

基于改进 U-Net 算法的预制纤维混凝土与普通混凝土接合面图像分割研究*

关宏波

(中铁铁工城市建设有限公司, 山东 济南 250002)

[摘要] 针对预制装配式混凝土构件接合面质量检测难题, 提出一种改进 U-Net 图像分割算法, 通过引入 Transformer 架构的全局语义建模能力, 结合 U-Net 模型局部特征提取优势, 构建了面向纤维混凝土和普通混凝土接合面破坏面图像特征的图像分割模型。试验结果表明, U-Net * 模型在真实接合面数据集上平均交并比 (mIoU) 达 78.15%, 较传统 U-Net 模型提高 6.45%, 改进算法设计提升了 U-Net 网络对接合面图像的识别精确度, 证明了改进算法在预制纤维混凝土与普通混凝土接合面识别分割上的应用价值。

[关键词] 装配式; 混凝土; 质量; 检测; 图像分割

[中图分类号] TU528

[文献标识码] A

[文章编号] 2097-0897(2025)20-0141-07

Image Segmentation Research of Joint Interfaces Between Prefabricated Fiber Concrete and Ordinary Concrete Based on Enhanced U-net Algorithm

GUAN Hongbo

(China Railway Tie Gong City Construction Co., Ltd., Jinan, Shandong 250002, China)

Abstract: Aiming at the problem of joint surface quality detection of prefabricated concrete components, an improved U-Net image segmentation algorithm is proposed. By introducing the global semantic modeling ability of Transformer architecture and combining the advantages of U-Net model local feature extraction, an image segmentation model for the failure surface image features of the joint surface of fiber concrete and ordinary concrete is constructed. The experiment results show that the mean intersection over union (mIoU) of the U-Net * model on the real joint surface data set is 78.15%, which is 6.45% higher than that of the traditional U-Net model. The improved algorithm design improves the identification accuracy of the joint surface image of the U-Net network, and proves the application value of the improved algorithm in the identification and segmentation of the joint surface of prefabricated fiber concrete and ordinary concrete.

Keywords: prefabrication; concrete; quality; detection; image segmentation

0 引言

在建筑业工业化加速发展的背景下, 预制装配式混凝土结构凭借施工效率高、环境影响小等优势, 在高层建筑、桥梁工程等领域得到了广泛应用^[1]。然而, 构件间接合面的质量缺陷引发的界面应力集中, 已成为制约装配式结构整体性能提升的关键瓶颈。已有研究表明, 在由纤维混凝土与普通

混凝土组成的装配式结构中, 二者接合面的黏结质量是影响结构承载性能与地震作用下变形能力的关键因素之一^[2-3]。在剪力墙竖向接缝或梁柱节点中^[4], 接合面有效黏结面积不足可能引发脆性破坏, 严重威胁结构安全。因此, 实现接合面性能的精准检测与量化评估, 是保障装配式建筑全生命周期性能的核心环节。

当前, 混凝土接合面抗拉、抗剪等关键力学性能具有多种试验检测方法, 包括直剪、斜剪、劈裂抗拉等常规试验^[5-7]。这类试验方法可获取界面抗

* 江苏省自然科学基金 (BK20231429)

[作者简介] 关宏波, 高级工程师, E-mail: 704655705@qq.com

[收稿日期] 2025-04-20

拉、抗剪强度等关键指标,在试验过程中,基于 DIC^[8]、声发射^[9]等非接触式检测方式,可建立界面变形、损伤演化等因素对接合面力学性能的影响。但对操作人员经验依赖度高,且无法量化界面有效黏结面积占比等关键质量指标。

近年来,计算机视觉技术的突破为工程材料缺陷检测提供了新思路^[10]。基于卷积神经网络(CNN)^[11]的图像分割技术可通过像素级特征提取,精准识别组织边界与病变区域。其中,U-Net^[12]作为经典改进架构,突破了传统 CNN 在小样本数据场景下的精度瓶颈。Si 等^[13]提出的 Inception Transformer 模型,进一步融合了 CNN 和基于自注意力(self-attention)的网络结构 Transformer^[14]的优势,在有限数据条件下实现了精度与计算效率的协同优化。值得注意的是,预制混凝土接合面破坏后的界面纹理与医学图像具有高度相似性:纤维混凝土与普通混凝土接合面形成显著灰度对比,黏结失效区域多呈现蜂窝状孔隙或线性裂缝,缺陷模式规律性强,但其纹理需通过像素级分析精确定位。而 U-Net 算法恰在小样本高分辨率分割上具有独特优势,这为迁移 U-Net 图像分割技术至混凝土接合面图像场景提供了可行性。

