

基于数字图像技术的桥梁裂缝检测综述

杨国俊^{1,2}, 齐亚辉¹, 石秀名¹

(1. 兰州理工大学 土木工程学院, 兰州 730050; 2. 招商局重庆交通科研设计院有限公司 桥梁工程结构动力学国家重点实验室, 重庆 400067)

摘要:传统的桥梁裂缝检测主要基于人眼识别,检测效率、精度低,而且人眼识别存在受光照影响大、桥塔、高墩等高空位置无法检测及主观性强的问题。近年来,国内外诸多学者为了解决上述问题,研发了许多基于数字图像技术的桥梁裂缝检测设备,像搭载高清相机的桥梁检测车、无人机、爬墩机器人等。同时,拥有高效、高精度的裂缝检测算法更是裂缝检测的基础,如何权衡检测速度与精度一直也是众多学者研究的热点问题之一。本文就近年来国内外基于数字图像技术的桥梁裂缝检测设备、相机的搭载平台与标定方法、预处理算法、传统检测算法、深度学习算法、裂缝特征计算、图像拼接算法以及裂缝的三维输出与监测等方面展开综合评述。此外,对研究过程中存在的不足进行了总结,并从桥梁裂缝检测方法、裂缝三维表达、裂缝的监测跟踪管理和桥梁刚度损失评价及预警等方面进行了展望。

关键词:桥梁工程;裂缝识别;图像处理;卷积神经网络;深度学习;智能检测

中图分类号:U446.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2024)02-0313-20

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20221475

Review of bridge crack detection based on digital image technology

YANG Guo-jun^{1,2}, QI Ya-hui¹, SHI Xiu-ming¹

(1. School of Civil Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 2. State Key Laboratory of Bridge Engineering Structural Dynamic, China Merchants Chongqing Communications Technology Research & Design Institute Co., Ltd., Chongqing 400074, China)

Abstract: As one of the important contents of bridge health detection, crack detection reflects the stress and damage state of bridge structure. The traditional bridge crack detection is mainly based on human eye recognition, of which efficiency and accuracy are both low. Moreover, the human eye recognition has the following problems such as effected greatly by illumination, incapability to detect in some high-altitude positions like bridge towers and high piers and strong subjectivity. In recent years, many scholars at home and abroad have developed many bridges crack detection equipment based on digital image technology to solve the above problems, such as bridge detection vehicles equipped with high-definition cameras, drones, and climbing robots. Meanwhile, the efficient and high-precision crack detection algorithm is the basis of crack detection. How to balance the detection speed and accuracy has always

收稿日期:2022-11-18.

基金项目:甘肃省科技计划项目(22JR5RA250);国家自然科学基金项目(51808274,52168042);中国博士后科学基金项目(2019M653897XB).

作者简介:杨国俊(1988-),男,副教授,博士.研究方向:隧道式锚碇的力学特性.E-mail:yanggj403@163.com

been one of the hot issues studied by many scholars. In this paper, the bridge crack detection equipment based on digital image technology, the platform and calibration method of camera, preprocessing algorithm, traditional detection algorithm, deep learning algorithm, crack feature calculation, image stitching algorithm and three-dimensional output and monitoring of cracks are reviewed. In addition, summaries to deficiencies in the study and prospects the bridge crack detection method, crack three-dimensional expression, crack monitoring and management, bridge stiffness loss evaluation and early warning for the future development trend.

Key words: bridge engineering; crack identification; image processing; convolutional neural network; deep learning; intelligent detection

0 引言

目前,我国公路总里程已达到528万公里,截止2022年末,我国公路桥梁数量已超过103万座,高铁桥梁累计长度超过1万公里,形成了以高速公路为骨架、普通干线为脉络、农村公路为基础的全国公路网,在综合交通运输体系中发挥着重要作用。维护好这些规模庞大的公路桥梁设施,加强对其养护管理工作意义重大。而裂缝是混凝土受力性能试验的关键指标,也是桥梁健康检测的重要内容之一。裂缝检测结果可以直观地反映混凝土结构的损伤程度,也可以反映出大部分结构病害的早期表现。同时裂缝会导致保护层脱落,使得钢筋锈蚀,降低结构的耐久性,直接影响混凝土结构的强度和稳定性,严重的贯穿性裂缝可直接导致结构严重损伤,对结构的安全性能造成极大的危害^[1]。对于桥梁结构,定期的裂缝检测和裂缝跟踪监测通常能揭示桥梁结构的受力机理,同时也可以评估桥梁的刚度损失和剩余承载力。

传统的桥梁裂缝检测主要是基于人工检测,检测的效率和精度低,且受检测人员、检测仪器双重影响,导致检测结果因人而异,难以将裂缝量化。而且人眼识别存在受光照影响大、桥塔和高墩等高空位置无法检测、部分位置容易漏检的问题,同时难以将检测数据直观地表示。上述弊端导致现有的人工检测在经济、效率、精度、数据管理等方面都无法满足数量庞大的桥梁裂缝检测要求。

近年来,随着计算机技术的发展,很多学者利用图像处理和机器学习算法检测桥梁结构的损伤。而随着深度学习技术(Deep learning)在计算机视觉领域的快速发展,诸多学者将其引入桥梁裂缝检测,使检测精度显著提升,同时免去了传统

图像处理方法繁琐的预处理步骤。相比于人工检测,基于数字图像技术的检测结果更加准确,效率更高,可以对裂缝检测结果量化。同时可以利用无人机搭载相机代替人工进行高空检测等,极大提高了检测的安全性和经济效益。

1 相机搭载和标定

1.1 相机搭载平台

钟新谷等^[2]提出了利用无人机搭载云台和激光测距仪对桥梁表面进行检测,验证了利用无人机检测桥梁裂缝的可行性,如图1所示; Sanchez-Cuevas等^[3]对无人机进行了改进,使其可以紧贴桥梁底部进行表观病害检测,同时可以结合全站仪检测桥梁挠度和形变; Jang等^[4]提出了一种基于环形爬壁机器人的高空桥墩裂缝自动评估技术。如图2所示,由多个摄像机、攀爬机器人和控制计算机组成的环形攀爬机器人系统。通过在近距离条件下沿目标桥墩空间移动扫描,可以连续获得高质量的原始图像,再进行图像拼接和裂缝特征识别计算。Leibbrandt等^[5]研发出了一种轮式涡流吸附机器人,可以吸附在桥梁底部进行裂缝等损伤检测,如图3所示;秦海伟^[6]提出了一种携



图1 机器人桥梁检测系统

Fig. 1 Robotics bridge-inspection system



图2 桥墩攀爬机器人对桥墩进行裂缝检测

Fig. 2 Pier climbing robot detects the cracks of the pier



图3 带有轮式电极传感器的攀爬机器人

Fig. 3 Climbing robot with wheel electrode sensor

带高清摄机、测距传感器的导轨机械平台,实现了图像采集系统载重量大、运行平稳、续航时间长,又

保证了图像采集系统运行的安全性。Liu等^[7]提出了一种基于无人机的数字图像桥墩裂缝评估方法,并进行了三维场景重建,如图4所示;Xie等^[8]开发了一种新的基于车辆的机器人检测系统,可以自动捕获数千张底面图像,只需一组高分辨率工业摄像机,然后将其拍摄的照片拼接成一幅合成图像进行裂缝提取,其结合了二维图像点特征和线特征减少图像的漂移,如图5所示;谢文高等^[9]提出了搭载高清摄像头的水下机器人检测方法,为传统桥梁水下部分的检查只能依靠人工下潜摸查提供了新的方式,如图6所示。

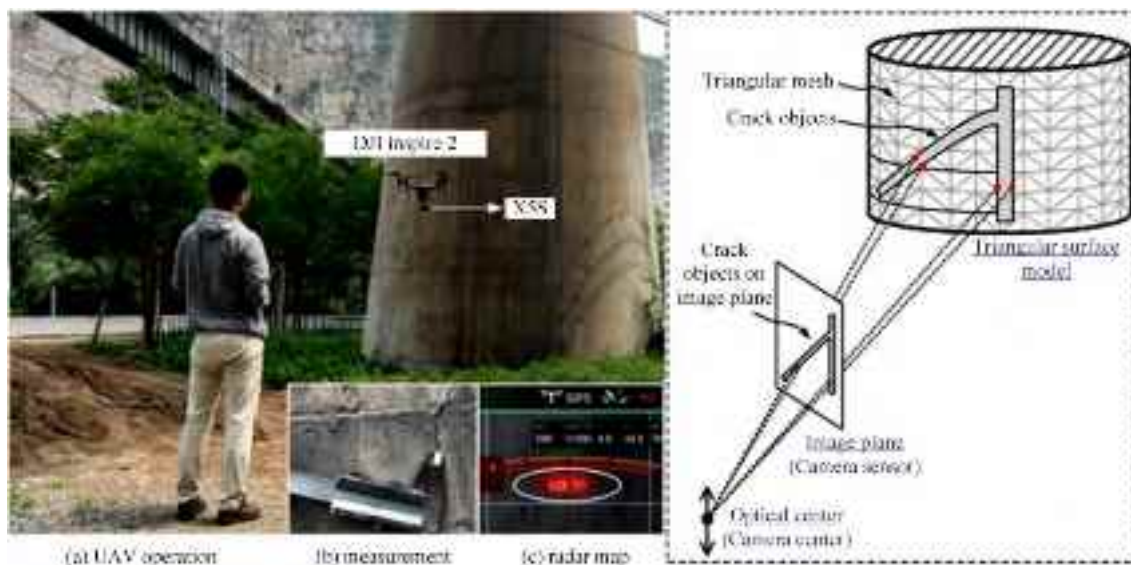


图4 采用无人机对桥墩裂缝进行检测

Fig. 4 UAV is used to detect pier cracks

除上述设备外,还有基于手持式、固定位置的数字图像检测设备,但存在自动化程度低、精度低等缺点。无人机轻巧灵活,适用于检测桥塔、异形构件及其他复杂位置。但无人机在检测过程中频繁移动,因此缩放参数也在不断变化,且难以确保无人机上的摄像头在检查过程中与结构表面平行,从而导致视角倾斜,引起裂缝测量误差。而基于固定距离的设备适用于梁底、桥墩等截面变化较小的构件,且不需要考虑由于相机倾斜及采集

距离变化引起的误差,在实际工程中还需根据现场情况结合不同设备进行检测。

1.2 相机标定

相机的标定是通过寻找对象在图像与现实世界的转换数学关系,找出其定量的联系,从而实现从图像中测量出实际数据的目的。相机成像模型可以简单地用针孔模型表示,如图7所示。

