

基于大数据的电力设备故障预测研究

赵泉泉

山东泰开送变电有限公司 山东泰安 271000

摘要: 随着智能电网与数字化电力系统的深入发展,电力设备在复杂运行环境下的安全性与可靠性成为保障电网稳定运行的关键因素。传统的设备运维模式以定期检修与人工巡检为主,存在故障发现滞后、维护成本高、资源配置效率低等问题。大数据技术的快速发展为电力设备状态感知与智能诊断提供了新思路。本文从电力设备数据特征入手,分析了基于大数据的设备故障预测模型的构建方法与应用路径,探讨了数据采集、特征提取、模型算法与系统实现等关键环节。在此基础上,结合电网企业的实际应用案例,总结出基于机器学习与深度学习的预测模型在故障识别、寿命评估与预防性检修方面的显著优势。研究表明,利用大数据技术对设备运行数据进行多维度分析,可有效实现故障早期预警与风险分级管理,提升电网运维的智能化水平。

关键词: 大数据; 电力设备; 故障预测; 智能运维; 数据分析

引言

电力设备是电力系统安全稳定运行的重要基础,其运行状态直接影响电网的供电质量与安全水平。近年来,随着电力系统规模的不断扩大与新能源接入比例的增加,设备运行环境复杂度显著提升,设备故障的不确定性和突发性逐渐增加。传统的“定期检修+人工巡查”模式已难以满足现代电网对高可靠性和实时响应的要求。在此背景下,大数据技术的引入为电力设备的状态评估和故障预测提供了全新的技术支持。通过对设备历史运行数据、监测信号、环境参数及运维记录等多源异构数据进行融合分析,可以建立数据驱动的预测模型,实现从“事后维修”向“预测性维护”的转变。基于大数据的设备故障预测不仅能够降低停电风险、延长设备寿命,还能优化资源配置、提升运维效率,是实现智能电网与数字化电力企业的重要基础。本文将系统探讨电力设备故障预测的关键技术、实现路径与应用价值,为未来的智能运维体系建设提供参考。

一、电力设备故障预测的技术基础

(一) 大数据技术在电力系统中的应用特征

电力系统的数据来源复杂,涵盖变电设备、输电线路、监测仪器、SCADA系统以及在线检测平台等多种渠道。大数据技术能够对这些海量、异构、高维数据进行采集、存储与实时分析,提取设备运行规律与潜在风险信号。电力数据具有高频采集、高冗余性和强时序性等特征,通过数据挖掘与建模,可实现设备状态的全面感

知与动态评估。与传统数据处理方式相比,大数据平台能够实现跨系统、跨区域的信息整合,为设备健康管理提供统一的数据支撑环境。

(二) 电力设备故障的成因与特征分析

电力设备的故障类型主要包括绝缘老化、导体过载、机械磨损、过热、短路及环境因素等多方面原因。其故障往往表现为多因素耦合下的非线性演化过程。例如,变压器油温升高与局部放电信号之间存在复杂的时间相关性;输电线路的弧垂变化与气象条件、负荷水平密切相关。故障信号通常具有突发性与随机性,单一参数监测难以实现准确预警。大数据分析通过多源数据融合与特征提取,可识别异常趋势并建立高精度预测模型,从而提前发现潜在故障。

(三) 数据驱动的故障预测方法框架

基于大数据的设备故障预测一般包括数据采集、特征工程、模型训练与预测分析四个核心环节。数据采集通过智能传感器与监控系统获取实时状态数据;特征工程阶段通过信号滤波、归一化、主成分分析等方法提取关键特征;模型训练利用机器学习或深度学习算法进行建模;预测分析阶段则通过模型输出对设备进行健康评估与风险预警。该框架能够实现对设备状态的动态评估与趋势预测,为智能决策提供数据支持。

二、基于大数据的电力设备数据处理与建模技术

(一) 多源数据采集与融合技术

电力设备运行数据来源包括传感器信号、历史运

维记录、环境气象数据及视频监控信息。凤翔电网公司在变电站设备管理中，已通过部署智能采集终端与边缘计算模块，实现电压、电流、温度、振动、声学信号的同步采集。通过多源数据融合技术，将异构数据在时间与空间维度上对齐，消除数据偏差与噪声干扰。基于Hadoop与Spark的大数据平台能够高效实现数据清洗、去噪与特征重构，为后续建模提供高质量数据集。

