

水电站设备缺陷智能识别算法的开发与验证分析

何际帆 莫玉林

广西大藤峡水利枢纽责任有限公司，广西桂平，537200；

摘要：水电站设备缺陷智能识别算法的开发与验证具有重要意义。阐述开发适用于水电站设备的智能识别算法，介绍运用图像识别、机器学习等技术构建算法模型的过程，说明通过实际数据对算法进行验证分析的情况，体现该算法在提升设备缺陷识别精准度和效率方面的作用。

关键词：水电站设备；缺陷智能识别算法；开发；验证分析

DOI：10.64216/3080-1508.25.11.022

引言

随着水电站自动化程度不断提高，设备缺陷的及时准确识别至关重要。传统识别方法存在效率低、易出错等问题。开发智能识别算法可有效解决这些问题，提升水电站运行的安全性与稳定性。本文围绕水电站设备缺陷智能识别算法的开发与验证展开研究。

1 算法开发基础

1.1 水电站设备缺陷特点

水电站设备缺陷呈现出显著的多样性与复杂性。设备长期运行在高湿度、高负荷的特殊环境中，缺陷类型广泛，涵盖机械部件的磨损、电气系统的故障以及结构件的腐蚀等多种形式。不同类型的缺陷在外观和表现形态上差异明显，部分缺陷还具有较强的隐蔽性，无法通过常规的视觉巡检直接察觉。设备运行时会持续受到水流冲击、机械振动等外界因素的干扰，这些干扰会导致缺陷信号被大量噪声掩盖，进一步增加了识别的难度。此外，缺陷的发展通常具有渐进性特征，从最初的微小异常到形成明显故障往往需要经历较长时间，这对智能识别算法的早期预警和识别能力提出了更高要求。这些独特特点共同决定了用于水电站设备缺陷识别的智能算法必须具备出色的环境适应性和精准的缺陷区分能力，才能可靠捕捉设备潜在的问题隐患。

1.2 相关技术理论支持

水电站设备缺陷智能识别算法的开发离不开多领域技术理论的协同支撑。计算机视觉技术作为基础，通过各类图像传感器能够精准获取设备表面状态及内部结构的图像信息，为后续缺陷分析提供直观的数据来源。机器学习理论中的监督学习与无监督学习方法，能够实现

对缺陷特征的自动提取和分类模型的构建，减少人工干预的同时提升模型的适应性。深度学习技术，特别是卷积神经网络，凭借其多层级的特征学习能力，可有效处理设备缺陷图像中复杂的纹理、形态信息，显著提升识别精度。信号处理理论则用于对设备运行过程中产生的振动、温度等非图像信号进行预处理，通过专业的滤波技术去除环境噪声干扰，为多源数据融合的缺陷识别方案提供稳定支持。这些技术理论的有机结合，构成了智能识别算法开发的核心技术基础。

2 算法构建

2.1 数据采集与预处理

数据采集与预处理是算法构建过程中的关键基础性环节。数据采集工作需全面覆盖水电站主要设备的不同运行工况，采集对象不仅包括设备外观的高清图像，还涵盖内部结构的扫描数据以及设备运行时的各类参数信号。采集过程中需严格把控数据质量，确保数据的完整性和代表性，尤其要保证涵盖不同类型、不同严重程度缺陷样本，避免因样本单一导致算法泛化能力不足。预处理阶段首先对采集到的原始数据进行清洗操作，剔除因设备临时故障、传感器误差等因素导致的异常数据。然后针对图像数据进行尺寸归一化处理，统一所有图像的分辨率，为后续模型训练提供标准化的数据输入。对于非图像类的运行参数数据，通过专业的滤波技术去除环境干扰带来的噪声，同时进行数据标准化操作，将不同量级的数据转化为统一尺度，避免因数据量级差异影响算法训练效果。预处理完成后的数据集需按照合理比例划分为训练集、验证集和测试集，为模型的构建、优化与评估提供全面的数据支持。

2.2 模型选择与设计

模型选择与设计需紧密结合水电站设备缺陷识别的实际应用需求。考虑到水电站设备缺陷图像的复杂性

和多样性,经过综合对比分析,选择基于深度学习的卷积神经网络作为算法的核心模型架构。该架构能够通过多层卷积操作自动提取图像中的缺陷特征,无需人工设计复杂的特征提取规则,大幅降低人为干预带来的误差。在模型设计过程中,根据缺陷识别任务的具体特点,合理调整网络的层数和卷积核的大小,同时增加池化层以减少模型参数数量,提升模型的运算效率。在网络的末端设置全连接层和分类器,实现对设备缺陷类型的精准判断。为有效避免模型在训练过程中出现过拟合问题,在网络结构中加入 dropout 层,通过随机丢弃部分神经元的方式,增强模型的泛化能力。此外,为缩短模型训练时间并提升模型在小样本数据集上的识别性能,采用迁移学习方法,利用已在大规模通用图像数据集上训练好的图像识别模型参数作为初始值,快速提升模型的收敛速度和识别精度。