真实的相机成像过程要比理想的针孔模型更加复杂,要想准确获取相机成像过程中的几何关

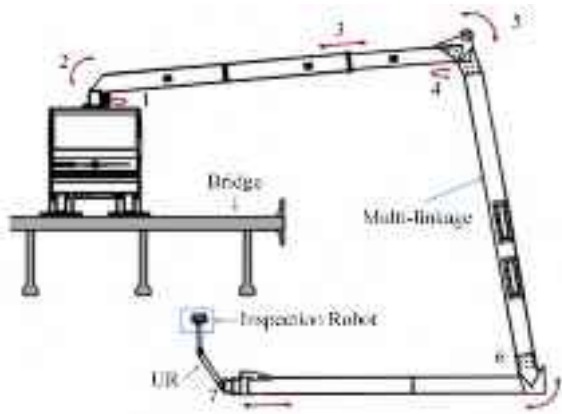


图5 搭载相机组的桥梁检测车

Fig. 5 Bridge detection vehicle with camera group



图6 双目水下机器人

Fig. 6 Binocular underwater vehicle

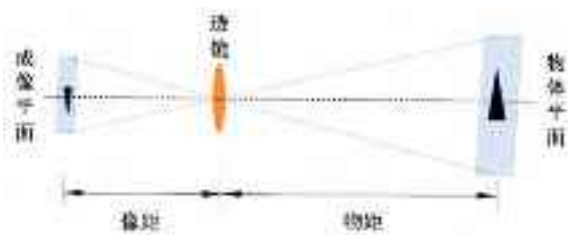


图7 相机成像模型示意图

Fig. 7 Schematic diagram of camera imaging model

系,必须在针孔模型的基础上对透镜的非线性畸变进行修正计算。目前而言,相机的标定方法有传统方法和智能方法。

传统相机标定主要有基于参照物的标定法、主动视觉标定法、自标定法。基于参照物的标定法主要参照物是棋盘格等标定板,张氏标定法是这类标定法的经典代表^[10];主动视觉标定法通过人为控制相机或目标物做特殊运动标定相机,经典方法有基于纯旋转运动的标定^[11]、基于三正交平移运动的标定等^[12];相机自标定方法无须设置参照物或控制相机运动,而是基于多张图像对应点的几何约束关系求解相机基本矩阵^[13,14],主要包括直接求解 Kruppa 方程、分层逐步标定方法等^[15]。表1总结了传统标定方法的优缺点。

随着人工智能的快速发展,智能化相机标定方

表1 传统相机标定方法

Table 1 traditional camera calibration method

标定方法	优点	缺点	常用方法
传统相机标定法	可使用于任意的相机模型、精度高	需要标定板、结果受标定板精度影响	Tsai 两步法、张氏标定法
主动视觉相机标定法	算法简单、鲁棒性高	成本高、设备昂贵	主动系统控制相机做特定运动
相机自标	灵活性强、可在线标定	精度低、鲁棒性差	分层逐步标定、基于 Kruppa 方程

法被提出,主要是基于神经网络的标定方法。Wen等^[16]将前馈人工神经网络与传统标定方法结合,校正了传统模型的误差,最终使得精度提升了两倍;Jin等^[17]在校准过程中引入了相机与参照物之间的角度,提出了一种基于角点检测和人工神经网络相结合的标定方法;Ding^[18]将误差反向传播网络引入相机标定,利用交点信息建立训练集训练神经网络模型,减小了深度测量误差;胡志新等^[19]利用BP神经网络标定双目相机,改善了标定收敛速度慢、容易陷入局部最优解等问题。但智能标定方法也存在鲁棒性低、数据集缺乏、精度受限于数据集等缺点。除此之外还有其他误差修正方法,钟新谷等^[2]通过搭载三点激光测距仪计算待测面与相机平面的倾角,对由于相机倾斜导致的误差进行了修正。而为了避免复杂的相机标定过程以及其带来的精度损失。丁威等^[20,21]提出了新的标定思路,通过云台相机以不同的距离和角度拍摄标定板,结合线性插值,得到拍摄图像的全场尺度,可在没有参照标记物的情况下实现混凝土裂缝的准确检测和量化。并提出了基于激光虚拟标尺的硬件设计和理论,可绕过相机坐标系和图像物理坐标系,直接获得世界坐标系到图像坐标系的映射关系进行测量。

2 图像预处理

主梁与桥墩表面可能会有光照不均,水渍,污点,模板印记等,这些因素严重影响桥梁裂缝的提取,所以要对图像进行预处理操作,以减少这些不良因素的影响。常见的预处理操作包括滤波降噪和图像增强。目前,基于深度学习的裂缝识别算法不需要对图像预处理。

2.1 图像降噪

图像降噪是图像处理的重要步骤,很多学者就各种滤波算法在混凝土表面的去噪效果做了对比^[22]。将桥梁裂缝检测常用的去噪算法做简要对比,如表2所示。

表 2 常见的桥梁裂缝检测去噪算法对比

Table 2 Comparison of common bridge crack detection denoising algorithms

名称	描述	优点	缺点
均值滤波 ^[26]	线性滤波器,用邻域像素的均值代替中心像素值	方法简单,计算速度快,在去除高斯噪声上表现较好	去噪过程中,会造成图像一定程度的细节损坏,使图像变得模糊
中值滤波 ^[27-32]	非线性滤波器,用邻域像素的中值代替中心像素值,减少图像模糊程度,在此基础上进一步衍生出了自适应中值滤波器等	在去除椒盐噪声、脉冲噪声的同时又能保留图像细节	对结构复杂的图像在去除噪声的过程中,会损失图像的细节,破坏图像的几何结构
高斯滤波	线性滤波器,对邻域像素进行加权平均,在平滑噪声的同时保持图像原本的灰度分布结构特征,在此基础上进一步发展出双边滤波器	对于服从正态分布的噪声有很好的抑制效果,可以很好地降低图片噪声,保留更多的图像细节	去噪的同时也会使得图像变得模糊,对椒盐噪声作用较小
形态学滤波	从传统的形态学开闭运算的角度出发,设计的一种基于形态学原理的滤波方法,如开闭运算、顶帽变换等	可以消除一些小的像素点,且在不改变物体形状的前提下对图像进行平滑操作	对于较大的噪点无法去除
双边滤波 ^[33]	通过考虑距离因素和像素值差异的影响,使其在去噪的同时,能够很好地保留图像的特征信息	对于噪声不集中、细节较多的图像,能够很好地保护细节信息	去噪的同时,会移除图像纹理,并且会保留图像中的阴影
小波变换	对图像进行多次小波变换,然后将低频信息滤除并对高频信息进行平滑滤除噪声,最后通过逆变换重构原始图像以实现对图像的滤波处理	能够保留图像的频率信息,同时也保留了图像的空间信息	方向性较弱,只能捕捉有限的方向信息,不包含高阶的各向异性因素
连通域去噪	通过设置阈值大小,剔除小于阈值的连通域	可以去除较大的噪点	阈值需要按人为经验设置,且不能去除面积跟裂缝相近的噪点
基于特征去噪	裂缝一般具有明显的线形特征,可将长度小于阈值或者长宽比不满足裂缝特征的去除	可以去除非线形噪点,适用于裂缝去噪	不能去除线形特征较强噪点

2.2 图像增强

图像增强可以减少光照不均匀以及阴影的影响。还可以增强裂缝与背景区域的对比度,提高后续裂缝提取的准确率。

(1)Mask 匀光法

Mask 匀光法又称模糊正像匀光法,它是针对光学像片的晒印原理提出的^[23,24]。按照 Mask 匀光原理,对于光照不均匀的影像可以采用如下数学公式进行描述:

$$B(x,y)=A(x,y)-C(x,y) \tag{1}$$

式中: $A(x,y)$ 表示光照不均匀的影像,即原始影

像; $B(x,y)$ 表示理想条件下受光均匀的影像; $C(x,y)$ 表示背景影像。

(2)直方图均衡化

如图 8 所示,直方图均衡化是一种简单常用的图像增强技术,通过改变图像的直方图去改变图像中各像素的灰度值,主要用于增强动态范围较小的图像的对比度^[25]。

(3)灰度拉伸

灰度拉伸可以拉伸某段灰度区间从而改善输出图像。其作用是将原图灰度集中在较暗的区域进行拉伸,将灰度集中在较亮的区域进行压缩,以达到改善图像质量的目的,如图 9 所示。

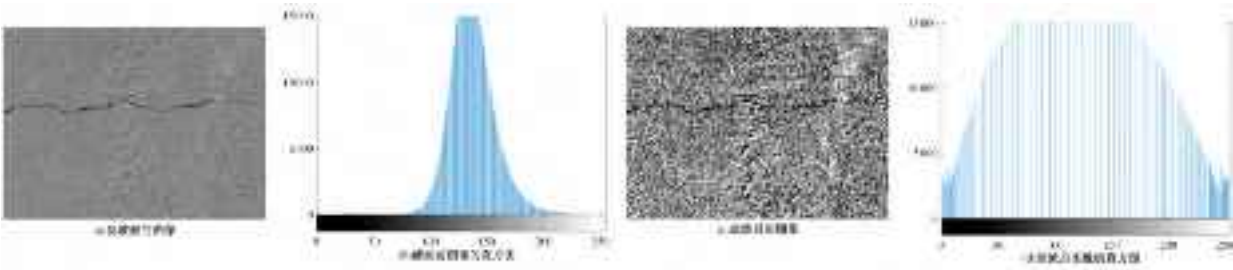


图 8 直方图均衡化效果

Fig. 8 Histogram equalization effect

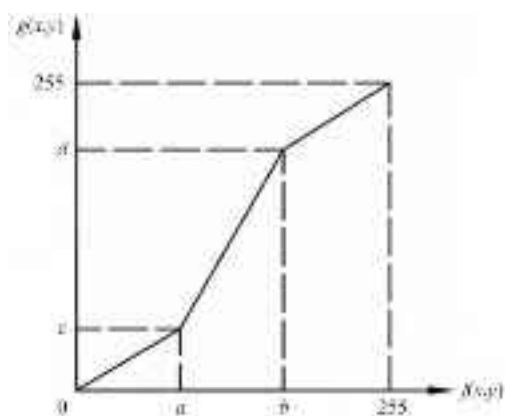


图9 分段灰度拉伸图

Fig. 9 Segmented gray stretch

3 图像拼接

由于最小可测裂缝尺寸与待测结构大尺度之间的矛盾及图像边缘畸变较大的问题,图像采集每次只能采集到待测结构一小块区域。而以往很多学者都是基于局部短裂缝图像进行研究。因此,利用图像拼接技术将采集到的图像拼接成全景图,对后续长裂缝的计算输出与桥梁底部等部位大面积的实景表达开辟了新思路。在实际的图像拼接中,主要包含两项内容:图像配准和图像融合。精确的图像配准算法可以使两幅图像完整的拼接起来,而采用良好的图像融合算法可以消除由于光照、拍摄时间等曝光差异产生的拼接痕迹。

