

# 基于深度学习的公路隧道表观病害智能识别研究现状与展望

周 中<sup>1,2</sup> 闫龙宾<sup>1</sup> 张俊杰<sup>1</sup> 龚琛杰<sup>1,2</sup>

( 1. 中南大学, 湖南长沙 410075; 2. 湖南铁院土木工程检测有限公司, 湖南长沙 410075)

**摘要:** 公路隧道服役过程中会产生诸多衬砌病害, 其会影响隧道的结构耐久性与运营安全性, 对隧道表观病害进行高效智能化识别至关重要。常用的人工巡检方式效率低下且准确率低, 而基于深度学习算法进行表观病害智能识别能提高检测的效率和准确性, 相较于传统方法而言在实际隧道工程中具有更好的应用前景。利用深度学习可以学习隧道病害的特征信息, 有利于未来隧道病害识别智能化的发展。简述深度学习在隧道表观病害识别中的应用原理, 从人工拍照方法、数字图像采集和激光扫描技术三方面介绍病害图像的采集, 从标注软件和数据增强方法总结数据集的构建和扩充方法, 在图像分类、目标检测、语义分割三方面总结深度学习算法在隧道病害检测的应用现状, 归纳当前应用的不足之处, 最后分析与展望深度学习在隧道表观病害智能化识别方向广泛应用需要研究的问题与方向。

**关键词:** 公路隧道; 隧道病害; 深度学习; 神经网络; 病害检测

**中图分类号:** U45 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-131X( 2022) S2-0038-11

## Review and prospect of intelligent identification of apparent diseases in highway tunnels based on deep learning

Zhou Zhong<sup>1,2</sup> Yan Longbin<sup>1</sup> Zhang Junjie<sup>1</sup> Gong Chenjie<sup>1,2</sup>

( 1. Central South University, Changsha 410075, China;

2. Hunan Tiesuan Civil Engineering Testing Co., Ltd., Changsha 410075, China)

**Abstract:** During the service of highway tunnels, many lining diseases will occur, which will affect the structural durability and operational safety of the tunnel. It is very important to identify the apparent diseases of the tunnel efficiently and intelligently. The commonly used manual inspection methods have low efficiency and low accuracy, and the intelligent identification of apparent diseases based on deep learning algorithms can improve the efficiency and accuracy of detection, and has better prospect in actual tunnel engineering compared with traditional methods. The feature information of tunnel diseases can be learned by using deep learning, which is beneficial to the development of intelligent identification of tunnel diseases in the future. This paper briefly describes the principle of deep learning applied in the identification of tunnel apparent disease, introduces the collection of disease images from the three aspects of manual photography method, digital image acquisition and laser scanning technology, summarizes the construction and expansion methods of datasets from the labeling software and data enhancement methods, summarizes the state-of-the-art of deep learning algorithms in tunnel disease detection in three aspects: image classification, target detection, and semantic segmentation, and summarizes the shortcomings of current applications, and finally analyzes and prospects the problems and directions that need to be studied in the wide application of deep learning in the direction of intelligent identification of tunnel apparent diseases.

**基金项目:** 国家自然科学基金( 50908234)、湖南省自然科学基金( 2020JJ4743)、中南大学研究生科研创新项目( 1053320213484) 和湖南铁院土木工程检测有限公司开放课题( HNTY2021K06)

**作者简介:** 周中, 博士, 副教授

**通讯作者:** 龚琛杰, 博士, 副教授

**收稿日期:** 2022-09-08

**Keywords:** highway tunnel; tunnel disease; deep learning; neural network; disease detection

**E-mail:** gongcej@csu.edu.cn

## 引 言

随着我国经济的不断发展,全国修建了大量的道路、桥隧等交通设施,公路隧道、铁路隧道、地铁等数量快速增加并逐渐投入使用,我国已经成为世界上地下工程发展规模最大、发展速度最快的国家<sup>[1]</sup>。截至2021年底,我国的公路总里程528.07万千米,公路隧道共23268处,总长度达2469.89万延米,其中特长隧道1599处、717.08万延米,长隧道6211处、1084.43万延米<sup>[2]</sup>。

然而,随着隧道工程的不断发展,我国由建设为主逐渐变成建养并重,且越来越注重已建成隧道的养护维修。隧道作为岩土介质中的地下工程,在长期的运营过程中,一直承受着围岩压力、活荷载、邻近工程扰动、温度效应、地下水及化学侵蚀等诸多场力的耦合作用,隧道衬砌表面难免会出现各种类型的衬砌表观病害,常见的有裂缝、渗漏水、露筋、衬砌脱落<sup>[3-6]</sup>等。如果表观病害没有得到及时处理,其不仅会缩短隧道的运营时长,还会降低隧道的结构稳定性和运营安全性,甚至威胁人民群众的生命财产安全。以裂缝病害为例,隧道衬砌表面开裂会降低隧道衬砌结构的稳定性和安全稳定性,影响隧道的正常使用和行车安全。裂缝主要的危害包括:(1)降低衬砌结构的承载能力;(2)裂缝处容易发生渗漏水,导致洞内设施锈蚀、损坏等情况;(3)可能诱发产生其他隧道灾害,比如:隧道衬砌掉块<sup>[7]</sup>、隧道渗漏水<sup>[8]</sup>、隧道坍塌<sup>[9]</sup>等。所以,需要尽快检测出公路隧道表观病害,这样才有利于后续对病害进行整治,确保公路隧道的运营安全。

目前,对于隧道表观病害的检测还是以人工巡检<sup>[10]</sup>和数字图像技术<sup>[11]</sup>检测为主。但人工巡检方式主观性强、效率低下、准确度不高;数字图像技术检测容易受到隧道内部可见度差、光线灰暗等环境条件的影响。随着计算机技术的发展,基于深度学习<sup>[12]</sup>算法的隧道表观病害检测可以很大程度地缓解这种问题,结合深度学习,可以实现隧道病害的高效智能化检测<sup>[13-14]</sup>。

本文检索了近几年在深度学习方面的研究进展,对深度学习算法在公路隧道表观病害检测方面的应用现状进行了总结,并分析了应用中的不足之处以及对未来的展望,旨在推动深度学习在隧道工程病

害检测中的应用研究。

## 1 深度学习原理

深度学习是利用人工神经网络,通过数据输入、权重、偏差来模仿人脑,在训练过程中从数据中学习特征信息,自适应地构建出基本规则,并用其进行各方面的预测或者分类。深度学习网络有正向传播和反向传播两个过程,两者结合使神经网络做出预测且纠正错误,随着训练次数的增加,网络就会越来越精确。

