

基于 U-Net 和数学形态学的混凝土桥梁病害 定量识别方法研究

黄彩萍^{1,2}, 田旺源¹, 李 青³

(1. 湖北工业大学土木建筑与环境学院, 湖北 武汉 430068; 2. 湖北工业大学河湖健康智慧感知与生态修复教育部重点实验室, 湖北 武汉 430068; 3. 湖州市公路与运输管理中心, 浙江 湖州 313000)

摘 要:为使桥梁病害检测更加高效、客观和智能,提出一种自动识别并定量计算混凝土病害尺寸的方法。该方法采用视觉几何组网络(Visual Geometry Group Network, VGG)作为 U 形网络(U-Net)的主干网络,对混凝土病害(剥落、裂缝和露筋)图像进行语义分割,采用数学形态学算法对图像中的病害区域进行优化。通过 MATLAB 软件计算得到优化后的分割图像中病害区域像素点的数量,并利用参照物标定出图像中单个像素点的尺寸,计算得到混凝土病害的面积(或长度)。采用该方法对河南省许昌市 17 座现役钢筋混凝土桥梁病害图像进行语义分割实验。结果表明:U-Net 能以较高的精度对复杂背景下混凝土桥梁多类病害进行像素级的分类,类别平均像素准确率为 90.53%, 平均交并比为 80.54%。使用数学形态学对语义分割图像进行优化后,计算精度明显提高,优化后的误差绝对值为 0.08%~0.21%。

关键词:混凝土桥梁; U-Net; 数学形态学; 语义分割; 定量计算; 病害识别

中图分类号: U445.71; TP183

文献标志码: A

Research on Quantitative Identification Methods for Concrete Bridge Defects Based on U-Net and Mathematical Morphology

HUANG Caiping^{1,2}, TIAN Wangyuan¹, LI Qing³

(1. School of Civil Engineering, Architecture and Environment, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China; 2. Key Laboratory of Intelligent Health Perception and Ecological Restoration of Rivers and Lakes, Ministry of Education, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China; 3. Huzhou Highway and Transportation Management Center, Huzhou 313000, China)

Abstract: This paper presents a method that can automatically identify concrete defects and quantitatively calculate the sizes of concrete defects, aiming to allow the detection of bridge defects to be more efficient, objective and intelligent. In this method, Visual Geometry Group Network (VGG) is selected as the backbone network of U-Net to perform semantic segmentation on the concrete defects images (spall, crack and exposed rib), and mathematical morphology algorithm is utilized to optimize the defects region in the image. The number of pixels in the defects area in the optimized segmentation image was calculated by MATLAB software, and the size of a single pixel in the image was calibrated by reference objects, and the area (or length) of the concrete defects were calculated. The semantic segmentation of defect images from 17 in-service reinforced concrete bridges in Xuchang City, Henan Province demonstrates that U-Net can classify various types of concrete bridge defects under complex background with high accuracy at pixel level, the average pixel accuracy of each category is 90.53%, and the average crossover ratio is 80.54%. After using mathematical morphology to optimize the semantic

收稿日期:2023-10-08

基金项目:国家自然科学基金项目(51708188)

Project of National Natural Science Foundation of China (51708188)

作者简介:黄彩萍,副教授, E-mail:115061081@qq.com。研究方向:组合结构损伤识别。

segmentation image, the calculation accuracy is markedly improved, and the absolute error after optimization is between 0.08% and 0.21%.

Key words: concrete bridge; U-Net; mathematical morphology; semantic segmentation; quantitative calculation; defect identification

0 引言

随着桥龄和负荷的增长以及管理体系不健全、养护工作不到位等问题,桥梁结构易出现不同程度的病害。传统的管理养护措施有人工巡检、定期检查和特殊检查等,这些检查依赖于人工操作,不仅需要大量人力、物力,还存在检查盲点、影响桥梁运营等问题;且检测结果的准确性主要依赖于技术人员的经验,存在一定的主观性。因此,亟需更为高效、客观、智能化的桥梁病害快速检测方法。

有学者尝试使用无人机拍摄桥梁病害图像来替代部分人工操作^[1],检测人员可以在后台远程操控,这样既安全又快捷。但采集到的图像依然需要检测人员逐一甄别,检测结果仍受检测人员的主观影响^[2]。随后,研究人员开始使用图像处理技术甄别无人机采集到的桥梁病害图像,通过图像直方图确定一个合理的灰度值,将原始图像中的目标和背景区分开,或利用目标与背景之间的灰度不连续性确定边界,对目标区域进行轮廓提取^[3]。这2种方法的准确度很大程度上取决于灰度值或相关阈值的选择,若图像背景复杂、照明强度不一致时,检测结果的精度较低。

随着计算机技术的快速发展,计算机视觉技术的兴起使图像处理更加智能和便捷,计算机视觉(Computer Vision)利用计算机和数字信号处理技术模仿人的视觉系统对数字图像或视频进行简单分类、目标检测、语义分割和实例分割。深度学习是目前实现计算机视觉技术的主流算法,深度学习中的卷积神经网络大大推进了计算机视觉技术的发展,取得了不少优异的成果。这项技术也被应用于土木工程病害图像处理中,如混凝土病害分类^[4-6],钢筋锈蚀^[7]、混凝土裂缝^[8-11]、混凝土路面病害的目标检测^[12-14],钢结构中的螺栓松动检测^[15]。