3.1 图像配准方法

常用的图像配准算法主要有基于灰度的图像配准算法、基于变换域的配准算法和基于特征的配准算法三种。基于灰度的配准方法实现简单,但计算量大,不考虑图像的空间信息,应用范围有限。基于变换域的配准算法在平移、旋转等变换中表现较好,但当图像进行复杂变换时表现不佳。所以下面主要介绍基于特征的配准方法^[34,35]。

SIFT算法因为具有局部特征提取、其独特性好、信息量大等特点,其对图像的平移、缩放、旋转、投影变换、噪声、光照等影响有较强的适应性,因而被广泛用于图像拼接方面。SIFT算法的基本步骤为尺度空间极值检测、关键点定位、关键点方向确定、关键点描述。瞿中等^[36]提出了基于SIFT特征进行图像拼接的改进算法;Bay等^[37]提出了SURF算法,相比SIFT算法其计算量小、运行速度更快,但旋转和尺度变化上效果较差;Juan等^[38]比较了SIFT、PCA-SIFT和SURF算子,验证了3种算法各项性能的优劣;金萍萍^[39]分

析了FAST算法、Susan算法以及ST算法3种经典特征检测算法,并提出了改进的FAST算法,如图10所示。

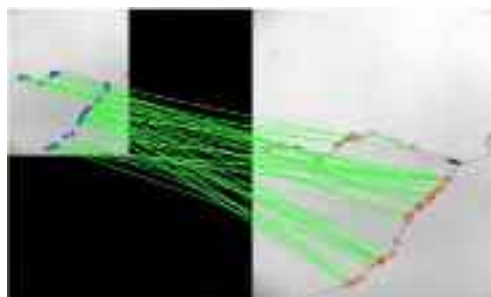


图10 改进的FAST算法

Fig. 10 Improved FAST algorithm

3.2 图像融合

(1)最优拼接缝

受相机搭载平台和外界条件的影响,拍摄的相邻两幅图像间可能会存在物体位移等情况,会使图像融合结果出现鬼影现象。解决该问题最有效的方法就是寻找一条最优拼接缝以避免重叠部分内容不一致的信息。

目前用于图像最优拼接缝搜索的主要是动态规划技术^[40-42],即在两幅图像重叠部分中寻找具有相似性的某些子区域,然后选择相似性差异最小的拼接缝作为最优拼接缝。

(2)图像融合算法

图像的融合分像素级融合、特征级融合^[43]、决策级融合^[44,45]。像素级融合又分为基于多分辨率分析方法和基于非多分辨率分析方法两类。基于多分辨率分析方法包括金字塔图像融合技术^[46,47]和基于小波的图像融合技术^[48]两类;基于非多分辨率分析的算法一方面包含了线性加权平均法^[49]、PCA变换融合法^[50]、IHS变换融合法^[51]等传统简单图像融合方法,另一方面也包含了像基于模糊理论^[52]、神经网络^[53]等融合方法。

3.3 全景拼接

全景拼接就是将同一场景中拍摄的具有重叠区域的区域图像拼接成一幅完整的整体图像。传统的图像拼接方法是以第一幅图像为参考图像,将后续图像按序列都对齐在第一幅图像的坐标下。那么在拼接图像的过程中,每次新输入的图像拼接完毕,拼接好的图像将重新被确定为新的参考图像,致使参考图像的尺寸越来越大,计算冗余。另一方面,每次拼接完成

后,拼接结果将以新的参考图像加入到下一次的拼接过程中,因此匹配误差也被累积到下一次拼接过程中,导致匹配误差越来越大,使得拼接效果显著降低。

鉴于传统图像拼接方法在拼接多张图像时误差较大,林嗣鹏^[54]提出了基于动态规划的全景图拼接算法,该算法不再以上一次的拼接结果作为参考与新输入的图像进行拼接,而是预先对所有相邻图像进行配准,求得单应性变换矩阵集合,得到任意一张图像到参考图像的变换矩阵再进行拼接;瞿中等^[55]提出了基于预估重叠区域的全景图像拼接算法,其基本原理是先将图像进行二值化和中值滤波等预处理操作,然后按列将像素点分组,再依次计算两张图像对应组的方差,选取方差最小的组作为拼接依据;于利存等^[56]提出了一种混凝土桥梁裂缝从匹配、拼接、融合到合并的解决方法,实现裂缝图像的快速无缝拼接。吴俊杰^[57]将裂缝局部图像进行了拼接,使得检测者可以对裂缝的走向、类型及发展态势有整体的把握,且拼接图可以作为一个裂缝信息的载体,如图11所示。



图11 裂缝拼接示意图

Fig. 11 Crack splicing diagram

目前大部分学者的研究都是基于局部裂缝进行,然而由于裂缝的延展性,一张图像通常难以完全展示裂缝的全貌。对于长裂缝,实现全景图的拼接就可将其完整地测量并标记。而好的拼接及融合算法是后续裂缝精准计算及管理的关键。

4 裂缝的识别和分割

裂缝的识别和分割是裂缝检测技术的核心所在,精准的识别分割将会为后续裂缝特征的精确计算打下良好的基础。而所有识别和分割算法主要分为两类:机器学习算法和其他算法。下面就将常见的裂缝识别分割算法及最新研究成果做简要概括。

4.1 机器学习算法

机器学习算法主要包括传统机器学习算法和深度学习算法。传统机器学习按照数据的使用方

式可以分为3大类:监督学习(决策树、支持向量机等)、无监督学习(K-Means聚类等)和强化学习。而深度学习作为机器学习的分支之一,主要是通过搭建深层神经网络进行复杂知识的学习,是目前裂缝检测与分割的主流算法,应用广泛。

4.1.1 传统机器学习算法

传统机器学习算法在裂缝检测上的应用主要包括SVM、K-Means聚类算法及随机森林算法等。王睿等^[58]根据RBF-SVM算法建立自动判别模型,高效实现裂缝识别;Shi等^[59]提出了一种基于随机结构森林的裂缝检测框架,改善了裂缝强度不均匀情况下模型的检测性能;廖延娜等^[60]采用改进的YOLOv3网络,并提出K-Means聚类算法解决了原Anchor尺寸不适应于桥梁裂缝的问题;Sheng等^[61]以裂缝图像、颜色、梯度、纹理作为输入特征,训练了一种基于决策树的裂缝识别方法,并验证了其有效性。目前而言,传统机器学习算法在目标检测与分割方面都不如深度神经网络,且传统机器学习算法需要结合图像处理算法才能达到较好的效果。

4.1.2 深度学习算法

1986年,深度学习一词被引入机器学习,后来在2012年时AlexNet夺得ILSVRC分类任务冠军,拉开了卷积神经网络统治图像领域的序幕。深度学习模型都是由多个层组成,以学习具有多个抽象层次的数据特征,其与传统的目标检测方法不同,不需要对图像进行预处理操作,而是通过大量学习样本,自动提取目标特征。基于深度学习的裂缝检测算法主要分为图像分类算法、目标检测算法、图像分割算法。总体而言,都是先通过卷积层提取特征,再加入分类、识别或者分割模块明确模型的具体任务,如图12所示。

韩晓健等^[62]用局部阈值分割神经网络提取

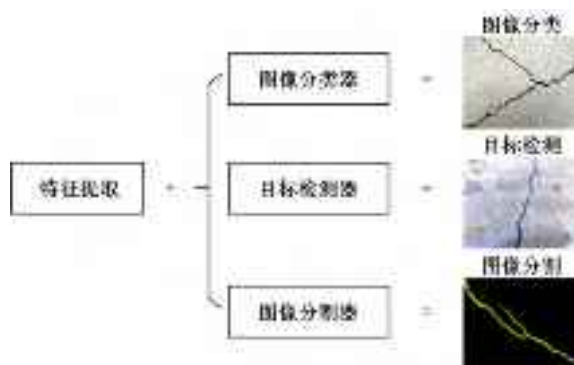


图12 卷积神经网络检测裂缝

Fig. 12 Convolutional neural network detects cracks

裂缝;孟诗乔等^[63]将卷积神经网络模型进行了优化,用于识别裂缝区域并实现了像素级语义分割,提高了原本模型的识别准确率;杨杰文等^[64]提出了一种结合 U-Net 和 Haar-like 的深度学习算法,通过与其他网络模型比较,证明了该算法的有效性;朱苏雅等^[65]提出一种基于 U-Net 卷积网络的像素级裂缝检测方法,利用浅层网络和深层网络相叠加的方法,解决了传统裂缝检测丢失细节信息、宽度信息获取困难等问题;余加勇等^[66]引入了 Mask R-CNN 网络,建立并训练了 Mask R-CNN 裂缝识别模型,采用滑动窗口扫描混凝土表面图像,实现了裂缝的自动化检测。然后,又结合 YOLOv5 和 U-Net3+ 算法,提出了一体化桥梁裂缝智能检测方法^[67]。谭国金等^[68]通过增加的 YOLOF 模块与 ResNet 模块,改进了 DeepLabv3+ 模型,使之精度相比原本模型有较大提升;张振海等^[69]结合深度学习与传统方法,先将图像滤波处理,然后将裂缝图像分割为许多小块,最后通过基于 Mobile-Net V2 网络改进而来的模

型进行分类,以此实现裂缝的准确识别。

图像分类算法主要是卷积神经网络算法和传统的 SVM 及随机森林等算法;目标检测算法分为单阶段目标检测算法与双阶段目标检测算法。单阶段目标检测算法不包含候选区域生成过程,可以直接得到目标的分类和位置。如 YOLO^[70]、SSD^[71]等。因此,从性能上而言,单阶段目标检测器计算速度更快,可以做到实时检测,但精度较双阶段目标检测器较差。双阶段目标检测法分为两步,首先通过专门模块生成候选框,然后寻找前景及调整边界框。双阶段目标检测法精度明显高于单阶段算法,但是检测速度慢,不适合实时检测。如 Faster R-CNN^[72]、Mask R-CNN 等;图像分割算法本质就是将每个像素进行分类,主要有 FCN^[73]、U-Net^[74](见图 13)、deeplabv3+ 等。物体检测的发展始终围绕着速度与精度两个指标,然而速度与精度通常不可兼得,精度的提升常伴随着计算量的增加。所以,如何权衡速度与精度也是非常值得研究的内容。

