

新能源电网中的电气设备故障诊断技术研究

代忠铭

国华爱依斯（黄骅）风电有限公司，河北省沧州市，061100；

摘要：本文聚焦新能源电网中的电气设备故障诊断技术，深入分析新能源电网运行特点及电气设备常见故障类型，系统研究基于信号处理、人工智能、数据挖掘等的故障诊断技术原理与应用。通过对各类诊断技术的优缺点对比和案例分析，揭示其在实际应用中的效果与局限性，并对未来新能源电网电气设备故障诊断技术的发展趋势进行探讨，旨在为提升新能源电网可靠性和稳定性提供理论支持与技术参考。

关键词：新能源电网；电气设备；故障诊断；信号处理；人工智能

DOI：10.69979/3060-8767.25.09.013

引言

随着全球对清洁能源的需求不断增长，太阳能、风能、水能等新能源在电力供应中的占比逐渐提高，新能源电网规模持续扩大。然而，新能源发电具有间歇性、波动性等特点，这给电网的稳定运行带来了巨大挑战。电气设备作为新能源电网的核心组成部分，其运行状态直接影响电网的可靠性和安全性。一旦电气设备发生故障，不仅会导致局部供电中断，还可能引发连锁反应，造成大面积停电事故，严重影响社会经济发展和人们的日常生活。因此，研究高效、准确的新能源电网电气设备故障诊断技术，及时发现设备潜在故障并采取相应措施，对于保障新能源电网安全稳定运行具有重要的现实意义。

1 新能源电网特点及电气设备故障类型

1.1 新能源电网特点

相较于传统电网，新能源电网呈现三大特性：其一，能源供给不稳定，太阳能、风能等发电受自然条件制约，导致功率波动大；其二，设备布局分散，偏远地区的风电场、光伏电站使电网结构复杂，长距离输电增加运维难度；其三，电力电子设备广泛应用，谐波问题突出，电能质量管控要求更高^[1]。

1.2 电气设备故障类型

新能源电网设备故障按部位可分四类：

发电机故障，定子绕组易出现短路、接地，多因绝缘老化；转子故障如匝间短路、断条影响介电性能；轴承故障表现为振动异常、噪声，严重时停机。异步发电机转子断条时，定子电流产生特征频率：

$$f_r = (1 - 2s)f_1 \quad (S \text{ 为转差率}, f_1 \text{ 为电源频率})$$

变压器故障，绕组短路引发过热；铁芯多点接地致局部高温；油浸式变压器的油中气体含量、油质变化，可反映内部放电或过热故障，通过气相色谱分析气体可辅助诊断^[2]。

输电线路故障，短路故障含三相、两相短路，电流激增威胁设备；接地故障若未及时处理，易演变为相间短路。行波法利用行波速度 v 和两端时间差 Δt ，

$$x = \frac{v\Delta t}{2} \text{ 定位故障点。}$$

电力电子设备故障，IGBT 等功率器件因过压、过流、过热损坏；控制电路失效直接影响新能源并网及电能质量。

2 新能源电网电气设备故障诊断技术

2.1 基于信号处理的故障诊断技术

2.1.1 傅里叶变换

傅里叶变换通过公式：

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt$$

将时域信号转换为频域信号，可分析电气设备正常与故障时振动、电流等信号的频率特征变化，常用于电机轴承故障诊断。该方法理论成熟、计算简便，能直观展示频率分布，但无法反映信号时间变化，不适用于非平稳信号分析^[3]。

2.1.2 小波变换

作为时频分析手段，小波变换利用公式：

$$W_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

同时在时域和频域解析信号，可有效提取输电线路等设备故障信号特征。其优势在于时频分辨率高，能精

准捕捉信号突变,但小波基函数的选取会显著影响分析结果,需结合实际优化选择。

2.2 基于人工智能的故障诊断技术

2.2.1 人工神经网络

人工神经网络是一种模拟人类大脑神经元结构和功能的信息处理系统,具有强大的非线性映射能力和自学习能力。在电气设备故障诊断中,常用的人工神经网络包括多层感知器(MLP)、径向基函数神经网络(RBF)等。以多层感知器为例,它由输入层、隐藏层和输出层组成,通过调整神经元之间的连接权值和阈值,实现对故障特征的学习和分类。在变压器故障诊断中,可以将油中气体含量、绕组温度等作为输入层节点,故障类型作为输出层节点,通过训练神经网络建立输入与输出之间的映射关系。人工神经网络的优点是能够处理复杂的非线性问题,具有较高的诊断准确率。但它需要大量的样本数据进行训练,训练过程耗时较长,且网络结构的选择缺乏统一的标准,容易出现拟合现象^[4]。

