

## 电力变压器故障智能化诊断技术综述

王杰峰, 李洵, 舒彧, 姚从荣

### 引用本文:

王杰峰, 李洵, 舒彧, 姚从荣. 电力变压器故障智能化诊断技术综述[J]. 上海电力大学学报, 2022, 38(5): 518-522.

WANG Jiefeng, LI Xun, SHU Yu, YAO Congrong. Review and Analysis of Intelligent Diagnosis Technology for Transformer Faults[J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2022, 38(5): 518-522.

### 相似文章推荐 (请使用火狐或IE浏览器查看文章)

#### Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

#### 基于改进果蝇算法优化PNN的变压器故障诊断研究

Transformer Fault Diagnosis Based on Improved FOA Optimized PNN

上海电力大学学报. 2020, 36(4): 395-400 <https://doi.org/10.3969/j.issn.2096-8299.2020.04.014>

#### 变压器绕组故障振动监测的研究现状

Research Status of Transformer Winding Fault Vibration Monitoring

上海电力大学学报. 2020, 36(5): 495-499 <https://doi.org/10.3969/j.issn.2096-8299.2020.05.015>

#### 电力变压器故障自动诊断系统的设计

Design of Automatic Diagnosis System for Power Transformer Fault

上海电力大学学报. 2017, 33(4): 353-356 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-4729.2017.04.009>

#### 基于多源信息融合的变压器检测与评估技术

Transformer State Detection and Evaluation Technology Based on Multi-source Information Fusion

上海电力大学学报. 2020, 36(5): 481-485 <https://doi.org/10.3969/j.issn.2096-8299.2020.05.013>

#### 红外测温技术在电力设备故障诊断中的应用

Study of Infrared Technique Used in Diagnosis of Electric Power Equipment

上海电力大学学报. 2016, 32(6): 543-546,569 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-4729.2016.06.008>

DOI: 10.3969/j.issn.2096-8299.2022.05.018

# 电力变压器故障智能化诊断技术综述

王杰峰<sup>1</sup>, 李 洵<sup>1</sup>, 舒 彧<sup>1</sup>, 姚从荣<sup>2</sup>

(1. 贵州电网有限责任公司 信息中心, 贵州 贵阳 550003; 2. 上海电力大学 能源与机械工程学院, 上海 200090)

**摘要:** 变压器是电力系统的主要设备之一,其故障的提前诊断极其重要。总结并系统剖析了国内外各种传统及现有的变压器故障诊断方式,详细列举了基于油中溶解气体分析技术或电力设备的智能化故障诊断技术的最新进展,阐述了各类深度学习算法在变压器故障诊断中的应用,如深度神经网络、稀疏受限玻尔兹曼机、深度置信网络等,并将各种诊断技术的最终效果进行了对比。

**关键词:** 电力变压器; 智能化; 深度学习; 故障诊断

**中图分类号:** TP3      **文献标志码:** A      **文章编号:** 2096-8299(2022)05-0518-05

## Review and Analysis of Intelligent Diagnosis Technology for Transformer Faults

WANG Jiefeng<sup>1</sup>, LI Xun<sup>1</sup>, SHU Yu<sup>1</sup>, YAO Congrong<sup>2</sup>

(1. Information Center, Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang, Guizhou 550003, China;

2. School of Energy and Mechanical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** As one of the main equipment in the power system, it is extremely important to diagnose transformer faults in advance. However, it is difficult to establish an accurate and perfect condition assessment model for power transformers by traditional technology, and then artificial intelligence is gradually coming into the public view as a new idea and method. This paper summarizes and systematically analyzes various traditional and existing transformer fault diagnosis methods at home and abroad, and lists in detail the latest advances in intelligent fault diagnosis technology based on dissolved gas analysis technology in oil or inspection images of power equipment. Various deep learning algorithms applied to transformer fault diagnosis are studied, such as deep neural network, sparse restricted Boltzmann machine, and deep confidence. The final results of various diagnostic techniques are compared.

