

基于深度学习的高延性水泥基复合材料单轴拉伸裂缝检查与特征定量化识别

滕晓丹^{1,2,3}, 郭健鸣⁴, 孙辉煌¹

(1. 广西大学土木建筑工程学院, 南宁 530004; 2. 广西大学, 广西防灾减灾与工程安全重点实验室, 南宁 530004;
3. 广西大学, 工程防灾与结构安全教育重点实验室, 南宁 530004; 4. 广西艺术学院影视与传媒学院, 南宁 530007)

摘 要: 对高延性水泥基材料(ECC)的裂缝特征进行准确识别和测量是研究 ECC 力学性能与耐久性的重要手段。针对 ECC 裂缝数量多且细密, 纤维噪声干扰重等问题, 基于深度学习方法, 采用适合于小样本数量生物图像识别的 U-Net 模型, 加上部分 ResNet 网络层结构进行优化, 结合新增制作的适用于 ECC 的数据集, 训练神经网络模型, 进行语义分割获取裂缝像素。针对裂纹参数提取问题, 使用骨骼提取方法, 结合数字图像处理流程, 运用 CLAHE 滤镜和半峰全宽概念获取裂缝宽度, 实现了混杂纤维 ECC 狗骨试件和 ECC 连接板的裂缝识别与参数提取。结果表明: 采用深度学习方法建立的 ECC 裂缝识别与智能检测方法与实际手工测量误差范围在 0.6 mm 以内。研究成果可为 ECC 裂缝检查与特征定量化识别提供准确有效和高通量的分析方法。

关键词: 高延性水泥基材料; 裂缝; 深度学习; 拉伸; 混杂纤维

中图分类号: TU528.58 文献标志码: A 文章编号: 0454-5648(2023)05-1323-09

网络出版时间: 2022-12-06



Crack Inspection and Feature Quantitative Identification of Hybrid-Fibers Engineered Cementitious Composites Based on Deep Learning

TENG Xiaodan^{1,2,3}, GUO Jianming⁴, SUN Huihuang¹

(1. School of Civil Engineering and Architecture, Guangxi University, Nanning 530004, China;

2. Key Laboratory of Disaster Prevention and Structural Safety of Ministry of Education, Guangxi University, Nanning 530004, China; 3. Guangxi Key Laboratory of Disaster Prevention and Engineering Safety, Guangxi University, Nanning 530004, China;

4. College of Film, Television and Media, Guangxi Arts University, Nanning 530004, China)

Abstract: It is important for the accurate identification of cracks of engineered cementitious composites (ECC) to investigate the mechanical properties and durability of ECC. To solve the problems like the large number and density of ECC cracks and heavy noise interference, this study adopted the U-NET model suitable for biological image recognition, and optimized part of ResNet network layer structure based on the deep learning method. This study also used the neural network model and combined with the created data suitable for the ECC, and performed the semantic segmentation to obtain the crack pixels. For crack parameter extraction, this study used the bone extraction method and combined with digital image processing process, and used the CLAHE filter and half-peak full-width concept to obtain the crack width. The crack identification and parameter extraction method was applied to detect the cracks on hybrid-fiber ECC dog bone specimen and ECC link slab. The results show that the error range between the ECC crack identification and intelligent detection established by the deep learning method and the actual manual measurement is within 0.6 mm. The results of this study can provide an accurate, effective and high-throughput analysis for the ECC crack inspection and feature quantitative identification.

Keywords: high ductility engineered cementitious composites; crack; deep learning; tensile; hybrid fiber

收稿日期: 2022-07-13。 修订日期: 2022-09-28。

基金项目: 国家自然科学基金项目(11962001, 52179125); 广西大学学科交叉科研项目(2022JCC020)。

第一作者: 滕晓丹(1984—), 女, 博士, 讲师。

通信作者: 郭健鸣(1986—), 男, 硕士, 讲师。

Received date: 2022-07-13. Revised date: 2022-09-28.

First author: TENG Xiaodan (1984—), female, Ph.D., Lecturer.

E-mail: xdteng@gxd.edu.cn

Correspondent author: GUO Jianming (1986—), male, Master, Lecturer.

E-mail: 512759241@qq.com

高延性水泥基复合材料(ECC)是一种极限拉伸应变稳定达 2%以上^[1]的水泥基复合材料。基于 ECC 强度准则和能量准则设计基体、纤维以及基体/纤维的协同作用,可使纤维在基体开裂时发挥桥接作用,从而使 ECC 在受拉时展现出类似于钢筋受拉时表现出的应变硬化行为。由于特殊功能需求,掺 2 种或 2 种以上的纤维使 ECC 获得高强和高耐久性的研究已有较丰富成果^[2],其中,最常见的是混杂聚乙烯醇(PVA)纤维与钢纤维^[3–6],此外还有玄武岩纤维(BF)、聚丙烯纤维、尼龙纤维等应用于制备混杂纤维 ECC。由于混杂纤维 ECC 具有多种优势,且表现出与单纤维 ECC 不同的强度、延性、耐久性、开裂特性等,混杂纤维 ECC 的力学性能已成为研究人员关注的热点与焦点。

玄武岩纤维是一种绿色、可持续的、耐久性以及亲水性好的纤维,具有比 PVA 纤维更高的抗拉强度、弹性模量和熔融温度。使用 BF 与聚乙烯(PE)纤维制备混杂 ECC 可以开发出具有独特力学性能以及开裂特性的混杂纤维 ECC。要评定 ECC 的力学性能,裂缝数量和裂缝宽度是其中一项重要表征^[7–9],裂缝特征可反映出基体的开裂特性以及纤维的桥接作用,且 ECC 裂缝最大宽度以及平均裂缝宽度是决定 ECC 结构耐久性的关键。因此,对 ECC 多重裂缝的检测与识别是研究其力学性能的重要环节。目前主流的 ECC 裂缝测量主要有 3 种方法:1) 使用可见光显微镜、相机或 CT、MRI 方法直接观察各个裂缝,沿与试样纵向中心线重合的线,手工测量、标定每个裂缝的裂缝宽度,这种手工直接测量裂缝宽度的方法需要花费大量的时间;2) 通过将 ECC 狗骨试样标距的位移除以在标距内沿试样中心线观察到的裂缝总数来估计平均裂缝宽度,这可以通过只测量最大裂缝宽度来提供标准偏差的粗略估计,测量方法速度更快,劳动强度更低,但可能导致所测的裂缝模式过于简化;3) 使用可见光相机拍摄试样高分辨率图片或视频,使用计算机视觉技术自动获得裂缝参数。