然而,针对混凝土接合面等自然场景图像分割问题,常用的 U-Net 模型在接合面检测中面临 2 大挑战:①由于 CNN 局部感受野特性,难以建模不规则缺陷间在全局空间中的关联关系;②工程样本稀缺导致模型易拟合,泛化能力不足。针对以上问题,本文提出一种融合自注意力机制的改进 U-Net 模型,通过结合 Transformer^[15]的全局语义建模能力与 U-Net 的局部细节捕捉优势,实现接合面破坏图像的高精度分割。首先介绍了改进 U-Net 模型结构和特点,然后采用 PASCALVOC2012, Cityscapes 数据集验证改进算法的有效性和优越性,最后建立预制纤维混凝土与普通混凝土接合面破坏面数据集,分析改进算法对混凝土接合面分割的有效性。该方法可非破坏性地获取界面有效黏结面积等关键参数,为接合面质量评估与施工工艺优化提供技术支撑。

1 基于自注意力机制的 U-Net 网络结构

在装配式混凝土构件图像检测中,纤维混凝土与普通混凝土接合面破坏面纹理特征与医学图像相似,其识别任务需同时满足丰富的全局语义与小样本场景下的鲁棒性要求。尽管在医学影像中已验证了 U-Net 模型局部特征的提取能力^[12],但 U-Net 卷积操作中固有的局部感受野限制了模型对图

像长程空间依赖关系的建模能力。而采用混合结构^[13]可改善因数据量少而导致的泛化性不足和特征提取偏差等问题。

针对上述挑战,在 U-Net 网络结构中加入 Transformer 模型中的自注意力机制,通过捕捉图像全局依赖关系增强改进的混合架构 U-Net 模型(简称“U-Net * 模型”)对图像内容的理解能力。

1.1 TLAM 模块设计

为增强模型对全局上下文的捕捉能力,设计一种结合注意力机制的 TLAM (top layer auxiliary module)^[16]模块,并将其与 U-Net 模型结合,以优化模型的泛化能力和精度。TLAM 模块结构设计如图 1 所示。

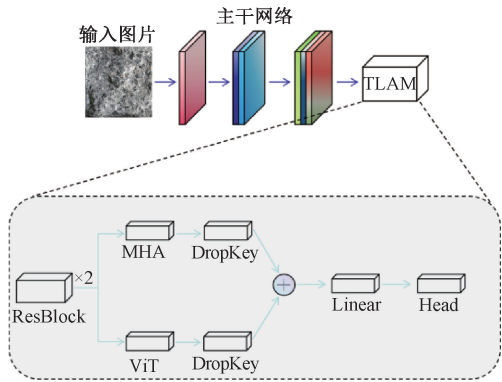


图 1 TLAM 模块结构设计
Fig. 1 Structure design of TLAM module

- TLAM 模块包含以下关键部分。
- 1) 多头注意力(multi-head attention, MHA)。从不同子空间学习信息,提高模型对不同位置特征的理解。
 - 2) DropKey^[17]。受经典 Dropout 机制启发的结构化正则化方法,通过动态调整注意力键向量(key vectors)的随机丢弃比例,实现比传统随机失活更精细的过拟合抑制。
 - 3) ResBlock(残差块)^[18]。通过类似短路的网络连接方式,使网络能学习到更深层次的特征而不丢失之前层次的信息。
 - 4) ViT(vision transformer)^[19]。其为图像处理设计的一种 Transformer 结构,通过将 1 张图片分割成多个像素块后再进行自注意力计算。这种算法可强调全局上下文的重要性,对于困难的图像分割任务有着很大帮助。
 - 5) Linear 和 Head(全连接层和输出层)。其可根据特征图进行最终分割。

