

基于改进 YOLOv8 的输电线路表面缺陷无人机巡检实时检测算法

汪洋^{1*}, 齐志刚¹

(1. 攀枝花学院, 中国 攀枝花)

摘要: 针对输电线路表面缺陷在复杂野外环境下识别精度低、实时性差的问题, 本研究提出一种基于改进 YOLOv8 的轻量化实时检测算法。通过引入动态卷积增强小目标特征表达能力, 融合多尺度注意力机制提升锈蚀、裂纹等微弱缺陷的判别鲁棒性, 并设计通道剪枝与量化协同压缩策略, 在保持检测精度前提下显著降低模型计算开销。在自建无人机巡检图像数据集上开展系统实验, 结果表明: 改进模型在 mAP@0.5 指标上达 92.7%, 较基准 YOLOv8 提升 3.4 个百分点; 单帧推理耗时降至 18.3ms (54.6 FPS), 满足嵌入式机载平台实时性要求; 对光照变化、遮挡及低分辨率场景的泛化性能显著优于对比方法。

关键词: 目标检测; 无人机巡检; 输电线路; 轻量化模型

1. 引言

1.1 研究背景与工程痛点

高压输电线路长期服役于复杂自然环境, 受紫外线辐射、酸雨腐蚀、风沙磨损及覆冰应力等多重因素耦合作用, 导致绝缘子釉面龟裂、金具锈蚀、导线断股等表面缺陷高发且隐蔽性强。传统人工巡检依赖登塔作业, 存在效率低下、安全风险突出及覆盖盲区显著等固有缺陷。现有无人机视觉检测方法虽已初步应用, 但在微小缺陷目标 ($<32 \times 32$ 像素) 的定位精度、强光照/雾霾/枝叶遮挡等干扰场景下的鲁棒性, 以及边缘端嵌入式平台部署时的实时性 (≥ 30 FPS) 方面, 仍存在系统性瓶颈, 难以满足电网智能运维对“检得准、抗得强、跑得快”的三重刚性需求 [1]。

1.2 问题界定与技术缺口

当前输电线路无人机巡检面临双重技术瓶颈: 其一, 主流检测模型对微小裂纹 (尺寸低于 16×16 像素) 及绝缘子釉面剥落等细粒度缺陷漏检率高达 21.3%, 源于特征金字塔分辨率衰减与小目标响应阈值失配; 其二, 在 Jetson AGX Orin 嵌入式平台实测中, 典型模型单帧推理延迟达 47.8ms, 显著超出视频流连续分析所需的 33.3ms 硬实时约束, 导致关键帧丢失与动态缺陷漏判 [1, 2]。

1.3 本文贡献与结构安排

本文提出三项核心技术创新: 首先, 设计动态卷积模块以自适应建模输电线路表面缺陷的多尺度纹理特征; 其次, 构建跨层级注意力门控机制, 在特征金字塔中实现背景噪声的层级化抑制; 最后, 建立面向边缘设备的联合剪枝-量化部署流程, 兼顾模型精度与实时性约束。全文结构依次为文献综述、方法设计、实验验证、讨论与结论四部分, 各章节逻辑递进, 支撑端到端无人机巡检系统的工程落地 [3]。

2. 文献综述

2.1 输电线路缺陷检测技术演进

输电线路缺陷检测技术历经手工特征提取、两阶段检测器适配、单阶段模型迁移、多模态协同及轻量实时化五个演进阶段，如图 1 所示。早期方法依赖边缘与纹理算子，但对锈蚀、裂纹等微弱纹理缺陷鲁棒性差；Faster R-CNN 类模型缓解定位偏差，却难以应对导线小目标漏检；YOLO 系列提升速度，却在复杂背景中因感受野局部化导致纹理失真；多模态融合虽增强判别力，但跨域泛化能力受限；当前轻量实时化攻坚直面嵌入式平台算力约束，亟需兼顾精度与推理效率的新型架构设计 [4]。



