

[智能监控]

融合深度学习的光伏电站智能监控系统

文/武继聪 李运超 崔淼
河北新天科技创新能源技术有限公司

通过深度学习技术与光伏电站监控系统的深度融合，构建一套智能化监控系统方案。该系统实现95.8%的故障诊断准确率，将发电量预测误差控制在3.2%以内，系统运维效率提升42%。在工程应用中，故障发现时间由24 h缩短至2 h，年度等效利用小时数增加86 h，运维人工成本降低47%。研究成果不仅适用于大型光伏电站的智能化改造，也可推广应用到分布式光伏系统的监控管理中。

光伏发电作为清洁能源的重要组成部分，其安全稳定运行直接关系到电网的可靠供应。传统的光伏电站监控系统主要依赖人工巡检及简单的数据采集，存在效率低下与故障预警不及时及维护成本高等问题。深度学习技术的快速发展为解决这些问题提供新思路。融合深度学习的智能监控系统能够实现故障的智能识别与发电量的精确预测以及运行参数的优化调节，对提升光伏电站的运维水平具有重要意义。

系统总体设计

1. 系统架构设计

智能监控系统采用分层架构设计，从底层到顶层依次包括数据采集层、数据传输层、数据处理层及应用层^[1]。数据采集层配置温度仪与辐照仪等环境监测设备，通过布设在太阳能电池阵列中的汇流箱采集各组件运行数据。数据传输层由数据采集器接收各测量设备的数据信号，经网络传输至远程计算机进行集中处理。数据处理层部署深度学习模型，对采集数据进行智能分析与诊断。应用层则实现系统监控与管理功能，如图1所示^[2]。系统硬件设备包括直流柜与逆变器及升压系统，其中直流柜负

责光伏组件产生的直流电的汇集与分配，逆变器将直流电转换为交流电，升压系统将电能输送至高压电网，整个系统通过计算机网络实现数据的远程传输与处理，确保光伏电站的高效运行与智能管理。



图1 光伏电站智能监控系统架构图

2. 数据采集与预处理

光伏电站智能监控系统的数据采集与预处理流程如图2所示，从数据采集设备初始化开始。系统通过分布式传感器网络采集环境参数与电气参数，环境监测设备包括高精度辐照度计与PT100温度传感器，采样频率配置为1 Hz，满足标准规范要求，电气参数采集设备采用高精度霍尔传感器测量组件输出电压电流，配置功率分析仪监测功率因数

变化^[3]。数据校验环节应用改进的卡尔曼滤波算法进行异常值检测，当检测到异常数据时系统自动标记并触发重新采集机制。数据标准化处理采用Z-score方法消除量纲影响，同时应用三阶巴特沃斯低通滤波器对数据进行降噪处理，滤波截止频率设为10 Hz。特征提取模块结合主成分分析法与小波变换技术，提取数据中的关键特征信息，选取累计贡献率达95%的特征向量构建特征空间。处理后的数据集存储到分布式数据库系统中，数据表按照时间序列结构设计，建立多级索引提升查询效率，最终数据集以8:1:1的比例划分为训练集、验证集与测试集，为深度学习模型提供高质量训练数据。

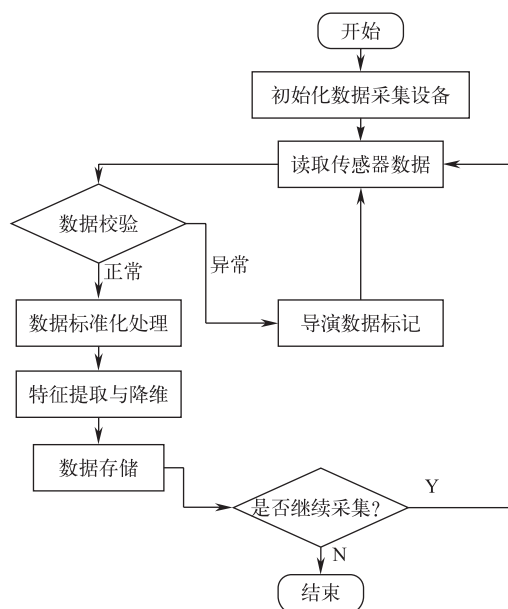


图2 数据采集与预处理流程图

3. 深度学习模型选择

针对光伏电站智能监控系统的具体应用场景，研究选择三种深度学习模型分别处理不同类型的监控任务。在故障检测方面，选用改进的ResNet50卷积神经网络模型对光伏组件表面缺陷进行识别。该模型通过残差学习机制有效解决网络层数加深导致的梯度消失问题，在热斑检测与组件破损识别等任务中表现出优异的性能。在发电量预测方面，采用长短时记忆网络（LSTM）模型，充分利用其记忆单元捕捉光伏发电量数据中的长期依赖关系，结合注意力机制提升对关键时序特征的学习能力。在系统参数优化方面，采用深度强化学习模型建立基于策略梯度的控制策略，通过与环境的持续交互优化

