

基于改进卷积神经网络的铁路轨道线识别提取^{*}

陈 文¹ 季国一¹ 邹劲柏¹ 张立东² 乔彦涵¹

(1. 上海应用技术大学轨道交通学院, 201418, 上海; 2. 上海申通地铁集团有限公司技术中心, 200233, 上海)

摘 要 [目的] 铁路异物入侵防护成为热点研究话题, 而入侵区域的划分需要对轨道位置进行检测。为了确定图像中的轨道位置, 提出了基于改进 Mask R-CNN (掩码-区域卷积神经网络) 结合数学模型的方法, 对铁路轨道线进行识别提取。[方法] 该方法先对 Mask R-CNN 进行优化并添加注意力机制, 引入迁移学习提高模型泛化能力, 再使用优化模型对轨道线进行识别与分割, 然后提取分割数据并使用对应的数学表达式进行拟合, 从而实现轨道线的识别提取。将图像中的轨道线分为四类, 使用 Labelme 标注软件制作标签, 形成训练集与测试集。使用训练集对优化模型进行训练, 使用测试集评估优化模型的检测效果。[结果及结论] 研究表明, 相同训练力度下, 该方法相较于其他分割模型及改进前模型表现优异, 对于轨道线种类的判断准确率达 97.5%, 分割准确率也基本在 80% 以上。试验表明, 该方法利用神经网络良好的表现力提高检测的普适性, 能准确判断轨道类型并分割轨道。

关键词 铁路轨道线识别; 卷积神经网络; 深度学习

中图分类号 TP183; TP391.41; U216.3

DOI: 10.16037/j.1007-869x.2024.09.049

Railway Track Identification and Extraction Based on Improved Convolutional Neural Network

CHEN Wen¹, JI Guoyi¹, ZOU Jinbai¹, ZHANG Lidong², QIAO Yanhan¹

(1. School of Railway Transportation, Shanghai Institute of Technology, 201418, Shanghai, China; 2. Technical Center of Shanghai Shentong Metro Co., Ltd., 200233, Shanghai, China)

Abstract [Objective] Prevention and protection of foreign objects intrusion into railway becomes a hot research topic, and the division of intrusion areas requires detection of the track location. In order to determine the track location in the image, a method based on improved Mask R-CNN (Mask region convolutional neural network) combined with mathematical model is proposed to identify and extract the railway track. [Method] Firstly, Mask R-CNN is optimized and added with attention mechanism, and transfer learning is introduced into the above

method to improve the model's generalization ability. Then the optimized model is used to identify and segment the track, extracting the segmentation data and fitting with the corresponding mathematical expression to realize the identification and extraction of the track. The track in the image is divided into four categories and labeled with the Labelme labeling software, forming a training set and a test set. The training set is used to train the optimized model, and the test set to evaluate the detection results of the optimized model. [Result & Conclusion] The research results show that compared with other segmenting models and the original model, the proposed method performs well under the same training intensity, reaching 97.5% of the accuracy rate in track type determination, and basically above 80% in track segmentation. Tests show that the proposed method improves the general applicability of the detection by using the good performance of neural network, and can accurately determine the track type and segment the track. **Key words** railway track identification; convolutional neural network; deep learning

随着视频监控系统广泛地应用于铁路行业的安全防护方面, 大量摄像机的部署为利用图像技术进行铁路限界智能监测提供了可能^[1]。根据铁路限界标准, 铁路限界主要限定铁路沿线各种设施及建筑物距铁路线路中心线的距离, 因此轨道线的识别提取具有重要意义。

但是铁路环境复杂, 传统图像处理方法在轨道线识别提取方面鲁棒性不强, 易受光照等外界环境的影响。目前, 国内外主要有基于特征的轨道线识别算法和基于模型的轨道线识别算法, 但是前者对于复杂多变环境下的检测适用性不强, 后者存在较大的计算量^[2]。近年来, 神经网络在目标检测、语义分割等领域表现良好, 具有良好的普适性, 且规范的轨道形状给神经网络检测带来极大便利。为此, 本文采用改进 Mask R-CNN (掩码-区域卷积神经网络) 对轨道进行实例分割, 并根据轨道类型采

^{*} 上海市“一带一路”国际联合实验室建设项目(21210750300); 上海市地方院校能力建设专项计划项目(20090503100)