在第 3 种方法计算机视觉领域中,裂缝检测与提取方法的主要研究对象有 2 种:第 1 种是三维数据,包含使用三维扫描仪或基于图像的三维重建方法获取的三维模型或点云;第 2 种是二维数字图像,包含离散的图像和研究裂缝生长的时序图片序列。使用二维数字图像的裂缝研究较为主流,二维数字图像上的裂缝检测与提取方法主要分为数字图像处

理法(DIC)、统计学习法和深度学习法。DIC 技术能够有效的处理固定裂缝图像获取模式条件下,灯光不变、拍摄角度不变、噪声干扰较少的裂缝样本。林建辉等^[10]通过 DIC 技术表征了 ECC 在不同温度下拉伸时的裂缝分布情况。阚黎黎等^[11]通过 DIC 技术表征 PE 纤维增强高延性碱矿渣复合材料在不同龄期下轴向拉伸与压缩试验的裂缝特征。尽管目前 DIC 技术得到了一定的应用,但是对于 ECC 此类混合多种纤维材料的水泥基材料,噪声干扰多,裂缝数量多,实际 ECC 实验条件不可控因素多的样本,单纯使用 DIC 技术往往难以保持良好的鲁棒性。相比之下,深度学习法通过建立具有深度神经网络(DNN)模型,结合大量裂缝、非裂缝图片和相应的标定结果作为样本,训练神经网络众多感知器的参数,使整个神经网络能够学习到大量图片特征。鉴于深度神经网络识别的高准确率,深度学习法已被用于检测和提取柏油路面裂缝、均匀混凝土裂缝和混凝土孔结构等,周双喜等^[12]基于深度学习建立了混凝土孔隙快速分析方法。但将深度学习用于表征 ECC 单轴拉伸作用下的裂缝特征的相关研究却少有报道。

基于新型混杂 PE–BF 纤维 ECC 的单轴拉伸试验结果,使用 U-Net^[13]结合部分 ResNet^[14]网络层结构,采用 Khanhha 融合数据集^[15]和本工作提出的全新 ECC 裂纹图像数据集训练深度神经网络模型,通过语义分割获取所有裂缝像素,进一步对其分析归类,实现裂缝参数识别与提取。研究成果可为 ECC 裂缝检查与特征定量化识别提供准确有效和高通量的分析方法,有助于 ECC 材料与结构的智能化与大数据分析。

1 实验

1.1 原材料

混杂 PE–BF 纤维 ECC 的生产原材料包括海螺牌 P·O42.5 级水泥,河南火电厂提供的 I 级粉煤灰,四川埃文德新材料有限公司生产的硅灰和二氧化硅含量 $\geq 93\%$,水泥与粉煤灰化学成分见表 1。水泥、粉煤灰、硅砂由粒度分析(PSA)确定的级配曲线如图 1 所示。混杂纤维采用上海特种材料公司提供的 PE 纤维,山西晋投玄武岩开发公司生产的玄武岩纤维,其性能指标见表 2,外加剂采用高效聚羧酸型减水剂(HRWR),质量分数 $\geq 98\%$,减水率 25%,拌合水采用南宁市自来水。各组 ECC 的配比如表 3 所示。

表 1 水泥、粉煤灰的化学成分
Table 1 Chemical composition of cement and fly ash

Material	CaO	SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	MgO	SO ₃	Na ₂ O	K ₂ O	TiO ₂	P ₂ O ₅
Cement	63.21	18.48	6.74	3.45	3.24	3.16	0.17	0.53	0.35	0.16
Fly ash	2.58	32.54	24.76	4.92	0.40	1.17	0.52	0.59	0.72	0.25

w is mass fraction.

表 2 纤维物理力学性能
Table 2 Physical and mechanical characteristics of fiber

Fiber	Diameter/ μm	Length/mm	Strength/MPa	Elastic modulus/GPa	Elongation/%	Density/($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$)
Polypropylene fiber (PE)	20	12	3 000	100.0	2.0–3.0	0.97
Basalt fiber (BF)	15	18	3 800–4 800	79.3–93.1	3.1	2.60–2.80

表 3 ECC 配合比
Table 3 Mix proportion of ECC

Sample No.	$\varphi(\text{Fiber})/\%$		Mass ratio			Water-binder ratio	Sand-binder ratio	$w(\text{HRWR-Binder})/\%$
	PE	Basalt	Cement	Fly ash	SF			
P15	1.50	0.00	0.26	0.72	0.02	0.27	0.36	1.23
P20	2.00	0.00						1.84
P15B05	1.50	0.50						1.84

Note: HRWR is high efficient water reducer; SF is silica fume; φ is volume fraction.

