

文章编号: 1674—8247(2024)02—0050—06

DOI: 10.12098/j.issn.1674-8247.2024.02.009

基于 Mask R-CNN 的地质雷达岩溶预报图像识别研究

伊小娟^{1,2} 罗威^{1,2} 李伟¹ 王志军¹ 尹小康¹

(1. 中铁二院工程集团有限责任公司, 成都 610031; 2. 成都理工大学, 成都 610000)

摘要: 岩溶隧道开挖可能遭遇岩溶涌水、突泥等岩溶地质灾害, 地质雷达能够有效预报岩溶等地质灾害。然而, 传统地质雷达图像解译存在专家经验依赖性强、解译效率慢且易误判漏判等情况。本文采用可实现端到端识别的深度学习技术开展地质雷达图像目标检测与识别的研究, 将基于 Mask R-CNN 的卷积神经网络算法应用于地质雷达岩溶预报图像异常的智能识别。在 TensorFlow 和 Keras 框架下, 利用地质雷达设备采集获得的数据构建训练数据集和测试数据集, 对 Mask R-CNN 深度学习模型进行训练, 最终得到权重参数较好的地质雷达岩溶预报图像的双曲异常检测模型。试验结果及应用案例表明, Mask R-CNN 目标检测方法在地质雷达岩溶预报图像的目标检测与识别上取得了良好的效果, 有效提高了地质雷达图像的智能识别效率。

关键词: 地质雷达; Mask R-CNN; 岩溶空洞; 智能识别

中图分类号: U452.1⁺1 **文献标志码:** A

Study on Karst Forecast Image Recognition with Geological Radar Based on Mask R-CNN

YI Xiaojuan^{1,2} LUO Wei^{1,2} LI Wei¹ WANG Zhijun¹ YIN Xiaokang¹

(1. China Railway Eryuan Engineering Group Co., Ltd., Chengdu 610031, China;

2. Chengdu University of Technology, Chengdu 610000, China)

Abstract: Tunnel excavation in karst regions may encounter karst-related geological hazards such as sudden karst water bursts and mud flows. Geological radar is effective in forecasting such karstic and other geological events. However, traditional interpretation of geological radar images heavily relies on expert knowledge, is time-consuming, and is prone to misinterpretation or oversight. This paper explored the use of deep learning technology, specifically designed for end-to-end recognition, in the context of geological radar image object detection and identification. It applied the convolutional neural network algorithm based on Mask R-CNN for intelligent identification of anomalies in karst forecast images generated by geological radar. Under the TensorFlow and Keras frameworks, a training dataset and a test dataset were constructed using data acquired from geological radar. The Mask R-CNN deep learning model was trained on these datasets, ultimately yielding a robust model with better weight parameters for detecting hyperbolic anomalies in karst forecast geological radar images. Experimental results and case studies demonstrate that the Mask R-CNN object detection method achieves excellent performance in detecting and identifying targets within geological radar karst forecast images, significantly enhancing the efficiency of intelligent recognition for geological radar imagery.

收稿日期: 2023-10-08

作者简介: 伊小娟(1985-), 女, 高级工程师。

引文格式: 伊小娟, 罗威, 李伟, 等. 基于 Mask R-CNN 的地质雷达岩溶预报图像识别研究[J]. 高速铁路技术, 2024, 15(2): 50-55.

YI Xiaojuan, LUO Wei, LI Wei, et al. Study on Karst Forecast Image Recognition with Geological Radar Based on Mask R-CNN [J]. High Speed Railway Technology, 2024, 15(2): 50-55.