用不同的数学表达式进行拟合,以准确识别并提取轨道线。

1 铁路轨道线识别提取的总体结构

图像中各轨道线具有不同的特征,在识别提取时需要分类考虑,因此本文将轨道类型分为曲线左轨道、曲线右轨道、直线左轨道、直线右轨道,分别用“CL”“CR”“SL”“SR”表示。采集各种环境下的轨道图像来建立轨道数据集,并对改进的 Mask R-CNN 进行训练,得到能够识别轨道线的神经网络模型。使用该模型进行轨道线识别,得到轨道类型的识别结果和轨道分割结果,根据轨道类型识别结果确定拟合表达式,对分割数据进行拟合,实现轨道线的识别提取。铁路轨道线识别提取的总体结构见图 1。

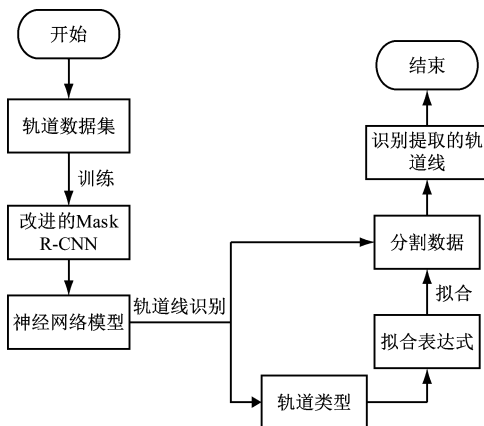


图 1 铁路轨道线识别提取的总体结构

Fig. 1 Overall structure of railway track identification and extraction

2 Mask R-CNN 模型

2.1 传统的 Mask R-CNN 模型

Mask R-CNN^[3] 是一种目标检测深度学习网络,是 R-CNN(基于区域的卷积神经网络)系列中的典型算法,可以用来做目标检测、目标实例分割、关键点检测等任务,其网络架构如图 2 所示。本文采用的 Mask R-CNN 使用 101 层的 ResNet(残差网络)作为主干特征提取网络,对应于图 2 中的卷积神经网络环节。

2.2 改进的 Mask R-CNN 模型

本文利用 Mask R-CNN 的目标检测与分割能力,对图像中的轨道线进行识别提取。对于高速铁路,最大时速为 250 km/h 时,铁路无砟轨道线路的

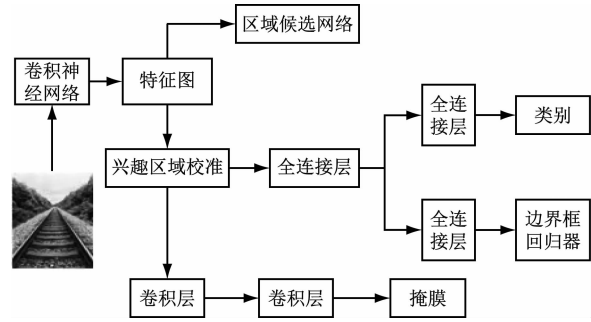


图 2 Mask R-CNN 的网络架构

Fig. 2 Network architecture of Mask R-CNN

平面最小曲线半径为 3 200 m^[4],其铁路区间沿线要求采用 750 mm 长焦激光摄像机,夜间监视距离 1.5 km^[5],摄像机拍摄范围远小于线路平面圆曲线的直径,因此,拍摄图片内轨道不存在连续转向的情况,轨道线基本呈现向左弯曲、向右弯曲、直线三种形状。固定的目标形状给使用神经网络进行轨道线识别提取提供了便利,但由于图像近大远小,在远处的轨道线条特征并不清晰,使得近处的轨道分割效果优于远处的分割效果,远处的分割误差相对较大。因此,本文对传统 Mask R-CNN 进行改进,将重心放置于近处轨道线识别提取,采用拟合的方式拓展线条区域。具体改进方法如下。

