

基于Mask RCNN的桥梁裂缝检测方法设计及研究

廖延娜 豆丹阳

Design and research of bridge cracks detection method based on Mask RCNN

LIAO Yanna, DOU Danyang

引用本文:

廖延娜, 豆丹阳. 基于Mask RCNN的桥梁裂缝检测方法设计及研究[J]. 应用光学, 2022, 43(1): 100–105. DOI: 10.5768/JAO202243.0103005

LIAO Yanna, DOU Danyang. Design and research of bridge cracks detection method based on Mask RCNN[J]. Journal of Applied Optics, 2022, 43(1): 100–105. DOI: 10.5768/JAO202243.0103005

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202243.0103005>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于双路多尺度金字塔池化模型的显著目标检测算法

Salient target detection algorithm based on dual-channel multi-scale pyramid pooling model

应用光学. 2021, 42(6): 1056–1061 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0602007>

基于累积梯度的裂缝提取算法

Algorithm of crack extraction based on accumulated gradient

应用光学. 2019, 40(5): 818–822 <https://doi.org/10.5768/JAO201940.0502005>

改进Fast-RCNN的双目视觉车辆检测方法

Binocular vision vehicle detection method based on improved Fast-RCNN

应用光学. 2018, 39(6): 832–838 <https://doi.org/10.5768/JAO201839.0602001>

保留边界特征的深度图像增强算法研究

Depth image enhancement algorithm for preserving boundary

应用光学. 2018, 39(2): 200–206 <https://doi.org/10.5768/JAO201839.0202001>

基于改进DeepLabv3+的无人车夜间红外图像语义分割

Semantic segmentation of nocturnal infrared images of unmanned vehicles based on improved DeepLabv3+

应用光学. 2020, 41(1): 180–185 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0106002>

基于视觉SLAM和目标检测的语义地图构建

Semantic SLAM based on visual SLAM and object detection

应用光学. 2021, 42(1): 57–64 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0102002>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2022) 01-0100-06

基于 Mask RCNN 的桥梁裂缝检测方法设计及研究

廖延娜, 豆丹阳

(西安邮电大学 电子工程学院, 陕西 西安 710121)

摘要: 裂缝是桥梁道路上常见的一种病害, 针对其检测准确率有待提高的问题, 提出了基于 Mask RCNN (region-based convolutional neural networks) 的桥梁裂缝检测算法, 设计了语义增强模块 (semantic enhancement module, SEM), 将该模块与特征金字塔网络 (feature pyramid network, FPN) 相结合, 通过特征融合 Add 计算得到新的多尺度特征图 feature maps。针对裂缝形态复杂多样存在识别困难的问题, 将裂缝做了两类划分进行检测, 并制定了两种策略进行对比实验。实验结果表明: 该文中改进的方法可以得到更好的检测结果, 检测准确率 Accuracy 可达 99.8%, 平均检测精度 (mean average precision, mAP) 提高了 12.6%。

关键词: Mask RCNN 算法; 特征金字塔; 语义增强; 裂缝分类

中图分类号: TN206; TP391

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202243.0103005

Design and research of bridge cracks detection method based on Mask RCNN

LIAO Yanna, DOU Danyang

(School of Electronic Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: The crack is a common disease on bridges and roads. Aiming at the problem that its detection accuracy needs to be improved, a bridge cracks detection algorithm based on Mask region-based convolutional neural networks (RCNN) was proposed, and a semantic enhancement module (SEM) was designed. Combined this module with feature pyramid network (FPN), a new multi-scale feature map was obtained by feature fusion. In view of the complexity and diversity of crack forms and the difficulty of identification, the cracks were divided into two categories for detection, and two strategies were formulated for comparative experiments. The results show that the improved method can get better detection results, the detection accuracy can reach to 99.8%, and the mean average precision (mAP) can be improved by 12.6%.

