

文章编号:1001-7372(2024)02-0001-15

## 基于机器视觉法的桥梁表观病害检测研究综述

刘宇飞<sup>\*1,2</sup>, 冯楚乔<sup>1</sup>, 陈伟乐<sup>3</sup>, 樊健生<sup>1,2</sup>

(1. 清华大学 土木工程系, 北京 100084; 2. 清华大学 土木工程安全与耐久教育部重点实验室,  
北京 100084; 3. 广东省公路建设有限公司湾区特大桥养护技术中心, 广东 广州 510000)

**摘要:**桥梁作为重要的基础设施, 承担着道路交通和人员、货物运输等重要任务。桥梁表观病害的及时有效检测具有确保公共安全、延长桥梁使用寿命、及时排查风险等重大意义, 有助于提高桥梁服役阶段的可靠性和耐久性。近年来, 随着计算机视觉、人工智能等技术的快速发展, 机器视觉法逐渐成为了桥梁表观病害检测的新兴手段之一。首先, 通过详细分析近年来该领域的多篇相关文献, 综述了基于机器视觉法进行桥梁表观病害检测的关键技术, 包括检测平台研发技术、数据采集技术、图像处理技术、三维建图技术、病害定位技术和病害参数量化技术等。其次, 通过分析现有研究开展检测工作的流程, 总结了基于机器视觉法进行桥梁表观病害的技术框架, 并分析了其中各个流程之间的功能与联系。上述关键技术的综述与技术框架的总结可为研究者开展检测工作提供一定的参考。最后, 根据现有研究在实施检测任务时自动化程度的不同, 提出了基于机器视觉法进行桥梁表观病害检测的智能化分级, 包括人工检测辅助、病害定位检测、局部自动检测、整体自动检测、高度自动检测和完全自动检测 6 个等级。对比文献研究可知, 现有研究虽然已经脱离了传统的人工检测的阶段, 但仍与完全自动检测具有一定的差距。该领域仍具有较强的研究价值与广阔的应用前景。

**关键词:**桥梁工程; 工程检测; 综述; 表观病害; 机器视觉; 技术体系

中图分类号:U446.3 文献标志码:A

## Review of Bridge Apparent Defect Inspection Based on Machine Vision

LIU Yu-fei<sup>\*1,2</sup>, FENG Chu-qiao<sup>1</sup>, CHEN Wei-le<sup>3</sup>, FAN Jian-sheng<sup>1,2</sup>

(1. Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2. Key Laboratory of Civil Engineering Safety and Durability of China Ministry of Education, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 3. Bay Area Bridge Maintenance Technology Center, Guangdong Provincial Highway Construction Co. Ltd., Guangzhou 510000, Guangdong, China)

**Abstract:** Bridges are crucial infrastructure for traffic and transportation. The inspection of bridge apparent defects is important for ensuring public safety, extending the lifespan of bridges, and identifying risks in a timely manner. They also contribute to improving the reliability and durability of bridges during their operational phases. In recent years, with the rapid development of technologies such as computer vision and artificial intelligence, machine vision has gradually emerged as a new approach for bridge apparent defect inspection. This study conducted a detailed analysis of relevant studies in recent years to review the key techniques for bridge apparent defect inspection based on machine vision, including inspection platform development, data acquisition,

收稿日期:2023-07-26

基金项目:国家自然科学基金项目(52192662, 51978376)

\*作者简介:刘宇飞(1988-), 男, 陕西兴平人, 副研究员, 工学博士, E-mail: liuyufei@tsinghua.edu.cn。

image processing, 3D reconstruction, defect localization, and defect parameter quantification techniques. By analyzing the inspection process of existing research, a technical framework for bridge apparent defect inspection based on machine vision was summarized, and the functions and connections between each process were analyzed. The above-mentioned review of key techniques and summary of technical frameworks provide a reference for researchers conducting inspection work on bridge structures. Finally, based on the different levels of automation in data acquisition and defect detection observed in existing studies, this study proposes a hierarchical classification for intelligent bridge apparent defect inspection based on machine vision. This classification includes six levels: manual inspection assistance, defect inspection and localization, partially automated inspection, globally automated inspection, high-degree automated inspection, and fully automated inspection. A comparison of existing literature reveals that although research has moved beyond the traditional stage of manual inspection, it still falls short of achieving fully automated inspection. Therefore, this field has strong research value and broad application prospects.

**Keywords:** bridge engineering; engineering inspection; review; apparent defects; machine vision; technical framework

**Received** 26 July 2023

**Funding:** National Natural Science Foundation of China (52192662, 51978376)

\*Corresponding author. *E-mail address:* liuyufei@tsinghua.edu.cn.

<https://doi.org/10.19721/j.cnki.1001-7372.2024.02.001>

## 0 引言

桥梁作为重要的交通基础设施,对促进社会经济发展具有重大意义。桥梁表观病害如裂缝、剥落、蜂窝、麻面等,是评价桥梁服役性能的重要参考依据<sup>[1-2]</sup>。定期对表观病害进行巡检以评估在役桥梁的安全性能,是保障桥梁服役安全的重要手段<sup>[3]</sup>。截至2021年末,全国公路桥梁共有96.11万座,总长7 380.21万延米;其中特大桥梁7 417座,总长1 347.87万延米,大桥13.45万座,总长3 715.89万延米<sup>[4]</sup>。当前,桥梁表观病害检测需求量大、任务重、要求精度高,在检测设备、检测方法、检测精度等方面带来了一定的挑战。

传统的桥梁表观病害检测一般是借助桥梁检测车、检测支架等设备平台,使用裂缝尺、裂缝显微镜、游标卡尺等测量仪器,采用人工目视测量的手段来开展<sup>[5-6]</sup>。然而,上述检测方法受检测人员和配套设施的影响较大,存在检测结果主观性较强、检测效率低、病害漏检率高等问题。此外,对于特殊结构桥梁(如斜拉桥、悬索桥、钢管混凝土拱桥等)以及不易开展人工检测的地段(如河流、峡谷等),传统方法无法有效获取表观病害数据,进而严重影响桥梁服役性能的评估<sup>[7]</sup>。

随着计算机视觉、人工智能等技术的快速发展,机器视觉法逐渐成为桥梁病害检测的新兴手段之一<sup>[8-9]</sup>。机器视觉法基于光学成像、计算机视觉、人工智能等相关技术,它通过机器视觉元件获取数字图像等信息,采用相关算法进行自动化数据处理,从而进一步对待检测桥梁安全状况进行评估,起到了代替人工肉眼作业的作用<sup>[10]</sup>。机器视觉法具有非接触、无损、大范围、高精度、远距离等显著优势<sup>[11]</sup>,为桥梁表观病害检测提供了一条前景广阔智能化技术路线。

近年来,基于机器视觉法的桥梁表观病害检测研究众多,成果丰富。一些研究专注于研发桥梁表观病害的检测平台,如各类无人机、机器人<sup>[12-15]</sup>等。不同检测平台的开发使复杂环境下的桥梁表观病害检测成为可能。检测平台上可以搭载不同的设备进行数据采集,以获取待检测桥梁的不同类型数据。可以采用相机作为搭载设备以获取包含表观病害的数字图像,也可以采用红外相机、激光雷达等作为挂载设备获取相应类型的数据<sup>[13,16-17]</sup>。对于采集得到的数据(数字图像、红外图像、点云等),图像处理技术、深度学习方法<sup>[18-23]</sup>等被广泛用于提取有效信息,以精准地评估表观裂缝的状态。此外,基于不同技术路线的三维建图也被应用于表观病害检测的流程

中<sup>[24-26]</sup>,从而获取检测时桥梁的表面信息模型。为确定表观病害在桥梁上的具体位置,不同学者基于三维模型实现了病害信息的投影<sup>[27-28]</sup>,高精度地还原了表观病害的位置,为结构安全性的评估提供了重要参考。安全性的评估也离不开病害自身参数的定量计算,病害参数的定量分析也取得了一定的研究成果<sup>[18]</sup>。上述研究成果使得机器视觉法成为解决桥梁表观病害检测与分析问题的一种强有力的技术手段,在该领域进行系统性研究能够明确现有方法的优势与不足、梳理未来的研究与发展方向。

本文梳理了基于机器视觉法的桥梁表观病害检测的脉络,通过综述近年来多篇前沿研究文献,提炼出该方法涉及的关键技术。基于文献中开展的检测研究工作的各个流程,总结出了机器视觉法桥梁表观病害检测的技术框架。此外,根据现有研究中的所提出方法的智能化程度,提出了基于机器视觉法进行桥梁表观病害检测的智能化分级,并对文献进行了归类总结。本文研究内容提供了开展机器视觉法桥梁表观病害检测时的方法与流程参考,同时也对该方法的智能化发展提出了展望。

## 1 机器视觉法桥梁病害检测关键技术综述

近年来,基于机器视觉法进行桥梁表观病害检测的研究成果众多,学者们在检测流程中采用了多种不同的分析方法和技术手段,可对实际检测工程提供多方面的指导。在不同场景的检测应用中,存在着一些共性的关键技术,它们构成了机器视觉法进行桥梁表观病害检测的技术基础。通过广泛的文献调研,总结出6类实践中最为关键的技术,如图1所示,其中包括检测平台研发技术、数据采集技术、图像处理技术、三维建图技术、病害定位技术以及病害参数量化技术。上述每一类技术中又包含着其下属的一些子技术,将在后文中进行详细的介绍。

