

融合自注意力机制与深度学习的高速公路标线 逆反智能识别方法

田广策¹
TIAN Guangce

摘要

高速公路标线逆反识别中,特征提取易受数据转换损失影响,导致标线逆反射强度峰值识别结果与实际物理特性存在偏差,为此,文章提出一种融合自注意力机制与深度学习的高速公路标线逆反智能识别方法。在交通安全设施领域,以交通标志为例,其逆反射性能对于夜间行车安全至关重要。首先,利用自注意力机制优化生成 Cross Entropy Loss 识别损失函数,并结合深度学习进行二分类转换,以精确计算交通标志逆反智能识别的特征权重,生成对应的注意力特征函数;随后,通过局部快速降维处理及多矩阵运算剔除噪声,对特征进行回归处理,极值转换计算模型样本估计量;最后,融合自注意力机制赋予特征元素注意力权值,构建识别模型,实现交通标志逆反智能识别,有效提升夜间行车安全。实验结果表明,所提方法应用后,在不同可见度场景下获取的识别逆反射强度极值与实际值重叠度较高,未出现显著波峰边界差异问题,具有高精度鲁棒性。

关键词

自注意力机制;深度学习;高速公路;标线逆反;智能识别

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.02.014

0 引言

在高速公路交通系统中,交通安全设施是保障行车安全、引导交通流有序运行以及提升道路通行效率的关键要素。其中,高速公路标线作为重要的交通安全设施之一,其清晰、准确地识别对于驾驶员正确判断车道位置、遵循交通规则以及避免交通事故至关重要^[1]。尤其在夜间、恶劣天气或逆光等复杂环境下,高速公路标线因逆反光特性虽能在一定程度上反射光线以增强可见性,但同时也给标线的智能识别带来了巨大挑战。准确识别高速公路标线逆反特性所呈现的视觉信息,对于智能交通系统(intelligent transportation system, ITS)中的自动驾驶辅助、交通流量监控与管理以及道路养护决策等应用场景均具有不可忽视的重要意义。

目前,众多学者针对此开展研究,并已经取得一定研究成果。如霍俊好等^[2]提出一种基于混合模型的高速公路标线逆反智能识别方法,其主要结合机器学习与 Logistic 模型提取多维度公路标线属性特征,进行关键因素感知,确定识别因素与效应标量,降低感知失效概率,再利用 SHAP 进行识别特征变化解析,获取识别结果。该方法识别过程中易受交互效应影响,导致标线识别逆反射强度峰值与实际不一致,识别效果不佳。何银鑫等^[3]提出一种基于多损失融合和混淆注意力的高速公路标线逆反智能识别方法,其主要结合车载

激光点云阈值确定标线反射强度与密度分布状态,判断标线的对比度关系,再进行注意力感知标定,生成智能识别中心。该方法易受基准网络解码关系变化影响,导致标线识别逆反射强度峰值与实际不拟合。胡敏等^[4]提出一种基于深度学习的高速公路标线逆反智能识别方法,其主要搭建了深度学习识别拓扑关系,先进行有效的几何表达空间信息转换,再结合道路差异属性要素获取独立土层,处理不同属性的识别信息,得到智能识别结果。该方法应用时易受道路空间形状变化影响,标线识别逆反射强度峰值与实际存在偏差,导致标线逆反识别效果不佳。董侨等^[5]提出一种基于目标检测算法与迭代阈值分割的高速公路标线逆反智能识别方法,其先利用 BiFormer 进行 YOLOv5 目标检测,快速定位道路标线区域,完成框选,再利用快速迭代阈值分割对候选标框进行有效提取,实现对比度评估,完成智能识别。该方法易受迭代阈值变化影响,导致标线识别逆反射强度峰值与实际偏差较高,难以准确实现标线逆反识别。

基于上述方法存在的问题,本文提出了一种融合自注意力机制与深度学习的高速公路标线逆反智能识别方法。在高速公路交通安全设施体系中,清晰精准的标线、路侧标识等设施信息是保障行车安全的关键指引。自注意力机制与深度学习可针对这些设施,依据其空间区域相关性构建特征依赖关系,动态聚焦设施关键区域、完成“智能焦距调整”,有效过滤雨雾干扰、反光杂波等无关噪声。后续经卷积深度提