Key words: geological radar; Mask R-CNN; karst cavities; intelligent recognition

近年来,我国高速铁路建设越来越快,隧道作为高速铁路的重要组成部分也得到了迅速发展。我国西南地区隧道地形地质情况复杂,地质勘查钻孔只能覆盖线路的部分段落,且钻孔成果资料有一定的局限性。同时,岩溶地质开挖揭露岩溶具有随机性,隧道开挖过程中有极大可能遭遇岩溶、暗河、突泥涌水等灾害,危及施工人员及施工设备的安全,对施工进度造成影响^[1-2]。另一方面,岩溶发育形态、规模、填充物等在开挖揭露前均不明确,可能存在极大的安全隐患。

地质雷达屏蔽天线能够有效地屏蔽现场干扰,由于不同介质的电性存在差异性,天线发射的高频电磁波在遇到电性差异界面时能够产生发射,通过对反射信号分析能够初步判定前方岩体完整性情况、岩溶发育情况及地下水发育情况^[3-6]。然而,目前对地质雷达图像解译多依赖专家经验,存在效率慢、解译容易误判漏判等情况^[7-8]。随着近年来计算机数据的快速发展,深度学习已经广泛应用于图像识别、分类、分割等方面。

深度学习可以通过构建正负样本集,并利用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)自动提取相关特征,该方法可以减少人为干扰、提升图像识别的精度与准确性。目前,深度学习方法在地质雷达图像的检测与识别得到了部分应用。马王鹏^[9]等利用深度学习中 TensorFlow 框架下 YOLO 目标检测算法对探地雷达图像中的异常进行识别,提高了探地雷达数据资料解释的效率;为解决传统探地雷达图像识别方法准确率不高、复制目标体识别难度大等问题,冯德山^[10]等将深度学习中的 Faster R-CNN 和 YOLOv3 两种目标检测算法应用到探地雷达的图像识别中,实现了隧道衬砌结构中钢拱架、钢筋网和施工缝 3 类结构物的检测。

基于深度学习的目标检测算法可分为一阶段法(One-stage approach)和二阶段法(Two-stage approach)。一阶段法以 R-CNN 系列算法为代表,二阶段法以 YOLO 和 SSD 算法为代表。两阶段法首先通过启发式方法等操作得到一系列稀疏的候选框,然后在对这些候选框进行分类及回归操作,两阶段法能够达到最好的准确率。而一阶段法是均匀的在图像的不同位置上进行不同尺度和比例的密集采样,然后再利用 CNN 提取特征并进行分类。综上所述,两阶段法在检测的精度上更优,而一阶段法在检测效率(即速度)上更优。

RCNN 系列是区域检测领域的代表性算法,通过两个阶段完成任务:首先,利用卷积神经网络进行特征提取,生成候选区域(Region proposal),即预选框,有可能包含待检物体;然后,对这些候选区域进行分类或定位回归。经过不断改进和优化,RCNN 系列算法经历了从 R-CNN 到 Fast R-CNN,再到 Faster R-CNN,直到现在的 Mask R-CNN 的过程。Mask R-CNN 算法^[11]克服了 Faster R-CNN 算法^[12]的不足,具有较高检测精度,在目标检测领域中得到了广泛的应用^[13-14]。因此,本文选择精度更高的 R-CNN 系列中 Mask R-CNN 算法来实现地质雷达岩溶隧道预报图像识别。

1 地质雷达探测原理

在地质雷达数据采集过程中,由地质雷达发射天线 T 向探测区域内发射高频电磁波,高频电磁波经过目的体两种不同介质时会发生反射、折射,反射波从目的体的表面返回,并由地质雷达的接收天线 R 所接收,形成雷达图像。地质雷达探测原理如图 1 所示。

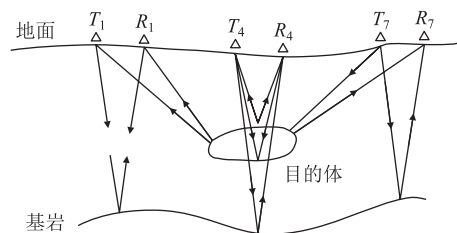


图 1 地质雷达探测原理示意图

电磁波的传播受到介质电特性的影响,具体包括电导率 μ 和介电常数 ε 。电导率主要决定了电磁波的探测深度。一般情况下,电导率越高,电磁波的衰减速度越快,传播距离越短。而介电常数则决定了电磁波在介质中的传播速度,相对介电常数越大,电磁波在介质中的传播速度就越慢。

