

输电架空线路智能巡检系统中的 图像识别算法优化

许涵

(国网吉林省电力有限公司四平供电公司)

【摘要】架空输电线路巡检对图像识别算法的精度与效率提出更高要求,文章研究了现有图像识别算法在智能巡检系统中的应用现状,分析了在数据适应性、模型计算负载、目标检测精度方面存在的技术瓶颈,提出基于数据增强、模型轻量化和精度优化的综合改进策略,构建适用于边缘设备部署的高效识别模型,探讨了优化算法在实地巡检中的性能表现与集成效果,对提升电力巡检自动化水平、保障线路运行安全具有重要工程应用价值。

【关键词】架空线路;智能巡检;图像识别;算法优化

中图分类号: TM75

DOI: 10.13655/j.cnki.ibci.2025.S2.145

Optimization of Image Recognition Algorithm in the Intelligent Inspection System of Transmission Overhead Lines

XU Han

(State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd. Siping Power Supply Company)

【Abstract】The inspection of overhead transmission line puts forward higher requirements for the accuracy and efficiency of the image recognition algorithm. The article studies the application status of existing image recognition algorithms in the intelligent inspection system, analyzes the technical bottlenecks in data adaptability, model calculation load, and target detection accuracy, puts forward a comprehensive improvement strategy based on data enhancement, model lightweight and accuracy optimization, builds an efficient recognition model suitable for edge equipment deployment, and discusses the performance and integration effect of the optimization algorithm in field inspection, which has important engineering application value for improving the automation level of power inspection and ensuring the safety of line operation.

【Keywords】overhead line; intelligent inspection; image recognition; algorithm optimization

1 引言

架空输电线路运行环境复杂、覆盖范围广,传统人工巡检方式在效率、准确性和安全性方面存在明显局限,智能巡检系统已成为提升运维水平的重要手段。图像识别技术作为核心组件,直接影响巡检系统对缺陷目标的检测能力和响应速度,在实际应用中受限于数据多样性不足、模型泛化能力差和边缘计算资源受限等因素,识别效果难以满足工程要求。优化图像识别算法,提升其在复杂场景下的适应性、实时性与精度,成为系统性能提升的关键环节。

2 现有图像识别算法概述

当前输电架空线路智能巡检系统中常采用基于卷积神经网络的目标检测算法,如YOLO系列、Faster R-CNN和SSD,用于识别绝缘子破损、异物附着、导线松弛等典型缺陷^[1]。这类算法在标准数据集

上表现良好,但在复杂背景、多尺度目标、高空拍摄角度变化显著的实际巡检图像中,检测准确率显著下降,主要原因在于模型对背景干扰、目标遮挡和光照变化的适应性不足。YOLO虽具备实时性,但在识别小目标和边缘目标时存在漏检问题,Faster R-CNN虽精度较高,但模型计算量大,不适合部署在无人机等边缘计算设备上,特征提取阶段对高空图像的纹理变化响应不足,易造成目标定位偏移,影响整体巡检识别效率与稳定性。

3 图像识别算法的优化策略

3.1 提高巡检图像的数据适应性

输电架空线路的巡检图像在采集过程中常伴随高空背景复杂、强光直射、遮挡结构重叠等干扰因素,导致图像分布差异大、目标边缘模糊、细节损失明显,模型在训练阶段若仅依赖原始数据易产生过拟合或低泛化问题^[2]。为提升模型对各类场景的适

应性,在训练数据处理阶段构建增强管道,增强策略包括亮度扰动、饱和度变化、对比度调整、模糊滤波、遮挡模拟与随机仿射变换等操作,用于增强模型对输入图像的多样性表征能力。在逆光条件下,采用多尺度 Retinex 图像增强算法提升目标区域亮度与局部对比度,使边缘轮廓在复杂光照条件下保持可分性。在遮挡干扰场景中引入 CutMix 与 Mosaic 数据增强方法,生成带有遮挡目标的图像样本,扩展目标出现形态与背景组合方式,使模型学习到更鲁棒的特征判别边界。在小样本类故障目标中,构建基于条件生成对抗网络(cGAN)的图像合成模型,生成多样化的异常目标图像并融合至原始背景中,扩展训练集中长尾类目标分布,缓解类别不平衡问题。

