由于模型自身的特点,在应用过程中在对历史样本数量、模型参数选取等方面仍有待提高^[49]。

较为常见的人工智能诊断模型结构如图 2 所示。

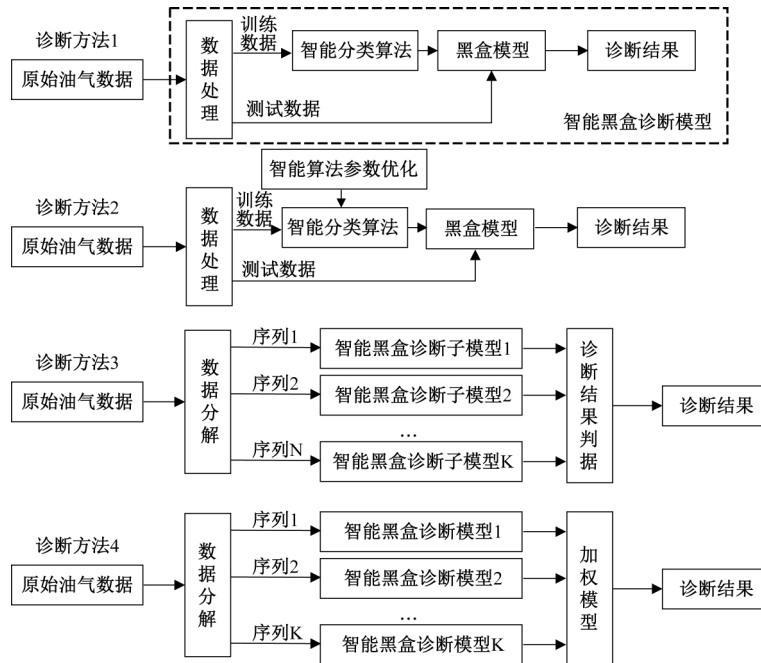


图 2 基于变压器油中溶解气体的智能故障诊断模型

1) 神经网络

神经网络最早应用于分类学习,变压器故障诊断过程中,将历史数据作为训练样本,通过神经网络构成故障诊断模型,求解模型常用的方法有 BP 神经网络模型^[50]及概率神经网络^[51]等神经网络模型及求解方法。

文献[51]将传统故障诊断方法 Dornenburg 比值法、Rogers 比值法、CEGB 比值法、Duval 三比值法、油气含量百分比等比值分别作为人工智能神经网络(ANN)的输入,对比各个神经的故障诊断结果,实现故障诊断。

BP 神经网络具有能够逼近任意非线性函数的能力,被广泛应用到故障诊断中,但是由于 BP 神经网络无法避免陷入局部最优解的问题,专家学者逐渐提出基于神经网络的融合算法。文献[52]将传统的 DGA 方法与神经网络的融合算法。文献[52]将传统的 DGA 方法与神经网络相融合,将化学反应优化算法和 BP 神经网络相结合,使用化学反应算法对神经网络参数进行优化,在 DGA 故障诊断方法的基础上进行优化,新的神经网络模型提高网络收敛速度,改善了 PB 神经网络缺点,但是该模型仅适用于有限训练样本,灵活性、泛化能力较低。文献[53]提出了改

进的神经网络集成算法,解决了传统的神经网络集成算法的网络构造问题,并将其应用到基于油气数据的变压器故障诊断过程中,精度提升效果显著。

2) 关联规则

文献[54]分析了相同故障类型数据的趋势,得到结论:相同故障气体折线表现为同增同减的规律,并采用关联规则构造斜率正负关联度系数,基于负关联度的计算进行故障诊断,该方法对于样本要求较高,需要显故障序列作为参考,且诊断精度并不高。文献[46]采用油气所占的气体总含量的比例作为诊断输入,采用灰度理论,通过关联规则寻找判断依据,并设计了状态监测硬件,系统实现故障诊断与状态监测。

2.2 基于频率响应分析的诊断

文献[55]将频率响应曲线的相关系数和均方差作为神经网络输入用于诊断绕组故障。文献[56]将频率响应函数的零、极点作为 BP 神经网络的输入。文献[57-58]针对变压器轴向位移和杂件形变故障,通过数字图像处理的方法对频率响应曲线以及极坐标图像进行处理得到较小

的故障级别。文献[59]提出了利用二元图像形态学分析和极值点变异改进的频率响应。为了提高绕组性变故障的诊断精度。文献[60]通过测试微水不平衡过程中的油纸绝缘复介电常数,利用电介质频率响应曲线变化规律评估变压器绝缘状态。

