

基于无人机的桥梁表面病害检测系统研究

杜海鑫, 李永波, 李 泽, 冯永航

(辽宁省交通规划设计院有限责任公司, 辽宁 沈阳 110100)

摘要: 桥梁结构性能随服役年限增长、病害发展而逐渐退化, 从而影响结构安全使用。传统桥梁检测主要依赖人工目测, 存在效率低、主观性强、影响交通等问题, 需实现高效、客观的桥梁外观状态评估, 为此提出了采用融合无人机航拍、深度学习和图像分析技术的智能检测方法。该方法中的病害识别基于 YOLOv11-seg 实例分割模型, 并引入 MaSA、CGA、EMA 这 3 种注意力机制进行优化, 通过自建裂缝与剥落病害数据集, 再借助数据增强来提升样本多样性; 尺寸量化结合形态学方法和参照物标定技术, 可实现裂缝长宽和剥落面积的自动测量。结果表明: 集成 EMA 机制的模型在识别精度、召回率和 F1 分数上均得到显著提升, 可实现病害准确辨识; 尺寸量化相对误差控制在 10% 以内, 可满足工程精度要求。实际桥梁案例验证了所提出的智能检测系统能实现病害识别、尺寸提取、病害定位等关键功能, 体现了良好工程实用性和推广价值。

关键词: 桥梁检测; 无人机航拍; 深度学习

中图分类号: U446; TU997

文献标志码: A

文章编号: 1009-7716(2026)04-0101-06

Research on UAV-based Bridge Surface Defect Inspection System

DU Haixin, LI Yongbo, LI Ze, FENG Yonghang

(Liaoning Traffic Planning and Design Co., Ltd., Shenyang 110100, China)

Abstract: The structural performance of bridges gradually deteriorates with increasing service life and the development of defects, affecting the safe operation of structures. The traditional bridge inspection primarily relies on the manual visual assessment, which suffers from low efficiency, strong subjectivity and traffic disruption, highlighting the need for efficient and objective evaluation of bridge exterior conditions. Therefore, an intelligent detection method integrating UAV aerial photography, deep learning and image analysis technology is proposed. For defect identification, the YOLOv11-seg instance segmentation model is optimized by introducing three attention mechanisms (MaSA, CGA and EMA). A self-built dataset covering cracks and spalling defects is used with data augmentation applied to enhance sample diversity. Size quantification combined with morphological methods and reference object calibration techniques can realize the automatic measurement of crack length, width and spalling area. The result shows that the model integrating the EMA mechanism is greatly improved in recognition precision, recall rate and F1-score, enabling accurate defect identification. The size quantification maintains a relative error within 10%, meeting the engineering accuracy requirements. The validation through real bridge cases demonstrates that the mentioned intelligent detection system can achieve the key functions such as defect identification, size extraction and defect localization, reflecting the good engineering practicability and promotion value.

Keywords: bridge detection; UAV aerial photography; deep learning

0 引言

桥梁是国民经济发展的生命线与关键运输通道, 准确高效掌握其服役性能并实现长期安全运营面临着巨大挑战。我国公路桥梁数量已居世界第一, 截至 2023 年底总量已突破 107 万座, 其中特大桥

与大桥持续增加, 养护管理任务日益繁重。传统检测主要依赖人工目测、桥检车或搭设支架, 存在效率低、主观性强、安全风险高、覆盖不全等问题, 尤其难以检测拱桥腹拱、高塔、索夹和桥底等部位, 且数据管理不规范, 制约了系统化分析与决策。

近年来, 无人机、人工智能、5G 和北斗导航等技术迅速发展, 为桥梁运维的智能化转型提供了新机遇。国家相继出台《交通强国建设纲要》、《数字中国建设整体布局规划》等战略, 积极推动 BIM、数字化技术在基础设施管养中的应用。其中无人机凭借灵