Key words: Mask RCNN algorithm; feature pyramid; semantic enhancement; crack classification

引言

桥梁道路由于长时间被外力破坏或道路基层质变等影响, 容易出现各种形态的裂缝病害, 针对桥梁维护^[1]工作, 传统图像检测方法对于复杂背景识别^[2]、实验方法、检测结果等方面难以达到有效且智能的效果。

深度学习卷积神经网络算法的出现突破了传统方法的局限性。文献 [3] 提出了将 AlexNet 卷积神经网络和局部阈值分割相结合的裂缝检测和分割算法。文献 [4] 采用 UNet++ 和条件生成对抗网

络 (convolution generative adversarial networks, CGAN) 算法, 两者反复博弈训练, 达到裂缝检测分割的效果。文献 [5] 利用网络模型 (fully convolutional network, FCN) 解决裂缝分割中局部信息丢失和局部细化能力不足的问题, 采用多尺度结构森林 (multi-scale structured forests, SFD) 和反对称双正交小波的半重构方法, 克服裂纹边缘检测的局限性。文献 [6] 对道路坑洼做分类与分割实验, 对比了 Mask RCNN 和 UNet 网络的检测结果, 通过 Validation set 和 Test set 的数据对比可知, Mask RCNN 检测精确

收稿日期: 2021-08-12; 修回日期: 2021-09-29

基金项目: 陕西省重点研发计划—国际科技合作计划项目 (2020KW—001)

作者简介: 廖延娜 (1974—), 女, 硕士, 副教授, 主要从事信号与信息处理, 图像处理与深度学习研究。E-mail: liaoyan@xupt.edu.cn

通信作者: 豆丹阳 (1994—), 女, 硕士研究生, 主要从事机器学习、深度学习与图像处理技术研究。E-mail: 212335154@qq.com

度为 92.1%, 而 UNet 精确度为 77.38%, 两者对比性能效果差异分明。UNet 网络算法在医学图像^[7]领域具有显著的工作成果, 但是在工程领域的检测效果弱于其他卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 算法。

结合以上典型文献的研究成果, 文中选用了 Mask RCNN 算法^[8]实现桥梁裂缝病害的检测与分割, 并在原算法的基础上进行了优化改进。

1 Mask RCNN 网络及方法设计

Mask RCNN 主要结构组成有: 主干网络 (ResNet101+FPN)、区域选取网络^[9] (region proposal network, RPN)、对齐操作 (regional of interest align, ROI align)、分类器和边框回归器以及掩膜分割 (classification, box regression, mask)。网络结构框架如图 1 所示。