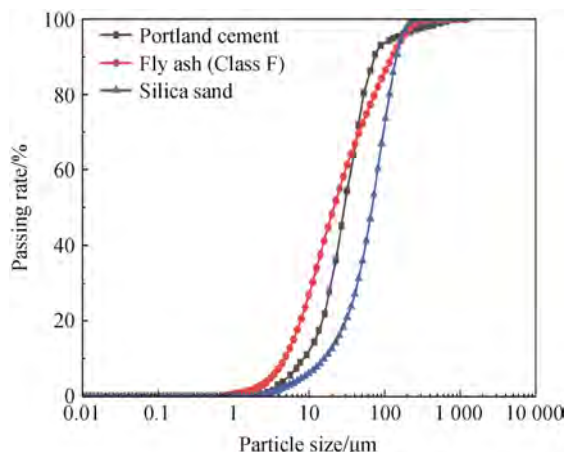


图 1 水泥、粉煤灰和硅砂的粒度曲线

Fig. 1 Particle size distributions of Portland cement, fly ash and silica sand

所有混合物使用手持式水泥搅拌器 M14-1 在 20 L 桶中制备，空载转速为 0~1 000 r/min。ECC 的制作流程如图 2 所示：首先将所有干固体成分使用低转速搅拌 2 min，再将水和减水剂缓慢加入其中并混合 5 min，随后将纤维缓慢的放入新鲜的砂浆中，先将 PE 纤维单独放入搅拌 2 min，再将 BF 加入搅拌 5 min。最后，将新鲜 ECC 糊料浇筑到模具中，在环境温度(约 25 ℃)储存，并用保鲜膜覆盖防止水分损失。在 24 h 之后，ECC 试样硬化脱模，并在 (26±3) ℃ 的室温和(95±5)%的相对湿度下再养护 27 d。

1.2 方法

单轴拉伸试验根据 JSCE^[16]标准制作用狗骨试件养护至指定龄期时取出进行单轴拉伸试验。试验的加载设备为 Instron 8801 万能试验机，试验加载采用位移控制模式，整个试验过程中保持加载速率为 0.5 mm/min，直至试件软化失效。ECC 的裂缝数量由 1 000 倍数码显微镜观测，测量精度为 0.01 mm，测量范围为试件中段，长 80 mm。

2 结果与讨论

从 3 组配比的混杂纤维 ECC 中各选取 1 个代表试件，其单轴拉伸应力–应变曲线和裂缝图像如图 2 和图 3 所示，各数据汇总于表 4。在图 2 中，各曲线中有多次的应力突降的现象，这是由于 ECC 在拉伸的过程中多次开裂所导致的，开裂的次数越多，裂缝的宽度越大，则 ECC 的拉伸延性越高。P20 试件的极限拉应变是 3 组之中最高的，达到 9.07%，其次是 P15B05 试件，其极限拉应变为 5.66%，极限拉应变最低为 P15 试件，其极限拉应变为 4.94%。图 3 为 P20、P15、P15B05 试件在单轴拉伸试验后的多重开裂形态，其中 P20 的多重开裂最为饱满，同时它的极限拉应变也是 3 组中最高的，图 3c 拍摄的是试件的非平整面，有助于增加深度学习模型学习样本的多样性。

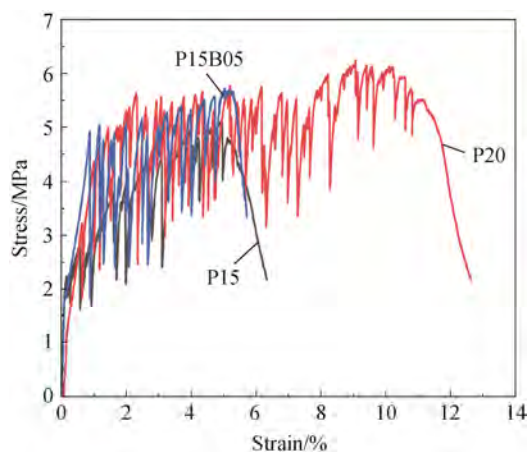


图2 ECC试件的单轴拉伸应力应变曲线

Fig. 2 Uniaxial tensile stress-strain curves of ECC specimens

P15 和 P15B05 的两者的极限拉应变也较为接近, 多重开裂形态较为接近, 多重开裂并不饱满, 在裂缝数量与极限拉应变两方面与 P20 有一定差距。

从表 4 可以看到, P15B05 的裂缝数量比 P15 的少, 但 P15B05 的极限拉应变高于 P15, 这说明 ECC 的极限拉应变除了与裂缝数量有关, 同时还

与裂缝的宽度有关, 两者共同决定 ECC 的极限拉应变。因此, 检测多重开裂的裂缝数量和各裂缝宽度在 ECC 的研究中是重要的一环, 根据检测结果初步判断 ECC 基体的初裂强度以及纤维桥接能力。



(a) P20

(b) P15

(c) P15B05

图3 ECC试件的多重开裂形态

Fig. 3 Multiple cracking morphology of ECC specimens

表4 ECC代表试件拉伸性能与显微镜测试的裂缝数量

Table 4 Numbers of cracks and tensile properties of the represent specimen of three groups of ECC

Sample No.	First cracking strength/MPa	Tensile strength/MPa	Strain capacity/%	Number of cracks
P15	2.81	5.08	4.94	23
P20	3.22	6.23	9.07	51
P15B05	4.92	5.72	5.66	21

3 基于深度学习的混杂纤维 ECC 裂缝检测与识别

通过语义分割获取所有裂缝像素, 进一步对其分析归类, 能够实现标记不同裂缝。ECC 裂缝检测分为 3 步: 裂缝图像获取、裂缝检测与提取和裂缝参数计算。第 1 步裂缝图像获取指的是使用拍摄设备在距离样品 0.5~2.0 m 处, 获取合理曝光、实焦的高分辨率样品图片, 并将图片进行一定程度增强、降噪等预处理; 第 2 步裂缝检测与提取步骤是指通过计算机程序, 在样品图片上实现自动检测并标定所有认为是裂缝的像素, 形成图片并发送到下一步操作; 第 3 步裂缝参数计算是指在裂缝检测标定的结果图片上, 测量、量化、建模裂缝模式, 自动生成裂缝数据并对数据的精确度进去判别。

3.1 裂缝检测与提取

在上述步骤中, 首要问题是实现裂缝自动化的检测, 从而对裂缝参数进行精确量化。为此, 基于深度学习框架, 提出新的训练数据集, 建立了一种裂缝检测模型, 通过该模型对 ECC 试件获取良好的裂缝检测结果。