（二）特征提取与健康指标构建

特征提取是预测模型的核心环节。通过对电力设备运行信号进行时域与频域分析，可以提取均方根、峰值因子、频谱熵等特征参数。同时，结合设备运行工况与历史故障样本，构建健康指数（HI）模型，对设备老化趋势进行量化描述。以变压器为例，可通过油色谱分析数据与温度传感信号建立多维特征矩阵，利用主成分分析（PCA）或自编码网络（AutoEncoder）进行降维与特征融合，从而增强模型的预测稳定性。

（三）故障预测模型算法设计

在大数据环境下，机器学习与深度学习算法已成为电力设备状态评估与故障预测的核心手段。常用算法包括随机森林（RF）、支持向量机（SVM）、长短期记忆网络（LSTM）与卷积神经网络（CNN）等。其中，随机森林通过集成多棵决策树构建分类模型，具有抗噪性强、泛化能力好的特点，适用于高维特征与复杂非线性数据。SVM在小样本条件下具有较高的分类精度，常用于变压器局部放电、开关设备异常识别等任务。LSTM擅长处理时间序列数据，能有效捕捉设备运行状态的长期依赖与趋势变化，尤其适用于温度、电流、电压等连续监测数据的预测分析。CNN则通过卷积与池化操作实现自动特征提取，能够识别红外图像、振动信号等复杂模式。近年来，研究者将多模型融合（如LSTM-CNN或RF-SVM组合）引入电力设备预测体系，通过模型互补提高预测准确率与鲁棒性，实现跨设备类型的自适应诊断与动态风险评估。

三、故障预测模型的实现与应用分析

（一）预测模型训练与验证

在预测模型构建阶段，选取凤翔供电公司近五年设备运行与故障数据作为研究样本，涵盖变压器、断路器、电缆终端等关键设备类型。为保证样本的代表性与数据的平衡性，对设备运行状态、环境温度、电流、电压及油温等多维数据进行清洗、特征提取与标准化处理。通过专家标注与历史记录对故障类型进行分类编

码，为模型训练提供可靠标签。在数据集划分方面，采用70%的数据用于训练、30%用于验证，并利用五折交叉验证方式提高模型的泛化能力。以长短期记忆网络（LSTM）为核心算法，构建时序预测模型，用于捕捉设备运行参数随时间变化的动态特征。通过AUC值、准确率（Accuracy）与召回率（Recall）综合评估模型性能。结果表明，LSTM模型在变压器油温异常预测中准确率达到94.5%，提前预警时间可达72小时，显著提升了故障预防的时效性和可靠性。

（二）故障预警与状态可视化

预测模型集成至电力企业的调度与运维一体化平台后，实现了设备状态的智能监测与预警功能。系统基于大数据可视化技术，将运行参数与健康指数以动态图表方式呈现，形成设备健康评估看板。通过模型实时计算健康评分，自动识别潜在风险点。当设备健康指数降至设定阈值或出现异常趋势时，系统会自动生成预警信息，并通过移动终端推送至运维人员，实现“主动发现—智能诊断—快速响应”的闭环管理模式。系统还支持历史数据回溯与趋势分析，可对不同设备、区域的风险分布进行可视化展示，为管理层提供科学决策依据。通过融合GIS地理信息系统，运维人员可在地图界面上直观查看设备故障位置与风险等级，大幅提高了应急响应的效率与精准性。

（三）典型应用效果与经济分析

在宝鸡凤翔地区配电设备智能监测与预警项目中，该模型经过6个月的运行验证，取得显著成效。设备故障率较传统人工巡检模式下降约35%，计划外停电事件明显减少。运维成本降低约20%，主要得益于巡检频次优化与故障抢修效率提升。平均检修响应时间由原先的2小时缩短至不足1小时，提升幅度超过40%。此外，通过提前识别高温、过载等隐患，有效避免了多起变压器烧毁与断路器跳闸事故，节约直接经济损失逾百万元。同时，用户侧停电投诉率下降近30%，供电可靠性指标（SAIDI、SAIFI）显著改善。该案例表明，大数据驱动预测与预警系统不仅提升了设备管理的科学性与前瞻性，还实现了社会与经济效益的双提升，为配电网智能化运维提供了可复制的经验模式。

