

联合测温贴片和计算机视觉的列车 关键部件超温监测算法

舒 冬^{1,2} 张贝嘉² 杨鸿泰¹

(1. 中铁第四勘察设计院集团有限公司, 430064, 武汉;

2. 中南大学交通运输工程学院, 410075, 长沙)

摘 要 [目的] 由于基于温度传感器的列车关键部件温度监测方案存在投资及运维成本高昂的问题, 难以满足大型工程项目中对该类部件温度监测广泛推广的需求, 因此, 亟须研发一种低造价且运维成本低的温度监测方案。[方法] 提出了一种融合测温贴片和计算机视觉的超温监测算法。该算法遵循“先定位、后分割、再计算”的识别逻辑。通过采用二分 k-means 聚类算法并引入注意力机制对 YOLOV3 算法网络进行优化, 实现了图像中测温贴片的精确定位; 在 U-Net++ 算法网络架构中嵌入主体边界分离模块, 并在损失函数中增加相应的边界监督项, 以增强边界分割效果, 提高测温贴片在图像中的分割精度; 对分割后的图像进行计算, 根据测温贴片变色的相对体积质量来判定超温结果。[结果及结论] 通过对 SSD 算法、Retina-Net 算法、YOLOV3 算法、YOLV4 算法及改进后的 YOLOV3 算法等 5 种算法的定位精度进行试验对比, 其定位准确率分别为 95.32%、97.15%、98.09%、98.36% 及 99.21%, 其中改进后的 YOLOV3 算法准确率接近 100%。同时, 对 DeepLabV3+ 算法、U-Net++ 算法及改进后的 U-Net++ 算法等 3 种算法的分割精度进行对比试验, 结果显示分割精准度分别为 95.97%、96.81% 及 98.36%, 改进后的 U-Net++ 算法表现最优。在真实测试集上进行的试验中, 改进算法达到了 99.30% 的准确率。

关键词 轨道交通列车; 超温监测; 机器视觉; 测温贴片; 多任务学习

中图分类号 TP3

DOI: 10.16037/j.1007-869x.2025.03.035

Critical Component Overheating Monitoring Algorithm Integrating Temperature-sensing Patches and Computer Vision Trains

SHU Dong^{1,2}, ZHANG Beijia², YANG Hongtai¹

(1. China Railway Siyuan Survey and Design Group Co., Ltd., 430064, Wuhan, China; 2. School of Traffic & Transportation Engineering, Central South University, 410075, Changsha, China)

Abstract [Objective] The present temperature sensor-based

monitoring solutions for critical train component temperature entail high investment and operation-maintenance costs, hindering the widespread adoption of such systems in large-scale engineering projects. Consequently, a low-cost and low-maintenance temperature monitoring solution is urgently needed.

[Method] A novel overheating monitoring algorithm integrating temperature-sensing patches and computer vision is proposed, which adheres to a 'locate, segment, and calculate' identification logic. Precise localization of temperature-sensing patches in images is achieved by optimizing the YOLOV3 algorithm with a binary k-means clustering algorithm and an attention mechanism. A main-boundary separation module is embedded in the U-Net++ network architecture, and corresponding boundary supervision terms are added to the loss function, so that boundary segmentation performance could be enhanced and segmentation precision of temperature-sensing patches in the image be improved. The segmented images are calculated and overheating results are determined by analyzing the relative volumetric in the color changes of temperature-sensing patches.

[Result & Conclusion] Comparative experiments are conducted on the positioning accuracy of five algorithms: SSD, Retina-Net, YOLOV3, YOLV4, and the improved YOLOV3, yielding their accuracies of 95.32%, 97.15%, 98.09%, 98.36%, and 99.21%, respectively, with the improved YOLOV3 approaching nearly 100%. For segmentation accuracy, comparative experiments are conducted among algorithms of DeepLabV3+, U-Net++, and the improved U-Net++, yielding their accuracies of 95.97%, 96.81%, and 98.36%, respectively, with the improved U-Net++ performing the best. In the test on a real dataset, the improved algorithm achieves an accuracy rate of 99.30%.