构建深度学习模型的基本步骤大概可以分为构建数据集、构建神经网络、网络训练与调优<sup>[15]</sup>,具体内容如下:

(1) 构建数据集:首先收集图像,然后对图像进行一定的扩充,再根据任务的不同选择合适的标注工具进行图像标注,构建网络训练需要使用的数据集,并将数据集进行分类,通常分为训练集、验证集以及测试集。

(2) 构建神经网络:根据任务不同选择合适的神经网络并编写网络代码,其中包括神经网络的改进代码。

(3) 网络训练与调优:利用构建的数据集对神经网络进行反复训练,并对超参数进行调整来提高网络的准确率,通常调整的超参数包括训练次数、单次训练个数、学习率(大小及下降方式)、网络层数、优化器种类等。

在公路隧道的病害方面常使用的神经网络是卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)<sup>[16]</sup>、生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)<sup>[17]</sup>及全自注意力网络(Transformer)<sup>[18]</sup>。

## 2 表观病害图像采集

公路隧道表观病害的图像获取是进行模型训练的前提,其获取方法大致分为三种:人工拍照方法、数字图像采集以及激光扫描技术。

### 2.1 人工拍照方法

人工拍照方法是采集隧道表观病害图像的最常用、最实用的方法,是由作业人员在隧道中人工辨别病害位置,用手机、相机等移动设备直接拍照而得。该方法采集图像速度较慢,并且由于隧道内潮湿、黑暗的复杂环境因素及人为因素,所得病害图

像的质量无法得到保证。人工拍照得到的隧道表观病害图像示例如图 1 所示。



图 1 隧道表观病害图像示例

Fig. 1 Example image of tunnel apparent disease

## 2.2 数字图像采集

数字图像采集<sup>[19]</sup>是采用车载高分辨率相机阵列(例如: CCD 相机、CMOS 相机)、辅助照明系统以及传感器技术对隧道表面进行快速连续拍摄并实时存储图像数据,进而得到隧道表观病害的一系列病害图像。摄影测量很大程度上缓解了人工拍照的效率低下问题,并且提高了图像质量。目前已经有许多学者均基于数字图像采集完成了隧道病害图像的采集。日本计测检查株式会社研发出了一种 MIMM-R 型隧道检测车用于隧道病害的采集<sup>[20]</sup>。Huang 等<sup>[21]</sup>基于 CCD 相机研发了移动隧道检测设备 MTI-100,完成了隧道病害图像的智能采集。周维桢<sup>[22]</sup>利用多目相机设计了隧道衬砌图像采集系统,能够自动采集高质量隧道病害图像。方恩权等<sup>[23]</sup>利用车载式多目高速线阵相机设计了一种用于病害图像采集的系统。

利用数字图像采集技术进行隧道病害高质量图像采集时,图像可能会由于相机采集速度过快而失真,且采集图像容易受到光照以及隧道环境的影响,另外,后期的图像处理和拼接也会消耗大量时间,不利于隧道病害的实时检测。



图 2 MIMM-R 移动隧道检查车<sup>[20]</sup>

Fig. 2 Mobile tunnel inspection vehicle called MIMM-R<sup>[20]</sup>

## 2.3 激光扫描技术

激光扫描技术具有非接触测量,数据采样率高,主动发射扫描光源,分辨率和精度高,兼容性好等特点<sup>[24]</sup>。基于激光扫描技术,可以利用激光扫描仪,可以对公路隧道衬砌表面进行全方位的三维点云数据采集,包括坐标信息、颜色信息、反射率信息等,然后通过滤波去噪、点云配准、坐标转换和数据导出的方式建立三维隧道模型,最后利用投影和图像多尺度分割等方法获得隧道衬砌表观病害图像。Xu 等<sup>[25]</sup>将地面扫描技术和三维点云技术相结合完成了隧道渗漏水病害图像的采集。Farahani 等<sup>[26]</sup>利用三维激光扫描仪完成了隧道 3D 形状的采集。王晓静等<sup>[27]</sup>利用激光点云技术采集了隧道衬砌病害图像并将其转化为灰度图像以用于隧道衬砌病害的检测。Xu 等<sup>[28]</sup>利用地面激光扫描技术得到点云数据,完成了隧道裂缝病害图像的提取及病害的识别。

图 3 和图 4 分别为 Trimble SX10 三维激光扫描仪和 Trimble TSC7 数据采集仪,可用于进行三维彩色点云数据的采集。



图 3 Trimble SX10 三维激光扫描仪

Fig. 3 Trimble SX10 3D Laser scanner



图 4 Trimble TSC7 数据采集仪

Fig. 4 Trimble TSC7 Data acquisition instrument

相比于设站式地面激光扫描设备,常用的还有移动式激光扫描设备,其优点在于体积小,便携性

强,可以实现移动扫描,扫描速度快,扫描范围可扩展性大,可以用于大规模场景;缺点为扫描精度有限,点云噪声大,密度分布不均,点云质量和精度普遍低于设站式地面激光扫描设备,后期需要进行大量的匹配和拼接,容易造成严重的重影现象和信息偏差。

### 3 表观病害数据集构建与扩充

#### 3.1 表观病害数据集构建

隧道表观病害数据集的构建主要是利用采集的病害图像进行分类、标注等操作。通常所使用的标注方法有 LabelImg、LabelMe、EISeg 自动标注工具。

##### 3.1.1 LabelImg

LabelImg<sup>[29]</sup> 是基于 python 编写、QT 为图形界面的图像注释工具,它可以用矩形框对病害目标的位置和大小进行标注,并将其转换成 VOC 格式,标注的图像会生成含有目标位置和大小文件,用于后续深度学习模型的训练。其一般用于目标检测任务数据集的标注。图 5 为使用 LabelImg 软件进行标注的图像示例。