如图 4 所示, 选取一种适合小数据集进行图像分割的深度神经网络主体结构 U-Net^[13], 对原有 U-Net 网络结构中的编码部分进行升级, 使用残差网络 ResNet^[14]101 层版本中已经训练好的特征提取模块 Layer 1-4 替换原有简单的卷积神经网络层。Layer 1-4 每层实际是由多个线性结构组成的块构成, 每块由若干卷积层、批标准化层和激活函数线性组成。在块与块之间, 残差网络使用式(1), 利用一种如图 5 所示抄近路的方式避免权重更新过程中梯度消失问题。

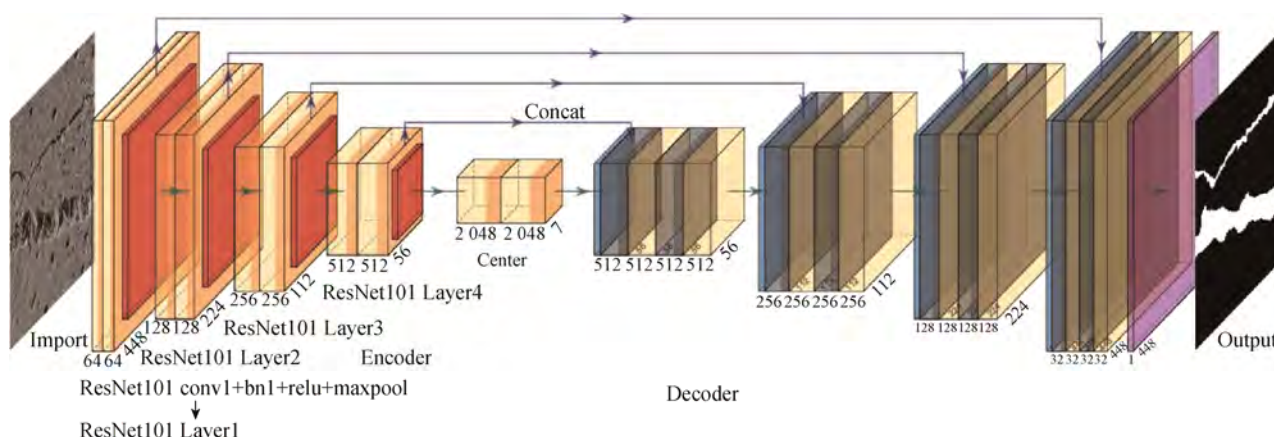


图 4 U-Net 结合 ResNet101 部分编码层的深度神经网络结构

Fig. 4 Deep Neural Network structure used in our method, U-Net with some of ResNet101 encoder blocks

$$y = F[x, (W_i)] + x \quad (1)$$

式中: x 为输入矢量; y 为输出结果矢量; W_i 为权重矢量; $F[x, (W_i)]$ 代表的是有待学习的残差映射, 对于图 5 的简单块结构[下部+符号表示运用式(1)的简单相加], 给出 $F=W_2\sigma(W_1x)$ 的映射关系, 其中 σ 为 ReLU 激活函数的简化写法。这样这一块学习到的残差值直接与上一块的结果相加, 作为下一块的输入值, 通过引入这种几乎不增加运算量的操作, 构成多块组成的线性网络结构, 形成 ResNet。ResNet 原文给出 34 层、50 层、101 层和 152 层几个版本, 随着层数深度的增加, 虽然识别效果增强, 但是由于参数数量增加导致训练时间成本和模型容量问题, 折中选取 101 层版本。

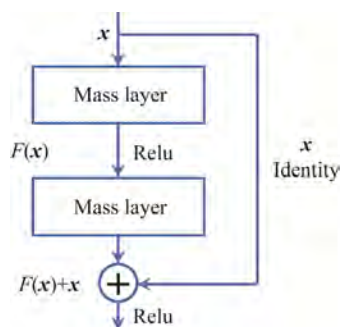


图 5 典型残差网络块结构

Fig. 5 Typical residual network block structure

在数据集方面, 选取有代表性的涵盖 3 类 ECC 不同裂缝形态的样本共 18 张照片训练 ECC 数据集。这些狗骨试件在照片中的比例和位置都不相同, 每张图片包含背景和实验器材等像素。在 18 张图片上选取总共 86 个分辨率为 448×448 大小的窗口完成手工裂缝像素标定。这些窗口涵盖大部分 ECC 裂缝形态, 包括有不规则主要裂缝、规则的细小裂缝以及因为样品制作不均产生的气

泡痕迹中包含的裂缝。选取 20 组没有裂缝的窗口 (裂缝像素标定图片全黑), 以供网络模型识别不是裂缝的情形。共使用 106 组样本, 结合 Khanhha^[15] 提供的 11 298 个训练样本, 使用总共 11 404 个样本, 按照随机均匀选取的 15% 比例作为验证数据集, 85% 比例作为训练数据集。使用式(3)中 Sigmoid 结合二值交叉熵作为模型训练的损失函数。经过 10 轮训练迭代, 原有训练模型(ResNet101)在验证数据集的损耗率最佳结果是 0.060 93, 新模型在验证数据集上的最佳损耗率 0.051 01。相比没有加数据集的检测结果, 所提出的 ECC 检测和提取模型能够在实际结果和数值上都提供明显更好的结果。

$$\ell(x, y) = L = \{l_1, \dots, l_N\}^T, \quad (2)$$

$$l_n = -w_n \{y_n \cdot \lg \sigma(x_n) + (1 - y_n) \cdot \lg [1 - \sigma(x_n)]\} \quad (3)$$