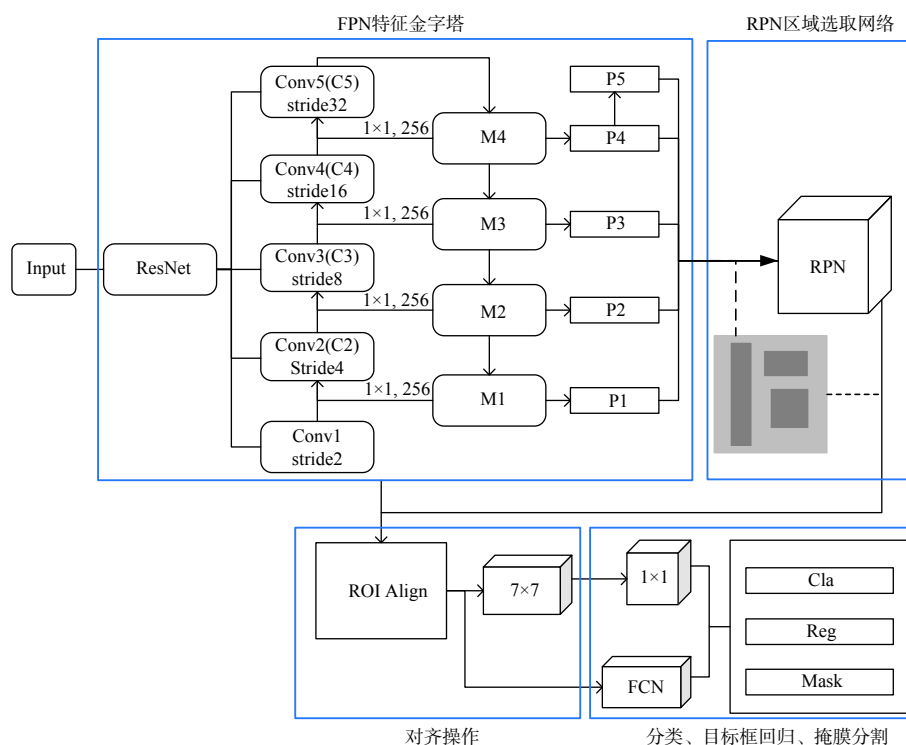


图 1 Mask RCNN 网络结构

Fig. 1 Network structure of Mask RCNN

Mask RCNN 是作为多任务工作网络, 其损失计算为各分支损失的加权值。如下式所示:

$$Loss = L_{cls} + L_{bbox} + L_{mask} \quad (1)$$

式中: L_{cls} 和 L_{bbox} 分别为原 Faster RCNN 中类别损失和回归框损失; L_{mask} 是掩膜 Mask 支路的损失, 损失值的计算方式是对每一个像素^[10]应用 Sigmoid, 取 ROI 上所有像素的交叉熵的平均值作为 L_{mask} , k 对应 Mask 的类别, 其表达式为

$$L_{mask}(Cls_k) = \text{Sigmoid}(Cls_k) \quad (2)$$

1.1 Mask RCNN 网络改进

为防止特征提取过程中特征信息丢失^[11], 在 FPN 网络结构中设计了语义增强模块 SEM, 如图 2 所示。SEM 模块与上采样中得到的特征图进行融合^[12], 得到新的多尺度特征图 feature maps。

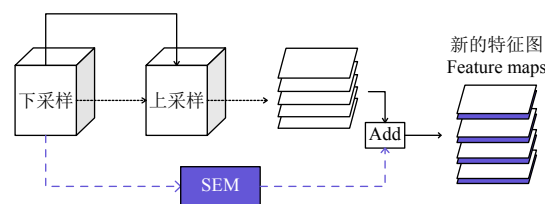


图 2 改进的 FPN 网络结构

Fig. 2 Network structure of improved FPN

SEM 模块的结构如图 3 所示。SEM 模块基于空洞卷积算法^[13]设计思想获取不同感受野的特征图并进行融合。SEM 模块的操作方式为: 采用 ($D=3, D=5, D=7$) 3 个不同膨胀率的 3×3 卷积核和 1×1 卷积核, 分别对下采样的卷积层 (C2, C3, C4, C5) 进行计算, 每个卷积核限制 64 个通道, 每层得到的 4 个不同感受野的特征图, 通过 Concat 融合后输出一个 256 通道的特征图。

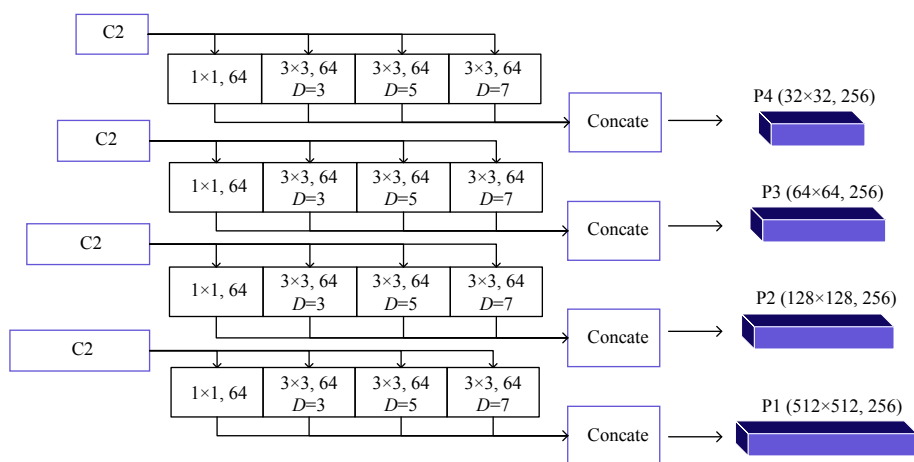


图3 SEM模块结构图

Fig. 3 Structure diagram of SEM module

Concat融合是对特征通道直接拼接,此操作过程无信息损失影响^[14],Add操作将两两特征图进行像素相加,增加了特征信息量。Concat融合后的特征图与上采样中的特征图尺寸大小及通道相同,由此可以将他们的对应层^[15]进行像素相加Add,得到新的多尺度特征图 feature maps。