1. 海南中咨泰克交通工程有限公司 海南海口 570100

取特征、数据增强模拟复杂场景，提升设施识别泛化力，降低识别误差损失。

1 高速公路标线逆反智能识别设计

1.1 提取交通标志逆反识别特征

针对交通标志逆反智能识别样本较多，识别难度较高的问题，本研究考虑正负样本的不均衡关系，结合自注意力机制与深度学习提取了交通标志逆反识别特征。

本次将 U-Net 模型作为编码器，恢复识别采集图像的尺度与位置信息，确定隐含层特征维数关系，构建交通标志逆反智能识别网络。

网络第一层为输入层，利用 2 尺寸卷积图获取特征图像强度处理方式 F_w ，用公式表示为：

$$F_w = \sigma_s(W_d \cdot I_w + b_a) \quad (1)$$

式中： σ_s 代表激活函数； W_d 代表卷积核权重矩阵； I_w 代表输入待识别图像； b_a 代表识别偏置初始值。

第二层至第五层为编码器部分，设置了池化层，结合深度学习进行训练压缩，处理式 F_L 用公式表示为：

$$F_L = \text{POOL}(F_w) \quad (2)$$

式中：POOL 代表池化压缩处理。

第六层至第九层为解码器，由 4 个相同解码块组成，通过 BN/ReLU 激活函数连接。通过上述特征识别网络可以输出双通道分类特征，结合 SoftMax 激活函数计算标线逆反射特征参数 P_{CDD} ，用公式表示为：

$$P_{\text{CDD}} = \text{Soft}(F_L) \frac{\exp(F_w)}{\exp(F_L)} \quad (3)$$

式中：Soft(F_L) 代表特征参数概率分布。

受识别正负样本数量变化影响，上述获取的反射特征函数存在局部最小值，导致严重的识别偏离，可以利用自注意力机制优化生成 Cross Entropy Loss 识别损失函数 L_{CE} ，用公式表示为：

$$L_{\text{CE}} = -\frac{P_{\text{CDD}}}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C y_{ij} \log p_{ij} \quad (4)$$

式中： N 代表识别像素点数量； y_{ij} 代表像素点识别损失真实值； p_{ij} 代表预测识别损失结果； C 代表识别像素类数量。

由此结合深度学习进行二分类转换，得到转换后的识别损失函数 L_{CE}' ，其公式为：

$$L_{\text{CE}}' = -\frac{P_{\text{CDD}}}{N} \sum_{i=1}^N y_i \log p_i \quad (5)$$

式中： y_i 代表优化后的逆反智能识别损失值； p_i 代表优化后预测的逆反识别损失值。由此可以进行 Dice 描述，计算此时的特征识别权重 L_{Dice} 公式为：

$$L_{\text{Dice}} = 1 - \frac{2 \sum_{i=1}^N y_i p_i}{L_{\text{CE}}' + \sum_{i=1}^N p_i + \varepsilon} \quad (6)$$

式中： ε 代表识别平滑常数。通过上述特征识别权重可以判断识别信息状态，利用自注意力机制赋予特征元素注意力权重^[10]，进行信息标定，标定式 scores 用公式表示为：

$$\text{scores} = \frac{L_{\text{Dice}}}{QK} \cdot \sqrt{d_k} \quad (7)$$

式中： Q 表示查询矩阵； K 表示键矩阵； d_k 代表标定维度。由此可以抑制无关特征对识别结果造成的影响，标线逆反智能识别注意力特征函数 F' 为：

$$F' = L_{\text{Dice}} \cdot M(F) \otimes F \quad (8)$$

式中： $M(F)$ 代表输入特征图； F 代表通道注意力标定后的特征图。根据该识别注意力特征函数可以进行全局池化压缩处理，通过全连接层与激活状态重新标定原特征。此时由 Sigmoid 激活函数衡量逆反识别参数的重要状态，进行局部快速降维处理，结合相邻 K 通道消除标定不良影响。

识别特征提取涉及的计算资源较多，难以进行空间语义分配，容易产生大量针对性噪声，不满足空间位置的权重变化要求，研究方法利用 CBAM 深度学习混合注意力中心重新调整识别输入值，提取的高速公路标线逆反智能识别特征 s ，用公式表示为：

$$s = F' \cdot \sigma(W + b) \cdot X_k \quad (9)$$

式中： σ 代表注意力输出结果； W 代表特征激活参量； b 代表标定偏置； X_k 代表识别特征任务。

结合上述识别特征可以完成全局 Pooling 操作，进行多矩阵运算，剔除针对性噪声，为构建后续的逆反智能识别模型做参考。

1.2 构建交通标志逆反智能识别模型

在交通系统中，交通标志作为重要的视觉引导元素，其逆反射性能直接关系到夜间或低光照条件下的可视性，进而影响行车安全。然而，由于长期暴露于自然环境中，交通标志可能会出现逆反射性能下降的情况，因此构建能够智能识别交通标志逆反射效区域的模型显得尤为重要。

