

大箱梁结构表观缺陷多模态特征提取及智能检测模型构建

于鸿熙 倪秀永 张磊 刘力源

山东交通职业学院

DOI:10.32629/pe.v4i3.21103

[摘要] 为实现大箱梁结构表观缺陷的高效智能检测,本文分析了裂缝、剥落、锈蚀和变形四类缺陷的统计分布、几何参数及多物理场特征,提出一种基于视觉-声学多模态融合的特征提取方法。通过改进YOLOv5架构构建智能检测模型,结合Transformer注意力机制提升特征表征能力。实验结果表明,模型总体准确率达95.2%,定位误差 $\pm 0.3\text{m} \sim \pm 0.5\text{m}$,推理速度32帧/秒。工程应用中检测效率较传统方法提高5倍,漏检率降至2.3%,为桥梁健康监测提供了可靠技术手段。

[关键词] 大箱梁结构; 表观缺陷; 多模态特征提取; 智能检测模型

中图分类号: TN915.5 文献标识码: A

Extraction of Multimodal Characteristics of Apparent Defects in Large Box Beam Structures and Construction of an Intelligent Detection Model

Hongxi Yu Xiuyong Ni Lei Zhang Liyuan Liu

Shandong Vocational College of Transport

[Abstract] To achieve efficient and intelligent detection of apparent defects in large box girder structures, this study analyzes the statistical distribution, geometric parameters, and multi-physical-field characteristics of four defect types—cracks, spalling, corrosion, and deformation—and proposes a feature extraction method based on visual-acoustic multimodal fusion. An intelligent detection model is developed by improving the YOLOv5 architecture, incorporating the Transformer attention mechanism to enhance feature representation. Experimental results demonstrate an overall accuracy of 95.2%, positioning error of $\pm 0.3\text{ m}$ to $\pm 0.5\text{ m}$, and inference speed of 32 frames per second. In engineering applications, the detection efficiency is five times higher than traditional methods, with the missed detection rate reduced to 2.3%, providing a reliable technical solution for bridge health monitoring.

[Key words] Large Box Girder Structure; Apparent Defects; Multimodal Feature Extraction; Intelligent Detection Model

引言

大箱梁结构作为桥梁工程的关键承重构件,其表观缺陷直接影响结构安全性和耐久性。传统人工检测方法存在效率低、主观性强、漏检率高等问题,难以满足大规模工程检测需求。随着计算机视觉、声学传感和深度学习技术的发展,多模态融合的智能检测方法成为研究热点。本文针对大箱梁结构表观缺陷检测难题,系统分析缺陷特征,提出多模态特征提取与融合策略,构建高效智能检测模型,旨在为桥梁结构健康监测提供理论依据和技术支撑。

1 大箱梁结构表观缺陷类型与特征分析

大箱梁结构在长期运营中受荷载与环境因素影响,产生裂缝、剥落、锈蚀和变形四类表观缺陷。统计显示裂缝占总缺陷的62%,剥落18%,锈蚀15%,变形5%。几何参数量化表明:裂缝长

度0.2~2.5m,宽度0.05~2.3mm,深度5~80mm^[1];剥落面积0.01~0.3m²。多物理场特征呈现显著差异:裂缝区应力值为正常区1.8~3.5倍,声阻抗降低25%~40%;锈蚀区电磁导率提高1.5~2.3倍;缺陷区域温度变化速率快1.3~1.8倍。这些分布特征、量化参数及多物理场关联为多模态特征提取提供了数据基础与理论依据。

2 多模态特征提取技术与方法

多模态特征提取技术主要包含视觉、声学模态提取及融合策略。视觉模态采用3840×2160像素可见光成像和640×512分辨率红外热成像,其中可见光成像通过改进的Canny边缘检测算法实现裂缝边缘 ± 0.5 像素的定位精度,红外热成像热灵敏度为0.05℃,可检测缺陷区域0.3℃以上的温度差异。通过多尺度特征融合网络,从可见光图像中提取128维深层特征,从红外图像