3 算法优化

3.1 特征提取与筛选

特征提取与筛选是提升算法识别精度的重要优化手段。在特征提取阶段,基于已构建的卷积神经网络模型,通过模型的前向传播过程获取设备缺陷图像在不同网络层的特征映射。其中,浅层网络主要负责提取图像中的边缘、纹理等低级视觉特征,这些特征是识别缺陷的基础信息。深层网络则在浅层特征的基础上,进一步提取更具语义信息的高级缺陷特征,这些特征能够更准确地反映缺陷的本质属性。特征筛选过程中,采用专业的特征重要性评估方法,系统分析不同特征对缺陷识别结果的影响程度。保留与缺陷类型关联性强、区分度高的有效特征,剔除冗余特征和受噪声干扰的无效特征,通过减少特征维度的方式降低模型的计算复杂度。同时,引入特征融合技术,将不同网络层提取的特征进行合理组合,形成更全面、更具代表性的缺陷特征表示。经过优化后的特征集能够更准确地反映设备缺陷的本质属性,为后续的分类决策提供可靠依据,进一步提升算法的整体识别性能。

3.2 参数调整与改进

参数调整与改进是优化算法性能的核心关键步骤。首先针对模型的超参数进行系统性优化,这些超参数包括学习率、批次大小、迭代次数等关键参数。采用网格搜索和随机搜索相结合的优化方法,遍历不同的参数组合,通过验证集的识别准确率来确定最优的参数配置。

学习率的设置需要兼顾模型的收敛速度和训练稳定性,在训练初始阶段采用相对较大的学习率以加快模型收敛速度,在训练后期则逐渐减小学习率,避免模型参数出现震荡现象。批次大小的选择需根据硬件计算能力进行合理调整,在保证计算效率的同时,确保每个批次的数据具有足够的代表性,避免因批次数据量过小导致模型训练不稳定。

3.3 算法性能评估指标

算法性能评估指标是科学衡量算法有效性的重要依据。在水电站设备缺陷智能识别算法的评估过程中,主要采用准确率、精确率、召回率和 F1 值作为核心评估指标。准确率反映算法在所有测试样本中正确识别的比例,能够直观体现算法的整体识别能力,是评估算法性能的基础指标。精确率衡量算法识别为缺陷的样本中实际为缺陷样本的比例,该指标重点关注避免将正常样本误判为缺陷而导致的误报问题,直接关系到设备维护工作的效率。召回率表示实际为缺陷的样本中被算法正确识别的比例,该指标确保算法能够有效发现设备存在的缺陷,减少漏报情况,对设备安全运行至关重要。F1 值是精确率和召回率的调和平均数,能够综合考虑两者的性能,有效避免单一指标评估的局限性,更全面地评价算法在不同缺陷类型上的识别效果。

4 算法验证

4.1 验证方案设计

算法验证方案设计需以水电站设备运行的实际需求为核心,确保验证结果能直接服务于现场应用。首先需明确验证的核心方向,重点检验算法在不同设备运行状态、不同环境条件下的缺陷识别有效性,以及长期运行中的稳定性。验证对象需覆盖水电站关键设备,包括水轮机、发电机、变压器等核心部件,确保验证范围能覆盖日常运维中的主要监测场景。验证流程需分为模拟测试与现场测试两个阶段。模拟测试通过构建与实际设备缺陷特征一致的测试环境,控制单一变量来分析算法对不同缺陷类型的识别效果。现场测试则在水电站真实运行场景中开展,采集设备实时运行数据输入算法进行测试。验证过程中需详细记录算法识别结果与人工巡检结果的差异,监测算法的响应速度、运行稳定性等关键性能指标。同时组建专业验证评估团队,对验证步骤的执行过程进行全程监督,避免操作失误影响验证结果的准确性,确保验证方案能全面检验算法的实际应用能力。

