

# 基于语义分割的公路路面裂缝智能识别技术研究

高亮<sup>1</sup>, 饶法强<sup>1</sup>, 杨忠民<sup>2\*</sup>, 代宗晟<sup>3</sup>, 孙浩<sup>3</sup>

(1. 广州大广高速公路有限公司, 广东 广州 510900; 2. 中国铁道科学研究院集团有限公司 铁道建筑研究所, 北京市 100081; 3. 北京科技大学 土木与资源工程学院, 北京市 100083)

**摘要:** 高速公路路面裂缝的实时检测和及时处理是保障车辆行车安全的关键环节与重要基础, 特别是发生地质灾害导致路面开裂时, 裂缝快速识别与对比是监测地质灾害发展变化的一种新手段。针对这类问题, 该文提出一种基于语义分割的公路裂缝智能识别方法, 通过数据集制作、神经网络搭建、计算参数以及评估指标4个部分搭建模型对公路裂缝进行快速识别。研究表明: ① 该文搭建的神经网络 AttentionU-net 在语义分割公路裂缝时, 二分类交叉损失函数值和准确率分别达到 0.008 7、0.998 4; ② 语义分割法在公路裂缝智能识别中表现出更高精度, Dice 相似系数为 0.978, 故与传统算法相比, 语义分割法在公路裂缝智能识别方面具有更强的可靠性与优越性; ③ 语义分割法对亮度和噪声有较好的鲁棒性和泛化能力。

**关键词:** 高速公路; 裂缝; 语义分割; 智能识别

中图分类号: U416

文献标志码: A

## Intelligent Recognition Technology of Highway Cracks Based on Semantic Segmentation

GAO Liang<sup>1</sup>, RAO Faqiang<sup>1</sup>, YANG Zhongmin<sup>2\*</sup>, DAI Zongsheng<sup>3</sup>, SUN Hao<sup>3</sup>

(1. Guangzhou Daguang Expressway Co., Ltd., Guangzhou, Guangdong 510900, China; 2. Railway Engineering Research Institute, China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China; 3. School of Civil and Resource Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Real-time detection and timely treatment of highway cracks are crucially fundamental for vehicle safety. Rapid identification and comparison of cracks is a new method for monitoring the development and changes of geological disasters especially when they induce cracks. Therefore, this study proposed an intelligent recognition method of highway cracks based on semantic segmentation, establishing a model with dataset, neural network, calculation parameters, and evaluation indicators to rapidly identify the cracks. The results show that, firstly, when the neural network Attention U-net built in this study semantically segments highway cracks, the binary cross loss function value and accuracy rate reach 0.008 7 and 0.998 4, respectively. Secondly, compared with traditional algorithms, the semantic segmentation method shows higher accuracy, reliability, and superiority in intelligent recognition of highway cracks, with a Dice similarity coefficient of 0.978. Thirdly, the semantic segmentation method has better robustness and generalization ability to deal with brightness and noise.

**Keywords:** highway; crack; semantic segmentation; intelligent recognition

## 0 引言

高速公路车速快, 运行等级高, 安全要求严。当

高速公路受到边坡滑坡等地质灾害影响时, 道路裂缝的产生及发展, 不仅反映滑坡的发展, 亦是影响其安全运营的重大隐患。而人工接触式裂缝调查, 不

收稿日期: 2023-11-07

基金项目: 广东交通集团重点研发项目(编号: JT2023YB27)

作者简介: 高亮, 男, 硕士, 工程师. E-mail: 416988593@qq.com

\*通信作者: 杨忠民, 男, 博士(后), 副研究员. E-mail: yangzhongmin2010@163.com

仅影响高速公路正常运行,而且给调查人员人身安全造成重大威胁。因此,为保障高速公路正常运营和过往车辆的安全行驶,高速公路裂缝的非接触式快速、准确检测十分重要。随着智能化技术的发展,越来越多的学者基于计算机视觉技术对获取的含裂缝公路图像进行处理,从图像中准确识别出裂缝,并提取其相关几何特征参数。