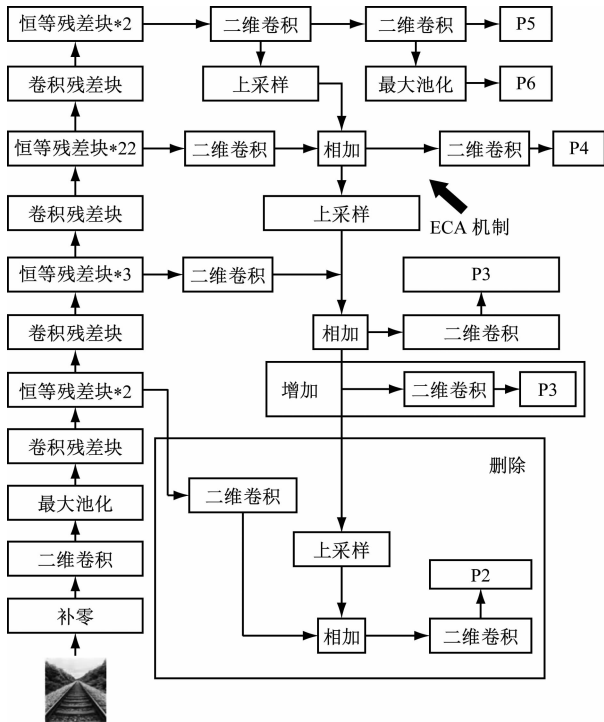
2.2.1 改进算法 1

1) 修改主干网络:远处轨道像素区域在实际图片中所占比例较小,使用传统的 Mask R-CNN 对远处轨道分割效果差,占用算法资源且不利于后期的模型拟合;对于小物体而言,其语义信息分布于神经网络中的较浅层^[6],因此本文去除 Mask R-CNN 主干网络中的最浅层,添加一层新的次浅层,并定义新次浅层 ROI(感兴趣区域)大小为原次浅层 ROI 大小的一半,使用新的特征层进行训练及检测,以充分利用次浅层特征图信息。网络修改示意图如图 3 所示。

2) 添加通道注意力机制:通道注意力机制是提升神经网络训练效果的重要方法,本文在图 3 粗黑箭头所示位置引入 ECA(有效通道注意力)机制模块^[7],使网络在训练中更加注重有用的通道特征,一定程度上忽略无用的通道特征,以提高检测效果。

2.2.2 改进算法 2

训练神经网络需要大量的数据作为支撑,当数据量比较少的时候,难以训练成为泛化能力强的模型,TL(迁移学习)可以使训练拥有一个高起点,能



注:P2—P6 为提取到的有效特征层;*2 为重复进行2次,余类推。

图3 Mask R-CNN 改进示意图

Fig.3 Schematic diagram of improvement of Mask R-CNN

更快达到收敛^[8]。在 TL 中,已学习过的领域称为源域,新领域称为目标域,源域数据和目标任务关联性不大但具有庞大的数据量,在进行目标域的模型训练时,可以将源域中提取到的知识迁移至目标域,这种 TL 方法可分为基于实例的迁移、基于模型参数的迁移、基于特征的迁移。为了提高本文改进算法1的训练速度和泛化能力,本文提出改进算法2,在本文改进算法1的基础上引入基于模型参数的迁移方法,载入 Mask R-CNN 在 Coco 数据集上的预训练权重。Coco 数据集是微软提供的超 33 万张图片的数据集,图片来源于日常生活场景,提供 80 个目标检测类别,数据量庞大但不包括轨道这一检测目标。选用此预训练权重可以使目标域和源域共享模型参数,实现特征迁移,以降低训练成本,使神经网络在有限的轨道数据集下实现更好的学习效果。本文迁移学习过程如图4所示。

2.3 轨道线提取

在经过改进 Mask R-CNN 处理后,输出轨道类型和蒙板信息,本文采用拟合的方式对轨道线进行提取,且可依据拟合方程,对线条进行小范围的延展,提取远端轨道线。主要步骤如下:

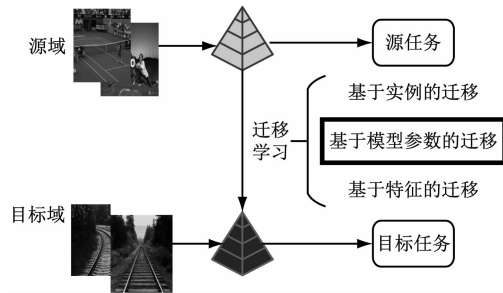


图4 本文迁移学习过程

Fig.4 Transfer learning process in this paper

- 1) 获得轨道类型识别结果,对于直线轨道使用一次方程进行直线拟合,对于曲线轨道使用五次多项式拟合;
- 2) 从检测结果的蒙板数据中获得轨道像素点位置;
- 3) 将2)中像素点每隔10个进行采样;
- 4) 根据轨道类型识别结果,如式(1)所示采用最小二乘法按照对应的表达式对采样点进行拟合。

$$L = \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2 \quad (1)$$

式中:

L ——误差的平方和;

x_i ——采样点的横坐标;

y_i ——采样点的纵坐标;

$f(x_i)$ ——所求的拟合曲线。

3 轨道线识别与提取

3.1 数据集的制作

本文收集了大量轨道远景图,随机改变图片亮度及对比度,模拟不同光照条件下、不同天气下轨道图片,并使用数据增强的方式对图片进行翻转、镜像等操作,对数据集进行扩充,得到1520张原始图片,并按照9:1划分训练集和验证集。首先利用Labelme标注软件的Create lineStrip功能对轨道线进行标注,标注类型分为“CL”、“CR”、“SL”、“SR”4种。另额外收集曲轨及直轨图片60张作为最终测试集。

3.2 模型训练

将数据集输入本文改进算法2网络中进行训练,设置置信度阈值为0.7,候选感兴趣区域框的变化比例为0.5、1.0、2.0,权值衰减系数为0.0001,共迭代100次。改进后的主干网络输出4种大小的特征图,P6、P5、P4对应3个候选感兴趣区域框,P3对应6个候选感兴趣区域框,经过14h的训练,得

到适合轨道线识别提取的模型。取前 10 轮迭代中的损失值做对比,结果如图 5 所示。由图 5 知,随着迭代次数不断增加,损失值不断降低,传统 Mask R-CNN 在 10 轮迭代之后损失值尚未收敛,而本文改进算法 2 能更快达到收敛,在第 6 轮迭代时已基本收敛。

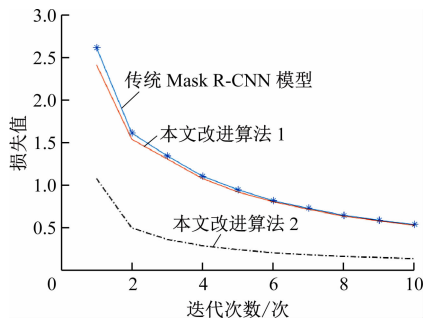


图 5 10 轮迭代中损失值比较图

Fig. 5 Comparison of loss value in 10 rounds of iteration

3.3 轨道线识别与效果分析

3.3.1 轨道类型判断与效果分析

本文从测试集中随机抽取图片,使用训练好的网络模型进行轨道线识别,结果如图 6 所示。由图 6 可以看出,本文改进算法 2 能够正确判断轨道线类型。

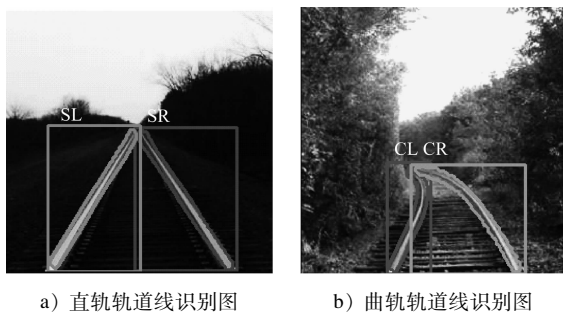


图 6 本文改进算法 2 轨道类型判断结果图

Fig. 6 Picture of track type identification result with improved algorithm 2 in the paper

在测试集上计算传统 Mask R-CNN、本文改进算法 1、本文改进算法 2 对轨道类型判断的准确率,结果如表 1 所示。

表 1 轨道类型判断准确率比较

Tab. 1 Comparison of accuracy rate for track type identification

算法	轨道类型判断准确率/%		
	直线轨道	曲线轨道	平均
传统 Mask R-CNN	81.6	41.7	61.7
本文改进算法 1	83.3	51.7	67.5
本文改进算法 2	98.3	96.7	97.5

由表 1 可知,相对于传统 Mask R-CNN,本文改进算法 1 能提升约 10% 的曲轨判断准确率,本文改进算法 2 能提升约 55% 的曲轨判断准确率,且对平均准确率有约 35.8% 的提升。本文改进算法 2 对轨道类型的判断具有良好表现。