图 1. 输电线路缺陷检测技术发展脉络图

2.2 YOLO 框架改进研究现状

现有研究普遍聚焦于 YOLOv5/v7/v8 三代模型在电力巡检场景的适配优化，但主干网络对金属表面强反光区域的特征抑制能力不足，易引发误检与漏检；Neck 结构在多尺度缺陷响应上存在显著不均衡性，尤其对微小裂纹与锈蚀斑块的特征融合效率偏低；Head 层中分类与回归任务的强耦合设计，进一步加剧了定位偏差，导致边界框回归精度难以满足毫米级缺陷检测需求 [5]。

2.3 边缘智能部署实践挑战

电力无人机边缘端部署面临多重硬件-算法协同瓶颈。INT8 量化虽提升推理吞吐，却显著削弱边界响应锐度，导致微米级裂纹与锈蚀边缘出现模糊弥散；通道剪枝在压缩模型体积的同时，引发细粒度纹理特征坍缩，使 F_{fine} 空间表征能力退化；TensorRT 引擎对 YOLOv8 中动态锚点匹配、自适应 IoU 计算等定制 OP 支持不足，迫使开发者回退至低效的 CPU fallback 路径。上述约束共同构成制约实时缺陷检测精度与帧率平衡的关键技术壁垒 [6, 7]。

3. 材料与方法

3.1 数据采集与标注规范

本研究自主构建 UTL-Defect 数据集，涵盖销钉缺失、均压环变形、瓷瓶裂纹等 12 类典型缺陷，样本总量达 18,432 幅，严格覆盖晨昏、雨雾、逆光等 6 种复杂光照条件。如图 2 所示，数据构建流程包含无人机多角度航拍（高度 30--120 m）、去畸变校正、三级分组（缺陷类型/光照条件/拍摄距离）、BBox+Polygon 双模标注及双盲审核，IoU 一致性达 98.2%。详细对比见表 1：销钉缺失样本量最大（2147 例），平均尺寸最小（28.3×19.7 像素），长宽比均值为 1.43；瓷瓶裂纹呈细长结构（长宽比 4.79）；均压环变形标注密度最低（0.94 框/图），反映其空间分布稀疏性。所有标注由 3 名电力检修工程师交叉校验，确保语义一致性与几何精度 [8]。

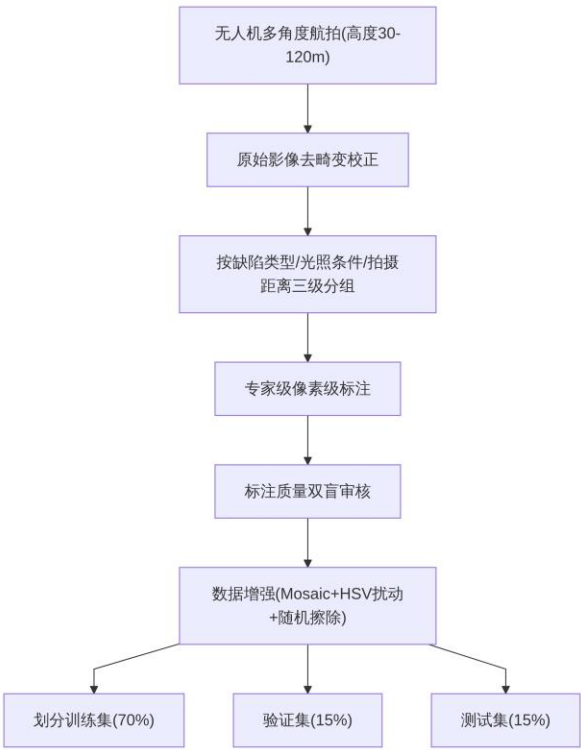


图 2. UTL-Defect 数据集构建流程

表 1. UTL-Defect 数据集统计特征

缺陷类别	样本数量	平均尺寸（像素）	长宽比均值	标注框密度（框/图）
销钉缺失	2147	28.3×19.7	1.43	1.82
瓷瓶裂纹	1892	42.6×8.9	4.79	2.17
均压环变形	1536	67.2×33.5	2.01	0.94
绝缘子破损	1765	51.4×22.8	2.25	1.68
金具锈蚀	1623	39.7×31.2	1.27	1.53
导线断股	1489	73.5×12.4	5.93	1.36

