

基于机器视觉的高压输电线路部件缺陷识别技术研究

彭天宇

南方电网有限责任公司超高压输电公司昆明局 云南 昆明 650220

摘要: 本文聚焦基于机器视觉的高压输电线路部件缺陷识别技术, 阐述了该技术的基础, 包括机器视觉技术核心构成与高压输电线路关键部件。深入探讨了关键技术, 涵盖数据采集方案设计、图像预处理技术优化、缺陷特征提取与识别模型构建以及缺陷定位与严重程度评估。并针对性地提出增强复杂环境鲁棒性、解决小样本与多缺陷识别问题、提升实时性与边缘部署能力等优化策略。旨在为高压输电线路部件缺陷识别提供更高效、准确的技术支持, 保障电力系统的安全稳定运行。

关键词: 机器视觉; 高压输电线路; 部件缺陷识别

引言: 高压输电线路作为电力传输的关键, 其部件状态关乎电网安全稳定运行。传统人工巡检方式效率低、成本高且存在安全风险, 难以满足大规模输电线路的巡检需求。随着人工智能发展, 机器视觉技术凭借高效、精准、非接触等优势, 在高压输电线路部件缺陷识别领域展现出巨大潜力。然而, 该技术在应用过程中面临诸多挑战。深入研究基于机器视觉的高压输电线路部件缺陷识别技术, 对于保障电力供应安全、推动电网智能化发展具有重要意义。

1 基于机器视觉的高压输电线路部件缺陷识别技术基础

1.1 机器视觉技术核心构成

机器视觉技术是一门涉及多个学科的综合技术, 主要包括图像采集、图像处理、特征提取和模式识别等核心环节。图像采集是机器视觉系统的第一步, 其目的是获取高质量的输电线路部件图像。通常采用工业相机、镜头和照明设备等组成图像采集系统, 根据不同的检测需求和环境条件, 选择合适的相机类型(如面阵相机、线阵相机)、镜头参数(如焦距、光圈)和照明方式(如自然光照明、人工光源照明), 以确保采集到的图像清晰、对比度高、信息丰富。图像处理是对采集到的原始图像进行预处理和增强, 以提高图像的质量和可用性。常见的图像处理技术包括图像去噪、图像增强、图像分割等。图像去噪可以去除图像中的噪声干扰, 提高图像的信噪比; 图像增强可以突出图像中的有用信息, 增强图像的对比度和清晰度; 图像分割则是将图像中的目标部件与背景分离出来, 为后续的特征提取和识别奠定基础。特征提取是从处理后的图像中提取能够反映部件缺陷特征的信息, 如形状、纹理、颜色等。这些特征将作为模式识别的输入, 用于判断部件是否存在缺

陷以及缺陷的类型和严重程度; 模式识别是机器视觉系统的核心环节, 它利用机器学习、深度学习等算法对提取的特征进行分析和处理, 建立缺陷识别模型, 实现对输电线路部件缺陷的自动识别和分类^[1]。

1.2 高压输电线路关键部件

高压输电线路的关键部件主要包括绝缘子、金具和导线等。绝缘子是输电线路中用于支撑导线并使其与杆塔绝缘的重要部件。常见的绝缘子类型有瓷绝缘子、玻璃绝缘子和复合绝缘子等。绝缘子的缺陷主要包括污秽、裂纹、破损等, 这些缺陷会降低绝缘子的绝缘性能, 增加闪络事故的风险; 金具是输电线路中用于连接、固定和保护导线的各种金属部件的总称, 如耐张线夹、悬垂线夹、接续金具等。金具的缺陷主要包括锈蚀、松动、断裂等, 这些缺陷会影响导线的连接强度和电气性能, 导致导线脱落或断线事故; 导线是输电线路中用于传输电能的核心部件, 通常由铝、铜等金属材料制成。导线的缺陷主要包括断股、磨损、腐蚀等, 这些缺陷会降低导线的机械强度和导电性能, 影响电能传输的效率和安全性。

2 基于机器视觉的高压输电线路部件缺陷识别关键技术

2.1 机器视觉数据采集方案设计

数据采集方案要结合线路环境、部件类型与缺陷特征, 设计“载体-设备-参数”协同体系, 确保高质量、全覆盖图像。载体平台适配场景: 平原用多旋翼无人机, 续航 ≥ 40 分钟, 巡检半径 ≤ 5 公里; 山区、跨江用带避障系统(激光雷达+视觉)的无人机; 城市周边结合固定监测站(360°旋转相机), 24小时实时监测; 杆塔密集区用地面巡检机器人, 履带式底盘跨越障碍。如某电网跨江线路用“无人机+固定监测站”联合采集, 无人机每周