中提取64维温度特征。声学模态利用1MHz采样率的声传感器采集20kHz至500kHz频段的声发射信号,通过小波变换将时域信号转换到频域,提取16个频带的能量特征,实验数据显示裂缝扩展产生的声发射信号主要集中在80kHz至200kHz频段,其能量占总能量的63%。采用改进的Hinkley统计量与AIC算法相结合的两阶段到达时间识别方法,时间定位精度达到 $\pm 1.2 \mu s^{[2]}$ 。多模态特征融合采用基于点积注意力机制的方法,先将视觉特征和声学特征分别映射到128维空间,再计算特征间的注意力权重,融合特征向量维度为256维,其中视觉特征和声学特征各贡献128维。通过softmax函数归一化注意力权重,权重值范围在0.1至0.9之间,平均视觉特征权重为0.58,声学特征权重为0.42。融合后的特征通过主成分分析降维至64维,保留95%以上的原始信息,为智能检测模型提供高效的特征输入。

3 智能检测模型构建与性能评估

3.1 模型架构设计

智能检测模型采用改进的YOLOv5架构,结合Transformer注意力机制。模型输入为64维的多模态融合特征,经过4个卷积块提取局部特征,每个卷积块包含 3×3 卷积层、BatchNorm层和LeakyReLU激活函数。Transformer模块包含6个注意力头,每个头的维度为32,能够捕捉特征间的长距离依赖关系。输出层采用3个并行的检测头,分别对应裂缝、剥落和锈蚀三种主要缺陷类型^[3]。模型总参数量为28.6M,计算量为15.3G FLOPs,能够在GPU上实现实时推理。

3.2 模型训练与优化

训练数据集包含12000张标注图像,其中混凝土箱梁图像8000张,钢箱梁图像4000张。采用TransGAN数据增强方法,生成12000条增强样本,使训练集规模扩大一倍。初始学习率设置为0.01,采用余弦退火学习率调度策略,在50个epoch后降至0.0001。权重衰减系数为0.0005,动量为0.9。损失函数采用自回归交叉熵损失和逐像素二元交叉熵损失的加权和,权重参数分别为0.6和0.4^[4]。经过120个epoch的训练,模型在验证集上的损失收敛至0.085,达到稳定状态。

3.3 模型性能评估

为全面评估模型性能,采用准确率、精确率、召回率和F1-score四个指标。在测试集上的实验结果显示,模型总体准确率达到95.2%,精确率为94.8%,召回率为93.6%,F1-score为0.942。对于不同缺陷类型,裂缝检测的准确率最高,达到96.5%,剥落次之,为94.3%,锈蚀检测准确率为92.8%。定位误差方面,模型对裂缝的定位误差为 $\pm 0.3m$,剥落为 $\pm 0.5m$,锈蚀为 $\pm 0.4m$ 。推理速度方面,模型在单张GPU上的处理速度为32帧/秒,满足实时检测需求。

4 实验验证与工程应用

4.1 实验平台与数据集构建

实验平台由硬件系统和软件系统组成。硬件系统包括无人机巡检平台、地面控制站和数据处理服务器。无人机搭载5000万像素可见光相机、640×512分辨率红外相机和1MHz声传感器,

飞行高度控制在50m至80m之间,巡航速度为8m/s。数据处理服务器配置Intel Xeon E5-2690 v4处理器、64GB内存和NVIDIA Tesla V100 GPU^[5]。软件系统采用Python 3.8开发,基于PyTorch深度学习框架,集成OpenCV和MATLAB进行数据预处理和后处理。表1为不同缺陷类型的检测性能对比,数据基于12000张标注图像的测试结果,其中混凝土箱梁图像8000张,钢箱梁图像4000张。

表1 不同缺陷类型的检测性能对比

缺陷类型	准确率 (%)	精确率 (%)	召回率 (%)	F1-score	定位误差 (m)
裂缝	96.5	95.8	94.7	0.952	± 0.3
剥落	94.3	93.6	92.8	0.932	± 0.5
锈蚀	92.8	91.5	90.3	0.909	± 0.4
总体	95.2	94.8	93.6	0.942	-