### 1.1 检测平台研发技术

检测平台是基于机器视觉法进行表观病害检测时相关传感器依赖的工作平台,需要具备稳定的运行环境、灵活的移动能力以及适用的负载接口。基于机器视觉法的新型检测平台作为代替传统检测平台(如桥检车等)的应用手段,需要具有效率高、易操作、适应性强等特性。检测平台研发技术主要包括检测平台选取、传感器适配以及功能定制3个部分的内涵。



图1 基于机器视觉法的桥梁表观病害检测关键技术

Fig. 1 Key Technologies of Bridge Apparent Defect

Inspection Based on Machine Vision Method

#### (1) 检测平台选取

研究和工程实践中常用的检测平台主要包括无人机、接触式机器人、涉水机器人等。无人机平台的机动性较好,能够适应大高差、宽广范围的检测任务,属于普适性较强的检测平台。基于无人机平台进行不同负载设备的研发,能够有针对性地服务于相应的检测任务。目前,文献研究中常用的无人机平台主要包括商用无人机和自研改装无人机等,其体量多为轻型、小型无人机。Lin等<sup>[29]</sup>、Seo等<sup>[30]</sup>、Chen等<sup>[31]</sup>以及Humpe等<sup>[32]</sup>均采用了DJI Phantom 4无人机进行混凝土桥梁、砌体桥梁及组合结构桥梁的表观病害检测,2021年及以前的许多检测工作均选择了这款轻型商用无人机。随着无人机硬件的发展,近两年来的许多研究采用DJI的Inspire系列<sup>[27]</sup>、Matrice系列<sup>[28,33-34]</sup>以及Mavic系列<sup>[35]</sup>等作为基础的检测平台。此外,其他厂商例如Intel<sup>[24]</sup>、SkyRobotic<sup>[36]</sup>、Parrot<sup>[37]</sup>以及Yuneec等<sup>[38]</sup>开发的无人机平台也受到广大研究者的青睐。

接触式机器人则属于针对性较强的检测平台,根据其应用场景又可以细分为地面移动机器人、爬壁机器人和爬索机器人等。Peel等<sup>[39]</sup>以及Sutter等<sup>[40]</sup>分别开发了地面移动机器人,进行桥梁支座变形检测以及混凝土桥梁表观病害检测。Jiang等<sup>[41]</sup>以及Nguyen等<sup>[42]</sup>分别开发了不同类型的爬壁机器人,针对结构表面的裂缝与锈蚀展开检测工作。此外,Cho等<sup>[43]</sup>研发了爬索机器人MRC<sup>2</sup>IN,其适用于悬索桥拉吊索表观病害的检测。与无人机平台相比而言,接触式机器人一般能够搭载更多、功能性更强的传感器或定制设备(如机械臂等),但其检测范围相比无人机会受到更多的限制。

近年来,桥梁下部涉水结构的检测需求日益增加,基于涉水机器人的表观病害检测工作逐渐受到

研究者的关注<sup>[44]</sup>。Le 等<sup>[45]</sup>研发了涉水机器人系统 SPIR, 它能够对桥梁及码头的桩基进行裂缝与变形的检测; 李泽荣等<sup>[46]</sup>基于自研的水下机器人进行了裂缝、剥落和露筋的检测。

### (2) 传感器适配

针对特定的桥梁表观病害检测任务, 研究人员需要进行对应类型的传感器适配, 以获取包含所有感兴趣信息的原始数据。包含病害信息的原始数据是由传感器采集的, 主要包括光学传感器(无人机集成相机、工业相机、微单相机等)、红外传感器(红外相机、红外热像仪等)、测距传感器(激光雷达、激光扫描仪等)这三大类。它们分别能够提供数字图像、红外图像(温度图像)以及 3 维点云这三种数据类型。大多数研究在表观病害的检测方面主要使用图像传感器进行数据采集, 主要包括无人机平台集成相机<sup>[29-30, 35, 37]</sup>、工业相机<sup>[25, 39, 43, 47]</sup>、高性能微单相机<sup>[24, 27, 36, 48-49]</sup>、运动相机<sup>[32, 41, 50-51]</sup>以及双目相机<sup>[39]</sup>等。部分研究用到了激光雷达<sup>[25, 39]</sup>、激光扫描仪<sup>[52]</sup>等设备以直接获取结构的空间信息。还有少部分研究采用热成像传感器<sup>[38, 52]</sup>以及红外传感器<sup>[42]</sup>进行数据采集。

### (3) 功能定制

厂商开发的成品检测平台可能无法满足一些特定传感器的适配或功能的实现, 此时可以对检测平台进行针对性的功能定制。例如, Peng 等<sup>[49]</sup>基于 EHM-6V 无人机进行传感器的针对性适配, 引入高性能微单相机提高检测精度; Chun 等<sup>[50]</sup>开发了配备滚轮与力锤的无人机, 以便无人机同时适应空中与接触式场景, 同时可以施加敲击荷载。

## 1.2 数据采集技术

原始数据是进行表观病害检测的重要依据。在基于机器视觉法进行桥梁表观病害检测时, 选用的数据采集技术直接关系到原始数据的质量, 对病害的检测及评估具有十分重要的意义。数据采集技术服务为后续检测流程提供原始数据, 服务于病害检测、三维建图等流程。数据采集技术的内涵十分丰富, 本节结合近年来的前沿研究进展, 重点从参数设置、轨迹规划以及机器控制 3 个方面进行概述。

### (1) 参数设置

数据采集的参数设置是指, 对执行采集任务的传感器设置指定的参数, 以保证原始数据的质量。可设置的参数因传感器而异, 如传感器的物距、图像传感器的快门光圈等参数、图像的重叠率、激光雷达的扫描频率等。这些具体的参数主要与数据采集技

术的 2 个作用相对应, 即数据质量控制以及三维建图支持。

研究中进行数据质量控制的方式主要有控制图像采集的影像分辨率(Ground Sampling Distance, GSD)等。GSD 表示了图像中一个像素占据实际空间中的多少尺寸, 单位通常为  $\text{mm} \cdot \text{像素}^{-1}$ 。GSD 由传感器尺寸、物距、焦距、像素数等因素决定, 且该指标将像素与实际距离联系起来, 能够反映图像数据采集时的质量控制情况。Chen 等<sup>[31]</sup>提出在无人机图像数据采集过程中使用 GSD 作为质量控制的重要指标。Lin 等<sup>[29]</sup>也认为 GSD 是准确检测出表观缺陷所必须控制的参数, 并引述了部分其他使用 GSD 作为质量控制指标的相关研究。

此外, 由于一些研究者同时将采集到的原始数据用于桥梁结构的三维建图, 图像的拍摄重叠率也成了一个重要的参数。基于 SfM (Structure from Motion) 的三维建图需要拍摄的图像满足一定的重叠率要求, 重叠率过小容易导致建图失败。目前, 各研究中重叠率的取值大多依赖经验值, 研究者们普遍认为纵向(沿检测平台移动方向)重叠率至少应大于 50%, 取 50%~80%, 越高的重叠率对三维建图更加有利。例如, Paine 等<sup>[53]</sup>建议在航空摄影测量时选取 55%~65% 的纵向重叠率以及 15%~45% 的侧向重叠率。Ayele 等<sup>[33]</sup>认为 60%~70% 比较合适。Guan 等<sup>[14]</sup>则建议取值大一些, 80% 左右为宜。Lin 等<sup>[29]</sup>推荐取值范围为 60%~80%。Liu 等<sup>[27]</sup>认为至少应取到 50%。

### (2) 轨迹规划

轨迹规划技术决定了检测平台对桥梁表面进行表观病害检测的具体路径。部分传统的研究并不会提前生成轨迹供检测平台进行巡检, 而是采用人工控制的方式。近年来一些前沿研究越来越重视检测任务的轨迹规划, 目的是实现检测平台摆脱人工干预, 进行自动巡检。轨迹规划涉及到几何学、优化算法等方面的技术, 是一个内涵丰富的研究领域。本部分仅简要介绍相关研究中常见的 2 个方面: 视点生成以及轨迹连接。

视点生成是指根据桥梁结构的表面形状, 以及需要控制的物距等参数, 生成一系列结构外侧的视点(viewpoints), 作为传感器进行数据采集的位点。视点生成时, 常常基于结构表面形状进行偏移(offset), 并结合重叠率以及 GSD 等参数进行几何计算, 最终确定视点。例如, Hepp 等<sup>[54]</sup>在限制无人机总飞行距离的同时, 通过最大化稀疏采样视点的信

息增益来计算一组优化的视点。Wang 等<sup>[55]</sup> 基于 BIM 模型输入,详细计算了不同表面形状、GSD 以及重叠率要求下视点生成的几何关系,并对检测平台难以达到的视点进行了调整。

轨迹连接是指生成一条平滑的轨迹连接所有生成的视点,研究者常将该问题转化为旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)并进行优化求解。Morgenthal 等<sup>[24]</sup> 将视点建模为有向图,定义特定的成本函数进行 TSP 问题的优化求解。Shang 等<sup>[56]</sup> 基于粒子群优化方法提出了一种同时平衡图像质量与飞行路径的算法,能够达到更好的路径规划效果与更快的优化速度。

