

文章编号:1005-0523(2021)06-0037-09



基于改进 Mask R-CNN 钢纤维混凝土裂缝检测模型

周双喜¹,袁海强¹,邓芳明²

(1. 华东交通大学土木建筑学院,江西 南昌 330013;2. 华东交通大学电气工程学院,江西 南昌 330013)

摘要:针对混凝土裂缝检测具有多类别影响的复杂性,难以做准确分类、分割和定位任务问题,提出基于改进 Mask R-CNN 钢纤维混凝土裂缝检测方案。为提高检测速率和精度,对方案模型主干网络增加分散注意力模块跨越特征图组,提高特征学习能力,在交并比基础上增加目标与锚框间距离、重叠率、尺度和惩罚项提高回归精度,并与原始 Mask R-CNN 模型进行对比。仿真结果表明裂缝、数字以及词汇的平均精度均值达到 96.09%,能够精准定位裂缝并作出像素级分割,单样本耗时 198 ms。提出的模型既增加了准确率又降低了图片处理延时,与原始 Mask R-CNN 模型相比,平均精度均值和图片处理速率分别提升 6.2%和 5.7%。仿真实验证明改进后的模型具有较强的鲁棒性以及泛化能力。

关键词:裂缝检测;钢纤维混凝土;改进 Mask R-CNN;Split-Attention;平均精度均值

中图分类号:U414;TU375

文献标志码:A

本文引用格式:周双喜,袁海强,邓芳明. 基于改进 Mask R-CNN 钢纤维混凝土裂缝检测模型[J]. 华东交通大学学报,2021,38(6):37-45.

DOI:10.16749/j.cnki.jecjtu.20211210.007

Research on Crack Detection Model of Steel Fiber Based on Improved Mask R-CNN

Zhou Shuangxi¹, Yuan Haiqiang¹, Deng Fangming²

(1. School of Civil Engineering and Architecture, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. School of Electrical and Automation Engineering East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Concrete crack detection is difficult to accurately classify, segment and locate due to the complexity of multiple classification. To solve the above problems, this paper proposes a steel fiber reinforced concrete (SFRC) crack detection model based on improved Mask R-CNN. In order to improve the detection rate and accuracy, a distraction module is added to the backbone network of the scheme model to span the feature graph group and improve the capability of feature learning. Based on intersection of union (IoU), the distance between the target and anchor frame, the overlap rate, the scale and the penalty term were increased to improve the regression accuracy, and compared with the original Mask R-CNN model. The simulation results show that the mean average precision of crack and number classification, segmentation and positioning is 96.09%, the model can accurately locate cracks and make pixel-level segmentation and the single image takes 198 ms. The proposed model increases the accuracy and reduces the image processing delay. Compared with the original Mask R-CNN model, the mean average precision and image processing rate are increased by 6.2% and 5.7% respectively. Experimental results show that the proposed model has strong robustness and generalization ability.

Key words: crack detection; steel fiber reinforced concrete; improved Mask R-CNN; Split-Attention; mean average precision

收稿日期:2021-05-12

基金项目:国家自然科学基金项目(516622008);江西省自然科学基金项目(20181BA206007)

Citation format:ZHOU S X, YUAN H Q, DENG F M. Research on crack detection model of steel fiber based on improved mask R-CNN[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2021, 38(6): 37-45.

实际工程中,混凝土结构作为桥梁、房屋和公路等建筑物重要组成部分,对建筑物使用寿命起着决定性作用,混凝土耐久性^[1-2]作为混凝土寿命重要影响因素,是国内外学者研究的热点。影响混凝土耐久性因素主要有碳化、氯离子腐蚀、钢筋锈蚀等,表面裂缝是对混凝土耐久性评价的重要表现之一。

传统裂缝检测由人工肉眼检测发展到利用高频率声波^[3-4]和电磁波^[5]方法进行人工检测,李俊如^[6]利用超声波单面平测法对混凝土裂缝进行深度检测。徐波^[7]采用声波穿透法判断混凝土裂缝缺陷及深度。谢慧才^[8]采用雷达图像识别方法对混凝土结构孔洞和裂缝缺陷进行检测。Hilloulin^[9]提出了一种非线性声混合的超声方法,有效地全面检测混凝土中小裂纹。Chakraborty^[10]采用嵌入式传感器超声信号检测混凝土早期裂缝,但以上方法由于操作人员专业水平的不同而造成检测结果产生差异,且超声波检测设备昂贵,成本较高。

图像处理方法很好解决上述问题,该类算法通过计算与统计特征分布进行特征提取。靳华中^[11]结合梯度方向直方图构建路面裂缝检测模型。王保亮^[12]利用 HOG 特征、LBP 特征和矩特征 3 种算法提取混凝土裂缝特征。朱力强^[13]提出一种基于 Hough 变化的算法,结合连通区域提取算法对隧道裂缝进行识别。但传统手工提取特征方法存在计算量大,特征相对简单且耗时久等不足。