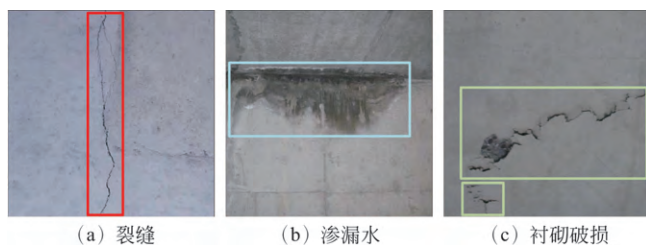


图 5 LabelImg 标注病害图像示例

Fig. 5 LabelImg labeled disease image example

##### 3.1.2 LabelMe

LabelMe<sup>[30]</sup> 是基于 python 编写、QT 为图形界面的图像注释工具,它可以利用多段线的形式对病害目标进行像素级标注,标签图像和原图像中的目标位置和大小一一对应。其一般用于图像分割任务数据集的标注。图 6 为使用 LabelMe 软件进行标注的图像示例。

##### 3.1.3 EISeg 自动标注工具

EISeg (Efficient Interactive Segmentation) 是一种高效智能的分割软件<sup>[31]</sup>,它可以利用前期已经构建的基于卷积神经网络的公路隧道表观病害识别模型对病害图像进行自动化快速预标注,对于标注中不准确的一些地方,再对病害目标边缘进行精确的调整,进而实现病害图像的快速精细化标注。该工具可以大量减少图像标注时间,提高数据集构建

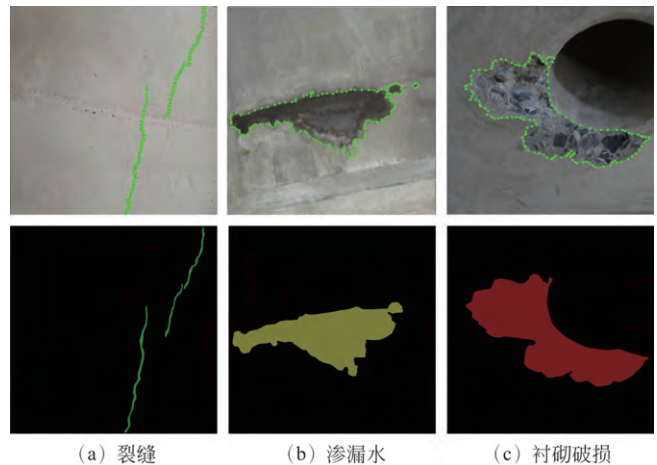


图 6 LabelMe 标注病害图像示例

Fig. 6 LabelMe labeled disease image example

效率。

#### 3.2 表观病害数据集扩充

深度学习模型训练效果的好坏除了和模型参数的调整有关系,所用数据集的大小对训练效果也有重大影响,具体来说,数据集大小主要影响的就是所得模型的泛化能力和鲁棒性,数据集越大,训练得到的模型对公路隧道内各种情况下的病害的识别效果也就越好,但是,数据集越大模型性能越好的前提条件是网络层次不能太少,否则太多的数据特征会使特征训练不充分,使预测结果变差。对隧道病害识别网络的训练而言,对数据集进行增强有助于提高模型的泛化能力及鲁棒性,防止过拟合,所以,数据集的扩充非常有必要。常用的数据集扩充方法有以下几种。

##### 3.2.1 有监督数据增强

有监督数据增强是指在已有的图片上直接做简单的几何变换、像素变化,或者简单图片的融合,根据使用图像的个数可以分为单样本数据增强和多样本数据增强。

###### (1) 单样本数据增强

单样本数据增强主要可以在几何变换和颜色变换两种方式进行。其中,基于几何变换对数据集进行数据增强主要是在图像的尺度、视角差异等角度进行变换<sup>[32]</sup>,常用的是对病害图像进行旋转(可以旋转不同角度)、翻转、变形、裁剪(将图像切割成小块)等操作;基于颜色变换对数据集进行数据增强主要是在光照差异、色彩等角度进行变换<sup>[33]</sup>,常用的是调整亮度、对比度、添加噪声、添加模糊、颜色变换等。图 7 为将病害图像进行单样本数据增强的示例。





图 7 单样本数据增强方法

Fig. 7 One-sample data augmentation method

### (2) 多样本数据增强

多样本数据增强目前最常用的是 Mixup 数据增强<sup>[34]</sup>和 Mosaic 数据增强<sup>[35]</sup>。Mixup 是一种对图像进行混类增强的方法，它可以将不同种类的图像进行混合，从而扩充数据集。Mosaic 数据增强通过对一个 batch\_size 的图像中随机选取四张进行旋转、裁剪、光照变化、拼接等操作，组合成一张新的图像，该方法不仅可以丰富数据集，并且每次送入网络中的为四张图像组成的新图像，使得 batch\_size (单次传递给网络用以训练的图像的个数) 不需要设置太大就可以获得较好的效果。

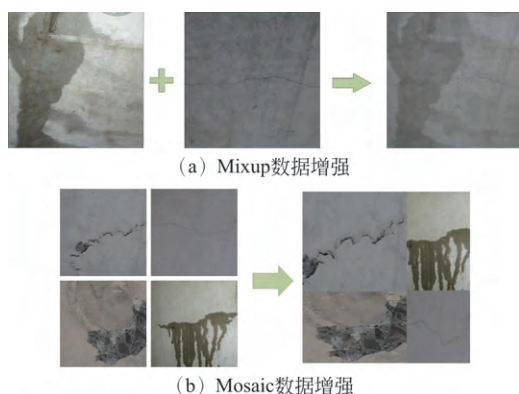


图 8 多样本数据增强方法

Fig. 8 Multi-sample data augmentation method

### 3.2.2 无监督数据增强

无监督数据增强有两种，一种是通过学习现有数据集，随机生成与数据集分布相同的图像，代表方法有 GAN 系列<sup>[36]</sup>的生成对抗网络，其网络原理如图 9；另一种是通过模型学习出最适合当前任务的数据增强方法，提出最优方案，代表方法是 AutoAugment<sup>[37]</sup>。

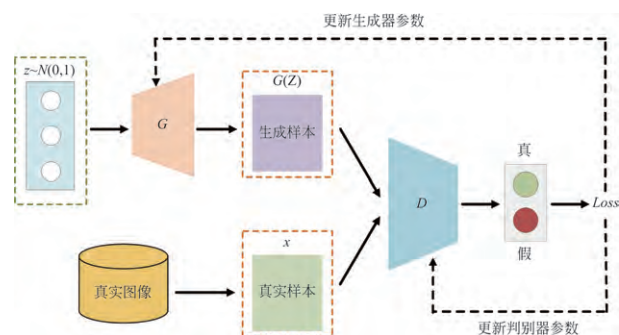


图 9 生成对抗网络原理

Fig. 9 Principle of generative adversarial network

## 4 表观病害图像识别算法

基于深度学习的公路隧道表观病害识别方法是通过大量的病害图像进行学习，自动提取特征，从而实现对表观病害的智能识别。常用的表观病害识别算法有图像分类算法、目标检测算法以及语义分割算法三种。三种算法对常见的公路隧道表观病害识别示例如图 10。图像分类算法是对原图像进行分类，目标检测算法是在原图像上用矩形框对表观病害进行识别，矩形框上方的文本框为所识别病害的种类，语义分割算法是对原图像的表观病害进行像素分割，黑色为病害背景，不同颜色的区域代表了不同种类的病害。