收稿日期: 2026-01-09

作者简介: 杜海鑫(1989—), 男, 硕士, 高级工程师, 从事桥梁检测、设计工作。

通信作者: 李永波(1989—), 男, 硕士, 高级工程师, 从事桥梁检测、设计工作。电子信箱: liyb_89@163.com

活、高效、安全的优势,已成为桥梁检测的重要技术方向。

国内外研究均表明,无人机可搭载高清相机、激光雷达、红外热像仪等传感器,实现对桥梁表观病害的高精度采集与识别。国外如美国FAA已发布无人机巡检指南,德国TÜV NORD等企业已开展实际应用,美国北卡罗来纳州近年还开展了激光扫描与超视距无人机检测实践。国内多个高校与研究机构也取得了系列成果,涉及病害自动识别、三维建模、变形测量、裂缝量化等多个方面,普遍采用YOLO、U-Net等深度学习模型,并通过改进网络结构、引入注意力机制、优化损失函数等方式来提升识别精度和速度^[1-6]。

裂缝作为反映结构安全状态的关键指标,其自动识别与量化一直是研究重点。基于无人机图像和深度学习的方法,如改进YOLOv8、U-Net等模型,结合图像增强技术,已能实现对裂缝的像素级分割和宽度测量,精度可达0.1 mm级,可满足工程实际需求,显著提升检测的自动化和量化水平^[7-10]。

总体而言,无人机桥梁检测技术正朝着自主航线规划、智能数据采集和实时分析决策的全自动化方向发展。它能够有效克服空间限制,提升检测覆盖率和效率,降低成本和安全风险,是未来桥梁运维数字化、智能化转型的重要支撑。随着相关算法与装备的持续完善,其工程应用价值与推广前景将更加广阔。

1 桥梁外观病害智能识别和定量测量方法研究

传统桥梁外观检测主要依赖于人工目视法进行病害辨识和记录,该方法存在明显的局限性。一方面,检测结果的准确性在很大程度上受制于检测人员的专业经验和主观判断,导致不同个体对同一病害的评估存在较大差异,数据的一致性和可靠性难以保障;另一方面,检测过程通常需要借助桥检车等大型设备辅助人员抵达作业面,不仅作业流程繁琐、效率低下,且常伴随高空或临水作业风险,对检测人员的人身安全构成威胁。

为解决上述问题,开发一种自动化、高精度的桥梁外观病害类型识别和尺寸测量方法,以配合无人机等高效图像采集工具,替代传统人工巡检模式,显得尤为迫切。通过深入研究,本文提出了一套融合先进实例分割算法与数字图像处理技术的自动化检测流程。首先,利用实例分割模型对病害区域进行

像素级识别和定位,生成精确的掩膜;其次,基于数字图像处理技术统计病害区域的像素信息,为定量分析提供依据;最后,采用参照物标定法将像素尺寸转换为真实物理尺寸,实现病害几何参数的精确测量。该数据采集方法不仅能显著提升识别精度、降低人为干扰,还具备快速处理海量图像数据的能力,确保检测工作的高效性与结果的一致性,从而为桥梁外观状态评估和安全运维提供更为可靠的数据支撑。

1.1 实例分割算法和数字图像处理技术概述

实例分割是深度学习领域一项重要的图像分析任务,其核心目标是为图像中每一个独立的目标实例生成像素级的掩膜。该技术不仅能实现对目标的精确分割,还能有效区分同一类别中的不同个体。基于实例分割输出的掩膜结果,结合数字图像处理技术和参照物标定方法,即可进一步计算并获得病害的实际物理尺寸。

1.1.1 实例分割算法原理及发展

在计算机视觉研究中,实例分割是一项融合了目标检测与语义分割的复杂任务。它不仅要求对图像中的目标进行类别判定和定位,还需为每个独立的实例提供精确的像素级轮廓描绘。由于需要在实例级别进行精细操作,该任务对输入图像的分辨率及细节信息具有较高要求。其实施结果通常包含3个核心要素:目标类别标签、边界框坐标以及表征目标形状的二值掩码。这些输出共同构成了对图像中各个目标的完整描述。根据算法流程的差异,实例分割方法主要可划分为两阶段与单阶段两大类。

