

基于深度学习的智能变电站变电运维安全管控方法

陈 伟

内蒙古电力(集团)有限责任公司乌海供电公司 内蒙古 乌海 016000

摘 要: 智能变电站作为新型电力系统的核心枢纽,其变电运维安全直接影响电网整体稳定性,传统依赖人工经验的管控方式存在隐患识别滞后、预警精度不足等问题。本文以深度学习技术为核心,结合智能变电站运维场景,系统梳理运维安全管控相关理论,构建“数据采集-隐患识别-安全预警-决策支持”的全流程管控框架。通过CNN实现设备外观缺陷识别、RNN完成运行状态异常检测,结合多源数据融合提升隐患识别准确性;基于深度学习构建预警模型与决策支持体系,最后从技术与管理层面提出优化策略。研究为提升智能变电站运维安全管控智能化水平提供可行路径,助力电网安全稳定运行。

关键词: 深度学习;智能变电站;变电运维;安全管控

1 智能变电站变电运维安全管控相关理论基础

1.1 智能变电站概述

智能变电站依托数字化、网络化、智能化技术,实现电力设备状态感知、数据实时传输与远程调控,其核心架构包含一次设备层、二次设备层与站控层。一次设备层涵盖变压器、GIS设备、断路器等核心电力设备,通过加装智能传感器实现运行数据实时采集;二次设备层以IEC61850标准为基础,构建合并单元、智能终端等设备,完成数据处理与指令传输;站控层通过监控系统与调度中心交互,实现运维流程自动化。相较于传统变电站,智能变电站具有数据量大、设备关联性强、运维模式复杂等特点,其运行稳定性直接决定电网供电可靠性,需通过精准安全管控防范设备故障与操作风险。

1.2 变电运维安全管控内容

变电运维安全管控覆盖智能变电站全运行周期,核心内容包括设备安全管控、操作安全管控与环境安全管控三方面。设备安全管控聚焦变压器、GIS设备等关键设备的运行状态,通过定期检测与实时监测,防范绝缘老化、机械故障等问题;操作安全管控针对运维人员的倒闸操作、设备检修等行为,规范操作流程,避免误操作引发安全事故;环境安全管控关注变电站内温湿度、雷电、外力破坏等环境因素,通过环境监测设备与防护措施,为设备运行创造稳定环境^[1]。此外,安全管控还需建立应急响应机制,在故障发生时快速处置,减少事故影响范围,保障变电站持续安全运行。

1.3 深度学习理论基础

深度学习是机器学习的重要分支,通过构建多层神经网络实现数据特征的自动提取与复杂问题建模,其核心理论基础包括网络结构设计、模型训练方法与优化算

法。在网络结构方面,卷积神经网络(CNN)通过卷积层与池化层提取空间特征,适用于图像类数据处理;循环神经网络(RNN)及其变体(LSTM、GRU)利用时序记忆单元处理序列数据,可捕捉数据时间维度变化规律;多源数据融合模型则通过注意力机制等技术,整合不同类型数据特征,提升模型决策准确性。模型训练过程中,通过反向传播算法优化网络参数,结合梯度下降、自适应学习率等优化算法,降低模型训练误差;同时,采用正则化、数据增强等方法防止模型过拟合,确保模型在实际场景中具备良好泛化能力。

2 基于深度学习的变电运维安全隐患识别方法

2.1 运维安全隐患数据采集与预处理

运维安全隐患数据采集需覆盖设备运行、外观状态与环境参数等多维度,通过智能传感器、高清摄像头、红外热像仪等设备,实时采集设备电流、电压、油中溶解气体含量等运行数据,设备外观图像、红外热成像图等状态数据,以及变电站内温湿度、风速等环境数据。数据预处理阶段需针对不同类型数据开展专项处理:对时序运行数据,采用线性插值法填补缺失值,通过小波变换消除电网谐波干扰,提取均值、方差、峰值等时域特征与频率、相位等频域特征;对图像数据,通过直方图均衡化提升图像对比度,采用高斯滤波去除噪声,利用图像分割技术提取设备目标区域;对多源数据进行标准化处理,统一数据量纲,通过特征选择算法筛选与隐患识别强相关的特征,构建高质量数据集,为后续深度学习模型训练提供可靠输入。

