

文章编号:1001-7372(2024)02-0029-11

基于无人机的悬索桥主缆自动巡检及小样本表观病害识别

冯东明^{1,2,3},余星宇^{1,2,4},黎剑安^{1,2,4},吴刚^{*1,2,4}

(1. 东南大学 混凝土与预应力混凝土结构教育部重点实验室,江苏 南京 211189; 2. 东南大学 智慧建造与运维国家地方联合工程研究中心,江苏 南京 211189; 3. 长大桥梁安全长寿与健康运维全国重点实验室,江苏 南京 211189; 4. 东南大学 土木工程学院,江苏 南京 211189)

摘要:为了实现悬索桥主缆的自动化、智能化检查,开展了基于无人机的主缆巡检路径规划和小样本数据下的主缆病害识别研究。首先,利用无人机倾斜摄影测量技术快速建立悬索桥的三维模型,提出主缆无人机自动巡检路径的规划方法;然后,采用 Faster RCNN 网络模型识别主缆图像中的表观病害;最后,采用基于图像融合的数据增强方法,提高小样本数据集下目标检测的准确率。在 Faster RCNN 网络模型训练过程中,随着训练轮次的增加,测试集中裂纹、锈蚀和划痕 3 类病害的平均精确率得到提升,并在第 15 个训练轮次后逐渐稳定,在经过 100 个训练轮次后,测试集中所有类别的平均精确率为 0.723。以小龙湾桥为研究对象,进行了主缆的现场检查试验。研究结果表明:基于悬索桥三维模型进行主缆无人机自动巡检路径规划具有实际可行性;基于 Faster RCNN 网络模型能较准确地识别主缆的裂纹、锈蚀和划痕病害;利用图像融合方法生成病害数据能有效克服数据样本少的问题,并提高识别的准确性。

关键词:桥梁工程;病害检测;深度学习;主缆检测;路径规划

中图分类号:U446.2 **文献标志码:**A

Automatic Inspection of Main Cables of Suspension Bridge Based on UAV and Apparent Defect Identification with Small-sized Samples

FENG Dong-ming^{1,2,3}, YU Xing-yu^{1,2,4}, LI Jian-an^{1,2,4}, WU Gang^{*1,2,4}

(1. Key Laboratory of Concrete and Prestressed Concrete Structures of the Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 211189, Jiangsu, China; 2. National and Local Joint Engineering Research Center for Intelligent Construction and Maintenance, Southeast University Nanjing 211189, Jiangsu, China; 3. National Key Laboratory of Safety, Durability and Healthy Operation of Long Span Bridges, Nanjing 211189, Jiangsu, China; 4. School of Civil Engineering, Southeast University, Nanjing, 211189, Jiangsu, China)

Abstract: To realize automatic and intelligent inspection of main cables of a suspension bridge, a route planning method for cable inspection using an unmanned aerial vehicle (UAV) and apparent defect identification with small-sized samples is proposed. First, UAV oblique photogrammetry is utilized to rapidly construct a three-dimensional model of the targeted suspension bridge,

收稿日期:2023-06-12

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金项目(2242022k30030);江苏省交通运输科技项目(2021Y15);东南大学新进教师科研启动经费项目(RF1028623149)

作者简介:冯东明(1985-),男,山东寿光人,教授,博士研究生导师,哲学博士,E-mail:dfeng@seu.edu.cn。

*通讯作者:吴刚(1976-),男,浙江东阳人,教授,博士研究生导师,工学博士,E-mail:g.wu@seu.edu.cn。

facilitating a proposed automatic route planning for UAV inspection of main cables. Subsequently, the Faster R-CNN neural network model is employed to identify apparent defects such as cracks, corrosion, and scratches from images of the main cables. Finally, an image fusion-based data augmentation method is used to improve the accuracy of defect detection with a small-sized sample dataset. During the training process of the Faster R-CNN neural network model, the average accuracy of the three types of defects (i.e., cracks, corrosion, and scratches) in the test dataset increases with the increase of the number of training epochs and gradually stabilizes after the 15th epoch. After 100 training epochs, the average accuracy for the three types of defects in the test dataset reaches 0.723. Field main cable inspections were conducted on the Xiaolongwan Bridge, and the results indicate that automatic UAV route planning for the inspection of main cables based on the established three-dimensional model is feasible in practice. The Faster R-CNN network model can accurately identify cracks, corrosion, and scratches in the main cables. The proposed fusion-based data augmentation method can effectively enhance the defect identification accuracy from small-sized samples.

Keywords: bridge engineering; defect detection; deep learning; main cable inspection; route planning

Received 12 June 2023

Funding: Fundamental Research Funds for the Central Universities (2242022k30030); Transportation Science and Technology Project of Jiangsu Province (2021Y15); Start-up Research Fund of Southeast University (RF1028623149)

*Corresponding author. *E-mail address:* g.wu@seu.edu.cn.

<https://doi.org/10.19721/j.cnki.1001-7372.2024.02.003>

0 引言

在所有桥梁结构类型中,悬索桥以跨越能力大而著称。悬索桥的主要构件包括基础、支座、桥台、桥墩、锚碇、索塔、主缆、吊索和加劲梁等。根据《公路桥梁技术状况评定标准》,主缆是悬索桥上部结构中最重要的受力构件,也是悬索桥中主要的、暴露在户外的、不可更换的构件^[1]。传统的主缆检测通常依赖人工目视检查的方式,然而这种方法效率较低且成本较高,并且存在视觉盲点和局限性。此外,由于检测人员的经验、知识和能力的差异,目视检查结果存在较大差异^[2]。

基于计算机视觉和机器学习的损伤识别方法能有效克服人工目视检查的缺点,实现病害检测的自动化和智能化。在桥梁病害检测中,基于卷积神经网络的表观病害自动识别和定位已经成功实现。在裂缝检测方面,Cha等^[3]设计了一种基于深度学习的系统化卷积神经网络体系结构,实现了基于图像的裂缝边缘检测。Yang等^[4]提出了一种更加精细的像素级裂缝检测方法,利用完全卷积神经网络进行处理。此外,Wang等^[5]、Zhang等^[6]和Xu等^[7]

