

# 基于无人机巡检的电力线路智能缺陷识别技术研究

蒋 磊 方全忠

石嘴山农村电力服务有限公司崇岗供电所 宁夏 石嘴山 753400

**摘要:** 本文围绕“基于无人机巡检的电力线路智能缺陷识别技术”展开系统性探讨,首先分析当前电力线路巡检面临的挑战与无人机应用的优势;其次,梳理智能缺陷识别的技术体系架构,重点论述图像采集与预处理、目标检测与分割、缺陷分类与定位、多模态数据融合等关键技术;再次,深入剖析当前技术发展中存在的瓶颈问题,如小样本学习、复杂背景干扰、模型泛化能力不足等;最后,展望未来发展方向,包括边缘智能、数字孪生、自适应巡检路径规划等前沿趋势。本研究旨在为构建高可靠、高效率、高智能的电力线路智能巡检体系提供理论参考与技术支撑。

**关键词:** 无人机巡检; 电力线路; 智能缺陷识别; 深度学习; 计算机视觉; 多模态融合

## 引言

电力是国民经济发展的基础能源,其安全稳定运行关乎国计民生与社会秩序。输电线路长期暴露于自然环境,易受雷击、覆冰等因素影响,出现绝缘子破损等各类缺陷,若未及时处理,会引发严重事故,造成重大损失。传统电力线路巡检依赖人工,存在劳动强度大、风险高、周期长、漏检率高的问题,在复杂地形更是难以开展。近年来,无人机巡检兴起,成为运维主流手段之一,其搭载多种传感器,能全方位、近距离、高频次巡检,提升效率与覆盖广度。但海量数据依赖人工判读会形成新瓶颈。因此,利用人工智能自动分析巡检数据,实现缺陷精准识别等成为研究核心课题。智能缺陷识别技术可降低成本、提高检出率与诊断准确性,是构建“智慧电网”的关键。

## 1 无人机巡检在电力线路运维中的应用优势

### 1.1 提升巡检效率与覆盖范围

无人机可在短时间内完成数十公里线路的巡检任务,相比人工巡检效率提升5-10倍。其不受地形限制,可轻松抵达人迹罕至或危险区域,实现全线路无死角覆盖。此外,通过设定自动飞行航线,可实现周期性、标准化巡检,确保数据采集的一致性与时效性。

### 1.2 降低作业风险与人力成本

传统登塔作业存在高空坠落、触电等高风险。无人机巡检实现了“人机分离”,操作人员可在安全距离外完成作业,极大保障了人身安全。同时,减少了对大量熟练巡检人员的依赖,降低了长期人力成本。

### 1.3 多源数据采集能力

现代巡检无人机可集成多种传感器:(1)可见光相机:用于捕捉线路外观细节,识别机械类缺陷;(2)红外热像仪:检测因接触不良、过载等引起的异常温升,识

别热缺陷;(3)激光雷达:获取线路三维点云数据,用于通道清理、弧垂测量、净空分析等;(4)紫外成像仪:探测电晕放电,辅助判断绝缘性能劣化。多模态数据的融合为缺陷的综合诊断提供了更全面的信息支撑。

## 2 智能缺陷识别技术体系架构

### 2.1 数据采集与预处理

智能缺陷识别的性能高度依赖于输入数据的质量。因此,无人机在执行巡检任务时,必须遵循严格的拍摄规范,包括合理的飞行高度、稳定的飞行姿态、适宜的光照条件以及针对关键部件的特写视角,以确保所获取图像具有足够的分辨率与清晰度。然而,野外环境复杂多变,原始图像常受到噪声、模糊、光照不均、镜头畸变等因素干扰。为此,预处理环节至关重要。通常采用直方图均衡化、对比度拉伸等方法增强图像细节;利用非局部均值去噪或小波变换抑制随机噪声;通过标定参数对图像进行几何畸变校正,恢复真实空间关系。对于需要全景分析的场景,还需对多帧图像进行配准与拼接,生成无缝全景图<sup>[1]</sup>。此外,高质量的标注数据是监督学习模型训练的前提,需由专业人员对缺陷类型、位置、严重程度进行精细标注,构建具有代表性的缺陷样本库。

### 2.2 目标检测与实例分割

在复杂的输电线路场景中,背景杂乱、设备密集,准确识别并定位各类电力部件是缺陷识别的第一步。目标检测技术旨在从图像中找出特定设备(如绝缘子串、悬垂线夹、防振锤等)的位置与类别。早期方法多采用两阶段检测器如FasterR-CNN,虽精度较高但计算开销大,难以满足实时性要求;而YOLO、SSD等单阶段检测器则在速度与精度之间取得较好平衡,更适合部署于资源受限的边缘设备。为进一步提升识别粒度,实例分割技术被引入,如MaskR-CNN不仅能输出目标边界框,还能生

