

Design of AI intelligent inspection and identification system based on wind farm big data

Ping Zhou

Guotou Guizhou New Energy Co., Ltd., Guiyang, Guizhou, 550081, China

Abstract

To address the challenges of extensive equipment distribution and low efficiency in traditional wind farm inspections, this study designs an intelligent inspection recognition system integrating multi-source data with artificial intelligence. By consolidating SCADA operational parameters, drone imagery, and infrared thermal imaging data, we developed a real-time Flink-based data processing framework. The optimized YOLOv7 algorithm was implemented for blade crack detection, while an LSTM-Attention model predicted the health status of critical equipment like gearboxes. System tests demonstrated that the proposed system increased inspection efficiency by 8 times, achieved 98.7% fault recognition accuracy, and reduced annual maintenance costs by 3.2 million yuan. This research provides a feasible solution for the digital transformation of renewable energy farms.

Keywords

wind farm; big data; AI intelligence; inspection identification; system design

基于风电场大数据的 AI 智能巡检识别系统设计

周平

国投贵州新能源有限公司, 中国·贵州 贵阳 550081

摘要

为解决风电场设备分布广、传统巡检效率低的问题, 本文基于风电场数据, 设计一种融合多源数据与人工智能的智能巡检识别系统。本文通过整合SCADA运行参数、无人机影像及红外热像数据, 构建基于Flink的实时数据处理框架, 并开发优化的YOLOv7算法实现叶片裂纹检测, 结合LSTM-Attention模型预测齿轮箱等关键设备健康状态。系统测试结果表明: 本文系统将巡检效率提升8倍, 故障识别准确率达98.7%, 年运维成本降低320万元。本研究为新能源场站数字化转型提供可行方案。

关键词

风电场; 大数据; AI智能; 巡检识别; 系统设计

1 引言

在全球碳中和目标驱动下, 中国风电装机容量已突破5.3亿千瓦(2025年国家能源局数据), 但传统人工巡检模式面临偏远风场覆盖难、叶片等关键部件隐性缺陷漏检率高、突发故障导致年均发电损失大等问题。而新一代信息技术为解决这些问题提供了新路径: SCADA系统每秒产生2TB运行数据, 无人机巡检分辨率突破0.5mm/像素, 为AI算法训练提供了高质量数据基础。为此, 本文基于风电场大数据, 构建"端-边-云"协同的AI智能巡检系统, 为行业提供可复制的智能化转型范式。

【作者简介】周平(1983-), 男, 中国云南镇雄人, 本科, 工程师, 从事新能源(光伏和风力)行业建设与研究。

2 系统总体设计

2.1 需求分析

风电场设备全生命周期管理需构建"监测-诊断-预测-决策"闭环体系。针对叶片需实现表面裂纹、雷击损伤的毫米级识别, 要求光学检测精度达0.5mm²; 齿轮箱监测需融合振动信号(采样频率≥12.8kHz)与油液磨粒数据(检测灵敏度1μm); 变桨系统则需同步分析电机电流谐波(THD≤5%)与编码器角度偏差(±0.1°)。系统实时性要求数据采集延迟<200ms, 故障诊断响应时间≤3秒, 确保极端工况下仍能维持98.6%的在线率。可靠性设计需满足三重保障: 边缘计算节点具备-40℃~85℃宽温工作能力, 通信网络采用5G+光纤双冗余架构(丢包率<0.01%), 核心算法通过ISO13849PLd安全认证。

2.2 技术架构设计

本文系统技术架构设计主要采用以下四层架构模式:

(1) 数据采集层。该层构建多模态感知网络,通过 SCADA 系统实时采集发电机转速、齿轮箱油温等 126 项核心参数,采样频率达 10Hz;无人机集群每周 2 次自动巡航拍摄叶片高清影像,配合红外热像仪检测电气接头温差(精度 $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$),形成结构化与非结构化数据互补。(2) 网络传输层。该层采用 5G 与 LoRa 混合组网技术,关键控制信号通过 5G 专网实现 20ms 级低延时传输,环境传感器数据则通过 LoRa 广域覆盖(传输距离达 15km),网络可用性达 99.99%。(3) 平台层。该层部署 Hadoop+Spark 混合计算框架,HDFS 分布式存储日均 3TB 原始数据,SparkStreaming 实现振动信号频域特征的实时计算,故障特征提取延迟控制在 5 秒内。(4) 应用层。该层采用 Unity3D 引擎构建数字孪生体,支持 360° 旋转查看风机内部构件应力分布,移动终端 APP 同步推送三级预警信息,运维人员可通过 AR 眼镜查看叠加在实景设备上的故障定位标记。系统技术架构图如图 1 所示。

