

引用格式:陈善继,刘天禹,刘鹏宇,等. 基于计算机视觉的公路边坡裂缝监测方法[J]. 北京工业大学学报, 2024, 50(6): 702-710.

CHEN S J, LIU T Y, LIU P Y, et al. Computer vision-based method for monitoring road slope cracks[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2024, 50(6): 702-710. (in Chinese)

基于计算机视觉的公路边坡裂缝监测方法

陈善继¹, 刘天禹^{2,3,4}, 刘鹏宇^{2,3,4}, 黄凯⁵, 李瑶瑶^{2,3,4}

(1. 青海民族大学物理与电子信息工程学院, 西宁 810007; 2. 北京工业大学信息学部, 北京 100124;
3. 先进信息网络北京实验室, 北京 100124; 4. 北京工业大学计算智能与智能系统北京市重点实验室, 北京 100124;
5. 青海省交通建设管理有限公司, 西宁 810021)

摘要: 为及时发现裂缝问题并减少潜在的危害, 提出一种公路边坡裂缝的自动监测方法。以公路边坡裂缝为研究对象, 针对裂缝图像形态不规则、周边环境干扰大的特点, 设计了公路边坡裂缝分割网络 (slope cracks segmentation network, SCSNet) 和公路边坡裂缝几何参数计算方法。该网络首先采用编码器逐渐捕获更高层次的语义特征, 其次采用解码器通过逐渐恢复空间信息并结合跳跃连接融合不同尺度间的信息, 然后利用通道注意力机制, 学习每个通道间的特征, 增强裂缝的特征表达。另外, 提出参数计算方法, 基于连通域分析得到裂缝连通域, 并计算裂缝长度、宽度、面积几何参数。实验结果表明: 裂缝分割网络的平均交并比达 87.86%, 该网络能较好地提取公路边坡裂缝特征; 裂缝几何参数计算方法能较准确地测算裂缝的当前状态。

关键词: 裂缝; 分割; SCSNet; 通道注意力; 几何参数; 连通域

中图分类号: TP 277

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2024)06-0702-09

doi: 10.11936/bjtxb2022080018

Computer Vision-based Method for Monitoring Road Slope Cracks

CHEN Shanji¹, LIU Tianyu^{2,3,4}, LIU Pengyu^{2,3,4}, HUANG Kai⁵, LI Yaoyao^{2,3,4}

(1. School of Physics and Electronic Information Engineering, Qinghai Minzu University, Xining 810007, China;

2. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

3. Beijing Laboratory of Advanced Information Networks, Beijing 100124, China;

4. Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China; 5. Qinghai Traffic Construction Management Co., Ltd., Xining 810021, China)

Abstract: An automatic monitoring method for highway slope cracks was proposed, aiming to timely detect crack problems and reduce potential hazards. Taking highway slope cracks as the research object, for the characteristics of irregularity of crack image pattern and large interference of surrounding environment, a highway slope cracks segmentation network (SCSNet) and a highway slope crack geometric parameter calculation method were designed. An encoder was used to gradually capture higher-level semantic features, and a decoder was used to fuse information between different scales by gradually

收稿日期: 2022-08-21; 修回日期: 2022-12-14

基金项目: 青海省科技厅重点研发与转化计划资助项目(2022-QY-205)

作者简介: 陈善继 (1970—), 男, 教授, 主要从事信号处理与物联网技术及应用方面的研究, E-mail: 459022839@qq.com

通信作者: 刘鹏宇 (1979—), 女, 副教授, 博士生导师, 主要从事智能媒体信息处理技术方面的研究, E-mail: liupengyu@bjut.edu.cn

recovering spatial information and combining jump connections. Then, for the case of complex road slope crack images and other situations, a channel attention mechanism was used to learn the features between channels and enhance the feature representation of cracks. A method based on the connectivity domain analysis was proposed to obtain the crack connectivity domain and calculate the crack length, width and area geometric parameters. Results show that the average intersection ratio of the segmentation network reaches 87.86%, which can extract the highway slope crack features better, and the current state of the cracks can be measured more accurately using the crack geometric parameter calculation method.

Key words: cracks; partitioning; SCSNet; channel attention; geometric parameters; connectivity domain

我国幅员辽阔,地形、地质条件复杂,公路边坡灾害频繁发生,严重威胁了人类的生命和财产安全,给交通运输、社会经济发展带来巨大损失。边坡岩体长期受地表水、地下水活动,以及地壳运动、风化等因素的影响,结构破坏,逐渐失去支撑力,在重力、构造力以及各种外力的长期作用下,会逐渐出现裂缝。随着时间的推移,裂缝不断形变至一定程度会造成边坡失稳、发生滑坡等地质灾害。虽然引起滑坡和崩塌的主要作用因素是地质和水文因素,但这些影响因素的不确定性,导致公路地质灾害监测难度大,须研究与之相适应的监测方法。