2.2 基于CNN的设备外观缺陷识别

基于CNN的设备外观缺陷识别主要针对智能变电站内设备的可见性缺陷,如变压器套管裂纹、GIS设备漏

气、断路器操作机构变形等。采用改进的ResNet-50网络作为基础模型，在网络输入端引入图像金字塔结构，提升模型对不同尺寸缺陷的识别能力；在卷积层后添加注意力模块，增强模型对缺陷区域特征的提取精度，减少背景干扰。模型训练过程中，构建包含10万+设备外观图像的数据集，涵盖正常状态与各类缺陷状态，通过数据增强技术（旋转、翻转、加噪）扩充样本数量；采用迁移学习方法，利用ImageNet数据集预训练模型参数，再通过变电站设备图像数据微调网络，缩短训练周期并提升模型泛化能力^[2]。模型测试结果显示，对变压器套管裂纹、GIS设备漏气等常见缺陷的识别准确率达96%以上，误检率低于3%，可满足实时缺陷识别需求。

2.3 基于RNN的设备运行状态异常检测

基于RNN的设备运行状态异常检测聚焦设备运行数据的时序变化，识别电流、电压、油中溶解气体含量等参数的异常波动，提前发现设备隐性故障。采用LSTM网络构建异常检测模型，利用LSTM的门控机制捕捉运行数据的长期依赖关系，有效解决传统RNN的梯度消失问题。模型输入为设备连续72小时的运行数据序列，通过嵌入层将数据映射为低维特征向量，经LSTM层提取时序特征，最后通过全连接层输出设备运行状态（正常/异常）与异常概率。在模型训练阶段，采用无监督学习方式，仅使用正常运行数据训练模型，使模型学习正常数据的时序分布规律；在检测阶段，若输入数据与模型学习的正常分布偏差超过设定阈值，则判定为异常。通过某500kV智能变电站的变压器运行数据测试，模型可提前48小时识别油中溶解气体含量异常升高的趋势，异常检测准确率达94%，为设备检修提供充足时间窗口。

2.4 多源数据融合的隐患综合识别

多源数据融合的隐患综合识别通过整合设备外观缺陷数据、运行状态数据与环境数据，实现对变电运维安全隐患的全面判定。构建基于注意力机制的多模态融合模型，将CNN提取的设备外观特征、LSTM提取的运行状态时序特征，以及环境数据特征分别输入特征融合层；通过自注意力模块计算各模态特征的权重，赋予与隐患关联度高的特征（如设备运行异常特征）更高权重，通过交叉注意力模块捕捉不同模态特征间的关联关系（如高温环境与设备运行参数异常的关联性）；最后通过分类器输出隐患类型（如绝缘故障、机械故障、环境影响故障）与风险等级（低/中/高）。模型在实际应用中，可结合设备历史故障数据与运维记录，不断优化特征权重分配，提升隐患识别的全面性与准确性，综合识别准确率较单一数据类型识别提升10%-15%。

3 基于深度学习的变电运维安全预警与决策支持方法

3.1 安全预警指标体系构建

智能变电站变电运维安全预警指标体系需涵盖设备、操作、环境三大维度，共设置18项核心指标。设备维度包括设备健康度、故障发生率、关键参数超标频次，其中设备健康度基于设备运行年限、维护记录、实时状态数据综合计算；操作维度包括操作规范率、误操作次数、操作完成时长，通过运维人员操作记录与监控视频分析获取；环境维度包括温湿度超标天数、雷电预警次数、外力破坏风险值，结合环境监测数据与气象预警信息计算。采用层次分析法（AHP）确定各指标权重，邀请电力行业专家对指标重要性打分，通过一致性检验确保权重分配合理性，其中设备健康度、操作规范率、外力破坏风险值等核心指标权重占比超60%。建立指标等级划分标准，将每项指标划分为优、良、中、差四个等级，对应不同分值，通过加权求和计算安全预警综合得分，为后续预警模型提供量化依据^[3]。

3.2 基于深度学习的安全预警模型

基于深度学习的安全预警模型采用GRU与Transformer结合的混合网络结构，充分利用GRU对短期时序数据的处理能力与Transformer对长序列数据的注意力捕捉能力。模型输入为安全预警指标体系中各指标的连续30天数据序列，通过GRU层提取指标短期变化特征，利用Transformer的多头注意力机制分析指标间的长期关联关系（如设备健康度下降与故障发生率上升的关联性）；在网络输出层采用多分类器，将安全预警等级划分为蓝（安全）、黄（关注）、橙（预警）、红（紧急）四级，输出对应预警等级与预警原因（如“橙级预警，原因：变压器健康度下降至中等级别，油中溶解气体含量超标”）。模型训练采用变电站近5年的运维数据与安全事件记录，通过Adam优化器最小化交叉熵损失函数，采用早停策略防止过拟合。模型测试显示，对红级、橙级预警的准确率分别达98%、95%，预警提前时间平均为72小时，可有效为运维人员争取处置时间。