3.3.2 轨道分割与效果分析

图 7 是相同训练力度下语义分割网络 Unet、传统 Mask R-CNN、本文改进算法 1、本文改进算法 2 分割效果对比图。从图 7 可以看出:Unet 网络只能分割出轨道的部分像素点,分割效果不如传统 Mask R-CNN;传统 Mask R-CNN 能正确分割但对轨道类型判断混乱;本文改进算法 1 能够正确分割并正确判断轨道类型;而本文改进算法 2 在本文改进算法 1 的基础上,还能进一步分割远处轨道,分割效果更好。

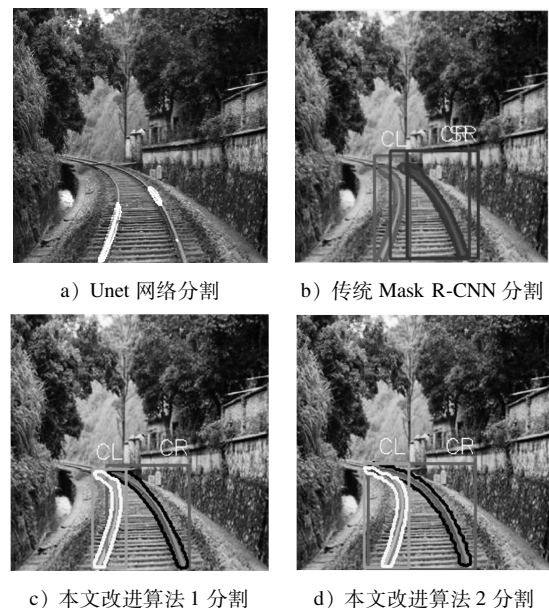


图 7 网络模型对轨道的分割效果对比

Fig. 7 Comparison of track segmentation results by network model

本文使用 Labelme 软件沿钢轨踏面中轴线对测试集图片进行标注,获得测试集图片轨道分割基准图。蒙板基准图与本文改进算法 2 模型分割图如图 8 所示。使用式(2)计算网络模型分割正确的像素点所占比例,来评估本文改进算法 2 模型分割准确率。

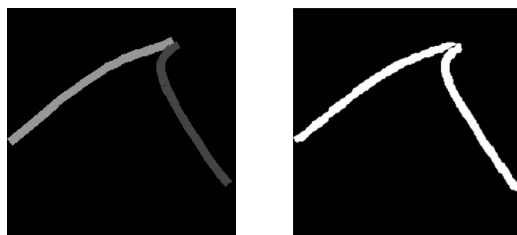
$$P_{re} = \frac{A \cap B}{B} \quad (2)$$

式中:

A——本文改进算法 2 模型分割图;

B ——分割蒙板基准图;

P_{re} ——分割准确率。



a) 蒙板基准图 b) 本文改进算法2模型分割图

图8 蒙板基准图与本文改进算法2模型分割图

Fig. 8 Mask benchmark picture and model segmentation picture with improved algorithm 2 in the paper

计算得出本文改进算法2模型对于直轨分割准确率为87.5%,对于曲轨分割准确率为85%,曲轨分割准确率略低于直轨,分割准确率范围分布情况如表2所示。由表2可以看出,大多数直轨分割准确率在80%~90%,曲轨分割准确率也基本在80%以上。考虑到本文网络模型分割远方轨道时分割区域变窄,与人工标注粗细均匀的分割区域存在固有误差,本文改进算法2模型已能很好地分割出轨道。

表2 轨道分割准确率范围分布

Tab.2 Accuracy rate distribution of track segmentation

轨道类型	轨道分割准确率范围分布占比/%			
	>90%	>80%~90%	>70%~80%	>60%~70%
直线轨道	26.7	73.3	0	0
曲线轨道	10.0	73.3	16.7	0.0

3.4 轨道线的提取

本文改进算法2能够正确识别并分割出轨道,近处分割结果贴合程度高;图像中远处轨道较细较窄,分割时不能完全贴合,分割结果包含了远处轨道周围物体,直接用分割结果来描绘轨道线是不够准确的。因此,本文采用拟合的方式对轨道线进行提取。

