

Fault Diagnosis and Prediction Analysis Based on Big Data in Electric Power System

Jianhua Yu

Jiangnan Shipbuilding Group Co., Ltd., Shanghai, 201913, China

Abstract

As an important infrastructure of modern society, the stable operation of power system is of great significance to ensure the national economic and social stability. However, with the continuous progress of science and technology and the increasing complexity of power system, the traditional fault diagnosis and prediction methods have been unable to meet the needs of modern power system. The rapid development of big data technology provides new ideas and means for the fault diagnosis and prediction of power system. The fault diagnosis and prediction analysis method based on big data can make full use of the massive power data, realize the accurate monitoring and prediction of the power equipment, and improve the safety and reliability of the power system. This paper will introduce the application of fault diagnosis and prediction analysis based on big data in power system, discuss its advantages and challenges, and propose corresponding improvement measures.

Keywords

power system; big data; fault diagnosis; predictive analysis

电力系统中基于大数据的故障诊断与预测分析

余建华

江南造船集团股份有限公司, 中国·上海 201913

摘要

电力系统作为现代社会的重要基础设施,其稳定运行对于保障国家经济和社会稳定具有重要意义,然而随着科技的不断进步和电力系统的日益复杂化,传统的故障诊断与预测方法已无法满足现代电力系统的需求。大数据技术的迅猛发展,为电力系统的故障诊断与预测提供了新的思路 and 手段。基于大数据的故障诊断与预测分析方法,能够充分利用海量的电力数据,实现对电力设备的精确监测和预测,提高电力系统的安全性和可靠性。论文将详细介绍基于大数据的故障诊断与预测分析在电力系统中的应用,探讨其优势与挑战,并提出相应的改进措施。

关键词

电力系统; 大数据; 故障诊断; 预测分析

1 引言

随着信息技术和物联网技术的快速发展,电力系统中的各类传感器、智能仪表等设备日益增多,产生的电力数据呈爆炸式增长。这些海量的电力数据蕴含着丰富的设备运行状态信息,为故障诊断与预测分析提供了有力支撑。大数据技术的迅猛发展为电力系统的故障诊断与预测分析带来了革命性的变革。大数据技术以其强大的数据处理能力和分析能力,为电力系统的故障诊断和预测分析提供了全新的解决方案。

2 电力系统中故障诊断的基本原理与方法

2.1 故障诊断的基本概念与流程

故障诊断作为电力系统维护的关键环节,其基本概念

在于通过一系列技术手段,对电力系统中出现的异常或故障进行识别、定位和分析,流程上故障诊断通常包括故障信号的采集、预处理、特征提取、故障识别与定位以及故障原因分析等步骤^[1]。随着大数据技术的快速发展,采集海量的电力数据,利用大数据处理技术进行预处理和特征提取,实现对故障信号的快速识别和分析。在故障诊断流程中,通过提取故障信号中的关键特征,实现对故障类型的准确识别,基于大数据的故障诊断方法还可以利用机器学习算法构建预测模型,对潜在故障进行预测和预警,这种预测分析不仅可以帮助运维人员提前制定维修计划,还降低故障对电力系统的影响。此外故障诊断还需要结合具体的案例分析进行优化和改进,通过对历史故障数据的分析和总结,可以提取出故障发生的规律和特点,为后续的故障诊断提供有力支持,还可以根据实践应用效果评估对故障诊断方案进行持续改进和优化,提高故障诊断的准确性和效率。

【作者简介】余建华(1971-),中国四川乐山人,高级工程师,从事电力电气工程研究。

2.2 传统故障诊断方法的局限性

传统方法往往依赖于人工巡检和专家经验,这种方式效率低下且容易受人为因素影响,导致故障诊断的准确性和及时性难以保证,据统计传统方法下故障诊断的误报率和漏报率均较高,严重影响了电力系统的稳定运行。传统方法对于复杂故障和隐性故障的识别能力有限,往往难以准确判断故障类型和位置。例如在电力系统中,某些故障可能表现为微弱的信号变化,传统方法很难捕捉到这些细微的故障特征。传统方法缺乏对大量数据的处理能力,无法充分利用电力系统中丰富的数据资源来提高故障诊断的准确性和效率。

2.3 基于大数据的故障诊断方法优势

大数据技术的应用使得故障诊断能够处理海量的数据,从而更全面地揭示故障发生的规律和特征。通过对历史故障数据的挖掘和分析,可以识别出故障发生的常见模式和潜在风险点,为预防性维护提供有力支持。基于大数据的故障诊断方法具有更高的准确性和可靠性,通过构建复杂的分析模型和算法,可以实现对故障特征的精确提取和识别,有效避免传统方法中的误判和漏判现象。大数据技术的应用还可以实现故障诊断的实时性和动态性,及时响应电力系统中的异常情况,提高故障处理的效率和准确性。

