

基于交叉注意力网络的小样本地铁 轨道-车轮图像分割算法^{*}

曹建新¹ 张月莹² 姜伟昊³ 高鋈豪²

(1. 杭州杭港地铁有限公司, 310018, 杭州; 2. 浙江省机电产品质量检测所有限公司, 310018, 杭州;
3. 杭州东上智能科技有限公司, 310018, 杭州)

摘要 [目的] 地铁轨道图像间的域自适应问题使得现有算法对于类间相似性的轨道-车轮图像分割精度不高。对此, 提出基于交叉注意力网络的小样本地铁轨道-车轮图像分割算法。[方法] 详细阐述了基于交叉注意力网络的小样本地铁轨道-车轮图像分割算法的计算思路及过程。首先, 利用一组共享权重的主干网络将支持分支和查询分支的输入轨道-车轮图片映射到深度特征空间; 然后, 将双分支映射特征的低层、中间层和高层特征进行尺度融合, 并利用交叉注意力网络挖掘双分支融合特征间的关联语义, 捕获相同类的不同地铁轨道-车轮图片在深度空间中的共有语义信息; 最后, 利用平均池化将双分支共有特征转换为类的特定原型, 并利用原型指导查询图片中未标注轨道-车轮图片的分割。在自建的地地铁轨道-车轮图像数据集上进行对比试验及消融试验, 以验证算法的精度及有效性。[结果及结论] 经测试, 所提算法的 mIoU (平均并交比) 达 66.17%, FB-IoU (前景背景并交比) 达 78.21% 的 FB-IoU。与当前主流的语义分割算法相比, 基于交叉注意力网络的小样本地铁轨道-车轮图像分割算法分割性能提升效果明显, 其实际应用价值较好。

关键词 地铁; 轨道-车轮; 图像分割; 交叉注意力网络; 双分支网络; 小样本学习

中图分类号 U216.3

DOI:10.16037/j.1007-869x.20230947

Few-shot Metro Track-wheel Image Segmentation Algorithm Based on Cross-attention Network

CAO Jianxin¹, ZHANG Yueying², JIANG Weihao³, GAO Yunhao²

(1. Hangzhou Hanggang Metro Co., Ltd., 310018, Hangzhou, China; 2. Zhejiang Testing & Inspection Institute for Mechanical and Electrical Products Quality Co., Ltd., 310018, Hangzhou, China; 3. Hangzhou Dongshang Intelli-

gent Technology Co., Ltd., 310018, Hangzhou, China)

Abstract [Objective] The domain adaptation issue among metro track images results in low segmentation accuracy for track-wheel images with high inter-class similarity in existing algorithms. To address this challenge, a few-shot metro track-wheel image segmentation algorithm based on a cross-attention network is proposed. [Method] The computational roadmap and process of the few-shot metro track-wheel image segmentation algorithm based on cross-attention network is elaborated. First, a group of backbone networks with shared weights is employed to map the input track-wheel images from both the support branch and the query branch into a deep feature space. Then, the low-, mid-, and high-level features from the dual-branch mappings are fused across scales. A cross-attention network is used to mine the relational semantics between these fused features, enabling the capture of shared semantic information in the deep space across different metro track-wheel images belonging to the same class. Finally, an average pooling is applied to convert the common features of both branches into class-specific prototypes, and the prototypes are leveraged to guide the segmentation of unannotated track-wheel images in the query images. Comparative and ablation experiments are conducted on a self-constructed metro track-wheel image dataset to verify the accuracy and effectiveness of the algorithm. [Result & Conclusion] Testing shows that the proposed algorithm achieves a mIoU (mean intersection over union) of 66.17% and a foreground-background intersection over union (FB-IoU) of 78.21%. Compared with current mainstream semantic segmentation algorithms, the proposed few-shot metro track-wheel image segmentation algorithm based on cross-attention networks demonstrates significantly improved segmentation performance and shows potential for practical application.