现有的图像处理技术主要包括:传统算法<sup>[1-4]</sup>、机器学习方法<sup>[5]</sup>、深度学习方法<sup>[6-8]</sup>等。传统算法在裂缝识别领域的应用方面,Tang等<sup>[9]</sup>提出一种用于岩石裂缝自动提取的暗区血管增强算法;Liu等<sup>[10]</sup>提出一种改进的裂纹检测算法和交互接口程序;Chen等<sup>[11]</sup>提出一种新型综合识别算法,用于岩石隧道断面裂缝间距的交互表征。另外,常见的机器学习方法主要有长短期记忆方法(LSTM)、随机森林(RF)、马尔可夫链(MC)、K-近邻方法(KNN)、贝叶斯模型以及支持向量机方法(SVM)等。其中,Dong等<sup>[12]</sup>提出LapSVM可实现致密储层中裂缝带智能识别。

然而,以上图像识别方法在裂缝识别过程中普遍存在精度不高、效率偏低等问题,难以满足公路裂缝对识别效果与效率的需求,而深度学习方法往往收敛快速、识别准确。深度学习是一种基于神经网络的机器学习方法,能够从数据中自动提取特征,并利用这些特征进行预测和分类。其中,语义分割作为深度学习,在计算机视觉领域的核心任务是将图像分割成多个具有独特语义的区域,即为图像中的每个像素分配一个类别标签。语义分割不仅关注裂隙的边界,还关注裂隙内部的每个像素点,在裂缝智能识别领域具有很好发展潜力。如顾天纵<sup>[13]</sup>、吴琪<sup>[14]</sup>、张紫杉等<sup>[15]</sup>分别利用ADeepLab框架、改进U-net等语义分割网络框架对裂隙实现高精度识别;刘建华等<sup>[16]</sup>基于Crack Mask R-CNN模型实现路面裂缝像素级分割。然而,路面裂缝图像灰度差异小、裂缝形状复杂、识别难度大,故需要完善在裂缝识别领域现有深度学习方法。由于视网膜领域的血管与裂缝形状有很多相似之处,故公路裂缝识别问题还可借鉴医学视网膜领域的相关研究思路与成果。薛文渲等<sup>[17]</sup>提出的多通道注意力引入U-net模型,Zhu等<sup>[18]</sup>提出的ILU-Net网络模型,Han等<sup>[19]</sup>提出的NoL-UNet网络模型,以及Wang等<sup>[20]</sup>提出的AR-SA U-Net网络模型,均提供了增强视网膜血管分割精度的识别方法。

综上所述,针对路面裂隙识别在图像信息上的难点,本研究在U-net的基础上引入注意门(Attention Gate)搭建AttentionU-net,以此提高神经网络在训练过程中对裂隙关注的权重,并基于该语义分割方法对公路裂隙识别领域的收敛性、准确性、鲁棒性以及泛化能力进行研究。该方法可为高速公路滑坡变形调查等提供有效技术手段,通过对比多次识别结果,可定量分析裂缝孕育演化规律,亦可为高速公路日常养护提供一种无接触式快速裂缝调查方法。

## 1 公路裂缝识别模型搭建

本研究基于语义分割对公路裂缝智能识别模型的搭建主要包括:数据集制作、神经网络搭建、计算参数以及评估指标4个部分。

### 1.1 原始裂缝图像获取

以大广高速公路K3232段公路作为研究对象,因受长时间强降雨影响,路基边坡山体出现滑坡迹象,山体滑坡变形导致该段高速公路产生大量裂缝。为及时、准确地监测公路裂缝,通过有效像素为1 230万的EXPEED影像处理器,图像分辨率为 $L 4 288 \times 2 848$ 的尼康D90相机对该段高速公路已有裂缝进行拍摄,最终获取了160张原始裂缝图像,并将这些图像用于训练神经网络。