1.2 特征图融合 Add

Add特征融合的方法是,将两两相同尺寸的特征图像素直接相加^[16],公式如(3)所示。图4(a)列出了裂缝图片;该图片的两种特征图如图4(b)和4(c)所示;Add融合后的图像如图4(d)所示。

$$f(p_{ij})_{i=j} = f_1(p_{ij}) + f_2(p_{ij}) \quad (3)$$

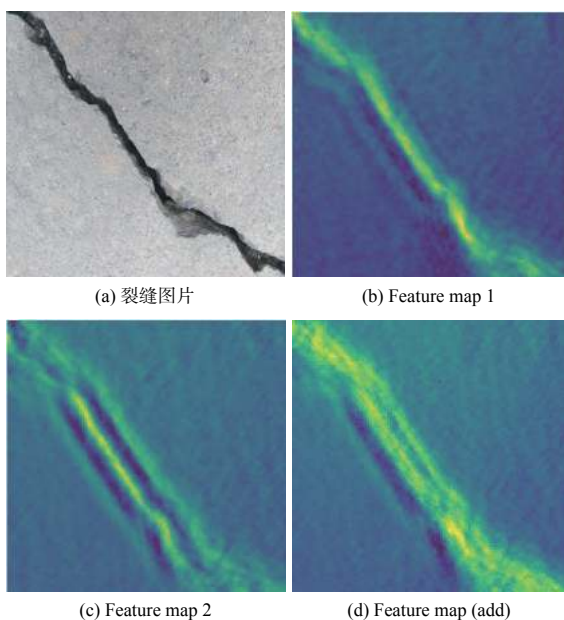


图4 Add特征融合

Fig. 4 Add feature fusion

1.3 裂缝类别划分

依据公共道路表层病害的划分类别^[17],对裂缝病害进行了两类划分,分别是裂缝和破损,如图5所示。划分依据为,将分布清晰明确的裂缝依然视为裂缝,数据标注时定义其标签为 crack,将分布错综复杂的裂缝视为破损,定义其标签为 damage。

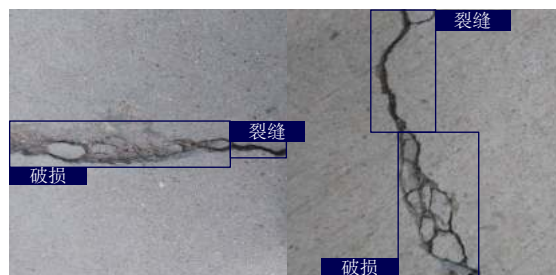


图5 裂缝病害类别划分图

Fig. 5 Category classification diagram of crack diseases

2 网络模型训练

2.1 准备数据集

目前没有公开的桥梁裂缝数据集及数据标注文件可用,通过采集桥梁道路常见的裂缝病害,共2566张,图片尺寸为600×600 pixel,并对采集到的图片做像素变化^[18]处理以进行数据扩充,最终得到共4200张的裂缝图片。