分别对沥青路面、混凝土路面和钢结构的裂缝检测进行了研究。研究人员还开发了有效的分类框架来区分真实裂缝和类似裂缝的物体,如Kim等^[8]、Li等^[9]和Maeda等^[10]在混凝土表面裂缝识别方面的工作。余加勇等^[11]使用基于Mask RCNN算法^[12]的裂缝自动识别和定位模型,实现了桥梁结构裂缝的远程、非接触和自动化识别。在锈蚀检测方面,基于深度学习的方法也取得了一些进展。薛冰^[13]提出了基于Mask RCNN的锈蚀检测识别方法,结合Faster RCNN^[14]完成目标检测和全卷积网络完成语义分割,实现了像素级别的分类识别。Jiang等^[15]开发了一种爬墙无人机系统(Unmanned Aerial System, UAS),通过获取详细的裂缝图像,利用CNN方法提取建筑物的裂缝信息。Ding等^[16]提出了一种基于无人机的混凝土裂缝检测方法,能有效量化出宽度小于0.2 mm的裂缝。Liu等^[17]利用无人机检测桥墩裂缝,并提出了一种透视畸变和几何畸变的校正方法。另外,周自强等^[18]引入迁移学习的概念,解决了基于中小规模数据集训练的卷积神经网络模型识别精度不高的问题。在无人机桥梁检查方面,专家学者们提出了一些创新的方法。Perry

等^[19]提出了一种自动桥梁检查系统,能够定位每个缺陷并跟踪其随时间的增长过程。图像拼接方法也被应用于无人机桥梁检查中,通过将检查图像组合成全景图像,可以更好地进行定期维护和损坏的跟踪。例如,Won 等^[20]提出了一种基于深度匹配的图像拼接方法,特别适用于组合弱纹理图像,例如平坦混凝土图像,以生成全景图像进行桥梁检查。

然而,主缆图像的获取是悬索桥主缆检测的一大挑战。无人机作为高清相机的常用搭载工具,在检查悬索桥等大型结构时具备高效性和灵活性。然而,由于主缆线形呈悬链线状,手动操控无人机进行巡检存在一定困难,基于无人机的主缆自动化巡检仍需要进一步的研究。为实现无人机自动巡检,可通过倾斜摄影建立三维模型,并基于该模型计算巡检航线。倾斜摄影的基本原理是从不同角度采集影像,包括一个垂直角度和多个倾斜角度。通过多视角三维重建,可以获取地面上同一地物的多张影像,并对这些数据进行处理,以实现三维实景重建。在道路领域,余加勇等^[21]提出了一种基于无人机倾斜摄影的公路边坡三维重建和灾害识别方法;李磊^[22]提出一种基于无人机倾斜摄影的三维路网提取方法。在桥梁运维领域,摄影测量重建的桥梁三维模型已经开始应用,例如用于分割桥梁构件、桥梁维修以及检查和评估大型基础设施系统(如桥梁)^[23-26]。

在桥梁检测路径规划中,也有学者研究了三维模型的应用。例如,Zhang 等^[27]提出了一种利用 BIM 和 GIS 数据驱动无人机自动化飞行和执行航线任务的方法。方留杨等^[28]总结了针对整体检测、上部结构重点检测和桥面以下结构重点检测等不同检测任务的桥梁检测任务航飞拍摄方案,并进行了三维建模和桥梁检测验证。在无人机自动巡检中,高精度的位置数据是航线任务执行的基础。随着全球导航卫星系统和实时动态差分法等技术的发展,无人机的定位精度已经可以达到厘米级别^[29]。然而,现有的研究应用主要集中在梁式桥梁,缺乏对悬索桥主缆航线规划方法的研究。

本文基于无人机倾斜摄影测量技术快速建立悬索桥三维模型,建立了无人机主缆自动巡检的路径规划方法,并提出了基于 Faster RCNN 网络模型的主缆病害智能识别方法。针对主缆病害图片样本较少及数据收集困难的问题,提出了基于图像融合的数据增强方法,以提高小样本数据集下目标检测的准确率。

1 技术思路

本研究所提方法流程如图 1 所示,主要分为 2 步:悬索桥三维模型重建及主缆巡检航线计算和主缆表观病害智能识别。

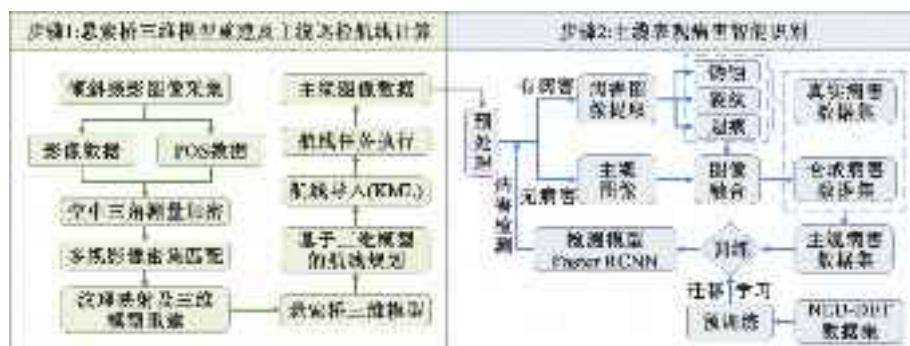


图 1 悬索桥无人机巡检及病害识别流程

Fig. 1 Flow Chart of Suspension Bridge UAV Inspection and Defect Identification

步骤 1:悬索桥三维模型重建及主缆巡检航线计算。三维建模的核心步骤主要包括:POS(Positioning and Orientation System)数据预处理、空中三角测量控制点加密和生成高密度数字点云。首先,对影像数据和定位定姿系统进行辅助航空摄影测量。其次,为了简化三角网络模型数据,对密集点云数据进行分块处理,并根据曲面的曲度变化进行纹理切片和自动映射。最终,通过配准和贴图,生成逼真的三维虚拟场景模型。在进行无人机主缆巡检

的路径计算及规划时,采用预设航点法规划主缆的巡检航线,预先确定航点的位置和顺序,计算航线路径,并将计算结果写入无人机航线路径文件。航线路径导入后,无人机执行航线,完成主缆巡检任务,同时采集主缆图像数据。

步骤 2:主缆表观病害智能识别。包括:①进行边缘检测,并通过裁剪操作对图像进行预处理。②收集主缆锈蚀、裂纹和划痕等 3 类病害数据,并通过图像融合的方式扩充主缆病害数据集。③在增广后