上述研究实现了对图像中病害的自动分类和定位,但病害的具体尺寸还需要人工测量。若在实际桥梁健康评估中,输入一张病害图像后,不仅能自动判断该图像是否包含了病害及病害位置,还能计算出病害的几何特征(如面积、长度),这将使得桥梁检测更加高效和客观。

鉴于此,本文提出一种基于U形网络(U-

Networks,U-Net)和数学形态学的混凝土桥梁病害定量识别方法,该方法通过图形采集、语义分割、图形处理、区域优化、定量计算,将复杂背景下混凝土桥梁病害进行高精度分类及识别,并定量计算混凝土病害尺寸,进一步采用该方法进行实例验证,为类似桥梁病害识别提供参考。

1 基于 U-Net 和数学形态学的混凝土桥梁病害定量识别方法

1.1 总体流程

以钢筋混凝土桥梁的病害(包含剥落、裂缝和露筋)图像为研究对象,构建混凝土病害数据集,采用VGG16-U-Net进行语义分割。首先,将包含多个病害的语义分割图像处理为仅包含单个病害的图像,然后对这些图像进行二值化,转化为黑白图像。再利用数学形态学算法对黑白图像进行轮廓优化,并使用MATLAB程序计算优化后病害区域的像素点数量。根据已知的参照物实际面积,标定单个像素点的实际面积,从而得到病害的几何特征(目标面积或长度)。混凝土桥梁病害定量识别流程图见图1。

1.2 语义分割

语义分割是将整张图像分为多个像素组,对每个像素组进行标记和分类,然后对不同类别的像素组用不同的颜色进行标记以完成精确分割。为确保语义分割结果的准确性,需选取合适的网络结构,并确定语义分割损失函数及评价指标。

1.2.1 网络结构

U-Net是目前常用的语义分割网络。U-Net发表于2015年,属于全卷积神经网络(Fully Convolutional Neural Network,FCN)的一种变体^[16]。U-Net采用编码器-解码器和跳跃链接的对称U形结构,结构简单但很有效。编码器负责特征提取,也可以将其它特征提取网络放在这个位置,例如视觉几何组网络(Visual Geometry Group Network,VGG)、残差网络(Residual Network,ResNet101)等常用网络。

选用VGG16的卷积层作为U-Net编码器,VGG16共有16层,其中前13层为卷积层,后3层为全连接层。13层卷积层由池化层划分为5组,与原始U-Net相比,在第3、4、5组卷积中由原来的2

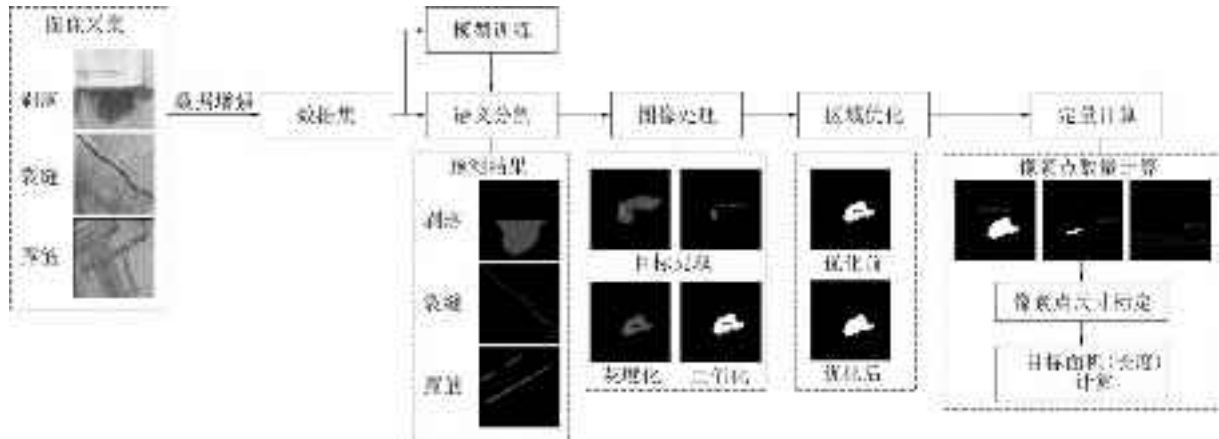


图1 混凝土桥梁病害定量识别流程图

Fig. 1 Flow Chart of Quantitative Identification of Concrete Bridge Defects

层卷积层增加为3层卷积层,可以提取更多的特征。每个卷积层的卷积核大小为 3×3 ,池化层的卷积核大小为 2×2 。第1~5层的卷积核的数量分别为64、128、256、512、512,激活函数为Relu,该函数用于加入非线性因素,增强模型表达能力。