电磁波在介质中的传播速度表达为:

$$v = c \sqrt{\varepsilon \mu} \quad (1)$$

式中: c ——电磁波在真空中的传播速度(0.299 79 m/ns);

ε ——介质的相对介电常数(F/M);

μ ——介质的相对磁导率(一般 $\mu \approx 1$)。

雷达图像包含了(如:岩溶空洞、反射面、富水区域、断层破碎带等)目的体的丰富信息(如:岩溶空洞、反射面、富水区域、断层破碎带等),可对目的体进行定性或半定量判定,且目的体的深度位置信息可通过式(2)计算。

$$h=vt/2\tag{2}$$

式中： v ——电磁波在介质中的传播速度(m/s)；
 t ——电磁波从检测体表面传播至检测体中异常部位(或不同介质分界面)后反射回表面的双程时间(s)；
 h ——异常体(或不同介质分界面)深度(m)。

2 Mask R-CNN 算法原理

He 等 2017 年提出了 Mask R-CNN 算法,其网络结构如图 2 所示。该算法由 Faster R-CNN 算法和语义分割算法 FCN 两部分组成,前者部分完成目标检测工作,后者部分实现语义分割工作。

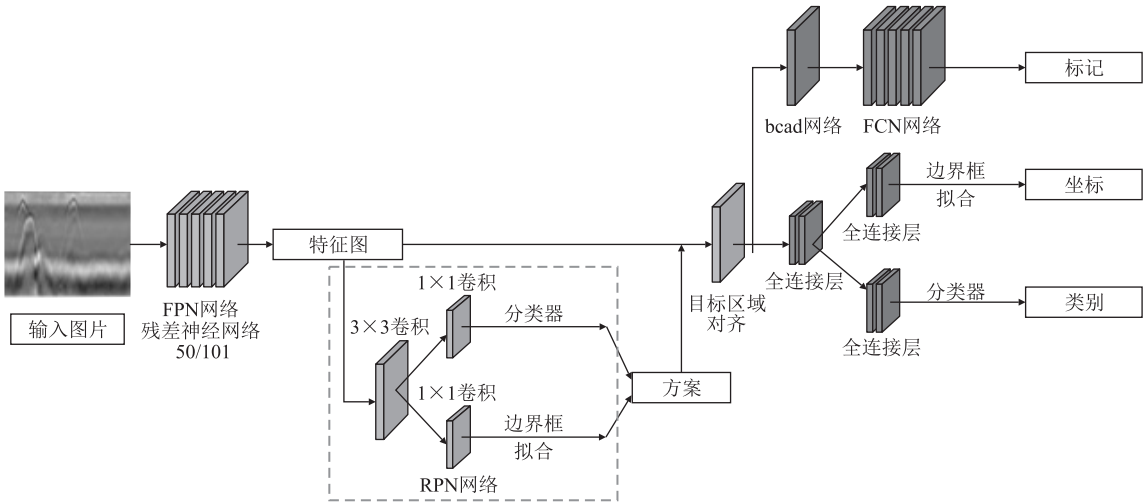


图 2 Mask R-CNN 算法的网络架构图

基于 Mask R-CNN 算法的网络架构图,可知该算法的实现步骤为:

- (1) 将待检测的图像经过预处理后输入到一个预先训练好的神经网络(Feature Pyramid Networks, FPN)进行特征提取,以获得对应的特征图(Feature Maps),基本特征的提取由残差网络(ResNet 50/101)完成。
- (2) 在特征图中的每个点上设定一个感兴趣区域(Region of Interest, ROI),以获得多个候选的 ROI 区域。
- (3) 将第(2)步中获得的这些候选 ROI 区域送入 RPN(Region Proposal Network)网络进行二值分类(前景或背景)和 Bounding-box 回归,通过 RPN 网络生成目标矩阵块,以此来过滤掉一部分的 ROI 区域。
- (4) 对剩下的 ROI 区域进行 ROI Align 操作,即先将原图和特征图的像素对应起来,然后将特征图和固定的特征对应起来。
- (5) 对这些 ROI 区域进行分类、Bounding-box 回归和 Mask 生成,即在每个 ROI 区域进行 FCN(Fully Convolutional Networks)操作。