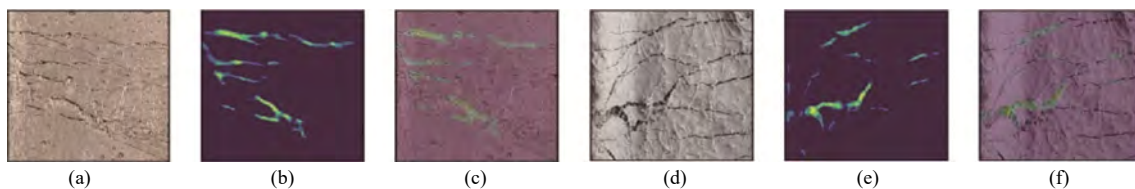
式中: N 为每轮处理样本的数量; x 为检测结果; y 为基准(Ground truth), 检测结果 x 的值介于 0 到 1 之间, y 作为基准是非 0 即 1 的(图片二值化); $\ell(x, y)$ 是一轮训练的损耗值, 化为单一值, 可以使用

$$\text{Loss} = \frac{\sum_{i=1}^N l_n}{N} \text{ 均值表示, } T \text{ 代表矩阵转置, } w \text{ 是上}$$

文权重; l 代表损耗值。

3.2 裂缝参数检测结果

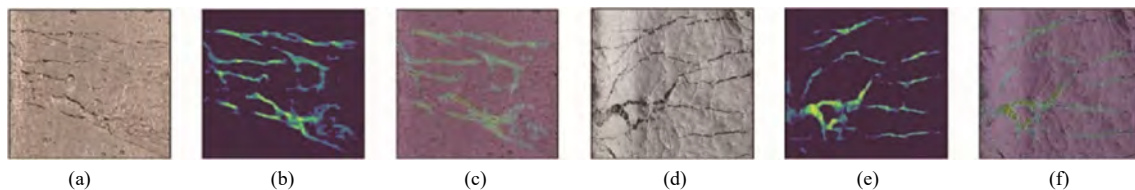
如图 6 和图 7 所示, 使用 4 张完整分辨率 ECC 狗骨样品图片, 加上新标定的 4 张 448×448 窗口图片, 总共 8 张不同分辨率图片用来测试训练好的模型。在完整狗骨样品图片上, 采用滑动窗口检测法, 将原图拆解成互相叠加 10% 的大量 448×448 小窗口, 输入检测算法, 再将裂缝检测和提取结果根据原图拆解方法重新拼合, 得到高分辨率裂缝检测结果(图 8)。



Note: (a) and (d) are original images; (b) and (e) are detected results; (c) and (f) are detected results over original image.

图 6 基于 Khanhha 原有数据集训练的模型(ResNet101)在 ECC 样本上的检测结果。

Fig. 6 Test results of the model trained based on kxanhha's original data set (ResNet101) on ECC sample.



Note: (a) and (d) are original images; (b) and (e) are detected results; (c) and (f) are detected results over original image.

图 7 新数据集训练结果在图 3 同样 ECC 样本上的检测结果

Fig. 7 Test results of the training results of the new data set on the same ECC samples

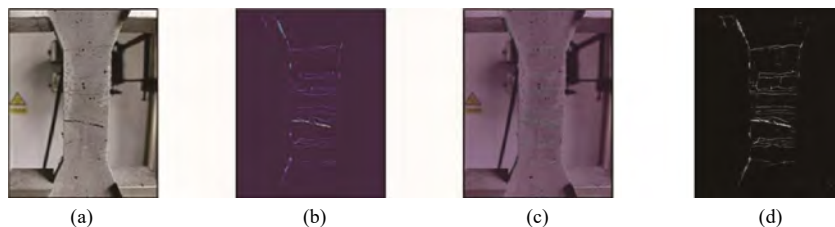


图 8 在整个 ECC 狗骨样本上的结果

Fig. 8 Results on the ECC dog bone samples

3.3 裂缝参数计算

裂缝参数计算主要针对裂缝检测标定蒙版结果,结合 ECC 样本原 RGB 图像,进行数字图像处理中的形态学分析,从而计算裂缝参数。裂缝参数计算主要步骤如图 9。

首先,需要在检测结果中去除背景干扰,在数字图像上提取狗骨样本蒙版(Mask)范围。在这一步中的部分样本上使用手工绘制狗骨蒙版,将这个蒙版进行一定程度的形态学扩张,之后将检测结果(如图 10a)与扩张过的狗骨蒙版相乘得到去除背景干扰的结果(如图 10b)。之后的形态学闭运算是先进行一次扩张,再进行一次同样参数的侵蚀运算,用以填补检测结果上的小型孔洞。接下来,对检测结果进行一次轮廓分析,去除轮廓分析统计结果中面积较小的部分,用以筛掉特别细小的离群信息,结果如图 10c。

接下来的裂缝参数提取步骤如下:首先采用骨骼提取法^[13],得到每组裂缝的中心线,整理骨骼结

构,即可得到裂缝数量、位置、每组裂缝的长度、首尾、延伸角度、层级结构等信息。为了避免裂缝相近的地方产生较宽的误差,首先提取每组骨骼中最长的一段分支。依托分支骨骼中心线和每组裂缝的蒙版,可以在中心线上,沿着裂缝切线方向分布垂直于中心线的梁线,能够得到当前采样点裂缝蒙版的宽度,然而受限于检测算法和图像操作,这个梁线宽度往往比实际的裂缝宽度要宽,为了进一步精确得到裂缝的实际像素宽度,统计每个裂缝各个采样点上,沿梁线原图像亮度值变化,拟合高斯曲线,得到逼近精确的宽度值。一般认为,尽管 ECC 实验造成的裂缝附近纹理噪声较多,但裂缝本身由于光照,亮度信息会和周围纹理有明显区别。沿着梁线将 ECC 实验照片原图裂缝亮度值与距中心线(骨骼线)距离值拟合高斯曲线,取曲线的半峰全宽(d_{FWHM})^[17],使用梁线宽度执行去卷积,得到精确裂缝宽度值。具体而言,本研究使用如下公式获得精确宽度。