成像素级的掩码，精确勾勒出设备轮廓。这对于后续的局部特征提取与缺陷区域精确定位具有重要意义。考虑到电力设备具有特定的空间分布规律（如绝缘子必位于横担下方、导线贯穿金具中心），研究者常在通用模型基础上引入注意力机制或几何约束，以增强模型对电力场景的适应性。

### 2.3 缺陷分类与定位

在成功提取目标设备区域后，系统需进一步判断其是否存在缺陷，并识别缺陷的具体类型。电力线路缺陷种类繁多，形态各异：绝缘子可能出现瓷裙破损、钢脚锈蚀或表面闪络痕迹；金具可能发生变形、断裂或连接销钉脱落；导线则常见断股、散股或悬挂异物。这些缺陷往往尺度微小、对比度低，且与正常纹理差异细微，对分类模型的判别能力提出极高要求。当前主流方法采用深度卷积神经网络（如ResNet、EfficientNet）或视觉Transformer（ViT）提取高维语义特征，并结合全连接层或注意力池化进行分类决策。对于需要精确定位的场景（如裂纹起止点、缺失螺栓坐标），模型输出通常包含缺陷区域的边界框或分割掩码<sup>[2]</sup>。值得注意的是，缺陷识别并非孤立任务，需结合设备类型、安装位置、历史状态等上下文信息进行综合判断，以避免将正常阴影误判为裂纹或将污秽误认为破损。

### 2.4 多模态数据融合

单一模态数据往往难以全面反映设备的真实状态。例如，可见光图像虽能呈现外观细节，却无法揭示内部发热；红外图像可捕捉温度异常，但缺乏纹理与结构信息；激光点云擅长表达几何形态，却对表面材质变化不敏感。因此，多模态数据融合成为提升缺陷识别鲁棒性与准确性的关键策略。融合方式可分为早期、中期与晚期三类：早期融合将不同模态的原始数据（如RGB图像与热图）在输入层直接拼接，简单但易受模态间尺度差异影响；中期融合在特征提取过程中引入跨模态交互机制，如通过交叉注意力或特征对齐模块建立模态间语义关联，更具灵活性；晚期融合则分别处理各模态结果后进行加权决策或投票，保留各模态独立性，但可能忽略模态间的互补信息。近年来，基于图神经网络或跨模态Transformer的融合框架逐渐兴起，能够显式建模设备-缺陷-环境之间的复杂关系，展现出优越的综合诊断能力。

## 3 关键技术挑战与应对策略

### 3.1 小样本与长尾分布问题

电力系统中，绝大多数线路处于良好状态，真正存在严重缺陷的样本极为稀少，导致训练数据呈现典型的长尾分布：常见缺陷（如轻度污秽）样本充足，而关键

缺陷（如绝缘子断裂、金具脱落）样本稀缺甚至缺失。这种数据不平衡使得模型倾向于预测多数类，对少数类缺陷的识别率极低，严重制约了系统的实用价值。为缓解此问题，研究者探索了多种策略。一方面，可通过生成对抗网络（GAN）合成逼真的缺陷样本，扩充训练集；另一方面，迁移学习被广泛应用，即利用在ImageNet等大规模通用数据集上预训练的模型权重作为初始化，再在有限电力数据上进行微调，有效提升小样本下的泛化能力。此外，少样本学习方法如元学习或原型网络，试图从少量示例中快速学习新类别，为极端稀缺场景提供可能。主动学习则通过智能选择最具信息量的未标注样本进行人工标注，以最小标注成本最大化模型性能提升。

### 3.2 复杂背景与干扰因素

野外巡检环境充满不确定性，树木枝叶、云层阴影、水面反光、鸟类飞过等均可能被误识别为缺陷目标。同时，雨雾天气导致图像模糊，强光照射引发过曝，阴天则造成对比度下降，这些因素共同增加了识别难度。为提升模型鲁棒性，需从算法层面引入更强的上下文理解能力。例如，利用输电线路固有的拓扑结构——绝缘子必然悬挂于横担下方、导线必须穿过线夹中心——作为先验知识约束检测结果，剔除不符合物理规律的假阳性<sup>[3]</sup>。此外，设计对光照、尺度、旋转不变的特征表示，或采用自监督预训练学习环境不变的通用表征，也能增强模型适应性。更进一步，结合时序信息，将当前巡检结果与历史数据进行比对，关注“变化”而非“状态”，可有效区分临时干扰（如飞鸟）与真实缺陷。

### 3.3 模型泛化能力不足

一个在某区域电网训练良好的模型，部署到另一区域时性能往往显著下降。这种泛化能力不足源于多重因素：不同地区使用的设备型号、安装工艺、杆塔结构存在差异；地理气候环境（如南方湿热、北方干燥）影响设备老化模式；甚至无人机拍摄角度、光照条件的细微变化也会导致域偏移。为提升跨域适应性，域自适应技术被广泛研究，其核心思想是通过对抗训练或特征对齐，缩小源域（有标签）与目标域（无标签）之间的分布差异。自监督学习则利用大量无标签巡检数据，通过设计预训练任务（如图像修复、拼图）学习通用视觉表征，减少对特定标注数据的依赖。另一种思路是将系统模块化，将设备检测与缺陷识别解耦，使缺陷识别模块仅作用于标准化后的设备区域，从而降低对上游检测结果及设备多样性的敏感度。