1.2.2 语义分割损失函数及评价指标

损失函数用于评估模型预测结果与真实结果之间的误差。根据损失函数计算误差值,模型不断优化训练参数,使预测值接近真实值。在语义分割任务中,部分图像(如裂缝和露筋)中正样本(目标)像素数量远少于负样本(背景),导致正-负样本不平衡。Dice Loss 函数在处理正-负样本不均衡的分割任务中表现良好,因此采用 Dice Loss 函数作为主损失函数。损失量 L_{Dice} 公式如下:

$$L_{Dice} = 1 - \frac{2 \sum_{i=0}^N p_i t_i + \epsilon}{\sum_{i=0}^N p_i + \sum_{i=0}^N t_i + \epsilon} \quad (1)$$

式中, p_i 为第*i*个像素点预测值; t_i 为第*i*个像素点真实值; ϵ 为平滑系数,防止分母取值为0或极小值; N 为像素点总数量。

Dice Loss 函数通过全局考察预测图和标签图之间同类像素的相似度来计算损失,从而缓解正-负样本数量不平衡的问题。然而,在极度不平衡的数据上,可能导致模型无法学习到正确的梯度方向,从而导致训练困难和结果不稳定。

使用 Balanced Cross-Entropy Loss 函数作为辅助损失函数,引导模型从不同角度学习,提高泛化能力。该函数在 Cross Entropy Loss 函数基础上增加了权重系数来平衡正-负样本的权重。对于多类别问题,可以为每个类别调整权重,从而减轻正-负样本不平衡的影响^[17]。辅助损失量 L_{BCE} 公式如下:

$$L_{BCE} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \alpha \lg p_i \quad (2)$$

式中, x_i 为第*i*个像素点的标签值;系数 α 取0.25。

语义分割采用类别像素准确率(Class Pixel Accuracy, CPA)、类别平均像素准确率(Mean Pixel Accuracy, MPA)、交并比(Intersection over Union, IoU)、平均交并比(Mean Intersection over Union, MIoU)作为模型的评估指标。

1.3 图像处理

若图像中包含多个目标,直接计算会对最终结果产生一定的影响,因此需先将包含多个目标的语义分割图像处理为只包含单个目标的图像。利用语义分割中不同目标的颜色差异进行目标提取,随后对提取的图像进行灰度化和二值化处理,以便进行后续区域优化。

1.3.1 目标提取

RGB模式是彩色图像常见的显示模式,由红(R)、绿(G)、蓝(B)3个颜色分量线性组合构成。利用语义分割图像不同目标的颜色差异进行提取,其中,代表剥落病害的为绿色区域 $[0, 128, 1]$ 、代表露筋病害的为黄色区域 $[128, 128, 0]$ 、代表裂缝病害的为红色区域 $[128, 0, 0]$ 。

区域提取方法如下:①在MATLAB程序中读取图像每个像素点的R、G、B通道值。②根据提取目标的类型,设定需要提取的通道值。③按照设定的通道值,将目标区域保留,将非目标区域设置为背景,以此来提取不同类型的病害图像。目标区域提取效果见图2。

1.3.2 灰度化和二值化

为简化图像信息,依次对目标提取后的彩色图像进行灰度化和二值化处理。图像灰度化是将彩色图像转换为灰色图像,图像二值化是将灰色图像转

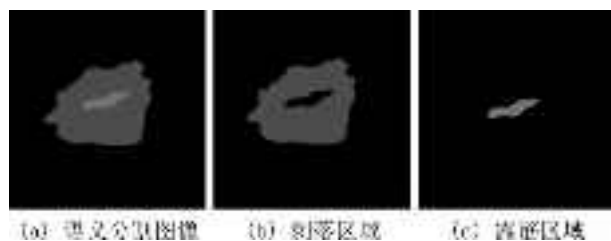


图 2 目标区域提取效果

Fig. 2 Schematic of Target Area Extraction

化为黑白图像。

处理方法为:在 MATLAB 中,使用 rgb2gray 函数将彩色图像灰度化。根据人的视觉系统对 R、G、B 分量的敏感度不同,将红、绿、蓝通道值乘以相应的权重系数 0.30、0.59、0.11 后求和,得到灰度值。然后,通过最大类间方差法确定最佳阈值,将灰度值小于或等于阈值的像素赋值为 0(黑色),大于阈值的赋值为 255(白色),将灰度图像转换为二值图像。灰度化和二值化效果见图 3。



图 3 灰度化和二值化效果

Fig. 3 Grayscale and Binary Images

1.4 目标区域优化

语义分割预测出的目标区域可能存在分割不连续、小面积空洞、噪声点等误差。因此,使用数学形

态学方法中的二值形态学对语义分割预测的目标区域进行优化。

数学形态学是一门建立在集合论基础上的学科,以结构元素为基础对图像中的几何形状进行分析和描述。数学形态学的应用可以优化图像的形状特征,并除去不相干的结构。其基本运算有 4 种,分别为膨胀运算、腐蚀运算、开运算和闭运算^[18]。

膨胀运算具体操作为:假设有一图像 A 和一定形状的结构元素 B(常用的有矩形、L 形、十字形),B 的内核中心点在 A 上面由左至右、由上到下移动遍历 A 的所有像素点,每次移动提取出 B 区域内像素点的最大值,并将这个最大值赋给结构元素所覆盖的其余像素点。腐蚀运算则相反,提取 B 像素点的最小值,赋给区域内其余像素点。膨胀运算是一种无记忆的操作,每次运算均基于原始输入图像,后一次运算过程不会受到前一次运算结果的影响,腐蚀运算同理。膨胀运算示意图 4。