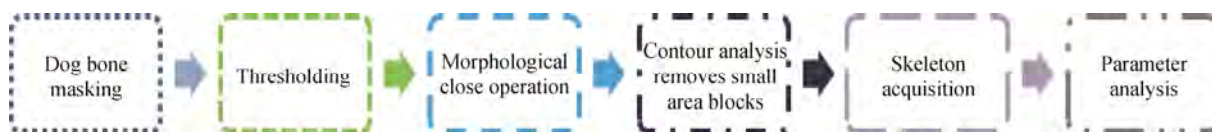


图 9 裂缝参数提取流程

Fig. 9 Crack parameter extraction process

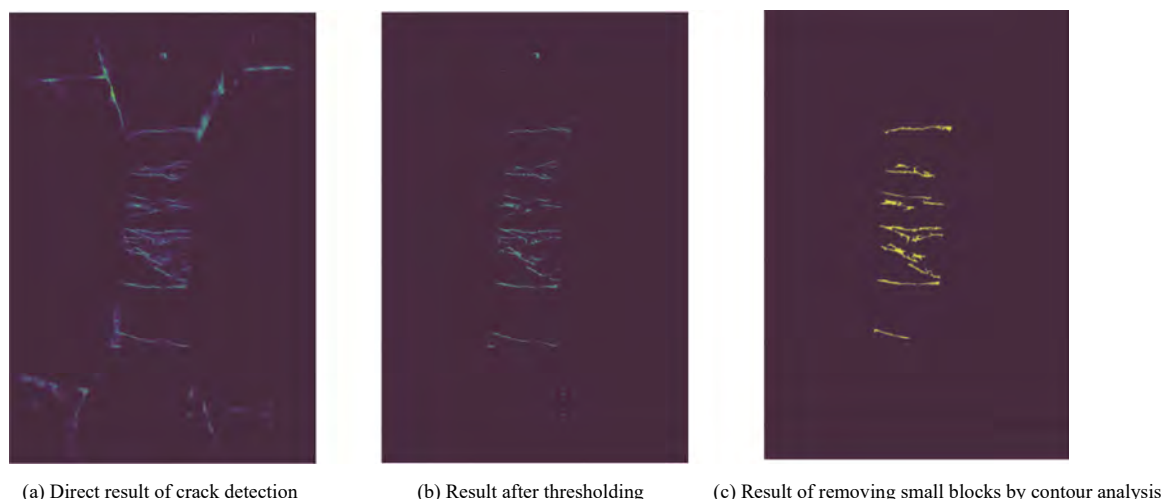


图 10 裂纹参数提取前置图像处理过程在狗骨样本整体上的结果
Fig. 10 Parameter extraction image processing results on the whole dog bone sample

$$d_i = d_{FWHM}(g(R(\theta_i), I(S_{p_i} \cdot (1 - S_{c_i})))) \quad (4)$$

式中： θ_i 是指第 i 个裂缝的单像素宽骨骼，沿骨骼 θ_i ，也就是裂缝中心线，做垂直于采样点切线的梁线； $R(\theta_i)$ 是裂缝上全部梁线的宽度一半值的矢量；函数 $I(S)$ 是指采样点梁线与裂缝轮廓相交处那一点在 S 图像的亮度值，此处使用轮廓分析去除小面积块运算结果 S_{p_i} ，与原图像的灰度图经过 CLAHE^[18]滤镜增强后的反相 $1 - S_{c_i}$ 相乘的结果；对 2 组矢量拟合 Gaussian 函数，记作 $g(r, i)$ ，最后取拟合结果的半峰宽(FWHM)作为这一裂缝的代表宽度 d_i 。一次裂缝的检测过程如图 11~图 13 所示， $S_{processed_i}$ 为裂缝标记的最终二值化结果，该裂缝拟合结果的 d_{FWHM} 为 5.83 像素，即裂缝的宽度是 5.83 像素。

3.4 ECC 裂缝检测与识别方法准确性与适用性验证

为了验证所提出裂缝识别与检测方法的准确性与适用性，在 2 个试样上进行了上述自动和手工测量方法的比较。如图 14 所示，使用本方法自动标定了检测出的裂纹，其中样本 1 和样本 2 提取 12 个主要裂纹，但是样本 2 中存在一定误检，这主要因为样本 2 照片的光照条件让纤维元素产生了对比度较强的阴影，导致假阳性结果。

使用 IC Measure 软件在检测结果中优选的裂纹上均匀选取 5 个采样点，手工在原图上标定裂纹的像素宽度，每个裂纹取 1 个均值宽度。如图 15 可见

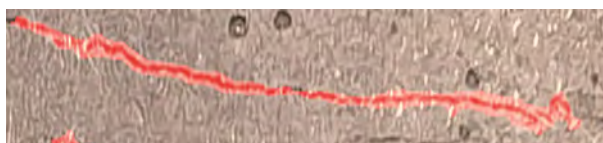


图 11 把 $S_{processed_i}$ 在裂缝原图像上进行标记
Fig. 11 Overlay of $S_{processed_i}$ and the original crack image