为获取更广泛的上下文信息,ResBlock 使用 7×7 的大卷积核,增大感受野,可覆盖更多的输入数

据,帮助网络更好地理解全局语义。ResBlock 实现细节如图 2 所示。

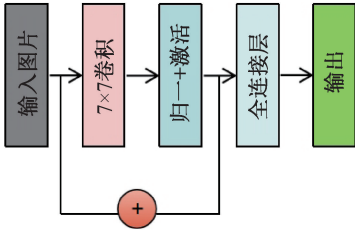


图 2 ResBlock 实现细节

Fig. 2 Implementation details of ResBlock

1.2 改进的 U-Net 总体架构

基于 TLAM 模块的改进 U-Net 总体结构如图 3 所示。U-Net 核心特征在于对称的编码器-解码器架构与跨层跳跃连接机制。左侧编码器通过卷积和下采样提取多尺度语义特征,右侧解码器则利用上采样和跳跃连接融合浅层细节与深层语义,有效解决了图像目标形态多变、边界模糊的难题。

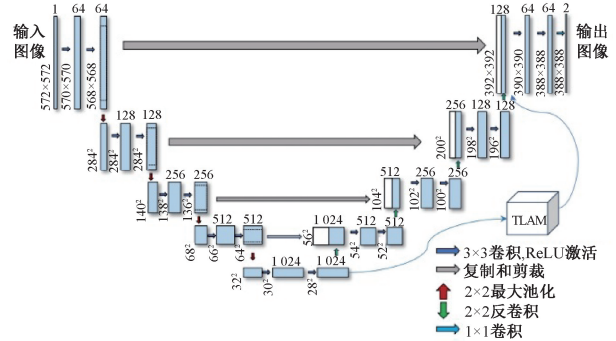


图 3 基于 TLAM 模块的改进 U-Net 总体结构

Fig. 3 Improved U-Net overall architecture based on TLAM module

由于主干网络最后一层具备的通道多且语义信息丰富,所以选择主干网络最后一层输出特征图作为 TLAM 模块的输入。TLAM 模块通过深度挖掘全局语义关联,将处理后的特征张量以残差连接方式与解码器终层进行特征叠加,最终形成多层次语义协同的融合输出体系。

2 基于标准数据集的算法验证试验

2.1 标准数据集和评估指标

2.1.1 数据集选择

采用 PASCALVOC2012, Cityscapes^[20] 数据集及其官方 20/19 类语义标签,验证改进算法的有效性和优越性。PASCALVOC2012 数据集是计算机视觉研究领域广泛使用的一个基准数据集,常用于评估算法在不同视觉对象识别和图像分类任务中的性能,共约 1 万张图片,其中包括训练集、验证集和测

试集。Cityscapes 数据集是城市场景理解和语义分割领域的标准数据集之一。该数据集数据真实多样,有效避免了模型对单一场景的过度拟合,数据规模适中,包括 5 000 张精细标注的图像和 2 万张粗略标注的图像,分为训练集、验证集和测试集。

2.1.2 评价指标

交并比 IoU (intersection over union) 是计算机视觉中用于衡量 2 个区域重叠程度的指标,常用于目标检测、图像分割等任务中评估预测结果与真实标注的匹配度。IoU 是对像素级预测结果的集合运算,即有:

IoU = \frac{Area_{overlap}}{Area_{union}} \tag{1}

式中: $Area_{overlap}$ 为预测分割与真实标注间重叠像素基数; $Area_{union}$ 为两者覆盖的像素空间并集,即图像总像素点数量。

选择平均交并比 mIoU (mean intersection over union) 作为性能评估指标, mIoU 为所有感兴趣类别的 IoU 平均值,该指标通过量化预测分割与真实标注间的重合度实现对模型精度的全面衡量。

若有 N 个类别,则 mIoU 计算如式(2)所示。

mIoU = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N IoU_i \tag{2}

式中: N 为目标类别总数; IoU_i 为第 i 个类别的交并比值,即第 i 个类别的 IoU 值。

mIoU 层级化计算策略既保留了单类别检测灵敏度,又通过算术平均确保多类别任务的综合评估效率。

2.2 试验验证

2.2.1 参数设置

在进行 PASCALVOC2012 试验和 Cityscapes 试验时,参数设置如表 1 所示。

表 1 数据集参数设置

Table 1 Parameter setting of dataset

试验数据集	主干网络	学习率	BatchSize/ 个	训练轮数/轮	权重衰减
PASCALVOC2012	ResNet-50	0.000 3	8	200	0.000 1
Cityscapes	ResNet-50	0.000 1	32	60	0.000 1