机器学习的发展有效解决了图像处理算法不足,也减少了成本和因为人员技术操作所造成的误差。王丽苹^[14]针对现有路面裂缝分类模型性能弱现状,设计卷积神经网络对路面裂缝分类。韩晓健等^[15]运用深度卷积神经网络经典模型 Alexnet 来对裂缝做分类应用,运用滑动窗口来对裂缝进行定位。李良福^[16]对窗口滑动算法改进,提出一种基于卷积神经网络的深度桥梁裂缝分类模型。但以上文献仍存在计算时间较长,自动化程度还不够高的问题。裂缝作为小目标检测,一体化卷积神经网络的检测算法方法(如 YOLO^[17]和 SSD^[18])相比较两阶段^[19-20]方法准确率不够高。深度学习目标检测任务能区分个体类别但不够精确,语义分割可划分像

素点但不可以区分个体类别。

针对以上问题本文提出一种改进后 Mask R-CNN 裂缝自动检测模型,通过对钢纤维混凝土进行加载试验得到裂缝数据,实验通过标记试块的数字词汇替代工程裂缝检测障碍类别,对裂缝数据进行图像采集和图像预处理,在残差网络基础上引入模块使注意力^[21]跨越特征图组,通过在交并比基础上增加目标与锚框间距离、重叠率、尺度和惩罚项来提高回归精度。最后利用改进 Mask R-CNN 模型进行训练、验证和预测,并与原始 Mask R-CNN 模型进行对比,进一步体现本文提出方法的可行性。

1 裂缝检测模型设计

本文在 Mask R-CNN 模型^[21]基础上增加分散注意力模块和采用 CIoU 来优化模型,对钢纤维混凝土试块进行目标检测和分割。整体结构如下,首先制作钢纤维混凝土,通过压弯试验获取带裂缝试块,采用智能手机获取裂缝图像,然后对获取裂缝进行裁剪,统一大小和数据增强等处理,对处理后数据进行软件标记,构建裂缝图像数据集,同时在网络模型中将数据集随机划分成训练集、验证集和测试集,构建改进 Mask R-CNN 模型,运用训练集对模型进行训练,再将采用验证集对训练后模型进行参数微调,获取最优模型,最终运用模型对图像进行测试,并与未改进模型进行比较得出结论。

1.1 基于改进 Mask R-CNN 检测模型

结合实际工程,完成检测裂缝目标同时分割出裂缝的精准轮廓任务,提出基于改进 Mask R-CNN 裂缝检测实例分割模型,模型框架如图 1。

模型主干网络采用残差网络,在网络基础上增加分散注意力,通过全局图像特征选择权重,使特征提取网络具有更好学习能力,再结合特征金字塔网络进行多尺度特征提取,选取感兴趣区域对齐特征图获得图像感兴趣区域,固定特征图大小通过掩膜和全连接层网络完成分类、边框回归和掩膜像素分类任务,回归任务引入 CIoU (complete intersection over union) 提高回归精度。