的病害数据集上进行目标检测模型的预训练,最终形成基于 Faster RCNN 网络的主缆表观病害识别方法。

2 主缆巡检航线计算方法

2.1 悬索桥三维模型重建

为了建立桥梁的倾斜摄影三维模型,需要先确定摄影测量计划,包括悬索桥所在区域、摄影高度、摄影方位和图像重叠度等参数。为了确保模型重建的质量,需要根据桥梁的形态特征进行倾斜摄影航线规划。在高于索塔顶部标高 20~30 m 的水平面上采集全桥影像,并将云台倾斜角度设为 45°,航线设计为环形,以确保最佳重建区域完整覆盖待测悬索桥。对于较高的索塔,为保证拍摄完整性,需要在约 2 倍索塔高度的水平面上补拍索塔影像。为了获得良好的建模效果,还可以在桥面两侧进行桥面补拍。悬索桥倾斜摄影航线的示意如图 2 所示,悬索桥外围浅蓝色立方体所示区域为待测区域。使用无人机执行航拍任务,采集悬索桥影像。无人机执行全桥影像采集航线、索塔影像采集航线和桥面影像采集航线,然后对采集的图像数据进行倾斜摄影模型重建,得到包括主缆在内的悬索桥三维模型。



图 2 悬索桥倾斜摄影航线示意

Fig. 2 Schematic Diagram of UAV Oblique Photogrammetry Route of a Suspension Bridge

2.2 无人机航线的标记语言

KML(Keyhole Markup Language)标记语言是一种基于 XML(Extensible Markup Language)标记语言的编码规范,用于描述和保存地理信息,包括点、线、图像、多边形和模型等地理要素。在无人机领域,KML 文档可以被用来描述和定义无人机的航线和任务。通过 KML 文档,可以定义无人机航线的各种参数,如飞行路径、航点、高度、速度、触发动作等。KML 文档提供了一种标准化的方式来描述无人机任务,方便无人机航线任务的规划、交流和执行。通过定义航点的位置和航点之间的连接关系,可以规划无人机的航线路径。每个航点可以指定经度、纬度、高度等位置信息,以及速度、方向、倾斜角等导航参数。此外,可以在特定的航点位置或时间触发各种任务动作,例如摄像头拍摄、传感器采

集、任务切换等。通过指定航点和动作参数,可以实现复杂的任务。因此,KML 文档在无人机领域中具有重要的作用,可以帮助规划和执行无人机任务,并提供一种统一的格式来交换无人机航线和任务信息。

2.3 悬索桥主缆巡检航线计算

目前,无人机航拍影像重叠率计算理论主要应用于倾斜摄影的影像采集。倾斜摄影航线常为平面直线飞行或仿地飞行,理论研究及相应商业软件已经较为完善。但对于主缆巡检这一特定场景,由于主缆线形呈悬链线状,手动操控无人机进行巡检存在一定困难,所以需要提前规划航线并进行自动化飞行。然而,保证一定重叠率的立面曲线航线计算的理论研究较少。本文针对悬索桥主缆线形,提出了一种无人机巡检航线计算方法,计算流程图如图 3 所示,主要可分为以下 6 个步骤:

(1) 标记主缆特征点

主缆的特征点在描述主缆形状结构方面起着重要作用。如图 4 所示,本文选择标记主缆上部的点作为特征点。为了保证特征点能够较好地概括主缆线形,相邻特征点之间的距离不宜过大。同时,引入主缆的半径元素 R ,以更完整地描述主缆的几何信息。这些特征点和主缆半径 R 被称为主缆的特征元素。

(2) 提取特征点坐标信息

通过利用倾斜摄影测量获取的桥梁影像数据,可建立一个环境模型作为无人机路径规划的工作空间。在桥梁主缆上标记特征点,并根据这些特征点进行后续的主缆巡检航线计算与规划。图 4 展示了航向重叠率计算示意图。基于环境模型手动提取的特征点,自动计算无人机飞行航点是路径规划算法的核心任务。无人机按照航点飞行,自动形成飞行路径,以确保无人机在主缆巡检任务中按照预定的航线进行飞行。

(3) 设定最小重叠率并计算航点距离

图 4 中,相机传感器尺寸为 $b \text{ mm} \times h \text{ mm}$,焦距



图 3 主缆巡检航线计算流程图

Fig. 3 Flow Chart of Inspection Route Calculation for Main Cables

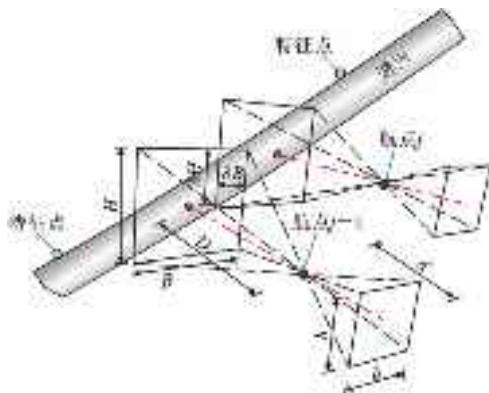


图4 航向重叠率计算示意

Fig. 4 Schematic Diagram of Course Overlap Rate Calculation

为 d mm, 物距为 D mm, 画面拍摄范围计为 B mm× H mm, 航向水平重叠率为 σ , 航向竖直重叠率为 δ , 水平方向航点距离为 S_{xy} , 铅垂方向航点距离为 S_z , 则有

$$\left. \begin{aligned} S_{xy} &= (1-\sigma)B = (1-\sigma)\frac{Db}{d} \\ S_z &= (1-\delta)H = (1-\delta)\frac{Dh}{d} \\ \frac{S_z}{S_{xy}} &= \frac{|z_j - z_{j-1}|}{\sqrt{(x_j - x_{j-1})^2 + (y_j - y_{j-1})^2}} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中 (x_j, y_j, z_j) 和 $(x_{j-1}, y_{j-1}, z_{j-1})$ 分别是相邻航点 j 和 $j-1$ 的空间坐标。

为保证主缆拍摄完整, 应设定最小重叠率, 相邻照片的重叠率应不小于最小重叠率。若设定的最小重叠率为 v , 则水平及竖向航点距离为

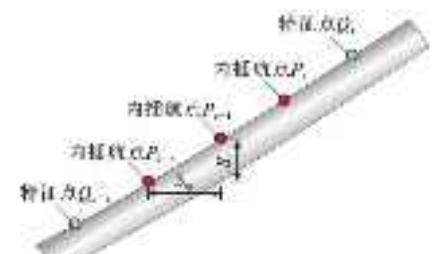
$$\left. \begin{aligned} S_{xy} &= (1-v)B = (1-v)\frac{Db}{d} \\ S_z &= \frac{|z_j - z_{j-1}| S_{xy}}{\sqrt{(x_j - x_{j-1})^2 + (y_j - y_{j-1})^2}} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

