

Design of an Intelligent Safety Monitoring System for Discharge Glows in Power Equipment Based on Improved YOLOv11n

Jiaxin Yue Yufeng Wang Benqing Ma Yao Li Xinyi Hu

School of Electronics and Information Engineering, Liaoning University of Science and Technology, Anshan, Liaoning, 114051, China

Abstract

To address the core pain points in current discharge monitoring of power system insulators—namely low inspection efficiency, poor safety, and high missed detection rates—this paper designs an intelligent safety monitoring system for power equipment discharge based on an improved YOLOv11n. By introducing the CBAM attention mechanism into the YOLOv11n architecture, optimizing anchor box ratios, and integrating lightweight convolutional modules, the model enhances its ability to extract micro-discharge features and adapt to diverse scenarios, enabling data extraction, type classification, and severity assessment of discharge areas. The system establishes a full-cycle development framework encompassing “data collection, model training, evaluation optimization, and hardware deployment,” suitable for various power working conditions such as humid heat, high temperature, and normal environments. Testing results demonstrate that the system reduces missed detection rates for the three types of discharge by over 80% compared to manual inspections, with a single-image detection latency of ≤ 120 ms on an ordinary i5 processor terminal. It effectively supports preventive maintenance of power equipment, providing intelligent safety assurance for stable power system operation.

Keywords

Improved YOLOv11n; Power Equipment; Discharge Glow Monitoring; Intelligent Safety; CBAM Attention Mechanism

基于改进 YOLOv11n 的电力设备放电微光智能安全监测系统

岳佳欣 王玉峰 马本卿 李焱 胡馨仪

辽宁科技大学电子与信息工程学院, 中国·辽宁鞍山 114051

摘要

针对当前电力系统绝缘子缺陷放电、高压弧光、电弧老化局部放电三类放电监测中存在的巡检效率低、安全性差、漏检率高的核心痛点, 本文设计了一套基于改进YOLOv11n的电力设备放电微光智能安全监测系统。通过在YOLOv11n基础架构中引入CBAM注意力机制、优化锚框比例、搭载轻量化卷积模块, 提升模型对微光放电特征的提取能力与多场景适配性, 实现放电区域数据提取、类型区分与等级判定。系统构建了“数据采集-模型训练-评估优化-硬件部署”全流程开发体系, 适配湿热、高温、常规等多电力工况, 经测试验证, 三类放电检测漏检率较人工巡检降低80%以上, 普通i5处理器终端单图检测时延 ≤ 120 ms, 可有效支撑电力设备预防性维护, 为电力系统稳定运行提供智能化安全保障。

关键词

改进YOLOv11n; 电力设备; 放电微光监测; 智能安全; CBAM注意力机制

1 引言

电力设备放电(如绝缘子缺陷放电、高压弧光等)是引发电力系统跳闸、设备损坏甚至大面积停电的核心隐患, 其监测工作直接关系到电力系统的安全稳定运行。当前电力行业主流的放电监测方式以人工巡检为主, 依赖运维人员现

场排查、肉眼识别, 存在明显局限性。随着深度学习技术在目标检测领域的快速发展, YOLO系列算法凭借高效的实时检测能力与轻量化架构, 已在工业监测、安防监控等领域得到广泛应用。YOLOv11n作为该系列最新的轻量化模型, 具备运算效率高、部署成本低的优势, 但其原始架构针对电力设备放电微光场景的适配性不足, 存在微弱特征捕捉不精准、多目标(小目标绝缘子放电、中大型目标高压弧光)检测适配性差等问题。