3 基于实验测试方法

3.1 基于振动信号的诊断

变压器绕组在磁场和电场的作用下,将产生较明显的振动,因此基于振动信号的变压器故障诊断,主要用于诊断绕组故障。振动信号监测具有不破坏变压器结构,不影响变压器功能的特点,国内外众多学者研究了变压器振动特性,影响因素以及故障诊断中的应用。

文献[61]通过 RFID 无线通信技术采集变压器振动信号,基于粒子群深度学习算法提出变压器故障正确诊断。文献[62]采用有限元分析方法研究磁致伸缩特征,并建立三维变压器铁芯振动模型,分析了磁致伸缩对铁芯结构的影响。文献[63]为解决振动信号特征含量少、易受其他因素影响、诊断精度低等问题,在基于振动信号的诊断方法上联合了电气参量-短路阻抗信息,利用小波分解提取短路电抗变化率和振动信号的特征,诊断绕组形变故障。此外,文献[64]提出基于小波包分解重构的振动特征提取方法,实现三相不平衡故障诊断。

3.2 基于局放信号的诊断

局部放电诊断有电测法和非电测法,电测法有脉冲电流法、射频检测法以及超高频检测法;非电测法有超声波诊断法、红外检测法、气相色谱检测法等^[65],这些检测方法在现场中具有应用。

文献[66]采小波分析方法与分形理论相结合,通过计算能量谱图识别放电特征。文献[67]采用小波分析变压器油纸放电的信号幅值与能量分布,量化局部放电信号的时域变化特征。

随着光纤传感器的应用,实现了局部放电信号的采集,例如超声波光纤局放传感器采用非接触的方法得到局部放电信号波形^[68]。文献[69]使用超声波光纤传感器在变压器多个位置进行局部放电信号检测,通过对比不同位置的超声波信号时域特征利用分时复用技术计算得到局部放电位置。文献[70]利用时间序列图谱和相位分辨图谱相结合的方法,研究油纸绝缘的局部放电信号的图谱片偏斜度、不对称度、互相关度等特征。

3.3 基于温度信号的诊断

部件故障导致温升发生,变压器内部故障、绝缘受损故障、油箱底座故障、冷却系统故障等都容易导致变压器外表面发生温升。温度检测方法有顶层油温检测法、绕组温度检测法、红外热像法等。

文献[71]提出基于无线通信的变压器温升检测策略。文献[2]在分析了变压器相关部件故障与温升的关系,分

析得到变压器各类故障都将在不同产生温度的变化,并且温度将会通过热传导到变压器表面,因此表面温度测量可以用于判断变压器故障。温度检测技术主要通过温度传感器实现温度在线监测,为了克服温度采集点对故障诊断结果的影响,提出了光纤传感器阵列结构,有效的增肌温度采集范围,有效提高故障定位的精确性^[3]。

4 展 望

4.1 在线诊断方法的完善

目前在线故障诊断的方法较少,很多参数都需要依靠离线试验或者离线检测获得,这就增加了故障诊断的成本。

随着光纤传输技术的应用,光纤传感器、光纤电缆等高效、高精度的传感器被广泛应用到电力系统的在线监测系统中来。同时,物联网技术的广泛应用,基于传感器的在线监测系统将不再局限于点对点的测量方式,将向着物联网层次的发展,结合传感器整列技术以及快速的数据处理硬件基础,实现时效性更高的在线故障诊断技术。

因此,在线检测技术的不断完善,开发更多的在不影响变压器正常运行情况下的在线故障诊断方法在未来将是非必要。

4.2 大数据技术的应用

随着在线监测系统的日益完善,电力系统运行过程中间产生大量的历史数据,这将是一笔宝贵的财富,对研究变压器运行机理,对研究状态评估与故障预测建立良好的数据基础。

变压器作为输变电的关键设置,各种在线与离线检测手段被应用到变压器故障诊断与状态评估中,故障诊断方法层出不穷,数据处理方法,特征提取算法多种多样,将信号处理与人工智能模型应用到变压器管理过程中,对变压器潜在故障和运行状态自动诊断分析,并实现故障预测。

变压器在线监测与状态评估是目前变压器故障和诊断的发展趋势,随着状态维修的发展和应用,变压器故障诊断将在变压器故障气体预测中常用的预测模型有灰度预测模型、统计概率预测模型、支持向量机、回归预测模型等。

大数据的产生必然对大数据存储与数据处理技术提出新的挑战,大量异源、异构数据的处理,对数据质量与数据处理方法提出了新的考验,常用的人工智能技术具有运算量大、结构复杂等缺点,这就要求提出新的计算效率高、诊断结果精确的诊断方法。同时故障诊断与故障预警技术的发展必然带动数据利用效率的提升。