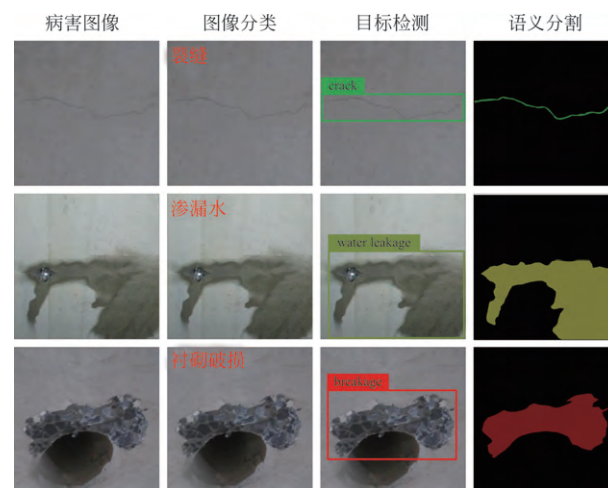


图 10 病害识别算法识别示例

Fig. 10 Disease identification algorithm identification example

#### 4.1 图像分类算法

图像分类算法是目标检测算法、语义分割算法的重要基础,常用的图像分类算法包括 GoogLeNet (Google Inception Net)<sup>[38]</sup>、VGG (Visual Geometry Group)<sup>[39]</sup>、ResNet(Residual Network)<sup>[40]</sup>等。借助迁移学习的思想,可以利用各种图像分类算法对表观病害进行分类。

图像分类算法是将图像输入到神经网络中,经过一系列的卷积、激活函数、池化层进行特征提取,最后经过全连接层进行分类,从而达到对公路隧道中的各种表观病害进行分类的效果。

针对图像分类算法在隧道表观病害识别中的应用,研究人员主要将其应用于病害分类。薛亚东等<sup>[41]</sup>基于 CCD 相机拍摄的病害图像,利用 GoogLeNet 实现了隧道衬砌病害图像的分类。Silva 等<sup>[42]</sup>利用 VGG16 作为基础网络,研究了模型参数、数据集大小等因素对模型训练准确性的影响,提高了网络对病害进行分类的准确率。Wang 等<sup>[43]</sup>先对裂缝图像进行预处理,后采用 Inception-ResNet-v2 网络进行训练,其可以将裂缝图像分为三个严重程度级别。柴雪松等<sup>[44]</sup>基于 ResNet18 网络提出一种裂缝识别算法,对像素为 256×256 的裂缝图片实现了高精度分类。章天杰等<sup>[45]</sup>利用 ResNet50 对数据清洗后的裂缝数据集进行训练,完成了对裂缝病害的高准确率识别及高精度分类。Li 等<sup>[46]</sup>利用深度卷积神经网络(CNN)进行不同感受野的分类,实现了路面裂缝精确分类。Xue 等<sup>[47]</sup>提出一种用于分类的全卷积网络(Fully Convolutional Networks, FCN),基于收集的有关隧道缺陷的图像进行训练,其模型性能远超 GoogLeNet 和 VGG 网络,对隧道衬砌缺陷实现了精确分类。

图像分类算法可以对隧道表观病害进行精确分类,在分类效果上精确度很高,但其不能确定病害的具体位置和大小,只能在宏观角度上确定所选图像中包含的病害的种类。在隧道表观病害检测任务中,其通常会作为目标检测算法及语义分割算法的主干特征提取网络。

#### 4.2 目标检测算法

基于图像分类算法,目标检测算法主要利用矩形框来确定病害图像中病害目标位置及大小。目前常用于隧道表观病害智能识别的目标检测算法按照是否提取候选区可以分为一阶段和两阶段两种,一阶段目标检测算法直接基于目标进行分类回归,速度快但精度低,代表网络有 SSD(Single Shot MultiBox Detector)系列<sup>[48-49]</sup>以及 YOLO(You Only Look Once)

系列<sup>[50-51]</sup>,两阶段目标检测算法是基于提取的候选区进行分类回归,速度慢但精度高,代表网络有 RCNN(Region-CNN)系列<sup>[52-53]</sup>。此外,目标检测算法按照是否存在锚框可以分为基于锚框的目标检测算法以及无锚框的目标检测算法,基于锚框的算法是先生成锚框,然后根据锚框进行性分类和回归,此种算法泛化能力较差,代表网络有 RCNN 系列、SSD 系列、YOLOv3(You Only Look Once version 3)等,无锚框的算法是直接根据中心点来生成边界框,泛化能力较强,多用于检测小目标物体,代表网络有 Fcos<sup>[54]</sup>(Fully Convolutional One-Stage Object Detection)、YOLOX(You Only Look Once version X)等。

二阶段的目标检测算法首先利用预训练好的图像分类网络对输入图像进行卷积、激活函数、池化等一系列操作来完成特征提取(没有图像分类时的全连接层操作),生成一个可能包含待检测目标的预选框,然后经过一些卷积操作和特征融合,进行分类回归,利用矩形框完成目标预测;一阶段的目标检测算法的不同之处就是不生成预选框,其余过程与二阶段算法一致。