近年来,随着数字图像处理、模式识别、计算机视觉、深度学习等技术及计算机硬件的飞速发展,运用图像处理和深度学习技术^[1-3]处理工业摄像机捕获的公路边坡图像、提取必要的裂缝特征以实现公路边坡裂缝的监测成为一种简便、高效、低成本的方法。文献[4]针对隧道裂缝提出了差异化的噪声滤波和改进的分割方法,结合自适应阈值提高精度,并采用平行投影的自我校准方法实现了裂缝实时校准。文献[5]提出一种基于自适应 Canny 算法和迭代阈值分割算法的表面裂缝检测方法,该方法能保留裂缝边缘,实现裂缝分割。文献[6]针对复杂背景和低光情况下的地铁隧道裂缝检测精度低的问题,提出基于分块图像的局部纹理处理算法。该算法首先对原图进行分块处理,然后进行预处理和纹理提取,提取裂缝图像精度高。Shelhamer 等^[7]于 2017 年提出全卷积网络 (fully convolutional network, FCN),用于图像的分割检测,可有效地提取目标的语义信息。Ronneberger 等^[8]于 2015 年提出联合编码器-解码器卷积网络 U-net,解决了 FCN 无法联系上下文语义信息的缺陷。He 等^[9]提出了特征金字塔结构网络,加强了网络的特征融合。Chen 等^[10-11]提出深度标注网络 DeepLab 系列的卷积网络,进一步优化了多尺度特征图的特征融合。Lin 等^[12]提出的细化网络 RefineNet 采用编解码结构设计网络,捕

获细节的信息,提高了检测精度。在深度学习应用方面,文献[13]提出一种基于 FCN 的脑机接口自适应仿真网络 (brain-computer interface adaptation simulation network, BCI-AS),并采用该网络训练出桥梁裂缝自动分割模型,实现了对桥梁裂缝的精确的像素级分割,分割准确率达到 94.45%。文献[14]采用基于递进式级联卷积神经网络对混凝土表面裂缝进行检测,实现了裂缝区域精确的分割提取。

综上所述,基于计算机视觉的公路边坡裂缝监测技术具有较高的可行性和应用价值。公路边坡裂缝监测主要由数据获取、裂缝分割和裂缝几何参数计算这 3 个主要部分组成。本文首先建立了一套公路边坡裂缝数据集,并基于此数据集设计公路边坡裂缝分割网络 (slope cracks segmentation network, SCSNet) 和边坡裂缝几何参数计算算法,实现对公路边坡裂缝的监测。

1 面向公路边坡的裂缝监测

本文对公路边坡裂缝监测方法进行总体设计,架构如图 1 所示。

1.1 数据集构建

基于卷积神经网络的裂缝分割算法需要以大量、多样的数据为基础^[15-16]。构建裂缝特征齐全、数据多样的高质量公路边坡裂缝数据集对提高公路边坡裂缝监测技术的准确率具有重要意义。目前,针对公路边坡裂缝的研究较少,没有开源的公路边坡裂缝数据集。鉴于此,本文首先构建了一套公路边坡裂缝数据集。

1.1.1 公路边坡裂缝图像采集

为提高公路边坡裂缝识别模型应对未知的复杂场景的泛化能力,边坡影像基准库包含 4 个场景下的 12 个影像集:云南昭通 4 月份影像集、云南昭通 6 月份影像集、云南昭通 9 月份影像集、北京房山 2 月份影像集、北京怀柔 12 月份 5 个坡面影像集、

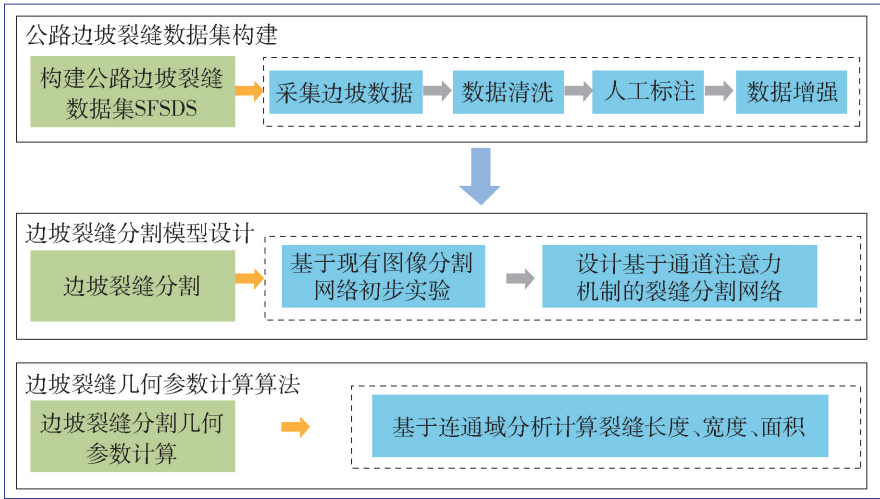


图1 边坡裂缝监测方法架构

Fig. 1 Architecture of slope crack monitoring method

北京西山10月份3个坡面影像集。

针对拍摄的视频影像集,用PotPlayer软件打开该视频,在最小播放速度下,即0.2倍速下,按照不同焦距、不同角度对视频进行图片源画面截取。这些数据存在内容重复、无关内容过多、部分图片模糊不清等低质量图片,须进行数据清洗。