进行腐蚀运算操作时,结构元素 B 同样在图像 A 上移动遍历 A 的所有像素点,提取结构元素 B 所覆盖的区域内像素点的最小值,并将这个最小值赋给结构元素所覆盖的像素点。腐蚀运算示意图 5。

开运算和闭运算由腐蚀和膨胀运算的不同形式组合而成,开运算先腐蚀运算再膨胀运算,用于去除图像中不重要的小面积;闭运算先膨胀运算再腐蚀运算,用于填充或连通目标区域内小的孔洞或间断。

1.5 定量计算方法

对目标区域优化后,采用以下方法计算目标的

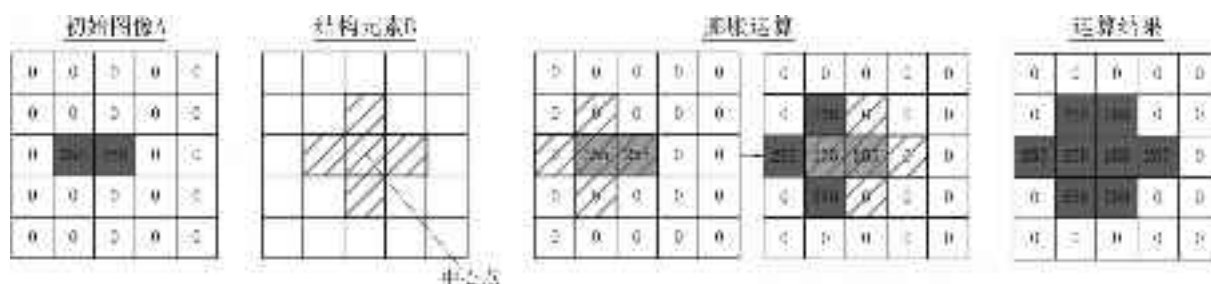


图 4 膨胀运算示意

Fig. 4 Schematic of Expansion Operation

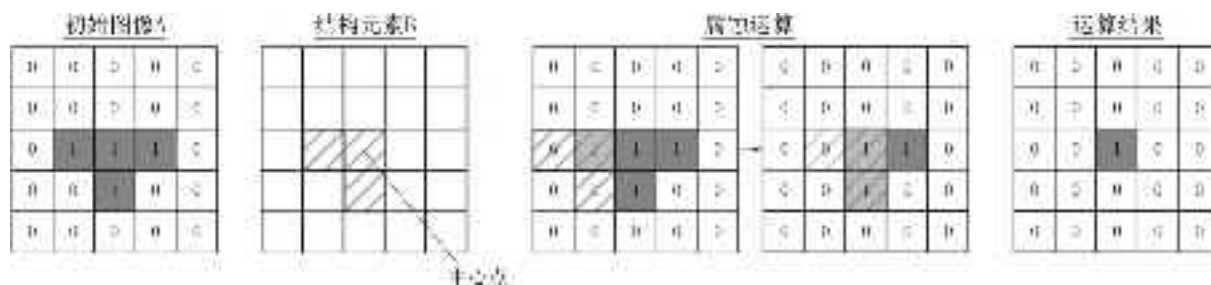


图 5 腐蚀运算示意

Fig. 5 Schematic of Corrosion Operation

面积和长度:目标区域面积为单个像素点的面积与目标区域像素点数量的乘积;目标区域长度为单个像素点的最小外接圆直径与目标区域像素点数量的乘积。像素点数量通过 MATLAB 中 regionprops 函数获取。

对于剥落和露筋,直接使用上述方法计算病害区域的像素点数量。针对裂缝,由于其具有一定宽度,直接对所有像素点的长度求和是不准确的,因此使用 MATLAB 中的 Hilditch 算法提取裂缝骨架来计算长度。随后计算裂缝骨架至两端轮廓线的像素点数量之和,并取最大值作为最终裂缝宽度。骨架提取与宽度计算效果见图 6,图像像素点数量计算结果见图 7。

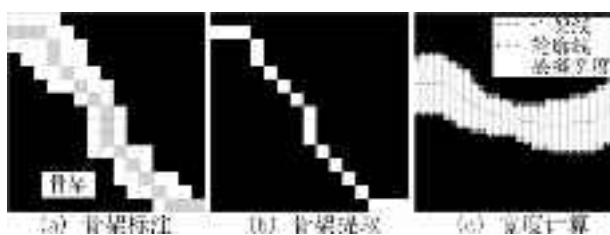


图 6 骨架提取与宽度计算效果

Fig. 6 Skeleton Extraction and Width Calculation

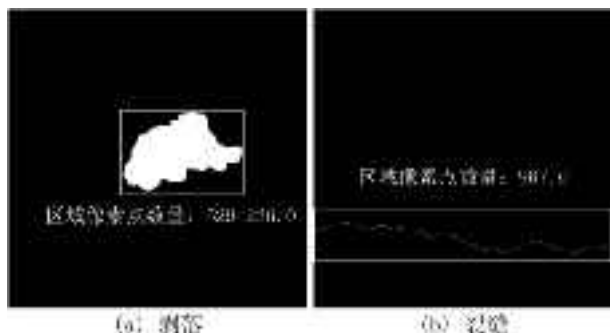


图 7 图像像素点数量计算结果

Fig. 7 Calculated Number of Image Pixels

采用已知面积的参照物标定单个像素点的面积,具体方法如下:

(1) 使用同一设备拍摄 200 张含参照物 A 的图像,拍摄位置与 A 所处平面平行且间距 1 m。

(2) 利用 Labelme 对 200 张图像中的参照物 A 进行轮廓标注,生成标签图,并将其进行灰度化和二值化。然后使用 MATLAB 计算 A 面积内的像素点数量,得出的误差为 0.017%,表明标注精度高,误差可忽略。

(3) 通过参照物 A 的实际面积除以像素点数量,得到单个像素点相对面积为 0.0021 cm^2 ,最小外接圆直径为 0.0648 cm ,此值仅适用于本文采用的拍摄方式。

2 混凝土病害图像语义分割实验

2.1 建立数据集

在河南省许昌市实地观测了 17 座现役钢筋混凝土桥梁,按 1.5 节所述拍摄方式,采用相同设备在日常光照下拍摄混凝土病害图像,每处病害拍摄 1 张。通过平移、镜像、随机叠加噪声和改变亮度 4 种方法增强图像数据集,最终获得 3 535 张图像,其中裂缝、剥落和露筋病害占比分别为 28%、32% 和 40%。数据集按 8:1:1 比例随机划分为训练集、验证集和测试集。

采用 Labelme 多边形标注软件进行混凝土病害的标注时,将图像等比例放大 10 倍,选择多边形工具沿轮廓精确标注,确保标注闭合且无遗漏。混凝土病害标注示例见图 8。

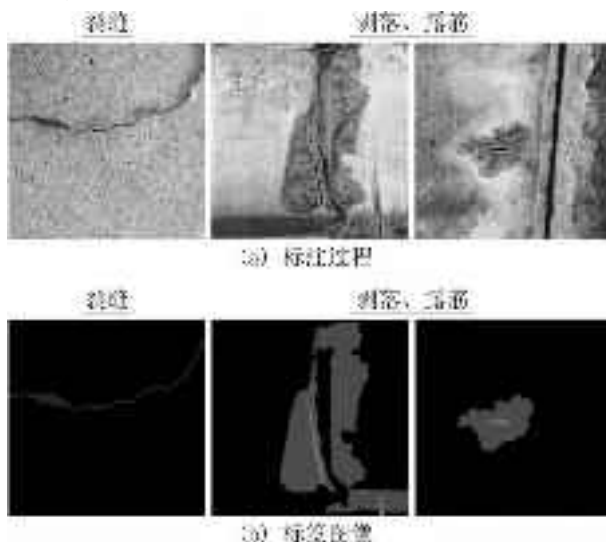


图 8 混凝土病害标注示例

Fig. 8 Examples of Concrete Defect Labeling

2.2 模型训练

训练环境为 Windows 10,使用 PyTorch 1.5.1 和 Python 3.7,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3060 Ti。模型共训练 100 次,Batch Size 设置为 1。前 50 次为冻结训练,主干网络被冻结,使用大型数据集的预训练权重进行迁移学习;后 50 次为解冻训练,所有卷积层参与训练。初始学习率为 0.001,训练过程中学习率自适应调整,动量设为 0.9,优化器采用自适应矩阵估计算法(Adam)。

2.3 语义分割结果

实验共设置 2 种不同的损失函数配置(Dice Loss、Dice Loss + Balanced Cross-Entropy Loss 组合,表 1 中分别简称 Dice、Dice+BCE),在相同环境下采用 VGG16-U-Net 网络模型进行训练并在测试集上进行预测,实验结果对比见表 1。表中评估指标均为加入预权重后的实验结果。

表 1 混凝土病害识别结果评价指标实验结果对比
Tab. 1 Comparison of Evaluation Indexes of Concrete Defects Identification Results

| 损失函数 | CPA | | | MPA | IoU | | | MIoU |
|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | 露筋 | 剥落 | 裂缝 | | 露筋 | 剥落 | 裂缝 | |
| Dice | 86.96 | 92.46 | 87.44 | 88.95 | 74.64 | 85.69 | 75.87 | 78.73 |
| Dice+BCE | 89.28 | 93.17 | 89.23 | 90.53 | 78.19 | 86.56 | 76.86 | 80.54 |

实验结果表明：使用 Dice Loss + Balanced Cross-Entropy Loss 组合函数时，VGG16-U-Net 识别露筋、剥落和裂缝的类别像素准确率 CPA 分别为 89.28%、93.17%、89.23%，类别平均像素准确率 MPA 为 90.53%，平均交并比 MIoU 为 80.54%；相较于单独使用 Dice Loss 函数，VGG16-U-Net 识别露筋、剥落、裂缝的类别像素准确率 CPA 分别提高了 2.32%、0.71%、1.79%；交并比 IoU 分别提高了 3.55%、0.87%、0.99%。说明 VGG16-U-Net 能以较高的精度对复杂背景下混凝土多类病害进行识别，使用组合损失函数的模型在图像样本不平衡的情况下能引导模型更加关注目标区域，有效地提高了病害的分类精度。