### 3.4 实时性与边缘部署需求

电力巡检常要求现场即时反馈，以便快速决策是否

需要紧急处置。然而，主流深度学习模型参数量庞大，难以直接部署于算力有限、功耗敏感的无人机机载平台或边缘计算盒子。为此，模型轻量化成为必要手段。剪枝技术可移除冗余神经元或通道，量化则将浮点权重转换为低比特整数，大幅压缩模型体积与计算量；知识蒸馏通过让小型“学生”网络模仿大型“教师”网络的输出行为，在保持性能的同时实现瘦身。此外，神经架构搜索（NAS）可自动设计兼顾精度与效率的专用网络结构<sup>[4]</sup>。更前瞻的方向是构建“边缘-云”协同架构：简单、高频的缺陷由边缘设备实时处理，复杂、罕见的案例则上传至云端高性能服务器进行深度分析，实现资源最优配置。

#### 4 未来发展趋势

##### 4.1 边缘智能与端侧推理

随着专用AI芯片（如华为昇腾、寒武纪MLU）的成熟，无人机将具备更强的本地计算能力。未来的巡检无人机有望在飞行过程中实时完成从图像采集、目标检测到缺陷识别的全流程推理，实现“飞即识、识即报”的闭环智能。这不仅大幅缩短响应时间，提升应急处置效率，还能减少对无线网络的依赖，增强系统在偏远无网区域的独立作业能力，同时保障敏感巡检数据的本地化处理，提升信息安全水平。

##### 4.2 数字孪生与状态预测

智能缺陷识别不应止步于“发现缺陷”，更应迈向“预测故障”。通过融合无人机点云、BIM模型、GIS地理信息及SCADA运行数据，可构建高保真度的输电线路数字孪生体。在此虚拟空间中，结合气象预报、负荷曲线、历史缺陷演化规律等多维时序数据，利用LSTM、时空图神经网络或Transformer等模型，可对设备健康状态进行动态推演，预测潜在故障发生时间与位置，实现从“事后检修”到“事前预防”的根本转变，推动运维模式向预测性维护升级。

##### 4.3 自适应巡检路径规划

当前无人机巡检多采用固定航线，无法根据线路实际状态动态调整。未来可引入强化学习或在线优化算法，使无人机具备“自主思考”能力：在初步巡检中若发现某区

段存在疑似缺陷或高风险因子（如临近超高树木），系统可自动规划二次精细化飞行路径，对该区域进行多角度、高分辨率复检，而对健康区段则降低巡检频次。这种“智能聚焦式巡检”能显著提升有限飞行资源的利用效率，实现精准运维。

##### 4.4 标准化与知识图谱构建

目前各电力公司、研究机构在缺陷定义、数据格式、评估指标等方面尚未统一，阻碍了技术成果的共享与复用。亟需建立行业级标准体系，规范缺陷分类编码、图像采集协议与模型评测基准。同时，可构建涵盖设备类型、缺陷模式、成因机理、处置方案等要素的电力运维知识图谱。该图谱不仅能为智能诊断提供可解释的推理依据，还能支持运维人员快速查询历史案例与最佳实践，形成“数据驱动+知识引导”的新型智能决策范式。

#### 5 结语

基于无人机巡检的电力线路智能缺陷识别技术，是人工智能与电力运维深度融合的典范。它不仅解决了传统巡检模式的固有缺陷，更为电网数字化转型提供了核心技术支撑。当前，该技术已在目标检测、多模态融合、轻量化部署等方面取得重要突破，但仍面临小样本学习、复杂环境鲁棒性、模型泛化等挑战。未来，随着边缘计算、数字孪生、自适应控制等前沿技术的引入，智能巡检系统将朝着更自主、更精准、更预测性的方向演进。建议行业加强产学研合作，推动标准制定、数据共享与算法开源，加速技术成果落地，为构建安全、高效、绿色的新型电力系统奠定坚实基础。

#### 参考文献

- [1]邓红军.基于无人机激光三维扫描的电力线路质量溯源体系构建与缺陷精准防治研究[J].中国品牌与防伪,2025,(14):209-211.
- [2]蒋钰,何强,宋治,等.基于无人机的电力线路安全巡检系统设计[J].电力安全技术,2022,24(06):40-42.
- [3]陈兰波.电力线路无人机巡检方案研究[J].科技与创新,2020,(11):36-38+41.
- [4]孙阔腾.基于无人机技术的电力线路安全巡检系统[J].集成电路应用,2020,37(03):88-89.