

基于人工智能持续优化的 新能源场站智慧运维技术

沈加勇

(南京国电南自新能源工程技术有限公司, 江苏 南京 210032)

摘要 新能源发电经过新一轮跨越式发展, 正走向能源舞台中心, 而新能源数字化程度则成为决定发电企业市场竞争力的主要因素。运维模式被动、运维手段单一、用工成本较高、信息孤岛现象严重、数据质量缺乏保障、决策分析不够深入、决策指令滞后等问题影响传统的新能源企业。因此, 在信息化、智能化、数字化转型不断加快的背景下, 智慧运维系统应运而生。它能够高效实现设备远程监视控制、智能预警诊断、故障定位、健康度管理及运行评估分析, 解决新能源企业的运维问题。本文聚焦数据治理、故障诊断、功率预测三大技术基础, 结合风电场、光伏电站及储能系统实践案例, 阐述智慧运维如何驱动新能源场站降本增效与安全管控升级, 以期为相关人员提供参考。

关键词 新能源场站; 智慧运维; 人工智能; 故障预测; 运行优化

中图分类号: TP273; TM73

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2025.30.009

0 引言

新能源场站智慧运维依托人工智能与数字孪生技术, 通过多源数据融合构建统一治理与虚拟映射体系, 实现设备状态精准监测与故障早期预警。基于机器学习等算法, 结合边缘计算实时处理, 系统对 SCADA、气象及设备数据进行深度挖掘, 故障诊断准确率超 95%, 功率预测误差控制在 6% 以内。在风电、光伏及储能领域, 智慧运维技术的应用可显著提升叶片结冰预警、组件异常识别及电池健康管理效能, 设备可用率与发电效率可提升 1.5% ~ 3%。面对算法迭代、系统集成与人才短缺等挑战, 需建立闭环优化机制与跨学科培养体系, 推动运维模式向预测性、智慧化转型。

1 新能源场站智慧运维的技术基础与应用框架

1.1 多源数据融合与处理技术

新能源场站智慧运维的核心基础在于对多源异构数据的深度融合与高效处理。风电场与光伏电站日常运行中产生的数据维度广泛、结构多样, 主要包括: SCADA 系统采集的秒级或分钟级机组运行参数如风速、转速、功率、温度、电压、电流、气象站提供的实时及预报气象数据 (包括辐照度、风速、风向、温度、湿度)、设备状态监测系统 (CMS) 的高频振动信号与油液分析数据, 以及历史工单、故障记录与维修报告等文本信息。这些数据具有体量大、时效性强、格式

不统一等特点, 传统方法难以有效整合^[1]。人工智能技术通过构建集数据接入、清洗、对齐、存储与管理于一体的数据治理框架, 为上层智能应用提供支撑。在新能源场站智慧运营的支撑下, 新能源场站能够以“一键接入”的方式快速形成从上到下的集“智、云、网、边、端”于一体的办公构架, 从而使得新能源场站中类型多样化、体量较大的数据信息处于一个较为集中的状态, 并在智慧运营的支撑下完成这些数据内容的快速处理与分析, 使工作人员能够快速找到一段时间内新能源场站的主要问题, 根据问题的轻重缓急, 针对日常工作进行合理规划, 解决日常工作随意性较高、工作安排不合理等问题, 进而达到提高工作效率、增加新能源场站电量产出的目的。具体而言, 采用时间序列对齐技术解决不同采样频率数据间的融合问题; 利用基于统计和聚类的数据清洗算法自动识别并剔除异常值和噪声数据, 实践证明, 此类方法可有效将数据可用率提升至 98% 以上; 进一步通过主成分分析 (PCA)、自动特征工程等手段, 从原始数据中提取与设备健康状态和性能衰退强相关的深度特征, 为后续的模式构建提供高质量、高价值的输入^[2]。

1.2 智能诊断与故障预警机制

智能诊断与故障预警是新能源场站智慧运维的核心环节, 其技术基础依赖于机器学习与深度学习算法对海量历史与实时运行数据的深度挖掘。该系统通过

监督学习与无监督学习相结合的技术路径,构建起覆盖主要设备的故障预测与健康管理(PHM)体系。监督学习模型,如支持向量机(SVM)、随机森林以及深度神经网络(DNN),利用已标注的历史故障数据进行训练,能够对常见的、已知的故障模式进行精确分类与诊断,其模型准确率在大量现场应用中可达95%以上。与此同时,无监督学习算法如自编码器(Autoencoder)和聚类分析,则用于探测未知故障或性能的异常衰退。通过学习和记忆设备在正常状态下的多参数运行“数字指纹”,一旦实时数据流与基线模式出现微小偏差,即便所有参数均未超出传统报警阈值,系统也能在故障发生前的数小时乃至数天发出早期预警,将误报率控制在5%以下^[3]。