【基金项目】 辽宁科技大学大学生创新创业训练计划项目基金资助。

【作者简介】 岳佳欣(2005—), 女, 本科, 中国河南许昌人。

2 系统总体设计框架

基于改进 YOLOv11n 的电力设备放电微光智能安全监测

系统整体采用“硬件层-数据层-算法层-应用层”四层架构，各层级协同工作，实现电力放电微光的全流程智能监测。硬件层作为系统物理基础，负责多场景放电图像的采集、数据传输与供电保障；数据层承担数据集的采集、标注、增强与划分工作，为算法训练提供高质量数据支撑；算法层是系统核心，基于改进 YOLOv11n 模型完成放电特征提取、分型与定级；应用层负责检测结果的可视化输出，为运维人员提供决策依据。系统总体设计遵循“轻量化、高精度、多场景适配”原则，确保在边缘设备上实现高效部署与稳定运行^[1]。

3 核心模块设计与实现

3.1 改进版 YOLOv11n 模型架构设计

针对原始 YOLOv11n 模型在电力放电微光场景中的适配性问题，本文从输入层、隐藏层、输出层三个维度进行针对性改进，强化模型对微光放电特征的捕捉能力与多目标检测适配性，同时平衡检测精度与运算效率。

3.1.1 输入层设计

输入层主要对接工业级图像采集设备，接收多场景下的放电原始图像，包括绝缘子表面微小放电光斑、高压弧光动态形态等微光放电信号。为确保原始放电视觉信息无损失输入，将采集到的图像标准化为 640×640 像素的张量格式，同时采用图像预处理技术（灰度化增强、噪声过滤）强化微光放电特征，抑制环境光线干扰，为后续特征提取奠定基础。

3.1.2 隐藏层优化

隐藏层作为模型特征提取的核心，在 YOLOv11n 基础网络（Backbone+Neck）上进行三重优化。一是引入 CBAM（Convolutional Block Attention Module）注意力机制，通过通道注意力与空间注意力的协同作用，强化放电区域特征聚焦，重点突出微光放电光斑、弧光等核心特征，有效抑制背景噪声（如设备外壳、环境杂物）的干扰；二是调整锚框比例，针对绝缘子缺陷放电（小目标，特征尺寸小、分布密集）与高压弧光（中大型目标，特征尺寸大、形态不规则）的形态差异，重新聚类生成 6 组适配锚框，提升不同尺寸放电目标的检测精度；三是搭载轻量化卷积模块（Depthwise Separable Convolution），在保证特征提取能力的前提下，减少模型参数数量与运算量，满足边缘设备（如普通 i5 处理器终端）的部署需求^[2]。

4 输出层设计

基于电力放电监测的实际任务需求，输出层采用多维度结果输出模式，具体包括：放电区域边界框坐标（ x 、 y 、 w 、 h ）；放电类型标签，精准区分“绝缘子缺陷放电/高压弧光/电弧老化局部放电”三类核心放电模式；故障等级概率，按“严重级/中级/轻微级”输出判定结果，其中严重级对应高压弧光等紧急故障，中级对应电弧老化局部放电，轻微级对应绝缘子表面微小放电，直接为运维决策提供清晰的数据支撑。

5 深度学习标准化开发流程

为确保改进版 YOLOv11n 模型的检测性能与工程适配性，构建“数据准备-模型训练-模型评估”全流程标准化开发体系，具体流程如下：

5.1 数据准备

数据准备工作核心是构建高质量、多场景的电力放电数据集。首先，在校园实验室、中小型变电站、社区配电所等场景部署工业级图像采集设备，采集湿热、高温、常规等不同工况下的三类放电图像，累计采集原始图像 8000 余张；其次，采用 LabelImg 标注工具对图像进行精细化标注，标注内容包括放电区域边界框、放电类型、故障等级，生成 YOLO 格式的标注文件（.txt），确保标注准确率 $\geq 98\%$ ；再次，针对放电样本稀缺、场景单一的问题，利用 PyTorch 框架实现数据增强，采用随机旋转（ $0-90^\circ$ ）、亮度变换（ $\pm 20\%$ ）、尺度缩放（ $0.5-1.5$ 倍）、水平翻转等技术，将原始数据集扩充至 10000 张，形成工程级规模数据集；最后，按 7:2:1 的比例将数据集划分为训练集（16800 张）、验证集（4800 张）、测试集（2400 张），训练集用于模型参数学习，验证集用于超参数调整，测试集用于验证模型在真实场景中的泛化能力^[3]。