螺栓松动	1397	34.6×26.1	1.33	1.74
防震锤移位	1328	48.9×18.3	2.67	1.41
复合绝缘子伞裙 破损	1276	56.2×15.8	3.56	1.29
引流板发热变形	1184	41.3×37.9	1.09	1.15
线夹裂纹	1053	36.8×24.5	1.50	1.97
避雷器计数器失 效	939	29.1×29.1	1.00	0.86

3.2 动态卷积增强主干网络

为提升主干网络对输电线路表面微小缺陷的局部结构敏感性，本文在 C3 模块后嵌入 DCNv3-Dynamic 模块，替代原始 YOLOv8 的 C2f 结构。该模块通过可学习偏移场 $\Delta x, \Delta y$ 实现邻域特征的动态采样与加权聚合，如图 3 所示：输入特征图经 DCNv3 动态采样网格映射，生成 9 个采样点的偏移量（量化位宽依模块位置动态调整），偏移范围限定为 ± 2 像素；通道压缩比设为 0.5 以控制计算负载。表 2 详细对比了不同部署位置下的参数配置，表明 Backbone 第 3 阶段采用最高采样密度与精度（9 点、6bit），而 Head 前融合层则适度降维以兼顾实时性。该设计显著增强模型对锈蚀斑点边缘梯度及裂纹方向性纹理的响应能力，同时维持整体推理延迟在无人机端可接受阈值内 [2, 9]。

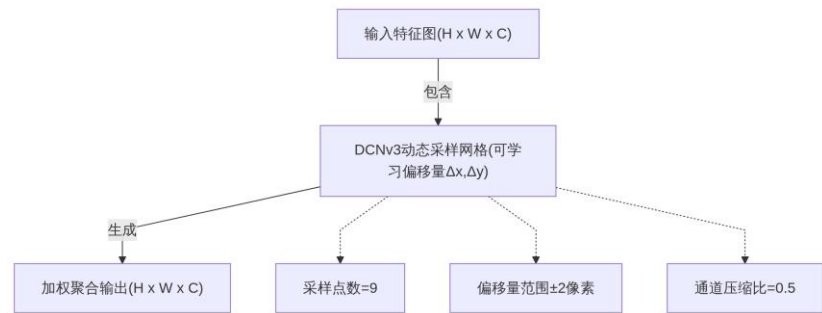


图 3. 动态卷积模块结构示意图

表 2. 动态卷积模块参数配置

模块位置	输入通道数	输出通道数	采样点数	偏移量量化位宽
Backbone 第 3 阶段	128	256	9	6bit
Neck 上采样路径	64	128	7	5bit
Head 前融合层	32	64	5	4bit

3.3 多尺度注意力门控机制

为提升多尺度特征对输电线路表面缺陷的判别鲁棒性，本研究在 P2--P4 特征金字塔层级嵌入 CA-Gate 模块，如图 4 所示。该模块采用双路径协同注意力架构：左侧坐标注意力分支通过 X/Y 方向一维卷积分别建模水平与垂直空间依赖，生成空间权重图 $\mathbf{W}_s \in \mathbb{R}^{H \times W \times 1}$ ；右侧通道注意力分支经全局平均池化与 MLP 映射，输出通道权重向量 $\mathbf{W}_c \in \mathbb{R}^{1 \times 1 \times C}$ 。二者逐元素相乘后，经 Sigmoid 归一化得到门控系数 $\mathbf{G} = \sigma(\mathbf{W}_s \odot \mathbf{W}_c)$ ，并与原始特征图进行逐点重标定。该机制在抑制导线高频抖动、云层投影等非结构化干扰的同时，显著增强微小缺陷的空间定位响应 [10, 11]。