**Key words:** power transformer; intelligence; deep learning; fault diagnosis

电力变压器(以下简称“变压器”)作为电力系统中的主要设备之一,具有电压等级变换、电能转移和分配等功能。其安全稳定的运行对于整个电网的状况都极为重要。若变压器发生故障,就

会造成设备损坏、报废,甚至导致大面积区域停电等重大生活生产事故。因此,必须尽早发现变压器中的各种潜在威胁,针对不同的故障特征设计相应的维护方案,才能避免发生大型事故。

收稿日期: 2022-04-14

通信作者简介: 姚从荣(1997—),男,在读硕士。主要研究方向为深度学习、目标检测和信息技术。E-mail: yaoyao19970811@163.com。

近年来,人工智能的飞速发展为变压器的故障诊断和排查工作提供了新的方法。在巡检过程中会产生大量信息和数据,人力无法完全记录和及时处理,而且人的肉眼对细小信号的观测能力也有限;同时,担任监视的工作人员和巡检人员也可能由于人类自身的能力局限而无法处于长期有效且固定的状况中<sup>[1-2]</sup>。但是,计算机能够快速有效地处理数据,并且能够相对稳定地长期工作。这使得对电力设备进行实时监控成为可能。从大量数据中依照需求提取有效信息,可以节省大量精力和时间,而且提高了故障判断的效率和预报能力,从而缩短处理时间<sup>[3-4]</sup>。

本文详细阐述了多种变压器的故障诊断技术,包括传统方法,如油中溶解气体分析技术,以及目前流行的深度学习技术,如基于红外巡检图像的深度视觉故障诊断等。另外,比较了不同诊断技术的效果,并针对其中存在的问题进行了讨论。

## 1 变压器故障诊断技术研究近况

变压器可能发生的故障有电故障、热故障和机械故障。其中,电故障和热故障占比更大,而机械故障最终体现为电故障或热故障。

长时间运行的变压器在电和热作用下,其中的绝缘材料将慢慢老化和溶解,从而形成可溶解的氢气、氧气和烃族气体<sup>[5-6]</sup>。因此,通过检测变压器油中所溶解气体的状况,就可以推断出其内部电弧释放和绝缘氧化等常见故障。油中溶解气体分析(Dissolved Gases Analysis, DGA)法<sup>[7-8]</sup>是目前油浸式电力变压器最常用的故障诊断方法。该方法通过红外图像检测、绝缘油试验、电气绝缘试验、局部放电检测等手段,对油耐压、介损、油中含水量、交流耐压、泄漏电流、温度、油中含气量及局部放电量等反应变压器运行状况的状态量进行测量评估,是诊断和检测变压器潜在故障的常用方法<sup>[9]</sup>。根据有关数据<sup>[10]</sup>,国内电网有超过50%的变压器故障检测是利用油中溶解气体分析法。

目前,变压器故障诊断技术研究仍有很多难点,如:如何精确获得变压器故障诊断的相关数据;如何利用机器学习算法将实时采集的相关数据进行归类,并根据这些经验数据,标记新发现的故障;还有数据质量、数据壁垒、异常样本匮乏等问题<sup>[11-12]</sup>。

数据质量是支配变压器状态检修最终成效的重要因素。由于目前与设备状况相关的数据保存样式多种多样,品质参差不齐,数据重叠、变异和遗漏等现象时有发生,对评估环节的效率和结论的准确性影响较大。因此,应做好原始数据品质评估和大数据分析治理之间的相互关联研究,提高原始数据的品质,保证评价工作的顺利开展。变压器状态检测所需要的数据多来自于不同的行业部门和信息平台,很难进行跨平台的数据交换和信息共享,存在数据壁垒,导致完整数据样本的收集工作较为困难。因此,有必要探求不同类型、地点及功能的数据库之间的交互机制,满足数据部门间、系统间的有效存取,为变压器状态检修提供丰富、全面的数据。