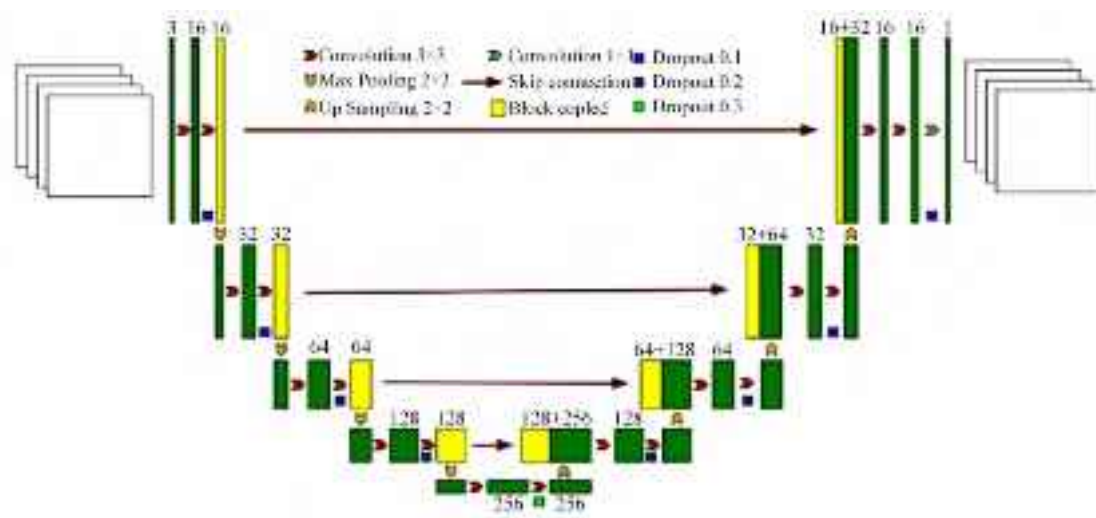


图 13 U-Net 结构

Fig. 13 U-Net structure

值得注意的是,深度学习模型的识别精度和鲁棒性与训练样本的丰富程度成正比,目前公开的桥梁表面裂缝数据集较少,而自己采集数据再标注又是一件极耗费时间的事情。所以,有学者将迁移学习等引入到了裂缝检测中。李良福等^[75]利用生成对抗网络对桥梁裂缝训练集进行扩增,提高了算法在复杂场景中的识别精度和泛化能力。王桂平等^[76]利用迁移学习训练桥梁裂缝识别模型,使得模型在小规模数据集上也能获得良好的检测效果。

目前,图像分类和目标检测算法都不能将裂缝从图像中直接提取出来,还需要结合上文中的图像分割算法才能完成裂缝的提取。全卷积神经网络可以实现像素级图像分割而且应用广泛。随着相机等硬件设备的提升,裂缝的像素级分割已经成为未来裂缝识别的发展趋势^[77]。且近年来,Transformer 在计算机视觉领域发展迅速,未来 Transformer 在裂缝检测上的应用同样值得关注。

下面将已公开且质量较好的桥梁和混凝土表面裂缝数据集进行了总结,如表 3 所示。

表 3 公开的桥梁裂缝数据集
Table 3 Open Source Bridge Crack Datasets

数据集名称	描述	应用领域
Aft_Original_Crack_DataSet_Second ^[78]	2 068 张 1 024×1 024 像素的桥梁裂缝图像,全部包含裂缝	语义分割及目标检测
Concrete Crack Images for Classification ^[79]	40 000 张 227×227 像素的混凝土表面裂缝图像,部分无裂缝	语义分割及图像分类
SDNET2018 ^[80]	56 092 张 256×256 像素的桥梁裂缝、缺损、孔洞图像,部分无裂缝	语义分割、目标检测及图像分类
Crack dataset ^[81]	6 069 张 224×224 像素的桥梁裂缝图像,全部包含裂缝	语义分割及图像分类
Deep Crack ^[82]	8 592 张 256×256 像素的混凝土表面裂缝图像	语义分割

4.2 其他传统算法

4.2.1 基于阈值的分割方法

阈值分割是常用的图像分割方法之一,其基本原理是基于一个或多个阈值将图像划分为若干类,将感兴趣的特征与背景像素分割开来。常见的阈值分割法有全局阈值分割法、迭代阈值分割法、Otsu 阈值分割法。如果在一幅图像进行阈值分割,设阈值为 T ,那么其分割后的二值图像可以表示为:

$$G(i, j) = \begin{cases} 255, & F(i, j) \geq T \\ 0, & F(i, j) < T \end{cases} \quad (2)$$

式中: $F(i, j)$ 为灰度图; $G(i, j)$ 为分割后的二值图像;0和255分别代表目标像素和背景像素。

阈值 T 的选取合理与否决定了图像分割效果,但是这个阈值 T 通常由经验得来。1979 年日本学者大津提出 OTSU 算法,也称最大类间差法^[83]。其被认为是图像分割中阈值选取的最佳算法,计算简单,自动化程度高,能够自动根据不同图像的灰度特征计算其阈值,因此在数字图像处理上得到了广泛的应用。方差是灰度分布均匀性的一种度量,背景和前景之间的类间方差越大,

说明构成图像的两部分的差别越大,当部分前景错分为背景或部分背景错分为前景都会导致两部分差别变小。因此,使类间方差最大的分割意味着错分概率最小。

对于复杂图像,采用单一阈值分割效果非常不理想。基于此,马丽莎^[25]提出了区域自适应阈值法,将图像划分为若干小块,然后采用 OTSU 算法对每个子块进行阈值分割,然后再将每个子块拼接起来;初秀明等^[84,85]在图像二值化中,先将图像划分为若干的子块,然后再根据这些子块的直方图特征将其划分为非裂缝子块和裂缝子块;Devi 等^[86]提出了一种能基于图像数据自动选择阈值的算法,通过对阈值 T 不断迭代从而找到满意的阈值。

4.2.2 边缘检测算法

由于裂缝图像中,裂缝边缘灰度会出现突变现象,边缘检测法主要是基于这种现象。利用一阶导数极值点和二阶导数零点确定边缘像素点。边缘检测算法通常都结合上述图像去噪、阈值分割算法使用。表 4 列举了几种常见的边缘检测算子。图 14 将这几种算法使用同一张裂缝图像在 Matlab 上进行了检测对比。

表 4 常见边缘检测算子比较
Table 4 Comparison of common edge detection operators

算子	优缺点比较
Roberts	对陡峭的低噪声的图像处理效果较好,当图像边缘接近正负 45°时,处理效果最佳,但使用 Roberts 算子提取的边缘线的比较粗,因此边缘定位不是很准确
Sobel	一阶导数算子,抗噪性能比较好,所以适用于噪声较多的图像,且该算子对边缘定位比较准确 ^[87,88]
Prewitt	对灰度渐变和噪声较多的图像处理效果较好
Log	二阶导数算子,结合了高斯和拉普拉斯算法,边缘检测受噪声影响较大,其适用于背景与裂缝明暗程度差距大且待测面上噪声较小的情况,该算法容易在灰度变化较小的区域检测出伪边缘
Canny	此方法不容易受噪声的干扰,能够检测到真正的弱边缘,该方法的优点在于使用双阈值分别检测强边缘和弱边缘,并且仅当弱边缘与强边缘相连时,才将弱边缘包含在输出图像中 ^[89]

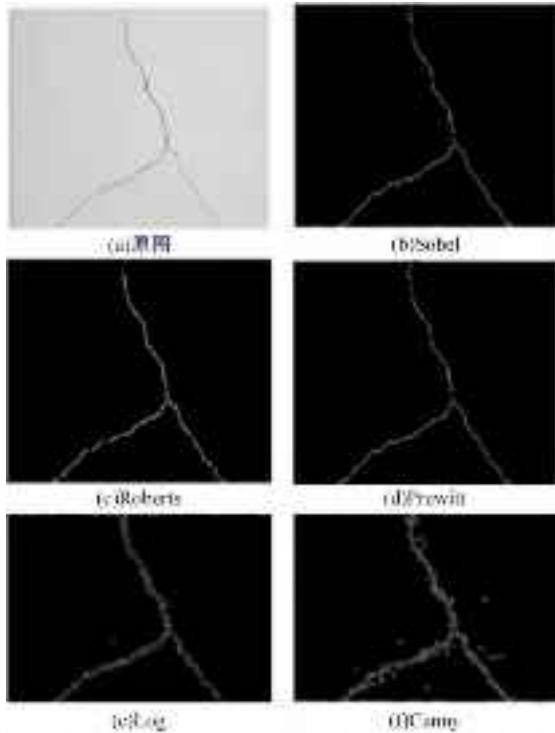


图14 5种边缘检测算法对比

Fig. 14 Comparison of 5 edge detection algorithms

4.2.3 渗流模型算法

经典的渗流模型研究的主要是一些平移不变格点图上的边渗流和点渗流。基于渗流模型的图像处理使用每个像素点的强度值代替概率,当渗流发生在局部区域时,仅是有联系且有相似度强度的像素点被渗流,最终形成一个聚类,然后根据渗流形成的聚类特征估计局部窗口的中心点像素,进而判断中心像素点是否位于裂缝上。若中心像素点属于连通区域,则渗流区域将线性生长;若中心像素点属于背景区域,则渗流区域将二维生长。

Yamaguchi等^[90]提出了一种基于渗流模型的裂缝检测方法,能有效检测简单裂缝,但不能对复杂裂缝进行精确检测,同时该算法耗时且需要较大的储存空间。为适应多种形状的裂缝并提高计算效率,Yamaguchi等^[91]在此基础上改进了该渗流算法,用可变窗口代替固定窗口进行渗流,用边缘检测和渗流模型相结合的方法检测裂缝。但是,在边缘检测时存在噪声被误检为裂缝的情况,且计算时间复杂度高。针对此问题,Yamaguchi等^[92]又提出了加速算法和去噪算法。通过增加禁止和跳跃条件提高单个像素的渗透处理效率,从而在一定程度上提高检测速度。但是,其未考虑消除噪音,在时间效率方面仍有改进的空间。Qu等^[93]提出了一种基于渗流模型的改进裂纹检测算法,通过减少整

个图像渗流处理的迭代次数,减少了计算时间,提高了裂纹检测的效率。

5 裂缝几何特征测定

裂缝的几何特征主要有长度、宽度、面积,走向等,而裂缝长宽和发展趋势常揭示了结构破坏程度和破坏机理。

5.1 裂缝长度测量

裂缝长度测量前先需要对其骨架化,骨架化方法主要分为迭代类算法和非迭代类算法。由于有些裂缝本身就是单一像素点,所以裂缝骨架化采用迭代类算法较多。如基于索引表的骨架化算法^[94]、Hilditch骨架化算法^[95]、Zhang等^[96]提出的骨架化算法。