2.2.2 支持向量机

支持向量机基于统计学习理论,通过寻找最优分类超平面实现样本分类,适用于电气设备故障诊断中小样本、非线性及高维数据处理,如用于发电机故障类型识别。对于线性可分问题,其目标是求解满足

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad \text{且} \quad y_i(w^T x_i + b) \geq 1$$

($i = 1, 2, \dots, n$) 的最优超平面,其中 w 为权重向量, b 为偏置, x_i 、 y_i 分别为样本数据与类别。非线性问题则借助核函数映射至高维空间处理。该方法泛化能力强,小样本诊断效果良好,但核函数选择对诊断结果影响大,需谨慎确定。

2.2.3 深度学习

深度学习是一种基于人工神经网络的机器学习方法,它通过构建多层神经网络模型,自动从大量数据中提取特征。在新能源电网电气设备故障诊断中,深度学习如卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)及其变体长短时记忆网络(LSTM)等得到了广泛应用。例如,利用卷积神经网络对电力电子设备的故障图像进行特征提取和分类,能够实现对功率器件故障的快速诊断。LSTM网络则可以有效地处理具有时间序列特征的电气设备运行数据,在输电线路故障预测中具有较强的应用前景。深度学习的优点是能够自动提取特征,减少了人工特征工程的工作量,且在大规模数据上具有较高的诊断准确率。但它需要大量的计算资源和训练数据,模型的解释性较差,难以理解其决策过程^[5]。

2.3 基于数据挖掘的故障诊断技术

2.3.1 关联规则挖掘

关联规则挖掘是一种从大量数据中发现项之间关联关系的技术。在电气设备故障诊断中,通过对设备运行数据进行关联规则挖掘,可以发现不同运行参数之间的潜在关系,从而判断设备是否存在故障。例如,通过分析变压器的油温、油中气体含量、负载电流等参数之间的关联规则,当某些参数组合满足特定规则时,提示变压器可能存在故障。常用的关联规则挖掘算法有Apriori算法等。关联规则挖掘的优点是能够发现数据中隐藏的关联关系,为故障诊断提供新的思路。但它挖掘出的规则可能存在冗余,需要进行筛选和验证^[6]。

2.3.2 聚类分析

聚类分析是将数据对象按照相似性划分为不同类别的方法。在电气设备故障诊断中,聚类分析可以根据设备运行数据的特征,将设备运行状态分为正常状态、轻微故障状态、严重故障状态等。例如,对发电机的振动数据进行聚类分析,将振动特征相似的数据归为一类,从而判断发电机的运行状态。常用的聚类算法有K-均值聚类算法、层次聚类算法等。聚类分析的优点是不需要预先知道数据的类别标签,能够自动对数据进行分类。但它对聚类参数的选择较为敏感,不同的参数设置可能导致不同的聚类结果。

3 案例分析

3.1 基于小波变换和支持向量机的变压器故障诊断案例

某电力公司对一台运行中的油浸式变压器进行故障诊断。首先,采集变压器的油中气体含量、绕组温度、电压电流等信号。然后,利用小波变换对这些信号进行预处理,提取故障特征。将提取的特征作为支持向量机的输入,经过训练后的支持向量机对变压器的故障类型进行分类。诊断结果显示,该变压器存在绕组局部过热故障,与实际检修结果相符。通过该案例可以看出,小波变换和支持向量机相结合的故障诊断方法能够有效地提取故障特征,提高诊断准确率。

3.2 基于深度学习的风力发电机故障诊断案例

在某风力发电场,采用深度学习对风力发电机进行故障诊断。收集风力发电机的振动信号、转速信号、功率信号等大量运行数据,构建数据集。利用卷积神经网络对这些数据进行特征提取和分类,训练后的模型能够准确地识别出风力发电机的轴承故障、齿轮箱故障等常见故障类型。实际应用表明,该深度学习模型在风力