## 2 变压器故障的智能化诊断技术

近年来,随着传感器技术、IT技术、AI技术的迅速发展,以及这些技术在电力系统应用范围的迅速扩增,各类传感器开始大范围应用,电力信息化水平飞速提高。庞大的数据量为人工智能、大数据等技术的发展和利用提供了数据基础<sup>[13]</sup>。深度学习、神经网络等新型人工智能理论的创新,以及图形处理器、张量处理器等高算力技术的进步,使得人工智能在变压器的运行维护及检修方面有了进一步的技术支撑。

### 2.1 基于机器学习的变压器故障诊断

机器学习(Machine Learning, ML)涉及概率统计、计算复杂性理论等多个领域,其研究内容是利用计算机模仿或完成人类的学习活动。计算机学习到新的知识或能力后,将得到的知识框架进行完善,从而不断提升自我的机能。广义上来说,机器学习是一种可以使机器自我学习的技术手段。从实践的角度来说,机器学习可以通过学习大量数据来构建模型,并利用模型来预测更多数据。

最近,变压器状态监测技术迅速发展,如油中溶解气体分析法、红外热像监测技术<sup>[14]</sup>、局部放电监测技术<sup>[15]</sup>、油中糠醛监测技术<sup>[16]</sup>等,为变压器的状态诊断提供了重要的数据协助。对于变压器的状态评判问题,国家电网和南方电网公司颁发了相关准则,明确给出了状态评判方案<sup>[17]</sup>。对于变压器状态预测及故障诊断问题,国内外学者提出了很多方法,构建了多种模型,取得了一些研究成果。

常见的油浸式变压器故障诊断方法 DGA 法包括传统诊断方法和智能诊断方法两大类。传统诊断方法有气体比值图法、气体含量比值法等,其优点在于操作简单,在现实中已经普及应用,但存在故障诊断准确度较低的缺点。研究人员以此为基础,提出了特征气体法、Rogers 法和三比值法等,仍属于传统诊断方法。智能诊断方法融合了人工智能技术,如支持向量机<sup>[18-19]</sup>、贝叶斯网络<sup>[20-21]</sup>、专家系统<sup>[22-23]</sup>、模糊理论<sup>[24-25]</sup>、BP 神经网络<sup>[26]</sup>等。郑蕊蕊等人<sup>[27]</sup>提出了支持向量机与人工免疫算法相结合的变压器故障诊断算法。仿真实验表明,该方法对于诊断变压器的单个或多个故障成效都较为显著。郭创新等人<sup>[28]</sup>研究了多分类及多核心训练支持向量机的变压器故障诊断模型,并验证了该方法有较强的实践性。近几年,有很多研究人员将极限学习机与变压器的故障诊断结合起来。袁海满等人<sup>[29]</sup>针对变压器故障案例信息不完善的问题,运用粒子群算法完善极限学习机,提升了故障归类的精确度。遇炳杰等人<sup>[30]</sup>为了解决变压器故障统计信息不平衡的问题,提出了加权极限学习机的判别方式。以上智能诊断技术提升了变压器故障诊断的精确性,但也存在一些技术问题,如专家系统难以取得足够的专家知识和经验;支持向量机可以解决小样本、局部极小值及过拟合等问题,但其实质上是二分类计算,在处理多类型问题时存在不完全分类或分类结果重复的情况;BP 神经网络的训练约束速度很慢,容易陷入局部最优<sup>[31]</sup>;极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)的训练速度较快,但模型诊断的稳定性较差。已有的变压器故障智能诊断方案大多对样本的完整性有较高的要求,无标签样本的使用率低,学习能力比较有限,确诊的准确率难以提高,不适用于大数据量样本的训练。

## 2.2 基于深度学习的变压器故障诊断

石鑫等人<sup>[32]</sup>提出了一种基于深度自编码网络(Deep Auto-Encoder Networks, DAENs)的变压器故障诊断新方案,利用 DAENs 融合变压器 DGA 的数据特征和故障类型,创建了变压器的故障诊断模型。该方案拥有很强的数据样本特征的转换效能,通过概率得到故障诊断的结果。另外,文献<sup>[32]</sup>还提出了基于深度置信网络(Deep Be-

lief Networks, DBNs)的油浸式变压器故障诊断的新型方案,建立了深度信念网络分类器(Deep Belief Network Classifier, DBNC)模型,并将其用于变压器的故障归类。该方案能够在众多数据样本中快速提取特征,使用变压器油色谱在线监测设备取得无标签样本后安排训练,有效判别出故障类型。