### (3) 机器控制

基于上述给定的采集参数以及生成的轨迹路径,研究者仍然需要开发出机器控制的方法来实现检测平台的自动控制与数据采集。该任务包含硬件设计、软件算法等层面的实现。现有研究中,较多采用了人工控制的方式进行数据采集。一些前沿研究通常依赖全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)与检测平台的交互进行自动控制,例如,Baker 等<sup>[38]</sup> 基于 GPS 定位信息在第三方软件中进行无人机的半自动控制。然而,这种方式在一些无法接收到 GNSS 信号的区域(例如梁底区域)无法正常工作。Hidaka 等<sup>[57]</sup> 针对桥梁底

部检查场景,设计了一种基于 2 个相机图像进行桥下自动控制的方法,能够使无人机沿着相机平行的方向自主飞行。最近,一些学者采用了基于局部地图的建图与定位技术来解决这一问题<sup>[25,58]</sup>,详细内容将在第 1.4 小节中介绍。

## 1.3 图像处理技术

病害检测是基于机器视觉法进行桥梁检测的核心环节,其内涵为识别并分割出采集数据中包含的病害信息,并将其作为桥梁受损程度评估的参考依据。表观病害的种类主要包括混凝土裂缝、剥落、腐蚀、露筋、渗水、风化,钢结构疲劳裂缝、表面锈蚀、螺栓与铆钉锈蚀、涂料剥落,砌体膨胀、裂缝、渗水、缺损等。

根据第 1.1 小节中的阐述,数字图像、红外图像和三维点云是目前机器视觉法桥梁表观病害检测常用的原始数据。由于数字图像数据中包含的与表观病害相关的信息更为丰富,基于图像处理技术进行表观病害检测仍然是目前相关研究的主流。广义上,图像处理技术中主要分为 3 类方法:人工目视检测、基于经典数字图像处理(DIP, Digital Image Processing)的方法和基于深度神经网络的方法。其中人工目视检测的自动化程度较低,正逐渐被更加先进的方法所取代。本节主要综述基于经典数字图像处理的方法和基于深度神经网络的方法,各部分的技术细节如图 2 所示。

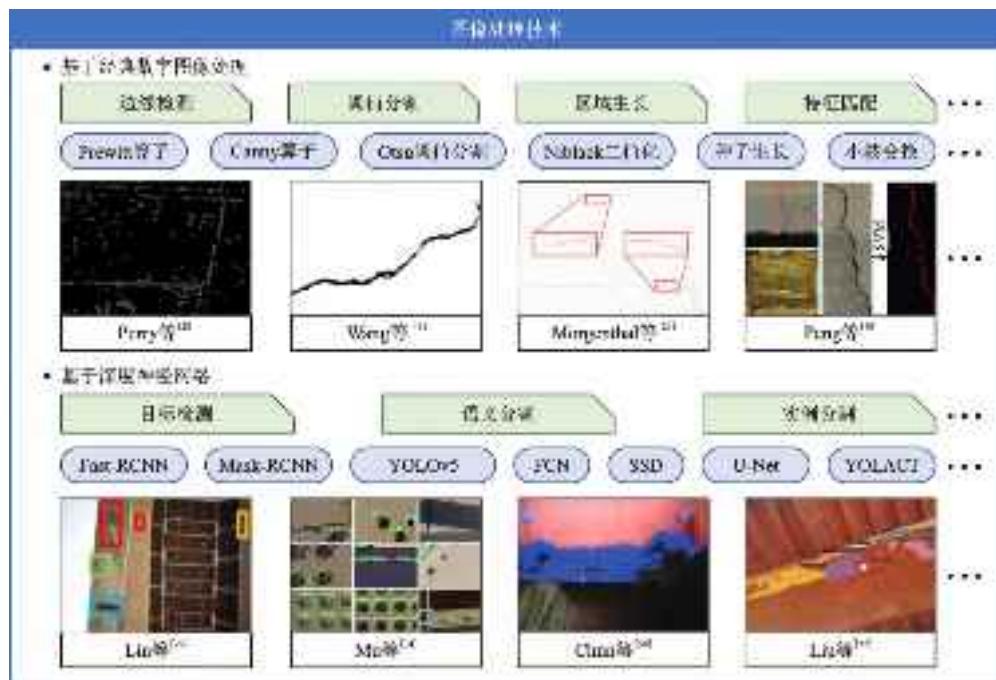


图 2 图像处理技术细节

Fig. 2 Details of Image Processing Techniques

### (1) 基于经典数字图像处理的方法

基于经典数字图像处理的方法进行裂缝检测主要依赖于图像分割技术,包括边缘检测(例如 Pre-witt 算子<sup>[59]</sup>、Canny 算子<sup>[60]</sup>)、阈值分割(例如 Otsu 阈值分割<sup>[61]</sup>、Niblack 二值化<sup>[62]</sup>)、区域生长(例如种子生长<sup>[63]</sup>)、特征匹配(例如匹配过滤<sup>[64]</sup>、小波变换<sup>[65]</sup>)等算法<sup>[18]</sup>。经过上述算法处理得到初步的分割图后,可辅以形态学操作等手段进一步细化分割结果,获取病害信息。上述方法的实现难度较低,物理意义较为明确,但容易受到图像中噪声的干扰,且需要人工干预调整相关参数。此外,上述方法仅适用于检测具有明确边缘的表观病害(例如裂缝),对于面状病害及其他复杂的复杂病害适用性较差。

经典数字图像的方法被研究者们广泛应用于桥检图像的处理中。Perry 等<sup>[28]</sup>采用 Canny 边缘检测算子对包含混凝土裂缝的数字图像进行裂缝分割; Liu 等<sup>[27]</sup>、Humpe 等<sup>[32]</sup>、Wang 等<sup>[47]</sup>以及 Jiang 等<sup>[41]</sup>学者分别采用 Otsu 阈值分割及其变种,实现了结构表面的裂缝分割;此外, Morgenthal 等<sup>[24]</sup>使用多尺度中心线检测的方式从图像中提取裂缝; Peng 等<sup>[49]</sup>采用最大熵法实现混凝土裂缝的像素级分割。

### (2) 基于深度神经网络的方法

近年来,基于深度神经网络的图像处理技术因其性能高、灵活性强等优点受到了研究者的广泛应用。基于深度神经网络的桥梁表观病害检测方法主要分为目标检测、语义分割和实例分割三大类别。目标检测能够在图像中将病害以锚框等形式标注,语义分割则能够实现像素级别的病害分割,实例分割能在像素级分割的基础上进一步区分一类病害中的不同实例。目前研究中常用的深度学习网络框架包括 Fast-RCNN<sup>[66]</sup>、Mask-RCNN<sup>[67]</sup>、FCN<sup>[68]</sup>、SSD<sup>[69]</sup>、YOLOv5<sup>[70]</sup>、U-net<sup>[71]</sup>、Swin-Transformer<sup>[72]</sup>等。研究者常根据实际需要修改上述网络架构的主干网络(Backbone)、颈部(Neck)和检测头(Head)部分,以提升网络的性能。

基于深度神经网络的方法处理桥梁表观病害已成为领域内的研究热点之一。基于卷积神经网络的模型已广泛应用于相关研究中。Lin 等<sup>[29]</sup>基于 Fast-RCNN 的网络框架集成了 FPN<sup>[73]</sup>结构,实现混凝土裂缝、剥落、风化、腐蚀、露筋等多种病害的目标检测;Mu 等<sup>[34]</sup>基于 YOLOv5 目标检测框架提出了一种自适应裁剪浅层注意网络,有效提高了对钢结构表面缺陷及螺栓缺陷的检测精度;Chun 等<sup>[50]</sup>基于全卷积神经网络 FCN 训练了钢结构表面锈蚀

的语义分割模型,极大提高了基于无人机进行钢结构表观缺陷检测的效率;Liu 等<sup>[37]</sup>基于 Mask-RCNN、CenterMask 和 YOLACT 这 3 个实例分割模型,对钢结构涂料剥落、钢筋锈蚀、混凝土剥落等表观病害进行了自动化分割,并详细对比了不同模型的性能。近年来,一些较新的研究尝试使用基于 Transformer 架构<sup>[74]</sup>的模型进行图像处理,并取得了较好的效果。Ding 等<sup>[75]</sup>基于 Swin-Transformer 提出了一种独立边界细化 Transformer 用于无人机拍摄图像的裂缝分割,能够量化小于 0.2 mm 的裂缝宽度。Wan 等<sup>[76]</sup>基于目标检测型 Transformer 提出了针对桥梁表观病害的 BR-DETR 模型,引入了可变卷积、卷积注意力层等模块,有效提高了病害检测的精度。

## 1.4 三维建图技术

三维建图是指从传感器采集的信息中恢复待测桥梁结构的三维模型,如点云、网片模型等。进行三维建图不仅能够将待测桥梁结构的表面信息与几何信息留存建档,还能用于辅助病害信息的定位、精确巡检航线的生成等病害检测的子任务。现有研究中常用的三维建图方法主要包含三大类:基于 SfM (Structure from Motion) 的摄影测量、基于激光扫描仪的点云生成和基于 SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) 的地图重建。三维建图技术细节如图 3 所示。

### (1) 基于 SfM 的摄影测量

基于 SfM 的摄影测量方法提取数字图像中的特征点并进行匹配,结合对极几何关系进行空间位姿的捆绑调整(Bundle Adjustment),进一步生成场景的稀疏点云;然后通过多视角立体视觉(Multi-view Stereo)进行深度图的估计以及稠密点云的生成。该方法技术较为成熟,应用广泛,建模效果较好,但对硬件和数据质量的要求较高,适用于离线建图,计算耗时长。