### 1.2 数据集制作

数据集作为神经网络不可或缺的一部分,其数据集的质量、大小和多样性均会影响神经网络的准确性、泛化能力、性能和可解释性。因此,在使用神经网络时,需要仔细选择合适的数据集,并进行有效预处理、准确标注以及合理的数据增强,以确保神经网络能够得到良好的训练效果。

考虑到获取的原始裂缝图像分辨率高、尺寸大,若直接引入深度学习网络,网络中的参数将呈指数级增长,给模型训练带来极大困难。因此,本研究中数据集制作过程包括:①先对原始裂缝图像进行裁剪,保留图像中仅含裂缝部分;②使用Labelme软件对图像中裂缝通过逐点标记制作出对应的标签图像;③将样本图像和标签图像同步裁剪到 $500 \times 500$  Pixel大小;④通过旋转、翻转等方法进行数据增强,避免欠拟合问题,并且增加训练的鲁棒性;⑤通过该数据处理方法获得了1 500张样本图像和标签图像,并将数据随机分为训练集和测试集共得到1 125张

训练集和375张测试集样本。

通过训练集将神经网络训练至最优模型,并用测试集评估模型的识别精度。另外,为进一步验证本文模型的良好性能,本研究通过从网上下载公开数据集<sup>[21]</sup>以及作者前期现场拍摄获取的边坡裂隙图像和部分岩石裂隙图像,共300张图像,将这部分数据直接输入训练好的神经网络模型中,以检验本文模型的泛化能力。

1.3 神经网络搭建

深度学习的核心思想为:通过计算机不断学习,从中提取有用特征,并通过这些特征进行预测和分类。其中,神经网络是由多个层次的神经元组成,每个层次均有不同功能。这种结构可以有效处理复杂数据,从而提高预测和分类的准确性。本研究在U-net的基础上引入注意门(AGs)从而搭建神经网络——AttentionU-net(图1)<sup>[22]</sup>。

AttentionU-net中U-Net主要由编码和解码两大对称的路径构成,同时加入跳跃连接过程充分结合高层语义特征和底层空间特征,网络整体结构像U形,故被称为U-net。另外,为抑制输入图像中的无关区域,同时突出特定局部区域的显著特征,在

U-net网络的基础上增加注意门。在U-net中,编码完的数据在每次池化过程之前都先经过 Attention Gate模块,这样有助于逐步加强局部ROI的权重,有效抑制无关区域中的激活,减少冗余部分的skip,使改进后的网络有更高的灵敏度、预测精度及更强的泛化能力。其中,AGs实现具体步骤(图2):首先 $g$ 与 $x'$ 进行并行操作, $g$ 通过 $W_g$ 得到 $A$ , $x'$ 通过 $W_x$ 得到 $B$ , $A$ 与 $B$ 相加操作得到 $C$ , $C$ 进行Relu操作得到 $D$ , $D$ 进行 $\phi$ 操作得到 $E$ , $E$ 进行Sigmoid操作得到 $F$ , $F$ 进行Resampler得到注意力系数 $\alpha$ ,注意力系数 $\alpha$ 乘以 $x'$ 得到最终权值。

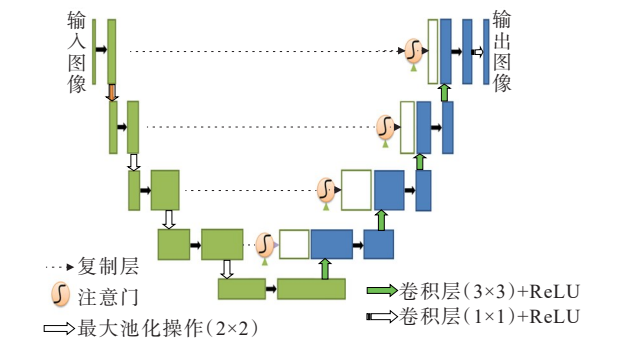


图1 AttentionU-net网络模型<sup>[22]</sup>  
Figure 1 AttentionU-net network model<sup>[22]</sup>