HINTON G E 等人<sup>[33]</sup>提出了一种基于深度置信网络的深度学习算法,其理念是在每一层深度网络中尽可能保留输入的信息,以实现特征提取。因此,单层的深度学习构造还被称作编码器<sup>[34]</sup>。姜有泉等人<sup>[35]</sup>研究了结合 DGA 法与深度学习的变压器故障诊断方案,并基于深度置信网络提取特征,创建了拥有数个隐含层的深度学习模型,使用无监视的特征训练方式,在样本较少时仍然能够对变压器故障进行准确判别。文献<sup>[35]</sup>还提出,为了满足故障诊断的及时性和高精密度的需求,可以用深度学习来判断故障类型,利用快速歧化算法改进参数、加速训练。实验结果显示,相较于传统的学习模型如 BP 神经网络和支持向量机等,基于深度学习的变压器故障诊断方案的精确度更高、收敛速度更快。另外,实验证明,一层的深度置信网络比多层的识别精确性更高。这说明深度学习模型并不会随着层数的增加而更优。

贾京龙等人<sup>[36]</sup>提出可以利用卷积神经网络来进行变压器的故障诊断。首先,将油中溶解气体里面的氢气、乙烯、乙炔、甲烷和乙烷含量作为输入量,并将数据作统一处理。然后研究卷积核的数目、面积和采样宽度等对分类准确性的影响,为构造卷积神经网络时的参数选择提供依据。最后,对比卷积神经网络和 BP 神经网络在对变压器故障归类时的学习时长、准确度及预测结果,验证了卷积神经网络在准确度和运转时间方面的性能更好。

## 3 变压器故障智能化诊断技术的比较与分析

深度学习能够对特征进行自主提取,发掘繁杂数据构造中的样本特征,其多隐含层架构可以利用函数来表明繁杂的特征信息,适用于电力设备的高精度模式识别和判断。

以深度置信网络为例,设定输入、输出及隐含

层的节点,指定相同的变压器学习样本,利用深度置信网络、支持向量机和 BP 神经网络分别进行训练,用最佳的训练成果来表现模型的判别精确度。深度置信网络不同模型层数时的训练和测试结果如表 1 所示。

表 1 深度置信网络模型故障诊断训练和测试结果

模型层数/层	训练误差/%	测试误差/%
1	0.103 3	0.099 6
3	53.384 0	53.384 5
5	46.665 4	46.615 4

由表 1 可以看出,单层的深度置信网络模型的测试误差只有 0.099 6%,明显小于 3 层和 5 层的模型。这是因为真实的样本数据中每个信息都只有 8 维,各隐含层可以学习到的特征数十分有限,而玻尔兹曼机只需 1 层就可以胜任特征训练的工作。这里的深度置信网络都是基于快速歧化算法,如果玻尔兹曼机是 3 层、5 层甚至更多层,那么误差就可能顺着特征传递到下一层,过多的误差堆积在很大程度上会影响分类的最终效果,无法达到故障诊断的需求。

深度置信网络、支持向量机与 BP 神经网络 3 种学习算法的故障诊断结果对比如表 2 所示<sup>[37]</sup>。

表 2 3 种学习算法故障诊断结果对比

模型	误差样本个数/个	误差率/%
深度置信网络	1	0.099 6
支持向量机	13	2.138 2
BP 神经网络	17	2.796 1

由表 2 可以看出,由于样本里的数据有遗失,所以 BP 神经网络的误差要比深度置信网络更大,深度置信网络对于多分类识别的精确度明显优于其他两种算法<sup>[38]</sup>。