由于技术较为成熟,在现有的采用三维建图技术的相关研究中,多数使用基于 SfM 的摄影测量方法构建桥梁的三维点云数据。Seo 等<sup>[30]</sup>基于无人机拍摄的图片对一座复合混凝土桥面板的胶合梁桥进行了表观缺损的检查,并使用 PhotoScan 软件进行了三维建图;Ayele 等<sup>[33]</sup>基于无人机照片对一座混凝土刚构桥进行了三维建图并生成了数字表面模型以及数字正射影像,充分保留了检测时桥梁的状态数据;Pepi 等<sup>[36]</sup>基于高分辨率图像对一座砌体结构拱桥进行三维建图,并从中获取损伤部位的几何特征进行后续的受力分析。

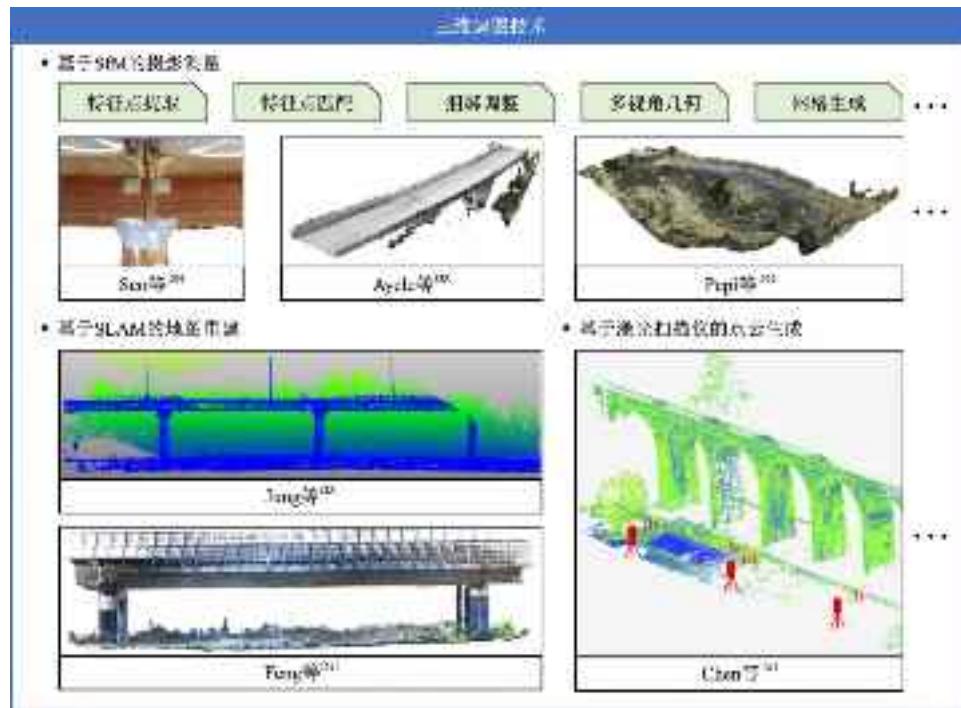


图3 三维建图技术细节

Fig. 3 Details of 3D Reconstruction Techniques

### (2) 基于激光扫描仪的点云生成

激光扫描仪利用了激光测距的原理,通过激光束的发射、反射与接收进行三角测量,从而确定目标点的三维坐标信息<sup>[77]</sup>。基于激光扫描仪的点云生成能够直接获取结构表面点的坐标信息,该方法获取到的点云精度很高,但机动性较差,扫描耗时长。Chen等<sup>[31]</sup>采用地面激光扫描仪获取桥梁表面的高精度点云数据,并提出一套评估三维建图精度的流程和标准;Talebi等<sup>[52]</sup>使用地面激光扫描仪获取砌体结构桥梁360°范围的点云数据,并结合图像传感器进行了赋色,形成表观病害的检测报告。Mohammadi等<sup>[78]</sup>基于地面激光扫描仪获取了斜拉桥的高精度点云信息,并采用基于切片的方法获取了3D CAD模型。

### (3) 基于SLAM的地图重建

基于SLAM的地图重建本质上是一个状态估计问题,即在运动传感器(例如IMU)的测量数据和观测传感器(例如激光雷达、相机)的数据已知的情况下,求解机器人以及周围地图点的位置。SLAM系统主要由传感器数据处理、前端(里程计)、后端(优化)、回环检测、建图这5个模块组成<sup>[79]</sup>。该方法的优点是能够以接近实时的速度得出传感器的位姿和场景的点云,且不依赖GNSS定位;缺点是点云精度差于基于摄影测量的方法且性能受传感器与

特定SLAM算法的影响较大等。

基于SLAM的地图重建方法能够有效提高三维建图的效率,并提供了一种在复杂环境下不依赖GNSS定位的导航方式,具有广泛的研究前景。Jung等<sup>[25]</sup>开发了一种HG-SLAM算法,使用倾斜的激光雷达和单目相机来定位无人机并绘制目标桥梁的局部地图,解决了在缺少GNSS信号的桥下无法自动导航的难题;Feng等<sup>[58]</sup>将紧耦合SLAM算法集成在手持设备中,实现对桥墩表面的实时建图并获取带纹理的表面点云,提高了桥检工作流的效率。

### 1.5 病害定位技术

病害定位是指将检测到的病害通过坐标变换等方式在世界坐标系中进行定位(而非简单地标记在图像中),为后续病害的复检、修补等任务提供精确的位置信息。桥梁待检查表面积动辄成千甚至上万平方米、单个桥梁检测的图像数量很大,同时桥梁检测精度又要求满足0.10~0.15 mm宽度裂缝的检出,单张图像覆盖的范围很小。如果无法实现单张图像中裂缝在整桥中的定位,则无法满足工程需求,因此裂缝定位是实现检测高精度与桥检大面积之间平衡的关键。现有研究中,病害定位都是通过从图像到世界坐标系中的变换实现的,具体分为两大类别:基于投影射线的病害定位和基于矩阵变换的病

害定位。

### (1) 基于投影射线

基于投影射线的方法原理是获取病害图像对应的相机光心坐标,将光心与病害对应像素点连成投影射线,并计算射线与三维网片模型的交点,从而得到病害的世界坐标。该方法需要建立桥梁结构的网片模型。Liu 等<sup>[80]</sup>首次提出基于投影射线进行病害定位的方法,其将相机光心与图像中裂缝特征点连成投影射线,并与空间几何体拟合出的表面相交,将上述交点定义为病害的真实空间点。Liu 等<sup>[27]</sup>基于上述方法,进一步构建了层级的搜索结构进行投影射线与网片模型的碰撞检测,提高了投影射线方法的计算速度。

### (2) 基于矩阵变换

基于矩阵变换的方法原理是获取病害图像对应的相机坐标系到世界坐标系下的映射矩阵,进而将病害对应的像素点映射为世界坐标系下的三维点。Perry 等<sup>[28]</sup>结合内参矩阵与外参矩阵形成相机的投影矩阵,建立了 2D-3D 损伤之间的映射关系,将图像中检出的裂缝变换至三维空间中;Saleem 等<sup>[48]</sup>将深度神经网络输出的掩膜图像进行投影坐标变换,在全局坐标系下表征桥墩表面的裂缝位置信息。Lin 等<sup>[29]</sup>结合病害标记框的投影(2D-3D)与反投影(3D-2D)过程,消除投影过程中的偏差并提高病害定位的精度。

## 1.6 病害参数量化技术

病害参数量化是指对检测到的病害进行长度、宽度或面积等参数的量化计算,从而实现对病害严重程度的定量分析。对于面状病害,如混凝土剥落、风化、钢结构锈蚀等,一般采用病害面积来定量描述;对于线状病害,如混凝土裂缝、钢结构疲劳裂缝等,一般采用裂缝长度、裂缝宽度定量表述。计算时通常采用数字图像处理(DIP)方法,基于裂缝中心线、边缘线、像素面积和灰度值等进行计算<sup>[18]</sup>。病害参数量化主要分为图像层面量化计算与真实尺寸量化估计 2 个层面。

### (1) 图像层面量化计算

该方法的内涵是,获取包含病害信息的原始数据后,通过图像处理技术等在病害图像中进行量化操作。例如统计病害面积、计算裂缝长度宽度等,其基本单位为像素。图像层面的量化计算是进行病害参数量化时必不可少的环节,相关研究均有涉及。

### (2) 真实尺寸量化估计

该方法在图像层面量化计算的基础上,进一步

结合了病害定位的成果,其将病害对应的像素点直接在世界坐标系下定位,并直接计算出病害的真实长度、宽度或面积,基本单位为米。此外,还可以通过标定图像与真实尺寸比例的方式进行简单的换算,得到病害的真实尺寸。Feng 等<sup>[58]</sup>基于投影射线定位方法,将混凝土表面裂缝定位至结构三维坐标中,进一步计算裂缝宽度并进行精度评估;Lin 等<sup>[29]</sup>在图像中开展病害目标检测的基础上,将标框变换至三维坐标并量化统计出裂缝长度、混凝土剥落的面积等真实尺寸。

## 2 机器视觉法桥梁病害检测技术框架总结

第 1 节中介绍了研究中常用的几个关键技术,它们构成了机器视觉法桥梁表观病害检测的方法基础。然而,实际桥检工程或研究是以工作流的形式开展的,即一次检测工作是由不同的流程按次序组合而成,每个流程都具有其各自的功能和特点。为了从文献中总结出机器视觉法桥梁病害检测工作的普遍的技术框架,将前述调研文献中包含完整的检测流程的文献研究摘录出来,形成表格进行直观地分析与总结,如表 1 所示。

