

# 电力设备故障诊断与预测技术研究

朱康乐

(国网湖北省电力有限公司 鄂州供电公司 436000)

**摘要:**随着电力系统复杂度与关键性提升,电力设备稳定运行成为电力安全供应的基石。本文综述了电力设备故障诊断与预测技术最新进展,针对传统方法局限,引入大数据、人工智能与物联网技术。概述故障类型与影响,深入探讨机器学习、深度学习及专家系统在故障诊断中的应用,并介绍时间序列分析与状态监测预测模型。最后,讨论了未来研究方向。本文的研究为提升电力设备运维效率、降低故障率提供了理论支持与技术参考。

**关键词:**电力设备;故障诊断;预测技术;人工智能

## 引言

电力设备作为电力系统的基石,其健康状态直接关系到电网的安全稳定运行。传统的故障诊断方法多依赖于人工巡检和定期维护,存在响应速度慢、诊断精度低等问题。随着大数据、云计算、人工智能等技术的飞速发展,电力设备故障诊断与预测技术迎来了新的变革。本文将从技术原理、方法应用及未来趋势三个方面,对电力设备故障诊断与预测技术进行全面探讨。

### 1 电力设备故障概述与诊断技术基础

#### 1.1 电力设备故障类型与影响

电力设备,如变压器、断路器和发电机,是电力系统的关键组成部分,其故障类型多样且影响深远。变压器常见的故障包括过热、绝缘老化、绕组变形等,这些故障不仅影响变压器的正常运行,还会引发火灾或短路,对电网的稳定性构成威胁。断路器作为保护设备,其拒动或误动将直接导致电力供应中断,影响供电可靠性和用户用电体验。发电机会遭遇定子绕组故障、转子故障及冷却系统故障等,这些故障一旦发生,将严重影响电力生产,甚至导致整个电力系统的瘫痪。这些故障类型不仅损害了设备本身,还通过影响电力系统的稳定性、可靠性和经济性,对社会生产和居民生活造成广泛影响。

#### 1.2 传统诊断方法及其局限性

传统电力设备故障诊断方法,如基于经验判断和阈值比较,在过去一段时间内发挥了重要作用,但其局限性也日益凸显。经验判断法依赖于运维人员的专业知识和经验积累,对于简单故障能够快速定位,但在面对复杂、新型故障时,往往力不从心,诊断结果易受主观因素影响。阈值比较法则通过设置固定的监测参数阈值来判断设备状态,这种方法简单直观,但在实际应用中,由于电力设备的运行状态受多种因素影响,单一阈值难以全面反映设备健康状况,且阈值的设定往往缺乏灵活性和针对性,难以适应不同设备、不同工况下的诊断需求。因此,在面对复杂多变的电力设备故障时,传统诊断方法显得力不从心,难以满足现代电力系统对高效、

准确故障诊断的需求。

### 2 基于人工智能的故障诊断技术

#### 2.1 机器学习在故障诊断中的应用

在电力设备故障诊断领域,机器学习技术的应用极大地提升了诊断的准确性和效率。支持向量机(SVM)作为一种强大的分类器,通过在高维空间中寻找最优超平面来区分不同类别的故障数据。在电力设备故障诊断中,SVM首先进行特征提取,从设备的运行数据中提取出能够反映故障状态的关键特征,如电流、电压、温度等。随后,利用这些特征训练SVM模型,使其能够学习到正常状态与故障状态之间的界限。在诊断阶段,SVM模型能够快速对新的输入数据进行分类,实现故障的准确识别。决策树和随机森林作为另一种常用的机器学习算法,在电力设备故障诊断中也展现出了良好的性能。决策树通过构建一系列规则来模拟人类决策过程,将复杂的故障诊断问题分解为一系列简单的判断题。随机森林则是在决策树的基础上,通过集成多个决策树的结果来提高整体的分类性能。在电力设备故障诊断中,决策树和随机森林能够处理多类故障,并自动选择最重要的特征进行诊断,从而提高了诊断的准确性和鲁棒性。

#### 2.2 深度学习技术的突破

深度学习技术,特别是卷积神经网络(CNN)和循环神经网络(RNN)的兴起,为复杂故障信号的精准解析与诊断开辟了新的途径。在电力设备故障诊断领域,这些模型展现出了前所未有的优势。CNN以其强大的空间特征提取能力,在处理图像类故障信号时尤为出色。它能够自动从设备表面的裂纹、腐蚀等图像中学习关键特征,这些特征对于判断设备是否发生故障以及故障类型至关重要。同时,CNN的层次化结构使得它能够从低级的边缘、纹理特征逐渐抽象到高级的形状、结构特征,为故障识别提供了丰富的信息。对于振动和声音这类时间序列信号,RNN及其变体(如LSTM)则展现出了卓越的性能。它们能够捕捉信号中的时序依赖关系,识别出故障发生前后的细微变化,从而实现了对设备状态

的实时监测和早期预警。最新研究成果表明,通过融合多种深度学习模型(如 CNN 与 RNN 的结合),可以进一步提升故障诊断的准确性和鲁棒性。此外,深度学习模型还具备自我学习和优化的能力,随着数据的不断积累,其诊断性能将得到持续提升。