同时对大数据的分析可以实现对新运行的变压器进行评估,新投入运行的变压器故障率较低,可以通过建立解数学、物理模型进行故障诊断建立的状态评估、故障诊断平台。

4.3 诊断精确性的提高

潜在故障诊断往往只能用于判断热故障、放电故障、短路故障、绕组发生形变等。但是无法精确地实现定位,这主要是由于故障诊断应用的方法较为单一,诊断使用的参量比较单一,没有综合考虑变压器工作运行环境,运行工况以及周围对测量的影响,没有深度挖掘故障发生的机理。因此,在变压器故障诊断方法上要深度挖掘故障机理,将在线监测数据、环境因素、人为因素的可能性考虑进去,挖掘以上各种因素对故障发生之间的关系,挖掘新的诊断技术。

5 结 论

变压器故障总是从微弱故障征兆开始,识别潜在故障特征,实现潜在故障诊断,有利于提高系统稳定性。本文尝试总结变压器潜在故障诊断的各种方法,将诊断方法按照方法归属的模型分为数学解析模型、黑盒模型以及基于实验测试3种类型,并详细介绍了油中溶解气体含量、频率响应函数以及振动信号等检测量在变压器潜在故障诊断中的应用,对变压器故障诊断的研究方向提出了一些建议,对变压器的评估、故障预测的研究工作具有一定的指导意义。

参考文献

- [1] 倪先锋,欧阳俊,张文亮,等.干式变压器在线综合监测与故障预警系统的实际应用[J].电气时代,2016(5):94-97.
- [2] 邓世建,张宽,胡继普,等.油浸式电力变压器故障与其本体外表面温度关系分析[J].工矿自动化,2017,43(6):25-31.
- [3] IEEE guide for the interpretation of gases generated in oil-immersed transformers IEEE Std C57[S]. IEEE Power Energy Soc, 2009,104-2008:1-27.
- [4] ARAKELIAN V G. Effective diagnostics for oil-filled equipment[J]. IEEE Electr. Insul. Mag., 2002,18(6):26-38.
- [5] ROGERS R R. IEEE and IEC codes to interpret incipient faults in transformers using gas in oil analysis[J]. IEEE Electr. Insul. Mag., 1978,13(5):349-354.
- [6] DUVAL M. The duval triangle for load tap changers, non-mineral oils and low temperature faults in transformers[J]. IEEE Electr. Insul. Mag., 2008,24(6):22-29.
- [7] STANDARD B. Mineral oil-impregnated electrical equipment in service-guide to the interpretation of dissolved and free gases analysis[S]. IEC CEI 60599,2007.
- [8] DUVAL M. New techniques for dissolved gas-in-oil analysis[J]. IEEE Electr. Insul. Mag., 2003,19(2):6-15.
- [9] DUVAL M,DEPABLO A. Interpretation of gas-in-oil analysis using new IEC publication 60599 and IEC TC 10 databases[J]. IEEE Electr. Insul. Mag., 2001,17(2):31-41.
- [10] 陈欢,彭辉,舒乃秋,等.基于鲁棒能量模型 LS-TSVM和 DGA 的变压器故障诊断[J].电力系统保护与控制,2017,45(21):1-6.
- [11] GHONEIM S S M,TAHA I B M. A new approach of DGA interpretation technique for transformer fault diagnosis[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2016,81:265-274.
- [12] 操敦奎.变压器油中气体分析诊断与故障检查[M].北京:中国电力社,2005.
- [13] IEEE guide for the interpretation of gases generated in oil-immersed transformers IEEE Std C57[S]. IEEE Power Energy Soc.,2002,1991(3):1-28.
- [14] AMORA M A B, ALMEIDA O M, BRAGA A P S, et al. Improved DGA method based on rules extracted from high-dimension input space [J]. Electronics Letters, 2012,48(17):1048-1049.
- [15] LEE S, KIM Y, SEO H, et al. New methods of DGA diagnosis using IEC TC 10 and related databases Part 2: Application of relative content of fault gases[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2013,20(2):685-690.
- [16] MANSOUR D E A. Development of a new graphical technique for dissolved gas analysis in power transformers based on the five combustible gases[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2015,22(5):2507-2512.
- [17] LI X, WU H. DGA interpretation scheme derived from case study[J]. IEEE Trans. Power Del., 2011,26(2):1292-1293.
- [18] 符杨,田振宁,江玉蓉,等.加权模糊核聚类法在电力变压器故障诊断中的应用[J].高电压技术,2010,36(2):371-374.
- [19] 熊浩,孙才新,廖瑞金,等.基于核可能性聚类算法和油中溶解气体分析的电力变压器故障诊断研究[J].中国电机工程学报,2005,25(20):162-166.
- [20] 刘卫华,廖瑞金,杨丽君.基于点密度加权核模糊聚类的变压器故障诊断方法[J].电力自动化设备,2012,32(6):66-69,79.
- [21] 宋斌,刘志雄,李恩文,等.基于负关联度的 DGA 故障诊断分析[J].电网技术,2015,39(9):2627-2632.
- [22] 李龙,张迪,汤俊,等.非等间隔 GM(1,1)幂模型在变压器故障气体预测中的应用[J].电力系统保护与控制,2017,45(15):118-124.
- [23] 王晶,刘建新.基于灰色新预测模式的变压器故障预