若航向竖直重叠率 $\delta = 1 - \frac{S_z d}{D h} < v$, 则重新计算航点距离

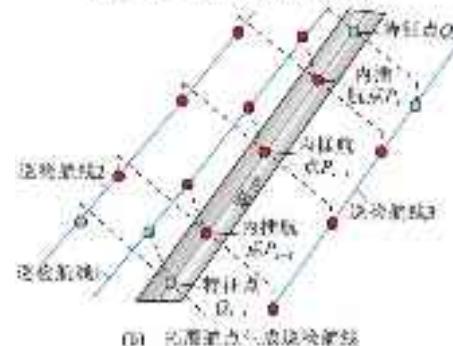
$$\left. \begin{aligned} S_z &= (1-v)H = (1-v)\frac{Dh}{d} \\ S_{xy} &= \frac{\sqrt{(x_j - x_{j-1})^2 + (y_j - y_{j-1})^2}}{|z_j - z_{j-1}|} S_z \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

(4) 在特征点间内插航点

主缆上部特征点和主缆半径是路径规划的特征元素, 主缆上部特征点标记为 $Q_1, Q_2, \dots, Q_k, \dots, Q_m$ 。在特征点 $(Q_k(x_k, y_k, z_k), k \in \{1, 2, 3, \dots, m\})$ 之间内插航点示意如图5(a)所示。将特征点 Q_1 设为航点 P_1 , 依次在各个特征点之间计算内插航点的



(a) 上部特征点间的内插航点



(b) 特征点间的拓展航线

图5 主缆巡检航线示意

Fig. 5 Schematic Diagram of Main Cable Inspection Route

坐标, 若 $P_{i-1}(x_{P_{i-1}}, y_{P_{i-1}}, z_{P_{i-1}})$ 为 Q_{k-1} 和 Q_k 之间的一个航点, 则 P_i 坐标为

$$P_i = \begin{cases} P_{i-1} + \frac{\sqrt{S_{xy}^2 + S_z^2}}{\|Q_{k-1}Q_k\|} \overrightarrow{Q_{k-1}Q_k} & \sqrt{S_{xy}^2 + S_z^2} \leqslant \\ & \|P_{i-1}Q_k\| \\ Q_k + \frac{\sqrt{S_{xy}^2 + S_z^2} - \|P_{i-1}Q_k\|}{\|Q_kQ_{k+1}\|} \overrightarrow{Q_kQ_{k+1}} & \sqrt{S_{xy}^2 + S_z^2} > \\ & \|P_{i-1}Q_k\| \end{cases} \quad (4)$$

(5) 拓展航点生成巡检航线

内插航点完成后, 拓展航点生成巡检航线, 主缆半径记为 R , 计算各个标记点折线的地面投影线方程 $y = A_k x + C_k$, 对地面投影折线段斜率的反正切值取加权平均($\text{Arctan}(A_k) \in [0, 2\pi]$)。权值定义为投影折线段长度与投影折线段总长度 S 的比值, 可求得航向角 θ 为

$$\left. \begin{aligned} y &= A_k x + C_k = \frac{y_{k+1} - y_k}{x_{k+1} - x_k} (x - x_k) + \\ & y_k \leq x \leq x_{k+1} \\ S &= \sum_{k=2}^m \sqrt{(x_k - x_{k-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2} \\ \theta &= \sum_{k=2}^m \frac{\sqrt{(x_k - x_{k-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2}}{S} \cdot \\ & \text{arctan}(A_k) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

如图5(b)所示, 在与加权斜率垂直的方向(\vec{t} 和 $-\vec{t}$)对航线进行拓展, 同时考虑到上部特征点对于

主缆中心的偏移距离,无人机云台角为 φ 时($\varphi \in [-90^\circ, 0]$)可求得主缆的两侧和上部巡检航线上的航点 P_{i1}, P_{i2}, P_{i3} 分别为

$$\left. \begin{aligned} \vec{t} &= \left[\cos\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right), \sin\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right), 0 \right] \\ P_{i1} &= P_i + \cos(\varphi) \vec{D} - (0, 0, \sin(\varphi) D - R) \\ P_{i2} &= P_i - \cos(\varphi) \vec{D} - (0, 0, \sin(\varphi) D - R) \\ P_{i3} &= P_i + (0, 0, D - R) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

当无人机云台角向斜上方拍摄时,云台角 $\varphi \in (0, 90^\circ)$,此时无人机能拍摄主缆底部图像,无人机航线上航点计算也可按式(6)计算。为保证飞行安全,无人机应与悬索桥吊索保持一定距离,云台角不宜过大。

(6)输出航线规划文件

依据特征点坐标计算巡检航线所有航点的坐标 P_k 、航向角 θ 、云台角 φ ,将其写入KML结果文件;导入无人机设备后,无人机能按路径执行航线,完成主缆巡检任务,采集主缆图像数据。

3 悬索桥主缆表观病害智能识别

针对病害识别,典型的目标检测网络有SSD网络,RetinaNet网络,Faster RCNN网络等。本文利用Faster RCNN网络对主缆病害进行目标检测,网络训练过程中存在2个主要问题:①对于无人机拍摄的背景复杂、小病害主缆图片,如何减少复杂背景对主缆病害识别的影响,且实现小目标病害检测?②在主缆病害数据集较少的情况下,如何对少量主缆病害数据样本进行增广,并提高模型识别的准确率?为此,本研究首先对无人机采集的主缆图像进行边缘检测,并通过裁剪操作对图像进行预处理,构建病害数据库,通过图像融合的方式增广主缆病害数据集,训练目标检测模型,最后形成基于Faster RCNN网络的主缆表观病害识别方法。

3.1 基于边缘检测的主缆图像预处理

无人机拍摄的主缆图像常含有城市建筑、自然景观、航行船只等复杂背景,这些背景信息会干扰病害的识别与检测,降低病害检测的精度。

为减少背景信息的干扰,首先通过图像分割分离主缆和背景。图像分割是由图像处理到图像分析的关键步骤。图像分割算法大致可分为阈值法、边缘检测法和区域生长法等几大类。虽然阈值法比较简单,且计算量也较少些。但其缺点是:除了自适应阈值法外,其阈值的选取主要是根据灰度分布的直方图,而很少考虑像素的空间关系。主缆图像的背