注:BatchSize(批处理尺寸)是深度学习模型训练过程中的关键超参数,其定义为单次迭代中输入模型的样本数量

2.2.2 试验结果

试验结果如表 2 所示, PASCALVOC2012 试验在添加了 TLAM 模块后, U-Net 的 mIoU 相对提高了 23.3%。同样, Cityscapes 试验在添加了 TLAM 模块后, U-Net 的 mIoU 相对提高了 21.7%, 均证明了 TLAM 模块提升图像分割的有效性。

表 2 试验结果		
Table 2 Experimental results		
数据集	模型	mIoU/%
PASCALVOC2012	U-Net	23.6
	U-Net *	29.1
Cityscapes	U-Net	31.7
	U-Net *	38.6

2.3 消融试验

消融试验是一种用于评估复杂算法各模块有效性的研究方法,其通过逐步移除或修改模型的特定模块,定量分析各模块对整体性能的贡献度。为进一步证明 TLAM 模块中 ResBlock, MHA, ViT 模块有效性,进行系统性消融试验,定量评估 TLAM 各模块对 U-Net * 模型图像分割的贡献度。

2.3.1 总体消融试验结果

基于计算机视觉领域标准的组件有效性验证范式,采用渐进式模块移除策略,结合对照试验设计,对 ResBlock, MHA, ViT 组件分别进行消融试验,试验结果如表 3 所示。

表 3 数据集总体消融试验结果				
Table 3 Overall ablation experiment results on the dataset				
数据集	模块			mIoU/%
	ResBlock	MHA	ViT	
PASCALVOC2012	√	×	×	25.5
	√	√	×	26.9
	√	√	√	29.1
Cityscapes	√	×	×	34.3
	√	√	×	37.9
	√	√	√	38.6

通过对比试验揭示了 ResBlock 模块对 U-Net * 架构的性能增强机制。在 PASCALVOC2012 与 Cityscapes 数据集中,集成 ResBlock 的 U-Net 改进模型分别实现了 mIoU 从 23.6% 提升至 25.5% (相对增幅 8.05%) 和从 31.7% 提升至 34.3% (相对增幅 8.20%) 的性能改进。该性能增益主要源于 ResBlock 的四重优化机理。

- 1)采用 7×7 大卷积核扩大感受野,构建多尺度上下文感知能力,增强长距离特征关联捕捉。
- 2)ResBlock 构建多尺度上下文感知能力,增强长距离特征关联捕捉,使网络能利用更深层特征,提高分割任务的准确性。
- 3)残差连接缩短了反向传播路径,有效缓解了深层网络梯度衰减。
- 4)U-Net 跳跃连接与残差分支形成双路复用机制,提升了跨层级特征交互效率。
- 添加 MHA 模块后,精度分别实现了 5.49%, 10.50% 的相对提升,其优化机理如下。

- 1)MHA 模块允许模型同时学习数据的不同表示,增强模型对特征的捕获能力。
- 2)自注意力机制可使网络考虑全局依赖关系,有助于识别图像中关联区域。
- 3)通过 MHA,网络可更有效地模拟学习图像中远距离像素间的关系,有效捕获长距离像素依赖。

最后添加了 ViT 模块,分别实现了精度 8.17%, 1.85% 的相对 mIoU 值提升。ViT 抛弃了传统 CNN 的滑动窗口卷积操作,通过将图像切割成 patch 组成序列,直接建模 patch 间长程依赖,再进行自注意力机制使模型学习不同 patch 间的全局关系。其中 patch 是 ViT 模块将图像离散化的基本单元,将 1 张完整图像均匀切割为多个不重叠小方块,每个小方块称为 1 个 patch。这种方式有助于模型更好地理解图像中的结构和语义信息,从而提高分割的准确性。总体来看,本文设计的每个模块对于模型性能的提升做出了贡献。

2.3.2 ResBlock 模块数量消融研究

TLAM 模块通过添加残差块增强特征交互机制,添加合适数量的残差块可优化自注意力计算的全局语义表征。鉴于残差块数量对模型性能的影响,通过系统性消融试验对 ResBlock 模块配置数量开展量化分析,最终确定最优结构配置方案。基于 2 个标准数据集对 TLAM 模块中 ResBlock 模块数量进行消融研究,结果如图 4 所示。