通过对图6模型分割结果中的蒙板数据进行提取、采样,使用式(1)对采样点进行拟合,得出轨道线的拟合表达式,将拟合表达式的曲线画至原图中,以此检测拟合表达式与轨道的契合度,如图9所示。从图9可以看出,本文采用的方法能够很好地描绘轨道线。



a) 直轨轨道线拟合图 b) 曲轨轨道线拟合图

图9 轨道拟合图

Fig. 9 Track fitting picture

4 结语

本文将神经网络与模型拟合相结合,利用改进的Mask R-CNN对轨道类型进行判断,同时分割出轨道大致轮廓。根据轨道类型判断结果选用不同的数学表达式,并对分割数据进行拟合,完成轨道线识别提取。试验表明,本方法能有效识别并提取轨道线,具有较高的鲁棒性。下一步的研究工作主要考虑将轨道的参数特性融入轨道线的识别提取中,以进一步提高准确率。

参考文献

- [1] 李传, 谢征宇, 李永玲, 等. 高速铁路周界入侵视频图像样本库[J]. 中国铁路, 2021(3): 136.
LI Chuan, XIE Zhengyu, LI Yongling, et al. Video image sample library of HSR perimeter intrusion[J]. China Railway, 2021(3): 136.
- [2] 杨国强. 基于深度神经网络的井下巷道场景轨道检测模型研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.
YANG Guoqiang. Research on track detection model of underground roadway scene based on deep neural network[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2020.
- [3] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]// IEEE. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy. New York: IEEE, 2017: 2980.
- [4] 国家铁路局. 铁路线路设计规范: TB 10098—2017[S]. 北京: 中国铁道出版社, 2017: 12.
National Railway Administration. Code for the design of railway line: TB 10098—2017[S]. Beijing: China Railway Publishing House, 2017: 12.
- [5] 史桂华, 秦勇, 谢征宇, 等. 关于中关村标准 T/ZSA 68—2019《铁路车站及沿线用摄像机技术要求》解读[J]. 中国铁路, 2020(3): 132.
SHI Guihua, QIN Yong, XIE Zhengyu, et al. Interpretation of Zhongguancun standard T/ZSA 68-2019 'technical specifications for cameras used in railway stations and lines'[J]. China Railway, 2020(3): 132.

(下转第 287 页)



注:CPU—中央处理器。

图7 基于多维协同采集计算通信智能运维平台的预警功能界面截图

Fig. 7 Screenshot of early warning function interface of the intelligent communication operation and maintenance platform based on multi-dimensional collaborative collection and calculation

系统,有效提升了通信设备的运维效率,降低了通信系统运维成本。

参考文献

- [1] 周志林. 轨道交通智能运维与创新平台建设[J]. 运输经理世界, 2021(20): 102.
ZHOU Zhilin. Intelligent operation and maintenance of rail transit and construction of innovation platform[J]. Transport Business China, 2021(20): 102.
- [2] 赵灿明, 李祝红, 陶磊, 等. 基于故障传播模型与监督学习的电力通信网络故障定位[J]. 计算机应用, 2016, 36(4): 905.
ZHAO Canming, LI Zhuhong, TAO Lei, et al. Fault localization for electric power communication network based on fault propagation model and supervised learning[J]. Journal of Computer

Applications, 2016, 36(4): 905.

- [3] 施聪. 城市轨道交通通信信号专业的智能运维系统[J]. 城市轨道交通研究, 2020, 23(8): 172.

SHI Cong. Communication and signal intelligent operation and maintenance system in urban rail transit[J]. Urban Mass Transit, 2020, 23(8): 172.

- 收稿日期:2023-04-28 修回日期:2023-07-19 出版日期:2024-09-10
Received:2023-04-28 Revised:2023-07-19 Published:2024-09-10
- 通信作者:赖志平,高级工程师,121412436@qq.com
- ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

(上接第279页)

- [6] 庄幸涛. 基于多级特征融合的小目标深度检测网络研究[D]. 南京:南京邮电大学, 2021.
ZHUANG Xingtao. Research on deep learning networks for small object detection based on multi-level feature fusion[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [7] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA-net; efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA. New York: IEEE, 2020: 11531.
- [8] 吴涛, 王伦文, 朱敬成. 基于迁移学习和注意力机制的伪装

图像分割[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(2): 376.

WU Tao, WANG Lunwen, ZHU Jingcheng. Camouflage image segmentation based on transfer learning and attention mechanism[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(2): 376.

- 收稿日期:2022-05-22 修回日期:2022-10-27 出版日期:2024-09-10
Received:2022-05-22 Revised:2022-10-27 Published:2024-09-10
- 通信作者:陈文,讲师,chw012@sit.edu.cn
- ©《城市轨道交通研究》杂志社,开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license