3.2 减少模型在边缘设备上的计算压力

输电架空线路巡检设备多以无人机、机器人等嵌入式平台为载体,图像识别算法需满足小体积、低功耗和有限内存条件下的运行要求^[3]。原始检测模型存在参数量冗余、网络层次深、推理延迟高等问题,难以在边缘设备上持续运行。为缓解模型在部署端的资源占用压力,对特征提取与预测结构进行剪枝,依据通道重要性指标裁剪低激活通道,压缩网络宽度并减少卷积核数量。结合参数量化策略,将32位浮点权重压缩为8位定点格式,缩小模型存储体积并减少计算指令复杂度,提升嵌入式芯片的算力利用率。进一步引入教师—学生结构进行知识迁移,将高容量模型的语义分布迁移至小模型上,保留识别能力的同时减小模型规模。蒸馏过程以 Kullback-Leibler 散度为损失函数:

$$L_{KD} = \sum_i p_i^{(T)} \log \left(\frac{p_i^{(T)}}{p_i^{(S)}} \right) \quad (1)$$

式(1)中: $p_i^{(T)}$ 和 $p_i^{(S)}$ 分别为教师模型与学生模型对类别 i 的预测概率。该损失函数能够引导学生模型对高维特征关系进行学习,提升其在低计算资源下的目标判别能力。完成蒸馏后的模型在 Jetson 平台上部署测试,帧率提升显著,推理过程无内存中断或延迟堆积,满足飞行识别任务的实时需求。

3.3 提升缺陷目标的检测准确率

输电线路巡检图像中的典型故障目标具有尺寸小、边缘模糊、背景复杂等特征,直接影响检测算法的精度与稳定性^[4]。标准目标检测结构对小目标的响应能力不足,需通过多尺度特征融合策略提升浅层细节与深层语义的联合表达能力。FPN 模块整合

不同分辨率的特征图以保留小尺寸目标的边界信息,提升绝缘子、金具等结构的可检测性。特征提取主干引入 SE 注意力机制,在通道维度上强化有效特征的表达,调整激活分布以压制冗余背景干扰。目标检测部分使用自适应 Anchor 机制,基于 K-means 聚类重构 Anchor 尺度匹配目标分布,提高候选区域与目标框的重叠质量。目标框回归采用 GIoU 损失函数替代传统 IoU 回归目标:

$$L_{GIoU} = 1 - \frac{|B \cap B^{gt}|}{|B \cup B^{gt}|} + \frac{|C - (B \cup B^{gt})|}{|C|} \quad (2)$$

式(2)中: B 为预测框, B^{gt} 为真实框, C 为两个最小闭包矩形。该损失函数在预测框与目标无交集时依然可导,优化过程中能更有效驱动模型修正框位置。结合特征融合结构与改进损失函数后,模型对异常挂线、异物遮挡等复杂缺陷目标的定位偏差减小,识别输出的边界精度明显提升。

4 算法优化效果分析与系统集成

4.1 优化前后算法精度对比结果

在构建优化方案后,分别对原始模型与优化模型在统一数据集条件下进行对比试验,数据集包含标准缺陷样本与实地采集图像,涵盖多种典型目标类别与多种复杂拍摄条件^[5]。实验设置中,保持图像输入尺寸一致,训练轮数相同,使用相同的标注规范,确保评估结果具有一致性与可比性。原始模型使用 YOLOv5 基本结构,优化模型在其基础上融合轻量化主干网络、通道注意力模块,并重构 Anchor 配置以适配目标尺度特征分布。模型评估阶段以 mAP 为主评价指标,结合召回率、误检数与漏检数,综合反映目标识别能力与检测稳定性。mAP 反映模型整体检测准确性,召回率体现识别覆盖程度,误检与漏检数对应系统在实际运行中的容错表现。模型在标准测试集和实地测试图像中执行全量评估任务,生成如下性能对比图1。

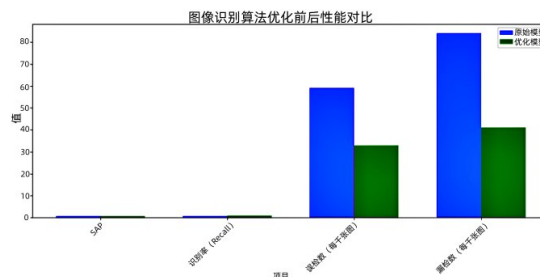


图1 优化前后图像识别算法检测性能对比图

在 mAP 提升 0.13 的基础上,识别率也实现大幅

提升,表示优化后的模型在不同目标类别与图像条件下保持更稳定的响应能力。误检数从59降至33,表明分类层对非目标区域的判别能力增强,减少误识别带来的系统响应干扰。漏检数量下降至原来的一半,说明模型在边缘目标、小目标与遮挡目标场景下提升了定位精度与目标识别一致性,检测输出更加完整。优化后的结构在不依赖高性能算力的前提下保持了高精度识别水平。