在实际的公路边坡裂缝图像中,裂缝的区域在整个图像区域中占比很小,很多背景区域对于训练过程没有实际意义,可采用选取感兴趣区域的方法手动切割图像子块。综合考虑现有图形处理器(graphics processing unit, GPU)设备的算力和模型的精度,裂缝图像子块的尺寸固定为 256×256 像素。经过清洗处理共获得初步的包含多种类型裂缝的图像1560张。

1.1.2 公路边坡裂缝数据集构建

构建具有像素级标注效果的数据集需要巨大的人工成本,但好的标注数据能够提供丰富的裂缝训练样本,使在复杂背景下学习到的裂缝特征具有更强的判别力和鲁棒性。在对引起边坡失稳的边坡裂缝特征进行分析的基础上,采用Labelme对这些边坡裂缝目标进行标注,得到裂缝图像的二值掩膜图。

利用Python数据库中的4种处理方式(见表1)对初步得到的1560张边坡裂缝图像进行数据增强处理,可以增加数据集的多样性。数据增强后再进行筛选,去除过暗、剪裁旋转过偏的裂缝图像,最终实现了对初始数据集近3倍的扩增,数据量为4278张,形成了最终的边坡裂缝数据集SCSDS,代表性图像如图2所示。

表1 数据增强说明

Table 1 Data enhancement instructions	
名称	描述
随机裁剪	裁剪输入的任意部分
随机垂直翻转	图像从上到下进行 180° 翻转
弹性变换	对图像中的每个像素点产生随机数,并进行高斯滤波
颜色扰动	对图像进行亮度、对比度、饱和度调整

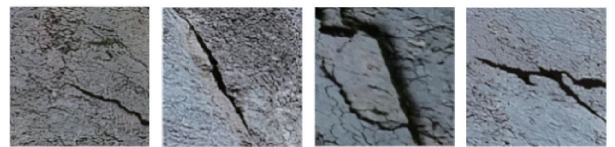


图2 代表性图像

Fig. 2 Representative image

1.2 SCSNet

针对公路边坡裂缝分割任务,采用编解码器结构可以更好地提取裂缝特征。编码器可以逐渐减少特征图,并捕获更高层次的语义特征;解码器通过逐渐恢复空间信息并结合跳跃连接,更多地融合不同尺度间的信息。同时,由于公路边坡图像复杂及裂缝与背景区分度小、遮挡、亮度变化等情况,可以利用通道注意力机制学习每个通道间的特征,增强裂缝的特征表达。

1.2.1 网络编码器结构

采用编解码结构^[17]构建SCSNet,编码器借鉴了在Imagenet上预训练的VGG16网络^[18],并只使用

其网络结构中前6个特征层的卷积层和最大池化层进行特征提取,去除了全连接层,具体如图3左侧所示。每个特征层由2~4个 3×3 卷积层组成,在其前5个特征层后面添加了通道注意力模块^[19],获得通道之间的依赖关系,自适应地重新校准通道方向的特征响应。在每个特征层后使用最大池化层进行

下采样,降低输入图像的尺寸。每经过一个特征层就通过提升输出图像的通道数提升语义信息,尺寸缩小为原来的一半,使得特征层能获得更大的感受野,增加网络对裂缝的全局特征提取。当图像输入编码器后最终可获得尺寸 8×8 、通道数2 048的特征图像。