- 测[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2007(1): 10-14.
- [24] SONI R, CHAUDHARI K. An approach to diagnose incipient faults of power transformer using dissolved gas analysis of mineral oil by ratio methods using fuzzy logic[C]. 2016 International Conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System(SCOPES), Paralakhemundi, 2016; 1894-1899.
- [25] SEO J, MA H, SAHA T K. A joint vibration and arcing measurement system for online condition monitoring of onload tap changer of the power transformer [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2017, 32(2):1031-1038.
- [26] RYDER S A. Diagnosing transformer faults using frequency response analysis [J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2003, 19(2): 16-22.
- [27] 王钰,李彦明,张成良. 变压器绕组变形检测的 LVI 法和 FRA 法的比较研究[J]. 高电压技术, 1997, 23(1): 13-15.
- [28] 邹林,廖一帆,罗兵,等. 基于有限元法探究电力变压器绕组变形频率响应的仿真研究[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(1):204-211.
- [29] 输变电设备状态检修试验规程: Q/GDW 1168-2013[S]. 北京:国家电网公司, 2013.
- [30] 丁国成,陈庆涛,田宇,等. 基于纳秒级脉冲响应法带电检测变压器绕组微变形技术有效性仿真与试验研究[J]. 高压电器, 2017, 53(4):137-143.
- [31] 吴晓东,魏泽民. 影响变压器频率响应测试结果的因素分析[J]. 电力设备, 2004, 5(10):60-63.
- [32] 李成祥,夏麒,朱天宇,等. 基于脉冲频率响应法的变压器绕组变形带电检测仪[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(1): 1-6.
- [33] 田宇,丁国成,陈庆涛,等. 基于纳秒脉冲响应法的变压器绕组变形带电检测装置研究[J]. 变压器, 2017, 54(7):60-64.
- [34] YAO S J, OUYANG X D, LIN C Y. Analysis on winding deformation diagnosing of power transformers [J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(18): 95-98.
- [35] 赵仲勇,姚陈果,李成祥,等. 基于短时 Fourier 变换的变压器绕组变形脉冲频率响应曲线获取方法[J]. 高电压技术, 2016, 42(1):241-247.
- [36] 鲁非,金雷,阮羚,等. 电力变压器轴向位移故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2016, 42(9):2916-2921.
- [37] JIN Z, LI J, ZHU Z. Diagnosis of transformer winding deformation on the basis of artificial neural network[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials, 2000:173-176.
- [38] 朱生鸿,秦睿,杨萍,等. 扫频阻抗法检测变压器绕组匝间短路故障[J]. 绝缘材料, 2014, 47(4):93-96.
- [39] 电力变压器绕组变形的电抗法检测判断导则: DL/T 1093-2008[S]. 北京:中国电力企业联合会, 2008.
- [40] 高朝霞,马涛,王永儿,等. 路阻抗法结合频响法诊断变压器绕组变形的分析与应用[J]. 电力设备, 2006, 7(12):32-34.
- [41] FORLOVSKI M. Exploitation stress and challenges in diagnostics of industrial equipment[C]. 2011 IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Gdansk, Poland, 2011:15-25.
- [42] SELLSCHOPP F S, MARCO A, ARJONA L. An automated system for frequency response analysis with application to an undergraduate laboratory of electrical machines [J]. IEEE Trans. on Education, 2004, 47(1):57-64.
- [43] 张东波,徐瑜,王耀南. 主动差异学习神经网络集成方法在变压器 DGA 故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(22):64-70.
- [44] KHAN S A, EQUBAL M D, ISLAM T. A comprehensive comparative study of DGA based transformer fault diagnosis using fuzzy logic and ANFIS models[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2015, 22(1):590-596.
- [45] JAIN M, SRINIVAS M, JAIN A. A novel web based expert system architecture for on-line and off-line fault diagnosis and control (FDC) of power system equipment[C]. Power System Technology and IEEE Power India Conference, New Delhi, 2008.
- [46] HOOSHMAND R A, PARASTEGARI M, FORGHANI Z. Aptive neurofuzzy nference system approach for simultaneous diagnosis of the type and location of faults in power transformers [J]. IEEE Electr. Insul. Mag., 2012, 28(5):32-42.