Key words rail transit train; overheating monitoring; machine vision; temperature sensing patch; multi-task learning

0 引言

轨道交通列车转向架作为确保列车安全运行

的核心组件,在行驶过程中,其相关部件因高速运转会产生高温。对转向架温度的有效监测是评估其健康状态的关键环节。当前,转向架温度的监测主要依赖于温度传感器,但这一方法伴随着较高的投资及运维成本。

计算机视觉技术已在轨道交通的多个在线监测领域得到应用。文献[1]提出了基于全卷积网络的轨枕和轨道弹力紧固件缺陷图像检测策略,而文献[2]则提出了基于改进 Mask R-CNN 技术的轨道扣件状态图像检测方法。测温贴片作为一种监测手段,能够根据温度达到不同临界阈值时产生的不可逆颜色变化,来反映转向架部件的温升情况。因此,结合计算机视觉与测温贴片技术,对转向架关键部件的温升异常进行监测成为可能。

基于上述研究成果及前期项目实践,本文提出了一种结合测温贴片和计算机视觉的转向架关键部件温度监测算法。该算法的主要创新点如下:

1) 设计了一种利用计算机视觉实现列车关键部件超温监测的算法。相较于传统的基于传感器的温度监测系统,本文提出的算法结合了测温贴片和计算机视觉,具有更高的监测准确率和更低的漏报率,为部件超温监测提供了新的解决方案。

2) 提出了一种用于测温贴片定位的改进 YOLOV3 算法网络。针对所构建的数据集,采用了效果更佳的聚类算法进行锚框重聚类,并嵌入了 CBAM(一种用于增强 CNN(卷积神经网络)性能的注意力模块)注意力机制,以增强网络对测温贴片

的定位能力。

3) 设计了一种用于测温贴片分割的改进 U-Net++ 算法网络。通过引入主体边界分离模块,将特征图的主体和边界进行分离,从而能够同时学习测温贴片的整体特征和边界特征,提高了分割精度。

1 算法研究

本文提出的联合测温贴片和计算机视觉的转向架关键部件超温监测算法遵循“先定位再分割”的检测流程,算法的整体框图如图 1 所示。

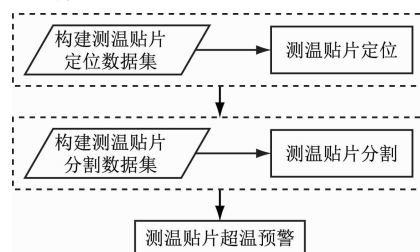
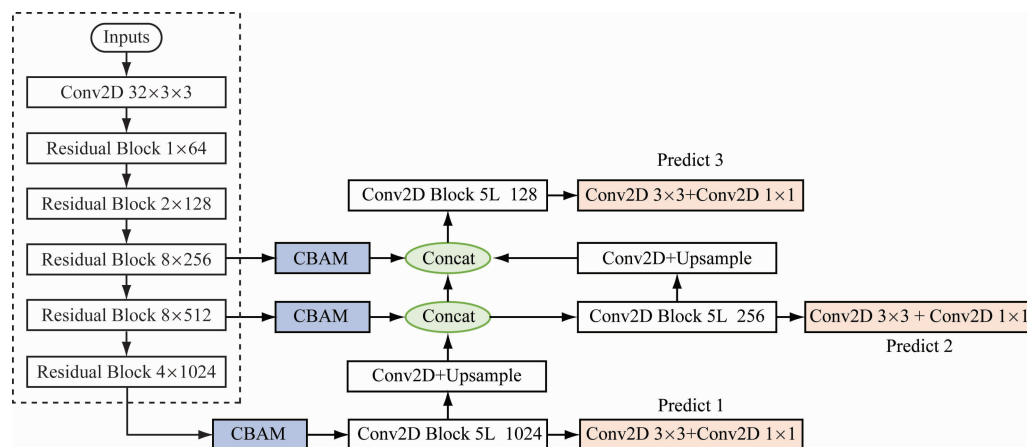


图 1 超温监测算法整体框图

Fig. 1 Overall block diagram of overheating monitoring algorithm

1.1 基于改进 YOLOV3 的测温贴片定位算法

测温贴片通常位于转向架关键部件表面的显眼位置。为确保对测温贴片的快速、精确定位,本文对 YOLOV3 算法^[3]进行了改进,主要包括 2 个方面:一是采用二分 k-means 聚类算法对所构建的测温贴片定位算法数据集进行聚类处理;二是引入 CBAM 注意力机制,以增强网络对测温贴片的专注能力。改进后的 YOLOV3 算法模型如图 2 所示。