### 2.3 专家系统与知识库构建

专家系统作为人工智能领域的重要分支,在结合领域专家知识与机器学习算法方面展现出了独特的优势。在故障诊断领域,专家系统通过构建故障诊断知识库,实现了故障的快速定位与原因分析。这一知识库不仅包含了领域专家的丰富经验和专业知识,还融入了机器学习算法对大量历史故障数据的分析和提炼。在知识库构建过程中,专家系统首先对故障现象、故障原因、故障处理措施等信息进行结构化表示,形成规则、框架或语义网络等结构。然后,利用机器学习算法对这些规则进行自动化处理和机器学习,提取出关键特征、规律和模式。在故障诊断过程中,专家系统根据实时监测到的设备数据,在知识库中检索匹配的规则或模式,快速定位故障并给出原因分析。同时,专家系统还具备自我学习和知识更新的能力,通过不断积累新的故障案例和诊断经验,不断完善和优化知识库的内容和结构。这种结合领域专家知识与机器学习算法的方式,不仅提高了故障诊断的准确性和效率,还使得故障诊断过程更加智能化和自动化。

## 3 故障预测技术与方法

### 3.1 时间序列分析在故障预测中的应用

时间序列分析作为一种强大的数据分析工具,在电力设备故障预测中发挥着至关重要的作用。ARIMA(自回归积分滑动平均模型)和 LSTM(长短期记忆网络)是两种广泛应用于此领域的模型,它们各自具备独特的优势。ARIMA 模型是传统时间序列分析方法中的佼佼者,通过整合自回归(AR)、差分(I)和移动平均(MA)三个部分,有效捕捉数据中的线性趋势、季节性变化及随机波动。在电力设备故障预测中,ARIMA 模型能够基于历史监测数据(如温度、电流、电压等),分析这些数据的时间序列特性,预测设备未来状态的变化趋势。通过设定合适的参数,ARIMA 模型能够捕捉到数据中的长期趋势和短期波动,从而提前发现潜在故障的迹象。然而,ARIMA 模型在处理非线性、非平稳数据方面存在局限性,对于复杂多变的电力设备故障预测任务,其预测精度会受到影响。LSTM 模型作为深度学习领域的一种特殊循环神经网络,克服了传统 RNN 在处理长序列数据时易出现的梯度消失或梯度爆炸问题。LSTM 通过引入门控机制(遗忘门、输入门、输出门),实现了对序列数据长期依赖关系的有效捕捉。在电力设备故障预测中,LSTM 模型

能够充分利用设备的历史监测数据,学习数据中的非线性关系和时间依赖性,从而对设备的未来状态进行准确预测。LSTM 模型不仅能够处理复杂多变的故障信号,还能够通过不断学习新的数据来优化预测模型,提高预测精度和鲁棒性。

### 3.2 状态监测与预测模型

基于物联网(IoT)技术的状态监测系统为电力设备故障预测提供了全面的数据支持。该系统通过部署各种传感器(如温度传感器、振动传感器、电流传感器等),实时采集设备的运行状态数据,并将这些数据通过无线或有线方式传输至数据中心进行存储和处理。状态监测系统的架构通常包括感知层、网络层、平台层和应用层四个部分。感知层负责数据的采集,通过传感器获取设备的实时状态信息;网络层负责数据的传输,将采集到的数据通过互联网或专用网络传输至数据中心;平台层负责数据的存储、处理和分析,构建预测模型并输出预测结果;应用层则面向用户,提供可视化的监控界面和故障预警功能。在构建预测模型时,首先需要对采集到的数据进行预处理,包括数据清洗、特征提取和归一化等操作。然后,根据数据的特性和预测任务的需求选择合适的预测算法(如 ARIMA、LSTM 等)。通过训练预测模型,使其能够学习到数据中的规律性和关联性,从而实现了对设备未来状态的准确预测。最后,将预测结果通过应用层展示给用户,以便及时采取预防措施,避免故障的发生。

### 结语

本文深入探讨了电力设备故障诊断与预测技术的最新进展,通过引入人工智能、大数据分析及物联网等先进技术,有效提升了故障诊断的准确性和预测的前瞻性。未来,随着技术的不断进步和应用的深入,电力设备故障诊断与预测将更加智能化、精准化,为电力系统的安全稳定运行提供更加坚实的保障。同时,也需关注数据安全、隐私保护及算法可解释性等问题,推动技术健康、可持续发展。

### 参考文献:

- [1]宋保全. 电力设备故障诊断与预测维护技术研究[J]. 模型世界,2024(1):116-118.
- [2]许娟. 基于大数据分析的输变电设备故障诊断与预测研究[J]. 电气技术与经济,2024(5):193-195.
- [3]郝俊俊,乔磊,姚世峰. 电力设备状态监测与故障诊断技术研究[J]. 水电水利,2023,7(9):64-66.

朱康乐(1995-),男,汉族,河南平顶山人,大学本科,助理工程师,长期从事变电设备运维、监控及检修方向的技术工作。