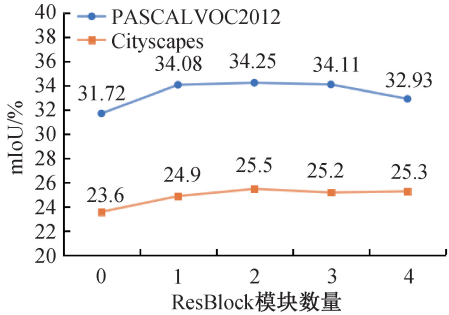


图 4 ResBlock 模块数量消融试验结果

Fig. 4 Ablation experiment results on ResBlock module quantity

消融试验结果表明,ResBlock 模块数量为 0 或 1 时会造成浅层缺陷,全局语义表征能力下降,导致 mIoU 损失。当 ResBlock 模块数量为 3 或 4 时引起过度堆叠问题,出现性能-计算量悖论,模型计算量激增而分割精度反而下降,高阶语义特征的过度抽象化导致局部细节丢失。

综合考虑模型性能和计算量,最终选定 2 个 ResBlock 模块作为最优配置,在保证模型轻量化的同时实现精度最大化。

2.3.3 训练曲线分析

为进一步揭示 U-Net * 架构改进的优化机理,绘制 Cityscapes 数据集训练曲线,如图 5 所示,展示了 U-Net 和 U-Net * 在整个训练过程中的性能变化。

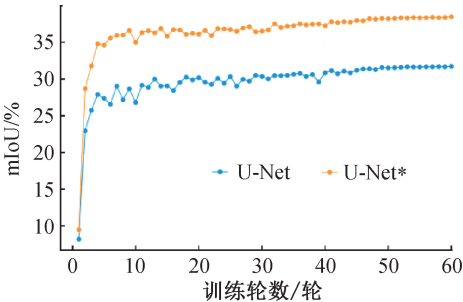


图 5 Cityscapes 数据集训练曲线对比

Fig. 5 Training curves comparison on Cityscapes dataset

可以发现 U-Net * 模型在整个训练过程中的性能始终优于 U-Net 模型,U-Net * 在训练大约 50 轮时开始趋于收敛,早于 U-Net 收敛趋势,最终 U-Net * 模型达到的 mIoU 接近 38.55%,远高于 U-Net 模型。上述结果验证了 TLAM 模块的双重优化机制,既通过注意力机制增强语义分割敏感度,又借助残差学习范式优化路径平滑度。

3 基于真实接合面破坏面数据集的算法应用

为验证改进 U-Net 模型对于真实混凝土接合面图像识别的有效性,汇总了东南大学研究 ECC-NC^[21]与 UHPC-NC^[22]接合面的抗剪强度时所拍摄的图片,并对其自行标注,建立了关于预制纤维混凝土与普通混凝土真实接合面破坏面数据集,共 27 张图片,分为 18 张训练集和 9 张验证集。部分数据集原始图片如图 6 所示。

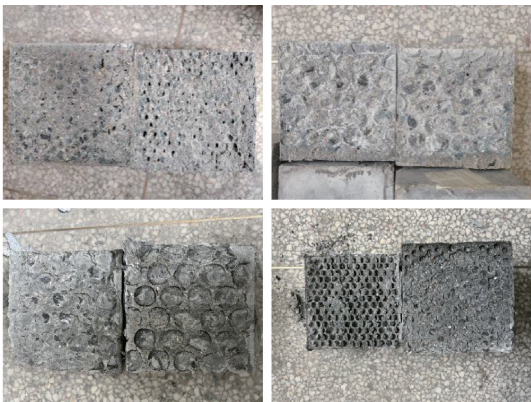


图 6 ECC-NC 与 UHPC-NC 接合面破坏面数据示例

Fig. 6 Examples of failure surface dataset for ECC-NC and UHPC-NC joint interfaces