注:Inputs—网络的输入层;Concat—拼接层;Predict 1—网络的检测头 1,余类同;Upsample—上采样特征图;Conv2D—卷积层;Residual Block 1×64—残差块中卷积核的大小为 1×1,该层的输出通道数为 64,余类同;Conv2D 3×3—二维卷积操作中,卷积核是一个 3×3 的矩阵,余类同。

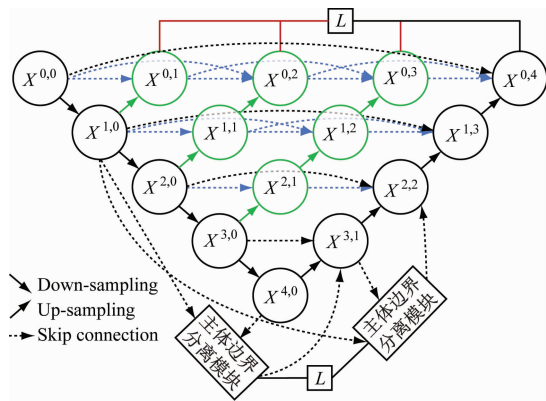
图 2 改进后的 YOLOV3 算法网络结构

Fig. 2 Improved YOLOV3 algorithm network structure

1.2 基于改进 U-Net ++ 算法的测温贴片分割

针对已定位的测温贴片,仍需进一步采用图像分割技术,以精准划分颜色变化区域,从而判断超温现象的存在。

本文采纳了经过改进后的 U-Net ++ 算法^[4]网络,对测温贴片实施深度分割。改进后的 U-Net ++ 算法网络结构如图 3 所示。优化的核心在于引入了主体边界分离模块,并在损失函数中整合了对应的边界监督项,旨在强化边界分割效果。



注: Down-sampling—下采样; Up-sampling—上采样; Skip Connection—跳跃连接; L —多任务损失函数。

图 3 改进后的 U-Net ++ 算法网络结构

Fig. 3 Improved U-net ++ algorithm network structure

1.2.1 主体边界分离模块

主体边界分离模块专注于特征图的处理,旨在实现物体主体与边界特征的有效分离。主体边界分离模块结构如图 4 所示。

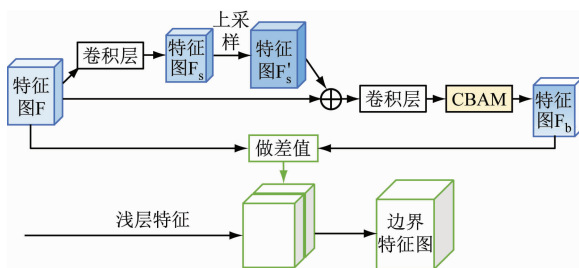


图 4 主体边界分离模块结构图

Fig. 4 Diagram of main boundary separation module structure

针对输入特征图 F , 首先通过卷积操作获取尺度缩减的特征图 F_s , 随后将 F_s 上采样至原始尺寸, 并与输入特征图 F 进行拼接。拼接后的特征图再经过卷积及 CBAM 注意力机制模块的处理, 得到富含语义信息的流场。最终, 通过可微线性采样技术, 提取出包含测温贴片主体部分的特征图 F_b , 具体流程如图 4 上半部分所示。

在主体边界分离模块中, 通过从特征图 F 中减去特征图 F_b , 可近似得到边界部分的特征图^[5], 如图 4 下半部分所示。在网络中, 该模块被 2 次应用, 分别针对尺度最小和倒数第二小的特征图进行处理。随后, 将得到的 2 个边界特征图采样至相同尺寸, 并对该边界监督图计算损失。

1.2.2 多任务损失函数

在对改进 U-Net ++ 算法模型进行训练时损失函数为两部分组成, 称之为多任务损失函数。 L 具体计算式为:

$$L = w_1 L(p, g) + w_2 L(p_e, e) \quad (1)$$

式中:

w_1, w_2 ——不同损失函数的权重系数, 分别取

1.0 和 0.3;

p ——模型对某图像的整体预测;

g ——该图像对应的标签;

p_e ——模型对该图像测温贴片边界的预测;

e ——测温贴片的边界标签。

$\text{Loss}(y_1, y)$ 表示二分类交叉熵损失, 具体计算式为:

$$\text{Loss}(\hat{y}, y) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y[i] \log \hat{y}[i] + (1 - y[i]) \log (1 - \hat{y}[i])) \quad (2)$$