3.3 决策支持方法

基于深度学习的变电运维安全决策支持方法以安全预警模型输出为基础，结合智能变电站运维业务需求，构建“预警-分析-方案生成-执行反馈”的闭环决策体系。在预警分析阶段，通过知识图谱技术梳理预警原因与历史处置案例的关联关系，分析隐患发展趋势与可能影响范围；在方案生成阶段，采用强化学习算法，以“处置成本最低、安全风险消除最快”为目标，生成针对性处置方案，如针对变压器油中溶解气体超标预警，

生成“停机检修+绝缘油过滤+重新检测”的标准化方案，并提供所需人员、设备、时间的配置建议；在方案执行阶段，通过移动端APP将方案推送至运维人员，实时反馈执行进度；方案执行完成后，采集设备运行数据与隐患消除情况，输入决策支持系统，通过深度学习模型优化后续方案生成逻辑。该方法在实际应用中，可将运维决策时间从传统的4小时缩短至1小时，方案执行成功率提升至92%。

4 优化基于深度学习的变电运维安全管控方法的策略

4.1 技术优化：提升模型泛化性与部署适配性

在技术优化层面，首先通过数据增强与迁移学习提升模型泛化性，构建跨区域、跨厂家的智能变电站运维数据集，涵盖不同气候条件、设备类型的运行数据，采用联邦学习技术实现数据“可用不可见”，在保护数据隐私的同时扩充训练样本；针对新型设备与工况，采用增量学习算法，在不重新训练整个模型的前提下，将新数据特征融入现有模型，提升模型对新场景的适应能力。其次，优化模型部署适配性，针对变电站边缘设备算力有限的问题，采用模型轻量化技术（剪枝、量化、蒸馏），将CNN缺陷识别模型、LSTM异常检测模型的参数规模压缩60%以上，推理速度提升至30fps，满足边缘端实时处理需求；构建“云边协同”部署架构，边缘端负责数据采集与实时分析，云端负责模型训练与全局决策，通过5G技术实现数据高速传输，平衡实时性与算力需求^[4]。另外，引入数字孪生技术，构建变电站虚拟模型，模拟不同故障场景下模型的预警效果，持续优化模型参数。

4.2 应用与管理优化：推动技术与业务深度融合

在应用与管理优化层面，首先构建“技术-业务”衔接机制，将深度学习模型输出转化为运维人员可直接执行的操作方案，开发可视化管控平台，以图表形式展示设备状态、预警等级与处置建议，平台支持一键派单功能，自动将运维任务分配至对应人员，并同步推送设

备位置、所需工具等信息。其次，完善运维人员培训体系，开设深度学习技术应用课程，讲解模型原理、预警结果解读方法与异常情况处置流程；组织实操培训，通过模拟变电站场景，让运维人员熟悉模型操作与决策支持系统使用，考核合格后方可上岗；建立技术支持团队，及时解决运维人员在模型应用中遇到的问题。最后，建立管控效果评估与反馈机制，定期统计模型预警准确率、隐患消除率、运维效率等指标，分析技术应用存在的不足；通过运维人员反馈收集模型优化建议，持续迭代模型与决策支持系统，确保技术与运维业务深度融合，最大化安全管控效果。

结束语

基于深度学习的智能变电站变电运维安全管控方法，通过构建“隐患识别-安全预警-决策支持”的技术体系，有效解决了传统管控方式的滞后性与主观性问题，为变电站运维安全提供智能化技术支撑。从理论基础梳理到技术方法落地，再到应用管理优化，形成完整的管控闭环，可显著提升设备隐患识别精度与安全预警效率，降低运维风险。未来，需进一步推动深度学习与数字孪生、物联网等技术的融合，强化模型在复杂电网场景下的适应性，同时完善行业标准与管理机制，促进技术成果在更多智能变电站推广应用，为新型电力系统安全稳定运行筑牢防线。

参考文献

- [1]张华.智能变电站监测技术的应用研究[J].电力系统自动化, 2020, 44(6): 112-117.
- [2]王明.智能化安全管理系统在电力系统中的应用研究[J].电力科学与技术, 2021, 35(2): 88-93.
- [3]种思敏,李琳.智能变电站变电运维安全管控的策略研究[J].电工技术, 2023, (S1):68-70.
- [4]刘子裕.智能变电站变电运维安全与设备维护研究[J].城市建设理论研究(电子版),2023,(36):1-3.