2.2 数据标注可视化

利用Labelme软件工具完成标注,如图6所示。针对类别对比实验需要2种标注形式:未分类的实验,如图6(a)和(b)所示;分类实验,如图6(c)和(d)所示。

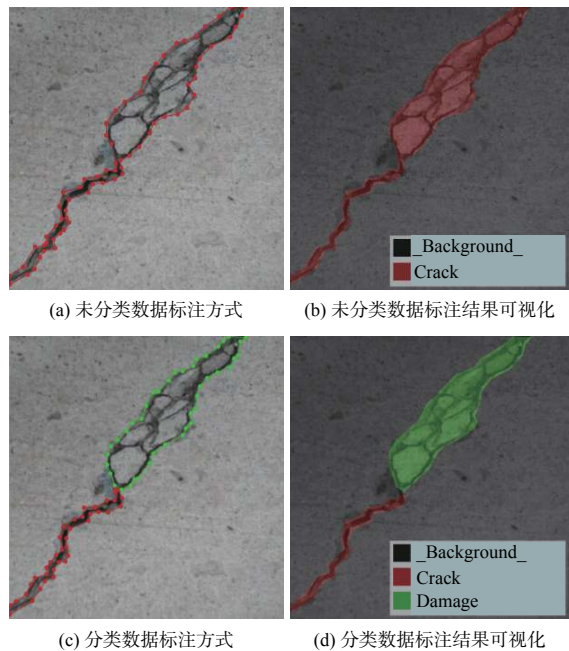


图 6 数据集标注可视化

Fig. 6 Data set annotation visualization

2.3 数据训练

算法基于 TensorFlow1.12^[19] 和 Keras1.0.8 的框架搭建 Mask RCNN 卷积神经网络, 系统使用 window 10, 内存为 16 G, 显卡为 NVIDIA GTX 1660, 处理器为 Intel(R)Core(TM)i5-9400F。

图 7 是网络训练损失曲线图地改进后网络的损失曲线相比原网络损失曲线有所降低, 并且后期验证集损失曲线对训练结果已较好地拟合, 网络的泛化性能得到提升。

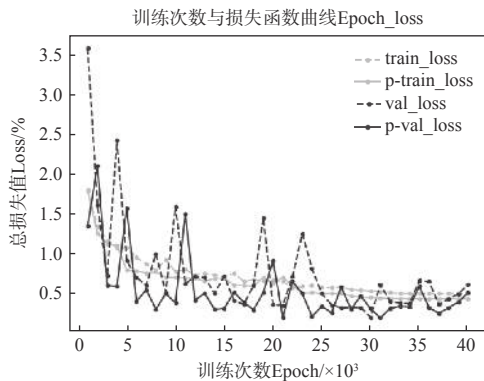


图 7 损失曲线

Fig. 7 Loss curves

3 结果分析

评估卷积神经网络目标检测算法性能指标通常有: 精确率 Precision、召回率 Recall、平均精度

AP、平均精度均值 mAP 等几个指标。

3.1 对比实验

为了验证改进方法的有效性、创新性, 基于 2 种策略做对比实验, 对文章中设计的方法进行性能测试。

策略 1: 对裂缝不进行类别划分, 即将裂缝和破损依然视为裂缝 crack, 输入改进前网络和改进后网络, 检测结果如表 1 所示。改进后网络的 mAP 比原网络提高 6.6%。

表 1 策略 1 网络改进前后性能指标对比

Table 1 Comparison of performance indicators before and after network improvement of strategy 1

	平均精度 均值	裂缝平均 精度	检测速度/ (image/s)
Mask RCNN	0.835	0.835	5.000
Mask RCNN_SEM	0.901	0.901	6.065

策略 2: 对裂缝病害进行类别划分, 裂缝和破损分别作为 crack 和 damage, 检测结果如表 2 所示。改进后网络的 mAP 比原网络提高 5.7%, 并且裂缝的平均精度 crack_AP 和破损的平均精度 damage_AP 分别提高 2.4% 和 9.0%。

表 2 策略 2 网络改进前后性能指标对比

Table 2 Comparison of performance indicators before and after network improvement of strategy 2

	平均精度 均值	裂缝平均 精度	破损平均 精度	检测速度 (image/s)
Mask RCNN_FPN	0.887	0.924	0.850	5.000
Mask RCNN_P_FPN	0.944	0.948	0.940	6.065