针对目标检测算法的工程应用,研究人员通常用于隧道表观病害的位置确定及大小确定。任松等<sup>[55]</sup>利用检测台车收集并构建 20000 张隧道裂缝数据集,构建 SSD 模型对隧道衬砌裂缝实现了高精度快速检测。Wang 等<sup>[56]</sup>利用 SSD 算法分析隧道衬砌表面结构特征,并从识别结果、准确度方面进行对比分析,实现了对隧道病害的精准识别。Zhou 等<sup>[57]</sup>对 YOLOv4 网络进行改进,提出一种新的用于隧道表观病害的 YOLOv4-ED 算法,对实际工程条件下的隧道病害实现了自动化检测。彭雨诺等<sup>[58]</sup>利用混合金字塔模块以及下采样注意力机制对 YOLO 算法进行改进,实现了小窗口上的裂缝病害高精度检测。Liu 等<sup>[59]</sup>基于提出的数据增强算法对已有的公路隧道病害图像进行增强,后利用 YOLOv5 对病害实现了高精度检测。Deng 等<sup>[60]</sup>基于两阶段网络 Faster-RCNN,利用收集的 5000 多张复杂背景下的病害图像进行训练,实现了对裂缝病害的高精度自动识别。Li 等<sup>[61]</sup>基于 Faster RCNN 提出一种多层融合网络,并设计了隧道表面检测系统,对隧道裂缝病害实现了智能化实时检测。Sekar 等<sup>[62]</sup>提出了一种新的多任务 Faster RCNN 方法,利用感兴趣的区域和平均池化的方法用于裂缝病害的智能检测。

目标检测算法不仅能实现隧道病害的有效分类,还能够智能识别出病害区域的位置及大小,在不发

生过拟合的情况下,不同目标检测算法的识别效果主要表现在矩形框的预测位置是否精确以及矩形框的大小是否和病害目标大小相符合,网络的训练效果越好,其预测效果越与实际情况符合。但该算法的缺点是不能表示出隧道病害目标的具体形态和特征信息。

#### 4.3 语义分割算法

相比于前两种算法,语义分割算法最大的不同是能够更好地实现对病害目标具体形态特征的识别,该算法通过对输入的图像进行像素级分类,然后对像素进行分割,从而识别出图像中病害的轮廓以及特征信息。代表网络有 FCN<sup>[63]</sup>、Unet (Unity Networking)<sup>[64]</sup>、SegNet<sup>[65]</sup>、DeepLab 系列<sup>[66]</sup>。

语义分割算法将分类网络的全连接层改为卷积层,利用预训练好的图像分类网络对输入图像进行卷积、激活函数、池化等一系列操作来完成特征提取和分类,然后进行卷积、特征融合,在最后一个卷积层进行上采样使其恢复到输入图像相同的尺寸,然后对每个像素进行预测和分类,最后得到原始图像的像素分割图。

针对语义分割算法的工程应用,研究人员一般应用于隧道表观病害的像素级识别,智能检测出病害的具体形态以及多方面特征信息。Hoskere 等<sup>[67]</sup>提出一种深度卷积神经网络,对六种类型的结构病害实现了高效像素级检测。黄宏伟等<sup>[68]</sup>采用全卷积神经网络(FCN)对隧道渗漏水病害图像进行训练,并与传统图像识别方法进行对比分析,验证了 FCN 网络的高效性与优越鲁棒性,其满足实际工程中的需要。Li 等<sup>[69]</sup>提出一种基于全卷积神经网络的(FCN)的混凝土病害检测方法,对四种混凝土结构病害实现了精确检测。谢雄耀等<sup>[70]</sup>先利用 Faster RCNN 进行公路隧道裂缝识别,在其基础上利用 Unet 实现了裂缝的像素级分割,大大提高了识别精度与识别速度。Zhang 等<sup>[71]</sup>基于 Unet 算法进行改进,提出一种新的裂缝自动检测方法,并研究了数据集大小、模型深度等对训练效果的影响,提高了检测算法的泛化能力及鲁棒性。王保宪等<sup>[72]</sup>基于 Unet++ 算法,通过融合多种特征信息以及注意力机制来进行改进,有效抑制了背景的干扰,实现了裂缝病害的优越检测效果。Lee 等<sup>[73]</sup>利用 SegNet 语义分割算法实现了对隧道衬砌裂缝的智能识别并在此前提下预测出了裂缝的宽度。董亚楠<sup>[74]</sup>基于单个卷积神经网络,利用 Focal Loss 函数改进 SegNet 网络,提高了小尺寸下病害识别的准确度以及多病害前提下的识别准确度。周中等<sup>[75]</sup>以 DeepLabv3+ 算法为基础,利用轻量化主

干网络以及通道注意力机制进行改进,提高了算法的检测精度及检测效率,实现了对隧道渗漏水病害的高效智能识别。

语义分割算法的最大优势就是可以对病害图像进行像素级分割,能够很好地区分检测目标和无关背景,但对小目标进行分割的准确度还不够高,在复杂环境下语义分割算法在病害检测中抗干扰能力较差,精度提升较难,其可与基于自注意力机制的 Transformer 系列神经网络进行结合,进而提高病害分割效率及准确率。

### 5 深度学习在公路隧道中应用难点与发展方向

目前,研究人员基于深度学习的各种算法对公路隧道表观病害的智能检测取得了一定的研究成果,提高了实际隧道工程中病害的检测能力,有利于维护隧道工程的结构稳定性与运营安全性。但深度学习在公路隧道表观病害方面还有进一步研究的空间,其在实际工程的推广也具有一定的难点。

#### 5.1 应用难点与不足

目前,深度学习在公路隧道表观病害中应用的难点与不足大概包括以下几方面。

(1) 受到数据集的限制,常用算法大多数集中于隧道衬砌裂缝的检测,而对于渗漏水、露筋、掉块等其他病害的检测较少。数据集中常用的渗漏水、露筋等病害图像大多数来源于已有图像的数据增强方法,但数据增强产生的图像的训练效果终究只能在一定程度上提高算法的准确性,其与大数据集的病害图像的训练效果相比还是具有一定差距。所以,其他类病害图像的数量问题严重影响了算法的泛化能力,影响了深度学习在工程中的应用。

(2) 基于深度学习算法所构建的模型往往占据较大的存储内存,导致检测速度难以满足隧道表观病害实时检测的要求。此外,现有的深度学习算法在隧道病害中的研究大多集中于简单环境下的检测,其与实际的复杂环境还有一定的区别,表观病害识别的精度也还有提升的空间。

(3) 目前的理论算法研究较多,但将算法应用到实际隧道工程检测的媒介还比较少,这导致再多的深度学习算法也无法付诸实践。所以,限制深度学习算法在公路隧道表观病害检测中的应用的最大的难点就是检测软件以及检测硬件设备的普遍应用。