Key words metro; track-wheel; image segmentation; cross-

^{*} 浙江省“领雁”研发攻关计划项目(2022C01105); 浙江省“尖兵”研发攻关计划项目(2024C01064); 浙江省交通运输厅 2021 年科技计划项目(2021032)

attention network; dual-branch network; few-shot learning

地铁运行的安全性和可靠性要求极高。因此,及时、准确地对轨道-车轮进行定位与识别是确保地铁安全稳定运行的关键任务之一。

随着机器学习和深度学习技术的快速发展,基于深度网络的轨道-车轮图像分类算法性能得到了显著提高。文献[1]利用垂直投影法改善了传统网络对轨道-车轮区域定位精度不高的问题,结合机器学习算法提高了模型的分类性能。文献[2]提出了一种基于 YOLO V5 目标检测算法的轨道-车轮状态自动检测方法,利用 YOLO V5 算法定位轨道-车轮,并基于定位区域迭代寻找分类阈值,其结果验证了模型的有效性。文献[3]设计了一种基于改进 MASK R-CNN(基于掩模区域的卷积神经网络)目标检测算法的轨道-车轮状态自动检测算法,利用 K 均值聚类算法迭代计算出每个类的最佳锚框,有效提高了模型对于目标的感知能力。文献[4]针对轨道表面损伤区域小导致识别性能不佳的问题,提出了一种多层次特征融合的轨道-车轮检测方法,以深度卷积神经网络为基线模型,将提取的浅层和深层特征进行融合,强化模型的感受野能力,并基于融合特征进行轨道-车轮的定位与识别。文献[5]利用 ResNet(残差网络)将轨道-车轮图像映射到深度特征空间,利用深层特征建立分类模型,并借助迁移学习实现模型端到端的训练与优化,通过数据集测试验证了模型的合理性。

上述方法虽能实现轨道-车轮区域的定位与识别,但轨道-车轮区域占比较小、变化幅度不高,并且正负样本存在严重的数据不平衡问题,导致相关算法对于新轨道-车轮区域的定位与识别性能不佳,泛化性不强。此外,利用迁移学习的方法虽可缓解数据样本不足导致的子优化问题,但不同时间段或不同场景下拍摄的轨道-车轮图片存在较大域间差异,使得算法的泛化能力和分割性能不佳。为了克服地铁轨道-车轮逐像素标注数据不足及域自适应等问题,本文提出一种基于交叉注意力网络的小样本地铁轨道-车轮图像分割算法(以下简称“小样本轨道-车轮图像分割算法”)。

1 小样本轨道-车轮图像分割算法

小样本轨道-车轮图像分割算法的工作流程如图 1 所示。小样本轨道-车轮图像分割算法主要包括特征提取、

特征交叉注意力计算、原型学习和未标注轨道-车轮的分割。首先,利用一组共享权重的主干网络将支持图片和查询图片映射到深度特征空间,并将映射到深度特征空间的低层、中间层和高层特征进行组合,构造多尺度特征。其次,构造支持分支和查询分支间的多尺度特征交叉注意力,挖掘跨分支间的共有语义信息。最后,利用平均池化策略将共有语义特征图转换为一组原型,为每个类构建特定的原型表示,指导与之同类的查询图片中未标注地铁轨道-车轮的分割。

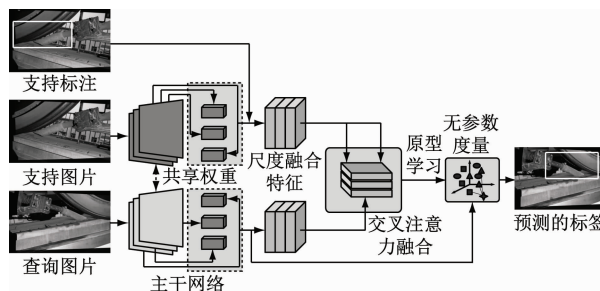


图 1 小样本轨道-车轮图像分割算法的工作流程

Fig. 1 Work process of small-shot track-wheel image segmentation algorithm

1.1 特征提取

近年来,利用预训练的 VGG-16(16 层可视化几何组)特征提取网络将输入图像映射到深度特征空间成为计算机视觉领域的标准步骤。此处采用预训练的 VGG-16 作为主干网络^[6],将支持分支和查询分支的输入地铁轨道-车轮图像映射到深度特征空间。不同于传统特征提取流程的是,分别提取了 VGG-16 网络的低层、中间层和高层特征,并重新组合为多尺度特征。值得注意的是,此处采用 1-way 1-shot 的学习示例阐述特征提取流程。