两阶段实例分割算法遵循“先检测,后分割”的范式。该类方法首先通过目标检测模块定位图像中所有可能的目标实例,随后对每个候选区域进行独立的精细化分割,以生成像素级掩码。这种分步处理的策略有助于获得较高的分割精度。其中,自上而下的方法以Mask R-CNN为代表,它在Faster R-CNN目标检测框架基础上,增加了一个并行的掩码预测分支。而自下而上的方法,如SSAP,则先进行像素级的语义分割,再通过聚类等技术将属于同一实例的像素聚合起来。两阶段方法虽精度较高,但其性能严重依赖前序检测步骤的准确性,且计算开销相对较大。

单阶段实例分割算法受单阶段目标检测器的启发,旨在将检测与分割任务统一在一个简洁的网络框架内完成,无需显式生成候选区域。这类方法直

接从输入图像中预测实例的类别、位置和掩码,追求更高的推理效率。YOLACT、SOLO v2等是其中的典型代表。近年来,基于YOLO系列改进的实例分割模型,凭借其单阶段设计带来的速度优势和持续优化的网络结构,在保持较高准确率的同时,实现了更快的处理速度,已成为实时实例分割领域的重要选择。鉴于其在速度与精度间的良好平衡,本研究选用改进的YOLOv11-seg模型作为桥梁病害识别的基础架构。

1.1.2 数字图像处理基础

数字图像在计算机中以二维像素矩阵的形式存储,每个像素点的数值代表了其颜色和亮度信息。根据色彩通道与信息复杂度的不同,数字图像主要分为二值图像、灰度图像和RGB彩色图像3种类型。二值图像仅包含黑、白两种像素值,结构简单,常用于形态学分析与边缘检测;灰度图像通过单一通道的强度值(通常为0~255)表征明暗,是许多图像处理算法的基础;RGB图像则由红、绿、蓝3个色彩通道叠加而成,能够呈现丰富的自然色彩,广泛应用于视觉感知任务。数字图像处理技术涵盖广泛,既包括格式转换、几何变换、去噪增强等基本操作,也包含形态学处理、特征提取、图像分割等复杂分析。

形态学处理是数字图像处理中的1组核心操作,主要基于集合论,通过结构元素与目标图像进行交互,从而提取有用信息或修正形状。其基本操作包括腐蚀、膨胀、开运算和闭运算。腐蚀操作能消融物体边界,分离轻微黏连的目标并去除细小噪声点;膨胀操作则扩展物体区域,可用于连接相邻元素或填充孔洞。开运算是先腐蚀后膨胀的过程,能平滑物体轮廓、消除小亮点;闭运算是先膨胀后腐蚀的过程,可填充细小孔洞、连接狭窄断裂。此外,通过形态学操作的组合还能实现骨架化提取,该技术通过迭代腐蚀将目标对象细化至单像素宽的中心线,同时保留其原始拓扑结构,对于线状结构(如裂缝)的长度测量具有重要意义。

1.2 基于改进YOLOv11-seg的桥梁外观病害类型识别

本研究构建基于实例分割算法YOLOv11-seg的改进模型,通过集成不同的注意力机制模块来增强模型特征提取能力。以桥梁最常见的裂缝和剥落两类病害为识别对象,构建专项图像数据集。通过对训练集实施数据增强来提升模型泛化性能,并在测试集上评估各改进模型的效能,利用多种性能评价指标进行综合对比分析。

1.2.1 YOLOv11-seg 网络架构

YOLOv11-seg是Ultralytics团队在YOLOv8-seg基础上优化而来的实例分割模型,通过结构改进,在精度和速度上均有所提升。其网络架构主要由3部分组成:骨干网络、颈部网络和分割检测头。与前一本相比,YOLOv11-seg的创新之一在于使用计算效率更高的C3k2模块替代了骨干网络和颈部网络中的C2f模块,有效减少了参数量和计算复杂度。此外,在骨干网络的快速空间金字塔池化模块之后,引入了跨阶段局部空间注意力模块,该模块通过增强模型对关键区域的聚焦能力,提升了对不同尺度及位置目标的检测精度,特别是在小目标和重叠目标的识别上表现更佳。在分割检测头部分,模型采用了解耦的设计,能够同时对多尺度特征图进行目标框回归和掩膜预测。