3.1 标注过程及超参数设置

使用 Labelme 插件进行手工标注,白色标注为

普通混凝土,黑色为其余部分,仅区分普通混凝土和其他,形成二分类掩码。在进行真实接合面破坏面数据集试验时,考虑到数据集图片数量较少,在 Cityscapes 数据集上训练过的权重进行迁移学习,U-Net 主干网络选用 ResNet-50,设置学习率为 0.000 1,BatchSize 为 32 个,训练 60 轮,权重衰减为 0.000 1。重置图片分辨率为 2 048×1 024 像素,数据集标注过程如图 7 所示。

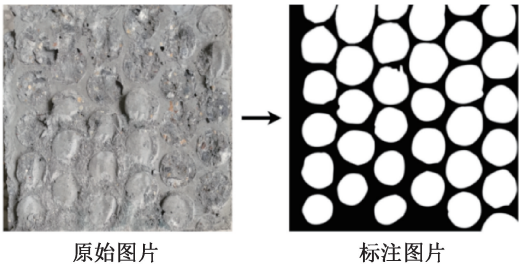


图 7 数据集原始图片与标注图片

Fig. 7 Original image and labeled image of dataset

3.2 试验结果

与上述标准数据集类似,开展基于真实数据集的应用试验,模块消融试验和 ResBlock 模块数量消融试验,试验结果如表 4,5 所示。为更直观地对比 U-Net 模型和 U-Net * 模型的性能,绘制两者训练曲线,试验结果如图 8 所示。

表 4 总体消融试验结果

Table 4 Experiment results of comprehensive ablation			
模块			mIoU/%
ResBlock	MHA	ViT	
✓	×	×	75.73
✓	✓	×	77.97
✓	✓	✓	78.15

表 5 ResBlock 模块数量消融试验结果

Table 5 Experiment results on ResBlock module quantity ablation					
ResBlock 模块数量	0	1	2	3	4
mIoU/%	73.41	75.58	75.73	75.11	74.99

由试验结果可知,U-Net * 模型在真实数据测试集上 mIoU 达 78.15%,较 U-Net 模型相对提升 6.45%,表明其能更精准分割界面过渡区与损伤区。由模块消融试验结果表明,与 U-Net 模型 mIoU (73.41%)相比,逐步添加 3 个模块的 mIoU 均有所提升,3 个模块对模型整体性能的提升均有关键作用。通过 ResBlock 模块消融试验可观测到,当选择 ResBlock 模块数量为 2 时,模型整体性能达到最优。此外,U-Net 模型和 U-Net * 模型训练曲线也验证了 U-Net * 模型在训练阶段比 U-Net 模型有更出色的

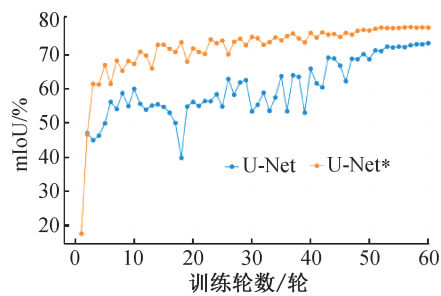


图 8 ECC-NC 与 UHPC-NC 接合面破坏面数据集训练曲线对比

Fig. 8 Training curves comparison on failure surface dataset of ECC-NC and UHPC-NC joint interfaces

性能表现;U-Net * 模型 mIoU 增长速度及收敛速度更快,性能更早趋于稳定。

4 试验结果分析

由真实接合面破坏面数据集和 PASCALVOC2012, Cityscapes 数据集试验结果可以观察到,添加 TLAM 模块后,U-Net * 模型对比 U-Net 模型显著提升了分割效果,mIoU 分别由 73.4% 提升至 78.2%、由 23.6% 提升至 29.1%、由 31.7% 提升至 38.6%。U-Net 模型对自然图像特征提取效果不佳,即使通过架构优化获得的 U-Net * 模型对 mIoU 提升也有限。而 U-Net 模型和 U-Net * 模型在工程场景中的特征提取效果均较好。可从接合面图像特性和算法特性的内在联系分析这一原因。

1)网络结构适配性。U-Net 编码器-解码器对称结构及跳跃连接的架构与混凝土接合面图像的特性适配。其局部细节捕捉能力可精准提取破坏面图像的微观特征。U-Net * 模型通过引入全局感知 TLAM 模块,进一步强化模型的特征表达能力。