假设在输入至 VGG-16 网络的图片中,支持分支中的第 s 张支持图片为 I_s ,查询分支中的第 q 张查询图片为 I_q ,则利用 VGG-16 网络提取支持图片和查询图片的低层、中间层和高层特征为:

$$\begin{cases} \mathbf{F}_{s,l} = V(I_s), s = 1, 2, \dots, l \\ \mathbf{F}_{q,l} = V(I_q), q = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \mathbf{F}_{s,m} = V(I_s), s = l+1, l+2, \dots, m \\ \mathbf{F}_{q,m} = V(I_q), q = l+1, l+2, \dots, m \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \mathbf{F}_{s,h} = V(I_s), s = m+1, m+2, \dots, h \\ \mathbf{F}_{q,h} = V(I_q), q = m+1, m+2, \dots, h \end{cases} \quad (3)$$

式中:

$V(\cdot)$ ——VGG-16 主干网络的特征提取;

$F_{s,l}$ 、 $F_{q,l}$ ——支持图片和查询图片的低层特征向量;

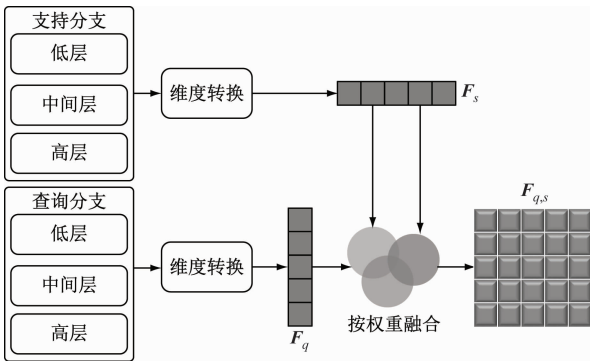
$F_{s,m}$ 、 $F_{q,m}$ ——支持图片和查询图片的中间层特征向量;

$F_{s,h}$ 、 $F_{q,h}$ ——为支持图片和查询图片的高层特征向量;

l 、 m 和 h ——主干网络对应的低层、中间层和高层的层数阈值。

1.2 特征交叉注意力

深度空间中,低层特征包含图像的底层结构,如边缘、纹理等信息;中间层特征是目标检测、语义分割和图像分类常用的特征表达,包含的空间语义信息较多,能够表示图像中的部分目标或局部结构;高层特征是更抽象的语义表示,主要包含物体的形状。一方面,在 16 倍率或者 32 倍率下的采样操作,极易造成深层特征信息的丢失^[7];另一方面,考虑到整张图像中轨道-车轮占比区域较小,仅采用中间层或高层特征不足以充分表示轨道-车轮区域。受启发于多尺度特征在小目标检测中的成功应用,本研究将地铁轨道-车轮图像的低层、中间层和高层特征进行尺度融合,构造多尺度特征,旨在提升捕获到的特征在空间中表达的鲁棒性和可靠性^[8-9]。所设计的尺度融合网络如图 2 所示。



注: F_s ——支持分支的高、中间和低层的融合特征向量; F_q ——查询分支的高、中间和低层的融合特征向量; $F_{q,s}$ ——支持多尺度融合特征和查询多尺度融合特征的交叉注意力融合特征向量。

图2 尺度融合网络结构

Fig. 2 Architecture of scale fusion network

图2中,尺度融合网络的输入包括支持分支的高、中间和低层融合特征,以及查询图片的高、中间层和低层融合特征^[10-11]。单一分支内的特征采用拼接的方式融合,跨分支间的特征采用交叉注意力融合方式进行尺度融合,即:

$$F_s = F_{s,l} \oplus F_{s,m} \oplus F_{s,h} \quad (4)$$

$$F_q = F_{q,l} \oplus F_{q,m} \oplus F_{q,h} \quad (5)$$

$$F_{q,s} = \text{softmax}\left(\frac{F_s(F_q)^T}{\sqrt{d}}\right)F_s \quad (6)$$