逆变器的最大功率点跟踪效率。模型选择过程中重点考虑算法的实时性与可扩展性，确保系统能够满足实际运行环境下的性能需求。

智能监控核心算法研究

1. 基于卷积神经网络的故障检测

（1）故障特征提取

光伏组件故障特征提取过程基于深度学习的多模态特征融合技术，将红外热成像数据与可见光图像数据作为双通道输入源。在图像预处理环节中，采用自适应阈值分割算法对热成像数据进行区域划分，应用高斯滤波器消除图像噪声，通过gamma校正优化图像对比度。对于组件表面缺陷特征，研究采用改进的局部二值模式算法提取纹理信息，结合灰度共生矩阵计算能量与熵值等统计特征，将形态学梯度算子应用于边缘轮廓提取。在热特征分析中，通过计算温度场梯度张量刻画热分布异常区域，利用主曲率分析方法识别热斑边界特征。

（2）模型结构设计

改进型卷积神经网络模型采用深层残差结构，在ResNet50基础架构上融入金字塔池化模块。网络输入层接收标准化的 $224 \times 224 \times 3$ 图像数据，经过 7×7 卷积核与最大池化层初步提取特征图。残差学习单元采用“ $1 \times 1 - 3 \times 3 - 1 \times 1$ ”的瓶颈式结构，通过identity mapping实现跨层特征传递。模型在每个残差块后引入空间注意力机制，注意力权重矩阵计算公式为

$$Y = \frac{\sum_{k=1}^n X_k W_k}{n} + b$$

式中， Y 为输出特征图； X_k 为输入特征； W_k 为卷积核权重； n 为特征数量； b 为偏置项。

该机制通过自适应学习方式强化关键区域特征表达，抑制背景干扰信息。

（3）故障分类算法

故障分类器基于深度度量学习理论构建，采用改进的三元损失函数优化特征空间分布^[4]。分类网络在最后一个卷积层后添加全局平均池化层，将特征图压缩为1024维向量。损失函数结合交叉熵损失与中心损失，通过动态权重平衡两类损失项的贡献。在训练策略方面，实施分层学习率调整方案，卷积层基准学习率设为0.001，全连接层学习率设为

基准值的10倍，采用带动量项的随机梯度下降算法进行参数更新。针对样本不平衡问题，引入基于数据挖掘的采样策略，增强对少数类样本的学习能力。

2. 基于LSTM的发电量预测

长短时记忆网络结构针对光伏发电量预测问题进行专门优化设计，模型采用多层堆叠式架构提升时序特征提取能力。输入层将环境参数数据序列与历史发电量数据序列映射到128维特征空间，时序编码模块采用位置嵌入方式增强序列表达。核心LSTM层包含256个记忆单元，通过改进的门控机制调节信息流动，输入门利用 $\tanh$ 函数调制当前输入信息，遗忘门基于sigmoid函数控制历史信息保留比例，输出门整合当前状态生成预测结果。在记忆单元结构上引入残差连接机制，缓解长序列训练中的梯度消失问题。时间注意力层计算不同时间步的动态权重系数，根据查询向量与键值对的相似度分配注意力分数，输出层采用全连接网络结构，通过线性变换将高维特征映射到发电量预测空间，并引入dropout机制防止过拟合现象。

3. 基于强化学习的参数优化

参数优化模块采用深度确定性策略梯度算法构建智能控制策略，将连续动作空间建模为逆变器电压调节量与功率因数调节量。状态空间包含光伏组件输出电压电流与环境温度辐照度等多维参数，状态向量经过特征标准化处理输入策略网络^[5]。Actor网络采用四层前馈神经网络结构，隐层单元数分别为256与128，使用Leaky ReLU激活函数增强网络表达能力。Critic网络评估状态动作值函数，采用双Q学习策略降低值函数估计偏差。优先经验回放机制根据时序差分误差确定样本重要性权重，高优先级样本在训练批次中获得更多采样机会。在目标网络更新策略中采用软更新方式，参数更新系数设为0.001，确保策略学习过程的稳定性，通过与仿真环境的持续交互，强化学习模型逐步收敛到最优控制策略，实现系统参数的自适应优化调节。