(1) 基于欧氏距离计算法

图像上裂缝长度一般定义为裂缝中心线单层像素的总长度。以图15的裂缝中心线为例,可以通过依次计算相邻两个像素点之间的距离并求和,从而计算得出裂缝的长度^[97]。中心线上第 k 个像素点与第 $k+1$ 个像素点之间的距离 d_k 为:

$$d_k = \sqrt{(x_{k+1} - x_k)^2 + (y_{k+1} - y_k)^2} \quad (3)$$

式中: x_k, y_k 与 x_{k+1}, y_{k+1} 分别为第 k 与第 $k+1$ 个像素点的像素坐标。裂缝的总长度 L_d 为:

$$L_d = \sum d_k \quad (4)$$

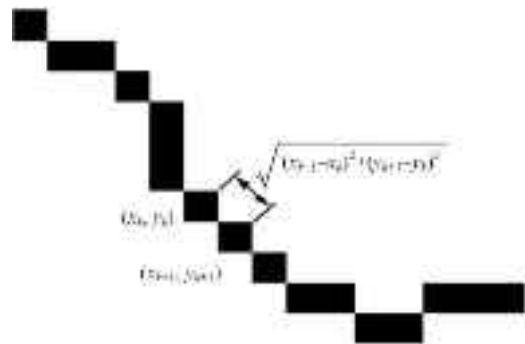


图15 利用中心线计算裂缝长度

Fig. 15 Schematic diagram of camera imaging model

(2) 基于链码算法

由裂缝的二值图像得到裂缝的骨架图(见图16),采用8连通Freeman编码,按照逆时针方向依次编码,遍历所有像素点,得到裂缝的链码^[98]。

设1条裂缝为 $G(x, y)$,使用Freeman链码对其进行编码,链码长度计算如下:

$$L = cG_a + dG_b \quad (5)$$

式中: L 为链码的长度; G_a 为偶数链码的个数; G_b

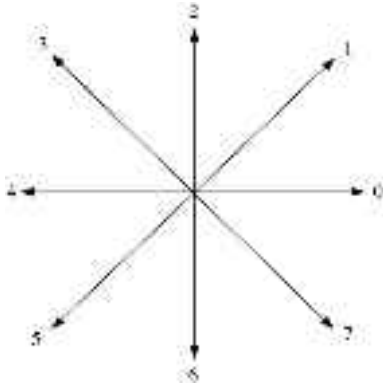


图16 8链码示意图

Fig. 16 8 chain code diagram

为奇数链码的个数; c 和 d 分别为对应的权重参数,通常取 $c=1, d=\sqrt{2}$ 。

(3) 基于骨架线算法

裂缝骨架线是由单个像素点组成的集合,那么对单个像素点做累加求和,就是裂缝的长度。

设裂缝长度为 L ,则有:

$$L = \sum_{i=0}^n N_i \quad (6)$$

式中: N 为单个像素点的对应实际长度, n 为骨架线像素点个数, $i=0, 1, \dots, n$ 。

5.2 裂缝宽度测量

裂缝的宽度检测是桥梁裂缝检测的主要内容之一,而基于数字图像的裂缝宽度定义方法有很多种,下面就常见的宽度测量方法进行讨论:

(1) 平均宽度算法^[99]

设平均宽度为 W ,已知面积 S 和裂缝长度 L ,则计算可得:

$$W = \frac{S}{L} \quad (7)$$

(2) 基于中心线的裂缝宽度法^[100]

该方法首先获取裂缝两条边缘线与一条中心线,然后做过裂缝中心线上待求宽度点的中心线的垂线,该垂线与两条边缘线交于两点,这两点之间的距离即为该点的裂缝宽度。

(3) 基于内切圆的裂缝宽度法

该方法先求裂缝内部各处的内切圆,然后通过内切圆的半径计算裂缝宽度,如图17所示。

设内切圆的半径为 R ,则裂缝最大宽度 W_{\max} 、平均宽度 W_{mean} 为:

$$W_{\max} = 2 \max \{R_i\} \quad (8)$$

$$W_{\text{mean}} = \frac{2 \sum_{i=0}^n R_i}{n} \quad (9)$$



图17 基于内切圆的裂缝宽度法

Fig. 17 Crack width method based on inscribed circle

式中: n 为内切圆个数, $i=0, 1, \dots, n$ 。

(4) 基于边缘线最小距离的裂缝宽度法

该方法首先过裂缝中心线上的待求宽度点作任意直线与2条边缘线相交,然后求两交点的距离,直到直线与边缘线产生的2个交点的距离最短,即为该点的裂缝宽度。

(5) 基于灰度值的裂缝宽度法^[101]

由于不同宽度的裂缝灰度值大小不同,所以可以依据试验数据建立裂缝灰度值与裂缝宽度的对应关系,进而评估裂缝的实际宽度。

(6) 基于边缘梯度的裂缝宽度法

过任意一条裂缝边界上的点沿法线方向作直线与另一边界线必有交点,若这两个交点间的梯度方向相反则判定为对应点,并以两个对应点之间的距离作为裂缝宽度。在此基础上提出了筛选原则,更准确地定位最大裂缝宽度^[62],如图18所示。

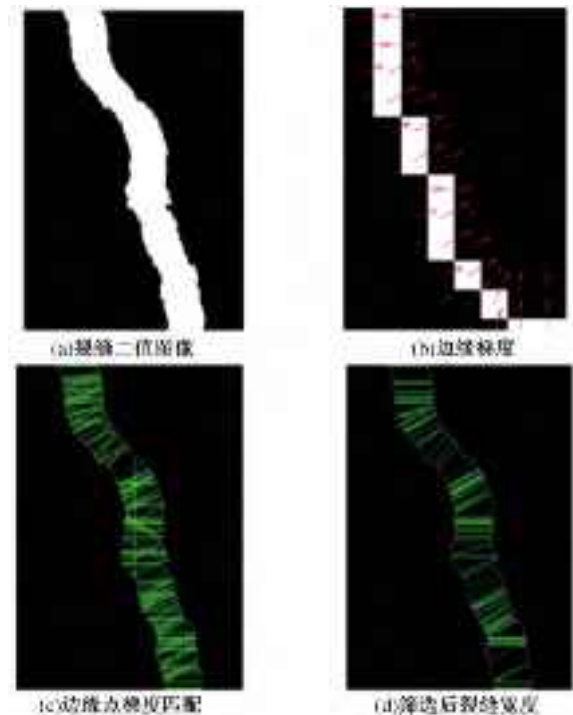


图18 基于边缘梯度的裂缝宽度法

Fig. 18 Crack width method based on edge gradient

以上宽度算法中平均宽度法和基于灰度值的方法都是近似方法,不能准确计算裂缝的宽度。而其他3种方法都是基于像素级的宽度测量,结果非常精确。

5.3 裂缝面积测量

裂缝面积是裂缝的重要特征,其直观反映了裂缝开裂大小,计算裂缝面积对后续分析具有重要意义。对于面积的计算主要有以下两种方法。

(1) 像素当量法

$$A = N\mu^2 \quad (10)$$

式中: N 为区域所占像素个数; μ 为像素当量,为图像对应的实际尺寸与图像相应方向上像素点数的比值。

(2) 近似估计法

对于网状裂缝和交叉裂缝用像素当量法计算其面积虽然准确,但是意义较小。余鑫^[102]提出用裂缝外接多边形的面积近似代替网状裂缝和交叉裂缝的面积。

5.4 裂缝类型及走向的判断

裂缝类型主要有横向裂缝、纵向裂缝和网状裂缝。胡世昆^[103]通过将裂缝分别投影到 X 和 Y 轴判断是横向还是纵向裂缝;周颖等^[97]通过计算骨架上各点与骨架形心之间的关系判断裂缝走向;王云龙^[95]通过判断连通域的个数区别纵横向裂缝和网状裂缝。

6 三维结构重建及裂缝表达与监测

6.1 三维结构重建及裂缝管理

目前大多数基于数字图像的桥梁裂缝检测研究都是基于二维平面图像,诞生了很多裂缝识别分割算法。但是,这只是做到了检测出来,检修人员并不能直观地从图片上得到该裂缝在桥梁上的准确位置,不利于后期裂缝的监测养护及承载力评估。

近年来,基于数字图像的三维结构重建技术得到了快速发展^[104],尤其是在事故应急指挥、地理、城市建筑景观等方面^[105,106]。Jahanshahi等^[107]将三维建模运用在了结构裂缝评估方面;刘宇飞等^[108]提出了多视角几何三维重建法,并引入了基于SFM算法的三维重建技术^[109],解决了局部损伤难以在整体结构中定位和复杂曲面上裂

缝透视变形引起的测量误差问题。且于2017年完成了对兰州市中山桥桥墩的三维建模及裂缝投影,如图19所示^[110]。陈金桥^[111]提出了基于无人机倾斜摄影的建模方法,并建立了桥梁表面缺陷检测系统,该系统可以将裂缝等桥梁表面缺陷标记在三维模型上,实现了检测信息的三维可视化,如图20所示;Ayele等^[112]基于3D点云及正射校正和光束法平差优化投影模型;Chen等^[113]将基于无人机的SFM三维重建检测方法与基于TLS的检测方法进行了对比,分析了基于无人机的SFM三维重建方法检测的优势和不足;张健侯^[114]利用BIM技术将裂缝数据进行归纳整理,并根据这些信息对构件可能进一步产生的裂缝进行分析,提高了裂缝检测与分析的效率和自动化程度;高兆东等^[115]基于BIM三维仿真建立了小箱梁桥梁模型,并将多种类型的裂缝在模型上进行了输出,同时搭建了桥梁裂缝信息管理BIM可视化平台,提高了管理系统的效率和交互性;Li等^[116]基于BIM技术的二次开发,建立了桥梁表观病害健康管理体系,如图21所示。通过建立桥梁信息模型,实现桥梁结构信息可视化的同时,实现了水下表观病害信息的可视化,方便研究人员了解桥梁的健康受损情况,及时采取修复措施,方便桥梁的养护管理。



图19 三维裂缝云图

Fig. 19 Three-dimensional crack contour



图20 可视化点云模型

Fig. 20 Visual point cloud model

6.2 旧裂缝的跟踪与新裂缝的监测

目前大多数研究都基于裂缝识别算法,在裂缝跟踪管理与新产生裂缝的监测方面研究较少。但是,裂缝的发展通常揭示了结构的破坏机理,对已有裂缝进行跟踪监测可以分析桥梁结构的受力状况。对裂缝跟踪一般是基于固定机位的局部长期监测^[117-119],或者采用固定时间间隔的多次拍摄,然后进行对比分析^[120]。Kong等^[121]基于卷积

神经网络识别裂缝,然后基于形状上下文匹配算法判断新旧裂缝,并对每个裂缝进行编号,以便后期的长期监测,如图22所示。

随着计算机技术的不断发展,对于已有裂缝的生长跟踪和新裂缝的监测结合三维模型输出以及运用BIM等技术进行管理,是未来非常值得研究的内容,也是未来桥梁裂缝检测的发展趋势。

