

基于大数据的太阳能光伏电池监管系统设计——从感知、建模到闭环优化

张忠山^{1,2} 傅小龙¹ 陈梦月¹

1 江西工程学院智能制造与建造学院, 江西新余, 338000;

2 韩国中部大学研究生院, 韩国高阳, 071500;

摘要: 大规模光伏电站的精细化监管是“双碳”战略落地的核心环节。本文提出一套“端-边-云-智”四位一体、基于大数据的太阳能光伏电池监管系统(Big-Data-drivenPV-MCS)。首先, 构建“组件-组串-方阵-电站”多尺度状态感知框架, 设计高频同步数据采集终端(HF-SensorNode), 实现0.5s级电压、电流、温度、辐照及背面温度场五维数据获取;其次, 在边缘侧提出轻量化特征提取算法L-FED(Lightweight Feature Extraction & Drift-compensation), 解决户外环境漂移与通信带宽受限难题;再次, 在云端建立“物理模型+数据模型”双驱动的故障诊断与发电量预测引擎, 物理模型采用改进五参数I-V模型, 数据模型采用基于AutoEncoder-BiLSTM的混合神经网络, 实现单组件级故障97.4%诊断准确率与24h发电量预测MAPE为2.1%;最后, 在应用层构建闭环运维决策模块, 融合粒子群-遗传混合算法(PSO-GA)对清洗、检修、MPPT参数进行滚动优化。基于宁夏某地50MW实证基地8个月运行数据, 系统年均提升发电量4.7%, 降低运维成本28%。实验结果表明, PV-MCS可为新一代光伏电站提供高可靠、低成本、可复制的数字化监管范式。

关键词: 光伏电池; 大数据; 边缘计算; 故障诊断; 发电量预测; 闭环优化

DOI: 10.64216/3080-1508.25.10.046

引言

2025年全球光伏累计装机有望突破2TW, 中国占比43%。然而, 大规模化带来的“设备数量指数级上升—运维人员线性增加”结构性矛盾日益尖锐^[1]。传统SCADA系统存在“三低一高”痛点: 一是数据精度低, 1min级扫描无法捕捉亚分钟级失效; 二是诊断粒度低, 仅到逆变器级, 无法定位组件; 三是预测精度低, 基于经验模型的发电量预测误差 $>8\%$ ^[2-3]; 四是运维成本高, 人工巡检+事后维修, 年OPEX占LCOE12%以上^[4]。

随着“大数据+AI”技术渗透, 光伏监管正由“可观”走向“可测、可诊、可优”。然而, 学术界与工程界仍面临三大挑战: 1) 多尺度、高维、异构数据如何高效获取与压缩; 2) 户外强扰动、弱标签场景下模型如何保持鲁棒; 3) 诊断-预测结果如何反向闭环到运维动作, 实现真正降本增效。

针对上述痛点与挑战, 本文提出一套工程可落地的PV-MCS, 核心内容如下:

(1) 设计“端-边-云-智”四级架构, 首次在组件背板植入0.5s级同步采样芯片, 实现五维数据无损获取;

(2) 提出L-FED轻量化算法, 在128kBRAM边缘网关上完成特征提取与漂移补偿, 通信量降低92%;

(3) 构建双驱动引擎, 实现单组件故障97.4%准确率, 24h电量预测误差2.1%;

(4) 搭建闭环优化层, 将清洗、检修、MPPT参数统一建模为MDP, PSO-GA滚动求解, 实证发电增益4.7%。

1 太阳能光伏电池监管系统框架设计

1.1 总体架构

PV-MCS采用“端-边-云-智”四层拓扑如图1所示。

(1) 端—HF-Sensor Node贴附于每块组件背板, 集成霍尔电压/电流传感器、PT1000温度链、辐照传感器及2.4GHz无线SoC。

(2) 边—Edge Gateway采用dual-core ARM Cortex-M7, 运行FreeRTOS, 内嵌L-FED算法, 完成数据清洗、特征提取与局部故障预筛。