最佳模型的 VGG16-U-Net 分割图像效果见图 9。对于面积较大的目标，如剥落病害，模型分割精度高、预测误差小；对于面积较小的目标，如露筋和裂缝，由于样本不平衡、背景杂乱和光照不一致，可能出现少量不连续和小部分预测错误，但整体轮廓预测准确。这表明采用的 VGG16-U-Net 语义分割模型在多目标、多分类病害图像中表现良好。

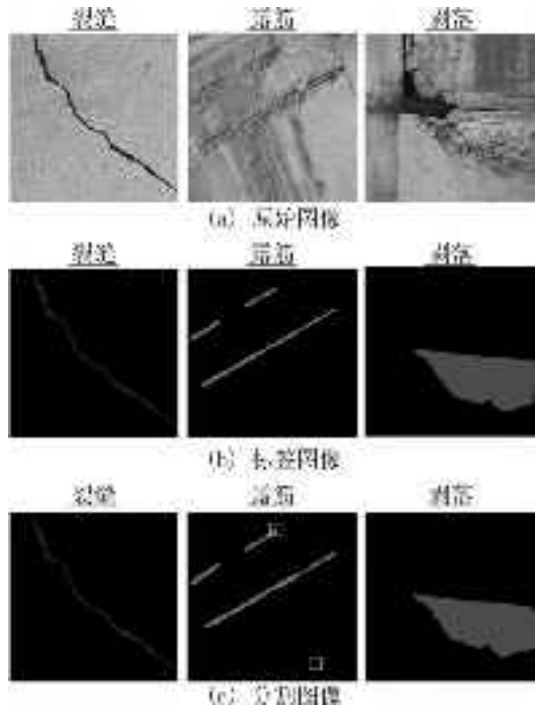


图 9 VGG16-U-Net 分割图像效果
Fig. 9 VGG16-U-Net Segmented Image

3 数学形态学优化及定量计算结果

3.1 目标区域数学形态学优化结果

为提高定量识别的精度，在对语义分割后的图像依次进行目标提取、灰度化和二值化后，进一步地按 1.4 节所述方法对二值图像中的病害进行区域优化。对于小面积无关区域，使用开运算去除；若有空洞或不连续，使用闭运算填充。若同时存在，需先进行开运算再使用闭运算。区域优化前、后裂缝分割图像对比见图 10。

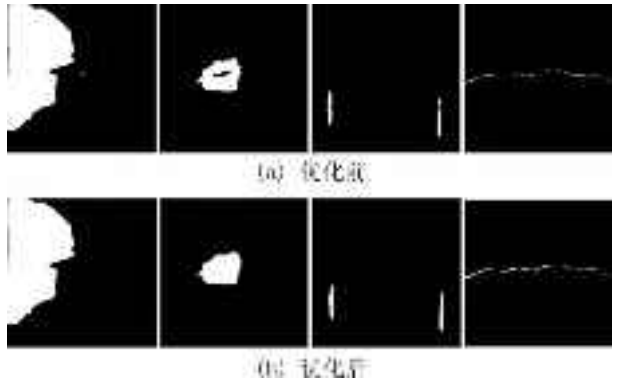


图 10 裂缝分割图像对比
Fig. 10 Crack Segmentation Image Optimization

3.2 定量计算

在数据集中随机选取了 3 种病害类型图像，按上述定量计算方法分别对病害区域内的像素点的数量进行了计算，病害识别定量计算过程见图 11。按本文标定得到的单个像素点相对面积为 0.002 1 cm²，单个像素点的最小外接圆直径为 0.064 8 cm。

对病害图像进行语义分割后，目标优化前、后混凝土病害定量计算结果见表 2，表中实测值为标签图像按定量计算方法计算得到的病害尺寸。由表 2 可知：针对 3 种不同类型的病害，使用本文提出的优化算法处理后，露筋面积及长度、剥落面积、裂缝长度计算精度均有明显的提高。优化后的误差绝对值为 0.08%~0.21%，其中剥落病害的优化效果最为明显，计算误差绝对值由 5.1% 降低至 0.21%，因为算例中的剥落区域包含了露筋，将露筋区域从剥落中提取后，原有的区域会产生空洞，这对剥落面积计算造成了较大的误差。使用数学形态学对空洞区域