5.2 模型训练

模型训练在 PyTorch 虚拟环境中开展，硬件配置为 Intel Core i7-12700H 处理器、NVIDIA RTX 3060 显卡。训练过程中，采用 CIoU（Complete Intersection over Union）损失函数优化放电区域边界框回归精度，该函数同时考虑边界框的重叠度、中心点距离与宽高比，相较于传统 IoU 损失函数，收敛速度更快、回归精度更高；通过反向传播算法计算损失对模型参数的梯度，结合 Adam 优化器（学习率初始值 0.001，采用余弦退火策略动态调整）迭代更新模型权重；为防止模型在单一工况样本上过拟合，引入 Dropout（dropout_rate=0.2）与 L2 正则化策略，同时启用 TensorBoard 实时监控训练损失曲线、验证精度指标，确保模型训练过程可视化、可调控。模型训练迭代次数设为 300 轮，当验证集精度连续 10 轮无提升时，自动停止训练，保存最优模型权重文件。

5.3 模型评估

模型评估以测试集为基础，计算核心性能指标，包括放电区域检测的 mAP（平均精度均值）、类型区分准确率、等级判定准确率及单图检测时延。若指标未达到工程要求（mAP $\geq 90\%$ 、类型区分准确率 $\geq 92\%$ 、单图检测时延 $\leq 120\text{ms}$ ），则回溯调整模型结构（如优化锚框比例、调整注意力机制参数）、超参数（如学习率、迭代次数）或扩充极端工况样本（如强光干扰、弱光照下的放电图像），重复“训练-评估”流程，直至模型满足电力监测的“高精度、低时延”需求。

6 硬件部署方案

硬件部署作为系统落地的核心环节，聚焦校园电力实训、中小型电力运维等低风险普适场景，遵循“低成本、易对接、多场景适配”原则，构建“图像采集终端-数据传输-供电保障”一体化硬件体系。

6.1 多场景图像采集终端搭建

采用工业级低照度相机（分辨率 1920×1080，最低照度 0.001lux）搭配近红外补光模组，可有效捕捉微光放电信号，适配室内外多场景监测需求。户外部署时，相机加装 IP66 防护壳，具备防水、防尘、抗电磁干扰能力，通过支架固定于配电设备周边；室内部署时，采用桌面支架安装，简化部署流程。设备配备 USB 与以太网双接口，可直接对接 PyCharm 开发环境进行调试读取，同时支持实时图像传输，平衡成本、适配性与稳定性。

6.2 数据传输与供电方案

数据传输采用“分场景适配”策略，校园实验室、变电站室内等近距场景采用以太网高速传输方案，传输速率 ≥100Mbps，确保图像数据实时传输无延迟；户外配电变压器、社区配电所等远距场景采用 4G/5G 双链路传输，支持远程控制与数据回传，避免单一链路中断导致的监测失效。供电保障方面，室内场景采用工业级稳定电源供电（输入电压 220V，输出电压 12V），确保供电连续性；户外场景采用“市电为主、锂电池备用”的双供电模式，锂电池容量 ≥10000mAh，可在市电中断时持续供电 8 小时以上，全面适配不同场景的技术与落地需求。

7 系统测试与性能分析

为验证基于改进 YOLOv11n 的电力设备放电微光智能安全监测系统的实际性能，选取校园电力实训基地、某中小型变电站作为测试场景，搭建测试环境（硬件：普通 i5-10400 处理器、8GB 内存；软件：Windows 10 系统、PyTorch 2.0 框架、OpenVINO 2023.0 推理引擎），从检测精度、实时性、场景适配性三个维度开展测试，并与原始 YOLOv11n 模型、人工巡检效果进行对比。