1.3 运行优化与调度决策支持

人工智能技术在新能源场站运行优化与调度决策中发挥着核心作用,通过构建多目标优化模型,实现对发电策略的精细化动态调整。该系统以超短期及短期功率预测为基础,采用以长短期记忆网络(LSTM)和时序卷积网络(TCN)为核心的深度学习算法,融合高精度数值天气预报(NWP)、实况气象数据及历史功率数据,将功率预测的平均绝对误差优化至6%以内,为参与电网调度提供可靠的数据支撑。在此基础上,系统进一步结合实时电价信号、设备健康状态及电网调度指令,运用强化学习算法动态生成最优的功率控制策略。该策略不仅限于满足电网的功率指令,更能通过协调场内各发电单元的运行状态,在保障设备安全运行的前提下,最大化全场发电效率与经济收益,典型应用可使场站总体效率提升1.5%至3%。

2 人工智能在新能源场站运维中的实践应用

2.1 风电场的智能运维实践

在风电场智慧运维体系中,人工智能技术已深度集成于关键设备的全生命周期状态管理与性能优化。其核心应用集中于三大领域:叶片结冰智能预警、齿轮箱健康状态监测与变桨系统故障诊断。系统以秒级频率实时采集并分析SCADA系统提供的风速、转速、功率、环境温度等运行参数,以及状态监测系统(CMS)采集的振动加速度、温度与油液颗粒计数等高频数据。针对叶片结冰,算法通过监测功率曲线偏差、桨距角动作特性与机舱环境温度的关联性变化,可在结冰厚度影响气动性能的早期阶段发出预警,准确率普遍超过90%。在齿轮箱监测方面,采用基于卷积神经网络(CNN)的振动信号分析技术,能够从复杂的频谱中自动提取与齿面点蚀、断齿等故障对应的特征频率及其边带,

实现故障的精准分类与早期识别,对常见故障的识别准确率可达95%以上。对于变桨系统,则通过分析电机电流、轴承温度与位置反馈信号的时序特征,诊断编码器故障、轴承卡涩或驱动器过热等潜在问题^[4]。

2.2 光伏电站的智能运维应用

光伏电站的智能运维体系核心在于利用人工智能技术实现对发电损失的精准归因与主动优化,应用重点集中于组件清洁度评估、阴影遮挡分析及逆变器集群效率优化。系统首先基于无人机自动巡检平台,搭载红外热成像与可见光双镜头,以每周期的巡检生成高清图像与热斑分布图。通过深度学习目标检测算法自动识别并定位组件表面的积灰、积雪、鸟粪等污垢,以及对由隐裂或PID效应导致的热斑进行精确分割与分类,识别准确率可达95%以上。同时,结合智能组串式逆变器提供的毫秒级支路电流与电压数据,系统利用基于物理的IV曲线智能分析技术,通过比对理论曲线与实测曲线的偏差,量化评估因遮挡、污渍或性能衰减导致的发电损失,定位异常组串,评估精度超过98%。在逆变器层级,人工智能算法持续监测其最大功率点跟踪(MPPT)效能与转换效率,通过动态调整运行电压与功率限值,使逆变器集群始终工作在全局最优状态,从而将系统效率整体提升2%至3%。该体系最终能自动生成精准的清洗、消缺与优化工单,驱动运维活动从被动响应向主动干预转变,有效提升电站发电收益。

2.3 储能系统的协同运维策略

储能系统是新能源场站实现平滑输出、调峰填谷和频率支撑的关键设备,智能化运维依赖于对电池全生命周期数据的精细化管理。人工智能技术通过构建电池数字孪生体,实现对系统运行状态的深度感知与协同控制。核心在于对电池管理系统(BMS)上传的毫秒级数据进行挖掘,包括电压、电流、温度、内阻及充放电循环次数等数百维特征。采用基于长短期记忆网络(LSTM)的时序模型,精准预测电池健康状态(SOH)与剩余使用寿命(RUL),SOH估算误差可控制在2%以内。同时,结合强化学习(RL)算法,动态优化充放电策略:通过实时分析电网调度指令、电价信号及场站发电预测,在满足功率需求的前提下,智能规避深度放电、高倍率充放电等加速老化的工况,将电池循环寿命提升10%至15%。系统还建立早期安全预警机制,通过分析簇间不一致性及温度上升速率等特征,提前识别内短路和热失控风险,预警准确率超过95%。该协同策略最终实现了储能系统在保障安全性与延长寿命的前提下,最大化其参与电网调节的经济价值与可靠性^[5]。