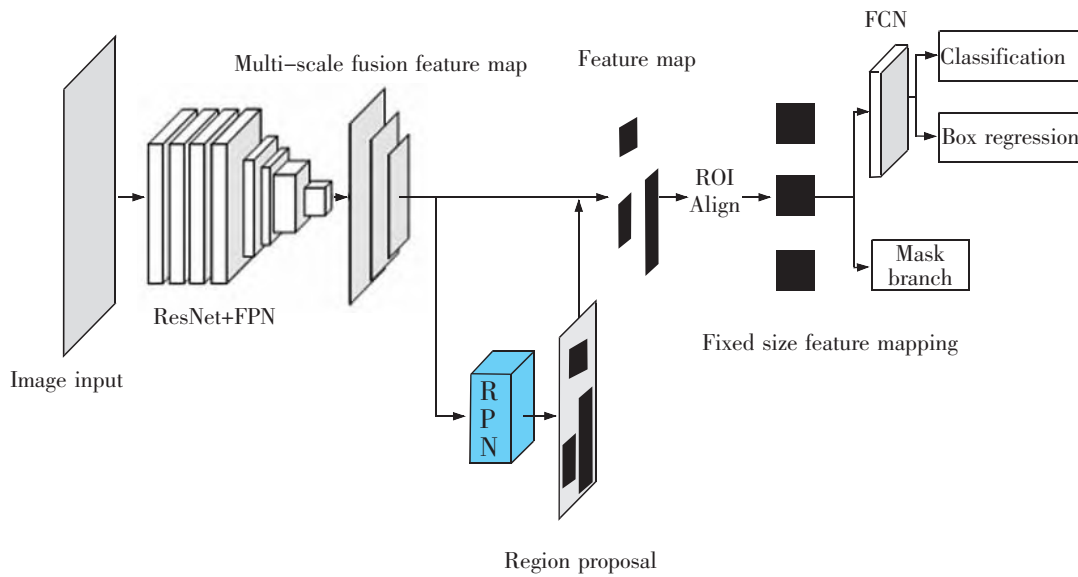


图 1 改进后 Mask R-CNN 模型框架
Fig.1 Improved Mask R-CNN model frame

1.2 改进特征提取网络

为解决网络增加出现的退化问题提出残差学习模块,在网络中添加残差单元,如图 2 所示。

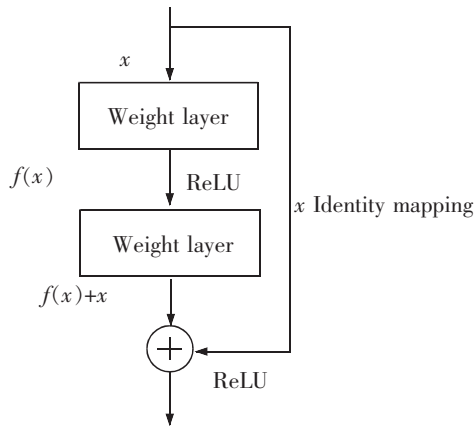


图 2 单个残差单元
Fig.2 Single residual block

残差单元使用一种快捷链接方式,图 2 中恒等映射模块,实际是恒等映射的快捷连接,残差部分残差映射是图中的学习差值,是从 x 学习到通过激活函数后的输出 $y=f(x)+x$ 中间差值 $f(x)$ 部分,式中快捷连接是带有权重的连接,如下式

$$x_{l+1}=f(h(x_l)+F(x_l+w_l)) \tag{1}$$

式中: x_{l+1} 是图 2 中后面一层输入; $f(x)$ 代表激活函数 ReLU; $h(x)$ 是输出快捷连接处函数; $F(x,w)$ 由上到下经过激活函数和权重的映射函数。图 2 中快捷连接采用恒等映射会造成残差部分变化,残差部分变化影响权重调节主要因素,保证了反向传播梯度值更大,更易于训练,也保证网络加深不会造成网络退化。现有残差网络有 50 层、101 层和 152 层,但更深网络层次会带来经济效益较低的问题,鉴于计算力有限,文章选取残差网络 101 层。

以残差网络重复层策略网络为基础,对每个模块增加 $k-1$ 个基数,将拆分后基数进行分散处理,每个基数通过多个分割元素求和再融合得到特征图输出: h,w,c ,通过分散注意力模块转换合并,进入分散注意力网络头部卷积后输出,将该基数组输入分成 r 个分散块,每个分散块经过变换,进入到分散注意力模块中,对逐个元素相加将特征图融合输出维度: $h*w*c$,再对融合特征图全局池化,并将图像空间维度压缩输出维度 c' ,结合分类器计算出每个分散块权重图中 Dense c ,实现方式为两个全连接层,将模块输入特征图和其权重相乘得到基数组,再加权重融合输出维度 $h*w*c$ 。分散注意力将分散块特征图计算对应权重进行融合。如图 3。

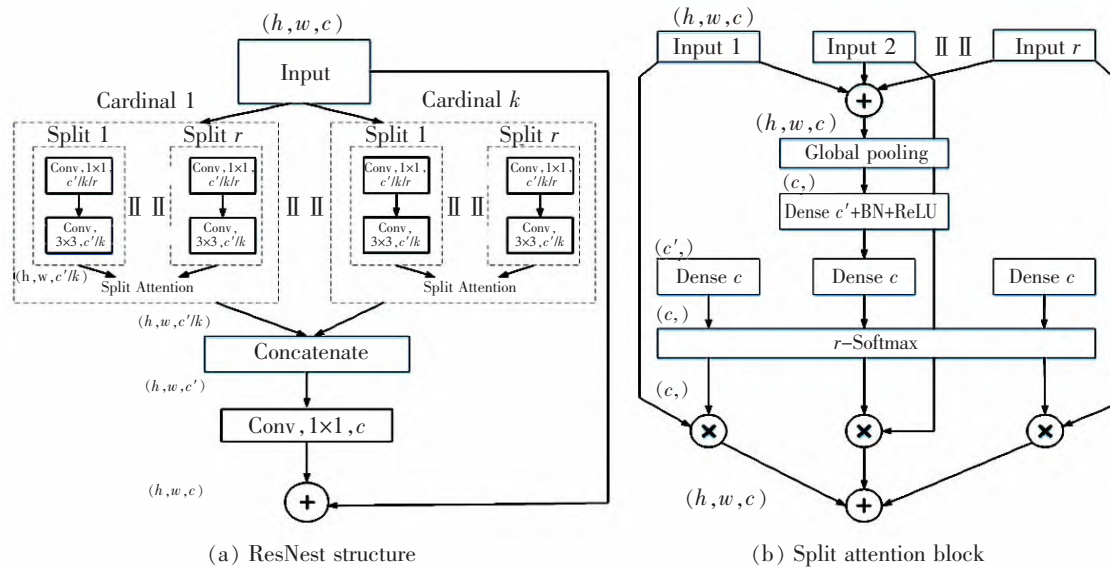


图3 ResNeSt 单元结构和 split attention 模块
Fig.3 ResNeSt structure and split attention block