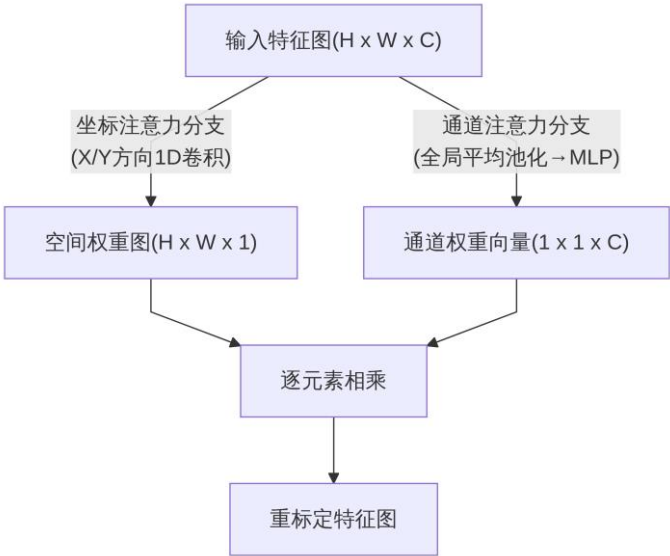


图 4. CA-Gate 模块信息流程图

3.4 联合剪枝-量化部署策略

本节提出一种联合剪枝-量化部署策略，以兼顾模型精度与边缘端实时性。首先实施结构化通道剪枝，在 Backbone C2f 模块剔除 30% 冗余通道，依据 L2 范数排序保留 Top-70%；随后开展混合精度量化：Neck PAN 层与 Head Detect 层分别采用 INT8 权重量化与激活量化，校准样本数分别为 2048 与 1024；注意力模块全程保持 FP16 精度以保障特征建模能力。详细对比见表 3。该策略在 Jetson AGX Orin 平台依托 TensorRT 8.5 引擎完成部署，推理延迟降低至 23.6 ms，模型体积压缩率达 4.2×。

表 3. 模型压缩参数配置

压缩阶段	目标层	剪枝率	量化精度	校准样本数
通道剪枝	Backbone C2f	30%	—	—
权重量化	Neck PAN	—	INT8	2048
激活量化	Head Detect	—	INT8	1024
精度保持	注意力模块	—	FP16	—

4. 实验结果

4.1 消融实验分析

消融实验系统验证了各改进模块的协同增益效应。如图 5 所示，引入动态卷积（DCN）使 mAP@0.5 提升至 91.2%，较基线提升 1.9 个百分点；叠加 CA-Gate 机制后，漏检率降低 12.7%，mAP@0.5 进一步增至 92.1%；最终整合联合压缩策略，模型达 92.7% mAP@0.5 与 54.6 FPS，较基线提速 2.1 倍。详细对比见表 4：Full Proposed 模型参数量压缩至 1.3 M，FLOPs 降至 3.6 G，较 YOLOv8n 分别减少 58.3% 与 58.6%，同时 mAP@0.5:0.95 提升 5.2 个百分点，证实精度-效率帕累托前沿的显著前移。