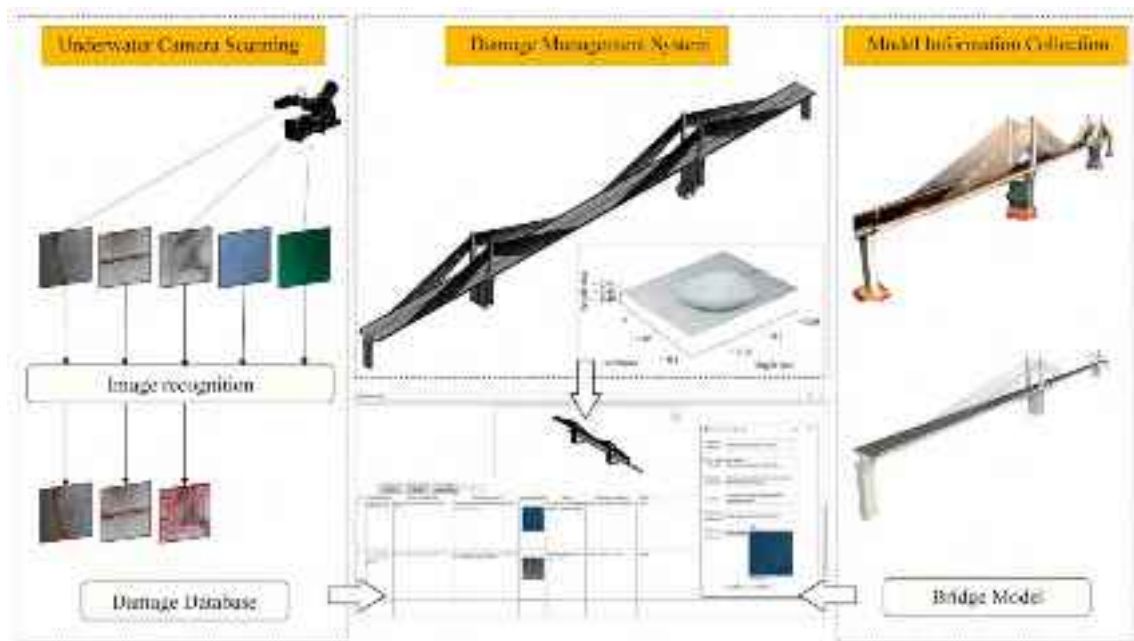


图21 桥梁健康管理系统

Fig. 21 Bridge health management system

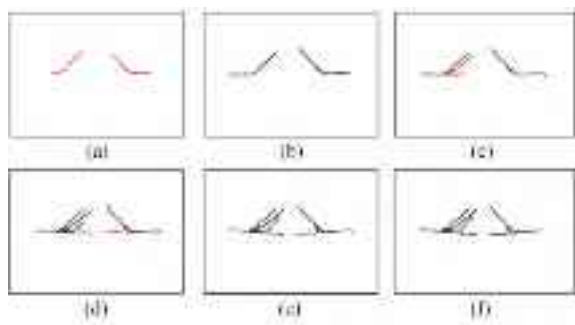


图22 新旧裂缝

Fig. 22 New and old cracks

7 结论与展望

7.1 结论

本文就基于图像处理的桥梁裂缝检测方法进行了系统概述。按基于数字图像处理技术的桥梁裂缝检测的一般操作流程,从相机搭载平台、图像预处理、图像拼接、裂缝的识别、裂缝的几何特征测定、桥梁结构的三维重建与裂缝的输出到新旧

裂缝的标记管理等方面出发,总结了近年来国内外众多研究成果。

总体而言,基于数字图像处理的桥梁裂缝检测技术符合现在人工智能发展的大趋势,是未来桥梁裂缝检测的发展方向之一,其相比于传统人工检测拥有诸多优势如下:

- (1)检测精度高、费用低、效率高、安全性高,可以对裂缝进行量化管理,自动计算裂缝的几何特征,并对不同宽度和不同走向的裂缝进行标记。
- (2)基于深度学习的裂缝识别算法在复杂背景下仍能保持高精度识别,且像素级的分割算法可以减少图像预处理步骤,直接分割出裂缝。
- (3)定位裂缝在桥梁上的位置,并对裂缝进行三维可视化输出与跟踪监测。

7.2 展望

国内外很多学者就基于图像处理的桥梁裂缝检测方法进行了大量研究,在做出诸多创新的同时

时也存在很多不足。未来应加强以下方面的研究。

(1)桥梁结构由于自身混凝土材料收缩、温度影响等原因,很多构件都是处于带裂缝工作状态,而如何筛选出影响结构安全的裂缝并对其进行监测更值得研究。

(2)结合其他传感器(如雷达、超声波、热成像等),提高裂缝的检测精度与深度,同时,应研究如何使模型轻量化且权衡检测速度与精度。

(3)通过桥梁的三维模型重建和裂缝的三维表示与评估管理,基于裂缝群结合数字孪生技术、桥梁管养系统等分析桥梁的受损及承载力状况。监测旧裂缝的生长及新裂缝的产生,预测裂缝的发展状况并提出预警。

参考文献:

- [1] Spencer B F, Hoskere V, Narazaki Y. Advances in computer vision-based civil infrastructure inspection and monitoring[J]. Engineering, 2019, 5(2): 199-222.
- [2] 钟新谷, 彭雄, 沈明燕. 基于无人机成像的桥梁裂缝宽度识别可行性研究[J]. 土木工程学报, 2019, 52(4): 52-61.
Zhong Xin-gu, Peng Xiong, Shen Ming-yan. Study on the feasibility of identifying concrete crack width with images acquired by unmanned aerial vehicles[J]. China Civil Engineering Journal, 2019, 52(4): 52-61.
- [3] Sanchez-Cuevas P J, Ramon-Soria P, Arrue B, et al. Robotic system for inspection by contact of bridge beams using UAVs[J]. Sensors, 2019, 19(2): 305.
- [4] Jang K, An Y K, Kim B, et al. Automated crack evaluation of a high-rise bridge pier using a ring-type climbing robot[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2021, 36(1): 14-29.
- [5] Leibbrandt A, Caprari G, Angst U, et al. Climbing robot for corrosion monitoring of reinforced concrete structures[C]//2nd International Conference on Applied Robotics for the Power Industry, Zurich, Switzerland, 2012: 10-15.
- [6] 秦海伟. 基于图像处理的桥梁裂缝识别及测量[D]. 上海: 上海交通大学船舶海洋与建筑工程学院, 2020.
Qin Hai-wei. Identification and measurement of bridge cracks based on image processing[D]. Shanghai: School of Naval Architecture, Ocean and Civil Engineering of Shanghai Jiao Tong University, 2020.
- [7] 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.
- [8] Xie R, Yao J, Liu K, et al. Automatic multi-image stitching for concrete bridge inspection by combining point and line features[J]. Automation in Construction, 2018, 90: 265-280.
- [9] 谢文高, 张怡孝, 刘爱荣, 等. 基于水下机器人与数字图像技术的混凝土结构表面裂缝检测方法[J]. 工程力学, 2022, 39(增刊1): 64-70.
Xie Wen-gao, Zhang Yi-xiao, Liu Ai-rong, et al. Method for concrete surface cracking detection based on roV and digital image technology[J]. Engineering Mechanics, 2022, 39(Sup. 1): 64-70.
- [10] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [11] Hartley R I. Self-calibration of stationary cameras [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 5-23.
- [12] 杨长江, 汪威, 胡占义. 一种基于主动视觉的摄像机内参数自定标方法[J]. 计算机学报, 1998(5): 428-435.
Yang Chang-jiang, Wang wei, Hu Zhan-yi. A self-calibration method for camera internal parameters based on active vision[J]. Chinese Journal of Computers, 1998, 21(5): 428-435.
- [13] Hartley R I. Projective reconstruction and invariants from multiple images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(10): 1036-1041.
- [14] 杨亚男. 基于图像序列的摄像机自标定方法研究[D]. 绵阳: 西南科技大学计算机科学与技术学院, 2020.
Yang Ya-nan. Research on camera self-calibration method based on image sequence[D]. Mianyang: School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, 2020.
- [15] Hartley R I, Hayman E, de Agapito L, et al. Camera calibration and the search for infinity[C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, Kerkyra, Greece, 1999: 510-517.
- [16] Wen J, Schweitzer G. Hybrid calibration of CCD cameras using artificial neural nets[C]//1991 IEEE International Joint Conference on Neural Networks,