分别利用 BP 神经网络和卷积神经网络对变压器故障进行分类,记录训练集和测试集的准确率和时间,结果如表 3 所示<sup>[39]</sup>。

表 3 BP 神经网络和卷积神经网络准确率对比

模型	训练集准确率		训练时间	运行时间
	%			
BP 神经网络	1	89.08	36.08	0.036
卷积神经网络	13	91.60	457.01	0.031

由表 3 可以看出,卷积神经网络不论是在准

确率还是训练时间方面都更好,这是因为卷积神经网络能够在输入数据中提取更加优良的特征。虽然其训练时间比 BP 神经网络要缓慢很多,但其多组测试的识别速率比 BP 神经网络快很多。因此,卷积神经网络在变压器故障识别方面比 BP 神经网络有着更高的精确度,且识别速度更快。

## 4 结 语

本文对于变压器故障智能化诊断技术的发展历程及具体内容进行了详细的论述,对深度学习的有关概念、方法及应用进行了细致的介绍,着重剖析了深度学习在变压器故障诊断领域的实用性,并分析了现有的故障诊断方法的优点。根据深度学习技术,详细介绍了国内外学者所研究的深度神经网络、深度置信网络、深度自编码网络、卷积神经网络等技术,并列举了相应的研究成果。通过比较和分析部分变压器故障智能化诊断技术的实验数据,直观表现了各种方法的误差诊断效果。研究表明,基于深度学习的变压器故障诊断方法的精确度更高、收敛速率更快。因此,利用基于深度学习的变压器故障诊断技术是电力系统发展历程中的新方向,且已经获得了实质性进展,但其实际应用还需更进一步的探索。

## 参考文献:

- [1] 武中利. 电力变压器故障诊断方法研究[D]. 北京:华北电力大学,2013.
- [2] 杨廷方. 变压器在线监测与故障诊断新技术的研究[D]. 武汉:华中科技大学,2008.
- [3] 于浩,王力康,王凯. 图像处理技术和神经网络在电力设备识别中的应用[J]. 信息与电脑,2012(20):122-123.
- [4] 杨永辉,刘昌平,黄磊. 图像和视频分析在电力设备监控系统中的应用[J]. 计算机应用,2010,30(增刊1):281-284.
- [5] 陈晓念. 基于视觉的避雷器识别与跟踪算法研究[D]. 广州:广东工业大学,2016.
- [6] 邵进,胡武炎,贾风鸣,等. 红外热成像技术在电力设备状态检修中的应用[J]. 高压电器,2013,49(1):126-129.
- [7] 张庆磊. 基于油中气体分析和局部放电检测的变压器故障诊断技术研究[D]. 南京:南京理工大学,2014.
- [8] 黄海,吕志立,王玉,等. 变压器故障监测与诊断技术研究现状[J]. 当代化工研究,2022(9):177-179.
- [9] 中华人民共和国电力工业部. 电力设备预防性试验规程:DL/T 596—1996[S]. 北京:中国电力出版社,1996:22-24.
- [10] 谢齐家,阮羚,卢军. 变电设备在线监测装置应用情况综述及配置建议[J]. 湖北电力,2011,35(增刊1):121-123.
- [11] 刘林凡. 基于机器学习的电力变压器故障诊断的研究进展[J]. 电子世界,2017(15):9-10.