式中:

\oplus ——拼接操作;

$\text{softmax}(\cdot)$ ——特征向量 F_s 和 F_q 的按权重融合函数。

1.3 原型学习

支持分支和查询分支的输入虽然包含相同的语义类,但目标由于时间、周围环境和拍摄角度等因素的影响,导致相同类的不同图片之间存在很大的差异性^[12-13]。受此启发,利用平均池化策略^[14]将交叉注意力融合特征图转换为空间中类的抽象表示,即类的原型表示。为每个类建立特定原型,有助于缓解类间语义歧义的问题。第 j 类的原型向量计算为:

$$p_j = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \frac{\sum_{(x,y)} F_{q,s} \tau[L_{i(x,y)} = c]}{\sum_{(x,y)} \tau[L_{i(x,y)} = c]} \quad (7)$$

式中:

$\tau[\cdot]$ ——真值函数,如果括号中的判别式为真则值为 1,否则为 0;

K ——支持样本的个数;

$L_{i(x,y)}$ ——第 i 个支持样本图片在位置 (x,y) 处的真实掩码。

利用式(7)为轨道-车轮前景建立类的 n 个特定原型表示,并将轨道-车轮类的原型合并,即可得到原型向量集 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_j, \dots, p_n\}$ 。 P 可用于指导与之同类的查询图片中未标注轨道-车轮所在区域的定位与分割。

1.4 未标注轨道-车轮的分割

当前利用原型指导查询图像中未知新类的定位与分割方法主要包括有参数学习和无参数学习两大类,虽然有参数学习的方式分割性能较高,但该类网络涉及的超参数较多,算法的性能仍然依赖大量带有标注的数据,优化难度较大。本文研究的地铁轨道-车轮图像数据极其有限,仅利用有限标注的地铁轨道-车轮数据训练上述有参数学习的度量网络^[13,15-16],极易导致训练的算法出现子优化问题,影响未标注轨道-车轮区域的定位与分割性能。为此,采用无参数的度量方式计算原型集 P 和 F_q 之间的相似度,具体计算流程如图 3 所示。

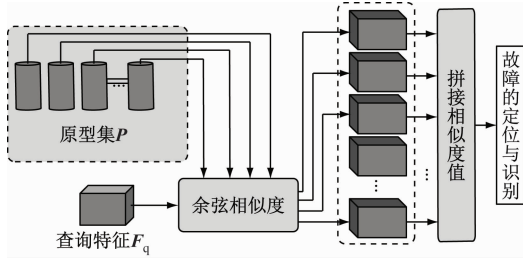


图3 无参数度量流程

Fig.3 Non-parametric metric process

此处,采用余弦相似度度量方法计算,即:

$$S_j = \frac{\mathbf{F}_q \cdot \mathbf{P}_j}{|\mathbf{F}_q| |\mathbf{P}_j|}, \quad \mathbf{P}_j \in \mathbf{P} \quad (8)$$

式中:

S_j ——查询特征向量 \mathbf{F}_q 和原型向量集 \mathbf{P} 上第 j 个原型 \mathbf{P}_j 之间的余弦相似度值;

\mathbf{F}_q ——查询特征向量;

$|\cdot|$ ——向量的模。

计算查询特征向量 \mathbf{F}_q 上每一像素与原型之间的相似度值,并将所有相似度值进行拼接。整张特征图的最大相似度值 M 为:

$$M = \sum_{(x,y)} \sum_{i=1}^n \operatorname{argmax}(S_j) \quad (9)$$

式中:

$\operatorname{argmax}(\cdot)$ ——最大相似度函数。

根据 M 快速分割出查询图片中未标注的轨道-车轮。此外,为了优化所提出的小样本地铁轨道-车轮图像分割算法,利用交叉熵损失函数端到端进行训练,强化原型的表达能力。

2 性能试验

为了验证小样本轨轮图像分割算法的有效性 & 精度,本研究选择 FCNs(全卷积神经网络)算法、Deeplabv3p 算法、U-Net 算法、OCRNet 算法作为对比算法,采用相同的自建数据集和评价指标进行精度对比试验^[17-18]。为了探究不同模块在分割性能提升中扮演的角色,还对不同变体方法进行了消融试验^[19-21]。