3 试验与结果分析

3.1 试验环境

本试验采用的深度学习服务器操作系统为 CentOS 7,其处理器为 Intel Xeon E5-2650 v4 2. 20GHz,

运行内存 192GB,并配备 NVIDIA Tesla P100 GPU 实现 GPU 加速。基于此软硬件环境,利用 Python3. 6 语言在 TensorFlow 和 Keras 框架下构建 Mask R-CNN 深度学习模型进行模型训练和预测。

3.2 试验数据集

试验数据集由岩溶发育较多的广西、云南等在建高速铁路获取,通过 Randan7 地质雷达处理软件进行数据预处理得到用于制作训练样本的数据集。该数据集共包括 1 000 张地质雷达检测图,按 0. 8 : 0. 2 的比例将数据集分成训练集(800 张)和验证集(200 张)。数据集图像标注如图 3 所示。

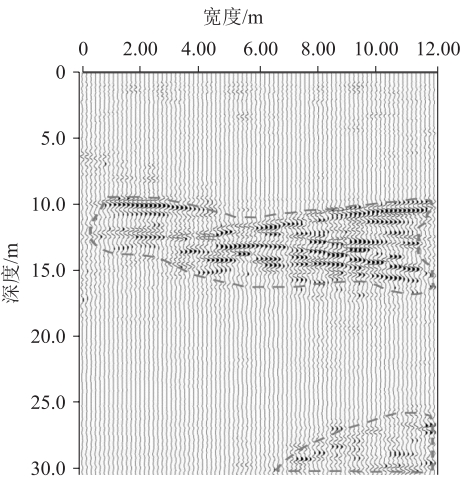


图 3 数据集图像标注图

该数据集图像中主要包含岩溶空洞引起的双曲异常或强反射异常,本试验以该异常为目标进行单目标的识别与检测。但实际获取的地质雷达岩溶预报图像中,由于参数设置和处理方法不同,双曲异常在图像中所表现出的特征也有所不同。为提高目标检测的精度,需尽可能标注出图像中所有的双曲异常。

3.3 试验结果

首先利用试验数据集对 Mask R-CNN 网络结构模型^[15-20]进行训练,在训练过程中采用随机梯度下降法,并以 MS COCO 预先训练好的权重初始化网络,以 ResNet-101 为骨干网络,初始学习率(Learning Rate)设置为 0.001,学习动量系数(Learning Momentum)设置

为 0.9,权重衰减(Weight Decay)系数设置为 0.000 1,共训练 160 个 epoch。

然后,为了验证 Mask R-CNN 对地质雷达岩溶预报图像中异常目标识别与分割的效果,选择不包含在用于训练模型数据集图像中的图像作为检测数据。检测数据中包含地质雷达岩溶预报图像中常见的不同表现形态,Mask R-CNN 算法识别前后的成果如图 4、图 5 所示。在识别效率上,经多次实际测试,单张地质雷达检测图识别可在 0.5 s 内完成,100 张地质雷达检测图同时识别平均耗时约 31 s,相比专家经验进行识别效率大大提升。