- [12] 石鑫. 基于深度学习的变压器故障诊断技术研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- [13] 蒲天骄, 乔骥, 韩笑, 等. 人工智能技术在电力设备运维检修中的研究及应用[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 369-383.
- [14] JADIN M S, TAIB S. Recent progress in diagnosing the reliability of electrical equipment by using infrared thermography[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2012, 55(4): 236-245.
- [15] STONE G C. Partial discharge diagnostics and electrical equipment insulation condition assessment[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2005, 12(5): 891-904.
- [16] EMSLEY A M, STEVENS G C. Review of chemical indicators of degradation of cellulosic electrical paper insulation in oil-filled transformers[J]. *IEEE Proceedings-Science, Measurement and Technology*, 1994, 141(5): 324-334.
- [17] 国家电网公司. 油浸式变压器(电抗器)状态评价导则: Q/GDW 169—2008[S]. 北京: 中国电力出版社, 2008: 4-14.
- [18] 刘云鹏, 许自强, 李刚, 等. 人工智能驱动的数据分析技术在电力变压器状态检修中的应用综述[J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 337-348.
- [19] 刘裕舸, 黄忠辉. 基于 SVM 算法优化的变压器故障诊断研究[J]. 红水河, 2022, 41(1): 89-93.
- [20] 朱永利, 尹金良. 组合核相关向量机在电力变压器故障诊断中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(22): 68-74.
- [21] ROLIM J G, MAIOLA P C, BAGGENSTOSS H R, et al. Bayesian networks application to power transformer diagnosis[C]//Proceedings of 2007 IEEE Lausanne Power Tech. Lausanne: IEEE, 2007: 999-1004.
- [22] LIN C E, LING J M, HUANG C L. An expert system for transformer fault diagnosis using dissolved gas analysis[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 1993, 8(1): 231-238.
- [23] 师瑞峰, 史永锋, 牟军, 等. 油中溶解气体电力变压器故障诊断专家系统[J]. 电力系统及其自动化学报, 2014, 26(12): 49-54.
- [24] ATALAR F, KUNTMAN A. Diagnosis of power transformers faults using fuzzy logic method[C]//Proceedings of 2016 National Conference on Electrical, Electronics and Biomedical Engineering (ELECO). Bursa: IEEE, 2016: 28-32.
- [25] NI U M C, ACIU A M, NICOLA C I, et al. Power transformer fault diagnosis using fuzzy logic technique based on dissolved gas analysis and furan analysis[C]//Proceedings of 2017 International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM) & 2017 Intl Aegean Conference on Electrical Machines and Power Electronics (ACEMP). Brasov: IEEE, 2017: 184-189.
- [26] ZHANG Y J, CHEN E, GUO P J, et al. Application of improved particle swarm optimization BP neural network in transformer fault diagnosis[C]//Proceedings of 2017 Chinese Automation Congress (CAC). Jinan: IEEE, 2017: 6971-6975.
- [27] 郑蕊蕊, 赵继印, 赵婷婷, 等. 基于遗传支持向量机和灰色人工免疫算法的电力变压器故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(7): 56-63.
- [28] 郭创新, 朱承治, 张琳, 等. 应用多分类多核学习支持向量机的变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(13): 128-134.
- [29] 袁海满, 吴广宁, 高波. 基于 DGA 的粒子群极限学习机电力变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2016, 52(11): 176-180.
- [30] 遇炳杰, 朱永利. 加权极限学习机在变压器故障诊断中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(12): 4340-4344.
- [31] 杨涛, 黄军凯, 许逵, 等. 基于深度学习的变压器故障诊断方法研究[J]. 电力大数据, 2018, 21(6): 23-30.
- [32] 石鑫, 朱永利, 宁晓光, 等. 基于深度自编码网络的电力变压器故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(5): 122-126.
- [33] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [34] BENMAHAMED Y, TEGUAR M, BOUBAKEUR A. Application of SVM and KNN to Duval Pentagon 1 for transformer oil diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2017, 24(6): 3443-3451.
- [35] 姜有泉, 黄良, 王波, 等. 基于 DGA 和深度置信网络的变压器内部故障诊断[J]. 武汉大学学报(工学版), 2017, 50(5): 749-753.
- [36] 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.
- [37] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521: 436-444.
- [38] 祁寿贤, 胡荣辉, 王伟, 等. 基于 SMOTE 平衡数据集的 BP 神经网络变压器故障诊断[J]. 山东电力技术, 2022, 49(4): 15-22.
- [39] 薛阳, 吴海东, 俞志程, 等. 基于深度学习的变压器图像识别系统[J]. 上海电力大学学报, 2021, 37(1): 51-56.

(责任编辑 白林雪)