

基于深度学习技术的混凝土结构桥梁外观智能检测方法研究

陆俊杰

(浙江省地球物理技术应用研究所有限公司, 浙江 杭州 311115)

摘要 随着桥梁建设规模不断扩大, 混凝土结构桥梁外观病害检测的精确性和高效性显得尤为重要。本研究构建了一套基于深度学习技术的混凝土结构桥梁外观智能检测系统。该系统采用改进型卷积神经网络模型, 对裂缝、剥落、渗水等典型病害进行识别和定位并利用图像增强技术提升检测效果。实验数据表明, 本研究所提出的检测方法在复杂环境下仍能保持较高的识别准确率, 可实现裂缝宽度的亚毫米级测量, 以期为混凝土结构桥梁的维护和评估提供可靠的技术支持。

关键词 混凝土桥梁; 智能检测; 深度学习技术; 病害识别

中图分类号: U446; TP391.41

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2025.18.011

0 引言

伴随交通基础设施的快速发展, 混凝土结构桥梁作为重要的承载构件, 需要定期进行外观检测以确保结构安全, 传统人工检测方式存在效率低、精度差、易受主观因素影响等不足。基于此, 将人工智能技术应用于桥梁外观检测领域, 开发智能化检测系统, 已成为当前研究热点。通过引入深度学习算法结合多传感器数据采集设备, 可有效提升检测效率和准确度。该检测方法不仅能够快速识别和定位各类表面病害, 还可实现病害程度的定量分析, 为后续桥梁维护决策提供科学依据。

1 混凝土结构桥梁外观病害特征分析

混凝土结构桥梁在长期承受荷载和环境作用下, 表面病害主要表现为裂缝、剥落、露筋、渗水、碳化等多种形式。裂缝作为最常见的病害类型, 根据成因可分为结构性裂缝和非结构性裂缝, 其中结构性裂缝多呈现出规律性分布特征, 裂缝宽度一般在 $0.1 \sim 2.0$ mm 之间, 长度可达数十厘米甚至更长; 非结构性裂缝则多为网状或不规则形态, 主要由混凝土收缩、温度变化等因素引起。混凝土剥落现象在桥梁承重构件表面较为普遍, 剥落深度从数毫米到数厘米不等, 面积大小不一, 严重时会导致钢筋外露。渗水病害常在裂缝处出现, 在潮湿环境下表现为深色水渍, 易造成混凝土内部钢筋锈蚀, 碳化现象则使混凝土表层呈灰白色, pH 值降低, 保护层性能下降。这些病害特征具有明显的视觉特征和几何特征, 为基于计算机视觉的智能检测提供了重要依据^[1]。

2 基于深度学习技术的智能检测系统设计

2.1 数据采集与预处理模块设计

智能检测系统的数据采集模块采用高清工业相机配备 50 mm 定焦镜头, 像素分辨率达到 4096×3072 并搭载了可调节亮度的 LED 补光装置, 确保在不同环境条件下都能获取高质量图像。采集设备通过精密可调节支架固定, 与桥梁表面保持 0.5 m 的标准垂直距离, 实现了稳定可靠的图像获取。图像预处理环节采用自适应直方图均衡化方法提升图像对比度, 同时运用高斯滤波算法有效消除环境噪声干扰。为确保检测精度, 系统将采集的原始图像按照 0.3×0.3 m 的统一标准划分成若干子图像, 对每张子图像进行几何校正和亮度归一化处理, 建立标准化的图像数据集。在数据标注阶段, 结合专业检测人员的现场记录, 对包括裂缝、剥落、渗水等在内的各类病害特征进行精确标注。项目团队还开发了集成边缘检测算法的半自动标注工具, 显著提升了病害区域精细化标注的效率, 实现了高质量训练数据集的快速构建。

2.2 病害特征提取算法研究

研究采用改进型 ResNet50 深度卷积神经网络作为基础架构, 针对混凝土表面病害识别的特殊需求进行了创新性改进。在网络结构设计中引入多尺度特征提取模块, 通过在不同网络层级布置可变形卷积层显著提升了算法对不规则形状病害的识别能力。特征提取过程中采用空间金字塔池化结构, 将输入图像按 1×1 、 2×2 、 4×4 三种尺度进行划分, 实现了多尺度

特征的综合提取。为增强对裂缝的检测能力,设计了包含8个不同方向卷积核的方向敏感卷积模块,有效捕捉了裂缝的方向性特征信息^[2]。

在剥落区域识别方面,算法创新性地结合了灰度共生矩阵和局部二值模式算子,构建了完整的纹理特征提取体系。通过注意力机制的引入实现了对不同层级特征的自适应权重分配,进一步增强了关键区域的特征表达能力。经过大量实验验证,该特征提取算法在处理0.1 mm以上裂缝时的识别准确率达到95%,在剥落区域检测任务中取得了0.92的平均交并比,展现出优异的病害识别性能。上述改进措施的综合应用,使算法在混凝土表面病害检测领域具备了较强的实用价值^[3]。