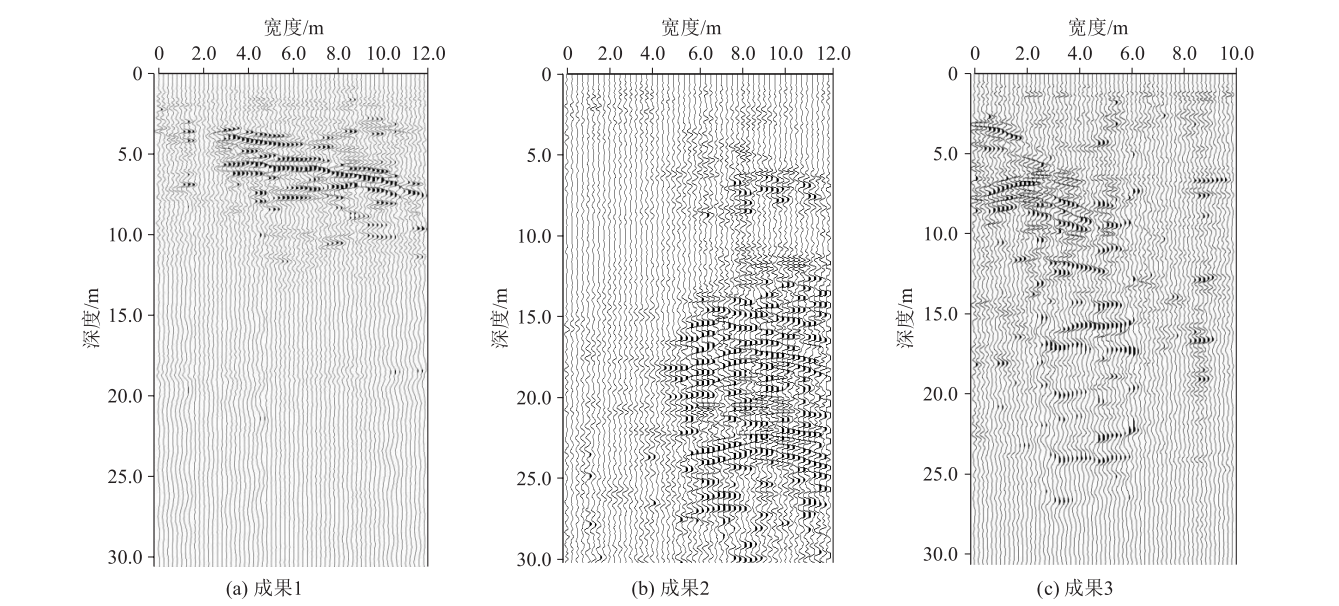


图 4 Mask R-CNN 算法识别前成果图

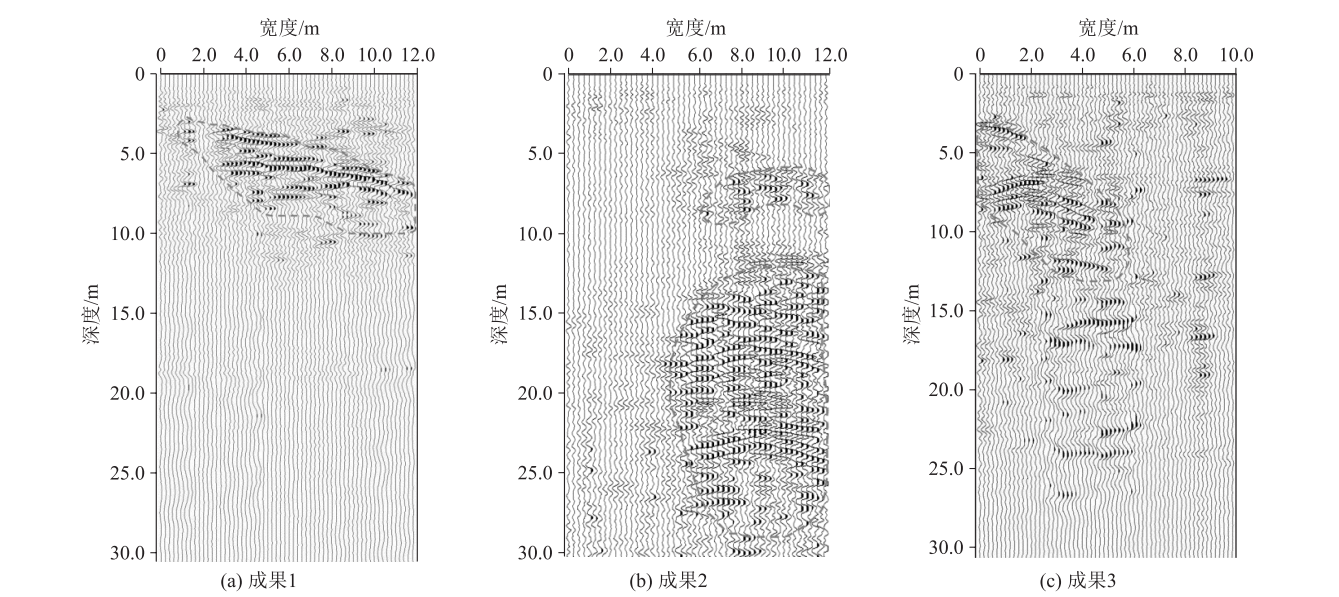


图 5 Mask R-CNN 算法识别后成果图

4 现场案例分析

4.1 工程地质概况

广西某隧道测区属溶蚀峰丛地貌,隧道最大埋深 207 m。洞身岩性为二叠系下统灰岩夹白云岩、白云质灰岩、灰岩夹白云质灰岩,岩层呈单斜构造,节理、裂隙发育,岩体完整性较好。地表岩溶洼地、溶洞发育,落水湖和漏斗多与洼地相伴而生。隧道岩溶中等至强烈发育,地下水为孔隙水、基岩裂隙水、岩溶水,其中以岩溶水为主。隧道岩溶强烈发育,施工时可能有突水突泥现象,应加强洞内地下水的截排和支护措施,并加强超前地质预报。隧道在 D1K 36 + 490 附近穿越一条解译断层,在 D1K 38 + 910 附近穿越活农逆断层,在断层破碎带地下水更加丰富,岩溶更加发育。隧道施工时遇溶洞、岩溶管道、涌水突泥的风险较大,雨季更大。