1.2.2 基于注意力机制的模型改进策略

注意力机制通过模拟人类视觉的聚焦特性,使神经网络能够自主强化对关键特征的关注并抑制无关背景信息,从而显著提升模型在复杂场景下的特征鉴别能力。本研究探讨了3种先进的注意力模块,并将其集成至YOLOv11-seg模型中。

(1)MaSA模块。该模块的核心思想是利用曼哈顿距离构建空间衰减矩阵,模拟局部优先的注意力模式,并通过将二维注意力分解为水平、垂直两个一维计算步骤,大幅降低了计算复杂度。同时,它引入局部上下文增强,与全局注意力输出形成互补。

(2)CGA模块。此模块采用分组和级联的思想,将输入特征沿通道维度分组,由不同的注意力头并行处理,并通过级联残差连接来逐步融合和细化特征。这种方式促进了特征表达的多样性,并减少了传统多头注意力中的计算冗余。

(3)EMA模块。作为一种轻量化多尺度注意力模块,EMA通过分组通道处理并构建并行子网络,在不降低通道维度的前提下,同时捕获全局语义信息和局部细节特征,并通过跨空间学习建模像素级依赖关系,有效增强了关键区域的表征能力。

本研究通过将YOLOv11-seg原模型中C2PSA模块内的注意力层,分别替换为上述MaSA、CGA和EMA模块,构建了YOLOv11-seg-MaSA、YOLOv11-seg-CGA和YOLOv11-seg-EMA这3种改进模型,并开展对比实验。

1.2.3 桥梁外观病害数据集构建和模型训练

本研究使用的桥梁外观病害图像数据集主要从

开源平台 Roboflow 收集整理而成。针对裂缝和剥落这两类最常见病害,共构建包含 5 000 余张图像的数据集,并按比例划分为训练集、验证集和测试集。为应对训练样本不足的问题,对训练集图像采用了水平翻转、垂直翻转和随机旋转等数据增强技术进行扩充。最终,用于模型训练的样本量得到显著提升。

实验基于高性能 GPU 计算平台,采用 PyTorch 深度学习框架进行。训练过程中设置了包括最大训练轮次、输入图像尺寸、批次大小、优化器和学习率等关键参数。为防止过拟合,采用了早停策略,并在训练后期关闭了马赛克增强以稳定模型性能。

1.2.4 模型性能评估和结果分析

为全面评估模型改进效果,本研究在独立的测试集上计算了多项性能指标,包括归一化混淆矩阵、精确率、召回率、F1 分数以及在不同 IoU 阈值下的平均精度均值。

实验结果表明,对于剥落病害,所有模型均表现出接近完美的识别准确性。对于裂缝病害,3 种改进模型相比原始模型在识别准确率上均有一定程度的提升。从综合性能指标来看,在目标检测任务中,基于 EMA 模块的改进模型在 F1-Score、mAP50 和 mAP50-95 指标上均取得了最佳或接近最佳的表现。在更具挑战性的像素级分割任务中,YOLOv11-seg-EMA 模型在召回率和平均精度指标上相较于基线模型也有稳定提升。综合分析,集成 EMA 注意力模块的改进模型在目标定位、实例分割两项任务中取得了最优的综合性能平衡,被选定为后续病害尺寸测量的基础模型。