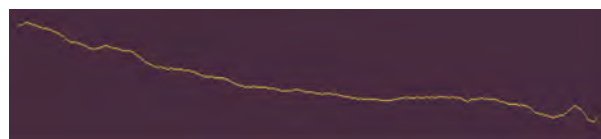


图 12 与图 11 相同裂缝的骨骼 θ_i
Fig. 12 Skeleton θ_i with the same crack as in Fig. 11

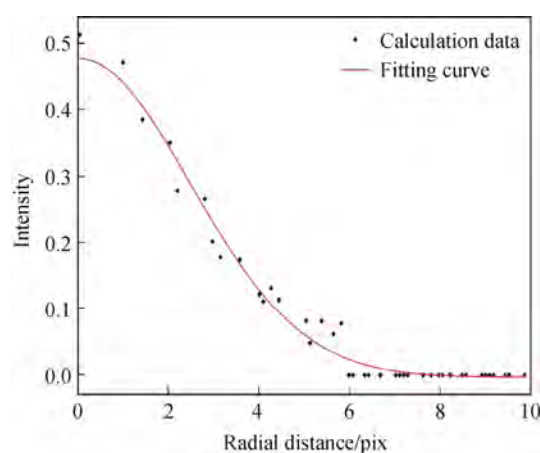


图 13 $g(r, i)$ 的拟合 Gaussian 曲线
Fig. 13 Fitting gaussian curve of $g(r, i)$

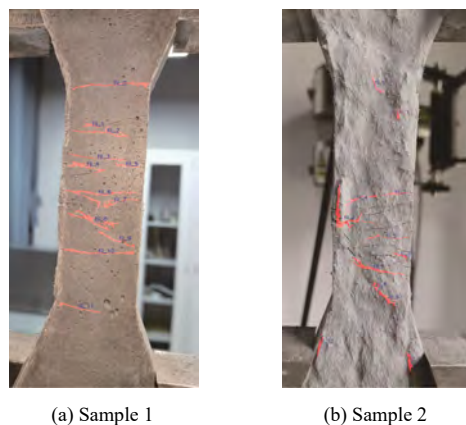


图 14 使用 2 种方法测量裂缝宽度的 2 个样本
Fig. 14 Two samples for measuring crack width using two methods

自动测量获取的宽度和手工像素标定基本趋势一致, 最大误差不超过 10 像素, 约为 0.4 mm 以内(狗骨宽度 30 mm, 占用 876.76 像素, 每像素宽度约为 0.034 mm)。

为了进一步检验该裂缝识别方法在构件上的适用性, 如图 16 所示的 FRP 筋增强 ECC 连接板在加载失效后, 分别通过手工测量和深度学习模型测量其裂缝宽度, 在加载完成后使用蓝色线条描出各裂缝位置, 以展示出清晰的裂缝图案。

如图 17 所示, 连接板试件 1 和试件 2 的裂缝走

向以蓝色线条作为人工测量裂缝的标记, 以红色线条作为本文提出的裂缝识别方法检测的标记, 在有蓝色线条的干扰下, 本方法依然能够检测出主要裂缝, 自动参数提取的数据在试件 1 中 1 个点位存在 10 像素, 约 0.5 mm 误差, 在试件 2 中存在 11 像素, 约 0.6 mm 左右误差。在裂缝走向检测上手工测量和所提出的裂缝测量方法相比, 两者的结果非常吻合, 进一步验证了所提出的裂缝检测与识别方法的适用性与可靠性。

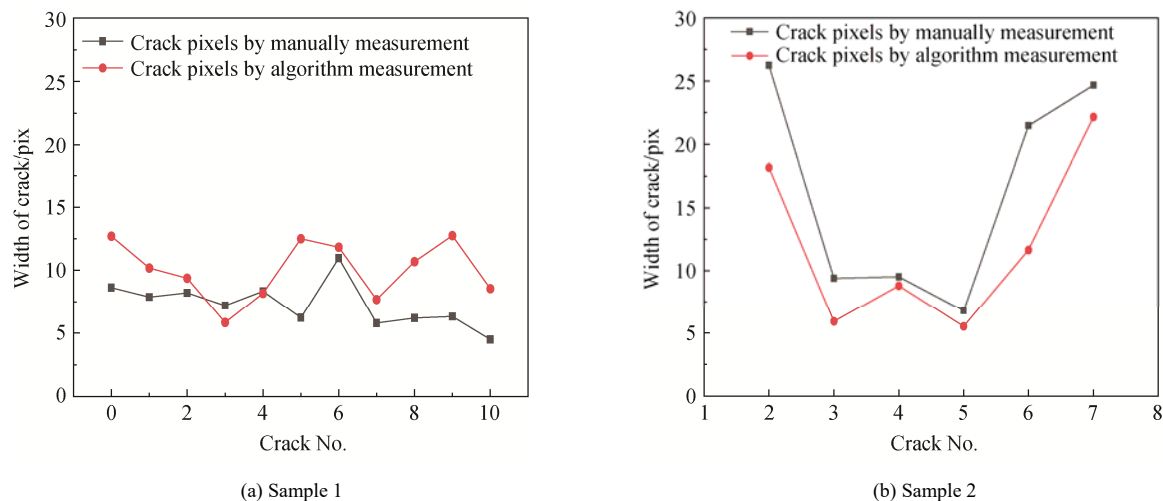


图 15 试样 1 和试样 2 手工测量和算法测量的裂缝宽度

Fig. 15 Cracks width of sample 1 and sample 2 by manually measurement and algorithm measurement