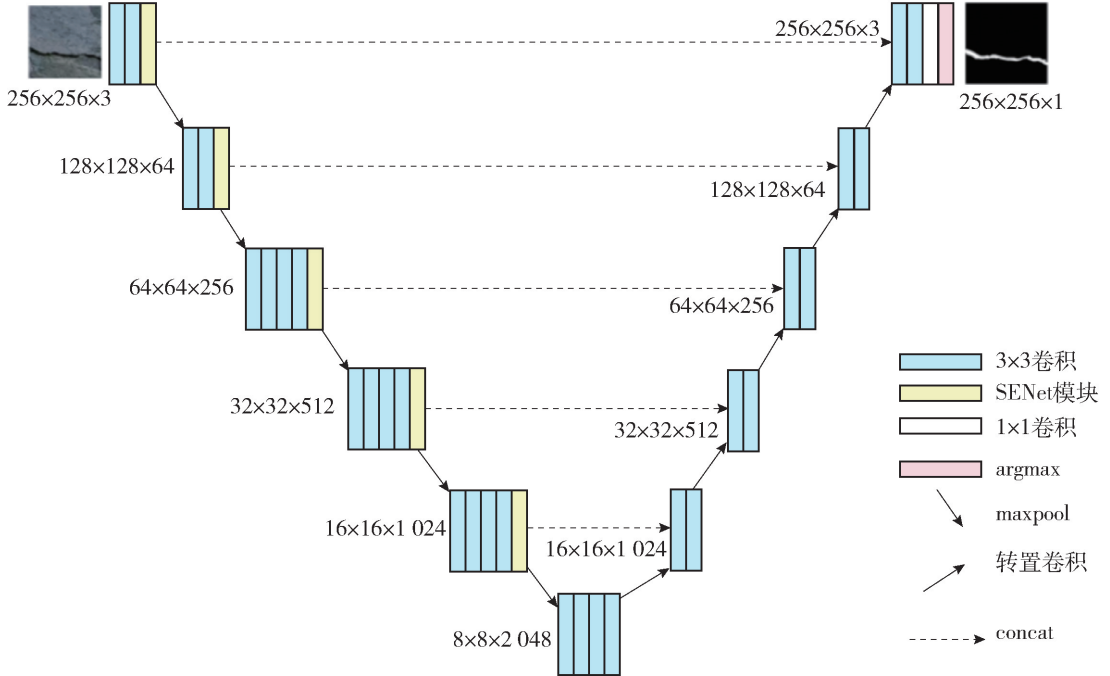


图3 SCSNet网络结构

Fig. 3 SCSNet network structure

1.2.2 网络解码器结构

解码器对编码器获取到的特征图像,利用5个特征层进行特征还原,并减少特征通道,每个特征层由2个 3×3 卷积组成,具体见图3右侧。在每个特征层前利用转置卷积提升图像尺寸,并与编码器部分进行特征融合,这样可以利用编码器中的浅层信息给解码器中的特征层赋予提取裂缝位置信息的功能。在经历5个特征层后利用 1×1 卷积对特征图像进行分类操作,使得特征图像的尺寸为输入网络前的尺寸(256×256 像素),通道数为2(代表裂缝和背景),对这2个通道进行取最大值处理并合并(argmax处理),最终获得像素级分割特征图($256 \times 256 \times 1$)。编码器与解码器中包含的卷积操作均采用ReLU激活函数和标准化处理^[20]。ReLU激活函数使得网络具有非线性,增加了特征提取能力,而标准化处理可以提升训练时的收敛速度,缓解过拟合及梯度爆炸的现象。

1.2.3 通道注意力模块

本文在SCSNet的编码器上部的5个特征层引

入通道注意力模块,通过对通道间的相互依赖建模增强卷积特征的学习,提高SCSNet网络对信息特征的敏感性,将注意力集中在更有效的裂缝特征上。通道注意力模块是一个建立在转换 F_v 基础上的计算单元,可以将输入特征图 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ 映射到输出特征图 $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$,使用 $\mathbf{V} = (\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_C)$ 表示学习到的滤波器内核集,其中 \mathbf{V}_C 表示第 C 个滤波器的参数。因此,输出可以写为 $\mathbf{U} = (\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_C)$,其中

$$\mathbf{U}_C = \mathbf{V}_C * \mathbf{X} = \sum_{s=1}^{C'} \mathbf{v}_C^s * \mathbf{x}^s \quad (1)$$

式中: $*$ 表示卷积; $\mathbf{V}_C = (\mathbf{v}_C^1, \mathbf{v}_C^2, \dots, \mathbf{v}_C^{C'})$; $\mathbf{X} = (\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{x}^{C'})$; $\mathbf{U}_C \in \mathbb{R}^{H \times W}$; \mathbf{v}_C^s 是一个二维的空间核,代表 \mathbf{V}_C 的单个通道作用于 \mathbf{X} 相应通道。

其具体实现方式如图4所示。首先,对输入特征层进行全局平均池化,使得特征图像的尺寸变为 1×1 ;然后,进行2次全连接处理,再取1次Sigmoid后获得各输入特征层每一个通道的权值($0 \sim 1$),该权值代表每个通道的特征重要程度;最后,将该权值

与原输入特征图做乘法运算。通过引入通道注意力机制——压缩和激励网络(squeeze-and-excitation network, SENet),使得网络更关注各通道间的关系,让网络自适应地注意特定通道。通道注意力可以有效改善特征图的语义信息,提高网络的特征表达能力与分割性能。