从文献中总结出机器视觉法桥梁表观病害检测的技术框架图如图 4 所示,下文对这一框架进行详细的阐述。图 4 中,所有第 1 节中所阐述的关键技术用蓝色矩形表示,技术框架中的每个流程用红色圆角矩形表示,每个流程产生的成果或信息用灰色圆柱形表示。黑色箭头表示技术应用于流程中或流程产出某项成果,红色箭头表示流程之间的逻辑关系,其中实线表示后续流程一定存在,虚线表示后续流程可选。根据关键技术与检测流程的对应关系,并考虑到相关研究中的一些前沿探索,将技术框架总结为平台研发、数据采集、病害检测、三维建图、参数量化、病害定位以及模型分析这 7 个流程。

在所有的相关研究工作的组成框架中,均能够找到“平台研发——数据采集——病害检测”这 3 个连续的流程。将第 1 节中所述的检测平台研发技术应用于平台研发流程中,产出相应的检测平台与硬件;将第 1 节中所述的数据采集技术应用于数据采集流程中,产出桥梁表观病害的原始数据;将第 1 节中所述的图像处理技术应用于病害检测流程中,产出图像表示的病害数据。这 3 个流程是所有相关工作的基础:从检测平台的适配开始,到原始数据中病害的检出,基本达成了表观病害检测的目标。

表1 机器视觉法桥梁表观病害检测相关的部分文献要点总结

Table 1 Summary of Some Literature Research Related to Bridge Apparent Defects Inspection Based on Machine Vision

编号	文献	检测平台	传感器	检测目标	表观病害类型	数据采集自动化	成果数据类型	病害检测	三维建图	病害定位	病害参数量化
1	Liu等 <sup>[27]</sup>	DJI Inspire 2 无人机	Zenmuse X5S 云台相机 Canon 1D Mark III 单反相机	混凝土桥墩	混凝土裂缝	手动飞行 手动采集图像	数字图像 点云	自适应阈值分割	基于 SfM 的摄影测量	基于投影射线; 投影射线与三维模型的相交	裂缝宽度
2	Perry等 <sup>[28]</sup>	DJI Matrice 600 Pro 无人机	Zenmuse X3 相机	混凝土梁桥	混凝土裂缝	手动飞行 手动采集图像	数字图像 点云	黑帽变换 Canny 边缘检测	基于 SfM 的摄影测量	基于矩阵变换; 基于相机矩阵的映射	无
3	Morgenthal 等 <sup>[24]</sup>	Intel Falcon 8 无人机	Sony Alpha 7R 微单相机	混凝土梁桥	混凝土裂缝	预先建立粗模型 自动飞行 自动采集图像	数字图像 点云	多尺度中心线检测	基于 SfM 的摄影测量	基于矩阵变换; 基于相机矩阵的映射	无
4	Lin等 <sup>[29]</sup>	DJI Phantom4 无人机	无人机集成相机	混凝土梁桥	混凝土裂缝、剥落、风化、腐蚀、露筋	预先建立粗模型 自动飞行 自动采集图像	数字图像 点云	基于 Fast-RCNN 的目标检测	基于 SfM 的摄影测量	基于矩阵变换; 标框投影(2D-3D)与反投影(3D-2D)	裂缝长度 病害面积
5	Saleem等 <sup>[48]</sup>	集成ICGT的商用无人机	Sony Alpha 9 微单相机	混凝土梁桥	混凝土裂缝	手动飞行 手动采集图像	数字图像	基于 Mask-RCNN 的目标检测	无	基于矩阵变换; 基于相机矩阵的映射	无
6	Dorafshan 等 <sup>[35]</sup>	DJI Mavic Pro 无人机	无人机集成相机	钢结构拱桥	疲劳裂缝	手动飞行 手动采集图像	数字图像	人工目视检测	无	无	无
7	Seo等 <sup>[30]</sup>	DJI Phantom 4 无人机	无人机集成相机	复合混凝土面板的胶合梁桥	混凝土剥落、腐蚀、渗水、露筋	手动飞行 手动采集图像	数字图像 点云	人工目视检测	基于 SfM 的摄影测量	无	病害面积
8	Ayele等 <sup>[33]</sup>	DJI Matrice 100 无人机	Zenmuse Z3 云台相机	混凝土刚构桥	混凝土裂缝	手动飞行 手动采集图像	数字图像 点云	基于 Mask-RCNN 的语义分割	基于 SfM 的摄影测量	无	裂缝长度、宽度、面积
9	Pepi等 <sup>[36]</sup>	SkyRobotic SF6 无人机 DJI Phantom3 无人机	Sony DSC-QX100 相机 Sony FC300X 相机	砌体结构桥梁	砌体缺损	部分自动飞行与拍摄 其余手动飞行与拍摄	数字图像 点云	人工目视检测	基于 SfM 的摄影测量	无	无
10	Chen等 <sup>[31]</sup>	DJI Phantom 4 无人机	某 1200 万像素相机 Leica Scan Station P20 地面激光扫描仪	砌体结构桥梁	表面剥落、缺损	手动飞行 手动采集图像	数字图像 点云	人工目视检测	基于 SfM 的摄影测量 基于激光扫描仪的点云生成	无	缺损区域体积
11	Talebi等 <sup>[52]</sup>	某商用无人机	iSTAR 和 Matterport Pro 相机 FLIR T640 热成像相机 FARO X130×地面激光扫描仪	砌体结构桥梁	砌体膨胀、裂缝、渗水、缺损	手动飞行 手动采集图像	数字图像 红外图像 点云	人工目视检测	基于激光扫描仪的点云生成	无	无
12	Jung等 <sup>[25]</sup>	自研四旋翼无人机	Sony Alpha 9 微单相机 PointGrey FL3-U3-13Y3M-C 工业相机 Velodyne Puck LITE 激光雷达	混凝土梁桥 混凝土斜拉桥	表观病害	自动飞行 手动采集图像	数字图像 点云	无	基于 SLAM 的地图重建	无	无
13	Humpe等 <sup>[32]</sup>	DJI Phantom 4 Pro 无人机	Ricoh Theta V 360°相机	混凝土拱桥	混凝土裂缝、剥落、腐蚀、渗水	手动飞行 手动采集图像	数字图像	Otsu 阈值分割 形态学操作	无	无	裂缝长度
14	Peng等 <sup>[49]</sup>	EHM-6V 无人机	Sony ILCE-7RM2 微单相机	混凝土斜拉桥	混凝土裂缝、渗水、露筋、剥落	手动飞行 手动采集图像	数字图像	基于 R-FCN 的目标检测 基于最大熵法的阈值分割	无	无	裂缝宽度
15	Wang等 <sup>[47]</sup>	自研系绳爬行无人机	工业相机	混凝土梁桥	混凝土裂缝	手动飞行 手动采集图像	数字图像	基于 CNN 的图像分类 Otsu 阈值分割	无	无	裂缝宽度
16	Peng等 <sup>[81]</sup>	EHM-6 V 无人机	Sony ILCE-7RM2 微单相机	混凝土桥梁	混凝土裂缝	手动飞行 自动采集图像	数字图像	基于 R-FCN 的目标检测(实时) Harr 局部阈值分割	无	无	裂缝宽度
17	Liu等 <sup>[37]</sup>	Parrot ANAFI 无人机	无人机集成相机	组合结构桥梁	钢结构涂料剥落、钢筋锈蚀、混凝土剥落	手动飞行 手动采集图像	数字图像	基于 Mask-RCNN、CenterMask 和 YOLACT 的实例分割	无	无	无
18	Chun等 <sup>[50]</sup>	配备滚轮和力锤无人机	Go Pro Hero 7 Silver 相机	钢结构桥梁	钢结构锈蚀	手动操控 手动采集图像	数字图像	基于 FCN 的语义分割	无	无	无
19	Mu等 <sup>[34]</sup>	DJI Matrice 300 RTK 无人机	DJI Zenmuse H20 相机	钢结构桥梁	螺栓锈蚀、螺栓缺损、表面锈蚀	手动飞行 手动采集图像	数字图像	基于 YOLOv5 的目标检测	无	无	无
20	Marchewka <sup>[82]</sup>	未报道	未报道	钢结构桁架桥	铆钉缺损、表面锈蚀	预先设定路径 自动飞行 自动采集图像	数字图像	基于数字图像处理的钢梁检测、铆钉检测、锈蚀检测	无	无	无
21	Baker等 <sup>[38]</sup>	Yuneec H520 无人机	热成像微光相机	钢结构梁桥	钢结构表面锈蚀、裂缝、修补	预先设定路径 自动飞行 自动采集图像	数字图像 红外图像	人工目视检测	无	无	无
22	Peel等 <sup>[39]</sup>	DiddyBorg 地面移动机器人	RPLiDAR 激光雷达 Raspberry Pi Camera V2 相机 ZED 双目相机	桥梁支座	支座变形 异物检测	手动操控 自动采集点云 手动采集图像	数字图像 点云	人工目视检测 点云测量	基于 SfM 的摄影测量 基于 SLAM 的地图重建	无	无
23	Sutter等 <sup>[40]</sup>	地面移动机器人	单反相机	混凝土桥	混凝土裂缝	自动移动 手动采集图像	数字图像	人工目视检测	无	无	无
24	Jiang等 <sup>[41]</sup>	爬壁机器人	轻量级运动相机	结构表面	裂缝	手动操控 自动采集图像	数字图像	基于 SSDLite-MobileNetV2 的目标检测(实时) 阈值分割、形态学操作	无	无	裂缝宽度
25	Nguyen等 <sup>[42]</sup>	爬壁机器人	工业相机、红外传感器 IMU、涡流传感器	钢结构桥梁	钢结构锈蚀、疲劳裂缝	手动操控 自动采集图像	数字图像	人工目视检测	无	无	无
26	Cho等 <sup>[43]</sup>	MRC2IN 自研爬索机器人	工业相机	悬索桥吊索	吊索表观病害	手动操控 自动采集图像	数字图像	人工目视检测	无	无	无
27	Ikeda等 <sup>[51]</sup>	配备机械臂的空中机器人	Go Pro Hero 6 相机 IMU、激光测距仪	桥梁支座	支座状况异常	手动操控 自动采集图像	数字图像	人工目视检测	无	无	无