景信息比较复杂,目标与背景不能简单地用一个阈值来分离。

因为无人机拍摄的主缆图像在一定范围内可以视为直线,通过边缘检测,然后利用霍夫变换识别直线来检测主缆边缘。主要步骤包括:①读入图片,将图像转换为灰度图像,调用edge函数检测边缘,得到二值化边缘图像;②设定霍夫变换极坐标参数 θ , ρ 分辨率及二维数组累加器,对二值化边缘图像进行霍夫变换直线检测,识别图片中的所有直线;③按参数 θ 对直线进行排序后分组,每组角度范围不大于 15° ;④保留 ρ 差值最大的一组,该组中 ρ 值最大和最小的2条直线为边缘检测结果。

对完成边缘检测的主缆图像进行预处理,沿主缆中心裁剪图片以减小图像尺寸,在保留主缆图像的基础上,尽可能减少背景信息,有利于提升病害识别的速度和精度。相比较而言,如果直接对不经过预处理的主缆图像进行病害检测,图片尺寸较大,计算速度较低;或是为了保证计算效率,对图像进行下采样压缩,则可能会损失一部分病害特征,降低识别精度。

3.2 基于图像融合数据增强的主缆病害目标检测方法

3.2.1 数据集制作

通过悬索桥定期检查报告、人工/无人机检查获取主缆图片,并从原始数据中筛选出主缆病害图片,分为裂纹(Crazing)、锈蚀(Patches)、划痕(Scratches)3类。对病害照片进行人工标注,标记每张图片中主缆病害的类别和位置,建立真实病害数据集。

需要说明的是,目前通过定期检查报告和检查获得的主缆病害数据样本较少,大规模主缆病害数据的收集存在困难。因此,考虑通过图像融合的方式生成病害照片。图像融合的主要目的是将不同图像融合得到一张新的图像。常见的融合算法有透明度融合和泊松融合。如图6所示,透明度融合是较为直观的图像融合方法,该方法可将2张图片中的不同部分按参数叠加,实现病害前景图像和主缆背景图像的直接融合。对于裂纹和划痕病害,病害与背景的融合程度更深,与主缆背景颜色有较高的相关性,所以采用泊松融合。该方法通过计算背景图像的梯度场,使前景图像能够根据自身特点,按照背景图像对应的梯度场生成融合部分,融合结果会显得更加自然。

对图像融合生成的病害图片进行筛选,选出更符合真实病害的图片,将融合病害图像的二值化掩

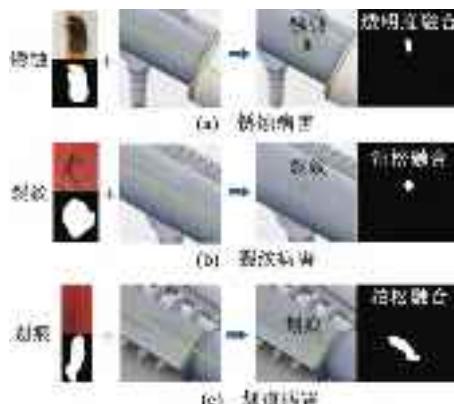


图 6 基于图像融合的主缆病害数据生成

Fig. 6 Defect Dataset Generation for Main Cables Based on Image Fusion

码图像转化为多边形，并写入标注文件。最终筛选后的融合病害图像与真实病害图像的比例为 3:7，数据集以真实病害图像数据为主。然后，采用图像旋转、裁剪、平移、高斯模糊、改变亮度 5 种数据增强方式对数据集进行数据扩充。离线数据增强是直接对数据集进行处理，直接扩充数据集的样本数量，这种方法常常用于数据集很小的情况。目标检测的数据增强不仅要考虑图片的相应转变，还要实现图片内标注标签中坐标的转换，即目标检测的数据增强既要生成原图片的衍生图片，同时还需生成相应的标注文件。最终获得 1 000 张病害图像及其标注文件，按 7:3 的比例划分训练集和验证集，考虑到本试验样本数量较少，验证集和测试集保持一致。

图 7(a)是训练集和验证集中具有病害的图片的分布；数据集中一共包含 18 座桥梁的图片，桥梁编号为 1~18。图 7(b)是裂纹、锈蚀、划痕的概率直方图及核密度分布。可以看出，由于某些桥梁主缆病害数据较少，基于图像融合生成了此类桥梁的病害数据，以提高训练模型对不同悬索桥病害目标识别的泛化能力，且数据集在不同病害类别的数据分布比较平衡。

3.2.2 目标检测模型训练

考虑到主缆病害数据集较小，本文利用在公开数据集上训练的模型作为主缆表观病害的预训练模型。钢材表面缺陷检测数据集(NEU-DET 数据集)收集了 6 种典型的热轧带钢表面缺陷，分别为裂纹(Crazing)、锈蚀斑块(Patches)、划痕(Scratches)、麻点(Pitted Surface)、表面杂质(Inclusion)、轧入氧化皮(Rolled-in Scale)。每类缺陷包含 300 个样本，一共 1 800 张分辨率为 200 像素×200 像素的灰度图像，数据集提供了注释，指示每个图像中缺陷的类

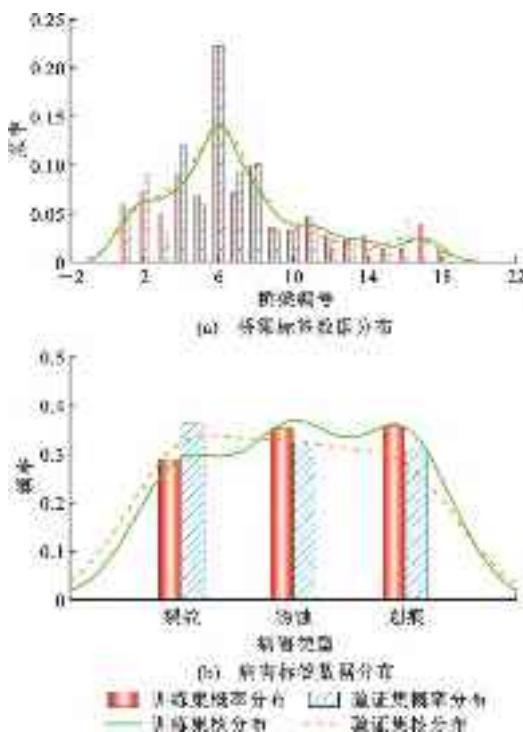


图 7 数据集分布概率直方图及核密度分布图

Fig. 7 Probability Distribution Histogram and Kernel Density Distribution of Data Set