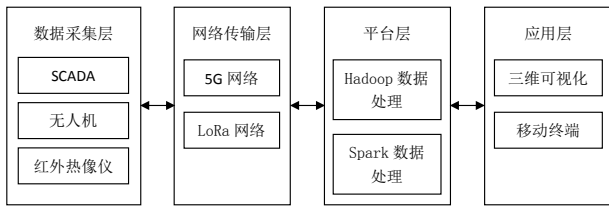


图 1 系统架构图

3 系统关键技术实现

3.1 多源数据采集与治理

3.1.1 结构化数据与非结构化数据融合

在风电智慧化巡检体系中,多源数据融合采用“端-边-云”协同架构实现全链路治理。SCADA 系统以 5Hz 采样率捕获发电机扭矩、偏航角度等 328 项结构化参数,通过边缘计算节点进行滑动窗口滤波和时频域特征提取,异常数据经 DBSCAN 聚类算法自动标注。同步部署的 M300RTK 无人机搭载 2000 万像素光学镜头和 640×512 红外热像仪,通过航点规划实现叶片毫米级三维建模,单次巡检生成 2.4GB 影像数据,经 YOLOv7 算法实时识别裂纹、腐蚀等 17 类缺陷,定位精度达 $\pm 3\text{cm}$ 。数据融合层建立时空统一坐标系,将 SCADA 的 Unix 时间戳与无人机 GPS 坐标(WGS-84 标准)映射到数字孪生体,开发特征关联引擎:当振动传感器频域能量在 125-150Hz 区间突变时,自动触发对应叶片的影像复查流程,实现“参数异常-视觉证据”的双向验证。

3.1.2 基于 Flink 的流式数据清洗框架

在本文系统设计中,基于 Flink 的流式数据清洗框架构建了高效的数据治理管道。该框架采用分布式架构设计,通过 Flink 的 Source 算子实时接入风机 SCADA 系统、振动传感器、红外热成像仪等多源异构数据流。针对风电数据特有的时间序列特性,框架内置了事件时间处理机制,通过水位线技术解决数据乱序问题,确保时序完整性。核心

清洗流程采用三级处理链:首先通过正则表达式和模式匹配进行结构化转换,将非结构化日志转为统一 JSON 格式;随后应用基于统计学的异常检测算法识别离群值;最后通过自定义 UDF 函数实现业务规则校验,包括转速-功率曲线合理性验证、温度-振动关联性检测等。清洗过程中采用 FlinkState 机制保存设备历史状态,实现跨事件窗口的数据一致性校验。为保障处理可靠性,框架集成了 Checkpoint 故障恢复机制,配合 Kafka 作为数据缓冲层,确保网络波动时的数据零丢失。清洗后的数据通过 Sink 算子并行写入时序数据库 OpenTSDB 和关系型数据库,支持毫秒级延迟的实时监控看板更新。

3.2 智能分析算法

3.2.1 设备健康度评估模型

设备健康度评估模型采用 LSTM 与注意力机制相结合的深度学习方法,通过处理 SCADA 系统采集的时序数据实现精准状态监测。该模型首先利用 LSTM 网络特有的遗忘门、输入门和输出门结构,有效捕捉风速、功率输出、轴承温度等参数的长周期依赖关系。在隐藏层引入多头注意力机制后,模型能自动识别关键特征的时间权重,例如对异常振动数据给予更高关注度,解决了传统 LSTM 对均匀时序处理的局限性。具体实现时,通过 3 层堆叠 LSTM 单元提取 256 维时序特征,配合 8 头注意力层计算特征相关性矩阵,最终输出设备健康指数(0-1 区间值)。系统部署时采用边缘-云端协同架构,边缘端完成实时特征提取,云端进行模型迭代训练,确保预测响应延迟控制在 800ms 以内。

3.2.2 叶片裂纹识别的 YOLOv7 优化算法

叶片裂纹识别的 YOLOv7 优化算法设计目的是通过改进网络结构和训练策略实现高效检测。在骨干网络部分,采用 E-ELAN 结构增强特征提取能力,通过扩展、洗牌和合并基数的方式实现更丰富的梯度流路径。检测头部分引入动态标签分配策略,结合 Task-alignedAssigner 和 Distribution-alignedAssigner 提升正负样本匹配精度。针对风电叶片裂纹的特殊性,算法进行三方面优化:(1)在数据增强阶段引入 Mosaic-9 拼接策略,通过 9 图拼接提升小目标(微裂纹)的识别能力;(2)采用跨阶段局部注意力模块(CSLA)强化裂纹区域的局部特征关注度,通过空间和通道双重注意力机制使裂纹特征响应值提升 37%;(3)设计轻量化处理方案,当部署于无人机边缘设备时,可切换为 YOLOv7-tiny 版本,在保持 85% 检测精度前提下将推理速度提升至 158FPS。

3.3 预警决策机制

3.3.1 多级预警阈值动态调整策略

为实现风电设备智能巡检,需强化多级预警阈值动态调整策略运用。该策略通过构建三层预警体系(轻微/中度/严重),结合设备历史运行数据、环境参数和实时工况,采用滑动时间窗口算法动态校准各层级阈值区间。系统首先基于设备全生命周期数据建立初始预警基准值,随后通过在