4.2 案例 1

案例 1 采用地质雷达进行数据采集,并用 Randan7 软件进行数据处理,采用 Mask R-CNN 算法识别前成果如图 6(a) 所示,采用算法识别后成果如图 6(b) 所示。

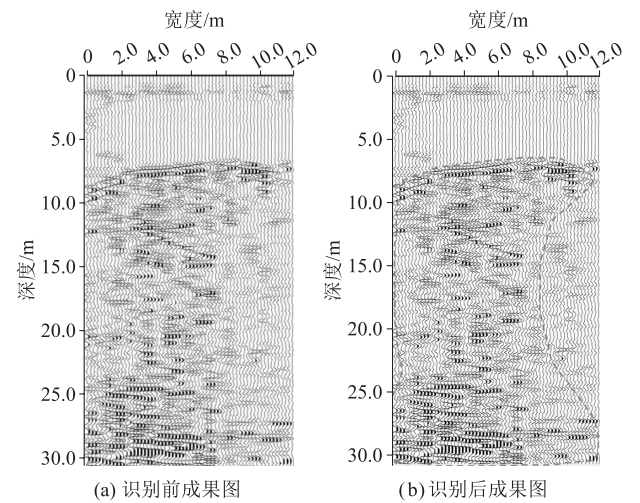


图6 地质雷达 Mask R-CNN 算法识别成图

根据识别结果,在里程段 D1K 38 + 627 ~ + 650 (7 ~ 30 m) 整个掌子面存在异常,推测为岩溶发育。D1K 38 + 626 ~ + 650 整个掌子面发育大型溶洞与识别结果基本一致。本次雷达检测图识别耗时 0.8 s, 相比专家经验识别方法效率大大提升。

4.3 案例 2

案例 2 采用地质雷达进行数据采集,并用 Randan7 软件进行数据处理,采用 Mask R-CNN 算法识别前成果如图 7(a) 所示,采用算法识别后成果如图 7(b) 所示。