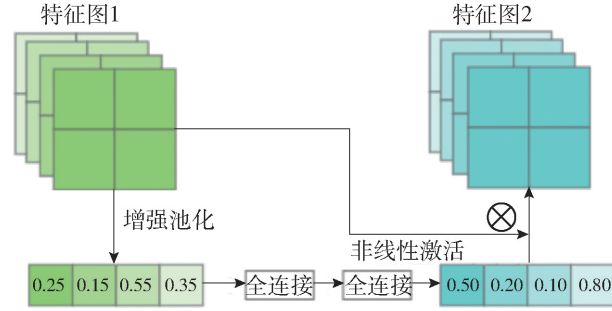


图4 压缩和激励网络结构

Fig. 4 Structure of SENet

1.3 基于连通域分析的裂缝几何参数计算

本文提出基于连通域分析的方法以计算裂缝几何参数。首先基于连通域分析方法得到裂缝连通域,然后计算裂缝的中心线。以横向裂缝为例,以横向裂缝每一列的上下边缘像素中心的连线为中心线,中心线的长度就是裂缝的长度,横向裂缝上下边缘距离中心线的最大距离即为裂缝的宽度。

1.3.1 裂缝长度计算

对于分割后的二值裂缝图像,以竖向裂缝为例,裂缝中心线的计算方法为:首先计算连通域内第1行、第1个灰度值为255的点,这个点标记为 $A_1(x_{A_1}, y_{A_1})$,接着计算连通域内第1行、最后1个灰度值为255的点,将该点标记为 $A_2(x_{A_2}, y_{A_1})$,则第1行的中心点 A 的坐标可标记为 $A(x_w, y_A)$,其中 $x_A = \frac{x_{A_1} + x_{A_2}}{2}$ 。以该方式计算得到连通域内每一行的中心点位置 $P_i(x_i, y_i)$,最终,每一行的中心点的连线就是裂缝的中心线。假设中心线相邻2个像素点的坐标为 $P_i(x_i, y_i)$ 和 $P_{i+1}(x_{i+1}, y_{i+1})$,则裂缝的长度计算公式为

$$L = \sum_i^n \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (2)$$

式中 n 表示中心线上像素点个数。

1.3.2 裂缝宽度计算

对于分割后的二值裂缝图像,以竖向裂缝为例,首先计算每一行第1个灰度值为1的点,将这个点记为 $A_i(x_{A_i}, y_{A_i})$,再找到该行中心线的位置坐标

$P_i(x_i, y_i)$,裂缝宽度计算公式为

$$W = 2 \times \max_i \sqrt{(x_i - x_{A_i})^2 + (y_i - y_{A_i})^2} \quad (3)$$

1.3.3 裂缝面积计算

对于分割后的二值裂缝图像,目标裂缝的像素值为255,背景的像素值为0,采用像素值统计法计算裂缝面积,即计算连通域内像素值为255的像素点个数。裂缝面积计算公式为

$$S = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y) \quad (4)$$

经验证,式(2)~(4)可以推广到横向裂缝及斜向裂缝,其中横向裂缝可完全套用式(2)~(4),将宽度和长度交换即可,而斜向裂缝在进行计算之前,采用OpenCV图像处理库对图像进行旋转,得到竖向或横向裂缝,之后再对该竖向或横向裂缝进行计算,根据旋转尺寸不变性,该裂缝的几何参数即为原裂缝的几个参数。

网状裂缝由于其不规则性无法直接套用长度和宽度的公式,对此需要人为地将网状裂缝进行裁剪,分为多个检测区域,每个区域可以再通过式(4)计算出结果。

为计算出裂缝的实际长度、宽度与面积,本文提出网格映射法。在使用映射法之前,根据电荷耦合器件(charge-coupled device, CCD)镜头反射成像原理,采用张定友相机标定法对存在的畸变进行纠正,在确保当前拍摄画面镜头畸变带来的影响可以忽略的情况下,利用同一拍摄画面下像素对应的实际大小处处相等的原则,绘制网格纸作为参照板,网格纸如图5所示,具体步骤如下。

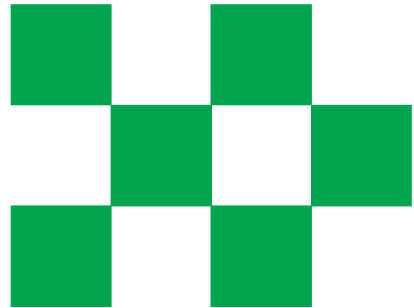


图5 网格纸

Fig. 5 Grid paper

1) 制作黑白交替的正方形网格,该网格中每小格的实际长度等于实际宽度,均为 K ,实际面积等于 K^2 。

2) 将制作的网格纸固定在测试数据所在的平面上,固定摄像机的拍摄高度、距离和仰角,对该网

格纸进行拍摄,如图6所示。

3) 对拍摄的网格图像进行二值化处理,网格中黑色区域像素点为0,白色区域像素点为255。计算得到二值化后网格的每一个正方形小格的像素长度和宽度为 k ,像素面积为 k^2 。