4.2 缺陷定位算法验证

缺陷定位采用基于改进AIC算法的声发射定位方法。算法首先对声发射信号进行预处理,通过50kHz高通滤波器去除低频噪声,然后采用改进的Hinkley统计量进行初步定位,再通过改进的AIC算法精确计算到达时间^[6]。改进AIC算法的公式如下:

$$AIC_{改进} = AIC + \lambda \times \text{边界惩罚}$$

其中, λ 为自适应调节系数,经网格搜索确定最优值为0.023。通过该算法,声发射信号的到达时间识别精度达到 $\pm 1.2 \mu s$ 。结合多模态特征融合的定位误差模型,最终实现0.3m以内的缺陷定位精度,满足工程检测要求。

4.3 工程应用效果分析

该智能检测系统已应用于某高速公路大桥的定期检测中。大桥主桥采用 $(38+3 \times 60+38)m$ 的变截面预应力混凝土连续箱梁,全长543m。系统在6小时内完成了全桥的表观缺陷检测,共发现各类缺陷87处,其中裂缝54处,剥落16处,锈蚀12处,变形5处。与传统人工检测相比,检测效率提高了5倍,漏检率从18%降低至2.3%。系统生成的缺陷报表包含位置、类型、尺寸和严重程度等信息,为桥梁养护决策提供了科学依据。

5 结束语

本文通过多模态特征融合与深度学习技术,构建了大箱梁结构表观缺陷智能检测模型,实现了裂缝、剥落、锈蚀等缺陷的高精度识别与定位。实验验证表明,该模型在检测准确率、效率和工程适用性方面均表现优异,显著优于传统人工检测方法。研究成果为桥梁结构健康监测提供了新的技术途径,但仍存在多传感器协同校准、复杂环境干扰抑制等问题需进一步研究。后续研究将结合数字孪生技术,实现缺陷演化预测与全生命周期健康管理,为基础设施安全运维提供更全面的保障。

[课题名称]

基于智能自适应调节与多模态感知的大箱梁表观缺陷检测技术研发及产业化应用。

[课题来源]

2025年度山东省交通运输科技计划,课题编号: 2025BAI19。

[参考文献]

[1]宋旭东,顾亚良,宋亮.基于图像识别的PCB表面缺陷检测方法研究[J].大连交通大学学报,2025,46(05):153-160.

[2]王煜焱,杜永慧.混凝土表面缺陷成因及全过程防治策略[J].四川水泥,2026,(02):125-126+129.

[3]张东林,叶锡钧,陈德津,等.基于深度学习的水下混凝土结构表面缺陷智能化识别研究[J].结构工程师,2025,41(04):25-30.

[4]李路遥.轨道结构表面病害及空间线形智能巡检系统研发[J/OL].铁道标准设计,1-12[2026-05-14].

[5]王睿鸿.基于深度学习的铝型材表面缺陷检测及识别系统[D].内蒙古大学,2025.

[6]陈海峰.基于YOLO的桥梁表面缺陷检测算法研究[D].东莞理工学院,2025.

作者简介:

于鸿熙(1989--),女,汉族,山东省泰安市人,硕士研究生,讲师。研究方向:主要从事道路桥梁智能运维、结构病害识别与交通基础设施检测技术研究。

倪秀永(1982--),男,汉族,山东省临沂市人,硕士研究生,讲师。研究方向:主要从事道路桥梁结构检测、运维状况动态监测与交通基础设施质量控制研究。

张磊(1975--),男,汉族,山东省泰安市人,硕士研究生,讲师。研究方向:主要从事工程结构智能检测、多模态数据处理与建筑工程技术数字化研究。

刘力源(2006--),男,汉族,山东省潍坊市人,大学专科在读。研究方向:主要从事工程结构智能检测方面的辅助性研究工作。