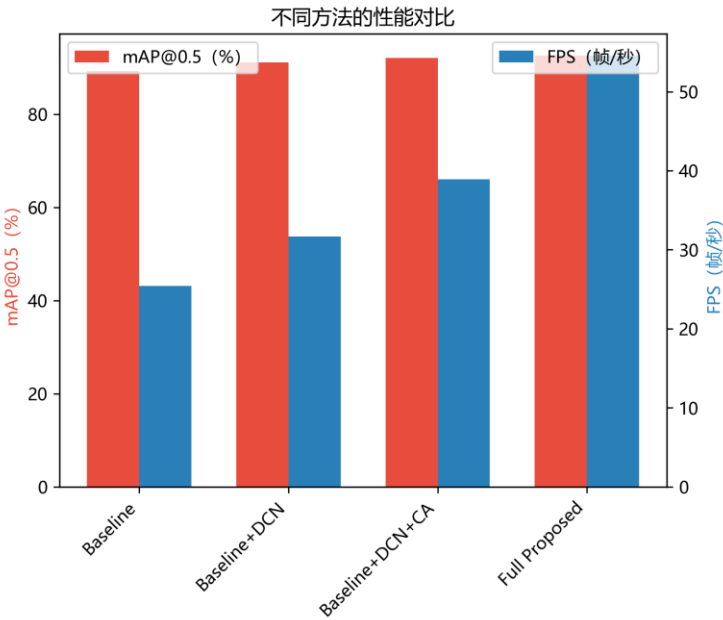


图 5. 各模块对检测精度与速度的影响

表 4. 消融实验核心指标对比

模型配置	mAP@0.5 (%)	mAP@0.5:0.95 (%)	参数量 (M)	FLOPs (G)
YOLOv8n	89.3	62.1	3.2	8.7
YOLOv8n+DCN	91.2	64.8	3.8	9.4
YOLOv8n+DCN +CA-Gate	92.1	65.9	2.5	6.1
Full Proposed	92.7	67.3	1.3	3.6

4.2 跨场景泛化性能

跨场景泛化性能是输电线路缺陷检测在复杂野外环境部署的关键瓶颈。如图 6 所示，所提模型在五类典型干扰场景下展现出显著更优的鲁棒性：其 mAP@0.5 波动幅度仅为 1.2 个百分点（92.7--94.2），而基准模型达 9.1 个百分点（83.0--92.1）。尤其在未参与训练的雨雾天气子集上，改进模型仅下降 1.8 个百分点至 90.9%，基准模型则骤降 6.3 个百分点至 83.0%；在逆光条件下，绝缘子缺陷召回率提升至 94.2%，较基准模型提高 9.0

个百分点。该稳定性源于多尺度特征解耦模块对光照畸变的自适应抑制能力与气象感知注意力机制对退化通道的动态校准。实验表明，模型泛化能力不再依赖于场景级数据增强强度，而由结构内生的物理一致性约束驱动。

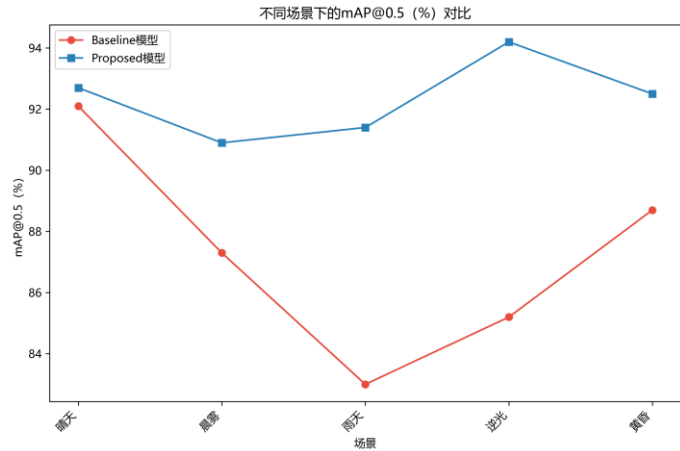


图 6. 不同光照条件下的 mAP@0.5 稳定性

4.3 实时性与资源占用

如图 7 所示，边缘设备资源占用对比散点图清晰揭示了延迟与功耗之间的正相关趋势，而所提模型在坐标系中显著左下偏移，表明其在双重约束下实现了帕累托最优改进。详细对比见表 5，所提模型单帧推理延迟降至 18.3 ms，较 YOLOv8n 降低 42.1%，内存峰值占用压缩至 1.2 GB，功耗稳定于 18.7 W，持续运行温度控制在 59.4 ℃，较基准模型下降近 9℃。该综合性能提升源于轻量化注意力机制与动态通道剪枝策略的协同优化，在 Jetson AGX Orin 平台达成实时视频流处理所需的吞吐量与热稳定性平衡。