研究骨干网络提取特征图中深层次特征图语义性较强,适合完成图像分割与分类,浅层卷积特征图分辨率高,位置信息强,适合做目标检测。

1.3 改进损失函数

感兴趣区域对齐输出的特征图通过 2 个卷积层和 1 个全连接层分为两部分,一部分用于分类和回归,另一部分用于掩膜生成,如图 4。

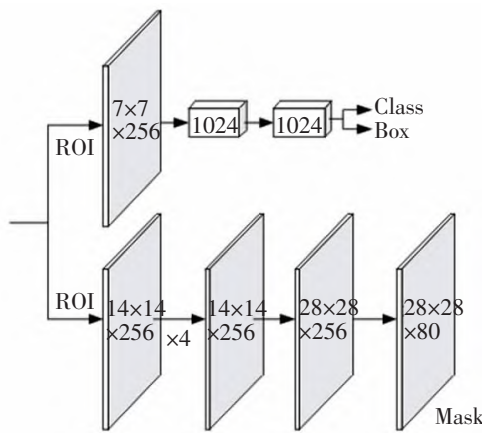


图4 分类提议生成边界框和掩码
Fig.4 Proposals generation bounding boxes and masks

Mask R-CNN 模型用于完成分类、定位和掩膜生成,其损失函数由 3 个损失函数之和构成,如下式

$$L=L_{cls}+L_{box}+L_{mask} \quad (2)$$

式中: L_{cls} 为分类损失函数; L_{box} 为回归损失函数;

L_{mask} 选取平均二值交叉熵作为损失函数。

$$L_{cls}(p_i, p_i^*)=-\log[p_i^*p_i+(1-p_i^*)(1-p_i)] \quad (3)$$

$$L_{cls}=\frac{1}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(p_i, p_i^*) \quad (4)$$

其中: p_i 为预测到目标的概率; p_i^* 表示是否为真实目标,是为 1, 否为 0; N_{cls} 为分类层数。原始 Mask R-CNN 模型交并比是测量在特定数据集中检测相应物体准确度的一个标准,但由于对物体特征规模不敏感,常用边框回归损失优化和交并比优化不完全等价,常用交并比无法直接优化没有重叠的部分。通过使用 CIoU 作为回归优化损失函数 L_{Clou} , 将目标与锚框之间的距离,重叠率、尺度以及惩罚项都考虑进去,解决原始交并比出现训练过程中发散等问题,惩罚因子把预测框长宽比拟合目标框的长宽比考虑进去,使得目标框回归变得更加稳定。

回归优化损失函数 L_{Clou} 公式如下

$$L_{Clou}=1-R_{IoU}+\frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2}+aw \quad (5)$$

$$L_{box}=\lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{Clou} \quad (6)$$

式中: R_{IoU} 为交并比; $\rho^2(b, b^{gt})$ 分别代表了预测框和真实框的中心点的欧式距离; c 代表的是能够同时包含预测框和真实框的最小闭包区域的对角线距离; N_{reg} 为回归层数。

$$L_{mask}=-\frac{1}{s} \sum_i [s_i^* \lg p(s_i)-(1-s_i^*) \lg(1-p(s_i))] \quad (7)$$

式中: s 为每一个像素是一个类别的总数和; s_i^* 为像素所在类别的标签; $p(s_i)$ 为预测类别的概率。

2 实验数据预处理

2.1 裂缝图像数据获取

为获得连续且混凝土试块完整的裂缝图像,而钢纤维混凝土其韧性和疲劳性能具有一定优势。而普通混凝土所得到的裂缝也可以作为实验数据,只要具有裂缝特征即可。通过实验对 200 个钢纤维混凝土试块进行压弯试验,运用相机获取整张混凝土试块的图像,获取 200 个 4 032*3 024 试块的裂缝图像如图 5(a)所示。由于输入原始图片会导致计算成本过大,将原始图片裁剪为仅含有混凝土试块图

像,如图 5(b)。

数据样本数量不足会影响识别精度,容易导致欠拟合,为获得足够样本需进行数据增强,后期图像输入要求图像的分辨率一致,通过标记软件标记裂缝时清晰易见,通过代码进行统一大小致像素 512*512。

2.2 数据集增强及数据标记

为实现裂缝以及腐蚀代替类别的分割网络模型训练,对裂缝数据集图片进行分割掩码标记,生成目标裂缝掩码和类别标注等文件,通过数据增强库对基础数据进行翻转、旋转、增加亮度、平移以及添加噪声(添加高斯噪声和椒盐噪声)得到 2 000 张像素为 512*512 图片,如图 6 所示。