2.1 数据集与评价指标

采用的地铁轨道-车轮图像数据集依托某铁路局,采集设备采用佳能 EOS R8 RF 24-50 搭载 STM(步进马达)镜头。所拍摄的图片统一为 448 像素 × 448 像素,并经过旋转、遮挡、部分裁剪、滤镜等方式进行数据增强,最后获得 560 张图片作为训练集,并

按照 7:3 的比例划分为 Base 集和 Novel 集。

采用 mIoU(平均并交比)和 FB-IoU(前景背景并交比)作为评价指标。IoU(并交比)指所有类别真实值和预测值的交集和并集之比,FB-IoU 为前景背景二分类分割评价指标。

2.2 试验环境

本文所有试验均基于 WINDOWS 10 操作系统,搭载 cuDNN 深度学习加速库、PyTorch 深度学习框架,采用 NVIDIA GeForce RTX 4060 8 GB 显卡,使用 Python 3.7.1 编程语言。初始学习率为 0.001,采用 SGD(随机梯度下降)优化器,迭代次数为 60 次,批次大小设定为 8。

2.3 对比试验的结果

对比试验结果如表 1 所示。

表1 不同算法的对比试验结果

Tab.1 Comparative experiment results of different algorithms

算法	mIoU / %	FB-IoU / %	时间开销 / ms
FCNs	59.63	71.80	61.33
Deeplabv3p	59.89	72.54	103.25
U-Net	60.85	73.24	149.86
OCRNet	64.43	71.85	92.08
小样本轨轮图像分割算法	66.17	78.21	58.70

分析表 1 可知,小样本轨轮图像分割算法的 mIoU 达 66.17%,FB-IoU 指标达 78.21%,说明小样本轨轮图像分割算法可以有效分割查询图片中未标注的地铁轨道-车轮。究其原因如下:

1) 小样本轨轮图像分割算法针对支持特征和查询特征分别提取低层、中间层和高层特征信息,有效弥补了单层特征信息量不足的问题。

2) 跨分支间的交叉注意力网络能有效捕获支持特征图和查询特征图中的共有语义,增强了特征表达的可靠性和泛化性,并且利用共有语义可以有效改善支持图片和查询图片中轨道-车轮外观形态、尺度等变化导致的语义偏差问题,交叉注意力融合前后的特征聚焦效果对比如表 2 所示。





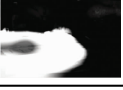



由表 2 可以看出,融合后的特征更多聚焦轨道-车轮区域或边缘部分,达到了预期效果。

为了进一步探究不同支持样本对查询图片中未标注轨道-车轮分割性能的影响,进行了多支持样本试验,得到支持样本与分割性能之间的关联曲

线,如图4所示。

表2 交叉注意力融合后的特征聚焦效果对比

Tab.2 Comparison of feature focusing performance after cross-attention fusion

类型	图片1	图片2	图片3	图片4
原始图片				
融合图片				

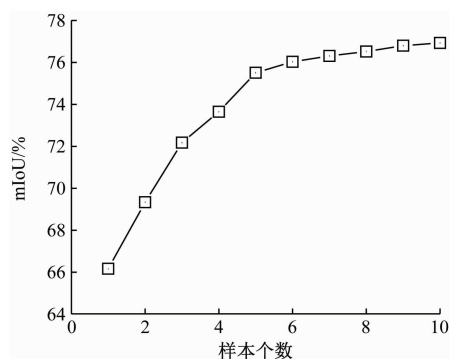


图4 支持样本与分割性能之间的关联曲线

Fig.4 Relationship curve between support samples and segmentation performance

由图4可以看出,随着支持样本的增加,查询图片中未标注轨道-车轮的分割性能呈现增加趋势。尤其在前期支持样本较少时,分割性能随着样本增加呈现快速增长趋势;后期随着支持样本的增加,分割性能虽有增加,但增加效果不明显。经分析,一定数量的支持样本可以有效补充信息,但当样本量增多到一定程度后,算法已经完全适应了多种支持样本间的变化,其新挖掘的信息非常有限,导致分割性能增长趋势不明显。