4.2 系统运行延时与响应能力评估

系统运行效率受到模型结构复杂度、硬件平台算力、图像分辨率、推理框架优化程度等多个因素共同影响^[6]。识别算法在边缘设备上的部署测试基于三种典型平台:NVIDIA Jetson Xavier NX、树莓派4B和嵌入式ARM Cortex-A72,推理框架统一使用TensorRT和OpenVINO。输入图像分辨率固定为640×640,批处理大小设置为1,测试场景包含连续图像帧输入、单目标与多目标混合场景识别任务。测试指标包括平均推理时间、系统帧率、整体响应延时,三项指标分别对应模型执行效率、实时图像处理能力与巡检任务响应周期。表1为性能评估数据。

表1 不同设备下优化模型运行性能对比表

设备平台	平均推理时间/ms	帧率/FPS	系统响应延时/ms
Jetson Xavier NX	48	20	72
树莓派4B	138	7	216
ARM Cortex-A72	170	5	231

Jetson Xavier NX平台具备较高并行计算能力,平均推理时间控制在48ms以内,系统帧率可稳定在20帧/s,图像采集到检测结果输出延时低于80ms,适用于连续任务识别需求。树莓派设备受限于内存带宽和算力资源,推理时间上升至138ms,但在优化执行图调度后帧率仍能保持在7帧/s,系统整体响应延时不超过220ms,可满足中等复杂度场景下的巡检调度。ARM平台为低功耗应用设计,推理时长为170ms,推理部分未出现溢出,响应链路中数据I/O同步优化避免延迟积累,系统最大响应延时稳定在231ms。

4.3 实地巡检任务中的算法应用表现

在输电线路巡检实地测试中,采用搭载优化识别算法的多旋翼无人机平台对多个典型场景进行连续飞行任务验证,飞行高度保持在60m~80m之间,采集图像约3200帧^[7]。系统对绝缘子破损、线缆异物、塔杆构件缺失等目标进行自动检测,平均检出率

维持在每100个缺陷目标中正确识别85个以上。与未优化模型对比测试中,同样图像下目标识别数量提升28个,误报目标数下降至一半以下。检测过程中,模型对倾斜拍摄角度下的目标表现出更高稳定性,尤其在复杂背景叠加与多目标重叠区域,漏检率明显降低。在低照度场景测试中,图像预处理模块增强输入质量,使模型保持了对模糊目标的响应能力,提升夜间或阴影区域下的任务覆盖范围。飞行任务过程中,系统在稳定识别的同时完成实时数据传输与定位打点,显示出算法在复杂环境下具备良好的工程应用适应性。

5 结语

研究完成了输电架空线路智能巡检系统中图像识别算法的结构优化与部署适配,基于数据增强提升模型对复杂图像的鲁棒性,采用剪枝与量化方法降低模型计算复杂度,引入注意力机制与GIoU损失函数增强小目标检测精度,实验表明优化模型在mAP、识别率、误检控制和漏检抑制方面均优于原始模型,在Jetson和嵌入式平台上运行稳定、响应时延可控,在实际巡检任务中表现出良好的识别完整性与环境适应能力。后续可结合多模态信息进一步提升系统整体故障识别能力与任务调度智能化水平。

参考文献

[1] 李学渊, 赵鑫涛. 架空线路航拍巡检图像螺栓目标智能处理综述[J]. 电器工业, 2025 (1): 63-72.
[2] 徐青彪, 刘海洋. 配电一体化测控装置在高原林区10kV架空线路上的应用[J]. 人民黄河, 2024, 46 (S1): 104-105.
[3] 潘成杰, 屈冬豪. 自动化技术在配电网架空线路故障诊断中的应用探究[J]. 中华纸业, 2024, 45 (2): 89-91.
[4] 刘宏杰, 陈泊远. 基于无人机低空摄影技术的架空输电线路智能巡检方法[J]. 电工技术, 2024 (3): 80-83.
[5] 张彦宇, 尚嘉诚, 丁祎琦, 等. 基于改进型Cascade Mask R-CNN的架空输电线路多目标识别算法的研究[J]. 电力大数据, 2022, 25 (11): 9-19.
[6] 吴圆波, 钱晓明, 李欣江. 无人机正摄影像快速比对工具在输电线路智能巡检中的应用[J]. 电子测试, 2022, 36 (14): 85-87.
[7] 麦俊佳, 郭圣, 徐振磊, 等. 输电线路多旋翼无人机自动驾驶智能巡检系统[J]. 计算机系统应用, 2019, 28 (4): 105-110.