别和位置。提取该数据集中裂纹、锈蚀斑块、划痕 3 类病害图片和标注信息。部分病害照片含有多类病害，比如锈蚀斑块病害照片中还存在麻点。将提取出的 3 类病害图片中的少量麻点、表面杂质、轧入氧化皮病害标注筛除，仅保留需要的标注信息，最后生成 900 张病害照片和对应的标注信息文件。

基于 Faster RCNN 进行主缆病害目标检测模型训练，Faster RCNN 模型包括特征提取层、RPN 区域候选层、兴趣区域池化、分类和边框回归，对小目标病害有较好的检测效果。模型训练采用的计算机是 Intel® Xeon® Gold 6234 @ 3.30 GHz 16 核 CPU 处理器，其内存为 64 GB，显卡为 NVIDIA Corporation TU102[TITAN RTX]，硬盘为 2 TB，试验操作系统是 CentOS 7.8.2003，采用开源的 Pytorch1.8.1 深度学习框架，Python 3.8，CUDA 10.2，cuDNN 7.6.5，OpenCV 4.5.4.58，mmcv 1.6.0，mmdet 2.27.0 环境。加载预训练模型进行迁移学习，并对模型进行微调(Fine-tuning)；然后在制作的主缆表观病害数据集上进行训练；最后试验的训练参数选择如下：Batch Size 为 16，网络使用自适应优化器 SGD，网络初始学习率为 0.02，迭代次数为 100，动量 Momentum 为 0.9，衰减指数 Weight Decay 为 0.0001，模型输入图像尺寸最大

尺寸为 1 333 像素×800 像素。

3.2.3 结果分析与可视化

最终训练模型在测试集上预测结果归一化之后的混淆矩阵如图 8 所示,矩阵的行表示真值的类别,矩阵的列为预测的类别。从列的预测标签来看,裂纹、锈蚀、划痕 3 类病害中分类正确的预测值分别占该类病害的总预测实例的 64.94%、81.51%、76.44%。

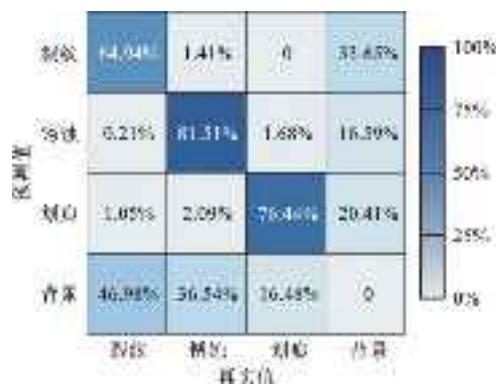


图 8 测试集混淆矩阵

Fig. 8 Confusion Matrix of Test Dataset

图 9(a)是改进后模型的训练损失。随着训练轮次的增加,训练集上的定位损失、分类损失和总损失均逐渐下降。分类和定位 2 个子任务的损失一致下降,网络是收敛的。如图 9(b)所示,随着训练轮次的增加,在训练集上的准确率逐渐上升。训练轮次到 15 个训练轮次之后,测试集的所有类标签的平均精确率(mAP)达到 0.72 并逐渐稳定,最终经过 100 个训练轮次后的测试集的 mAP 为 0.723。当 IoU(Intersection-over-Union, 交并比)为 50 时,裂纹、锈蚀斑块、划痕 3 类病害的 mAP 值分别为 0.625、0.796、0.749。在真实病害数据集上,最终训练模型的 mAP 值仅为 0.234;而经过基于图像融合的数据增强,训练模型在测试集上的 mAP 值提升了 0.489。

4 悬索桥主缆表观病害巡检——以南京小龙湾桥为例

4.1 小龙湾桥三维模型重建

以南京小龙湾桥为研究对象,进行无人机主缆巡检试验,验证上文主缆巡检路径规划方法的可靠性和病害检测模型的准确性。首先规划无人机倾斜摄影航线,无人机飞行高度定位模式设置为相对起飞点高度,高度为 60 m。将采集的倾斜摄影数据导入建模软件,载入数据,数据预处理,生成小龙湾桥

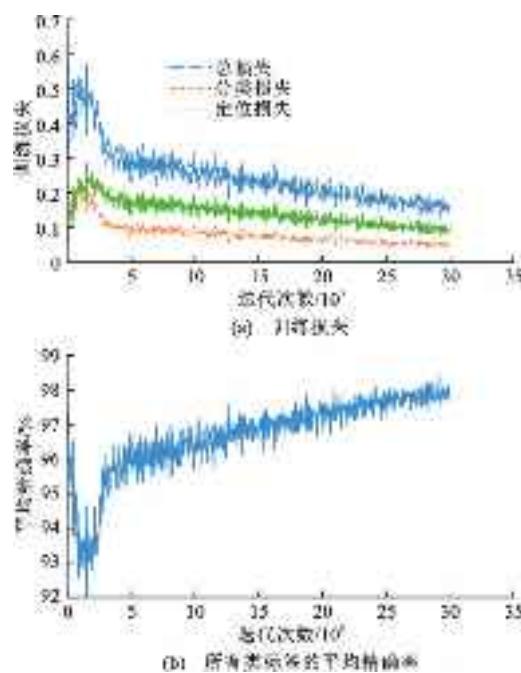


图 9 模型训练结果

Fig. 9 Results of Model Training

的三维模型,如图 10 所示。



图 10 小龙湾桥三维模型

Fig. 10 Three-dimensional Model of Xiaolongwan Bridge

4.2 小龙湾桥主缆巡检航线计算

从小龙湾桥三维模型中选取主缆上部点作为主缆特征点。基于特征点自动计算无人机飞行航点、航向及云台倾角。考虑到北缆南侧航线和南缆北侧航线位于行车道上方,为不影响交通,无人机云台倾角设置为 -45° ,调高无人机航线;对于北缆北侧航线和南缆南侧航线,无人机云台倾角设置为 0° ;对于上侧航线,云台倾角设为 -90° 。无人机采用大疆 M300 RTK 搭载禅思 H20T 变焦镜头,进行主缆图像采集。镜头变焦倍数为 5 倍,重叠率设为 20%。无人机离主缆距离为 15 m, GSD 分辨率为 $0.62 \text{ mm} \cdot \text{像素}^{-1}$ 。通过计算得到每条航线的各航点坐标及航向角,将结果写入无人机路径文件,并导入无人机执行主缆巡检任务。图 11 是在三维模型建模软件中对南侧主缆巡检航线的可视化结果。