在图像识别处理中，采用复合优化策略提升高速公路标线逆反识别性能：首先，通过自适应直方图均衡化与动态阈值分割技术克服夜间光照不均的干扰，并利用非局部均值去噪算法精准保留标线边缘细节；在特征提取阶段，基于 U-Net 编码器构建跨层特征连接机制，将浅层纹理特征与深层语义特征进行通道拼接，同步捕捉玻璃珠脱落等微观光学变化和标线的宏观空间布局；在解码过程中采用渐进式上采样架构，每层解码块嵌入空间注意力模块，通过计算特征区域响应权重实现逆反射失效区域的自动聚焦，并联合通道注意力完成像素级特征重要度排序；为增强多尺寸缺陷识别能力，构建金字塔式框架，在特征图尺度并行预测逆反射参数，经 FPN 结构融合多尺度特征后，通过双线性插值恢复原始分辨率；针对样本不平衡问题，设计自适应焦点损失函数动态调整类

别权重，结合 Dice 系数损失强化形状感知，从而提升复杂场景下的模型鲁棒性。假设提取的特征表示为向量 $\mathbf{F}$ ，其计算公式为：

$$\mathbf{F} = \text{Encoder}(\mathbf{I}) \tag{10}$$

式中： $\mathbf{I}$ 表示输入图像；Encoder表示编码过程。

随后，基于提取的特征进行回归处理，构建交通标志逆反智能识别模型。该模型通过最小二乘估计等方法，综合考虑位置参数对识别结果的影响，确定模型样本估计量。假设回归模型 $\mathbf{Y}$ ，其计算公式为：

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X} + \mathbf{b} \tag{11}$$

式中： $\mathbf{X}$ 为特征向量； $\mathbf{W}$ 为权重矩阵； $\mathbf{b}$ 为偏置项。

通过极值转换计算模型样本估计量，进一步计算模型修正可决系数 R^2 作为关键指标，以评估模型的准确性和可靠性。其计算公式为：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \tag{12}$$

式中： y_i 为真实值； $\hat{y}_i$ 为预测值； $\bar{y}$ 为均值。

最终，通过模型验证与优化，可以得到一个能够准确识别交通标志逆反失效区域的智能模型，为交通安全设施的维护与管理提供有力支持，有效提升道路交通的安全性。

2 实验分析

2.1 参数与准备

该项目位于内蒙古自治区锡林浩特市正蓝旗，涉及公路标线桩号为：主线 K287+000-K320+000、辅道 FK112+000-FK149+000。如打入困难时，可采用钻孔法或开挖法安装立柱，分层夯实（每层厚不得超过 15 cm），考虑到护栏结构对景观及驾驶员的视线诱导的影响，立柱安装就位后，应立即进行垂直度位置，标高的检查。为消除路侧标志表面产生的眩光，安装后的标志应能避开车前灯光束的直射。门架标志的垂直轴应向后倾成有效角度。对于路侧标志，标志板内缘距土路肩边缘不得小于 250 mm。选取 RP-R12 便携式测量仪作为数据采集仪器，采集动态的道路标线反射强度信息，将 SIDI 作为实验车辆，生成实验平台。该实验平台内置 RS-Ruby 激光雷达与 RS-Bpearl 补盲雷达，组成结构与采集示意图如图 1 所示。上述实验平台将 Mobileye 作为工控核心，RS-Reference 作为采集架构，限制垂直 / 水平位置均方根误差，获取车辆在若干实验道路与多环境条件下的实验数据。实验过程中需要保持采集车辆运行速度适中，通过 CSV 存储获取的公路标线逆反射系数。逆反射测量仪主要以特定角度照射识别区域，通过 LED 光学系统模拟车辆灯光照射状态。设置的测量仪观察角度为 1.05°、入射角度为 88.76°，互补角为 24°，完成有效校准。本次实验激光雷达几何结构如图 2 所示。