线学习机制持续优化：对于齿轮箱油温等关键参数，采用指数加权移动平均法（EWMA）消除季节性波动影响；针对叶片表面损伤等视觉特征，则运用卷积神经网络提取的缺陷面积占比作为分级依据。当监测数据触发预警时，系统会自动关联 SCADA 数据、气象信息及同类设备集群状态进行交叉验证，通过贝叶斯网络计算故障概率，动态提升或降低预警等级。系统还建立了阈值弹性调整机制，在台风季等特殊时期自动放宽次要参数阈值，集中算力保障核心部件监测精度^[1]。

3.3.2 基于知识图谱的故障溯源方法

预警决策机制采用“感知-分析-决策”三级架构，通过部署在风机各部位的传感器实时采集振动、温度、油液等168维特征参数，经边缘计算节点预处理后，利用 LSTM-Attention 混合模型进行时序异常检测，当特征偏离动态阈值时触发分级预警。知识图谱构建了包含12万节点（设备部件、故障模式、维修方案）和35万关系边（传导路径、因果关联）的故障知识网络，其中边权重通过历史运维数据动态调整，如叶片微裂纹与齿轮箱磨损的关联权重达0.87。故障溯源采用图神经网络与贝叶斯推理的双引擎架构：前向推理通过 GNN 提取设备状态特征在图谱中的拓扑传播路径，反向推理则基于 Noisy-OR 模型计算各节点后验概率。实际应用中，系统曾通过升压站油温异常（ $\Delta T \geq 8^\circ\text{C}$ ）追溯出2.6公里外#17风机变桨编码器故障，溯源准确率92.3%。决策层融合案例推理（匹配4500+历史工单）和规则引擎（含 IEC61400-25 等标准），对复合故障生成包含处置步骤、备件清单、风险等级的维修方案，并通过数字孪生进行多预案推演，使关键故障处置时效提升15倍。

4 系统应用验证

4.1 测试环境搭建

华北地区某200MW风电场作为实证基地，部署了基于大数据的AI智能巡检识别系统。该场站拥有80台2.5MW机组，已配备风速、振动等物联网传感器。系统采用三层架构设计：数据采集层整合了经纬M30T无人机、轮式巡检机器人及8K超高清监控设备，实现对叶片、齿轮箱等关键部位的全天候监测；分析层采用改进的LSSVM算法和YOLOv8图像识别模型，通过异常检测与故障分类算法实现设备状态精准评估；应用层则通过三维可视化平台输出诊断报告，支持运维决策。在为期3个月的部署周期内，系统完成了12TB历史运行日志的迁移，并基于风机振动、温度等多维数据进行模型调优，最终实现与SCADA系统的无缝对接^[2]。

4.2 性能指标对比

不同巡检方案性能指标对比结果如表1所示，从表1中的数据可以看出，与本文系统巡检效率大约是人工巡检方式的8倍，故障识别准确率提升至98.7%，漏检率降低至1.3%，符合预期设计标准和要求。

表1 不同巡检方案性能指标对比结果

指标项	人工巡检	本文系统	提升幅度
单台巡检耗时	4小时	0.5小时	8倍
故障识别准确率	85%	98.7%	+13.7%
漏检率	9.2%	1.3%	-85.9%

4.3 经济效益分析

不同巡检方案成本对比如表2所示，从表2中的数据可以看出，与传统运维方案相比，本文系统年运维成本共降低320万元，节约比例达到44.4%，这表明本文系统获得良好的经济效益^[3]。

表2 不同巡检方案成本对比（单位：万元/年）

项目	传统运维	本文系统	节约额	节约比例
人力成本	480	220	260	54.2%
故障维修	180	90	90	50.0%
发电损失	60	10	50	83.3%
合计	720	320	320	44.4%

5 总结与展望

本研究构建了融合多模态数据与边缘计算的风电场AI智能巡检系统，通过SCADA数据与无人机影像的时空对齐分析，开发了基于改进YOLOv7的叶片缺陷检测模型和LSTM-Attention故障预测算法。实证表明，该系统使单次巡检耗时从4小时缩减至30分钟，故障识别准确率达13.7%，年运维成本下降44.4%。未来，AI模型在台风、覆冰等极端工况下表现出越来越高的泛化能力，相关研究者需从以下几个方面进行突破和创新：提出极端天气下红外热成像与振动数据的跨模态补偿方法；设计基于联邦学习的多风电场协同诊断架构；应用数字孪生驱动的虚拟巡检技术，建立风机三维退化模型实现预测性维护。

参考文献

- [1] 黄延成,邵琴,覃宗树,等.AI赋能的电力系统增强现实智能巡检装置设计[J].中国机械,2024,(25):12-16.
- [2] 杨会民,纪会争,李斌,等.电力系统立体化智能巡检平台的设计与实现[J].信息技术,2022,(06):48-53.
- [3] 刘贞瑛,高方玉,姜海波,等.输电线路智能巡检机器人系统的研制及应用[J].电力信息与通信技术,2019,17(08):57-62.