2.3 多模态数据融合方法

多模态数据融合方法整合了可见光图像、红外热成像和三维点云数据,构建了多源信息协同分析框架。可见光图像提供病害的表观特征,红外热成像反映混凝土内部温度异常,三维点云数据则用于构建精确的几何模型。针对不同模态数据的特点,设计了自适应特征对齐网络,将三种数据映射到统一的特征空间。在特征融合层面,采用动态权重注意力机制,根据各模态数据的信噪比自动调整融合权重。为解决多模态数据时空对齐问题,开发了基于控制点匹配的配准算法,实现亚像素级精度的数据对准。在异常检测环节,结合贝叶斯推理框架,建立多源数据的概率融合模型,提高了病害识别的可靠性。实验数据显示,与单一模态相比,多模态融合方法将病害检测准确率提升了15%,尤其在复杂环境下表现出更强的鲁棒性。

2.4 智能识别模型构建

智能识别模型采用改进的YOLOv5架构,针对混凝土结构桥梁病害特点进行了深度优化。模型主干网络选用CSPDarknet53,在特征金字塔网络中增加了空间注意力模块,提升了对细微病害的检测能力。针对不同尺度病害检测需求,在模型中设置了三个检测头,分别负责大、中、小尺度目标的识别。损失函数采用focal loss和IOU loss的组合形式,有效解决了正负样本不平衡问题。为增强模型泛化能力,在训练阶段引入了多种数据增强策略,包括随机旋转、尺度变换、亮度调整等。模型训练采用分阶段策略,先在大规模通用数据集上预训练,再在标注好的桥梁病害数据集上精调。为提升训练效率,使用混合精度训练技术,在保持模型性能的同时降低了显存占用。最终训练完成的模型在验证集上达到了90%以上的平均精确率,对0.2 mm以上的裂缝检出率超过92%^[4]。

2.5 检测精度评估体系

研究建立了一套系统化的检测精度评估体系,从检测准确性、定位精度和系统稳定性三个核心维度展开评估。在检测准确性评估方面以精确率、召回率和F1分数作为基础指标,通过混淆矩阵深入分析不同类型病害的识别表现实现了对检测结果的量化评价。定位精度评估采用平均交并比(mIOU)作为主要指标,将检测系统输出的病害位置与实测数据进行对比,通过计算空间误差评估系统的定位能力。同时建立了标准化的评估流程,基于实际工程案例收集评估数据,确保了评估结果的可靠性和实用性。

系统稳定性评估重点关注了环境因素对检测效果的影响,包括不同光照强度、拍摄角度和距离等变量的系统性测试。通过与人工检测记录的详细对比获取各项评估指标的统计数据,建立了完整的性能评估数据库。评估体系还纳入了检测时间、计算资源消耗等效率指标,为系统在实际工程中的应用提供了全面的性能参考。实验验证表明,该评估体系能够客观反映检测系统的整体性能水平,评估结果的可靠性和实用性得到了充分验证,为系统的持续优化和实际应用提供了有力支持。

3 智能检测系统应用与验证

3.1 系统功能实现

智能检测系统采用Python语言开发,基于PyQt5框架构建了直观的交互界面,实现了病害检测、数据管理、结果分析等核心功能模块。检测功能模块提供实时图像采集和离线数据导入两种工作模式,配备了自动对焦和曝光控制算法以保证图像质量。数据处理模块集成了图像增强、噪声去除、几何校正等预处理功能,可根据实际检测需求进行灵活调用。病害识别模块封装了经过预训练的深度学习模型,支持裂缝、剥落、渗水等多类病害的同时检测,检测结果以JSON格式进行规范化存储。可视化模块利用OpenCV技术绘制检测框体,采用不同颜色标识各类病害并显示其位置、尺寸等关键参数。系统还整合了基于SQLite的数据库模块,支持多维度数据查询并配备了自动化的报告生成功能,可输出标准格式的检测报告和Excel格式的数据文件^[5]。

3.2 检测流程优化

检测流程优化从数据采集、预处理、识别分析三个环节入手,构建了高效的检测工作流。在数据采集环节,设计了基于GPS定位的采集点自动布设方案,

采集设备根据预设路径自动完成图像采集。图像预处理环节引入了并行计算框架,将图像分块处理任务分配到多个 CPU 核心,显著提升了处理速度。识别分析环节采用 GPU 加速技术,利用 CUDA 并行计算能力,实现了多批次数据的快速处理。为提高检测效率,开发了智能分派算法,根据待检测区域的面积和复杂度,自动规划最优检测路径。在数据传输方面,采用数据流水线机制,实现采集、处理、存储的并行执行。系统还配备了断点续传功能,在检测中断时自动保存进度,确保检测工作连续性。经优化后的检测流程,单幅图像的平均处理时间降至 0.3 s,检测效率提升达 40%。