所示。

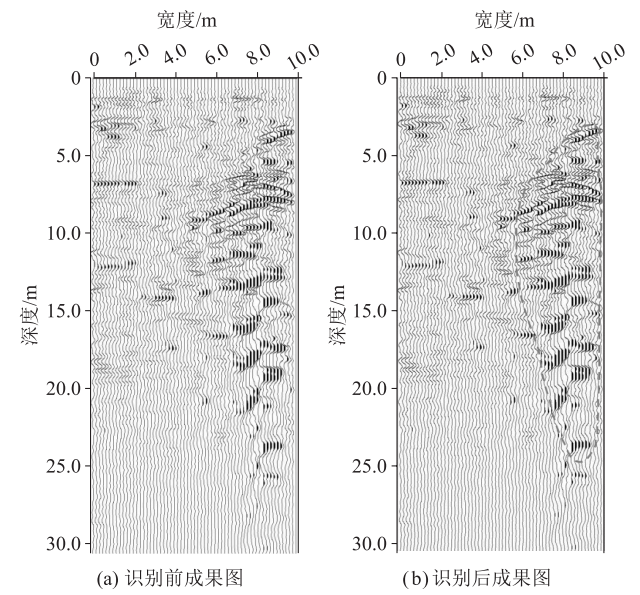


图7 地质雷达 Mask R-CNN 算法识别成果图

根据识别结果,掌子面中部至右侧(6 ~ 10 m) 在里程段 D1K 38 + 733 ~ + 725 (3 ~ 25 m) 存在异常,推测为岩溶发育。D1K 38 + 733 ~ + 725 (3 ~ 25 m) 中部至右侧发育溶洞,与识别结果基本一致。雷达检测图识别耗时 0.5 s, 相比专家经验识别方法效率大大提升。

5 结论

本文将深度学习方法应用于地质雷达的数据数理分析中,采用 Mask R-CNN 算法实现地质雷达岩溶预报异常图像识别。在 TensorFlow 和 Keras 框架下,以 ResNet101 作为骨干网络,训练 Mask R-CNN 深度学习模型,最终得到权重参数较好的地质雷达岩溶预报异常图像识别模型。试验结果表明,将 Mask R-CNN 算法应用于地质雷达岩溶预报异常图像识别是可行的,试验结果达到了较好效果,可获取岩溶预报异常图像目标的定位框。

该算法与人工解译地质雷达图像相比,有效减少对专家经验的依赖,提高了效率,使得地质雷达岩溶预报异常图像识别更加快速、自动和智能。

参考文献:

[1] 李术才,刘斌,孙怀凤,等. 隧道施工超前地质预报研究现状及发展趋势[J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(6): 1090 - 1113.
LI Shucai, LIU Bin, SUN Huaifeng, et al. State of Art and Trends of Advanced Geological Prediction in Tunnel Construction [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(6):