4.3 小龙湾桥主缆检查及病害识别

每根主缆设南侧、北侧和上部 3 条巡检航线。对于每条航线,无人机依次飞行到预定航点,采用悬停模式拍摄主缆图片。由于主缆巡检航线规划较为



图 11 小龙湾桥南侧主缆巡检航线示意

Fig. 11 Schematic Diagram of Inspection Route of Xiaolongwan Bridge Main Cable

精准,主缆均位于画面中心。每条航线拍摄主缆图像 64 张,共计 384 张主缆图像,照片分辨率均为 3 888 像素 \times 5 184 像素。对图像预处理使用的计算机参数:Intel® Core™ i7-7700@3.60 GHz 4 核 CPU 处理器,内存 16 GB,显卡为 Intel® HD Graphics 630,硬盘 1 TB,试验操作系统为 Windows 10,软件版本是 MATLAB R2019b。每张无人机图像包含上下 2 条主缆边缘,霍夫变换极坐标参数 θ 和 ρ 分别为 0.5 和 0.1。采用 Canny 边缘检测算子,高斯滤波器的标准差设为 3,高低阈值设为 [0.1,0.3],主缆边缘识别的准确率为 95.40%。主缆边缘检测结果如图 12 所示,图中红色线为主缆边界线,绿色线为主缆中心线。

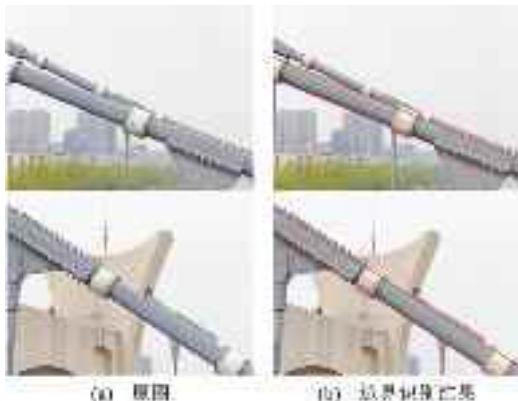


图 12 主缆边缘检测

Fig. 12 Edge Detection of Main Cable

如图 13 所示,无人机拍摄的主缆图片的原始尺寸为 3 888 像素 \times 5 184 像素,沿主缆中心线对主缆图像进行裁剪,获取小尺寸主缆图像,最终得到 2 912 张 800 像素 \times 800 像素的主缆图像。

利用训练好的目标检测模型对图像进行病害识别,部分病害识别结果如图 14 示。将小龙湾桥的北缆和南缆自西向东分别编号为 B1~B33(北缆)和 N1~N33(南缆)。由于小龙湾桥服役时间短,维护

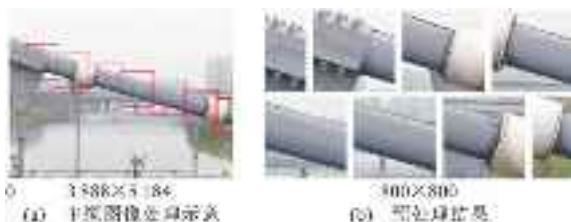


图 13 主缆图像预处理

Fig. 13 Image Preprocessing for Main Cables

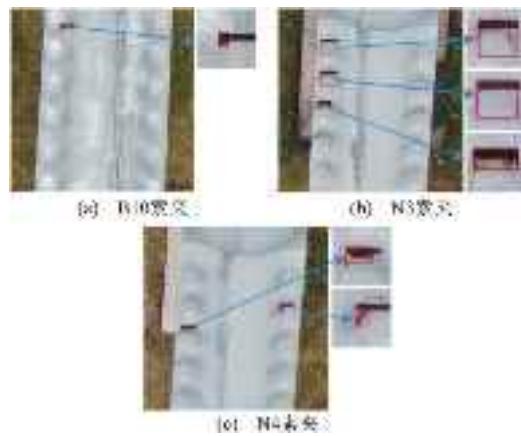


图 14 小龙湾桥主缆病害识别结果

Fig. 14 Defect Identification Results for Main Cables of Xiaolongwan Bridge

情况较好,仅北缆 B10、B17 和南缆 N2-N4、N18、N26 处索夹螺栓处存在面漆裂纹和锈蚀情况。

5 结语

本文基于无人机倾斜摄影测量快速建立悬索桥三维模型,进行了无人机主缆自动巡检路径规划方法研究,并提出了基于 Faster RCNN 网络模型的主缆表观病害识别方法,实现了悬索桥主缆的自动化和智能化监测。主要结论如下:

(1)推导建立了基于三维模型的无人机主缆自动巡检的路径计算方法,通过悬索桥主缆现场检查试验,验证了主缆无人机自动巡检路径规划的可靠性和高效性。

(2)为减小图像中复杂背景信息对主缆病害识别的影响,对主缆图像完成边缘检测后,进一步进行裁剪预处理,能有效提取感兴趣的主缆区域,提升病害识别的速度和精度。

(3)基于图像融合的数据增强方法能提高小样本数据集下目标检测的准确率;基于 Faster RCNN 网络模型能较准确地识别主缆的裂纹、锈蚀和划痕病害,训练 100 个轮次后所有病害类别的平均精确率为 0.723。

(4)以小龙湾桥为研究对象,进行了主缆的现场检查试验,结果表明所提方法能高效准确识别悬索桥主缆的表观病害。后续将进一步开展病害定位研究,可通过提取病害图片的曝光点空间坐标及拍摄角度、病害在图像中的投影位置、相机与主缆的距离等信息,由坐标转换计算出病害在主缆上的位置,从而实现病害的定位。

参考文献:

References:

- [1] 白山云,陈开利,陈杰,等.公路悬索桥预防性养护技术[J].桥梁建设,2014,44(2):101-106.
BAI Shan-yun, CHEN Kai-li, CHEN Jie, et al. Preventive maintenance techniques for highway suspension bridges [J]. Bridge Construction, 2014, 44 (2): 101-106.
- [2] CHUN P J, DANG J, HAMASAKI S, et al. Utilization of unmanned aerial vehicle, artificial intelligence, and remote measurement technology for bridge inspections [J]. Journal of Robotics and Mechatronics, 2020, 32 (6): 1244-1258.
- [3] CHA Y J, CHOI W, BÜYÜKÜZTÜRK O. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 32 (5): 361-378.
- [4] YANG X C, LI H, YU Y T, et al. Automatic pixel-level crack detection and measurement using fully convolutional network [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2018, 33 (12): 1090-1109.
- [5] WANG X L, HU Z Z, LI N, et al. Pavement crack analysis by referring to historical crack data based on multi-scale localization [J]. PLoS One, 2020, 15 (8): e0235171.
- [6] ZHANG A, WANG K C P, LI B X, et al. Automated pixel-level pavement crack detection on 3D asphalt surfaces using a deep-learning network [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 32 (10): 805-819.
- [7] XU Y, LI S L, ZHANG D Y, et al. Identification framework for cracks on a steel structure surface by a restricted Boltzmann machines algorithm based on consumer-grade camera images [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2018, 25 (2): e2075.
- [8] KIM H, AHN E, SHIN M, et al. Crack and noncrack classification from concrete surface images using machine learning [J]. Structural Health Monitoring, 2019, 18 (3): 725-738.
- [9] LI S Y, ZHAO X F, ZHOU G Y. Automatic pixel-level multiple damage detection of concrete structure using fully convolutional network [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2019, 34 (7): 616-634.
- [10] KEISUKE M, SHO T, TAKAHIRO O, et al. Convolutional sparse coding-based deep random vector functional link network for distress classification of road structures [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2019, 34 (8): 654-676.
- [11] 余加勇,李锋,薛现凯,等.基于无人机及MaskR-CNN的桥梁结构裂缝智能识别[J].中国公路学报,2021,34(12):80-90.
YU Jia-yong, LI Feng, XUE Xian-kai, et al. Intelligent identification of bridge structural cracks based on unmanned aerial vehicle and mask R-CNN [J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34 (12): 80-90.
- [12] BI X L, HU J W, XIAO B, et al. IEMask R-CNN: Information-enhanced mask R-CNN [J]. IEEE Transactions on Big Data, 2023, 9 (2): 688-700.
- [13] 徐森,朱波,刘宇晨,等.基于改进Mask R-CNN的多片烟叶部位的同步识别[J].湖南农业大学学报(自然科学版),2023,49(2):170-175.
XU Miao, ZHU Bo, LIU Yu-chen, et al. Synchronous recognition method of multiple tobacco leaves position based on improved Mask R-CNN [J]. Journal of Hunan Agricultural University (Natural Sciences), 2023, 49 (2): 170-175.
- [14] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39 (6): 1137-1149.
- [15] JIANG S, ZHANG J A. Real-time crack assessment using deep neural networks with wall-climbing unmanned aerial system [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2020, 35 (6): 549-564.
- [16] DING W, YANG H, YU K, et al. Crack detection and quantification for concrete structures using UAV and transformer [J]. Automation in Construction, 2023, 152: 104929.
- [17] LIU Y F, NIE X, FAN J S, et al. Image-based crack assessment of bridge piers using unmanned aerial vehicles and three-dimensional scene reconstruction [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2020, 35 (5): 511-529.
- [18] 周自强,纪扬,苏烨,等.基于迁移学习卷积神经网络的电缆隧道锈蚀识别算法[J].中国电力,2019,52(4):104-110.
ZHOU Zi-qiang, JI Yang, SU Ye, et al. A hybrid transfer learning/CNN algorithm for cable tunnel rust recognition [J]. Electric Power, 2019, 52 (4): 104-110.
- [19] PERRY B J, GUO Y L, ATADERO R, et al. Streamlined bridge inspection system utilizing unmanned aerial vehicles (UAVs) and machine learning [J]. Measurement, 2020, 164: 108048.
- [20] WON J, PARK J W, SHIM C, et al. Bridge-surface panoramic-image generation for automated bridge-inspection using deepmatching [J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20 (4): 1689-1703.
- [21] 余加勇,薛现凯,陈昌富,等.基于无人机倾斜摄影的公路边坡三维重建与灾害识别方法[J].中国公路学报,2022,35(4):77-86.
YU Jia-yong, XUE Xian-kai, CHEN Chang-fu, et al. Three-dimensional reconstruction and disaster identification of high-

- way slope using unmanned aerial vehicle-based oblique photography technique [J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35 (4): 77-86.
- [22] 李磊.一种基于无人机倾斜摄影的三维路网提取方法[J].中国公路学报,2019,32(11):219-226,254.
LI Lei. 3D road network extraction method based on UAV oblique photography [J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32 (11): 219-226, 254.
- [23] 杨国东,王民水.倾斜摄影测量技术应用及展望[J].测绘与空间地理信息,2016,39(1):13-15,18.
YANG Guo-dong, WANG Min-shui. The tilt photographic mensuration technique and expectation [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2016, 39 (1): 13-15, 18.
- [24] PAN Y E, DONG Y Q, WANG D L, et al. Three-dimensional reconstruction of structural surface model of heritage bridges using UAV-based photogrammetric point clouds [J]. Remote Sensing, 2019, 11 (10): 1204.
- [25] LEE K W, PARK J K. Modeling and management of bridge structures using unmanned aerial vehicle in Korea [J]. Sensors and Materials, 2019, 31 (11): 3765-3772.
- [26] KHALOO A, LATTANZI D, CUNNINGHAM K, et al. Unmanned aerial vehicle inspection of the Placer River Trail Bridge through image-based 3D modelling [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2018, 14 (1): 124-136.
- [27] ZHANG C, WANG F, ZOU Y, et al. Automated UAV image-to-BIM registration for building façade inspection using improved generalised Hough transform [J]. Automation in Construction, 2023, 153: 104957.
- [28] 方留杨,陈华斌,吴晓南,等.基于无人机三维建模技术的桥梁检测方法研究[J].中外公路,2019,39(1):109-113.
FANG Liu-yang, CHEN Hua-bin, WU Xiao-nan, et al. Research on the bridge inspection method based on UAV 3D modeling technology [J]. Journal of China & Foreign Highway, 2019, 39 (1): 109-113.
- [29] 刘才华,稂龙亚,斯庭勇,等.面向智慧城市的北斗单频RTK定位技术研究[J].城市勘测,2020(6):76-80.
LIU Cai-hua, LANG Long-ya, SI Ting-yong, et al. Research on Beidou single frequency RTK positioning technology oriented to smart cities [J]. Urban Geotechnical Investigation & Surveying, 2020 (6): 76-80.