- Singapore, 1991: 337-342.
- [17] Jin L G, Rui L G. Camera calibration for monocular vision system based on Harris corner extraction and neural network[C]//International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks, Xianning, China, 2011: 1-4.
- [18] Ding X Z. Research on kinect calibration and depth error compensation based on BP neural network[C]//International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning, Chongqing, China, 2020: 596-600.
- [19] 胡志新, 王涛. 改进遗传算法优化BP神经网络的双目相机标定[J]. 电光与控制, 2022, 29(1): 75-79.
- Hu Zhi-xin, Wang Tao. Improved genetic algorithm to optimize binocular camera calibration of BP neural network[J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(1): 75-79.
- [20] 丁威, 俞珂, 舒江鹏. 基于深度学习和无人机的混凝土结构裂缝检测方法[J]. 土木工程学报, 2021, 54(增刊1): 1-12.
- Ding Wei, Yu Ke, Shu Jang-peng. Method for detecting cracks in concrete structures based on deep learning and UAV[J]. China Civil Engineering Journal, 2021, 54(Sup. 1): 1-12.
- [21] 丁威. 基于图像的桥梁裂缝检测理论与实践[D]. 广州: 华南理工大学土木与交通学院, 2020.
- Ding Wei. Theory and practice of bridge crack detection based on image[D]. Guangzhou: School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, 2020.
- [22] 李若星. 基于机器视觉的混凝土裂缝检测方法研究[D]. 重庆: 重庆大学建设管理与房地产学院, 2018.
- Li Ruo-xing. A machine vision based method for concrete crack detection[D]. Chongqing: School of Management Science and Real Estate, Chongqing University, 2018.
- [23] 王密, 潘俊. 一种数字航空影像的匀光方法[J]. 中国图象图形学报, 2004(6): 104-108.
- Wang Mi, Pan Jun. A method of removing the uneven illumination for digital aerial image[J]. Journal of Image and Graphics, 2004(6): 104-108.
- [24] 姚芳, 万幼川, 胡晗. 基于Mask原理的改进匀光算法研究[J]. 遥感信息, 2013, 28(3): 8-13.
- Yao Fang, Wan You-chuan, Hu Han. Research on the improved image dodging algorithm based on mask technique[J]. Remote Sensing Information, 2013, 28(3): 8-13.
- [25] 马丽莎. 基于数字图像处理的路面裂缝识别方法研究[D]. 南京: 东南大学交通学院, 2018.
- Ma Li-sha. Research on pavement crack recognition method based on digital image processing [D]. Nanjing: School of Transportation, Southeast University, 2018.
- [26] 李晋惠. 公路路面裂缝类病害图像处理算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(35): 212-213.
- Li Jin-hui. Image processing algorithm for detecting the pavement crack diseases[J]. Computer Engineering and Applications, 2003, 39(35): 212-213, .
- [27] 李辉, 蒋秀明, 高殿斌, 等. Matlab语言在数字图像中值滤波中的应用研究[J]. 天津工业大学学报, 2003, 22(1): 87-88.
- Li Hui, Jiang Xiu-ming, Gao Dian-bin, et al. Application and study of Matlab in image median filtering[J]. Journal of Tianjin Polytechnic University, 2003, 22(1): 87-88.
- [28] 王松林. 一种改进的自适应加权中值去噪算法的研究[D]. 武汉: 武汉科技大学信息科技与工程学院, 2016.
- Wang Song-lin. Research on the improved adaptive weighted median denoising algorithm[D]. Wuhan: School of Information Technology and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, 2016.
- [29] 屈正庚, 牛少清. 一种改进的自适应加权中值滤波算法研究[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(12): 86-90.
- Qu Zheng-geng, Niu Shao-qing. Research on an improved adaptive weighted median filtering algorithm[J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(12): 86-90.
- [30] 张振海, 贾争满, 季坤. 基于改进的Otsu法的地铁隧道裂缝识别方法研究[J]. 重庆交通大学学报: 自然科学版, 2022, 41(1): 84-90.
- Zhang Zheng-hai, Jia Zheng-man, Ji Kun. Crack identification method of subway tunnel based on improved Otsu method[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2022, 41(1): 84-90.
- [31] 张雪峰, 闫慧. 基于中值滤波和分数阶滤波的图像去噪与增强算法[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2020, 41(4): 482-487.
- Zhang Xue-feng, Yan Hui. Image denoising and enhancement algorithm based on median filtering and fractional order filtering[J]. Journal of Northeastern

- University (Natural Science), 2020, 41(4): 482-487.
- [32] Huang T, Yang G, Tang G. A fast two-dimensional median filtering algorithm[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1979, 27(1): 13-18.
- [33] 余博, 郭雷, 钱晓亮, 等. 一种新的自适应双边滤波算法[J]. 应用科学学报, 2012, 30(5): 517-523.
Yu Bo, Guo Lei, Qian Xiao-liang, et al. A new adaptive bilateral filtering[J]. Journal of Applied Sciences, 2012, 30(5): 517-523.
- [34] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [35] Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59-73.
- [36] 瞿中, 林嗣鹏, 鞠芳蓉. 一种改进的降低扭曲误差的快速图像拼接算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(5): 279-282.
Qu Zhong, Lin Si-peng, Ju Fang-rong. Improved algorithm of fast image stitching by reducing panoramic distortion[J]. Computer Science, 2016, 43(5): 279-282.
- [37] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [38] Juan L, Gwun O. A comparison of sift, pca-sift and SURF[J]. International Journal of Image Processing (IJIP), 2009, 3(4): 143-152.
- [39] 金萍萍. 图像拼接和裂缝提取方法研究及在多足机器人桥梁检测中的应用[D]. 广州: 华南理工大学自动化科学与工程学院, 2015.
Jin Ping-ping. Research on image mosaic and crack extraction method[D]. Guangzhou: School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, 2015.
- [40] Efros A A, Freeman W T. Image quilting for texture synthesis and transfer[C]//Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, New York, America, 2001: 341-346.
- [41] Avidan S, Shamir A. Seam carving for content-aware image resizing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 28(3): 10-15.
- [42] Wang R, Bu F, Jin H, et al. A feature-level image fusion algorithm based on neural networks[C]//1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, Wuhan, China, 2007: 821-824.
- [43] Nishii R. A Markov random field-based approach to decision-level fusion for remote sensing image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(10): 2316-2319.
- [44] Huan R, Pan Y. Decision fusion strategies for SAR image target recognition[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011, 5(7): 747-755.
- [45] Bellman R, Kalaba R E. Dynamic Programming and Modern Control Theory[M]. New York: Academic Press, 1965.
- [46] Burt P J, Adelson E H. Readings in Computer Vision: Issues, Problems, Principles, and Paradigms [M]. Los Altos: Morgan Kaufmann, 1987.
- [47] Zhang Z, Blum R S. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application[J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(8): 1315-1326.
- [48] 李景玉, 张荣芬, 刘宇红. 基于小波变换的多尺度图像融合增强算法[J]. 光学技术, 2021, 47(2): 217-222.
Li Jing-yu, Zhang Rong-fen, Liu Yu-hong. Multi-scale image fusion and enhancement algorithm based on wavelet transform[J]. Optical Technique, 2021, 47(2): 217-222.
- [49] Tian F, Shi P. Image mosaic using ORB descriptor and improved blending algorithm[C]//7th International Congress on Image and Signal Processing, Dalian, China, 2014: 693-698.
- [50] Jia Y H. Fusion of lands at TM and SAR images based on principal component analysis[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2012, 13(1): 46-49.
- [51] 肖化超, 周诠, 郑小松. 基于IHS变换和Curvelet变换的卫星遥感图像融合方法[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2016, 44(1): 58-64.
Xiao Hua-chao, Zhou Quan, Zheng Xiao-song. Satellite remote sensing image fusion method based on IHS transform and Curvelet transform[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(1): 58-64.
- [52] 张慧芳, 张鹏林, 晁剑. 使用多尺度模糊融合的高分影像变化检测[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2022, 47(2): 296-303.
Zhang Hui-fang, Zhang Peng-lin, Chao Jian. High-resolution image change detection using multi-scale

- blur fusion[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(2): 296-303.
- [53] Li S, Kwok J T, Wang Y. Multifocus image fusion using artificial neural networks[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(8): 985-997.
- [54] 林嗣鹏. 序列图像快速拼接和畸变消除算法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学计算机科学与技术学院, 2016.
- Lin Si-peng. Fast panorama stitching and reducing the distortion errors in image sequence[D]. Chongqing: College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2016.
- [55] 瞿中, 乔高元, 林嗣鹏. 一种消除图像拼接缝和鬼影的快速拼接算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(3): 280-283.
- Qu Zhong, Qiao Gao-yuan, Lin Si-peng. Fast image stitching algorithm eliminates seam line and ghosting[J]. Computer Science, 2015, 42(3): 280-283.
- [56] 于利存, 贺拴海, 蒋树庆, 等. 混凝土桥梁裂缝图像自动匹配、拼接与融合方法[J]. 长安大学学报: 自然科学版, 2022, 42(6): 33-41.
- Yu Li-cun, He Shuan-hai, Jiang Shu-qin, et al. Automatic matching, stitching and fusion method of concrete bridge crack images[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2022, 42(6): 33-41.
- [57] 吴俊杰. 基于无人机的桥梁图像拼接及缺陷检测算法研究[D]. 上海: 上海交通大学机械与动力工程学院, 2017.
- Wu Jun-jie. Picture stitching and defect detection for UAV based bridge inspection[D]. Shanghai: College of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, 2017.
- [58] 王睿, 漆泰岳. 基于机器视觉检测的裂缝特征研究[J]. 土木工程学报, 2016, 49(7): 123-128.
- Wang Rui, Qi Tai-yue. Study on crack characteristics based on machine vision detection[J]. China Civil Engineering Journal, 2016, 49(7): 123-128.
- [59] Shi Y, Cui L, Qi Z, et al. Automatic road crack detection using random structured forests[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(12): 3434-3445.
- [60] 廖延娜, 李婉. 基于卷积神经网络的桥梁裂缝检测方法[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(8): 2366-2372.
- Liao Yan-na, Li Wan. Bridge crack detection method based on convolution neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2021, 42(8): 2366-2372.
- [61] Sheng P, Chen L, Tian J. Learning-based road crack detection using gradient boost decision tree[C]// 13th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, Wuhan, China, 2018: 1228-1232.
- [62] 韩晓健, 赵志成. 基于计算机视觉技术的结构表面裂缝检测方法研究[J]. 建筑结构学报, 2018, 39(增刊1): 418-427.
- Han Xiao-jian, Zhao Zhi-cheng. Structural surface crack detection method based on computer vision technology[J]. Journal of Building Structures, 2018, 39(Sup. 1): 418-427.
- [63] 孟诗乔, 张啸天, 乔甦阳, 等. 基于深度学习的网格优化裂缝检测模型研究[J]. 建筑结构学报, 2020, 41(增刊2): 404-410.
- Meng Shi-qiao, Zhang Xiao-tian, Qiao Su-yang, et al. Research on grid optimized crack detection model based on deep learning[J]. Journal of Building Structures, 2020, 41(Sup. 2): 404-410.
- [64] 杨杰文, 章光, 陈西江, 等. 基于深度学习的较复杂背景下桥梁裂缝检测[J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17(11): 2722-2728.
- Yang Jie-wen, Zhang Guang, Chen Xi-jiang, et al. Research on bridge crack detection based on deep learning under complex background[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2020, 17(11): 2722-2728.
- [65] 朱苏雅, 杜建超, 李云松, 等. 采用U-Net卷积网络的桥梁裂缝检测方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2019, 46(4): 35-42.
- Zhu Su-ya, Du Jian-chao, Li Yun-song, et al. Method for bridge crack detection based on the U-Net convolutional networks[J]. Journal of Xidian University, 2019, 46(4): 35-42.
- [66] 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.
- [67] 余加勇, 刘宝麟, 尹东, 等. 基于YOLOv5和U-Net3+的桥梁裂缝智能识别与测量[J]. 湖南大学学