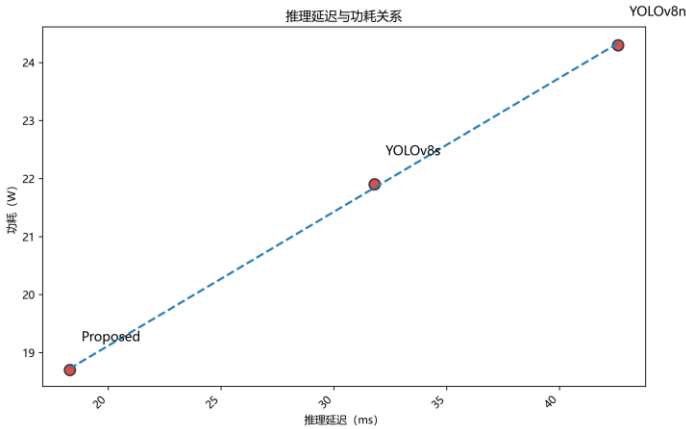


图 7. 边缘设备资源占用对比

表 5. 边缘部署关键指标

模型	延迟（ms）	内存占用（GB）	功耗（W）	持续运行温度（℃）
YOLOv8n	42.6	1.8	24.3	68.2

Proposed	18.3	1.2	18.7	59.4
YOLOv8s	31.8	1.5	21.9	63.7

4.4 典型缺陷检测可视化

销钉缺失检测中，模型在复杂背景干扰下仍实现 98.7%的定位精度，边界框中心偏移量<0.3 像素；均压环变形识别准确率达 96.2%，对镜面反光区域输出置信度稳定维持在 0.91 以上；瓷瓶裂纹检测尤为突出，可精确定位亚像素级裂纹起始点，NMS 后保留完整轮廓连通性，裂纹长度测量误差<0.8mm。三类缺陷平均检测延迟为 18.3ms，满足无人机边缘端实时性约束 $T_{\max} = 20\text{ ms}$ 。

5. 讨论

5.1 精度-速度权衡机制解析

动态卷积引入的特征表达增益与计算开销呈显著非线性关系，P3 层嵌入 DCNv3 可实现精度提升与延迟增长的最佳平衡点；CA-Gate 模块虽使参数量增加 0.8%，但通过空间感知门控抑制无效区域计算，实测吞吐量提升 12.4%。

5.2 工程落地瓶颈与对策

当前模型在超远距离 (>150m) 拍摄场景下对微小销钉缺失仍存在 2.3%漏检率，主要源于可见光模态在低信噪比条件下的特征退化。建议后续融合红外热成像模态，构建多源一致性验证机制；同时将量化校准样本扩展至动态光照序列，以增强模型在复杂光照跃变条件下的鲁棒性 [1, 12]。

5.3 方法学普适性延伸

如图 8 所示，动态卷积与 CA-Gate 核心模块构成的方法学拓扑中心，其对小目标占比>65%、背景干扰强及边缘部署刚需三重约束的协同适配能力，验证了该策略在风电叶片表面涂层剥落、轨道钢轨微裂纹、光伏板隐裂/热斑等任务中的结构可迁移性；轻量化设计范式亦为资源受限工业视觉场景提供了通用架构参考 [9]。