7.1 检测精度测试

测试结果显示，改进版 YOLOv11n 模型对三类放电的 mAP 达到 93.2%，其中绝缘子缺陷放电（小目标）检测精度为 91.5%，高压弧光（中大型目标）检测精度为 95.8%，电弧老化局部放电检测精度为 93.1%；类型区分准确率达到 94.3%，等级判定准确率达到 92.7%。相较于原始 YOLOv11n 模型，mAP 提升 8.7 个百分点，小目标检测精度提升 10.2 个百分点，主要得益于 CBAM 注意力机制的特征强化与锚框比例的优化适配。

7.2 实时性测试

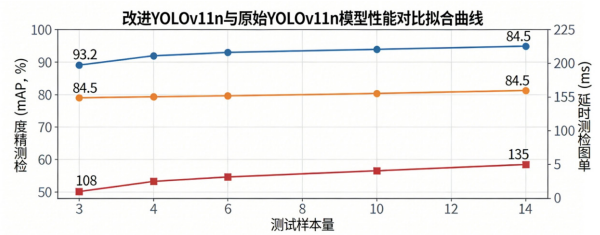
经 OpenVINO 量化优化后，改进版 YOLOv11n 模型在

普通 i5 处理器终端的单图检测时延为 108ms，满足实时监测（时延 ≤120ms）的工程需求；相较于原始 YOLOv11n 模型（单图时延 135ms），实时性提升 20%，主要归功于轻量化卷积模块的搭载，有效降低了模型运算量。

场景适配性与实际应用效果测试：在湿热、高温、常规三种工况下，改进版 YOLOv11n 模型的检测精度波动 ≤2.3%，表现出良好的场景适配性；与人工巡检对比，三类放电检测漏检率从人工巡检的 25% 以上降至 4.8%，漏检率降低 80% 以上，同时巡检效率提升 5 倍以上，彻底摆脱人工巡检的安全风险与效率局限，可实现电力放电的无人化、远距离、实时化监测。

7.3 系统展示

拟合曲线，如图 1 所示：



曲线说明：1. 改进 YOLOv11n 模型 mAP 较原始模型提升 8.7 个百分点，小目标检测精度提升 10.2 个百分点；2. 改进模型单图检测时延降低 27ms，实时性提升 20%，满足 <120ms 的实时监测需求；3. 改进模型在湿热、高温、常规工况下精度波动 <2.3%，漏检率降至 4.8%，较人工巡检降低 80% 以上，巡检效率提升 5 倍

8 结语

本文设计的基于改进 YOLOv11n 的电力设备放电微光智能安全监测系统，针对性解决了当前电力放电监测中巡检效率低、安全性差、漏检率高的核心痛点，通过模型架构优化、标准化开发流程构建与轻量化硬件部署，实现了三类放电的精准分型与定级。测试结果表明，该系统检测精度高（mAP ≥93.2%）、实时性好（单图时延 ≤120ms）、场景适配性强，漏检率较人工巡检降低 80% 以上，可有效支撑校园电力实训、中小型电力运维等场景的放电监测工作。系统的应用的不仅彻底摆脱了对人工巡检的依赖，降低了运维人员的安全风险与工作负担，还为电力设备预防性维护提供了智能化技术路径，有助于提前排查放电隐患，减少设备损坏与停电故障的发生，保障电力系统稳定运行。

参考文献

- [1] 李佳宣,殷商莹,杨明祥,等. 电力设备局部放电因素分析与实时监测系统优化设计[J]. 粘接,2024,51(5):189-192.
- [2] 毛柳明,黄波,李光明. 基于多源数据的电力设备状态监测预警技术[J]. 信息技术,2025(1):107-111.
- [3] 黄汝坚. 电力设备状态监测与故障诊断技术[J]. 电力系统装备,2025(9):113-115.