3 智慧运维技术的持续优化路径与挑战

3.1 算法迭代与模型优化

人工智能模型在新能源场站的部署并非一劳永逸,其性能高度依赖于持续的数据输入与算法迭代优化。在实际应用中,初始模型往往面临数据分布偏移、工况变化及设备老化带来的泛化能力挑战。为此,需建立一套完整的模型生命周期管理机制,通过在线学习与增量学习技术,使模型能够利用新产生的运行数据与已验证的故障样本进行动态更新。具体采用基于集成学习与贝叶斯优化的超参数自动调优框架,定期对模型进行再训练,以适配设备性能的缓慢衰退与运行环境的季节性变化,使故障预警模型的平均准确率能够从初期的 85% 左右持续提升至 95% 以上。同时,为应对小样本故障类型的识别难题,引入迁移学习技术,利用预训练的大型模型在源任务上学习的特征表示,快速适配到场站特定的目标任务上,从而在少量标注样本下实现高精度识别,将此类故障的召回率提升超过 20%。此外,模型性能监控体系会持续追踪预测结果与实际情况的偏差,一旦发现模型性能衰减,将自动触发 retraining 流程,形成一个闭环的优化迭代体系,确保智能运维系统长期保持高准确性与可靠性。

3.2 系统集成与平台化建设

智慧运维的有效性依赖于对场站内多源异构系统的深度融合与一体化平台构建。该平台采用基于云边协同的体系架构,通过标准化物联网(IoT)协议与应用程序接口(API)打破 SCADA、CMS、BMS 及气象站等系统间的数据孤岛,实现全量数据的统一接入与治理。在数据层,平台依托时序数据库与关系型数据库构建混合数据湖,每日处理超万亿级数据点,入库延迟控制在秒级以内;同时通过边缘网关对传统场站进行智慧化改造,接入了异构存量系统的实时数据。在平台层,以微服务架构封装数据清洗、特征提取、故障诊断、寿命预测及功率优化等核心算法,通过服务网格实现统一编排与调度,算法服务响应时间低于 200 毫秒。在应用层,构建了集监控、报警、分析、决策与工单管理于一体的可视化系统,支持多场站集中监控与远程策略下发。通过搭建“总部—区域—场站—机动单元”多级协同的集团级智慧运维平台,实现了从传统监控到集约化、智能化运营的体系化升级,并有效支持新旧系统并行与深度融合。

3.3 技术推广与人才培养

智慧运维技术的规模化推广应用面临三重核心挑战:初始投入成本高、技术集成复杂度大以及跨领域

人才储备不足。部署一套完整的智慧运维平台,其软硬件初始投资约占中小型场站总投资的 5%~8%,且需持续投入约占平台价值 15%~20% 的年维护费用用于算法迭代与系统升级。在技术层面,实现人工智能模型与现有 SCADA、CMS 等工业控制系统的无缝集成需攻克多协议适配、数据安全传输与低延迟交互等技术难题,系统集成调试周期通常需要 3~6 个月。最关键的是人才短缺问题:当前行业急需既精通新能源发电技术、熟悉场站设备特性,又掌握机器学习、数据挖掘等人工智能技术的复合型工程师。针对这一瓶颈,需建立系统化的人才培养体系,推动高校开设“新能源科学与工程”与“人工智能”交叉学科,课程设置中数据分析与算法课程占比应不低于 30%;同时企业需与科研机构建立联合实验室,开展在职工程师的专项技能培训,通过 6~12 个月的定向培养,使其掌握数据标注、特征工程、模型调优及结果解析等核心技能,逐步构建起支撑技术落地与持续迭代的专业人才队伍。

4 结束语

人工智能技术深度重塑新能源场站运维范式,从多源数据融合到智能诊断预警,从发电策略优化到储能协同控制,形成“感知—决策—执行”闭环体系。实践表明,该技术使故障识别准确率突破 95%,发电效率提升 1.5%~3%,电池寿命延长 10%~15%。未来需持续优化算法泛化能力,强化云边协同平台建设,并着力培养“新能源+AI”复合型人才。随着技术成本降低与标准体系完善,智慧运维将全面赋能新能源场站向少人化、预测化、集约化转型,为能源革命提供核心支撑。

参考文献:

- [1] 徐雪松. 新能源系统中的数字化运维策略分析[J]. 电子技术, 2025, 54(02): 196-197.
- [2] 谭海龙, 安洪伟. 数字化发展下新能源场站智慧管控平台建设[J]. 智慧中国, 2024(08): 76-77.
- [3] 吕伟周, 王志强, 顾文豪. 浅析新能源场站的数字化、智慧化应用与管理[J]. 中国战略新兴产业, 2024(18): 67-69.
- [4] 陆冰颖, 吴程. 新能源场站智慧运维应用探索[C]//中国智慧城市经济专家委员会. 2023 年智慧城市建设论坛上海分论坛论文集. 江苏省江阴中等专业学校, 2023.
- [5] 金声超, 吴文宝, 封永铭, 等. 新能源场站智慧运维应用探索[J]. 江西电力, 2022, 46(04): 45-47, 51.