式中:

y ——图像上的像素值;

N ——图上的像素总数;

i ——图像上的像素点。

2 试验环境与结果分析

2.1 试验环境

本文依托 Pytorch 深度学习框架, 设计并实现了试验验证所需的训练及测试代码。模型训练的超参数配置见表 1。

表 1 模型训练的超参数配置

Tab. 1 Setting of hyperparameters for model training

模型	批次大小	输入尺寸/像素	迭代次数/次	初始学习率	动量/学习率策略	学习率策略	梯度优化算法
定位模型	16	512 × 512	100	0.001	0.9	Poly	SGD
分割模型	32	256 × 256	100	0.001	0.9	Poly	SGD

分割模型所处理的图像源自定位模型的输出结果, 定位框的尺寸各异, 裁剪后的图像尺寸亦不相同。因此, 在将裁剪后的图像输入分割模型前, 需统一调整其尺寸为 256 像素 × 256 像素。

2.2 数据集及其预处理

本文所采用的数据集来源于某城市轨道交通系统的真实图像,数据集被划分为两部分:一部分用于定位模型的训练与测试,另一部分则用于分割

模型的训练与测试。定位模型所用的部分数据集图像如图5所示,图中展示了不同测温贴片在转向架上的不同位置,同时设置了负样本(测温贴片被胶带遮挡)以提高模型的鲁棒性。



a) 正常定位示例图1 b) 丢失示例图 c) 正常定位示例图2 d) 正常定位示例图3

图5 部分温度标识贴定位数据集

Fig.5 Partial temperature label sticker localization dataset

分割模型所用的部分数据集图像如图6所示,图中测温贴片的示数部分呈现出不同的变色情况,

白色区域表示化学物质未发生反应,而其他区域则因温度达到不同值而发生了颜色变化。



a) 正常分割训练集图像1 b) 正常分割训练集图像2 c) 异常分割训练集图像 d) 正常分割训练集图像3

图6 部分温度标识贴分割数据集

Fig.6 Partial temperature label sticker segmentation dataset

在用于定位和分割的数据集中,训练集均包含921张图像,测试集则均包含286张图像。定位图像由智能巡检机器人拍摄获取,而分割图像则是通过对定位图像进行裁剪得到的。

2.3 试验结果定量分析

对于定位算法,本文采用精确率 P_{re} 作为评价指标衡量改进后的YOLOV3算法模型性能,精确率越大则说明定位越精准。精确率具体计算式为:

$$P_{re} = Q_{TP} / (Q_{TP} + Q_{FP}) \quad (3)$$

式中:

Q_{TP} ——测温贴片被正确定位到的数量;

Q_{FP} ——非测温贴片但被模型认为测温贴片的数量。

本文用SSD算法、Retina-Net算法、YOLOV3算法、YOLOV4算法及改进后的YOLOV3算法进行对比,具体的试验结果如表2所示。

Retina-Net算法比SSD算法精度约高出2%,而YOLOV3算法比Retina-Net算法也高出约一个百分点,说明选YOLOV3算法作为基线网络效果是正确的;YOLOV4算法效果较YOLOV3算法更好一些,但是其网络更为复杂,计算量将更大;而本文提出的改进的YOLOV3算法准确率更接近于100%。

表2 不同定位模型精度对比

Tab.2 Precision comparison of different localization models

算法网络模型	精度/%
SSD	95.32
Retina-Net	97.15
YOLOV3	98.09
YOLOV4	98.36
Our Proposed	99.21

对于分割模型,本文通过mIoU(平均交并比)作为标准来评价改进的U-Net++算法的性能。mIoU值越大说明分割模型效果越好。mIoU值的计算式为:

$$mIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{P_{ii}}{\sum_{j=0}^k P_{ij} + \sum_{j=0}^k P_{ji} - P_{ii}} \quad (4)$$

式中:

k ——语义类别数量,取2;

i ——像素点的真实值;

j ——网络的预测像素值;