图 4 机器视觉法桥梁表观病害检测的技术框架

Fig. 4 Framework for Bridge Apparent Defect Inspection Based on Machine Vision

在病害检测流程之后,一些研究利用检出的病害信息,进行参数量化流程。该流程应用第1节中所述的病害参数量化技术,产出表观病害的量化信息,能够对桥梁表观病害作出更精确的描述。此外,在数据采集流程之后,一些研究利用包含表观病害的原始数据进行三维建图流程。该流程应用第1节中所述的三维建图技术,产出桥梁结构的三维模型,能够准确还原桥梁结构的三维形态,并提供空间位置信息。基于病害检测、三维建图这2个流程的产出结果,一些研究利用第1节中所述的病害参数定位技术来进行病害定位流程。该流程能够产出表观病害的定位信息,进一步精确描述病害,为病害的评估提供完整全面的参考。

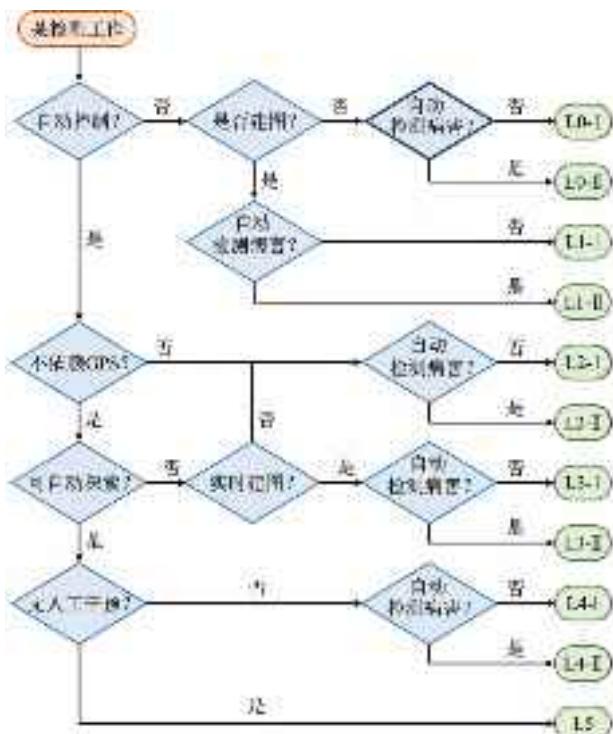
除此之外,一些研究基于上述流程所得到的表观病害量化信息以及定位信息,尝试对结构受力特性做进一步的评估,引入了模型分析流程。例如,Morgenthal等<sup>[24]</sup>基于识别出的表面裂缝的位置与参数信息,对有限元模型的相应区域进行了模型修正,以表征损伤对结构整体力学性能的影响。Pepi等<sup>[36]</sup>基于三维建图得到的桥梁三维网片模型,生成相应的带有表观缺损的有限元模型并进行力学分析,正确反映了损伤对结构受力特性的影响。模型分析流程将表观病害检测的结果与结构受力性能联系起来,提供了评估结构损伤程度的接口。

### 3 机器视觉法桥梁病害检测智能化分级

由前述各相关研究的细节以及表1文献的总结信息可知,不同研究在数据采集与病害检测方面的

智能化程度具有一定的差异。对于特定的检测任务,根据第2节中总结的各个流程的自动化特征,可以对整个检测任务的智能化程度进行分级。具体而言,对于数据采集流程,其内涵包括:①控制机器到达指定的点位;②机器记录下表观病害数据。因此,机器的控制方式(人工、基于GNSS自动控制等)以及数据记录的形式(手动采集、自动采集等)应被纳入智能化分级的评判标准中。对于病害检测流程,其主要实现的方式包括人工检测和算法自动检测两大类。对于三维建图流程,建图结果直接影响到现场人员的检测效率。例如当没有三维建图结果时,现场人员并不知道目标区域是否已实现了全检;又如当采用离线三维建图时,现场人员需要花费较长时间等待结果,导致作业效率降低。因此,三维建图模块的有无和建图实时性也被纳入智能化分级的评判标准中。对于病害定位流程,由于三维建图直接服务于病害的定位,且该模块一般均通过算法实现,因此在智能化分级评判标准中不再考虑。对于病害参数量化流程,该模块的任务主要通过算法实现,其智能化内涵可以与病害检测模块相结合共同考虑。

基于上述对于检测技术框架中每个流程的分析,提出了基于机器视觉法的桥梁表观病害检测智能化程度分级,包括人工检测辅助、病害定位检测、局部自动检测、整体自动检测、高度自动检测和完全自动检测6个等级。其中,每个等级下又具体细分为I、II两个等级。智能化分级的准则如图5所示,分级具体标准与特征如表2所示。其中,等级0为最原始的人工控制,手动采集数据的检测方式,且不



## 5 机器视觉法桥梁表观病害检测的智能化程度分级准则

**Fig. 5 Classification Criteria of Intelligence Degree for Bridge Apparent Defect Inspection Based on Machine Vision**

含三维建图功能。等级 1 将离线建图加入了工作流,这意味着能够实现病害在桥梁表面的定位。等级 2 代表能够实现给定基于 GNSS 生成的航线时的自动控制与数据采集,即除梁底以外的大部分区域在人工规划好航线的情况下能够实现自动检测。等级 3 将检测区域做了进一步的扩展,能够在梁底等无导航信号的区域实现自动检测,这需要使用机载感知设备(如相机、雷达等)构建局部地图进行定位;同时也能满足实时建图的需求。等级 4 能实现有限的自动探索,即在不预先给定航线的情况下,自动探索、规划航线,自动控制并采集数据。等级 5 代表实现完全的自动检测,彻底摆脱了人工干预。

在上述等级 0~5 的分级之下,提出了细分等级 I 和 II 以更加全面地评估检测任务的智能化水平。细分等级由病害检测与量化模块的自动化程度进行评判:I 级代表病害的检测与量化以人工识别为主,即获取检测数据后主要由人工进行筛查;II 级代表以自动检测为主,包括使用数字图像处理(DIP)、深度学习(DL)等方法进行自动的病害检测与量化。细分等级主要应用于等级 0~4 的评估中,即达到完全自动检测程度时,病害检测与量化的工作也需要能够实现完全自动化。实际工程中在对检测任务的

智能化分级进行评估时,应综合考虑上述的等级与细分等级进行评判。例如,某检测任务采用无人机平台,能够实现沿给定的 GNSS 航线自动飞行采集数据,并通过某深度学习算法自动检测图像中的裂缝,则该任务评级为 L2-II 级。

将表 1 中涉及到的文献研究按照本节提出的标准进行智能化程度分级,结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,现有研究有较多处在 L0 等级,具体而言,多数为 L0-II 等级。这些研究主要结合计算机视觉的相关算法,专注于对桥检所得数据进行自动化的处理,而较少关注数据采集阶段的自动化。部分研究处在 L1 等级,在处理病害数据的基础上实现了病害信息的定位。有部分研究达到了 L2 等级,在桥梁的部分区域内实现了自动的巡检与数据采集。少数研究达到了 L3 等级,在无 GNSS 信号的桥梁区域也能实现自动巡检。暂无研究达到 L4 与 L5 等级。上述分析表明现有的基于机器视觉进行桥梁表观病害检测的研究虽然结合了大量新兴的智能化技术,但在实际应用层面仍存在较多的人工干预。如何进一步提高检测中各个环节的智能化水平,并加强各模块之间的协作,是本领域具有广阔前景的研究方向之一。

## 4 结语

本文通过综述近年来该领域的多篇相关文献,整理汇总了采用机器视觉法进行桥梁表观病害检测的关键技术,并对其技术细节进行了详细介绍。同时,根据现有研究工作开展表观病害检测的流程,提炼总结出采用机器视觉法进行桥梁表观病害检测的技术框架,推动该方法在工程应用时步骤的规范化、流程的清晰化发展,并为后续的研究提供了一定的方向与视角。最后,根据不同研究工作中数据采集与病害检测等流程中自动化程度的不同,提出了机器视觉法桥梁表观病害检测的智能化程度分级标准,并对该领域后续研究方向进行了展望。通过以上研究得出的主要结论有:

(1) 基于前沿文献研究,综述了基于机器视觉法进行桥梁表观病害检测的关键技术,主要包括检测平台研发技术、数据采集技术、图像处理技术、三维建图技术、病害定位技术和病害参数量化技术等。其中每一类技术都下分有多个子技术,它们服务于病害检测的不同流程。