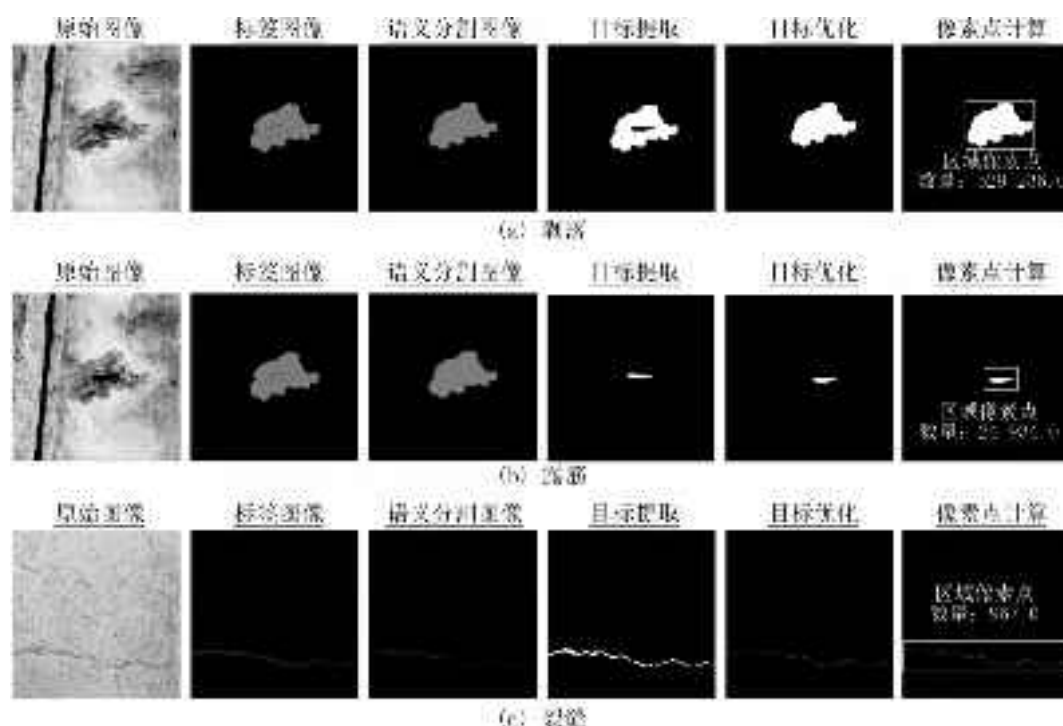


图 11 病害识别定量计算过程

Fig. 11 Quantitative Calculation Process of Defect Identification

进行了弥合,提高了计算精度。使用的语义模型对裂缝病害的分割较为精准,故优化前、后的误差变化不大。以上表明本文提出的方法能够精确、智能地对混凝土常见的 3 类病害进行识别和定量计算,而优化前、后的计算结果对比也表明数学形态学算法能够有效地对语义分割模型产生的预测误差进行优化,最终结果能够满足实际工程检测的要求。

表 2 混凝土病害定量计算结果

Tab. 2 Quantitative Calculation Results of Concrete Defects

| 病害参数 | 实测值 | 计算值 | |
|----------------------|----------|----------|----------|
| | | 优化前 | 优化后 |
| 露筋面积/cm ² | 52.47 | 52.09 | 52.36 |
| 露筋长度/cm | 45.94 | 46.03 | 45.98 |
| 剥落面积/cm ² | 1 113.75 | 1 057.35 | 1 111.40 |
| 裂缝长度/cm | 62.60 | 62.27 | 62.66 |
| 裂缝宽度/cm | 0.90 | 0.91 | 0.91 |

4 结 语

本文提出了一种基于 U-Net 与数学形态学的混凝土病害识别和定量计算方法,实现了对 3 种常见混凝土病害(剥落、裂缝和露筋)的识别与定量计算。使用 VGG16 作为 U-Net 的主干网络,能够在复杂背景下对混凝土多类病害进行高精度的像素级分类。使用 Dice Loss + Balanced Cross-Entropy Loss 组合函数时,模型识别露筋、剥落和裂缝的类别像素准确率分别为 89.28%、93.17% 和 89.23%;类别平均像素准确率为 90.53%,平均交并比为

80.54%。与单独使用 Dice Loss 函数相比,组合损失函数提高了露筋、剥落和裂缝的类别像素准确率(分别提高了 2.32%、0.71%、1.79%)及交并比(分别提高了 3.55%、0.87%、0.99%),表明在样本不平衡情况下,组合损失函数能更好地关注目标区域,从而提高分类精度。此外,利用数学形态学对语义分割图像进行优化,可以填补分割误差产生的空洞,去除目标周围极小面积的无关区域,进一步提高了病害尺寸的计算精度,优化后的误差绝对值为 0.08%~0.21%。

参考文献(References):

- [1] SATTAR D, LESLIE C, MARC M, *et al.* Benchmarking Unmanned Aerial Systems-Assisted Inspection of Steel Bridges for Fatigue Cracks[J]. Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board, 2021 (9): 036119812110010.
- [2] KOCH C, GEORGIEVA K, KASIREDDY V, *et al.* A Review on Computer Vision Based Defect Detection and Condition Assessment of Concrete and Asphalt Civil Infrastructure[J]. Advanced Engineering Informatics, 2015, 29(2): 196-210.
- [3] 张晶晶, 聂洪玉, 喻强. 基于多尺度输入图像渗透模型的桥梁裂缝检测[J]. 计算机工程, 2017, 43(2): 273-279.
(ZHANG Jingjing, NIE Hongyu, YU Qiang. Bridge Crack Detection Based on Percolation Model with