- [47] 管海军. 基于 DGA 的电力变压器状态监测分析系统[D]. 吉林:吉林大学, 2007.
- [48] CRUZ V G M, COSTA A L H, PAREDES M L L. Development and evaluation of a new DGA diagnostic method based on thermodynamics fundamentals [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2015, 22(2):888-894.
- [49] 程加堂,段志梅,熊燕,等. 基于 DGA 的 QPSO-BP 模型变压器故障诊断方法研究[J]. 高压电器, 2016(2): 57-61.
- [50] 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(4): 643-647.
- [51] 张卫华,苑津莎,张铁峰,等.应用B样条理论改进的变压器三比值故障诊断方法[J].中国电机工程学报,2014,34(24):4129-4136.
- [52] GARCIA B, BURGOS J C, ALONSO A M. Transformer tank vibration modeling as a method of detecting winding deformations-part I: theoretical foundation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21(1):157-163.
- [53] 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.
- [54] 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,2016,42(4):1275-1281.
- [55] 唐勇波,桂卫华,欧阳伟.基于相对重构贡献的变压器故障诊断方法[J].高电压技术,2012,38(11):2964-2971.
- [56] BIRLASEKARAN S, XING Z Y, FETHER S F, et al. Diagnosis and identification of transformer faults from frequency response data [C]. Power Engineering Society Winter Meeting, IEEE, 2000:2251-2256.
- [57] LV Y Z, GE Y, DU, Q, et al. Fractal analysis of positive streamer patterns in transformer oil-based TiO₂ nanofluid [J]. IEEE Transactions on Plasma Science, 2017, 45(7):1704-1709.
- [58] ALJOHANI O, SIADA A. Application of digital image processing to detect transformer bushing faults and oil degradation using FRA polar plot signature[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2017, 24(1):428-436.
- [59] BEHJAT V, VAHEDI A, SETAYESHMEHR A, et al. Diagnosing shorted turns on the windings of power transformers based upon online FRA using capacitive and inductive couplings [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(4): 2123-2133.
- [60] 刘君,吴广宁,周利军,等.变压器油纸绝缘微水扩散暂态的电介质频率响应[J].中国电机工程学报,2013, 33(1):171-178.
- [61] 张朝龙,何怡刚,杜博伦,等.基于深度学习的电力变压器智能故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报,2020, 34(1):81-89.
- [62] 马宏忠,赵宏飞,陈楷,等.基于振动的变压器铁芯松动判定方法[J].电力系统自动化,2013,37(14):101-106.
- [63] 王丰华,段若晨,耿超,等.基于“磁-机械”耦合场理论的电力变压器绕组振动特性研究[J].中国电机工程学报,2016,36(9):2555-2562.
- [64] 潘超,陈祥,蔡国伟,等.基于小波包尺度-能量占比的变压器三相不平衡绕组振动特征辨识[J].仪器仪表学报,2020,41(4):129-137.
- [65] 刘兵,郑剑.基于卷积神经网络的变压器局部放电模式识别[J].高压电器,2017,53(5):70-74,81.
- [66] RAMYA M, UDAYAKUMAR K. Characterization of partial discharge phenomenon on paper insulation under aggravated aging conditions [C]. The 14th International Conference on Dielectric Liquids. Graz, Austria: IEEE, 2002: 433-436.
- [67] BAGHERI M, NADERI M, BLACKBURN T. Advanced transformer winding deformation diagnosis: Moving from off-line to on-line[J]. IEEE Trans. on Dielectrics and Electrical Insulation, 2012, 19(6): 1860-1870.
- [68] 杨红平,张翰林.变压器套管故障的在线监测技术[J].变压器,2017,54(12):62-64.
- [69] 李成榕,马国明.光纤布喇格光栅传感器应用于电气设备监测的研究进展[J].中国电机工程学报,2013, 33(12):114-122.
- [70] FLORKOWSKI M, FURGAL J. Identification of winding faults in electric machines using a high frequency method[C]. IEEE International Conference on Electric Machines and Drives, Antalya,2007:590-595.
- [71] 史琳芸.基于 ZigBee 的电力变压器无线监控系统监测策略研究[J].国外电子测量技术,2019,38(10): 119-123.

作者简介

杨尚霄,本科,工程师,主要研究方向为电力及铁路牵引供电。

E-mail:245673129@qq.com