(2) 根据现有研究中病害检测的流程,总结了机器视觉法桥梁表观病害检测的技术框架,包括平台

**表 2 基于机器视觉法进行桥梁表观病害检测的智能化分级**  
**Table 2 Grading of Intelligent Degree of Bridge Apparent Defect Inspection Based on Machine Vision**

等级	名称	主要特征	机器控制与数据采集	三维建图	病害检测与量化
等级 0	人工检测辅助	带翅膀的望远镜	人工控制, 手动采集数据	无	I 人工识别为主 II 自动检测为主*
等级 1	病害定位检测	可将病害定位于桥梁上	人工控制, 手动采集数据	离线建图	
等级 2	局部自动检测	可沿 GNSS 航线自动控制	沿 GNSS 航线自动控制并采集数据	离线建图	
等级 3	整体自动检测	可在无 GNSS 区域沿航线自动控制 可实时查看定位与建图进展	机载设备感知定位, 自动控制并采集数据	实时建图	
等级 4	高度自动检测	有限的自动探索	自主探索、规划航线, 自动控制并采集数据	实时建图	
等级 5	完全自动检测	完全智能, 不依赖人工干预	自主探索、规划航线, 自动控制并采集数据	实时建图	自动检测

注: \*为自动检测包括数字图像处理(DIP)、深度学习(DL)等识别方法。

**表 3 文献中相关检测工作的智能化程度评级**  
**Table 3 Intelligence Degree Rating of Relevant Inspection Works Mentioned in the Literature**

等级	细分等级	文献研究
等级 0	L0-I	[35]、[42]、[43]、[51]
	L0-II	[32]、[34]、[37]、[41]、 [47]~[50]、[81]
等级 1	L1-I	[30]、[31]、[39]、[52]
	L1-II	[27]、[28]、[33]
等级 2	L2-I	[36]、[38]、[40]
	L2-II	[24]、[29]、[82]
等级 3	L3-I	[25]
	L3-II	无
等级 4	L4-I	无
	L4-II	无
等级 5	L5	无

研发、数据采集、病害检测、三维建图、病害定位、参数量化、模型分析等流程。详细分析了各流程在检测工作中的输入、输出以及互相之间的联系, 可为研究者设计检测工作流程提供参考。

(3)综合考虑数据采集、三维建图、病害检测与量化等方面自动化程度, 提出了基于机器视觉法的桥梁表观病害检测的智能化分级, 包括 L0~L5 共 6 个等级。现有研究的智能化分级主要处在 L0~L2 等级, 与全自动检测的目标具有一定的差距, 相关领域仍具有较强的研究价值与应用前景。

## 参考文献:

### References:

- [1] JTGT H21—2017, 公路桥梁技术状况评定标准[S]. JTGT H21—2017, Standards for technical condition evaluation of highway bridge [S].
- [2] JTGT 5214—2022, 在用公路桥梁现场检测技术规程[S]. JTGT 5214—2022, Technical specifications for field inspection of existing highway bridges [S].
- [3] 樊健生, 刘宇飞. 在役桥梁检测、健康监测技术现状与时空融
- 合诊断体系研究[J]. 市政技术, 2022, 40(8): 1-11, 40.
- FAN Jian-sheng, LIU Yu-fei. A review of in-service bridge inspection and health monitoring technology and a new system of spatio-temporal fusion assessment [J]. Municipal Engineering Technology, 2022, 40 (8): 1-11, 40.
- [4] 中华人民共和国交通运输部. 2021 年交通运输行业发展统计公报[R]. 北京: 中华人民共和国交通运输部, 2022.
- Ministry of Transport of the People's Republic of China. 2021 transportation industry development statistical bulletin [R]. Beijing: Ministry of Transport of the People's Republic of China, 2022.
- [5] 高俊祥. 基于图像处理和机器学习的桥梁检测新技术研究[D]. 南京: 东南大学, 2018.
- GAO Jun-xiang. Research on new technology of bridge block detection based on image processing and machine learning [D]. Nanjing: Southeast University, 2018.
- [6] 贺拴海, 赵祥模, 马 建, 等. 公路桥梁检测及评价技术综述[J]. 中国公路学报, 2017, 30(11): 63-80.
- HE Shuan-hai, ZHAO Xiang-mo, MA Jian, et al. Review of highway bridge inspection and condition assessment [J]. China Journal of Highway and Transport, 2017, 30 (11): 63-80.
- [7] 彭玲丽, 黄少旭, 张申申, 等. 浅谈无人机在桥梁检测中的应用与发展[J]. 交通科技, 2015(6): 42-44.
- PENG Ling-li, HUANG Shao-xu, ZHANG Shen-shen, et al. Discussion on UAV application and development in bridge inspection [J]. Transportation Science & Technology, 2015 (6): 42-44.
- [8] YEUM C M, DYKE S J. Vision-based automated crack detection for bridge inspection [J]. Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering, 2015, 30 (10): 759-770.
- [9] SUN L M, SHANG Z Q, XIA Y, et al. Review of bridge structural health monitoring aided by big data and artificial intelligence: From condition assessment to damage detection [J]. Journal of Structural Engineering, 2020, 146 (5): 04020073.
- [10] 朱 云, 凌志刚, 张雨强. 机器视觉技术研究进展及展望[J]. 图学学报, 2020, 41(6): 871-890.
- ZHU Yun, LING Zhi-gang, ZHANG Yu-qiang. Research progress and prospect of machine vision technology [J]. Jour-

- nal of Graphics, 2020, 41 (6): 871-890.
- [11] YE X W, DONG C Z, LIU T. A review of machine vision-based structural health monitoring: Methodologies and applications [J]. Journal of Sensors, 2016, 2016: 7103093.
- [12] TORIUMI F Y, BITTENCOURT T N, FUTAI M M. UAV-based inspection of bridge and tunnel structures: An application review [J]. Revista IBRACON De Estruturas e Materiais, 2023, 16 (1): e16103.
- [13] FEROZ S, ABU DABOUS S. UAV-based remote sensing applications for bridge condition assessment [J]. Remote Sensing, 2021, 13 (9): 1809.
- [14] GUAN S Y, ZHU Z, WANG G. A review on UAV-based remote sensing technologies for construction and civil applications [J]. Drones, 2022, 6 (5): 117.
- [15] TIAN Y D, CHEN C, SAGOE-CRENTSIL K, et al. Intelligent robotic systems for structural health monitoring: Applications and future trends [J]. Automation in Construction, 2022, 139: 104273.
- [16] SAKAGAMI T. Remote nondestructive evaluation technique using infrared thermography for fatigue cracks in steel bridges [J]. Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures, 2015, 38 (7): 755-779.
- [17] KAARTINEN E, DUNPHY K, SADHU A. LiDAR-based structural health monitoring: Applications in civil infrastructure systems [J]. Sensors, 2022, 22 (12): 4610.
- [18] 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,2021,54(6):79-98。  
LIU Yu-fei, FAN Jian-sheng, NIE Jian-guo, et al. Review and prospect of digital-image-based crack detection of structure surface [J]. China Civil Engineering Journal, 2021, 54 (6): 79-98.
- [19] MUNAWAR H S, HAMMAD A W A, HADDAD A, et al. Image-based crack detection methods: A review [J]. Infrastructures, 2021, 6 (8): 115.
- [20] 余加勇,李 锋,薛现凯,等.基于无人机及 Mask R-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.
- [21] 冯东明,余星宇,黎剑安,等.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[J/OL].中国公路学报,2023:1-18. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1313.U.20231109.1531.010.html>.
- FENG Dong-ming, YU Xing-yu, LI Jian-an, et al. Automatic inspection of main cables of suspension bridge based on UAV and apparent defect identification with small-sized samples [J/OL]. China Journal of Highway and Transport, 2023: 1-18. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1313.U.20231109.1531.010.html>.
- [22] ZHAO W J, LIU Y Y, ZHANG J W, et al. Automatic pixel-level crack detection and evaluation of concrete structures using deep learning [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2022, 29 (8): e2981.
- [23] SHU J P, DING W, ZHANG J W, et al. Continual-learning-based framework for structural damage recognition [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2022, 29 (11): e3093.
- [24] MORGENTHAL G, HALLERMANN N, KERSTEN J, et al. Framework for automated UAS-based structural condition assessment of bridges [J]. Automation in Construction, 2019, 97: 77-95.
- [25] JUNG S, CHOI D, SONG S, et al. Bridge inspection using unmanned aerial vehicle based on HG-SLAM: Hierarchical graph-based SLAM [J]. Remote Sensing, 2020, 12 (18): 3022.
- [26] 刘宇飞,樊健生,孔思宇,等.多视角几何三维重建法识别工程结构缺损与变形[J].工程力学,2020,37(9):103-111。  
LIU Yu-fei, FAN Jian-sheng, KONG Si-yu, et al. Detection of structural defect and deformation based on multi-view geometric three-dimensional reconstruction method [J]. Engineering Mechanics, 2020, 37 (9): 103-111.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] LIN J J, IBRAHIM A, SARWADE S, et al. Bridge inspection with aerial robots: Automating the entire pipeline of visual data capture, 3D mapping, defect detection, analysis, and reporting [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2021, 35 (2): 04020064.
- [30] SEO J, DUQUE L, WACKER J. Drone-enabled bridge inspection methodology and application [J]. Automation in Construction, 2018, 94: 112-126.
- [31] CHEN S Y, LAEFER D F, MANGINA E, et al. UAV bridge inspection through evaluated 3D reconstructions [J]. Journal of Bridge Engineering, 2019, 24 (4): 05019001.
- [32] HUMPE A. Bridge inspection with an off-the-shelf 360° camera drone [J]. Drones, 2020, 4 (4): 67.
- [33] AYELE Y Z, ALIYARI M, GRIFFITHS D, et al. Automatic crack segmentation for UAV-assisted bridge inspection [J]. Energies, 2020, 13 (23): 6250.
- [34] MU Z H, QIN Y, YU C C, et al. Adaptive cropping shallow attention network for defect detection of bridge girder steel using unmanned aerial vehicle images [J]. Journal of Zhejiang University: Science A, 2023, 24 (3): 243-256.
- [35] DORAFSHAN S, THOMAS R J, MAGUIRE M. Fatigue crack detection using unmanned aerial systems in fracture critical inspection of steel bridges [J]. Journal of Bridge En-