2.4 消融试验

基于分支内多尺度及跨分支间交叉注意力设计了小样本轨轮图像分割算法的消融试验。消融试验结果如表3所示。

表3 消融试验结果

Tab.3 Ablation experiment results

分支内多尺度	跨分支间交叉注意力	mIoU/%	FB-IoU/%
×	×	48.92	65.37
√	×	57.61	70.36
×	√	62.83	72.90
√	√	66.17	78.21

注: ×表示当前变体方法中该模块不参与;√表示该模块用在当前变体方法中。

由表3可见:仅利用支持分支和查询分支内的中间层输出特征生成的原型,可以获得48.92%的mIoU和65.37%的FB-IoU;利用中间层的输出特征建立跨分支间的交叉注意力,可以获得62.83%的mIoU和72.90%的FB-IoU;多尺度融合特征后,mIoU提高了17.76个百分点,FB-IoU提高了7.63个百分点;结合跨分支间的交叉注意力后,小样本轨轮图像分割算法的mIoU进一步提高至66.17%,FB-IoU提高至78.21%。

由此可见,结合分支内多尺度和跨分支间交叉注意力模块,可以获得最佳的分割性能,验证了本文算法设计的合理性。

3 结语

在不同场景、不同时间段下拍摄的相同类图片存在很大的差异性。针对类间或类内差异性较大导致地铁轨道-车轮图像分割算法性能不佳的问题,本文提出了一种基于交叉注意力网络的小样本地铁轨道-车轮图像分割算法。主要解决了以下问题:

1) 将小样本学习网络引入地铁轨道-车轮图像的分割任务中,有效缓解了逐像素标注成本高导致的算法泛化性不强问题。

2) 通过提取分支内低层、中间层和高层特征,有效缓解了图像内轨道-车轮占比区域较小导致的分割性能不佳问题。此外,这种多尺度融合特征也有助于捕获更多有价值的信息。

3) 建立分支间的交叉注意力网络,挖掘双分支共有语义,能有效提升目标前景原型的鲁棒性和泛化性。

未来,可通过采集不同角度和场景下的真实地铁轨道-车轮图像来进一步提升小样本语义分割算法的泛化性能和鲁棒性。此外,探究细粒度的轨道-车轮故障图像分割也是很有价值的研究。

参考文献

- [1] 曹义亲,武丹,黄晓生. 基于改进蚁群算法的轨道缺陷图像分类[J]. 计算机科学, 2019, 46(8): 292.
CAO Yiqin, WU Dan, HUANG Xiaosheng. Track defect image classification based on improved ant colony algorithm[J]. Computer Science, 2019, 46(8): 292.
- [2] 陈文婷,罗文婷,李林,等. 基于2D与3D激光图像的轨道扣件状态智能检测[J]. 仪表技术与传感器, 2022(11): 88.
CHEN Wenting, LUO Wenting, LI Lin, et al. Intelligent detection of track fastener status based on 2D and 3D laser images[J].