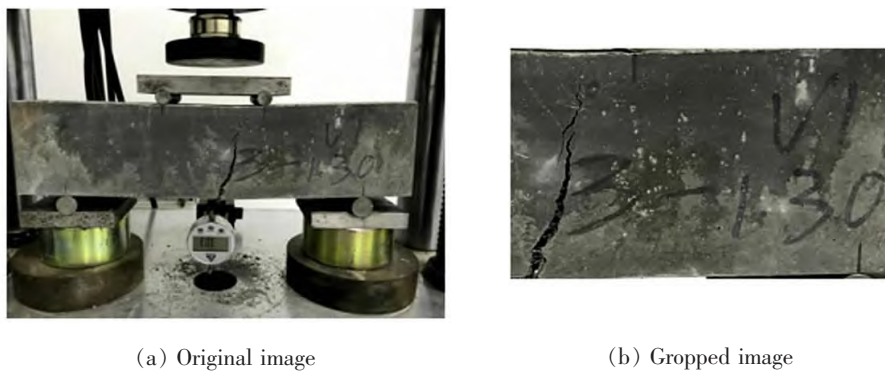


图 5 裁剪前后图片
Fig.5 Before and after images being cropped

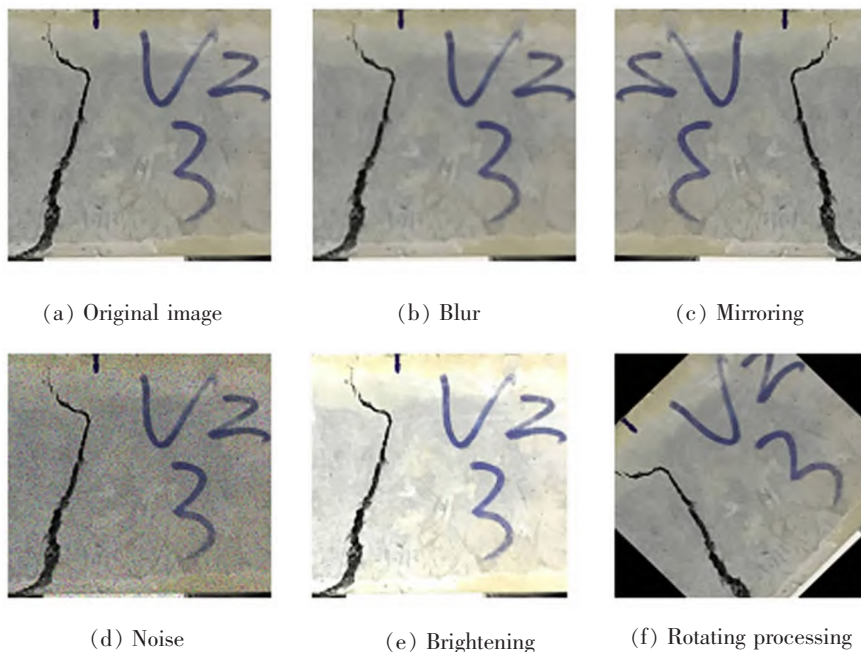


图 6 通过数据增强后图片
Fig.6 Images enhanced by data

随机选取其中 1 200 张作为训练网络数据集。400 张作为验证数据集,400 张作为测试集。

3 数据仿真与结果对比分析

利用深度学习框架 Keras2.16 和 Tensorflow1.14.3 搭建改进 Mask R-CNN 模型。计算机操作系统为 Windows10,服务器配置为:酷睿 i9 9900K 3.6 GHz,32 GB 内存,NVIDIA Corporation GP 102 [GeForce GTX 2080]显卡。根据算力以及模型需求对模型基本参数进行设计如表 1 所示。

表 1 模型基本参数

Tab.1 Basic parameters of the model

Parameters of the category	Number
Class	1(Background)+3(Crack, Number, Vocabulary)
Anchor box	(8, 16, 32, 64, 128)
Batch Size	4
Learning rate	10^{-5}
Epoch	100
Momentum	0.9