四、关键技术挑战与发展方向

（一）数据质量与安全问题

在智能电网与设备运维的数字化转型过程中，数据是支撑分析与决策的核心要素。然而，电力设备数据在

采集、传输和存储环节中普遍存在噪声干扰、采样异常、数据丢失和格式不统一等问题，严重影响数据驱动模型的训练精度与预测可靠性。例如，在传感器部署密集的变电站或输电线路监测系统中，外界电磁干扰、通信延迟以及传感器老化等都会导致数据异常，从而引入误差积累。针对这一问题，需建立标准化数据管理体系与数据质量评估机制，包括数据清洗、异常检测与多源融合校验等环节，以确保数据的完整性与一致性。

此外，随着物联网（IoT）、云计算与边缘计算的广泛应用，电力系统的数据规模呈指数级增长，数据在云端和网络中的传输与共享频率大幅提升，这也使得信息安全与隐私保护问题愈发突出。电力数据中往往包含关键的基础设施运行信息，一旦被篡改或泄露，可能导致重大安全风险。因此，应建立分级安全防护体系，从数据加密、身份认证、访问控制、网络隔离与异常入侵检测等多维度入手，强化网络安全管理。同时，可利用区块链技术实现数据溯源与不可篡改存储，确保数据在传输与分析过程中的真实性与安全性。

（二）模型泛化能力与可解释性不足

在电力系统的故障诊断、负荷预测与设备健康评估中，机器学习与深度学习模型已被广泛应用。然而，当前部分模型存在泛化能力差、场景依赖性强的问题。模型往往在特定电网结构或特定设备类型下训练，其性能对数据分布变化高度敏感，导致在不同地区、不同运行条件下难以保持稳定的预测精度。为解决这一问题，未来应加强迁移学习、联邦学习与自适应建模研究，利用跨区域数据共享与知识迁移机制，使模型能够根据新环境自动调整参数，实现“少样本”或“零样本”条件下的快速适应，从而提升模型的跨场景适用性与鲁棒性。

另一方面，深度学习模型尽管在预测精度上表现突出，但其内部决策过程复杂、缺乏可解释性，难以被运维人员直接信任。这一“黑箱”特性限制了智能模型在关键调度和安全评估领域的广泛应用。为提高模型的透明度与可信度，应引入可解释人工智能（XAI）算法，如特征重要性分析、注意力可视化和决策路径追踪等方法，使模型预测结果具备可追溯性与可验证性。通过提升模型的解释能力，不仅能够增强运维人员对预测结果的理解与信任，还可为模型优化提供反馈依据，实现人

工智能与专家知识的有效融合。

综上，数据质量、安全防护与模型可解释性问题已成为智能电力系统建设中的关键挑战。未来需在高质量数据治理、可信AI算法与安全保障体系三方面协同推进，确保人工智能在电力行业的应用更加精准、安全与可控。

结语

基于大数据的电力设备故障预测研究为现代电力系统的智能运维提供了技术支撑。通过多源数据融合、特征提取与智能算法建模，可以实现对设备运行状态的动态感知与早期预警，显著提升电力系统的可靠性与经济性。实践表明，该技术在变电站设备、配电线路及新能源并网设施中均具有良好应用前景。未来应在以下方向持续深化：一是完善数据共享机制，构建统一的数据管理平台；二是推动人工智能与边缘计算技术的融合，实现实时预测与在线优化；三是建立标准化评价体系与监管机制，确保模型应用的安全性及可推广性。通过技术创新与体系建设的协同推进，大数据驱动的智能预测将在电力设备运维领域发挥更加重要的作用，助力我国电网向高效、绿色、安全的现代能源体系迈进。

参考文献

- [1] 陈凡, 金东. 基于大数据的数字化电力设备故障诊断方法[J]. 信息与电脑(理论版), 2023, 35(15): 46-48.
- [2] 林晔篁, 金先涛, 刘蕾蕾, 等. 基于故障数据的电力设备最小停机时间更换模型[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2019, 37(06): 12-17.
- [3] 陆晓, 吴奕, 崔玉, 等. 基于大数据的电力二次设备故障诊断研究[J]. 电工技术, 2018, (21): 7-10.
- [4] 魏立. 基于大数据的电力故障自动分析系统设计与开发[D]. 扬州大学, 2018.
- [5] 王晓翼, 黄小凤, 李碧薇, 等. 基于故障树的电力设备历史故障数据的管理及应用[J]. 山西科技, 2018, 33(04): 150-153+156.
- [6] 赵明乾. 基于大数据的电力设备故障分析与诊断的研究[D]. 华北电力大学(北京), 2018.