- 报: 自然科学版, 2023, 50(5): 65-73.
- Yu Jia-yong, Liu Bao-lin, Yin Dong, et al. Intelligent identification and measurement of bridge cracks based on YOLOv5 and U-Net3+[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2023, 50(5): 65-73.
- [68] 谭国金, 欧吉, 艾永明, 等. 基于改进DeepLabv3+模型的桥梁裂缝图像分割方法[J/OL]. [2022-10-09]. DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb20220205
- Tan Guo-jin, Ou Ji, Ai Yong-ming, et al. Bridge crack image segmentation method based on improved DeepLabv3+ model[J/OL]. [2022-10-09]. DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb20220205
- [69] 张振海, 季坤, 党建武, 等. 基于BCEM模型的桥梁裂缝病害识别方法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2023, 53(5): 1418-1426.
- Zhang Zhen-hai, Ji Kun, Dang Jian-wu, et al. Research on a crack identification method for bridge based on BCEM model[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2023, 53(5): 1418-1426.
- [70] Jiang P, Ergu D, Liu F, et al. A review of yolo algorithm developments[J]. Procedia Computer Science, 2022, 199: 1066-1073.
- [71] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single Shot Multibox Detector[M]. Cham: Springer International Publishing, 2016.
- [72] Ren S, He K, 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.
- [73] Dung C V. Autonomous concrete crack detection using deep fully convolutional neural network[J]. Automation in Construction, 2019, 99: 52-58.
- [74] 刘凡, 王君锋, 陈峙宇, 等. 基于并行注意力UNet的裂缝检测方法[J]. 计算机研究与发展, 2021, 58(8): 1718-1726.
- Liu Fan, Wang Jun-feng, Chen Zhi-yu, et al. Parallel attention based UNet for crack detection[J]. Journal of Computer Research and Development, 2021, 58(8): 1718-1726.
- [75] 李良福, 孙瑞赞. 复杂背景下基于图像处理的桥梁裂缝检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(6): 112-122.
- Li Liang-fu, Sun Rui-yun. Bridge crack detection algorithm based on image processing under complex background[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(6): 112-122.
- [76] 王桂平, 陈旺桥, 杨建喜, 等. 基于迁移学习的桥梁表面病害检测技术研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(6): 1638-1646.
- Wang Gui-ping, Chen Wang-qiao, Yang Jian-xi, et al. A bridge surface distress detection technology based on transfer learning[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 19(6): 1638-1646.
- [77] Hsieh Y A, Tsai Y J. Machine learning for crack detection: review and model performance comparison[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2020, 34(5): 04020038.
- [78] Li L F, Ma W, Li L, et al. Research on bridge crack detection algorithm based on deep learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(9): 1727-1742.
- [79] Zhang L, Yang F, Zhang Y D, et al. Road crack detection using deep convolutional neural network[C]//IEEE International Conference on Image Processing, New York, America, 2016: 3708-3712.
- [80] Dorafshan S, Thomas R J, Maguire M. SD-NET2018: an annotated image dataset for non-contact concrete crack detection using deep convolutional neural networks[J]. Data in Brief, 2018, 21: 1664-1668.
- [81] Xu H, Su X, Wang Y, et al. Automatic bridge crack detection using a convolutional neural network[J]. Applied Sciences, 2019, 9(14): 2867.
- [82] Liu Y, Yao J, Lu X, et al. Deep crack: a deep hierarchical feature learning architecture for crack segmentation[J]. Neurocomputing, 2019, 338: 139-153.
- [83] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [84] 初秀民, 严新平, 陈先桥. 路面破损图像二值化方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(28): 161-165.
- Chu Xiu-min, Yan Xin-ping, Chen Xian-qiao. Study of pavement surface distress image binarization[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(28): 161-165.
- [85] Kirschke K, Velinsky S. Histogram-based approach for automated pavement-crack sensing[J]. Journal of Transportation Engineering, 1992, 118(5): 700-710.
- [86] Devi M P A, Latha T, Sulochana C H. Iterative thresholding based image segmentation using 2D improved Otsu algorithm[C]//Communication Technologies, Thuckalay, India, 2015: 145-149.

- [87] 伯绍波, 闫茂德, 孙国军, 等. 沥青路面裂缝检测图像处理算法研究[J]. 微计算机信息, 2007, 23(15): 280-282.
- Bo Shao-bo, Yan Mao-de, Sun Guo-jun, et al. Research on crack detection image processing algorithm for asphalt pavement surface[J]. Control & Management, 2007, 23(15): 280-282.
- [88] 宋平丽. 基于视频图像的桥梁裂缝检测[D]. 武汉: 武汉理工大学计算机科学与技术学院, 2010.
- Song Ping-li. Crack detection of bridge on video image[D]. Wuhan: College of Computer Science and Technology, Wuhan University of Technology, 2010.
- [89] 徐欢, 李振璧, 姜媛媛, 等. 基于Open CV和改进Canny算子的路面裂缝检测[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(12): 4254-4258.
- Xu Huan, Li Zhen-bi, Jiang Yuan-yuan, et al. Pavement crack detection based on Open CV and improved Canny operator[J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(12): 4254-4258.
- [90] Yamaguchi T, Hashimoto S. Automated crack detection for concrete surface image using percolation model and edge information[C]//IECON 2006-32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics, Paris, France, 2006: 3355-3360.
- [91] Yamaguchi T, Hashimoto S. Image processing based on percolation model[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2006, 89(7): 2044-2052.
- [92] Yamaguchi T, Hashimoto S. Fast crack detection method for large-size concrete surface images using percolation-based image processing[J]. Machine Vision and Applications 2010, 21(5): 797-809.
- [93] Qu Z, Lin L D, Guo Y, et al. An improved algorithm for image crack detection based on percolation model[J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2015, 10(2): 214-221.
- [94] Peleg S, Rosenfeld A. A min-max medial axis transformation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1981(2): 208-210.
- [95] 王龙云. 路面裂缝检测算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学通信与信息工程学院, 2012.
- Wang Yun-long. Research on pavement crack detection algorithm[D]. Nanjing: College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2012.
- [96] Zhang T Y, Suen C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns[J]. Communications of the ACM, 1984, 27(3): 236-239.
- [97] 周颖, 刘彤. 基于计算机视觉的混凝土裂缝识别[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2019, 47(9): 1277-1285.
- Zhou Ying, Liu Tong. Computer vision-based crack detection and measurement on concrete structure[J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2019, 47(9): 1277-1285.
- [98] 唐钱龙, 谭园, 彭立敏, 等. 基于数字图像技术的隧道衬砌裂缝识别方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(12): 3041-3049.
- Tang Qian-long, Tan Yuan, Peng Li-min, et al. On crack identification method for tunnel linings based on digital image technology[J]. Journal of Railway Science and Engineering 2019, 16(12): 3041-3049.
- [99] Adhikari R S, Moselhi O, Bagchi A. Image-based retrieval of concrete crack properties for bridge inspection[J]. Automation in Construction, 2014, 39: 180-194.
- [100] 刘宇飞. 基于模型修正与图像处理的多尺度结构损伤识别[D]. 北京: 清华大学土木工程系, 2015.
- Liu Yu-fei. Multi-scale structural damage assessment based on model updating and image processing[D]. Beijing: School of Civil Engineering, Tsinghua University, 2015.
- [101] 杨世峰, 陈化祥, 李孝兵. 关于通过图像灰度判断裂缝宽度的研究[J]. 公路交通科技: 应用技术版, 2018, 14(3): 71-72.
- Yang Shi-feng, Chen Hua-xiang, Li Xiao-bing. Research on judging crack width by image gray level[J]. Highway Traffic Technology (Applied Technology Edition), 2018, 14(3): 71-72.
- [102] 余鑫. 复杂背景下桥梁裂缝检测算法研究与应用[D]. 西安: 长安大学信息工程学院, 2021.
- Yu Xin. Research and application of bridge crack detection algorithm under complex background[D]. Xi'an: School of Information Engineering, Chang'an University, 2021.
- [103] 胡世昆. 基于数字图像处理技术的路面裂缝检测算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学通信与信息工程学院, 2012.
- Hu Shi-kun. Research on pavement crack detection algorithm based on digital image processing[D]. Nanjing: College of Communication and information engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2012.
- [104] Andrew A M. Multiple view geometry in computer

- vision[J]. *Kybernetes*, 2001, 30(9/10): 1333-1341.
- [105] James M R, Robson S. Straightforward reconstruction of 3D surfaces and topography with a camera: accuracy and geoscience application[J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2012, 117(3): 002289.
- [106] Furukawa Y, Curless B, Seitz S M, et al. Towards internet-scale multi-view stereo[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, America, 2010: 1434-1441.
- [107] Jahanshahi M R, Masri S F. Adaptive vision-based crack detection using 3D scene reconstruction for condition assessment of structures[J]. *Automation in Construction*, 2012, 22: 567-576.
- [108] 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.
- [109] Liu Y F, Cho S, Spencer Jr B F, et al. Concrete crack assessment using digital image processing and 3D scene reconstruction[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2016, 30(1): 04014124.
- [110] 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.
- [111] 陈金桥. 基于无人机图像的混凝土桥梁表观病害识别研究[D]. 南京: 东南大学建筑与土木工程学院, 2020.
- Chen Jin-qiao. Research on recognition of apparent diseases of concrete bridges based on uav images[D]. Nanjing: College of Civil Engineering, Southeast University, 2020.
- [112] Ayele Y Z, Aliyari M, Griffiths D, et al. Automatic crack segmentation for UAV-assisted bridge inspection[J]. *Energies*, 2020, 13(23): 20206250.
- [113] Chen S, Laefer D F, Mangina E, et al. UAV bridge inspection through evaluated 3D reconstructions[J]. *Energies*, 2019, 24(4): 05019001.
- [114] 张健侯. 利用BIM本体技术分析桥梁裂缝的研究[D]. 重庆: 重庆交通大学土木工程学院, 2018.
- Zhang Jian-yu. A study on the implementation of BIM ontology on bridge cracks[D]. Chongqing: College of Civil Engineering, Chongqing Jiao tong University, 2018.
- [115] 高兆东, 董凌峰, 丁幼亮. 基于BIM的桥梁裂缝信息管理可视化研究[J]. *市政技术*, 2021, 39(4): 68-72.
- Gao Zhao-dong, Dong Ling-feng, Ding You-liang. Research on visualization of information management of bridge cracks by BIM[J]. *Municipal Technology*, 2021, 39(4): 68-72.
- [116] Li X, Meng Q, Wei M, et al. Identification of underwater structural bridge damage and BIM-based bridge damage management[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(3): 02031348.
- [117] Kong X, Li J. Vision-based fatigue crack detection of steel structures using video feature tracking[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2018, 33(9): 783-799.
- [118] Valença J, Dias-da-Costa D, Júlio E, et al. Automatic crack monitoring using photogrammetry and image processing[J]. *Measurement*, 2013, 46(1): 433-441.
- [119] Bhowmick S, Nagarajaiah S, Veeraraghavan A. Vision and deep learning-based algorithms to detect and quantify cracks on concrete surfaces from UAV videos[J]. *Sensors*, 2020, 20(21): 20206299.
- [120] Reagan D, Sabato A, Niezrecki C. Feasibility of using digital image correlation for unmanned aerial vehicle structural health monitoring of bridges[J]. *Structural Health Monitoring*, 2018, 17(5): 1056-1072.
- [121] Kong S Y, Fan J S, Liu Y F, et al. Automated crack assessment and quantitative growth monitoring[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2021, 36(5): 656-674.