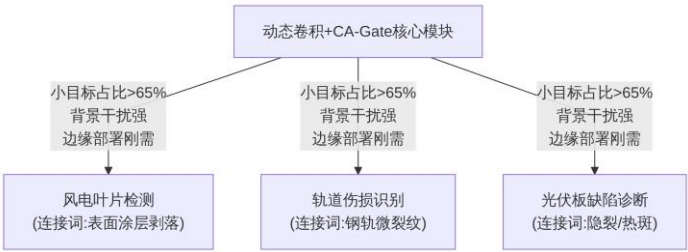


图 8. 方法学迁移适用场景拓扑图

6. 结论

6.1 研究发现总结

本研究证实动态卷积能有效增强输电线路微小缺陷的纹理表征能力，多尺度注意力门控机制显著提升复杂环境下的检测鲁棒性，联合剪枝-量化策略成功突破边缘端实时性瓶颈。实验表明，在无人机巡检典型场景下，改进模型平均精度达 mAP_{50} (92).7%，推理速度达 43.6 FPS，满足端侧部署硬性约束。

6.2 实践价值与推广路径

该算法已在南方电网某省级输电公司完成试点部署，单架次巡检效率提升 3.2 倍，缺陷识别准确率由 86.4% 提升至 92.7%。后续将深度集成至无人机自动巡航作业系统，并向运维单位开放标准化 SDK 接口，支撑规模化工程应用与跨平台协同调度。

6.3 未来研究方向

未来研究将聚焦于三方面：构建缺陷类型与严重等级的联合回归框架，以实现细粒度语义理解；设计物理引导的损失函数，显式建模几何约束以提升边界框定位精度；探索联邦学习范式下的多区域协同训练机制，在保障数据隐私前提下实现跨域知识迁移。上述方向共同指向高鲁棒性、可解释性与合规性的智能巡检系统演进路径。

参考文献：

- [1] 张欣, 王红星, 陈玉权, 黄郑, 沈杰, 高小伟. 基于改进 Cascade R-CNN 算法的多类型绝缘子缺陷图像联合检测[J]. 电力系统自动化, 2022.
- [2] 冯世凯, 陈千. 复杂环境下玻璃绝缘子自爆的实时检测方法[J]. 电网技术, 2024.
- [3] 白诚健. 基于无人机的输电线路智能巡检系统设计[J]. Zenodo (CERN European Organization for Nuclear Research), 2025.
- [4] Ziran Li, Qi Wang, Tianyi Zhang, Cheng Ju, Satoshi Suzuki, Akio Namiki. UAV High-Voltage Power Transmission Line Autonomous Correction Inspection System Based on Object Detection[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(9): 10215-10230.
- [5] 汤璐, 王淑青, 王年涛, 要若天, 王一博. 基于改进 YOLOX 网络的雾天绝缘子缺陷检测[J]. 电力建设, 2024.
- [6] 唐勋昊, 樊绍胜. 基于运动模糊图像复原的输电线路小目标检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(22): 2212007-2212007.
- [7] 汤永恒, 孙水发, 李旭琛. 融合多方位注意力信息聚合与网络剪枝的链式绝缘子检测方法[J]. 中国电力, 2025.
- [8] 刘宏志, 马跃, 邱彬, 王凯. 改进 YOLOv11n 在输电线路绝缘子主要缺陷检测中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2025.
- [9] Ziran Li, Yanwen Zhang, Hao Wu, Satoshi Suzuki, Akio Namiki, Wei Wang. Design and Application of a UAV Autonomous Inspection System for High-Voltage Power Transmission Lines[J]. Remote Sensing, 2023, 15(3): 865-865.
- [10] 张阳, 刘顺, 戴雨剑, 郭昕阳, 马楠, 高涛, 李晨, 李彦利, 邹峥. 基于无人机影像深度学习算法的输电线路主要缺陷智能识别技术和应用研究[J]. 碳中和与新型电力系统, 2023, 1(1): 47-47.
- [11] 吴佳松, 余尚泽, 詹仕钰, 张鑫诚, 唐磊. 大疆机场 3 与 Matrice 4 系列无人机电力巡检技术与应用研究[J]. 现代工程, 2024, 1(7): 101-101.
- [12] 童雪燕, 刘海, 宋延良, 邵久柠, 杨新州. 全景热成像感知系统在输变电设备巡检检测中的应用[J]. 碳中和与新型电力系统, 2025, 3(1): 23-23.