数据在 coco 数据集上使用训练好的模型作为训练模型初始化参数,进行训练。模型 Mask R-CNN 网络在训练数据集上损失变化曲线如图 8。

由图 7 看出模型损失不断减小,逐渐收敛,改进模型在迭代 2 000 次左右开始收敛,先于原始模型。模型通过引入正则化对训练过后网络用验证集

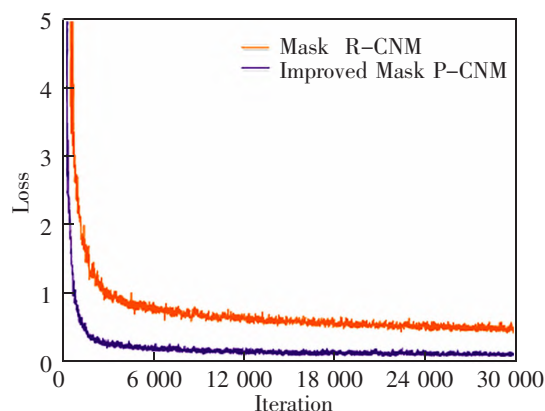


图 7 Loss 曲线

Fig.7 Curve of Loss

验证进行网络参数微调,在测试集上进行测试,通过训练好网络模型放入测试集进行测试结果如表 2。

表 2 测试集上面的准确率

Tab.2 Accuracy on test set

Class	Crack	Number	Vocabulary
Accuracy/%	91.89	95.39	97.84

由表 2 看出裂缝准确率较其余两种类别较低,实验过程中,养护时期会造成混凝土试块外表出现不同颜色表状,后期拍摄因素也会对裂缝区域造成影响,而人工增加类别简易且特征易提取。在训练过程验证和测试数据集上显示出较好效果。测试后对具有 3 种类别图像进行预测,如图 8 所示。

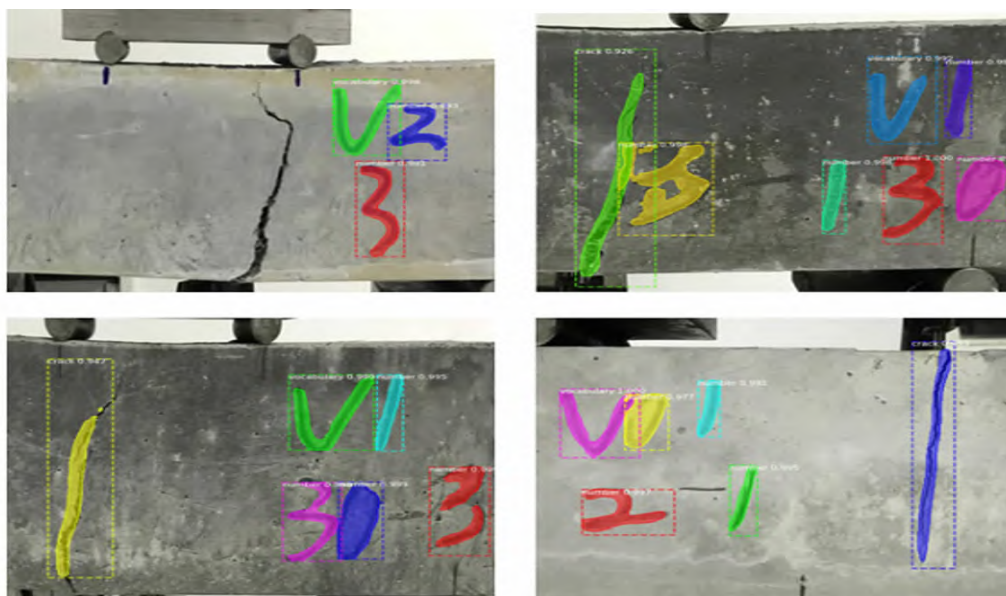


图 8 Mask R-CNN 训练后预测图

Fig.8 Mask R-CNN prediction graph after training

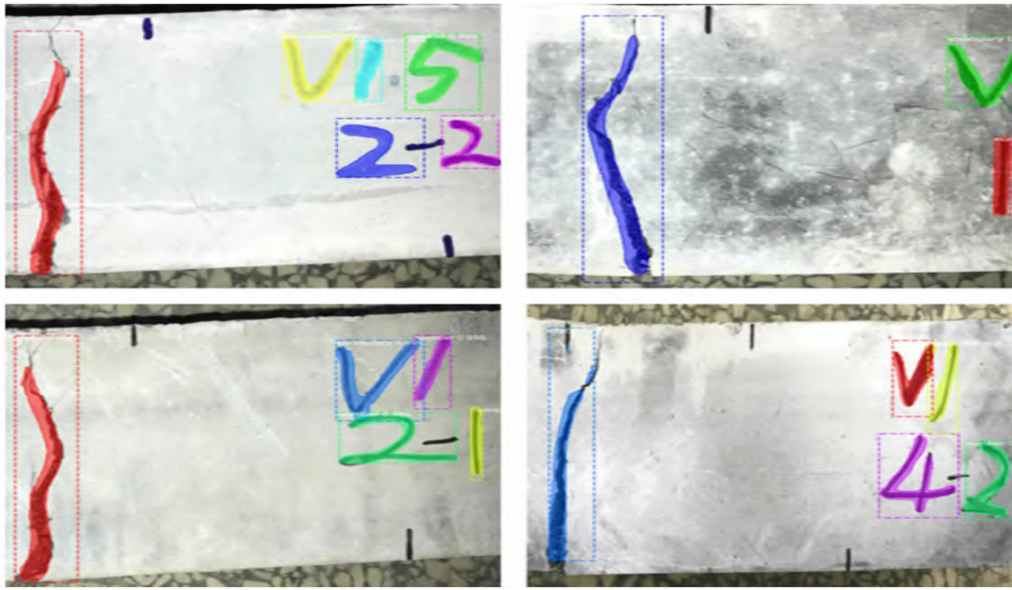


图 9 改进后 Mask R-CNN 训练后预测图
Fig.9 Improved Mask R-CNN prediction graph after training