- Instrument Technique and Sensor, 2022(11): 88.
- [3] 许贵阳, 李金洋, 白堂博, 等. 基于改进 Mask R-CNN 的轨道扣件状态检测方法[J]. 中国铁道科学, 2022, 43(1): 44.
- XU Guiyang, LI Jinyang, BAI Tangbo, et al. Detection method of track fastener state based on improved mask R-CNN [J]. China Railway Science, 2022, 43(1): 44.
- [4] 韩强, 刘俊博, 冯其波, 等. 基于多层级特征融合的钢轨表面损伤检测方法[J]. 中国铁道科学, 2021, 42(5): 41.
- HAN Qiang, LIU Junbo, FENG Qibo, et al. Damage detection method for rail surface based on multi-level feature fusion [J]. China Railway Science, 2021, 42(5): 41.
- [5] 侯博文, 杨晓, 高亮, 等. 基于深度残差网络的轨道结构病害识别[J]. 铁道学报, 2020, 42(8): 100.
- HOU Bowen, YANG Xiao, GAO Liang, et al. Identification of track structure diseases based on deep residual network [J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(8): 100.
- [6] ZAFAR A, AAMIR M, MOHD NAWI N, et al. A comparison of pooling methods for convolutional neural networks [J]. Applied Sciences, 2022, 12(17): 8643.
- [7] TAMMINA S. Transfer learning using VGG-16 with deep convolutional neural network for classifying images [J]. International Journal of Scientific and Research Publications (IJSRP), 2019, 9(10): 9420.
- [8] LI P, ZHAO G, XU X. Coarse-to-fine few-shot classification with deep metric learning [J]. Information Sciences, 2022, 610: 592.
- [9] CLARK A, MOORMAN B, WHALEN D, et al. Segmentation and classification of pléiades satellite imagery for complex shoreline proxy delineation in the western Canadian Arctic [J]. Journal of Coastal Research, 2025, 41(3): 391.
- [10] ABUALIGAH L, ALMOMANI M H, ALI ALOMARI S, et al. A control-driven transition strategy for enhanced multi-level threshold image segmentation optimization [J]. Egyptian Informatics Journal, 2025, 30: 100646.
- [11] YI Y, HE Y, LI H, et al. MFNet: Multi-fusion network for medical image segmentation [J]. Digital Signal Processing, 2025, 163: 105219.
- [12] YU X, TENG L, DUAN Z, et al. Bias-variance decomposition knowledge distillation for medical image segmentation [J]. Neurocomputing, 2025, 638: 130230.
- [13] CUI K, MA C, WANG H, et al. A perception network for improved segmentation of endoscopic polyp images with enhanced detail [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 281: 127518.
- [14] CAI J, LI H, TAN M, et al. Cross-modal generalizable medical image segmentation with dual-domain deformable transformer and multitask adaptation [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 277: 127249.
- [15] ELIJAS-PARRA C, CARTWRIGHT-TAYLOR A, MAIN I G, et al. Controls on shear band orientation in deforming porous rocks: Insights from improved microcrack segmentation method [J]. Journal of Structural Geology, 2025, 196: 105404.
- [16] CHEN Z, HU M, CHEN B. Thermal image-guided complementary masking with multiscale fusion for multi-spectral image semantic segmentation [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 150: 110569.
- [17] WEI Q, MIAO T, YAO H, et al. Semantic segmentation for remote sensing images using multi-layer semantic Markov random field with semantic text information [J]. Digital Signal Processing, 2025, 162: 105174.
- [18] ZENG M, TAO M, LI R, et al. Tracking NO₂ and CO pollution hotspots at provincial scale in China with TROPOMI observations and image segmentation method [J]. Atmospheric Environment, 2025, 351: 121176.
- [19] FU G, CUI W, YANG M, et al. Imaging-aware extreme interaction network for choroidal neovascularization segmentation in OCT images [J]. Optics Communications, 2025, 583: 131615.
- [20] REZVANI S, FATEH M, JALALI Y, et al. FusionLungNet: Multi-scale fusion convolution with refinement network for lung CT image segmentation [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2025, 107: 107858.
- [21] CAI S, JIANG Y, XIAO Y, et al. TransUMobileNet: Integrating multi-channel attention fusion with hybrid CNN-Transformer architecture for medical image segmentation [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2025, 107: 107850.
- 收稿日期:2023-11-03 修回日期:2025-05-20 出版日期:2025-07-10
Received:2023-11-03 Revised:2025-05-20 Published:2025-07-10
· 通信作者:曹建新,高级工程师,317419638@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

敬请关注《城市轨道交通研究》微信视频号

《城市轨道交通研究》微信视频号聚焦轨道交通行业内的热点问题、焦点问题,以及新技术、新成果,邀请相关专业领域内的专家学者及高级管理人员以视频方式解读和评述,是您及时获知行业资讯、深度了解轨道交通各专业领域的最佳平台。您还可以通过该平台查阅往期论文、查询稿件进度、开具论文录用通知书。敬请关注。