对比以上 2 个策略的结果, 可以验证网络改进和类别划分结合的方法设计, 改进了网络性能, 相比原网络无类别划分方法 mAP 共提高了 12.6%。

另外, 通过 ResNet101 和 ResNet50 的对比, 衡量深度不同的主干网络对预测结果的影响, 结果发现, 深层主干网 ResNet101 相比 ResNet50 较浅层网络, 其预测结果在时间上无较大差别, 但预测准确率 Accuracy 和 mAP 有明显优势, 如表 3 所示。

3.2 其他指标评估

结合以上数据, 又与其他网络模型进行了性能对比。将结果绘制成柱状图直观对比各网络的性能差异, 如图 8 所示。

3.3 裂缝检测结果

根据以上 2 个策略, 列出了 3 张不同图片的检

表 3 网络模型分别基于 ResNet101 和 ResNet50 的性能指标对比

Table 3 Comparison of performance indicators of network model based on ResNet101 and ResNet50 respectively

	检测 准确率	平均精度 均值	检测速度/ (image/s)
Mask RCNN_ResNet101+SEM	0.998	0.944	6.065
Mask RCNN_ResNet50+SEM	0.850	0.794	5.122

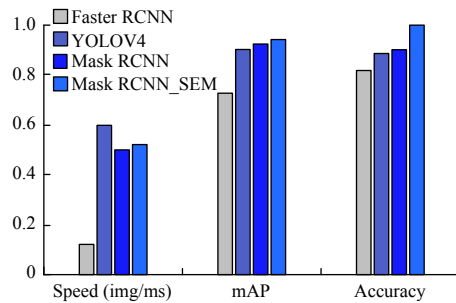


图 8 各网络模型性能对比图

Fig. 8 Performance comparison diagram of each network model

测结果,如图 9、图 10 和图 11 所示。图 9~图 11 中 (a) 和 (b) 均为策略 1 检测结果, (c) 和 (d) 均为策略 2 检测结果,通过对比图 9~图 11 中 (a)、(b)、(c) 和 (d) 可知, (d) 图检测结果掩膜分布清晰、无漏检,无重叠等缺陷,具有较好的检测结果。