2)图像特征匹配度。混凝土接合面图像具有目标明确、边界清晰、破坏模式单一的特点,其图像微观结构与医学图像的纹理特征高度相似。而自然图像因目标多样性、边界模糊性和场景复杂性,显著增加了特征提取难度。U-Net 模型在工程场景中通过高效捕捉一致性特征实现鲁棒分割,而面对自然图像的多变特性时性能受限。

3)任务需求契合度。U-Net 模型所具备的细节保留能力与小样本学习的设计理念,与混凝土接合面分割需求高度契合;其跳跃连接及浅层特征复用机制使网络在训练数据有限的情况下仍可维持高精度,而对称编解码结构亦能充分捕捉破坏面形态的规律性。相反,通用数据集的多目标、多尺度特性要求网络具备更强的语义抽象能力,凸显了工程场景任务与算法特性间的匹配逻辑。

试验结果表明:接合面图像微观特征显著性、破坏模式一致性的结构特性与 U-Net 模型局部感知优势、小样本适应性的算法特性存在强耦合关系。基于接合面破坏面性质和任务需求选择匹配的算法,不仅为优化工程检测方法提供技术路径,而且有助于从计算角度深入理解接合面破坏机制。

5 结语

针对预制装配式混凝土接合面破坏特征检测需求,提出了一种融合自注意力机制的改进 U-Net 模型(U-Net * 模型),通过结合 Transformer 的全局语义建模能力与 U-Net 模型的局部特征提取优势,有效增强了模型对预制装配式构件连接处纤维混凝土和普通混凝土接合面破坏面图像特征的捕捉能力。主要结论如下。

1)工程适用性验证。混凝土接合面破坏图像具有纹理对比鲜明、灰度阶跃集中、缺陷模式规律性强等特点,与医学图像特征高度相似。U-Net * 模型在真实工程数据集上平均交并比达 78.15%,较 U-Net 模型提升 6.45%,有效提高了模型对接合面的识别效果。

2)工程应用价值。通过非接触式图像分析,可替代传统破坏性检测方法,减少了构件损伤;分割结果直观展示微观缺陷(如气泡膜式接合面的蜂窝状孔隙)的空间分布,从而辅助施工工艺优化。

3)研究局限与展望。真实接合面数据集仅包含 27 张接合面图像,需扩充样本数量(如不同材料配合比、施工工艺下的破坏模式);模型在自然场景中的泛化能力有限,需结合数据增强或预训练策略进行进一步优化。

参考文献:

[1] 吴刚,冯德成,徐照,等. 装配式混凝土结构体系研究进展[J]. 土木工程与管理学报,2021,38(4):41-51,77.
WU G,FENG D C,XU Z,et al. Research developments in precast concrete structural systems[J]. Journal of civil engineering and management,2021,38(4):41-51,77.

[2] KHAN M I,ALI AL-OSTA M,AHMAD S,et al. Seismic behavior of beam-column joints strengthened with ultra-high performance fiber reinforced concrete[J]. Composite structures,2018,200:103-119.

[3] 安晓鹏,李清海,武斌. 纤维增强混凝土连接的装配式混凝土结构节点性能综述[J]. 硅酸盐通报,2020,39(11):3399-3406.
AN X P,LI Q H,WU B. Performance of joints for precast concrete elements using cast-in-place fiber reinforced concrete[J]. Bulletin of the Chinese ceramic society,2020,39(11):3399-3406.

[4] 刘雷,孙志娟,刘继良,等. 带竖向接缝装配式剪力墙易损性研究[J]. 工程力学,2024,41(S1):150-156.

LIU L, SUN Z J, LIU J L, et al. Fragility curves of precast concrete shear walls with vertical joints [J]. Engineering mechanics, 2024, 41(S1): 150-156.

[5] 淡浩, 吴体, 肖承波, 等. 预制混凝土构件结合面抗剪性能试验及分析[J]. 建筑科学, 2020, 36(3): 100-104.

DAN H, WU T, XIAO C B, et al. Test and analysis on shear behavior of precast component interface[J]. Building science, 2020, 36(3): 100-104.

[6] 吴香国, 张孝臣. 预制超高性能混凝土修复层与既有混凝土界面黏结短期性能研究[J]. 建筑结构学报, 2018, 39(10): 156-163.

WU X G, ZHANG X C. Investigation of short-term interfacial bond behavior between existing concrete and precast ultra-high performance concrete layer[J]. Journal of building structures, 2018, 39(10): 156-163.