4) 采用相同的摄像机,固定摄像机拍摄的距离、高度、仰角,对目标裂缝进行拍摄。已知裂缝的像素长度 f_1 、网格的像素长度 k 和棋盘格的实际长度 K ,根据映射法则,即可求出裂缝的实际长度为 $f_1 \times K/k$;已知裂缝的像素面积 f_2 、网格的像素面积 k^2 和棋盘格的实际面积 K^2 ,即可求出裂缝的实际面积为 $f_2 \times K^2/k^2$ 。



图6 拍摄网格纸的照片

Fig. 6 Photo of photographing grid paper

2 实验结果与分析

2.1 评价指标

语义分割是在像素级别上的分类,即属于同一类别的像素被归为一类。裂缝分割需要区分裂缝和背景2类像素。平均交并比(mean intersection over union, MIoU)是图像分割最常用的性能评价指标。平均交并比 U_{MIoU} 的计算公式为

$$U_{MIoU} = \frac{1}{K+1} \sum_{i=0}^k \frac{P_{ii}}{P_{ii} + P_{ij} + P_{ji}} \quad (5)$$

式中: $K+1$ 为类别个数(包含空类); P_{ii} 为真正的数量; P_{ij} 、 P_{ji} 分别表示假正和假负。

2.2 实验环境与参数设置

模型的训练和测试主要在服务器上完成,硬件环境见表2。

网络训练的各参数设置如下:

- 1) 将公路边坡裂缝数据按照7:2:1的比例随机划分为训练集、验证集和测试集。
- 2) 输入图像尺寸为 256×256 像素。
- 3) 批参数batch设置为20,训练总轮数设置为80。
- 4) 网络优化算法采用Adam优化器,超参数

β_1 、 β_2 分别为0.950和0.999。

5) 初始学习率为0.0001,采用等间隔学习率下降策略,每5轮下降8%。

6) 损失函数选用交叉熵损失函数和Dice复合损失函数。

表2 硬件实验环境

Table 2 Hardware experimental environment

硬件	型号
CPU	6颗 Xeon Gold 6142
内存/GB	60.9
GPU	RTX 3090
显存/GB	25.4

2.3 裂缝分割实验结果

本文选择了4种当前最广泛使用的分割模型U-net、DeepLab-v3、PSPNet、DANet在公路边坡裂缝分割数据集SCSDS上进行测试,与SCSNet定量比较的结果见表3。可以看出,SCSNet对于复杂背景、多场景、多类型的公路边坡裂缝提取精度较高,具有很好的优势。最终MIoU得分达到87.86%。同时,参数量也较低,对于裂缝监测这种精度要求高、实时性要求低的任务可以较好地完成。

表3 性能对比结果

Table 3 Performance comparison results

网络模型	MIoU/%	参数量
U-net	79.31	31 043 586
DeepLab-v3	54.40	54 700 434
PSPNet	51.32	51 427 268
DANet	26.33	13 643 640
SCSNet	87.86	38 653 830

图7展示了多个模型对测试集部分图像的测试结果。总体来说,SCSNet对于公路边坡裂缝识别效果良好,与真实标签吻合度较高,具有较高的像素级分割能力。

2.4 裂缝几何参数计算结果

针对本文提出的裂缝几何参数计算方法,以图8为例,计算横向裂缝的几何参数。

1) 裂缝长度计算

根据前面的分析,实验中选取的裂缝示例经编程计算裂缝长度为

$$L = \sum_i^n \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \approx 408.1148$$

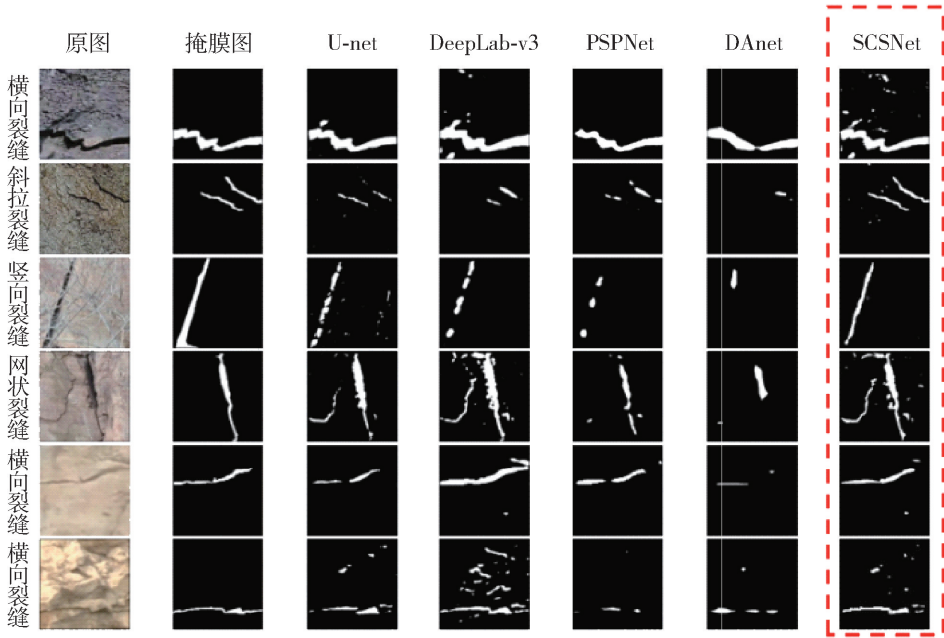
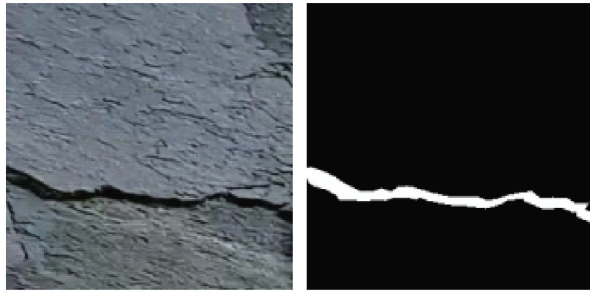