图 9 中显示预测效果较好,但也存在裂缝未识别,背景和裂缝相近的图片置信度较低,数字和词汇类别都显示出改进前模型已经拥有较高的鲁棒性,再对改进模型进行训练验证测试调参,进行预测,结果如图 10 所示。

由图 10 看出改进后模型对检测的裂缝呈现出很好的检测效果,再将裂缝以外类别设置为一类计算出 T_p ,被正确预测为正样本的数量; F_p ,负样本被预测为正样本的数量; F_N ,正样本预测负样本的数量。 P 为精确率; R 为召回率。

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (8)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\% \quad (9)$$

绘制出 $P-R$ 图。再将该数据放在原始 Mask R-CNN 中进行多任务学习,在 CIoU 为 0.5 时得出结果并与本文改进算法进行比较如表 3 所示。

改进后裂缝检测精度由提升 84.32% 增加到

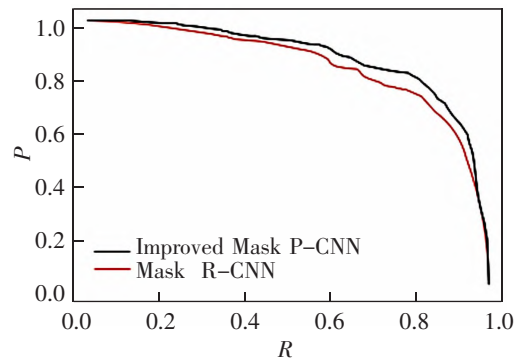


图 10 相比较 Mask R-CNN 预测 $P-R$ 图
Fig.10 Compared with that of Mask R-CNN,the $P-R$ graph of prediction

92.57%, 在原始检测精度较高基础上再次提升 8.25%,数字和词汇的检出率也进一步提升,由于人工添加类别特征相对较简单,致使检测精度相对较高,平均精度均值也从 90.44%提升到 96.09%。改进后网络对单样本耗时也从 210 ms 提升到 198 ms。

表 3 与原始 Mask R-CNN 算法比较

Tab.3 Compared with the original Mask R-CNN algorithm

Algorithm	Average precision/%			Mean average precision/%	Single image time/ms
	Crack	Number	Vocabulary		
Mask R-CNN	84.32	91.26	95.73	90.44	210
Improved mask R-CNN	92.57	97.63	98.08	96.09	198

4 结论

通过钢纤维混凝土进行试验获得裂缝,采用改进深度学习网络进行实例分割,获得下列结论。

1) 本文建立裂缝自动识别改进后 Mask R-CNN 深度网络模型,用于裂缝检测。该模型对人工多类别图像进行分类、分割和定位,突破了仅含单一裂缝检测,能够高效完成实例分割任务。

2) 试验结果表明,改进裂缝识别模型的准确率为 96.09%,平均精度均值和图片处理速率分别提升 6.2% 和 5.7%。表现出模型较强的鲁棒性和泛化能力。模型作为基于对象建议检测算法,与一体化卷积网络算法相比,图片处理速率较低,需要通过研究开发更好的网络模型来做到精度高,速度快。

参考文献:

- [1] 罗大明,牛荻涛,苏丽. 荷载与环境共同作用下混凝土耐久性研究进展[J]. 工程力学,2019,36(1):1-14.
LUO D M, NIU D T, SU L. Research progress on durability of stressed concrete under environmental actions[J]. Engineering Mechanics, 2019, 36(1): 1-14.
- [2] 喻乐华. 现代混凝土的进展及应用[J]. 华东交通大学学报, 2010, 27(4): 1-6.
YU L H. Development and application of modern concrete [J]. Journal of East China Jiaotong University, 2010, 27(4): 1-6.
- [3] 刘博文,岳峰,任晓崧,等. 塞焊超声波探伤的缺陷评定方法研究[J]. 建筑钢结构进展, 2020, 22(1): 118-124.
LIU B W, YUE F, REN X S, et al. Evaluation method of plug welding defects through ultrasonic testing[J]. Progress in Steel Building Structures, 2020, 22(1): 118-124.
- [4] 黄欧龙,曹国侯,苏建坤,等. 声波 CT 技术在斜拉桥大体积混凝土检测中的应用[J]. 工程地球物理学报, 2016, 13(6): 794-798.
HUANG O L, CAO G H, SU J K, et al. The application of sonic computed tomography to mass concrete detection of cable-stayed bridge[J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2016, 13(6): 794-798.
- [5] 李落林,孙颖章. 无损探测技术检测混凝土水闸应用研究[J]. 河南水利与南水北调, 2009(10): 78-79.
LI L L, SUN Y Z. Application of nondestructive detection technology in testing concrete sluice[J]. Henan Water Resources & South-to-North Water Diversion, 2009(10): 78-79.
- [6] 李俊如,高建光,王耀辉. 超声波检测混凝土裂缝及裂缝

成因分析[J]. 岩土力学, 2001(3): 291-293.