- gineering, 2018, 23 (10): 04018078.
- [36] PEPI C, CAVALAGLI N, GUSELLA V, et al. An integrated approach for the numerical modeling of severely damaged historic structures: Application to a masonry bridge [J]. Advances in Engineering Software, 2021, 151: 102935.
- [37] LIU C Y, CHOU J S. Bayesian-optimized deep learning model to segment deterioration patterns underneath bridge decks photographed by unmanned aerial vehicle [J]. Automation in Construction, 2023, 146: 104666.
- [38] BAKER A C, RAPP R R, ELWAKIL E, et al. Infrastructure assessment post-disaster: Remotely sensing bridge structural damage by unmanned aerial vehicle in low-light conditions [J]. Journal of Emergency Management, 2020, 18 (1): 27-41.
- [39] PEEL H, LUO S, COHN A G, et al. Localisation of a mobile robot for bridge bearing inspection [J]. Automation in Construction, 2018, 94: 244-256.
- [40] SUTTER B, LELEVÉ A, PHAM M T, et al. A semi-autonomous mobile robot for bridge inspection [J]. Automation in Construction, 2018, 91: 111-119.
- [41] JIANG S, ZHANG J. 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.
- [42] NGUYEN S T, LA H M. A climbing robot for steel bridge inspection [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2021, 102 (4): 75.
- [43] CHO K H, JIN Y H, KIM H M, et al. Multifunctional robotic crawler for inspection of suspension bridge hanger cables: Mechanism design and performance validation [J]. ASME Transactions on Mechatronics, 2017, 22 (1): 236-246.
- [44] 宋佳玲, 刘爱荣, 周浩翔, 等. 水下机器人在桥梁检测中的应用及其抗流性技术综述[J]. 世界科技研究与发展, 2023, 45(3): 365-382.
- SONG Jia-ling, LIU Ai-rong, ZHOU Hao-xiang, et al. Applications of ROV for underwater inspection of bridge structures and review of its anti-current technologies [J]. World Sci-Tech R & D, 2023, 45 (3): 365-382.
- [45] LE K, TO A, LEIGHTON B, et al. The SPIR: An autonomous underwater robot for bridge pile cleaning and condition assessment [C] // IEEE. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). New York: IEEE, 2020: 1725-1731.
- [46] 李泽荣, 刘爱荣, 陈炳聰, 等. 基于融合图像增强与改进YOLOv7 算法的桥梁水下结构缺陷识别[C]//陆新征. 第 32 届全国结构工程学术会议. 赣州: 中国力学学会结构工程专业委员会, 2023: 435-442.
- LI Ze-rong, LIU Ai-rong, CHEN Bing-cong, et al. Bridge underwater structural defects detection based on fusion image enhancement and improved YOLOv7 [C] // LU Xin-zheng. The 32nd National Structural Engineering Academic Conference. Ganzhou: Structural Engineering Professional Committee of Chinese Mechanics Society, 2023: 435-442.
- [47] WANG H F, ZHAI L, HUANG H, et al. Measurement for cracks at the bottom of bridges based on tethered creeping unmanned aerial vehicle [J]. Automation in Construction, 2020, 119: 103330.
- [48] SALEEM M R, PARK J W, LEE J H, et al. Instant bridge visual inspection using an unmanned aerial vehicle by image capturing and geo-tagging system and deep convolutional neural network [J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20 (4): 1760-1777.
- [49] PENG X, ZHONG X G, ZHAO C, et al. The feasibility assessment study of bridge crack width recognition in images based on special inspection UAV [J]. Advances in Civil Engineering, 2020, 2020: 8811649.
- [50] 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.
- [51] IKEDA T, MINAMIYAMA S, YASUI S, et al. Stable camera position control of unmanned aerial vehicle with three-degree-of-freedom manipulator for visual test of bridge inspection [J]. Journal of Field Robotics, 2019, 36 (7): 1212-1221.
- [52] TALEBI S, WU S, AL-ADHAMI M, et al. The development of a digitally enhanced visual inspection framework for masonry bridges in the UK [J]. Construction Innovation, 2022, 22 (3): 624-646.
- [53] PAINE D P, KISER J D. Aerial photography and image interpretation [M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2012.
- [54] HEPP B, NIEßNER M, HILLIGES O. Plan3D: Viewpoint and trajectory optimization for aerial multi-view stereo reconstruction [J]. ACM Transactions on Graphics, 38 (1): 1-17.
- [55] WANG F, ZOU Y, DEL REY CASTILLO E, et al. Automated UAV path-planning for high-quality photogrammetric 3D bridge reconstruction [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2022: 1-20.
- [56] SHANG Z X, BRADLEY J, SHEN Z G. A co-optimal coverage path planning method for aerial scanning of complex structures [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 158: 113535.
- [57] HIDAKA K, FUJIMOTO D, SATO K. Autonomous adaptive flight control of a UAV for practical bridge inspection using multiple-camera image coupling method [J]. Journal of Robotics and Mechatronics, 2019, 31 (6): 845-854.
- [58] FENG C Q, LI B L, LIU Y F, et al. Crack assessment using multi-sensor fusion simultaneous localization and mapping (SLAM) and image super-resolution for bridge inspection [J]. Automation in Construction, 2023, 155: 105047.
- [59] PREWITT J. Object enhancement and extraction, picture processing and psychopictorics [M]. New York: Academic, 1970.

- [60] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8 (6): 679-698.
- [61] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9 (1): 62-66.
- [62] NIBLACK W. An introduction to digital image processing [M]. Copenhagen: Strandberg Publishing Company, 1985.
- [63] LI Q Q, ZOU Q, ZHANG D Q, et al. FoSA: F\* seed-growing approach for crack-line detection from pavement images [J]. Image and Vision Computing, 2011, 29 (12): 861-872.
- [64] ZHANG A, LI Q J, WANG K C P, et al. Matched filtering algorithm for pavement cracking detection [J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2013, 2367 (1): 30-42.
- [65] WANG K C P, LI Q, GONG W G. Wavelet-based pavement distress image edge detection with  $\alpha$  trous algorithm [J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2007, 2024 (1): 73-81.
- [66] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C] // IEEE. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). New York: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [67] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN [C] // IEEE. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). New York: IEEE, 2017: 2961-2969.
- [68] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C] // IEEE. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York: IEEE, 2015: 3431-3440.
- [69] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C] // LEIBE B, MATAS J, SEBE N, et al. Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [70] JOCHER, G. YOLOv5 by ultralytics [EB/OL]. (2020-05-2023-07-03). <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [71] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C] // NAVAB N, HORNEGGER J, WELLS W M, et al. Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [72] LIU Z, LIN Y T, CAO Y, et al. Swin Transformer: Hierarchical Vision Transformer using Shifted Windows [C] // IEEE. 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). New York: IEEE, 2021: 10012-10022.
- [73] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C] // IEEE. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York: IEEE, 2017: 2117-2125.
- [74] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [C] // ACM. Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: ACM, 2017: 6000-6010.
- [75] 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.
- [76] WAN H F, GAO L, YUAN Z D, et al. A novel transformer model for surface damage detection and cognition of concrete bridges [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213: 119019.
- [77] 郑德华,沈云中,刘春.三维激光扫描仪及其测量误差影响因素分析[J].测绘工程,2005,14(2):32-34,56.  
ZHENG De-hua, SHEN Yun-zhong, LIU Chun. 3D laser scanner and its effect factor analysis of surveying error [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2005, 14 (2): 32-34, 56.
- [78] MOHAMMADI M, RASHIDI M, MOUSAVI V, et al. Application of TLS method in digitization of bridge infrastructures: A path to BrIM development [J]. Remote Sensing, 2022, 14 (5): 1148.
- [79] 高翔,张涛,刘毅,等.视觉SLAM十四讲:从理论到实践[M].北京:电子工业出版社,2017.  
GAO Xiang, ZHANG Tao, LIU Yi, et al. Fourteen lectures on visual SLAM: From theory to practice [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2017.
- [80] LIU Y F, CHO S, SPENCER B F J, et al. Concrete crack assessment using digital image processing and 3D scene reconstruction [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2016, 30 (1): 04014124.
- [81] PENG X, ZHONG X G, ZHAO C, et al. A UAV-based machine vision method for bridge crack recognition and width quantification through hybrid feature learning [J]. Construction and Building Materials, 2021, 299: 123896.
- [82] MARCHEWKA A, ZIÓŁKOWSKI P, AGUILAR-VIDAL V. Framework for structural health monitoring of steel bridges by computer vision [J]. Sensors, 2020, 20 (3): 700.