图7 边坡裂缝图像分割结果

Fig. 7 Slope crack image segmentation results



(a) 原图

(b) 分割图像

图8 横向裂缝几何参数计算示意

Fig. 8 Calculation schematic of horizontal crack geometry parameters

即裂缝的长度近似为 408 个单位像素。

2) 裂缝宽度计算

根据前面的分析,经编程计算,裂缝宽度为

$$W = 2 \times \max_i \sqrt{(x_i - x_{ai})^2 + (y_i - y_{ai})^2} = 9.8489$$

即裂缝的宽度近似为 10 个单位像素。

3) 裂缝面积计算

采用像素点统计的方法计算裂缝面积。经编程计算,裂缝面积为

$$S = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y) = 2743$$

即裂缝的面积为 2 743 个单位像素。

采用图 9 现场拍摄画面的网格纸进行换算,可得当前画面单个像素的长度约为 0.12 cm,面积约为 0.014 4 cm²,图 8 作为图 9 画面中的一部分,将

换算的数值和几何参数计算方法得到的数值相乘,得到的计算结果和实地测量结果的对比如表 4 所示。



图9 现场拍摄画面

Fig. 9 Live shooting image

表4 横向裂缝计算结果和实地测量结果

Table 4 Results of calculation and field measurements of horizontal crack

结果	长度/cm	宽度/cm	面积/cm ²
计算结果	49.00	1.18	39.50
实地测量结果	50.20	1.30	40.00

同理,斜向裂缝几何参数计算示意如图 10 所示,先利用 OpenCV 库将裂缝进行旋转,旋转成竖状裂缝,之后再利用几何参数计算公式对其长度、宽度及面积进行计算,计算的结果如表 5 所示。

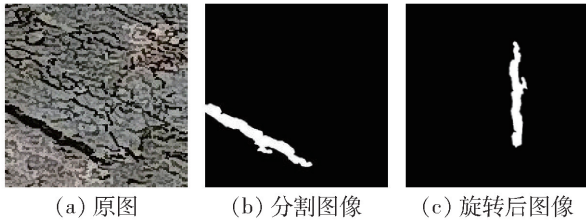


图 10 斜向裂缝几何参数计算示意

Fig. 10 Calculation schematic of slant crack geometry parameters

表 5 斜向裂缝计算结果和实地测量结果

Table 5 Results of calculation and field measurements of slant crack

结果	长度/cm	宽度/cm	面积/cm ²
计算结果	28.16	2.34	56.15
实地测量结果	27.30	2.20	53.00

网状裂缝几何参数计算示意如图 11 所示,由于其不规则性无法直接套用公式,因此,先利用 OpenCV 库构建掩膜将裂缝进行分区域显示,使每个区域中的裂缝都可以看作横向或竖向或斜向裂缝,之后再行旋转,利用几何参数计算公式对其长度、宽度及面积进行计算,计算的结果如表 6 所示。