P_{ij} ——将类别 i 错误的预测为类别 j 的像素数量;

P_{ji} ——将类别 j 错误的预测为类别 i 的像素数量;

P_{ii} ——将类别 i 正确的预测为类别 i 的像素数量。

本文用 DeepLabV3 + 算法、U-Net ++ 算法及改进后的 U-Net ++ 算法进行试验对比,上述网络所用的骨架网络都是预训练的 ResNet34,具体的试验结果如表 3 所示。

表 3 不同分割模型精度对比

Tab. 3 Precision comparison of different segmentation models

网络模型	mIoU 值/%
DeepLabV3 + 算法	95.97
U-Net ++ 算法	96.81
Our Proposed 算法	98.36

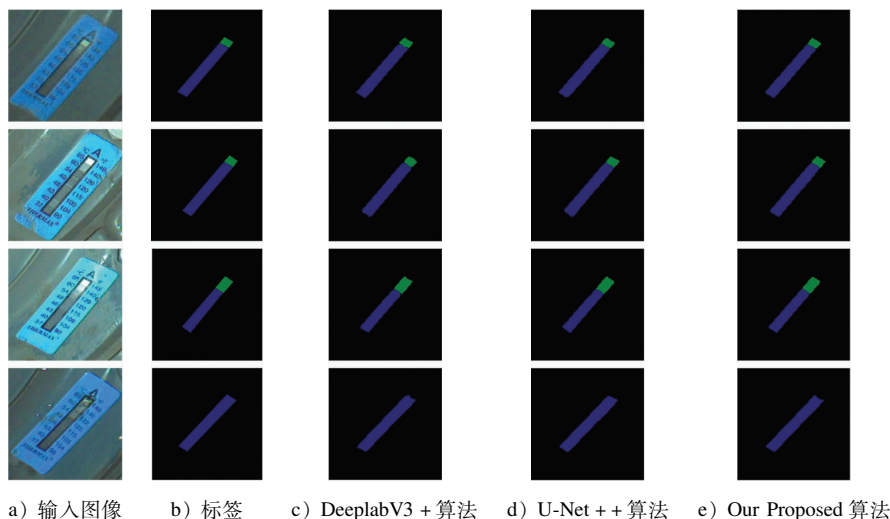


图 7 分割结果对比截图

Fig. 7 Comparison screenshot of segmentation results

在图 7 中,前四行展示了测温贴片部分变色的情况。分割模型将变色部分标记为蓝色,未变色部分标记为绿色,其余区域为黑色。所有参与试验的分割模型均能识别并分割出变色部分,但本研究提出的改进 U-Net ++ 算法在边界识别上更为平滑和准确,这对提高报警正确率至关重要。

2.5 超温预警结果分析

依据我国某地铁公司的数据,当测温贴片指示温度超过 65°C 时,视为超温现象。当测温贴片分割结果全为蓝色时,应触发预警。结合分割结果对测试集进行进一步分析,得到如表 4 所示的直观测试结果。

由表 4 可见:本研究提出的算法在正常和超温测温贴片的测试中均表现优异,准确率接近 100%,相较于其他算法具有更高的实用价值。

从表 3 中可以看出,本文所提的模型 mIoU 值高达 98.36%,效果最好;DeepLabV3 + 算法 mIoU 值接近 96%,U-Net ++ 算法效果较 DeepLabV3 + 算法 mIoU 值约高 1%;这说明主体边界分离模块与多任务损失函数的有效性。

2.4 试验结果定性分析

根据对比的定位算法结果,所有算法均能较好地定位测温贴片,其准确率的差异主要取决于对模拟故障图像的区分能力。图 7 为不同网络对同一输入图像的分割结果,从左至右依次为输入图像、对应标签、DeepLabV3 + 算法分割结果、U-Net ++ 算法分割结果以及本研究提出的网络分割结果。

表 4 测试结果

Tab. 4 Test results

模型名称	预测结果	正常测温贴片温度/ $^{\circ}\text{C}$	超温测温贴片温度/ $^{\circ}\text{C}$	准确率/%
DeepLabV3 + 算法	结果分布	244	31	96.15
U-Net ++ 算法	结果分布	247	32	97.55
Our Proposed 算法	结果分布	250	34	99.30