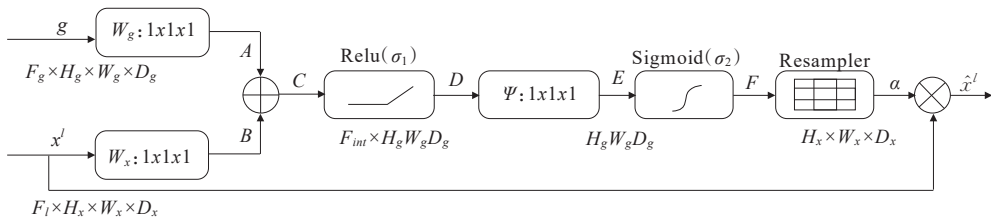


图2 注意门的操作流程<sup>[21]</sup>  
Figure 2 Operation process of attention gate<sup>[21]</sup>

1.4 计算参数以及评估指标

算力对神经网络在训练速度、模型复杂性及成本等方面影响较大,因此本研究采用的CPU和GPU分别为Intel i7-13700HX和NVIDIA Geforce RTX 4070(具体设备参数见表1),并且依托Tensorflow和Keras框架搭建神经网络AttentionU-net。由于公路裂缝的图像识别问题中仅有裂缝和背景两种类别,故将其作为二分类问题进行处理。其所涉及的二分类混淆矩阵如表2所示,包括二分类交叉损失函数、准确率以及Dice相似系数。其中,损失率和正确率均可在神经网络训练过程中评估训练效果,Dice主要评估模型识别效果。在表2中, $\hat{y}$ 表示

网络输出的预测值; $y$ 表示给定的样本值; $T_P$ 表示标注、预测皆为节理的总像素点; $F_P$ 表示标注为背景,预测为节理的总像素点; $T_N$ 表示标注、预测皆为背景的总像素点; $F_N$ 表示标注为节理,预测为背景的总像素点。

表1 计算机的计算参数  
Table 1 Calculation parameters of computer

名称	参数	名称	参数
CPU	Intel i9-13900HX	GPU	NVIDIA Geforce RTX 4060
系统	Windows 11	语言	Python 3.7
RAM	16 G	框架	Tensorflow 和 Keras
Cuda	11.1		

表 2 模型优越性评判指标

Table 2 Evaluation indicators for model superiority

指标	含义及作用	公式
二分类交叉 损失函数	标签图像和预测图像相似程度;用于评估二分类问题中网络 分割结果与给定标准结果的相似程度,也可运用反向传播算 法对网络的参数进行优化	$L_{\text{Loss}} = [-y \cdot \log \hat{y} + (1 - y) \cdot \log (1 - \hat{y})]$
准确率	正确预测出节理和背景的像素占总像素的百分比;反映分类 器的分类效果	$A_{\text{Acc}} = \frac{T_{\text{P}} + T_{\text{N}}}{T_{\text{P}} + T_{\text{N}} + F_{\text{P}} + F_{\text{N}}}$
Dice 相似系数	标签图像和预测图像的相似程度;更直观地反映模型的优劣 程度	$D_{\text{Dice}} = \frac{2T_{\text{P}}}{(T_{\text{P}} + F_{\text{N}}) + (T_{\text{P}} + F_{\text{P}})}$

## 2 语义分割结果分析

训练集在损失率和正确率的评估下训练神经网络至最优模型,并得到本文模型的收敛性,然后通过测试集在 Dice 相似系数的评估下检验本文模型的准确性与优越性。

### 2.1 模型训练收敛性检验

通过训练 AttentionU-net 并基于二分类交叉损失函数损失率和正确率两个指标(表 2)评估模型在训练过程的收敛性,其中评估指标变化曲线见图 3。

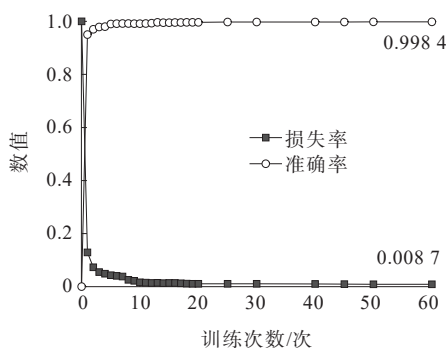


图 3 评估指标演化曲线

Figure 3 Evolution curves of evaluation indicators

由图 3 可知:

(1) 对于二分类交叉损失函数损失率,其值越靠近 0 则说明模型训练效果越好。在训练过程中其值整体随着训练次数增加而减小,但偶尔有波动。在训练到 25 次时,损失率开始收敛,逐渐趋于稳定,最终训练到最优模型时损失率为 0.008 7。

(2) 对于准确率,其值越接近 1,说明模型训练效果越好。在训练过程中,其值整体随训练次数增加而增加,其他变化与损失率一样,最终训练到最优模型时正确率为 0.998 4。

### 2.2 语义分割结果定性检验

为了更好地展示本研究所提出的语义分割法在公路裂缝领域的识别效果,从数据集中的测试集挑选若干较为典型的裂缝图像,分别用语义分割法与传统算法进行识别,并附上对应标签图,各算法具体识别效果如图 4 所示。

将图 4 中不同算法的识别结果与标签图进行对比分析可知:

(1) 大津法。通过使用特定的阈值来区分图像中不同区域实现图像分割。这种方法能够有效识别及提取更细节、更复杂的特征,从而更好地理解 and 处理图片。通过大津法识别公路裂缝时,能识别图像中裂缝的大致轮廓,但对识别复杂裂缝的效果较差,不能完整且准确地识别复杂裂缝。另外,识别结果易受到背景影响,将背景识别为裂缝,噪声较大。

(2) 边缘检测法。利用边缘增强算子突出图像中的局部边缘,以及设置阈值法,提取边缘点集实现图像分割。通过边缘检测法识别公路裂缝时,识别结果与其他传统算法相比,效果最差且噪声较大,特别在背景复杂的裂缝图像中,完全无法分割裂缝,抗干扰性较差。

(3) 区域生长法。通过选择一个种子像素作为算法的生长点,并按一定准则在区域中进行生长实现图像分割。通过区域生长法识别公路裂缝时,识别结果相较于其他传统算法展示出更好的分割效果。然而,区域生长法易受人为因素影响,如选取的生长点不同,可能导致最终识别图像差异很大。因此,该方法仅能识别简单的单一裂缝,无法完整识别断断续续的裂缝。