发电机故障诊断中具有较高的准确率和可靠性,能够及时发现故障隐患,为风力发电场的运维提供了有力支持。

4 各类故障诊断技术对比与分析

4.1 诊断技术优缺点对比

基于信号处理的技术理论成熟、计算高效,傅里叶变换擅长稳态信号频域分析,但无法处理非平稳信号;小波变换可实现时频联合分析,却依赖特定基函数选取。人工智能技术中,人工神经网络可处理复杂非线性问题,但训练耗时且易过拟合;支持向量机适用于小样本分类,不过核函数选择影响诊断效果;深度学习能自动提取特征、准确率高,但计算资源需求大且解释性差。数据挖掘技术里,关联规则挖掘可发现数据潜在关系,但存在规则冗余;聚类分析无需数据标注,但对聚类参数敏感,参数不同结果差异大。

4.2 实际应用中的适用性分析

在工程实践中,常规低压配电等运行稳定、故障简单的设备,采用基于信号处理的技术即可快速诊断,如傅里叶变换分析稳态信号。大型变压器、风力发电机等故障复杂、信号非线性强的设备,人工智能技术更具优势,深度学习可精准识别故障类型。基于数据挖掘的技术适用于处理海量设备运行数据,能挖掘参数关联与异常模式,适合新能源电网分布式设备的状态监测与故障预警。

5 新能源电网电气设备故障诊断技术发展趋势

5.1 多技术融合

单一的故障诊断技术往往存在一定的局限性,未来将更加注重多种技术的融合应用。例如,将信号处理技术与人工智能技术相结合,先用信号处理方法对原始数据进行预处理,提取有效的故障特征,再利用人工智能算法进行故障分类和诊断,以提高诊断的准确性和可靠性。此外,数据挖掘技术与其他技术的融合也将成为趋势,通过数据挖掘发现数据中的潜在规律,为其他诊断技术提供更有价值的信息。

5.2 智能化与自动化

随着人工智能和物联网技术的不断发展,新能源电网电气设备故障诊断将向智能化和自动化方向发展。智能诊断系统能够自动采集设备运行数据,实时进行故障诊断和预警,无需人工干预。同时,利用机器学习算法不断优化诊断模型,提高诊断的准确性和效率。例如,基于边缘计算的故障诊断系统可以在设备本地进行数

据处理和分析,实现快速故障诊断和响应。

5.3 在线监测与预测性维护

未来,新能源电网电气设备将更加注重在线监测和预测性维护。通过安装各种传感器,实时监测设备的运行状态,采集大量的运行数据。利用先进的故障诊断技术对这些数据进行分析,不仅能够及时发现设备当前的故障,还能够预测设备未来的故障趋势,提前采取维护措施,避免故障的发生。这将大大提高设备的可靠性和使用寿命,降低运维成本。

6 结论

综上所述,研究了新能源电网电气设备故障诊断技术,剖析了新能源电网特性与设备故障类型,阐释了信号处理、人工智能、数据挖掘等诊断技术的原理、应用及优劣,并结合案例验证其有效性,明确了各技术的适用场景,探讨了多技术融合、智能化、在线监测等发展趋势。研究发现,不同诊断技术各有利弊,实际应用中需依据设备特点与故障类型,选择单一技术或采用技术组合,以此提升诊断准确性与可靠性。随着技术进步,故障诊断技术将持续迭代创新,为新能源电网稳定运行提供坚实保障。未来仍需深化研究,攻克技术难题,推动其在新能源电网中的广泛应用。

参考文献

- [1]徐鸣阳.基于深度学习的高压电气设备故障信号检测系统[J].电气技术与经济,2025,(06):193-195.
- [2]彭云.变电站一次设备故障诊断与维护技术[J].工业控制计算机,2025,38(06):175-176.
- [3]薛涛.井下变电所电力设备故障诊断与智能监控研究[J].现代制造技术与装备,2025,61(05):208-210. DOI:10.16107/j.cnki.mmte.2025.0332.
- [4]陆彬.核电厂电力设备故障诊断技术的研究与应用[J].电力设备管理,2025,(04):171-173.
- [5]宋元军,强盛.基于人工智能的高压电气设备故障诊断与预防系统设计与实现[J].电气技术与经济,2024,(12):115-117.
- [6]宋凯峰,袁宏,李萌,等.基于改进t-SNE算法的水电站电气设备故障诊断[J].水电站机电技术,2024,47(12):131-134. DOI:10.13599/j.cnki.11-5130.2024.12.036.

作者简介:代忠铭(1996年7月),男,汉,河北沧州,本科,中级工程师,研究方向:新能源电气系统。