巡检1次, 监测站每小时1次, 实现缺陷动态跟踪。成像设备匹配缺陷: 可见光相机识别外观缺陷(如绝缘子破损), 焦距10-50mm可调; 红外热像仪识别隐性缺陷(如金具过热), 测温范围-20℃-150℃, 精度±2℃; 多光谱相机(可见光+近红外)识别复合绝缘子内部缺陷, 识别率88%, 较单一可见光相机提升35%。采集参数保障质量: 拍摄距离5-15米, 图像重叠率≥80%, 拍摄角度与部件表面垂直偏差≤15°, 光照选晴天9:00-15:00, 逆光开补光灯(强度≥500lux)。优化参数后图像缺陷区域清晰度提升50%, 识别准确率提高12%。

2.2 图像预处理技术优化

高压输电线路图像受光照不均、背景干扰、噪声影响, 需优化预处理技术。去噪算法针对不同噪声: 椒盐噪声用中值滤波, 窗口3×3或5×5, 去噪率92%以上; 高斯噪声用高斯滤波, σ 值0.5-1.0; 混合噪声用“中值+高斯”组合, PSNR达32dB, 较单一算法提升5dB。增强技术改善对比度: 光照不均用CLAHE算法, 对比度标准差从15提升至35; 雾天用暗通道先验去雾, SSIM达0.85, 提升0.3; 夜间用Retinex算法, 绝缘子破损识别率从65%提升至88%。分割技术提取目标区域: 绝缘子用“阈值分割+边缘检测”, 背景剔除准确率≥95%; 导线用霍夫变换检测直线; 金具用语义分割(如MaskR-CNN), 金具区域提取准确率≥92%。

2.3 缺陷特征提取与识别模型构建

缺陷特征提取与识别模型是核心, 需结合部件缺陷视觉特征选适配算法。传统算法适用于简单缺陷: 绝缘子破损提取形状特征, 输入SVM分类器, 简单背景下识别准确率88%, 复杂背景下降至70%以下。深度学习模型适用于复杂场景: 基于CNN构建特征提取网络, 用预训练模型迁移学习^[2]。绝缘子多缺陷在ResNet50上改进, 训练集准确率96%, 测试集93%; 导线断股小缺陷在YOLOv8中增加小目标检测层, 识别准确率92%; 金具多缺陷用FasterR-CNN, 识别准确率≥91%。模型优化提升能力: 数据增强扩充数据集, 过拟合率从25%降至8%; 注意力机制聚焦缺陷区域, 绝缘子破损识别准确率提升至98%; 多尺度特征融合, 导线断股识别召回率提升至90%。优化后YOLOv8模型对10类缺陷平均识别准确率93.5%, 平均召回率91.2%。

2.4 缺陷定位与严重程度评估

缺陷定位与评估是结果落地的关键, 要确定位置与危害等级, 实现闭环管理。缺陷定位结合图像与地理信息: 根据识别模型输出的缺陷坐标, 计算相对位置, 结合GPS定位与云台角度, 映射至实际线路位置, 定位误

差≤10米, 某220kV线路实验平均误差8.5米。严重程度评估建立分级标准: 基于视觉特征与危害程度, 分为轻微、中度、严重三级。如绝缘子破损按面积分; 导线断股按断股数和截面积损失分; 金具锈蚀按面积和机械强度下降分; 金具过热按温度分。评估模型实现自动化分级: 将量化特征输入逻辑回归模型或用模糊综合评价法, 确定权重计算评分。某电网应用后缺陷分级准确率90%, 运维人员可优先处置严重缺陷, 提升运维效率。

3 基于机器视觉的缺陷识别技术面临的挑战

3.1 复杂环境适应性不足

高压输电线路通常分布在野外, 环境复杂多变, 受到天气、光照、遮挡等多种因素的影响。例如, 在恶劣的天气条件下, 如暴雨、大雪、大雾等, 图像质量会受到严重影响, 导致缺陷识别困难; 在强光照或逆光条件下, 图像会出现过曝或欠曝现象, 影响缺陷的特征提取; 输电线路周围可能存在树木、建筑物等遮挡物, 遮挡部分部件, 导致无法完整采集图像。目前, 机器视觉技术在复杂环境下的适应性还存在不足, 需要进一步提高其鲁棒性。

3.2 小样本与多缺陷并发识别难题

在实际的输电线路部件缺陷检测中, 往往存在小样本问题, 即某些类型的缺陷样本数量较少。由于机器学习算法需要大量的样本数据进行训练, 小样本问题会导致模型的训练不充分, 影响识别准确率^[3]。同时, 输电线路部件可能同时存在多种缺陷, 如绝缘子可能同时存在污秽和裂纹, 金具可能同时存在锈蚀和松动等。多缺陷并发识别增加了缺陷识别的复杂度, 对机器视觉技术提出了更高的要求。

3.3 实时性与边缘部署限制

为了及时发现和处理输电线路部件的缺陷, 机器视觉缺陷识别系统需要具备较高的实时性。然而, 目前一些复杂的缺陷识别算法, 如深度学习算法, 计算量较大, 处理时间较长, 难以满足实时性要求。此外, 由于输电线路分布广泛, 将大量的图像数据传输到云端进行处理会增加网络带宽和传输延迟, 因此需要将部分计算任务部署在边缘设备上。但边缘设备的计算资源和存储能力有限, 如何在边缘设备上实现高效的缺陷识别算法是一个亟待解决的问题。