1.3 基于数字图像处理的病害尺寸定量测量

完成病害类型识别后,需对病害的具体几何尺寸进行精确测量。

1.3.1 裂缝长度测量

裂缝长度是评估其严重程度的关键参数。本研究采用形态学骨架化方法进行测量:首先对分割得到的裂缝二值掩膜进行细化,提取其单像素宽的中心骨架线;随后统计骨架线上的像素总数,作为裂缝的像素长度,再将其与人工精细标注的基准结果进行对比,计算两者的相对误差。实验表明,对于不同复杂程度的裂缝,该算法测量结果与人工标注值的相对误差均控制在 4% 以内,满足工程应用的精度要求。

1.3.2 裂缝宽度测量

裂缝宽度直接关系到结构安全评定。本研究采

用一种基于骨架线与法线求交的算法:在裂缝骨架上逐点计算该点处局部骨架方向的法线,此法线与裂缝掩膜边缘的 2 个交点之间的距离,即为该点处的裂缝宽度。通过遍历骨架线上的所有点,可获取裂缝的宽度分布,并找到最大宽度值。该方法能较为精确地量化裂缝在不同位置的开展情况。

1.3.3 剥落面积测量

对于剥落、露筋等面状病害,其面积是核心评定依据。本研究直接利用实例分割模型输出的病害实例多边形轮廓点集。通过填充轮廓生成仅包含该病害实例的二值掩膜图像,统计掩膜中前景像素的数量,即可得到该病害的像素面积。实验对比了人工标注面积与模型识别计算面积,两者相对误差约为 5%~6%,验证了该方法的有效性。

2 工程应用

2.1 工程概况

该工程案例针对某大跨度斜拉桥的钢筋混凝土桥塔结构(见图 1),开展全面的表观病害自动化检测。桥塔作为斜拉桥的主要承重和传力构件,其结构健康状况直接影响着全桥的安全和耐久性。传统人工检测方法存在效率低、覆盖面有限、高空作业风险大、病害量化精度不足等局限。为克服这些难点,本次检测引入“辽交智检”桥梁智能检测系统,集成无人机(UAV)自动化巡检、高清图像采集、人工智能(AI)病害识别和三维定位等技术,旨在实现桥塔外表面病害的高效、全覆盖、高精度检测和数字化建档。

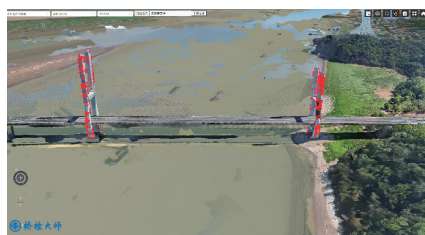


图 1 桥塔三维模型

2.2 检测系统和方法

本次检测技术实施路径主要包括以下 3 个环节:

(1) 无人机自动化全覆盖巡检。利用搭载高清相机的无人机,根据预设航线对桥塔 4 个立面(东、西、南、北或根据桥梁轴线定义为左、右侧面等)进行贴近飞行拍摄,自动采集桥塔表面高清数字图像,确保检测区域无死角、全覆盖。

(2) AI 智能识别与定量分析。将采集的海量图

像数据导入系统平台,利用基于深度学习的图像识别算法,自动识别并分类表观病害,如裂缝(网状、横向、竖向)、剥落掉角、蜂窝麻面、锈胀露筋等。系统可对裂缝的宽度、长度、面积等几何参数进行像素级测算和定量化统计。

(3)病害精准三维分布定位。结合桥塔三维模型和图像数据,系统将识别出的每一处病害精准映射到三维空间坐标中,实现病害在桥塔立面、高程及具体位置(距塔底/塔顶距离、距某侧面距离)的精确描述,生成病害三维分布图,为病害溯源和维修定位提供直观依据。

2.3 检测结果总体统计

通过上述自动化检测流程,本次对斜拉桥桥塔(包含上游高塔、上游矮塔、下游高塔、下游矮塔等多个塔段)的检测共发现结构表观缺损 304 处。各类病害的总体统计情况如下:

(1)裂缝类病害:索塔竖向裂缝 27 处,总长度 53.70 m,缝宽范围 0.1~0.25 mm;横向裂缝 8 处,总长度 25.33 m,缝宽范围 0.1~0.25 mm;网状裂缝 15 处,总面积 35.93 m²,缝宽范围 0.1~0.2 mm。