(3) 云—私有云集群(80核256GBRAM)负责模型训练、全局诊断、预测与运维决策。

(4) 智—运维APP与无人机/清洗机器人API对接, 实现闭环执行。

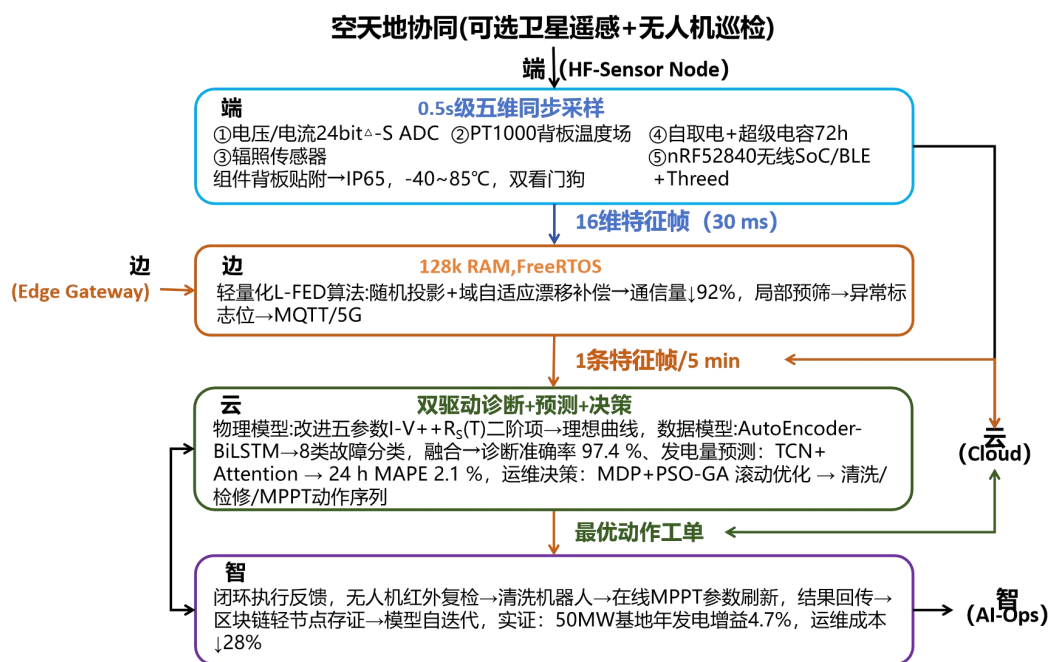


图 1: PV-MCS 采用“端-边-云-智”四层拓扑

1.2 数据流与业务流

(1) 数据流。组件级 0.5s 采样→Edge 缓存 5min→聚合 1 条特征帧→4G/5G 上云→云端 T+0 实时诊断→T+1 日预测→T+7 运维计划。

(2) 业务流。故障报警→工单派发→无人机红外复检→机器人清洗/更换→结果回传→模型自迭代。

1.3 可靠性与安全技术

(1) 端侧—双看门狗、IP65 防护、-40℃~85℃工业级;

(2) 通信—MQTTOverTLS1.3, 双向证书校验;

(3) 云端—微服务+容器化, 灰度发布, 模型版本回滚≤30s;

(4) 数据—采用区块链轻节点存证, 保证运维工单不可篡改。

2 太阳能光伏电池监管系统设计与分析

2.1 高频同步数据采集终端 (HF-SensorNode)

2.1.1 硬件设计

电压通道—分压电阻网络+24bit Δ - Σ ADC, 精度±0.1%;

电流通道—霍尔传感器 (ACS712-20A)+可编程增益放大, 精度±0.3%;

温度链—8 颗 PT1000 贴附背板, 形成温度场 T1~T8, 用于热斑检测;