- Multi-Scale Input Image[J]. Computer Engineering, 2017, 43(2): 273-279. in Chinese)
- [4] 黄彩萍,谢 鑫,周永康,等. 基于改进掩码-区域卷积神经网络的混凝土病害实例分割[J]. 桥梁建设, 2023, 53(6): 63-70.
(HUANG Caiping, XIE Xin, ZHOU Yongkang, *et al.* Instance Segmentation of Concrete Defects Based on Improved Mask-RCNN[J]. Bridge Construction, 2023, 53(6): 63-70. in Chinese)
- [5] SHIN H K, AHN Y H, LEE S H, *et al.* Automatic Concrete Damage Recognition Using Multi-Level Attention Convolutional Neural Network[J]. Materials, 2020, 13(23): 5549.
- [6] 杨 扬,王连发,张宇峰,等. 基于多特征融合的混凝土结构表面病害图像分类算法[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2021, 41(3): 64-74.
(YANG Yang, WANG Lianfa, ZHANG Yufeng, *et al.* Multi-Feature Fusion Based Classification Algorithm of Surface Disease Image of Concrete Structure[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2021, 41(3): 64-74. in Chinese)
- [7] CHA Y J, CHOI W, SUH G, *et al.* Autonomous Structural Visual Inspection Using Region-Based Deep Learning for Detecting Multiple Damage Types[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 33(9): 731-747.
- [8] ZHANG C B, CHANG C, JAMSHIDI M. Concrete Bridge Surface Damage Detection Using a Single-Stage Detector[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2020, 35(4): 389-409.
- [9] 李 想,熊进刚. 基于深度学习 SSD 目标检测算法的混凝土结构裂缝识别[J]. 南昌大学学报(工科版), 2021, 43(1): 43-51.
(LI Xiang, XIONG Jingang. Crack Recognition Based on Deep Learning SSD Target Detection Algorithm [J]. Journal of Nanchang University (Engineering & Technology), 2021, 43(1): 43-51. in Chinese)
- [10] YU Z W, SHEN Y G, SHEN C K. A Real-Time Detection Approach for Bridge Cracks Based on YOLOv4-FPM [J]. Automation in Construction, 2021, 122: 103514.
- [11] 宋 益,赵宁雨,颜 畅,等. 隧道衬砌裂缝实时分割的 Mobile-PSPNet 方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(12): 3746-3757.
(SONG Yi, ZHAO Ningyu, YAN Chang, *et al.* The Mobile-PSPNet Method for Real-Time Segmentation of Tunnel Lining Cracks [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 19(12): 3746-3757. in Chinese)
- [12] MAEDA H, KASHIYAMA T, SEKIMOTO Y, *et al.* Generative Adversarial Network for Road Damage Detection [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2020, 36(1): 47-60.
- [13] 孙文财,胡旭歌,杨志发,等. 基于红外及可见光图像融合的道路目标检测优化方法[J/OL]. 吉林大学学报(工学版): 1-8[2023-12-29]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230474>.
- (SUN Wencai, HU Xuge, YANG Zhifa, *et al.* Optimizing Method of Road Object Detection Based on Infrared and Visible Image Fusion[J/OL]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition): 1-8[2023-11-05]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230474>. in Chinese)
- [14] 王保宪,白少雄,赵维刚. 基于特征增强学习的路面裂缝病害视觉检测方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(7): 1927-1935.
(WANG Baoxian, BAI Shaoxiong, ZHAO Weigang. Pavement Crack Damage Visual Detection Method Based on Feature Reinforcement Learning[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 19(7): 1927-1935. in Chinese)
- [15] PHAM H C, TA Q, KIM J, *et al.* Bolt-Loosening Monitoring Framework Using an Image-Based Deep Learning and Graphical Model[J]. Sensors, 2020, 20(12): 3382.
- [16] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep Learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [17] ANDREIEVA V, SHVAI N. Generalization of Cross-Entropy Loss Function for Image Classification [J]. Mohyla Mathematical Journal, 2021, 3: 3-10.
- [18] ABRUDAN D, DRAGULINESCU A M C, VIZIREANU N. Applications of Mathematical Morphology Operators in Civil Infrastructures [J]. Earth Science Informatics, 2024, 17(5): 4027-4033.



HUANG Caiping



TIAN Wangyuan



LI Qing

黄彩萍

1983—,女,副教授

2004年毕业于武汉科技大学土木工程专业,工学学士,2007年毕业于华中科技大学结构工程专业,工学硕士,2012年毕业于华中科技大学结构工程专业,工学博士。研究方向:组合结构损伤识别
E-mail:115061081@qq.com

田旺源

1999—,男,硕士生

2022年毕业于郑州商学院土木工程专业,工学学士。研究方向:组合结构损伤识别
E-mail:1255308556@qq.com

李 青

1989—,女,工程师

2011年毕业于山东农业大学道路桥梁与渡河工程专业,工学学士,2015年毕业于兰州交通大学桥梁与隧道工程专业,工学硕士。研究方向:桥梁养护与管理
E-mail:1614946772@qq.com

(编辑:吴 霜)