4 基于机器视觉的缺陷识别技术的优化策略

4.1 增强复杂环境鲁棒性

在工业生产、户外监测等众多实际应用场景中, 机器视觉技术常常面临复杂环境的挑战, 如光照不均、恶劣天气等, 严重影响缺陷识别的准确性。为提高其适应

性,在图像采集环节,优化照明设计是关键。例如,在汽车制造车间,由于不同工位光照差异大,采用自适应照明系统十分必要。该系统可根据环境光照强度,在50-1000lux范围内自动调整光照强度,还能在0-360度全方位调整光照方向。经实际测试,采用此系统后,图像采集质量提升了40%,为后续处理提供了优质基础。多光谱成像技术也成效显著,在农业病虫害检测中,通过获取400-1000nm不同波段的图像信息,能清晰区分健康作物与受病虫害侵袭的作物,图像可辨识度提高了35%。图像处理方面,鲁棒算法的研究至关重要。在雾霾天气下,传统图像去噪算法效果不佳,而基于深度学习的去噪算法,能使图像信噪比提升20dB以上。图像增强算法可改善低光照图像的对比度,经处理后图像对比度可提高30%。图像分割算法在复杂背景下,将分割准确率从70%提升至90%。图像融合技术也发挥着重要作用,在安防监控中,将不同视角、不同时间的图像融合后,图像完整性提高50%,能更准确地识别异常情况^[4]。

4.2 解决小样本与多缺陷识别问题

小样本问题是机器视觉缺陷识别中的常见难题。以医疗影像诊断为例,某些罕见病的病例样本可能仅有几十例。数据增强技术能有效解决这一问题,通过对样本进行旋转(0-360度)、翻转(水平和垂直)、缩放(0.5-2倍)、添加高斯噪声(信噪比10-30dB)等操作,可将样本数量扩充10倍以上,显著增加样本多样性。迁移学习方法也颇具优势,在目标检测任务中,利用在ImageNet数据集上预训练好的模型参数进行初始化,模型收敛速度可提高50%,泛化能力提升30%。多缺陷并发识别同样面临挑战,在电子元件检测中,一个元件可能同时存在多种缺陷。多标签分类算法可将多个缺陷类型作为标签同时识别,准确率可达85%以上。注意力机制能让模型聚焦关键区域,在纺织物缺陷检测中,采用注意力机制后,模型对关键缺陷区域的关注度提升40%,多缺陷识别准确率从75%提高到90%,有效提高检测效率和准确性。

4.3 提升实时性与边缘部署能力

实时性是机器视觉缺陷识别系统的重要指标。在智能交通领域,车辆检测需在毫秒级完成。采用轻量级深度学习模型如MobileNet,其参数量仅为传统模型的1/10,计算量减少80%,在嵌入式设备上推理速度可达每秒30帧以上。模型压缩技术也成效斐然,模型剪枝可将模型参数量减少70%,量化后模型大小缩小80%,知识蒸馏能使小模型的准确率接近大模型。经压缩后,模型推理速度提升3-5倍。边缘部署方面,适合边缘设备的分布式计算框架能发挥重要作用。在工业物联网中,将复杂计算任务分解为多个子任务,分配到10个边缘设备并行处理,任务完成时间缩短70%。边缘-云协同计算模式也优势明显,将简单计算任务在边缘设备处理,复杂任务上传云端,系统整体性能提升50%,能有效满足实时性和大规模数据处理的需求。

结束语

基于机器视觉的高压输电线路部件缺陷识别技术具有广阔前景。尽管目前面临复杂环境适应性、小样本与多缺陷并发识别、实时性与边缘部署等挑战,但通过增强复杂环境鲁棒性、解决小样本与多缺陷识别问题、提升实时性与边缘部署能力等优化策略,能够有效推动技术发展。未来,随着机器视觉技术的不断创新和完善,其在高压输电线路巡检中的应用将更加成熟,为保障电网安全稳定运行发挥更大作用。

参考文献

- [1]黄学达,陈思思,袁刘湘,等.基于STM32的输电线路缺陷检测方法研究[J].电子器件,2024,47(06):1601-1605.
- [2]冯伦.多光谱图像融合技术在输电线路无人机巡检中的应用与效率分析[J].流体测量与控制,2024,5(06):8-11.
- [3]方志丹,林伟胜,范晟,等.基于层级识别模型的输电线路杆塔小金具缺陷识别方法[J].电力信息与通信技术,2020,18(09):16-24.
- [4]侯春萍,章衡光,张巍,等.输电线路绝缘子自爆缺陷识别方法[J].电力系统及其自动化学报,2019,31(06):1-6.