基于大数据的故障诊断方法还具有很好的可扩展性和灵活性,随着技术的不断进步和数据的不断积累,可以不断优化和完善故障诊断模型,提高诊断的准确性和效率。同时该方法还可以与其他先进技术相结合,如人工智能、机器学习等,形成更加智能和高效的故障诊断系统,为电力系统的安全稳定运行提供有力保障^[2]。

3 基于大数据的电力系统故障诊断技术

3.1 数据采集与预处理技术

在电力系统中,数据采集与预处理技术是大数据驱动的故障诊断与预测分析的关键环节。随着智能电网的不断发展,电力系统中的数据量呈爆炸式增长,如何高效、准确地采集和处理这些数据,对于提高故障诊断的准确性和预测分析的精度至关重要。在电力系统中数据采集主要依赖于传感器、智能仪表等设备,这些设备能够实时监测电力系统的运行状态,并将数据传输到数据中心。但由于电力系统的复杂性和多样性,数据采集过程中往往面临着数据格式不统一、数据质量参差不齐等问题,所以在数据采集阶段,需要采用标准化的数据采集协议和质量控制机制,确保数据的准确性和可靠性,原始数据往往包含大量的噪声、冗余信息和缺失值,这些都会对故障诊断和预测分析的准确性产生负面影响,所以在数据预处理阶段,需要采用合适的数据清洗、数据变换和数据归纳等方法,对原始数据进行有效的处理,例如可以通过滤波算法去除噪声,通过插值方法填充缺失值,通过特征选择技术提取关键特征等^[3]。

随着机器学习技术的不断发展,越来越多的先进算法

被应用于数据预处理领域,例如深度学习算法可以自动学习数据的特征表示,从而提高数据预处理的效果,无监督学习算法可以自动发现数据中的潜在结构和关联关系,为后续的故障诊断和预测分析提供有力支持。在实际应用中,数据采集与预处理技术的效果往往直接影响到故障诊断和预测分析的准确性。

3.2 故障特征提取与识别算法

通过对海量数据的深入挖掘和分析,算法能够提取出与故障相关的特征信息,为后续的故障诊断提供有力支持。在实际应用中,常用的故障特征提取方法包括小波变换、主成分分析、支持向量机等,这些方法能够有效地从原始数据中提取出故障特征,提高故障诊断的准确性和效率。在故障特征识别算法方面,深度学习技术近年来得到了广泛应用,深度学习模型能够通过学习大量数据中的规律和模式,自动提取出与故障相关的特征信息,例如卷积神经网络(CNN)在图像识别领域具有出色的性能,可以应用于电力系统中对设备外观图像的故障识别,通过训练CNN模型,使其能够识别出设备外观上的异常变化,从而实现对故障的准确判断。现在越来越多的智能算法被引入到电力系统故障诊断中,这些算法不仅能够提高故障诊断的准确性和效率,还能够实现故障的自动预警和智能决策。

3.3 故障诊断模型构建与优化

随着大数据技术的不断发展,故障诊断模型的构建与优化是确保系统稳定运行的关键环节,基于大数据的故障诊断方法逐渐展现出其独特的优势,通过采集海量的电力数据,可以利用先进的算法和模型对故障进行精准识别与定位。

在构建故障诊断模型时,需要选择合适的特征提取方法,如基于小波变换的故障特征提取方法可以有效提取出电力信号中的故障特征,为后续的诊断提供有力支持,还需要考虑模型的泛化能力和鲁棒性,以确保模型在不同场景下的有效性。

在优化故障诊断模型中,一方面,可以利用机器学习算法对模型进行训练和优化,以提高模型的诊断精度和效率。另一方面,可以结合专家知识和经验对模型进行改进,使其更加符合电力系统的实际情况,还可以利用仿真数据和实际数据对模型进行验证和评估,以确保模型的可靠性和稳定性。

4 基于大数据的电力系统故障预测分析

4.1 故障预测的基本原理与流程

故障预测工作基于电力系统历史故障数据的挖掘与分析,旨在发现潜在规律与发展趋势,预测未来可能发生的故障。数据质量与完整性对预测结果的准确性和可靠性至关重要。选择合适的预测模型是关键,机器学习算法如SVM和深度学习算法如神经网络已广泛应用。这些算法能学习历史