[7] TAYEH B A, ABU BAKAR B H, MEGAT JOHARI M A, et al. Mechanical and permeability properties of the interface between normal concrete substrate and ultra high performance fiber concrete overlay[J]. Construction and building materials, 2012, 36: 538-548.

[8] 王溧泓, 孙新建. 基于 DIC 技术的混凝土剪切力学性能研究[J]. 混凝土, 2025(3): 6-11.

WANG L H, SUN X J. Research on shear mechanical properties of concrete based on DIC technology[J]. Concrete, 2025(3): 6-11.

[9] 苏怀智, 张林海, 佟剑杰. 混凝土结构损伤声发射检测进展[J]. 无损检测, 2015, 37(1): 90-95.

SU H Z, ZHANG L H, TONG J J. Review on acoustic emission detection for concrete damage [J]. Nondestructive testing technology, 2015, 37(1): 90-95.

[10] GU J X, WANG Z H, KUEN J, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. Pattern recognition, 2018, 77: 354-377.

[11] HARALICK R M, SHAPIRO L G. Image segmentation techniques[C]//Proceedings of the Conference on Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985.

[12] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net; convolutional networks for biomedical image segmentation[M]. Cham: Springer International Publishing, 2015.

[13] SI C Y, YU W H, ZHOU P, et al. Inception transformer[M]. Cambridge: MIT Press, 2022.

[14] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16×16 words; transformers for image recognition at scale[Z]. 2020.

[15] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2017.

[16] SU J H, CHEN Z H, HE C H, et al. GSENet: global semantic enhancement network for lane detection[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2024.

[17] LI B N, HU Y H, NIE X C, et al. DropKey for vision transformer [C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023.

[18] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.

[19] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.

[20] CORDTS M, OMRAN M, RAMOS S, et al. The cityscapes dataset for semantic urban scene understanding [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.

[21] 吴胜男. 多层复合盾构隧道管片混凝土接合面力学及渗透性能研究[D]. 南京: 东南大学, 2023.

WU S N. Study on mechanics and permeability of segment concrete joint surface of multi-layer composite shield tunnel[D]. Nanjing: Southeast University, 2023.

[22] 陈子轩. 预制 UHPC 壳局部增强装配式混凝土框架节点的抗震性能研究[D]. 南京: 东南大学, 2020.

CHEN Z X. Study on seismic performance of precast UHPC shell locally reinforced precast concrete frame joints [D]. Nanjing: Southeast University, 2020.

(上接第 140 页)

YU H B, SHANG Y J, ZHAO M S, et al. Hazards control of basement explosive demolition to adjacent building[J]. Blasting, 2017, 34(1): 148-151, 159.

[8] 侯江. 倾斜烟囱小角度切口定向爆破拆除技术[J]. 施工技术(中英文), 2024, 53(15): 17-20, 88.

HOU J. Inclined chimney small angle incision directional blasting demolition technology [J]. Construction technology, 2024, 53(15): 17-20, 88.

[9] 王建国, 罗世云, 尹久清, 等. 极近保护条件下烟囱爆破拆除技术[J]. 施工技术, 2021, 50(3): 49-51.

WANG J G, LUO S Y, YIN J Q, et al. Chimney blasting demolition technology under extremely close protection condition[J]. Construction technology, 2021, 50(3): 49-51.

[10] 周家汉. 爆破拆除塌落振动速度计算公式的讨论[J]. 工程爆破, 2009, 15(1): 1-4, 40.

ZHOU J H. Discussion on calculation formula of collapsing vibration velocity caused by blasting demolition[J]. Engineering blasting, 2009, 15(1): 1-4, 40.

[11] 王秀贞, 李秀辰. 岗南水库溢洪道门槽爆破拆除施工技术[J]. 水利建设与管理, 2010, 30(8): 31-32, 35.

WANG X Z, LI X C. Blasting demolition construction technology of spillway gate slot in Gangnan Reservoir[J]. Water resources development & management, 2010, 30(8): 31-32, 35.

[12] 汪旭光, 于亚伦. 拆除爆破理论与工程实例[M]. 北京: 人民交通出版社, 2008.

WANG X G, YU Y L. Demolition blasting theory and engineering example[M]. Beijing: China Communications Press, 2008.