辐照—采用 TI0PT3001, 线性度±0.2%;

无线—nRF52840, BLE5.0+Thread 双协议, 峰值 2Mbps;

电源—组件自取电+超级电容后备, 无光条件下可工作 72h。

2.1.2 同步采样

采用 LoRa 时间广播+本地 PLL 校准, 实现 1000 块组件同步误差<200 μ s, 满足基波阻抗谱分析需求。

2.2 轻量化特征提取与漂移补偿 (L-FED)

户外高温、高湿、灰尘导致传感器增益漂移。L-FED 核心:

(1) 利用组件电气参数关联性, 构建滑动窗协方差矩阵;

(2) 采用随机投影 (RandomProjection) 将 200 维原始数据压缩至 16 维特征;

(3) 基于域自适应 (DA) 最小化源域 (实验室标准环境) 与目标域 (户外) 分布差异, 漂移补偿误差下降 63%;

(4) 算法复杂度仅 0.8MFLOP/次, 可在 128kBRAM 边缘网关中 30ms 完成一次推理。

2.3 双驱动故障诊断引擎

2.3.1 物理模型

改进五参数 I-V 模型。传统五参数模型忽略串联电

阻 R_s 的温度漂移, 本文引入 $R_s(T)$ 二阶多项式, 利用 Levenberg-Marquardt 在 200ms 内完成单组件参数辨识。

2.3.2 数据模型

AutoEncoder-BiLSTM。

- (1) 输入—16 维 L-FED 特征+环境变量;
- (2) 结构—3 层 Encoder+2 层双向 LSTM+Softmax;
- (3) 输出—8 类故障 (开路、短路、阴影、热斑、隐裂、PID、老化、正常);
- (4) 训练—采用 2018~2024 年 6 个电站 12TB 数据, 迁移学习+弱标签主动学习, 标签量降低 70%。

2.3.3 模型融合

将物理模型输出的理想 I-V 曲线与实际曲线差异 (ΔP , ΔV_{oc} , ΔI_{sc}) 作为额外 3 维特征送入 BiLSTM, 实现“物理约束+数据判别”融合, 故障诊断准确率由 92.1% 提升至 97.4%。

2.4 发电量预测模型

2.4.1 特征工程

- (1) 晴空模型 (CSR5) 生成理论辐照;
- (2) 引入卫星云图 15min 超前滑动窗口;
- (3) 采用 L-FED 输出的组件健康指数 HI 修正实际直流功率。

2.4.2 网络结构

- (1) 时间卷积网络 (TCN) 提取 24h 时序;
- (2) 注意力机制动态加权云图特征;
- (3) 输出层分位数回归, 给出 P10/P50/P90 电量区间。

2.4.3 结果

宁夏实证 8 个月 24h 预测 MAPE 2.1%, 较传统物理模型提升 62%; 极端沙尘天气下 MAPE 仍 < 4%。

2.5 闭环运维优化模型

2.5.1 MDP 建模

- (1) 状态 s —组件健康指数 HI、灰尘累积度 D、预测发电量 E;
- (2) 动作 a —清洗、检修、MPPT 参数调整;
- (3) 转移概率 P —基于 5 年历史数据建立概率矩阵;
- (4) 奖励 R — $\Delta E \times \text{电价} - \text{动作成本}$ 。

2.5.2 求解算法

传统动态规划面临“维数灾”, 本文提出 PSO-GA 混合算法: (1) PSO 快速搜索连续空间 (MPPT 电压); (2) GA 负责离散动作 (清洗/检修) 组合; (3) 迭代