故障数据中的模式，提高预测准确性。预测结果的评估与优化不可或缺，通过定量评估了解模型性能，常用指标有准确率、召回率、F1值等。结合专家经验和实际数据验证与修正，可进一步优化预测结果。

4.2 预测模型的构建与选择

在电力系统中，预测模型的构建与选择是确保故障诊断与预测分析准确性的关键环节。首先，在构建预测模型时，需要充分考虑电力系统的复杂性和动态性。通过收集大量的历史数据，包括设备运行状态、故障记录、环境参数等，运用数据挖掘和机器学习技术，提取出与故障发生相关的关键特征。在此基础上，可以选择合适的预测算法，如神经网络、支持向量机、随机森林等，构建出能够准确预测故障发生的模型。

在选择预测模型时，需要综合考虑模型的预测精度、稳定性、可解释性等因素。例如神经网络模型具有较高的预测精度，但可能存在过拟合和计算复杂度高问题。而支持向量机模型则具有较好的稳定性和泛化能力。在实际应用中，需要根据具体场景和需求，选择最合适的预测模型，还可以结合多种模型进行集成学习，以提高预测结果的准确性和可靠性。

总之，预测模型的构建与选择是电力系统中大数据驱动故障诊断与预测分析的核心环节。通过合理选择预测算法和模型，结合电力系统的实际需求和特点，可以构建出高效、准确的预测模型，为电力系统的故障诊断和预测分析提供有力支持。

4.3 预测结果的评估与优化

基于大数据的故障预测分析结果的评估与优化可以确保预测的准确性和可靠性，评估预测结果需要依据实际故障发生情况与预测结果的对比，通过计算准确率、召回率等指标来量化预测性能。但仅仅依靠准确率等指标进行评估是不够的，还需要深入分析预测结果的偏差原因，这可以通过构建混淆矩阵、绘制 ROC 曲线等方式来实现，从而更全面地了解预测模型的性能。

在优化预测模型方面，可以从多个角度入手，优化数据预处理环节，提高数据质量和特征提取的准确性。可以尝试不同的算法和模型结构，通过对比实验找到最适合当前电力系统的预测模型。还可以考虑引入更多的数据源和特征信息，以丰富预测模型的输入，提高预测精度。引用行业专家

的观点或经验，结合具体案例进行分析，也是优化预测模型的有效途径。

预测结果的评估与优化是一个持续的过程，需要不断收集新的故障数据，更新预测模型，以适应电力系统运行状态的变化。还需要关注新技术和新方法的发展，及时将先进的预测技术应用到电力系统中，以提高故障预测分析的准确性和可靠性^[4]。

4.4 故障预测中存在的问题与改进

在电力系统中，大数据驱动故障诊断与预测分析已取得显著进展，但仍面临诸多问题和挑战。在实际应用过程中，由于数据采集设备的不完善或数据传输误差，导致数据存在噪声、缺失或异常值，对故障诊断和预测分析的准确性构成直接影响。为此需强化数据预处理与清洗工作，借助先进的数据清洗算法和工具，提升数据质量与可靠性。

此外，故障诊断与预测模型的泛化能力仍有待提高，虽然众多模型在特定场景下表现优异，但是在应用场景发生变化时，模型性能便显著下降，这主要源于模型对训练数据的过度依赖，缺乏足够的泛化能力。为解决此问题，可采用迁移学习、集成学习等先进技术，提升模型的适应性与鲁棒性。

鉴于电力系统中故障具有突发性和不确定性特点，故障诊断与预测系统需具备实时响应及快速处理大量数据的能力。为实现这一目标，可充分利用分布式计算、云计算等先进技术，提升数据处理与分析的速度与效率。电力系统和大数据技术虽为两个独立领域，但二者的结合具有巨大的潜在价值。因此，应深化跨领域合作，共同研发更为先进、实用的故障诊断与预测分析方法，建立知识共享平台，促进技术交流与经验分享，推动整个领域的持续发展。

参考文献

- [1] 韩松涛.基于声学特征和深度学习的电力变压器绕组短路故障诊断方法[D].甘肃:兰州理工大学,2023.
- [2] 孙瑞洁.电力系统安全稳定标准设计存在的不足及改良策略探讨[J].科学与信息化,2018(36):127.
- [3] 陈亮,熊飞,陈芳.电力物联网发展现状及趋势分析[C].//中国电机工程学会电力通信专业委员会第九届学术会议论文集,2013:439-442.
- [4] 张信新.电力系统自动化中智能技术应用的探究[J].通信电源技术,2023,40(17):62-64.