注:正常测温贴片温度不超过 251°C ;超温测温贴片温度不超过 35°C 。

3 结语

本研究提出了一种结合测温贴片和计算机视觉的列车关键部件温度监测算法。通过“定位-分割-计算”的识别流程,有效判断测温贴片是否超温。该算法可配合智能巡检机器人,实现对列车转向架关键部位的温度实时监测,解决人工检测效率低的

问题。采用改进后的YOLOV3算法在大图中精确定位测温贴片并进行裁剪;随后对裁剪后的图像进行语义分割,区分测温贴片的正常与变色部分;最后根据分割结果计算变色部分占整个测温贴片的比例,判定是否超温。试验验证显示,所提算法准确率高达99.46%,满足列车巡检需求。

参考文献

- [1] 马茜. 基于图像识别技术的轨道交通缺陷检测研究[J]. 计算技术与自动化, 2022, 41(1): 117.
MA Qian. Research on rail transit defect detection based on image recognition technology[J]. Computing Technology and Automation, 2022, 41(1): 117.
- [2] 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.
- [3] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. [2022-08-10]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767v1>.

- [4] ZHOU Z, RAHMAN SIDDIQUEE M M, TAJBAKHS N, et al. UNet++: a nested U-Net architecture for medical image segmentation[C]//Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support. Cham: Springer International Publishing, 2018: 3.
- [5] LI X, LI X, ZHANG L, et al. Improving semantic segmentation via decoupled body and edge supervision[C]//Computer Vision-ECCV 2020. Cham: Springer International Publishing, 2020: 435.
- [6] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//Computer Vision-ECCV 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018: 3.

· 收稿日期:2022-12-16 修回日期:2023-05-04 出版日期:2025-03-10
Received:2022-12-16 Revised:2023-05-04 Published:2025-03-10
· 通信作者:舒冬,高级工程师,sd8572663@163.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185页)

- XU Qiang, ZHU Yongquan, LEI Shengxiang, et al. Improved stochastic medium theoretical model for predicting deformation of existing tunnels and strata caused by excavation of new undercrossing tunnels[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2023, 45(2): 301.
- [2] 金大龙. 盾构隧道群下穿既有地铁运营隧道变形机理及控制研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
JIN Dalong. Study on deformation mechanism and control of shield tunnels under existing subway operation tunnels[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.
- [3] LIU B, YU Z, ZHANG R, et al. Effects of undercrossing tunneling on existing shield tunnels[J]. International Journal of Geomechanics, 2021, 21(8): 1.
- [4] 李伟平, 张君臣, 文冲, 等. 盾构下穿施工对高速铁路无砟轨道变形影响的解析算法及验证[J]. 铁道标准设计, 2023, 67(5): 94.
LI Weiping, ZHANG Junchen, WEN Chong, et al. Analytical algorithm and verification of shield tunneling influence on ballastless track deformation of high speed railway[J]. Railway Standard Design, 2023, 67(5): 94.
- [5] 张文正. 盾构下穿北京地铁13号线望京西站站房基础变形及

数值分析[J]. 隧道建设, 2014, 34(3): 226.

- ZHANG Wenzheng. Deformation of and numerical analysis on foundation of Wangjingxi Station on Line 13 of Beijing Metro caused by shield tunneling below[J]. Tunnel Construction, 2014, 34(3): 226.
- [6] 杜苗鸿, 梁玉雄, 张锋. 地下通道与下穿轨道交通共建案例分析[J]. 城市道桥与防洪, 2022(10): 179.
DU Miaohong, LIANG Yuxiong, ZHANG Feng. Analysis of co-construction of underpass and under-crossing rail transit[J]. Urban Roads Bridges & Flood Control, 2022(10): 179.
- [7] 谭忠宏. 昆明轨道交通4号线下穿对既有2号线的影响及变形控制技术研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2021.
TAN Zhonghong. Influence of Kunming Rail Transit Line 4 under-crossing on existing Line 2 and research on deformation control technology[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2021.

· 收稿日期:2024-08-10 修回日期:2024-09-02 出版日期:2025-03-10
Received:2024-08-10 Revised:2024-09-02 Published:2025-03-10
· 通信作者:顾章川,高级工程师,16764022@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

欢迎订阅《城市轨道交通研究》

服务热线 021—56830728 转 821