#### 5.2 未来发展方向

目前,深度学习算法在病害检测方面已经展现

出了其高效、智能的强大优势,但要在公路隧道表观病害这方面广泛应用,未来还需在以下方面进行研究。

(1) 构建公路隧道表观病害定量诊断模型。现有的诊断指标大多数都是以人工现场测量为技术前提进行选取得到的,并不完全适用于基于机器视觉的隧道智能识别方法所提取的病害特征信息,随着深度学习的发展,深度聚类算法能够实现特征学习和聚类的联合优化,从而解决大规模复杂数据的聚类问题,适用于公路隧道表观病害的定量诊断,所以,采用深度聚类算法对智能化识别算法所提取的病害相关特征信息进行数据挖掘来实现病害的高效诊断是一个需要探索的方向。

(2) 基于深度学习算法进行软件平台开发和嵌入式系统开发。深度学习算法要在实际隧道工程的病害检测中进行广泛应用,必须依托于软件及硬件设备,这样才能实现隧道表观病害的高效智能化检测,故基于其他高效计算机语言进行软件开发、手机 APP 开发、Web 网页开发是需要研究的方向。

(3) 结合云计算进行深度学习算法的开发。目前算法的训练与优化均是在收集到病害图像数据之后在实验室平台上进行。与云计算相结合,在隧道现场的拍摄图片上传至云端实现算法的远程训练优化,再将其应用与现场的病害检测,也是利用深度学习算法实现病害智能化检测的一个发展方向。

## 6 结 论

随着人工智能的发展,深度学习在工程智能化信息化发展的道路上扮演着重要角色。深度学习算法能够学习隧道表观病害的特征信息,然后进行实际隧道工程中的表观病害高效智能化检测,是隧道工程智慧运维的重要部分。本文总结了当前深度学习算法在公路隧道表观病害智能识别方面的研究现状以及应用的不足之处,并展望了后续研究的方向,具体包括以下几个要点:

(1) 常用的三种公路隧道表观病害图像采集方法包括:人工拍照方法、数字图像采集以及激光扫描技术。

(2) 公路隧道表观病害数据集的构建一般可以采用 LabelImg、LabelMe、EISeg 自动标注工具进行分类及标注;为更好地提高模型的泛化能力及鲁棒性,要对数据集图像进行数据增强:有监督数据增强是在已有的图片上直接做简单的几何变换、像素变化,或者简单图片的融合,无监督数据增强可随机生成

与数据集分布相同的图像或学习出最适合当前任务的数据增强方法。

(3) 公路隧道中常用的图像识别算法包括图像分类算法、目标检测算法以及语义分割算法。图像分类算法可以实现公路隧道中的各种表观病害的分类,目标检测算法不仅能实现隧道病害的有效分类,还能够智能识别出病害区域的位置及大小,语义分割算法可以识别病害目标具体形态特征,实现病害图像的像素级分割。

(4) 深度学习在公路隧道表观病害中的应用难点与不足主要包括:病害数据集大小的限制;模型的内存过大从而影响了实时检测;复杂环境下病害的识别精度有待提高;将算法与实际工程应用相联系的媒介比较少。未来的发展方向包括:构建公路隧道表观病害定量诊断模型;基于深度学习算法进行软件平台开发和嵌入式系统开发;结合云计算进行深度学习算法的开发。

## 参 考 文 献

- [1] 李夏利. 基于深度学习的隧道衬砌病害识别和分类研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021 ( Li Xiali. Research on recognition and classification of tunnel lining diseases based on deep learning[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021 ( in Chinese) )
- [2] 中华人民共和国交通运输部, 2021 年交通运输行业发展统计公报[EB/OL]. ( 2022-05-25 ). [https://xxgk.mot.gov.cn/2020/jigou/zhghs/202205/t20220524\\_3656659.html](https://xxgk.mot.gov.cn/2020/jigou/zhghs/202205/t20220524_3656659.html)
- [3] Deng J, Lu Y, Lee V C S. Imaging-based crack detection on concrete surfaces using You Only Look Once network [J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20( 2): 484-499
- [4] 董飞, 房倩, 张顶立, 等. 北京地铁运营隧道病害状态分析[J]. 土木工程学报, 2017, 50( 6): 104-113 ( Dong Fei, Fang Qian, Zhang Dingli, et al. Analysis on defects of operational metro tunnels in Beijing [J]. China Civil Engineering Journal, 2017, 50 ( 6): 104-113 ( in Chinese) )
- [5] 高成路, 李术才, 林春金, 等. 隧道衬砌渗漏水病害模型试验系统的研制及应用[J]. 岩土力学, 2019, 40( 4): 1614-1622 ( Gao Chenglu, Li Shucai, Lin Chunjin, et al. Development and application of model test system for water leakage disease in tunnel lining [J]. Rock and Soil Mechanics, 2019, 40( 4): 1614-1622 ( in Chinese) )
- [6] 黄彩萍, 甘书宽, 谭金甲, 等. 基于深度学习的混凝土表观病害智能分类器[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2021, 49( 4): 96-101, 113 ( Huang Caiping, Gan Shukuan, Tan Jinjia, et al. Intelligent classifier of concrete apparent diseases based on deep learning [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2021, 49 ( 4): 96-101, 113 ( in Chinese) )
- [7] Maraveas C, Vrakas A A. Design of concrete tunnel linings for fire safety [J]. Structural Engineering International,