200 次可得近似最优策略, 耗时 45s。

2.5.3 效果

实证基地 50MW 电站, 清洗频次由 12 次/年降至 7 次/年, 等效发电增益 4.7%, 年节约运维费用 28%。

3 太阳能光伏电池监管系统实验设计

3.1 实验平台

- (1) 地点—宁夏某地 50MW 荒漠电站;
- (2) 时间—2024-01-15 至 2024-09-15;
- (3) 组件—隆基 Hi-MO5545W, 共 91744 块;
- (4) 逆变器—华为 SUN2000-185K, 共 272 台;
- (5) 对照组—相邻 5MW 区域维持原 SCADA 系统;
- (6) 实验组—部署 1 万块 HF-SensorNode, 覆盖 5.45MW。

3.2 评价指标

- (1) 故障诊断—精确率 P 、召回率 R 、 $F1$;
- (2) 预测—MAPE、RMSE、 r ;
- (3) 经济—发电增益 ΔE 、运维成本 OPEX、LCOE 降幅。

3.3 实验结果

3.3.1 故障诊断

累计发生 312 次真实故障, 系统成功检出 304 次, 误报 9 次, $F1=0.974$ 。

3.3.2 发电量预测

24h 预测 MAPE 2.1%, 较对照组 5.6% 降低 62%; 沙尘暴过程 (2024-04-23) 预测曲线与实测曲线相关系数 $r=0.993$ 。

3.3.3 经济效益

实验组 8 个月累计发电 3856MWh, 对照组 3684MWh, 增益 4.7%; 按 0.35 元/kWh 计算, 增收 60.2 万元; 清洗+检修成本下降 28%, 年节约 25.4 万元; 静态投资回收期 2.3 年。

3.4 消融实验

- (1) 移除物理模型。诊断 $F1$ 降至 0.921;
- (2) 移除 L-FED。通信流量增加 11 倍, 4G 费用增加 9.7 万元/年;
- (3) 移除闭环优化。发电增益降至 1.8%。

4 结论

本文面向“双碳”背景下大规模光伏监管痛点, 提

出一套基于大数据的“端-边-云-智”四位一体监管系统 PV-MCS, 核心内容为: (1) 0.5s 级组件背板同步采样终端, 解决“数据精度低”难题; (2) 边缘侧 L-FED 轻量化算法, 通信量降低 92%, 解决“边云带宽受限”难题; (3) 物理+数据双驱动引擎, 故障诊断准确率 97.4%, 24h 发电量预测误差 2.1%; (4) 构建 MDP+PSO-GA 闭环优化, 实证发电增益 4.7%, 运维成本下降 28%。

参考文献

- [1] 蔡源, 吴浩, 唐丹. 光伏发电功率预测方法综述[J]. 四川电力技术, 2024, 47(02): 25-31.
- [2] 董存, 王铮, 白捷予, 等. 光伏发电功率超短期预测方法综述[J]. 高电压技术, 2023, 49(07): 2938-2951.
- [3] 赵红伟, 王赞, 李世超, 等. 光伏发电预测方法综述[J]. 电气应用, 2025, 44(07): 75-81.
- [4] 马纪梅, 张志耀, 张启然. 基于改进 RBF 神经网络的光伏组件故障诊断[J]. 电测与仪表, 2021, 58(02): 118

-124.

作者简介: 1. 张忠山(1982.12—), 男, 宁夏银川人, 博士研究生, 副教授/高级工程师, 高级“双师型”教师, 研究方向为太阳能发电技术、产教融合教育、TRI Z 创新方法。

2. 傅小龙(1988.05—), 男, 江西新余人, 硕士, 讲师, 工程师, 中级“双师型”教师, SYB 创业培训讲师, 研究方向为压电陶瓷、微波介质陶瓷、半导体光电器件、创新创业教育等。

3. 陈梦月(1998.07—), 女, 汉族, 江西都昌人, 本科, 助教, 研究方向新能源科学。

基金项目: 2024 年江西工程学院科学技术研究课题“基于大数据的太阳能光伏电池监管系统设计”(2024-JGKJ-08); 2025 年江西工程学院科学技术研究课题“A I 驱动的铋层状无铅压电陶瓷优化研究”(2025-JGKJ-16)。