(4) 血管增强法。通过在识别前搭建出血管相似性函数,并运用在裂隙的图像分割中。本文中所



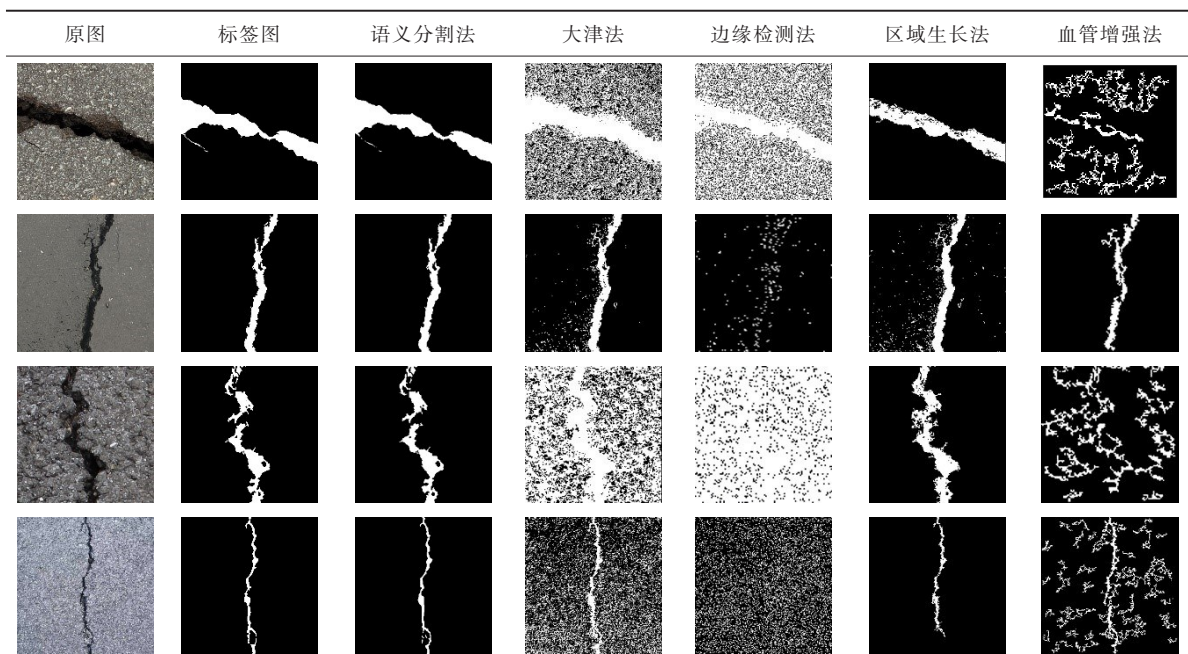


图4 基于不同算法的公路裂缝识别结果对比

Figure 4 Results comparison of highway cracks recognition based on different algorithms

使用的血管增强算法是基于PCA的血管增强算法,该算法在识别公路裂缝时,对复杂细小弯曲裂缝的识别效果较好,但大多情况仅能识别裂缝大致轮廓,在图像背景较复杂时,无法区分背景和裂缝,噪声较大。

(5) 语义分割法。通过训练集对 AttentionU-net 训练至最优模型,再对裂缝进行语义分割。该算法在识别公路裂缝时,裂缝的识别效果较好,识别结果和标签图相差不大,没有噪声,抗干扰性强,与传统算法相比,展现出更准确、更完整的识别效果,并且更能适应多数情况下的公路裂缝识别。

### 2.3 各算法之间的定量对比

在定性分析的基础上,本研究还通过Dice相似系数定量检验语义分割法的优越性。具体实现过程为:首先采用各算法对公路裂缝图像进行识别,再将识别结果与标签图像在像素级展开对比,最后依据表2中计算公式确定各算法的Dice相似系数(图5)。

由图5可得:本研究所提出的语义分割法在公路裂缝识别领域展现出更好优势,其Dice相似系数为0.978,在传统算法识别的基础上Dice相似系数提高了18.9%~86.0%。其中,区域生长法在裂缝识别中相比其他传统算法识别效果更好;血管增强法和大津法识别效果较差;边缘检测法识别效果最差,不适

用于公路裂缝识别。综上,语义分割法在公路裂缝识别领域的精度远高于传统算法,具有更强的可靠性与优越性。

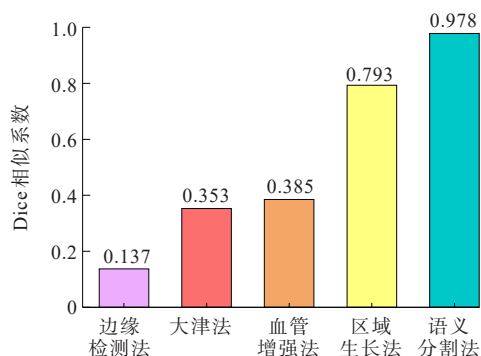


图5 不同算法的Dice相似系数

Figure 5 Dice similarity coefficients of different algorithms

### 2.4 语义分割法鲁棒性及泛化能力检验

语义分割法在经过定性、定量检验后,均展示出较好的识别效果。为了进一步检验语义分割法的优越性,本文通过OpenCV库对验证集中图像改变亮度、增加噪声等方式检验语义分割法的鲁棒性(鲁棒性是指模型在面对干扰数据时保持其高性能、稳定性的能力),通过ConvertScaleAbs函数实现亮度调节,AddSaltPepperNoise函数实现增加噪声。另外,本研究还采用未经过模型训练的其他领域裂隙图像