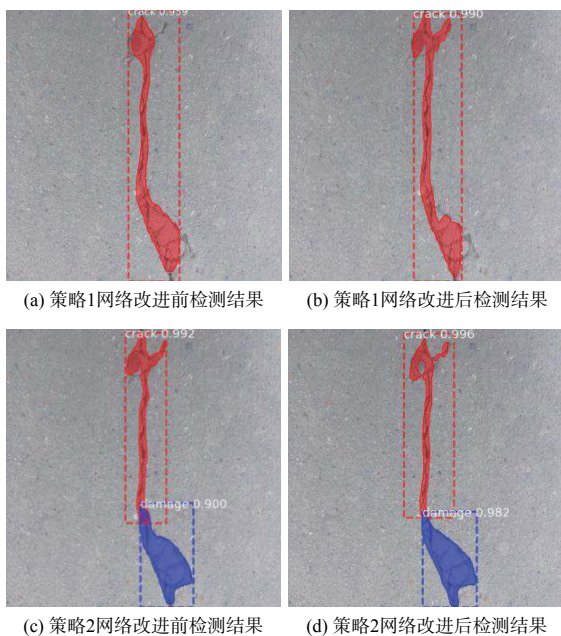


图 9 细小裂缝检测结果

Fig. 9 Detection results of fine cracks

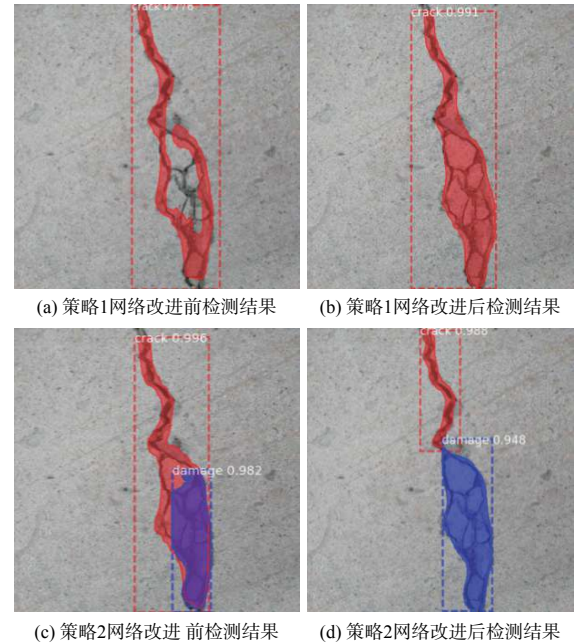


图 10 较大裂缝检测结果

Fig. 10 Detection results of larger cracks

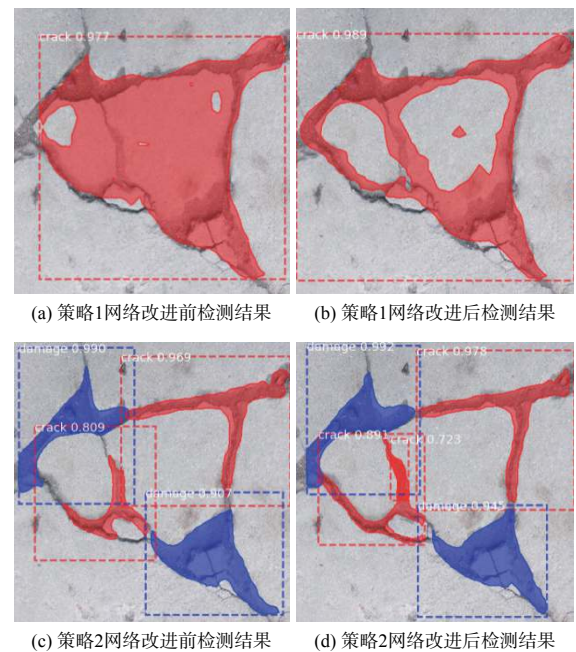


图 11 形态复杂裂缝检测结果

Fig. 11 Detection results of complex cracks

4 结论

基于 Mask RCNN 卷积神经网络算法,本文增加了语义增强模块,使新的特征图融合了浅层网络和深层网络的特征,对裂缝形态特征做到了较充分保留,提高了对道路裂缝病害检测的精确度。同时对裂缝进一步作类别划分,有益于为道

路维护工作提供相应裂缝修护措施。文中方法通过指标数据和检测结果显示, 算法的改进一定程度上提高了裂缝检测精度, 但是对于复杂裂缝的检测仍然需要提高算法的改进水平。

参考文献:

- [1] 郭素明. 道路桥梁养护中常见病害与维护方法探析[J]. *工程技术研究*, 2018(15): 247-248.
GUO Suming. Analysis on common diseases and maintenance methods in road and bridge maintenance[J]. *Engineering technology research*, 2018(15): 247-248.
- [2] 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 Jiewen, ZHANG Guang, CHEN Xijiang, 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.
- [3] 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 Xiaojian, ZHAO Zhicheng. Structural surface crack detection method based on computer vision technology[J]. *Journal of Building Structures*, 2018, 39(S1): 418-427.
- [4] 张海川, 彭博, 许伟强. 基于UNet++及条件生成对抗网络的道路裂缝检测[J]. *计算机应用*, 2020, 40(增刊2): 158-161.
ZHANG Haichuan, PENG Bo, XU Weiqiang. Road crack detection based on UNet++ and conditional generative adversarial nets[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(S2): 158-161.
- [5] WANG Sen, WU Xing, ZHANG Yinghui, et al. A neural-network ensemble method for effective crack segmentation using fully convolutional networks and multi-scale structured forests[J]. *Machine Vision and Applications*, 2020, 31(7/8): 16-30.
- [6] THIRUPATHIRAJ S, KUMAR U, BUCHKE S. Automatic pothole classification and segmentation using android smartphone sensors and camera images with machine learning techniques[C]//2020 IEEE Region 10 Conference (Tencon). Osaka, Japan.USA: IEEE, 2020: 1386-1391.
- [7] 侯腾璇, 赵涓涓, 强彦, 等. CRF 3D-UNet肺结节分割网络[J]. *计算机工程与设计*, 2020, 41(6): 1663-1669.
- [8] HOU Tengxuan, ZHAO Juanjuan, QIANG Yan, et al. Pulmonary nodules segmentation based on CRF 3D-UNet structure[J]. *Computer Engineering and Design*, 2020, 41(6): 1663-1669.
- [9] ATTIQUE K M, TALLHA A, ZHANG Y D, et al. Attributes based skin lesion detection and recognition: a maskRCNN and transfer learning-based deep learning framework[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2021, 143: 58-66.
- [10] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE*, 2017, 39(1): 1137-1149.
- [11] OLIVEIRA H, CORREIA P L. Road surface crack detection: improved segmentation with pixel-based refinement[C]. 2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Greek KOS.USA: IEEE, 2017, 2026-2030.
- [12] 雷斯达, 曹鸿猷, 康俊涛. 基于深度学习的复杂场景下混凝土表面裂缝识别研究[J]. *公路交通科技*, 2020, 37(12): 80-88.
LEI S D, CAO Hongyou, KANG Juntao. Study on concrete surface crack recognition in complex scenario based on deep learning[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2020, 37(12): 80-88.
- [13] CHEN F C, JAHANSHAH R M. Deep learning-based crack detection using convolutional neural network and naïve bayes data fusion[J]. *IEEE*, 2018, 65(5): 4392-4440.
- [14] RAZA A, HONG H, FANG T. PFAF-net: pyramid feature network for multimodal fusion[J]. *IEEE Sensors Letters*, 2020, 4(12): 1-4.
- [15] 孙鸿宇, 何远, 王基策, 等. 人工智能技术在安全漏洞领域的应用[J]. *通信学报*, 2018, 39(8): 1-17.
SUN Hongyu, HE Yuan, WANG Jice, et al. Application of artificial intelligence technology in the field of security vulnerability[J]. *Journal on Communications*, 2018, 39(8): 1-17.
- [16] DUAN K, BAI S, XIE L, et al. Centernet: keypoint-triplets for object detection[C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea (South).USA:IEEE,2019: 6568-6577.
- [17] HEI L, JIA D. Cornernet: detecting objects as paired keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2020, 128(2): 642-656.

(下转第 118 页)

- ging technology used in the laser warning[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(4): 1140-1143.
- [16] 张瑞, 王志斌, 温廷敦, 等. 基于二维激光告警的闪耀光栅设计[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(10): 133-137.
- ZHANG Rui, WANG Zhibin, WEN Tingdun, et al. Blazed grating design based on two-dimensional laser warning[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(10): 133-137.
- [17] 李晓, 张瑞, 王志斌, 等. 二维激光告警光学系统设计[J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(6): 1806-1810.
- LI Xiao, ZHANG Rui, WANG Zhibin, et al. Design of two-dimensional laser warning optical system[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(6): 1806-1810.
- [18] 黄腾超, 陈默含, 冯勇建, 等. 基于插值细分的机械臂手眼标定算法[J]. *厦门大学学报(自然科学版)*, 2019, 58(6): 894-899.
- HUANG Tengchao, CHEN Mohan, FENG Yongjian, et al. Mechanical arm hand-eye calibration algorithm based on interpolatory subdivision[J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2019, 58(6): 894-899.
-
- (上接第 105 页)
- [17] 杨洋, 何飞, 李洁. 公路桥梁病害分类与编码构建方法[J]. *北方交通*, 2020(11): 28-31.
- YAG Yang, HE Fei, LI Jie. Classification and coding method of highway bridge diseases[J]. *Northern Communications*, 2020(11): 28-31.
- [18] 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 Suya, DU Jianchao, LI Yunsong, et al. Method for bridge crack detection based on the U-Net convolutional networks[J]. *Journal of Xidian University*, 2019, 46(4): 35-42.
- [19] ERTAM F, AYDIN G. Data classification with deeplearning using Tensorflow[C]//2017 International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK), Antalya, USA:IEEE,2017: 755-758.