(2)表层缺陷类病害:剥落、掉角 70 处,总面积 102.01 m²;蜂窝、麻面 2 处,总面积 5.26 m²。

(3)钢筋锈蚀类病害:锈胀、露筋 182 处,总面积 280.93 m²。其中多处位于塔顶区域,钢筋延伸外露,需重点关注。

从数量上看,锈胀露筋病害最为突出(182 处),占总缺损数量的 59.9%;从面积上看,锈胀露筋和剥落掉角是主要病害形式。裂缝虽单处尺寸较小,但其分布和发展趋势对结构耐久性影响显著。

2.4 典型病害详述及案例分析

如上所述,检测成果共计包含 304 处病害的构件归属、类型、精确量化描述、三维位置及对应图片。本节选取部分典型病害案例进行阐述。

2.4.1 案例 1

在 2-1#索塔左侧面距塔顶 3.5 m 处,发现 1 处面积达 3.37 m²的密集网状裂缝区域(见图 2),共识别出 13 条裂缝,平均缝宽 0.12 mm。该区域位于索塔应力可能较为复杂的顶部过渡区,密集的网状裂缝表明混凝土表面曾承受较大的拉应力或存在收缩约束,需评估其对混凝土保护层完整性的影响。

2.4.2 案例 2

在 1-2#索塔右侧面距塔顶 7 m 处,检测到 1 条长 4.15 m、宽 0.27 mm 的横向裂缝(见图 3)。这是本次

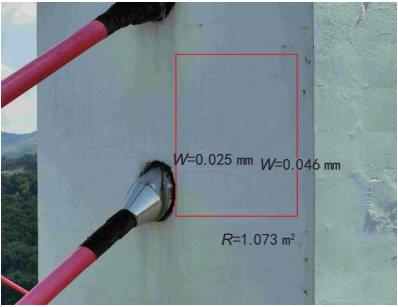


图 2 索塔网状裂缝

检测发现的缝宽最大的横向裂缝。横向裂缝通常与截面受弯或收缩受限有关,其较大的宽度表明该位置可能存在一定的结构性受力问题,需结合结构计算进行进一步分析。

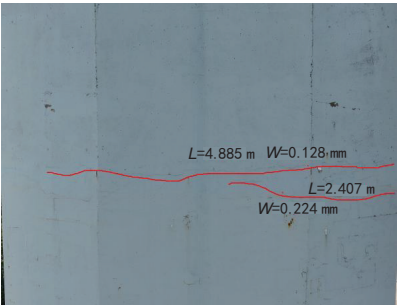


图 3 索塔横向裂缝

2.4.3 案例 3

在 1-2#索塔左侧面距塔底 40.6 m 处,发现 1 处面积达 17.6 m²的大范围涂层脱落(见图 4)。如此大面积的表层缺陷严重影响了结构的有效截面和美观,也暴露了内部钢筋,加速了锈蚀进程。其位置和规模提示该区域可能经历过撞击或存在严重的冻融、盐蚀等环境侵蚀。



图 4 索塔涂层脱落

2.4.4 案例 4

根据三维定位数据,1-1#索塔东侧面在距塔顶 8.6~50.4 m 的不同高程区间,集中出现了 10 余处锈胀露筋病害(见图 5)。这种在一定立面连续分布的锈蚀现象,可能与施工缝、浇筑冷缝或该立面长期处于迎风、迎雨等恶劣环境有关,指明了防排水系统可能存在的薄弱环节。

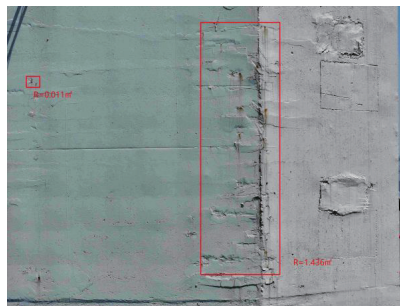


图5 索塔锈胀露筋

2.5 检测成果的价值与启示

本次基于“辽交智检”系统的桥塔自动化检测案例,成功验证了以下价值:

(1)效率与安全性提升。无人机替代高危人工攀爬,实现了短时间内的桥塔全表面检测,大幅提高了作业效率与安全性。

(2)检测精度与客观性增强。AI识别避免了人工判读的主观性和遗漏,对裂缝宽度等微观尺寸实现了精确至0.1 mm级的定量测量,为病害等级评定提供了可靠数据。

(3)病害管理数字化。生成的三维病害分布图和详尽的数字化台账,将桥塔健康状况转化为可查询、可分析、可追溯的空间信息数据库,极大地便利了养护决策和长期健康监测。

(4)指导针对性与养护。精确的定位和量化数据,使得养护工程可以“按图索骥”,精准定位维修位置,估算材料用量,制定经济高效的维修加固方案,实现了从“定期泛泛而查”到“精准靶向养护”的转变。

综上所述,该工程案例展示了智能化、自动化检测技术在大型桥梁关键构件养护中的成功应用,其获取的高精度、全覆盖病害信息,不仅为本次受检桥塔的维修加固提供了直接依据,也为同类型桥梁的预防性养护和科学管理提供了有益的技术范式和实践参考。

3 结 语

(1)以“无人机+人工智能+三维数字化”为核心

的智能检测技术体系切实可行,能有效替代传统高危、低效的人工方式。本次案例精准识别并定位了304处缺损,验证了该技术在大体量复杂结构检测中的高效能。

(2)检测实现了病害的“量化”、“空间化”。不仅获得了识别类型和数量,更关键的是获得了裂缝宽度(精度达0.1 mm级)、长度、面积等参数的客观测量,以及每处病害在三维空间中的精确坐标,为科学评定和技术分析提供了精细化数据支撑。

(3)形成了可追溯的数字化资产。生成的高清图像、带三维坐标的病害台账及病害三维分布图,共同构成了桥塔的“数字孪生”档案,可服务于全生命周期健康监测和精细化养护管理。

(4)揭示了特定病害的分布规律。锈胀露筋和剥落掉角是主要病害,在塔顶等区域呈集中趋势;裂缝的特定走向和位置为分析局部受力状态提供了线索,对同类桥梁的防护和养护具有参考价值。

参考文献:

- [1] 杨扬,王连发,张宇峰.无人机桥梁检测技术进展与瓶颈问题分析[J].现代交通技术,2020,17(4):27-32.
- [2] 蒋赏.基于计算机视觉的桥梁智能检测方法 with 装备研发[D].南京:东南大学,2023.
- [3] 刘子昱.基于无人机的高速公路桥梁破损图像检测方法与应用研究[D].长春:吉林大学,2025.
- [4] 陈俊聪.基于无人机的桥梁底部病害检测方法研究[D].广州:广东工业大学,2025.
- [5] 崔弥达.桥下难达部位无人机检测系统及表观病害识别研究[D].南京:东南大学,2023.
- [6] 杨志勇.基于无人机与红外图像的桥梁表观病害识别与评估[J].交通世界,2025(16):146-152.
- [7] 刘宇飞,樊健生,聂建国,等.结构表面裂缝数字图像法识别研究综述与前景展望[J].土木工程学报,2021(6):79-98.
- [8] 徐伟峰,吕航,程子益,等.基于改进YOLOx-s的无人机桥梁裂缝检测算法[J].吉林大学学报(理学版),2025(7):1091-1098.
- [9] 林士淦,韦俊,刘学军,等.基于CLAHE与U-Net模型的无人机桥梁裂缝检测方法[J].西部交通科技,2024(9):1-3;8.
- [10] 唐菲菲,杨浩,刘娜,等.基于改进YOLOv8的桥梁裂缝无人机检测方法[J].南京信息工程大学学报,2025,17(2):172-180.