来检验语义分割法的泛化能力(泛化能力指模型面对新数据时也能高精度识别的能力),包括混凝土裂隙图像<sup>[21]</sup>以及作者前期现场拍摄获取的边坡裂隙图像和部分岩石裂隙图像。

表3为语义分割法识别不同图像的Dice相似系数,表4为语义分割法识别其他领域裂隙的Dice相似系数。

表3 不同图像识别的Dice相似系数值

Table 3 Dice similarity coefficient values for different image recognition

图像类别	Dice 相似系数	图像类别	Dice 相似系数
原图	0.978	增加噪声	0.959
改变亮度	0.932		

表4 其他领域裂隙识别的Dice相似系数值

Table 4 Dice similarity coefficient values for crack identification in other fields

裂隙类型	Dice 相似系数	裂隙类型	Dice 相似系数
混凝土裂隙	0.946	花岗岩裂隙	0.905
边坡裂隙	0.876	细砂岩裂隙	0.928

由表3可知:数据在改变亮度后语义分割法识别的精度仅下降了0.046,增加噪声后识别精度仅降低0.019,可知,语义分割法对亮度和噪声均具有较好的鲁棒性。由表4可知:语义分割法对其他领域裂隙的识别效果Dice相似系数均在0.876以上,可大致识别出裂隙轮廓,其中对混凝土裂隙识别效果更好,可见语义分割法具有较好的泛化能力。

### 3 结论

(1) 本研究提出一种基于语义分割的公路裂缝智能识别方法,通过搭建神经网络AttentionU-net对公路裂缝进行语义分割,数据集在训练至最优模型时损失率和正确率分别达到0.008 7、0.998 4,模型具有较好的训练效果。

(2) 语义分割法在公路裂缝智能识别中表现出更高的精度,Dice相似系数为0.978。与大律法、边缘检测法、区域生长法与血管增强法等传统算法相比,语义分割算法在公路裂缝智能识别方面具有更强的可靠性与优越性。

(3) 语义分割法对亮度和噪声均有较好的鲁棒性,且对其他领域裂隙有较好的识别结果,展现出较

好的泛化能力,可为其他领域裂隙检测提供一种高精度、高效率裂隙识别方法。

### 参考文献:

### References:

- [1] TALAB A M A,HUANG Z C,XI F,et al.Detection crack in image using Otsu method and multiple filtering in image processing techniques[J].Optik,2016,127(3): 1030-1033.
- [2] WANG L T,GU X Y,LIU Z,et alAutomatic detection of asphalt pavement thickness: A method combining GPR images and improved Canny algorithm[J]. Measurement, 2022,196: 111248.
- [3] KANG C C,WANG W J,KANG C H.Image segmentation with complicated background by using seeded region growing[J].AEU - International Journal of Electronics and Communications,2012,66(9): 767-771.
- [4] KHERADMANDI N,MEHRANFAR V.A critical review and comparative study on image segmentation-based techniques for pavement crack detection[J]. Construction and Building Materials,2022,321: 126162.
- [5] TOKHMECHI B,MEMARIAN H,NOUBARI H A,et al.A novel approach proposed for fractured zone detection using petrophysical logs[J]. Journal of Geophysics and Engineering,2009,6(4): 365-373.
- [6] ZHU J S,SONG J B.Weakly supervised network based intelligent identification of cracks in asphalt concrete bridge deck[J]. Alexandria Engineering Journal, 2020, 59 (3): 1307-1317.
- [7] CUI X N,WANG Q C,DAI J P,et al.Pixel-level intelligent recognition of concrete cracks based on DRACNN[J]. Materials Letters,2022,306: 130867.
- [8] 苏卫国,王景霄.基于YOLO v3深度学习算法的道路裂缝识别模型研究[J].中外公路,2023,43(2): 58-63.  
SU Weiguo, WANG Jingxiao. Research on road crack recognition model based on YOLO v3 deep learning algorithm[J]. Journal of China & Foreign Highway,2023, 43(2):58-63.
- [9] TANG Y D,HE L, LU W, et al. A novel approach for fracture skeleton extraction from rock surface images[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences,2021,142: 104732.
- [10] LIU X R,WANG Y D,YU Z J,et al.Research on cracks image detection system for subway tunnel[C]//2018 IEEE 4th Information Technology and Mechatronics