系统实现与验证

1. 系统部署方案

智能监控系统在某100 MW光伏电站实施部署，部署环境与参数配置见表1。硬件部署采用分

布式架构，在光伏阵列区域按照500 kW容量划分监控单元，每个单元配置环境监测设备与电气参数采集设备。数据采集设备采用工业级RS485总线连接至就近的数据采集器，数据采集器通过工业以太网与中控室服务器相连，服务器采用双机热备配置，运行Linux操作系统，配置RAID5磁盘阵列确保数据存储空间可靠性。系统软件采用Docker容器技术部署，将深度学习模型部署在GPU服务器，实现故障诊断与发电量预测功能。系统采用B/S架构设计，管理人员可通过Web浏览器访问监控平台，移动终端通过4G网络实现远程监控。

表1 系统部署环境与参数配置

部署项目	配置参数
光伏电站容量	100 MW
监控单元划分	500 kW/单元
服务器配置	Intel Xeon双路服务器，128 GB内存
GPU服务器	NVIDIA A100，4×32 GB显存
存储系统	RAID5，有效容量20 TB
网络配置	工业以太网1 000 Mbit/s
操作系统	CentOS 7.9 64位
数据库系统	PostgreSQL 12.0

2. 性能测试与分析

智能监控系统性能测试结果见表2。故障诊断准确率测试采用交叉验证方法，在实际运行数据中随机选取1 000组样本进行测试，卷积神经网络模型对热斑故障识别准确率达到95.8%，对组件破损识别准确率达到93.5%，平均故障诊断响应时间控制在100 ms以内。发电量预测性能测试选取30天运行数据，LSTM模型对24 h发电量预测的平均相对误差为3.2%，最大预测误差不超过5%，预测结果满足工程应用要求，参数优化算法在最大功率点跟踪控制中表现出良好性能，在光照剧烈变化工况下，逆变器输出功率波动降低42%，系统整体发电效率提升2.8%。

表2 系统性能测试结果数据

测试项目	测试结果	测试条件
热斑故障识别率	95.8%	1 000组样本交叉验证
组件破损识别率	93.5%	1 000组样本交叉验证
故障诊断响应时间	<100 ms	标准运行工况
发电量预测误差	3.2%	30天历史数据
最大预测误差	5.0%	阴雨天气工况
功率波动降低率	42%	光照剧变工况
发电效率提升	2.8%	年度平均水平

3. 应用效果评估

智能监控系统在光伏电站运行一年后显著提升电站运维效率与经济效益。深度学习模型实现故障的提前预警，将故障发现时间由传统人工巡检的24 h缩短至2 h以内，年度故障处理时间减少485 h。基于LSTM的发电量预测准确率显著提升，预测结果被电网调度部门采纳用于发电计划制定，减少限电损失与考核费用。强化学习优化算法改善逆变器最大功率点跟踪性能，在光照变化剧烈工况下提升系统发电效率，年度等效利用小时数增加86 h。运维人员通过移动终端实现远程监控，减少日常巡检人力投入，运维人员配置由原来的15人减少至8人，人工成本降低47%。

结束语

通过深度学习技术与光伏电站监控系统的深度融合，显著提升监控系统的智能化水平。该系统在故障诊断与发电量预测及参数优化等方面均取得突破性进展，为光伏电站的智能化运维提供可靠的技术支撑。研究成果不仅适用于大型光伏电站的智能

化改造，也可推广应用到分布式光伏系统的监控管理中，对推动光伏产业的智能化升级具有重要的实践指导意义。**EA**

(收稿日期：2025-04-25)

参考文献

- [1] 李春红, 盛海军, 张雅洁. 基于深度学习的光伏通信电源智能控制技术[J]. 中国宽带, 2025, 21(2): 82-84.
- [2] 王斌, 陈宏, 曾峥, 等. 基于深层卷积神经网络的山地光伏电站防火远程监控系统设计[J]. 电气时代, 2025(1): 167-169.
- [3] 钟明. 基于深度学习的智能视频监控系统设计[J]. 电子产品世界, 2024, 31(12): 38-42.
- [4] 刘汝仪, 陈钟宇, 王梦鑫. 基于深度学习的水电站智能监控系统设计[J]. 电子技术, 2024, 53(11): 70-71.
- [5] 康勇, 田顺红. 人工智能在光伏安全检测中的应用研究[J]. 自动化博览, 2024, 41(6): 30-35.