- 2014, 24(3): 319-329
- [8] Xue Y, Cai X, Shadabfar M, et al. Deep learning-based automatic recognition of water leakage area in shield tunnel lining[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2020, 104: 103524
- [9] Lai J, He S, Qiu J, et al. Characteristics of seismic disasters and aseismic measures of tunnels in Wenchuan earthquake[J]. Environmental Earth Sciences, 2017, 76(2): 1-19
- [10] 罗佳, 刘大刚. 基于自适应阈值和连通域的隧道裂缝提取[J]. 西南交通大学学报, 2018, 53(6): 1137-1141, 1149 (Luo Jia, Liu Dagang. Tunnel crack extraction based on adaptive threshold and connected domain[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2018, 53(6): 1137-1141, 1149 (in Chinese))
- [11] 刘宇飞, 樊健生, 聂建国, 等. 结构表面裂缝数字图像法识别研究综述与前景展望[J]. 土木工程学报, 2021, 54(6): 79-98 (Liu Yufei, Fan Jiansheng, Nie Jianguo, et al. Review and prospect of digital-image-based crack detection of structure surface[J]. China Civil Engineering Journal, 2021, 54(6): 79-98 (in Chinese))
- [12] Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444
- [13] 王萌萌. 基于深度学习的隧道病害检测与分类[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021 (Wang Mengmeng. Tunnel disease detection and classification based on deep learning [D]. Xian: Xidian University, 2021 (in Chinese))
- [14] 陈湘生, 曾仕琪, 韩文龙, 等. 机器学习方法在盾构隧道工程中的应用研究现状与展望[J/OL]. 土木与环境工程学报(中英文). <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1218.TU.20220712.1736.002.html> (Chen Xiangsheng, Zeng Shiqi, Han Wenlong, et al. Review and prospect of machine learning method in shield tunnel construction [J/OL]. Journal of Civil and Environmental Engineering. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1218.TU.20220712.1736.002.html> (in Chinese))
- [15] Soares S G, Araújo R. An on-line weighted ensemble of regressor models to handle concept drifts[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2015, 37: 392-406
- [16] Liao J, Yue Y, Zhang D, et al. Automatic tunnel crack inspection using an efficient mobile imaging module and a lightweight CNN [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, DOI: 10.1109/ITITS.2021.3138428
- [17] 裴莉莉, 孙朝云, 孙静, 等. 基于 DCGAN 的路面裂缝图像生成方法[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2021, 52(11): 3899-3906 (Pei Lili, Sun Chaoyun, Sun Jing, et al. Generation method of pavement crack images based on deep convolutional generative adversarial networks [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2021, 52(11): 3899-3906 (in Chinese))
- [18] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need [C]//31st Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS). New York: Curran Associates Inc., 2017
- [19] Attard L, Debono C J, Valentino G, et al. Tunnel inspection using photogrammetric techniques and image processing: A review[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2018, 144: 180-188
- [20] Fujino Y, Siringoringo D M. Recent research and development programs for infrastructures maintenance, renovation and management in Japan [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2020, 16(1): 3-25
- [21] Huang H, Sun Y, Xue Y, et al. Inspection equipment study for subway tunnel defects by grey-scale image processing[J]. Advanced Engineering Informatics, 2017, 32: 188-201
- [22] 周维桢. 隧道图像采集系统与裂缝智能识别方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021 (Zhou Weizhen. Research on tunnel image acquisition system and crack intelligent identification method [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021 (in Chinese))
- [23] 方恩权, 王耀东, 袁敏正, 等. 地铁隧道表面裂缝智能视觉采集系统[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(4): 1074-1080 (Fang Enquan, Wang Yaodong, Yuan Minzheng, et al. Intelligent vision acquisition system of subway tunnel surface crack image [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2019, 16(4): 1074-1080 (in Chinese))
- [24] Sun H, Xu Z, Yao L, et al. Tunnel monitoring and measuring system using mobile laser scanning: Design and deployment[J]. Remote Sensing, 2020, 12(4): 730
- [25] Xu T, Xu L, Li X, et al. Detection of water leakage in underground tunnels using corrected intensity data and 3D point cloud of terrestrial laser scanning[J]. IEEE Access, 2018, 6: 32471-32480
- [26] Farahani B V, Barros F, Sousa P J, et al. A coupled 3D laser scanning and digital image correlation system for geometry acquisition and deformation monitoring of a railway tunnel [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2019, 91: 102995
- [27] 王晓静, 唐超, 杨晓飞. 激光点云在地铁盾构隧道病害诊断中的应用[J]. 测绘通报, 2020(9): 33-37 (Wang Xiaojing, Tang Chao, Yang Xiaofei. Application of laser point cloud for disease diagnosis in subway shield tunnel [J]. Bulletin of surveying and mapping, 2020(9): 33-37 (in Chinese))
- [28] Xu X, Yang H. Intelligent crack extraction and analysis for tunnel structures with terrestrial laser scanning measurement [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2019, 11(9): 1687814019872650
- [29] Yakovlev A, Lisovychenko O. An approach for image annotation automatization for artificial intelligence models learning [J]. Адаптивні системи автоматичного управління, 2020, 1(36): 32-40
- [30] Russell B C, Torralba A, Murphy K P, et al. LabelMe: a database and web-based tool for image annotation [J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77(1/2/3): 157-173
- [31] Xian M, Xu F, Cheng H D, et al. EISeg: Effective interactive segmentation [C]//2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Piscataway: IEEE, 2016
- [32] Yu Z, Shen Y, Shen C. A real-time detection approach for bridge cracks based on YOLOv4-FPM [J]. Automation in