- Engineering Conference (ITOEC).Chongqing,China.IEEE, 2018: 188-192.
- [11] CHEN J Y,CHEN Y F,COHN A G,et al.A novel image-based approach for interactive characterization of rock fracture spacing in a tunnel face[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2022, 14(4): 1077-1088.
- [12] DONG S Q, ZENG L B, LYU W Y, et al. Fracture identification by semi-supervised learning using conventional logs in tight sandstones of Ordos Basin, China[J].Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2020,76: 103131.
- [13] 顾天纵.基于深度学习的岩体裂隙图像识别及坐标提取[D].南京: 南京理工大学,2021.
- GU Tianzong. Image recognition of rock mass cracks based on deep learning and coordinate extraction[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2021.
- [14] 吴琪.基于卷积神经网络的滑坡边界与岩石裂隙智能识别[D].南昌: 南昌大学,2022.
- WU Qi.Intelligent recognition of landslide boundaries and rock crevices based on convolutional neural networks[D]. Nanchang: Nanchang University,2022.
- [15] 张紫杉,王述红,王鹏宇,等.岩坡坡面裂隙网络智能识别与参数提取[J].岩土工程学报,2021,43(12): 2240-2248.
- ZHANG Zishan, WANG Shuhong, WANG Pengyu, et al. Intelligent identification and extraction of geometric parameters for surface fracture networks of rocky slopes [J].Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2021,43 (12): 2240-2248.
- [16] 刘建华,董家修,王念念,等.基于 Crack Mask R-CNN 模型的路面裂缝像素级分割及测量算法应用分析[J].中外公路,2023,43(5): 47-52.
- LIU Jianhua, DONG Jiaxiu, WANG Niannian, et al. Analysis of pixel-level segmentation and measurement algorithm for pavement cracks based on Crack Mask R-CNN model[J].Journal of China & Foreign Highway,2023, 43(5): 47-52.
- [17] 薛文渲,刘建霞,刘然,等.改进 U 型网络的眼底视网膜血管分割方法[J].光学学报,2020,40(12): 1210001.
- XUE Wenxuan, LIU Jianxia, LIU Ran, et al. An improved method for retinal vascular segmentation in U-net[J].Acta Optica Sinica,2020,40(12): 1210001.
- [18] ZHU Z F,AN Q,WANG Z C,et al.ILU-Net: inception-Like U-Net for retinal vessel segmentation[J].Optik, 2022,260: 169012.
- [19] HAN J,WANG Y,GONG H.Fundus retinal vessels image segmentation method based on improved U-net[J].IRBM, 2022,43(6): 628-639.
- [20] WANG H D,XU G,PAN X P,et al. Attention-inception-based U-Net for retinal vessel segmentation with advanced residual[J].Computers & Electrical Engineering, 2022,98: 107670.
- [21] SHI Y, CUI L M, QI Z Q, et al. Automatic road crack detection using random structured forests[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(12): 3434-3445.
- [22] 纪建兵,陈纾,杨媛媛.双重降维通道注意力门控 U-Net 的胰腺 CT 分割[J].中国生物医学工程学报,2023,42(3): 281-288.
- JI Jianbing, CHEN Shu, YANG Yuanyuan. Dual dimension reduction and channel attention gate U-shaped network for pancreatic CT segmentation[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering,2023,42(3): 281-288.