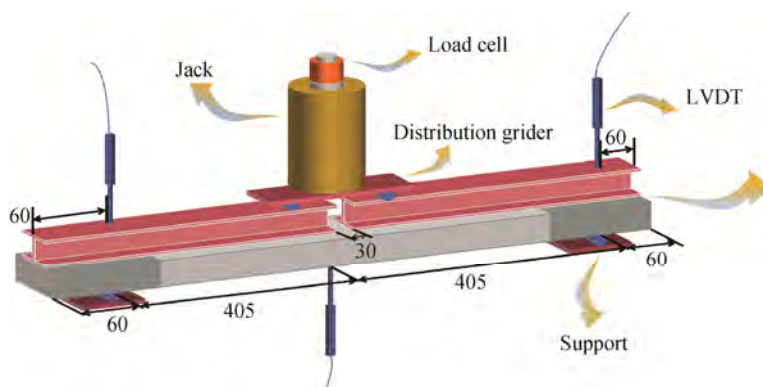


图 16 FRP 筋增强 ECC 连接板的倒置弯曲试验示意图

Fig. 16 Bending test on the inverted FRP bar-reinforced ECC link slab



图 17 FRP 筋增强 ECC 连接板的板厚方向的裂缝识别图

Fig. 17 Crack detection result on the side of FRP bar-reinforced ECC link slabs

4 结论

由于深度学习的图像标定模型的训练需要大量样本, 在原有针对柏油马路、普通混凝土结构裂纹数据集和作为假阳性排除用途的无裂纹图片数据集基础之上, 新制作针对 ECC 试样的 106 组样本, 使用总共 11 404 个样本作为 ECC 试样的裂纹检测数据集进行深度学习模型训练。考虑到训练准确度、速度和识别速度, 选用在生物图片小样本能够获得很好语义分割的 U-Net 模型, 运用残差网络 ResNet 实现继续训练, 该裂纹检测方法在验证数据集上能够获得 95% 以上的识别率。在实现裂纹像素识别后, 提出了基于骨骼提取的裂纹参数提取方法, 使用范围蒙版标定去除背景干扰, 阈值化去除弱检测结果, 形态学闭操作去除噪声, 轮廓分析去除小面积结果, 结合骨骼参数的原图图像分析获取裂纹参数, 并使用 CLAHE 滤镜结合半峰全宽获取裂缝宽度。裂缝参数识别结果与手工测量结果基本一致, 误差范围在 0.6 mm。研究成果有助于 ECC 裂缝参数分析的高效化、精细化与智能化, 具有良好的研究和应用前景。

参考文献:

- [1] LI V C. From micromechanics to structural engineering the design of cementitious composites for civil engineering applications[J]. Doboku Gakkai Ronbunshu, 1993, 1993(471): 1–12.
- [2] ZHANG D, YU J, WU H, et al. Discontinuous micro-fibers as intrinsic reinforcement for ductile Engineered Cementitious Composites (ECC)[J]. Compos Part B: Eng, 2020, 184: 107741.
- [3] WANG Zhenbo, ZHANG Jun, WANG Jiahe, et al. Tensile performance of polyvinyl alcohol-steel hybrid fiber reinforced cementitious composite with impact of water to binder ratio[J]. J Compos Mater, 2015, 49(18): 2169–2186.
- [4] ZHANG J, WANG Q, WANG Z. Properties of polyvinyl alcohol-steel hybrid fiber-reinforced composite with high-strength cement matrix[J]. J Mater Civ Eng, 2017, 29(7): 04017026.
- [5] 王振波, 张君, 王庆. 混杂纤维增强延性水泥基复合材料力学性能与裂宽控制[J]. 建筑材料学报, 2018, 21(2): 216–221.
WANG Zhenbo, ZHANG Jun, WANG Qing. J Build Mater (in Chinese), 2018, 21(2): 216–221.
- [6] 王振波, 左建平, 张君, 等. 混杂纤维延性水泥基材料单轴受压力学特性[J]. 建筑材料学报, 2018, 21(4): 639–644.
WANG Zhenbo, ZUO Jianping, ZHANG Jun, et al. J Build Mater (in Chinese), 2018, 21(4): 639–644.
- [7] YU J, LU C, CHEN Y, et al. Experimental determination of crack-bridging constitutive relations of hybrid-fiber strain-hardening cementitious composites using digital image processing[J]. Constr Build Mater, 2018, 173: 359–367.
- [8] LU C, LI V C, LEUNG C K Y. Flaw characterization and correlation with cracking strength in engineered cementitious composites (ECC)[J]. Cem Concr Res, 2018, 107: 64–74.
- [9] LU C, LEUNG C K Y, LI V C. Numerical model on the stress field and multiple cracking behavior of engineered cementitious composites (ECC)[J]. Constr Build Mater, 2017, 133: 118–127.
- [10] 林建辉, 余江滔, LI V C. 超高初度水泥基复合材料经亚高温处理后的性能[J]. 硅酸盐学报, 2015, 43(5): 604–609.
LIN Jianhui, YU Jiangtao, LI V C. J Chin Ceram Soc, 2015, 43(5): 604–609.
- [11] 阙黎黎, 庞成凯, 王飞, 等. 聚乙烯纤维增强高延性碱矿渣复合材料的拉压性能及裂缝分布[J]. 复合材料学报, 2021, 38(12): 4309–4316.
KAN Lili, PANG Chengkai, WANG Fei, et al. Acta Mater Compos Sin (in Chinese), 2021, 38(12): 4309–4316.
- [12] 周双喜, 盛伟, 魏星, 等. 基于深度学习的混凝土孔结构图像法快速分析[J]. 硅酸盐学报, 2019, 47(5): 653–663.
ZHOU Shuangxi, SHENG Wei, WEI Xing, et al. J Chin Ceram Soc, 2019, 47(5): 653–663.
- [13] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T, et al. –Convolutional Networks For Biomedical Image Segmentation//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)[M]. Springer, LNCS, Vol. 9351: 234–241, 2015.
- [14] HE K, ZHANG X, REN S. et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, Nevada, USA, 2016: 770–778.
- [15] KONDO, Y. UKITA, N. Crack Segmentation for Low-Resolution Images using Joint Learning with Super-Resolution[C]//17th International Conference on Machine Vision and Applications, Aichi, Japan, 2021: 25–27,
- [16] JSCE. Recommendations for Design and Construction of High Performance Fiber Reinforced Cement Composites with Multiple Fine Cracks (HPFRCC)[S]. Tokyo, Japan Society of Civil Engineers, 2008: 1–16.
- [17] ARZOUMANIAN D, ANDRÉ P, DIDELOP P, et al. Charaterizing interstellar filaments with Herschel in IC5146[J]. Astronomy Astrophys, 2011, 529: L6.
- [18] PIZER S M, JOHNSTON R E, ERICKSEN J P, et al. Contrast-limited adaptive histogram equalization: Speed and effectiveness[C]//Proceedings of the First Conference on Visualization in Biomedical Computing, Atlanta, GA, USA, 1990: 22–25.