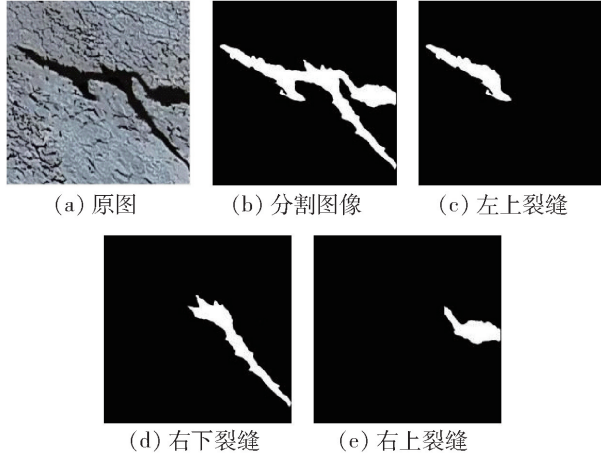


图 11 网状裂缝几何参数计算示意

Fig. 11 Calculation schematic of reticular crack geometry parameters

表 6 网状裂缝计算结果和实地测量结果

Table 6 Results of calculation and field measurements of reticular crack

结果	长度/cm	宽度/cm	面积/cm ²
计算结果 1	18.72	3.22	50.84
实地测量结果 1	19.50	3.20	49.00
计算结果 2	35.44	2.52	79.50
实地测量结果 2	36.30	2.40	78.00
计算结果 3	9.22	3.48	19.64
实地测量结果 3	9.30	3.60	21.00

结果表明,采用本文所提出的几何参数计算方法计算得到的长度、宽度、面积与实地测量的结果基本相同。因此,该计算方法具有较合理的实际应用价值,可为裂缝的监测提供重要数据支撑。

3 结论

1) 本文面向公路边坡裂缝的监测与预警需求,以实时获取的公路边坡图像为研究对象,设计了基于通道注意力机制的 SCSNet,可以较好地提取公路边坡裂缝特征。

2) 本文提出了基于连通域分析的公路边坡裂缝几何参数计算方法,实现了裂缝的几何参数测算,具有较高的可靠性,并实现了公路边坡裂缝的监测,为公路边坡地质灾害综合监测方法提供了有效补充。

参考文献:

[1] ZHANG X R, SUN X, SUN W, et al. Deformation expression of soft tissue based on BP neural network[J]. Intelligent Automation & Soft Computing, 2022, 32(2): 1041-1053.

[2] KRISHNA V V S V, PAPPA N, VASANTHARANI S P J. Realization of deep learning based embedded soft sensor for bioprocess application[J]. Intelligent Automation & Soft Computing, 2022, 32(2): 781-794.

[3] BI F M, MA X, CHEN W, et al. Review on video object tracking based on deep learning[J]. Journal of New Media, 2019, 1(2): 63-74.

[4] LEI M F, LIU L H, SHI C H, et al. A novel tunnel-lining crack recognition system based on digital image technology[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 108: 103724.

[5] SONG Q, LIU G Y, MA J Q, et al. An edge-detection method based on adaptive canny algorithm and iterative segmentation threshold[C] // 2016 2nd International Conference on Control Science and Systems Engineering. Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 64-67.

[6] 王耀东,朱力强,史红梅,等.基于局部图像纹理计算的隧道裂缝视觉检测技术[J].铁道学报,2018,40(2): 82-90.

WANG Y D, ZHU L Q, SHI H M, et al. Vision detection of tunnel cracks based on local image texture calculation[J]. Journal of the China Railway Society, 2018, 40(2): 82-90. (in Chinese)

[7] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine

- Intelligence, 2017, 39(4): 640-651.
- [8] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C] // Proceedings of the Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Berlin: Springer, 2015: 234-241.
- [9] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [10] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4): 834-848.
- [11] CHEN L C, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2018: 833-851.
- [12] LIN G S, MILAN A, SHEN C H, et al. RefineNet: multi-path refinement networks for high-resolution semantic segmentation [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 5168-5177.
- [13] 邓晖, 胡文魁, 付志旭, 等. 基于全卷积神经网络的桥梁裂缝分割和测量方法 [J]. 工业建筑, 2022, 52(4): 192-201, 218.
DENG H, HU W K, FU Z X, et al. Bridge crack segmentation and measurement method based on full convolutional neural network [J]. Industrial Construction, 2022, 52(4): 192-201, 218. (in Chinese)
- [14] 卢佳祁, 姚志东. 基于递进式级联卷积神经网络的混凝土裂缝识别方法 [J]. 工业建筑, 2021, 51(5): 30-36.
LU J Q, YAO Z D. A concrete crack recognition method based on progressive cascade convolution neural network [J]. Industrial Construction, 2021, 51(5): 30-36. (in Chinese)
- [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(增刊1): 418-427.
HAN X J, ZHAO Z C. Structural surface crack detection method based on computer vision technology [J]. Journal of Building Structures, 2018, 39(Suppl 1): 418-427. (in Chinese)
- [16] JI A K, XUE X L, WANG Y N, et al. An integrated approach to automatic pixel-level crack detection and quantification of asphalt pavement [J]. Automation in Construction, 2020, 114: 103176.
- [17] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [EB/OL]. [2022-07-05]. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>.
- [18] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [EB/OL]. [2022-07-05]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556v6>.
- [19] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C] // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 7132-7141.
- [20] SERGEY I, CHRISTIAN S. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [C] // Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning. New York: ACM, 2015: 448-456.
(责任编辑 梁洁)