- Construction, 2021, 122: 103514
- [33] 侯越, 陈逸涵, 顾兴宇, 等. 基于卷积自编码的沥青路面目标与裂缝智能识别[J]. 中国公路学报, 2020, 33(10): 288-303 (Hou Yue, Chen Yihan, Gu Xingyu, et al. Automatic identification of pavement objects and cracks using the convolutional auto-encoder[J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(10): 288-303 (in Chinese))
- [34] Thulasidasan S, Chennupati G, Bilmes J A, et al. On mixup training: Improved calibration and predictive uncertainty for deep neural networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2019. DOI: 10.48550/arXiv.1905.11001
- [35] Yu Z, Shen Y, Shen C. A real-time detection approach for bridge cracks based on YOLOv4-FPM[J]. Automation in Construction, 2021, 122: 103514
- [36] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144
- [37] Cubuk E D, Zoph B, Mane D, et al. Autoaugment: Learning augmentation strategies from data[C]//32nd IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2019
- [38] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2015
- [39] Sengupta A, Ye Y, Wang R, et al. Going deeper in spiking neural networks: VGG and residual architectures[J]. Frontiers in neuroscience, 2019, 13: 95
- [40] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2016
- [41] 薛亚东, 李宜城. 基于深度学习的盾构隧道衬砌病害识别方法[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2018, 45(3): 100-109 (Xue Yadong, Li Yicheng. A method of disease recognition for shield tunnel lining based on deep learning[J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences, 2018, 45(3): 100-109 (in Chinese))
- [42] Silva W R L, Lucena D S. Concrete cracks detection based on deep learning image classification[J]. Proceedings, 2018, 2(8): 489
- [43] Wang W, Hu W, Wang W, et al. Automated crack severity level detection and classification for ballastless track slab using deep convolutional neural network[J]. Automation in Construction, 2021, 124: 103484
- [44] 柴雪松, 朱兴永, 李健超, 等. 基于深度卷积神经网络的隧道衬砌裂缝识别算法[J]. 铁道建筑, 2018, 58(6): 60-65 (Chai Xuesong, Zhu Xingyong, Li Jianchao, et al. Tunnel lining crack identification algorithm based on deep convolutional neural network[J]. Railway Engineering, 2018, 58(6): 60-65 (in Chinese))
- [45] 章天杰, 韩海航. 基于残差神经网络的沥青路面裂缝识别分类研究[J]. 公路, 2021, 66(10): 24-29 (Zhang Tianjie, Han Haihang. Research on identification and classification of asphalt pavement cracks using residual neural network[J]. Highway, 2021, 66(10): 24-29 (in Chinese))
- [46] Li B, Wang K C P, Zhang A, et al. Automatic classification of pavement crack using deep convolutional neural network[J]. International Journal of Pavement Engineering, 2020, 21(4): 457-463
- [47] Xue Y, Li Y. A fast detection method via region based fully convolutional neural networks for shield tunnel lining defects[J]. Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2018, 33(8): 638-654
- [48] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]//14th European conference on computer vision (ECCV). Cham: Springer, 2016
- [49] Zhang Y, Zhou W, Wang Y, et al. A real-time recognition method of static gesture based on DSSD[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(25): 17445-17461
- [50] Nie M, Wang C. Pavement Crack Detection based on yolo v3[C]//2019 2nd International Conference on Safety Produce Informatization (IICSPI). Piscataway: IEEE, 2019
- [51] Xiang X, Wang Z, Qiao Y. An Improved YOLOv5 crack detection method combined with transformer[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(14): 14328-14335
- [52] Girshick R. Fast r-cnn[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2015
- [53] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]//29th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), 2015
- [54] Tian Z, Shen C, Chen H, et al. Fcos: Fully convolutional one-stage object detection[C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2019
- [55] 任松, 朱倩雯, 涂歆玥, 等. 基于深度学习的公路隧道衬砌病害识别方法[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2022, 56(1): 92-99 (Ren Song, Zhu Qianwen, Tu Xinyue, et al. Lining disease identification of highway tunnel based on deep learning[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2022, 56(1): 92-99 (in Chinese))
- [56] Wang P, Wang S, Jierula A. Automatic identification and location of tunnel lining cracks[J]. Advances in Civil Engineering, 2021, 2021: 8846442
- [57] Zhou Z, Zhang J, Gong C. Automatic detection method of tunnel lining multi defects via an enhanced You Only Look Once network[J]. Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2022, 37(6): 762-780
- [58] 彭雨诺, 刘敏, 万智, 等. 基于改进 YOLO 的双网络桥梁表观病害快速检测算法[J]. 自动化学报, 2022, 48(4): 1018-1032 (Peng Yunuo, Liu Min, Wan Zhi, et al. A dual deep network based on the improved YOLO for fast bridge surface defect detection[J]. Acta Automata Sinica, 2022, 48(4): 1018-1032 (in Chinese))
- [59] Liu J, Zhao Z, Lv C, et al. An image enhancement algorithm to improve road tunnel crack transfer detection[J]. Construction and Building Materials, 2022, 348: 128583
- [60] Deng J, Lu Y, Lee V C S. Concrete crack detection with

- handwriting script interferences using faster region based convolutional neural network [J]. Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2020, 35( 4): 373-388
- [61] Li D, Xie Q, Gong X, et al. Automatic defect detection of metro tunnel surfaces using a vision-based inspection system [J]. Advanced Engineering Informatics, 2021, 47: 101206
- [62] Sekar A, Perumal V. Automatic road crack detection and classification using multi-tasking faster RCNN [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2021, 41( 6): 6615-6628
- [63] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ( CVPR ). Piscataway: IEEE, 2015
- [64] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention ( MICCAI ). Cham: Springer, 2015
- [65] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 39( 12): 2481-2495
- [66] 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
- [67] Hoskore V, Narazaki Y, Hoang T, et al. Vision-based structural inspection using multiscale deep convolutional neural networks [C]//Proceedings of the 3rd Huixian International Forum on Earthquake Engineering for Young Researchers, Urbana-Champaign, 2017
- [68] 黄宏伟, 李庆桐. 基于深度学习的盾构隧道渗漏水病害图像识别 [J]. 岩石力学与工程学报, 2017, 36( 12): 2861-2871 ( Huang Hongwei, Li Qingtong. Image recognition for water leakage in shield tunnel based on deep learning [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2017, 36( 12): 2861-2871 ( in Chinese) )
- [69] Li S, Zhao X, Zhou G. Automatic pixel level multiple damage detection of concrete structure using fully convolutional network [J]. Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2019, 34( 7): 616-634
- [70] 谢雄耀, 王皓正, 周彪, 等. 复杂环境公路隧道裂缝快速识别与分割算法研究 [J]. 地下空间与工程学报, 2022, 18( 3): 1025-1033, 1043 ( Xie Xiongyao, Wang Haozheng, Zhou Biao, et al. Research on fast identification and segmentation algorithms for cracks of highway tunnels in complex environment [J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2022, 18( 3): 1025-1033, 1043 ( in Chinese) )
- [71] Zhang L, Shen J, Zhu B. A research on an improved Unet-based concrete crack detection algorithm [J]. Structural Health Monitoring-An International Journal, 2021, 20( 4): 1864-1879
- [72] 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) )
- [73] Lee J S, Hwang S H, Choi I Y, et al. Estimation of crack width based on shape sensitive kernels and semantic segmentation [J]. Structural Control & Health Monitoring, 2020, 27( 4): e2504
- [74] 董亚楠. 基于深度学习的隧道衬砌结构多病害智能识别 [D]. 济南: 山东大学, 2020 ( Dong Yanan. Intelligent detection of multiple defect in tunnel lining structure based on deep learning [D]. Jinan: Shandong University, 2020 ( in Chinese) )
- [75] 周中, 张俊杰, 龚琛杰, 等. 基于深度语义分割的隧道渗漏水智能识别 [J/OL]. 岩石力学与工程学报. <https://doi.org/10.13722/j.cnki.jrme.2022.0016> ( Zhou Zhong, Zhang Junjie, Gong Chenjie, et al. Automatic identification of tunnel leakage based on deep semantic segmentation [J/OL]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering. <https://doi.org/10.13722/j.cnki.jrme.2022.0016> ( in Chinese) )

周 中( 1978— ) 男, 博士, 副教授。主要从事隧道与地下工程方面的研究。

闫龙宾( 1999— ) 男, 硕士研究生。主要从隧道工程方面的研究。

张俊杰( 1999— ) 男, 硕士研究生。主要从隧道工程方面的研究。

龚琛杰( 1990— ) 男, 博士, 副教授。主要从事隧道与地下工程方面的研究。