- LI J R, GAO J G, WANG Y H. Supersonic wave testing on concrete crack depth and analysis of crack initiation [J]. Rock and Soil Mechanics, 2001(3): 291-293.
- [7] 徐波,韩道林,楼加丁,等. 声波穿透在大坝混凝土裂缝检测中的应用[J]. 工程勘察, 2010(S1): 908-914.
XU B, HAN D L, LOU J D, et al. Application of acoustic wave transmission method on dam concrete crack detection [J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2010(S1): 908-914.
- [8] 谢慧才,叶良应,徐茂辉. 检测混凝土质量缺陷的雷达方法[J]. 土木工程学报, 2005(9): 80-85.
XU H C, YE L Y, XU M H. Assessment of defects in concrete with ground probing radar[J]. China Civil Engineering Journal, 2005(9): 80-85.
- [9] HILLOULIN B, ZHANG Y, ABRAHAM O, et al. Small crack detection in cementitious materials using nonlinear coda wave modulation[J]. Ndt & E International, 2014, 68: 98-104.
- [10] CHAKRABORTY J, KATUNIN A, KLIKOWICZ P, et al. Early crack detection of reinforced concrete structure using embedded sensors[J]. Sensors, 2019, 19(18): 3879.
- [11] 靳华中, 万方, 叶志伟. 结合路面深度影像梯度方向直方图和分水岭算法的裂缝检测[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2017, 51(5): 715-722.
JIN H Z, WAN F, YE Z W. Pavement crack detection fused HOG and watershed algorithm of range image[J]. Journal of Central China Normal University(Natural Sciences), 2017, 51(5): 715-722.
- [12] 王保宪,王哲,张宇峰,等. 基于图像高维特征压缩映射的混凝土表面裂缝检测算法[J]. 北京理工大学学报, 2019, 39(4): 343-351.
WANG B X, WANG Z, ZHANG Y F, et al. Concrete crack region detection based on high-dimensional image feature compressed sensing[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2019, 39(4): 343-351.
- [13] 朱力强,白彪,王耀东,等. 基于特征分析的地铁隧道裂缝识别算法[J]. 铁道学报, 2015, 37(5): 64-70.
ZHU L Q, BAI B, WANG Y D, et al. Subway tunnel crack identification algorithm based on feature analysis[J]. Journal of the China Railway Society, 2015, 37(5): 64-70.
- [14] 王丽苹,高瑞贞,张京军,等. 基于卷积神经网络的混凝土路面裂缝检测[J]. 计算机科学, 2019, 46(S2): 584-589.
WANG L P, GAO R Z, ZHANG J P, et al. Crack detection of concrete pavement based on convolutional neural network[J]. Computer Science, 2019, 46(S2): 584-589.
- [15] 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(S1):425-434.

HAN X J, ZHAO Z C. Structural surface crack detection method based on computer vision technology[J]. Journal of Building Structures, 2018, 39(S1):425-434.

- [16] 李良福, 马卫飞, 李丽, 等. 基于深度学习的桥梁裂缝检测算法研究[J]. 自动化学报, 2019, 45(9):1727-1742.

LI L F, MA W F, LI L, et al. Research on detection algorithm for bridge cracks based on deep learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(9):1727-1742.

- [17] REN P, WANG L, FANG W, et al. A novel squeeze YOLO-based real-time people counting approach[J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2018, 9(1):2.

- [18] BISWAS D, SU H, WANG C, et al. An automatic traffic density estimation using single shot detection (SSD) and MobileNet-SSD[J]. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 2019, 110:176-184.

- [19] QI L, LI B, CHEN L, et al. Ship target detection algorithm based on improved faster R-CNN[J]. Electronics, 2019, 8(9):959.

- [20] SI J, LIN J, JIANG F, et al. Hand-raising gesture detection in real classrooms using improved R-FCN[J]. Neurocomputing, 2019, 359:69-76.

- [21] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2):386-397.



第一作者:周双喜(1972—),男,教授,博士,2008年被评为南昌市521学术技术带头人,2014年4月获得华东交通大学“1+4”创新创业导师,研究方向为混凝土结构耐久性能和混凝土无损检测新技术。E-mail:green.55@163.com。



通信作者:邓芳明(1980—),男,副教授,博士,研究方向为模拟混合信号电路,无线传感器技术和故障诊断技术。E-mail:550521691@qq.com。

(责任编辑:姜红贵)