3.3 现场应用分析

智能检测系统在某高速公路跨线桥实际检测中得到应用,检测对象为双向四车道预应力混凝土连续箱梁桥,跨径配置为 30+50+30 m。检测区域包括主梁腹板、底板、支座等关键部位,总检测面积达 2 800 m²。检测设备采用升降式检测车搭载,配备稳定性补偿装置,有效消除车体晃动带来的干扰。在阴雨天气条件下,LED 补光系统保证了图像采集质量,采集图像分辨率维持在 0.1 mm/像素。在现场检测过程中,系统自动完成图像拼接和病害标识,实时生成病害分布图。检测数据显示,该桥梁存在不同程度的裂缝、剥落现象,其中裂缝主要分布在跨中区域,最大裂缝宽度达 0.8 mm,检测用时较传统人工检测减少 65%。

针对检测中发现的病害情况,系统进行了深入分析。跨中区域的裂缝呈现出规律性分布特征,主要集中在箱梁腹板负弯矩区,裂缝走向与桥跨主轴线垂直,呈现出典型的弯曲裂缝特征。底板剥落现象则与渗水病害关联性强,尤其在伸缩缝附近的剥落面积较大,深度达到保护层厚度。系统采用多时相图像对比方式,追踪了裂缝发展趋势,发现部分裂缝在近期有扩展迹象,宽度增长速率约为 0.02 mm/月,这些精确的检测数据为后续维修方案制定提供了重要依据。

3.4 检测效果评价

基于检测系统在多个实际工程项目中的应用数据,对其检测效果进行了全面系统的评价分析。在病害识别准确性方面,系统对于宽度大于 0.3 mm 的裂缝识别率达到 93%,位置误差被有效控制在 ± 5 mm 范围内;对于面积超过 100 cm² 的剥落区域,检出率达到 96%,边界定位误差小于 10 mm。检测速度表现优异,单幅 4K 分辨率图像的处理时间控制在 0.4 s 以内,完全满足实时检测的工程需求。系统在不同光照环境下展现出良好的稳定性,早晨、正午、傍晚三个典型时段的

检测结果一致性达到 88%。即使在雨雾等恶劣天气条件下,系统仍能保持基本功能正常运行,检测精度的降低幅度控制在 10% 以内。与传统人工检测方法相比,该智能检测系统在检测效率、数据完整性和结果可追溯性等关键指标方面都表现出显著优势,充分验证了系统在实际工程应用中的可靠性和实用价值^[6]。

3.5 系统改进建议

针对实际应用中发现的问题,提出系统改进方案。硬件层面建议增加双目相机模块,提升深度信息获取能力;增设激光测距装置,提高病害尺寸测量精度。算法层面建议引入迁移学习技术,增强模型对新型病害的适应能力;优化特征提取网络,提升复杂背景下的检测性能。在数据处理方面,建议开发增量学习模块,实现模型的在线更新;完善数据清洗机制,提高训练样本质量。在系统功能方面,建议增加病害发展趋势分析功能,支持历史数据对比;开发移动端应用程序,方便现场数据查询。为提升系统实用性,建议建立标准化的检测流程和评估体系,制定详细的操作规程和质量控制标准,这些改进措施将进一步提升系统的检测效能和实用价值。

4 结束语

基于深度学习技术的混凝土结构桥梁外观智能检测方法,通过构建多层次的特征提取模型实现了对裂缝、剥落等典型病害的自动识别和定位。该方法在提高检测效率的同时显著降低了人为因素的干扰,检测精度达到了实际工程应用要求。通过引入改进型卷积神经网络和多源数据融合技术,系统的适应性和可靠性得到进一步提升。后续研究将着重优化检测算法,拓展应用场景,为混凝土结构桥梁的智能化检测提供更加坚实的技术支撑。

参考文献:

- [1] 张根合,张建雄,任胜龙.混凝土结构桥梁外观智能检测方法研究[J].科技创新与应用,2022,12(26):28-31.
- [2] 邢维聪.基于图像和激光点云的桥梁混凝土表面缺陷检测方法研究[D].长春:吉林大学,2023.
- [3] 同[2].
- [4] 姚皓东.基于卷积神经网络的混凝土结构外观损伤智能检测研究[D].广州:广州大学,2023.
- [5] 刘永.混凝土结构桥梁外观智能检测方法研究[J].中国科技期刊数据库工业 A,2023(03):186-189.
- [6] 郭才行,仲伟秋,卜延渭,等.某城市老旧混凝土桥梁结构检测方法研究[J].低温建筑技术,2024,46(03):61-64.