4.2 实际数据验证分析

实际数据验证分析以水电站现场采集的真实设备运行数据为基础,通过数据测试全面评估算法的实际应用性能。采集的数据需涵盖不同季节、不同运行负荷下的设备状态信息,既包含设备正常运行时的数据,也包含各类已知缺陷状态下的数据,以此保证测试数据的多样性与真实性,避免因数据单一导致验证结果存在偏差。在验证操作过程中,将采集的实际数据按规范格式输入已完成优化的智能识别算法,待算法完成分析后,提取其输出的缺陷识别结果,并与人工专业检测得出的结果进行逐一比对。分析过程中需重点关注算法对早期微小缺陷的识别能力,这类缺陷的及时发现直接关系到设备故障预警的时效性,对保障设备安全运行至关重要。同时统计算法在验证中的准确率、精确率、召回率等核心评估指标,分析这些指标随应用场景变化的趋势,判断算法在不同工况下的适应能力。针对验证中出现的识别偏差,深入分析产生原因,排查是数据特征存在差异还是算法模型存在不足,为后续算法的迭代优化提供真实的数据支撑,确保算法能满足水电站设备缺陷识别的实际需求。

5 算法应用前景

5.1 在水电站的应用优势

水电站设备缺陷智能识别算法在实际应用中能为水电站运维管理工作带来多方面优势,有效提升设备管理效率与安全性。传统水电站设备缺陷巡检主要依靠人工完成,不仅需要投入大量人力成本,还会因巡检人员的经验差异、工作疲劳等因素,导致缺陷漏检或误检的情况发生,影响设备故障处理的及时性。而智能识别算法可实现24小时不间断监测,无需人工持续值守,在大幅降低人力投入的同时,避免了人为因素带来的识别误差,提升了缺陷识别的准确性。算法具备快速处理海量设备监测数据的能力,能在短时间内完成对设备状态的分析与缺陷判断,相比人工巡检大幅缩短了缺陷发现时间,为设备故障的抢修工作争取了宝贵时间,减少了因设备故障导致的停机损失,保障了水电站的稳定发电。此外算法还拥有早期缺陷识别能力,能在缺陷处于微小状态时及时发现并发出预警,帮助运维人员提前制定针对性的维护计划,避免缺陷进一步发展为严重故障,降低了设备维修成本,延长了设备使用寿命,为水电站整体运行的安全性与稳定性提供了有力保障。

5.2 未来发展方向

水电站设备缺陷智能识别算法的未来发展将围绕技术优化与应用拓展两大方向展开,不断提升算法性能与适用范围,更好地服务于水电站智能化运维。在技术优化层面,将进一步融合多源数据处理技术,突破当前主要依赖图像数据与运行参数数据的局限,纳入设备振动、温度、声音等多维度的监测数据,通过多类型数据的融合分析,提升算法对缺陷特征的捕捉能力,进而提高缺陷识别的准确性与全面性。同时推动算法模型向轻量化方向发展,降低算法运行对硬件计算资源的依赖,使其能适配水电站不同类型的监测设备,便于在水电站各个区域、各类设备上灵活部署应用,扩大算法的应用覆盖范围。此外还将引入实时学习机制,让算法在实际运行过程中能不断学习新出现的缺陷特征,持续提升对新型缺陷的识别能力,适应设备缺陷类型随运行时间变化的动态需求。在应用场景拓展方面,算法将逐步与水电站现有运维管理系统实现深度融合,打通缺陷识别、预警、维修计划制定、维护执行等各个环节的数据通道,实现设备运维全流程的一体化管理,形成完整的设备运维闭环,进一步提升水电站设备管理的智能化水平,为水电站的安全、高效、稳定运行提供更强大的技术支持。

6 结束语

水电站设备缺陷智能识别算法的开发与验证分析工作取得了一定成果。该算法有效提高了设备缺陷识别的准确性和效率,为水电站设备的安全稳定运行提供了有力保障。后续需进一步优化算法,拓展其应用范围,推动水电站智能化发展迈向新高度。

参考文献

- [1]王莉艳.大流量高流速条件下水电站泄洪洞缺陷修复技术[J].水利技术监督,2025,(07):185-188.
- [2]孙吉.水电站转轮缺陷研究与处理[J].机电信息,2025,(01):62-65.
- [3]周鹏,郭俊鑫,罗杰,等.基于红外测温数据的水电站设备缺陷检测方法[J].红外技术,2024,46(11):1308-1314.
- [4]侯发明.水电站电力设备表面缺陷检测技术研究[D].长春工程学院,2023.
- [5]胡应春,徐正刚,王乐宁,等.水电站设备检修智能知识检索与推荐模型研究应用[J].水力发电,2024,50(02):78-84.