- 1090–1113.
- [2] 肖宽怀. 隧道超前预报地球物理方法及应用研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2012.
- XIAO Kuanhuai. Tunnel Advanced Prediction Geophysical Method and Application Research [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2012.
- [3] 王凯, 牟元存, 李星. 综合超前预报技术在复杂地质隧道中的应用[J]. 高速铁路技术, 2022, 13(4): 82–86.
- WANG Kai, MU Yuancun, LI Xing. Application of Comprehensive Prediction Technology in Tunnels with Complex Geological Conditions [J]. High Speed Railway Technology, 2022, 13(4): 82–86.
- [4] 钟明文, 李文菊, 房昱纬, 等. 综合地质预报在公路隧道施工中的应用[J]. 勘察科学技术, 2021(2): 52–55.
- ZHONG Mingwen, LI Wenju, FANG Yuwei, et al. Application of Comprehensive Geological Forecast in Highway Tunnel Construction [J]. Site Investigation Science and Technology, 2021(2): 52–55.
- [5] 温树林, 吴世林. TSP203 在云南元磨高速公路隧道超前地质预报中的应用[J]. 地球物理学进展, 2003, 18(3): 465–471.
- WEN Shulin, WU Shilin. Application of the TSP203 System in Geological Advanced Prediction of Yuanmo Expressway Tunnel [J]. Progress In Geophysics, 2003, 18(3): 465–471.
- [6] 范佳俊. 地质雷达在地铁隧道超前地质预报中的应用研究[J]. 山西建筑, 2017, 43(2): 191–193.
- FAN Jiajun. Study on GPR in Subway Tunnel Geological Forecast [J]. Shanxi Architecture, 2017, 43(2): 191–193.
- [7] 李俊均. 加林山隧道地质雷达超前预报准确性评判研究[J]. 广东交通职业技术学院学报, 2017, 16(3): 42–47.
- LI Junjun. Evaluation of the Prediction Accuracy of the Jialinshan Tunnel Geological Radar [J]. Journal of Guangdong Communication Polytechnic, 2017, 16(3): 42–47.
- [8] 舒畅. 提高探地雷达超前地质预报精度的方法研究[J]. 铁道工程学报, 2006, 23(3): 13–16, 28.
- SHU Chang. Research on the Method of Improving the Precision of the GPR in Beforehand Geological Forecast [J]. Journal of Railway Engineering Society, 2006, 23(3): 13–16, 28.
- [9] 马王鹏, 王晓东, 刘冬. 探地雷达图像异常识别中 YOLO 目标检测算法的研究[J]. 测绘通报, 2019(S1): 72–76.
- MA Wangpeng, WANG Xiaodong, LIU Dong. Research on YOLO Target Detection Algorithm in Ground Penetrating Radar Image Anomaly Recognition [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(S1): 72–76.
- [10] 冯德山, 杨子龙. 基于深度学习的隧道衬砌结构物探地雷达图像自动识别[J]. 地球物理学进展, 2020, 35(4): 1552–1556.
- FENG Deshan, YANG Zilong. Automatic Recognition of Ground Penetrating Radar Image of Tunnel Liningstructure Based on Deep Learning [J]. Progress in Geophysics, 2020, 35(4): 1552–1556.
- [11] HE Kaiming, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN [C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy. IEEE, 2017: 2980–2988.
- [12] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-time Object Detection with Region Proposal Networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137–1149.
- [13] 李大军, 何维龙, 郭丙轩, 等. 基于 Mask-RCNN 的建筑物目标检测算法[J]. 测绘科学, 2019, 44(10): 172–180.
- LI Dajun, HE Weilong, GUO Bingxuan, et al. Building Target Detection Algorithm Based on Mask-RCNN [J]. Science of Surveying and Mapping, 2019, 44(10): 172–180.
- [14] 伍锡如, 邱涛涛, 王耀南. 改进 Mask R-CNN 的交通场景多目标快速检测与分割[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 242–249.
- WU Xiru, QIU Taotao, WANG Yaonan. Multi-object Detection and Segmentation for Traffic Scene Based on Improved Mask R-CNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7): 242–249.
- [15] 向伟. 基于探地雷达城市地下空间图像的探测识别研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2014.
- XIANG Wei. Detection and Recognition Research on Urban Underground Space Images Based on Ground Penetrating Radar [D]. Changsha: Hunan University, 2014.
- [16] 林春旭. 基于探地雷达和深度学习的地下目标智能探测与定位方法[D]. 广州: 广州大学, 2020.
- LIN Chunxu. Automatic Detection and Localization of Underground Target by Deep Learning Using Ground Penetrating Radar [D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2020.
- [17] 温世儒, 杨晓华, 吴霞. 基于 BP 神经网络的探地雷达图像特征识别与提取研究[J]. 公路, 2018, 63(7): 312–317.
- WEN Shiru, YANG Xiaohua, WU Xia. Research on Intelligent Identification and Extraction of GPR Image Property Based on BP Neural Network [J]. Highway, 2018, 63(7): 312–317.
- [18] 李仁最. 基于 Mask R-CNN 的菜品图像识别和分割算法[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2019.
- LI Renzui. Image Recognition and Segmentation Algorithm Based on Mask R-CNN [D]. Wuhan: Wuhan Polytechnic University, 2019.
- [19] 张云帅. 基于 Mask R-CNN 改进的图像实例分割算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
- ZHANG Yunshuai. Improved Image Instance Segmentation Algorithm Based on Mask R-CNN [D]. Xi'an: Xidian University, 2021.
- [20] 谢文博. 基于改进 Mask R-CNN 的木材缺陷检测分割算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2022.
- XIE Wenbo. Research of Improved Mask R-CNN-Based Detection Segmentation Algorithm for Wood Defects [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2022.