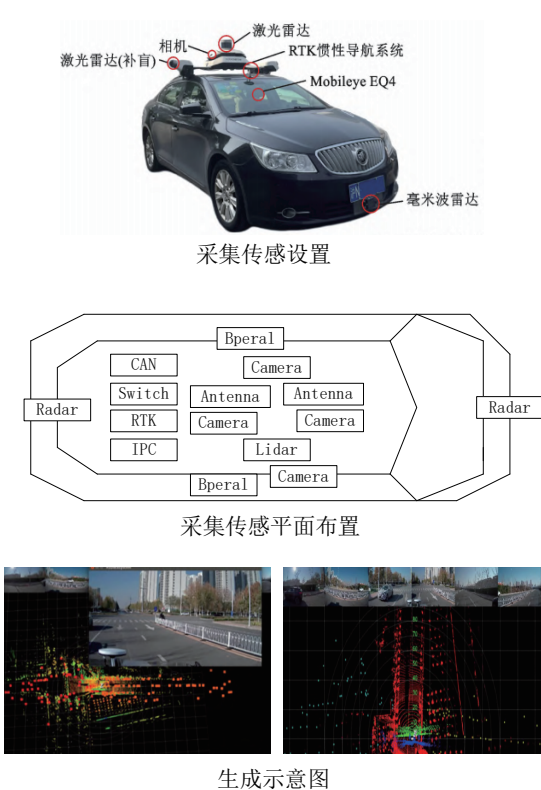


图 1 实验平台组成结构与采集示意图

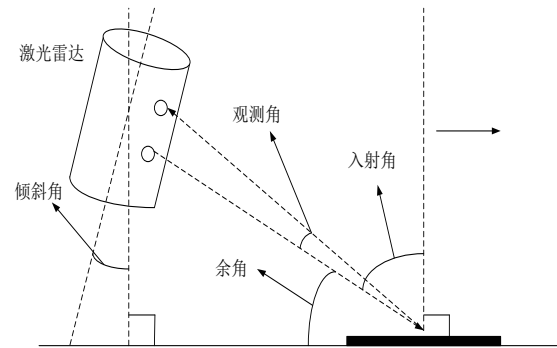


图 2 实验激光雷达几何结构

由图 2 可知，结合上述几何结构可以对标线进行有效匹配，本次设置的实验参数及开发环境如表 1~2 所示。由表 1~2 可知，待上述参数设置完毕后可以进行标线模板匹配，将 GB5768 作为实验标准提取标线特征，输出高速公路标线逆反智能识别结果。

表 1 实验参数

参数	数值
激光等级	1 级
激光线数类型	单线
视场角	330°
扫描速度	550 000 点 /s
扫描频率	200 Hz

表 2 开发环境

类型	型号
处理器	Intel Core i5 13600KF
显卡	RTX 4070Ti
内存	DDR4
主板	ASUS B660M
开发语言	Python 3.8
操作系统	Windows 11

2.2 高速公路标线逆反智能识别目视结果

采用搭载上述传感装置的激光雷达中心扫描采集识别数据,进行 LAS 格式转换,随机抽取研究路段 A、B、C、D、E 区域标线,通过 ArcGIS 进行道路标线信息标注,划分实验数据集,保证子图像大小为 512 px×512 px,得到的高速公路标线逆反智能识别目视结果如图 3 所示。

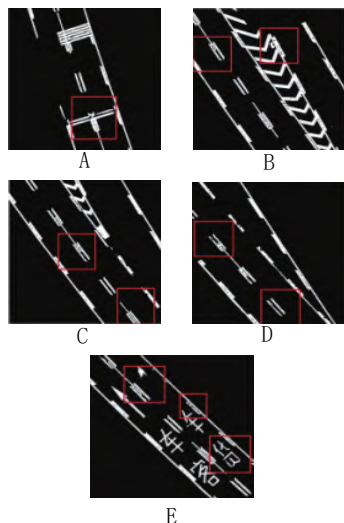


图 3 高速公路标线逆反智能识别目视结果

由图 3 可知,研究方法在不同路段下均能有效获取清晰均匀的高速公路标线逆反图像,特征强度明显,满足识别要求,证明研究方法的自适应状态良好,具有可行性。

2.3 高速公路标线逆反智能识别归一化逆反射系数结果

设置不同的观测角、垂直入射角、水平入射角,通过 RS-Reference 采集架构得到的高速公路标线逆反智能识别归一化逆反射系数结果如图 4 所示。

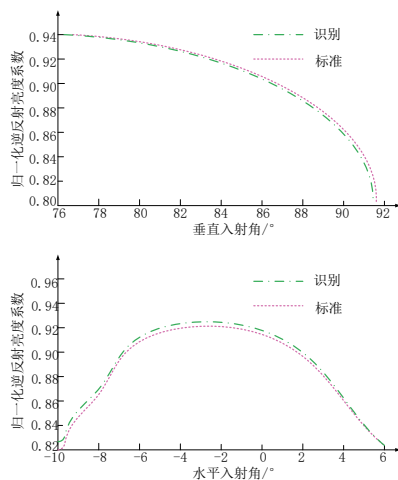
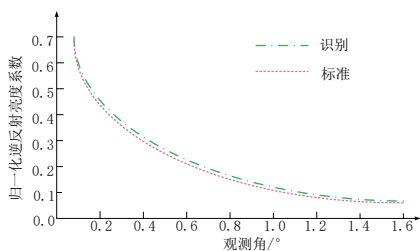


图 4 标线逆反智能识别归一化逆反射系数结果

由图 4 可知,研究方法在观测角、垂直入射角、水平入射角下获取的高速公路标线识别归一化逆反射系数与标准归一化逆反射系数一致,证明研究方法的识别拟合度较高,具有可靠性。

2.4 高速公路标线逆反智能识别逆反射强度结果

通过极值转换计算模型样本估计量,依次为 0.1、0.15、0.2、0.25、0.3、0.35,将其分配至 A1~A6 识别场景,结合 CSV 得到的高速公路标线逆反智能识别逆反射强度结果如图 5 所示。

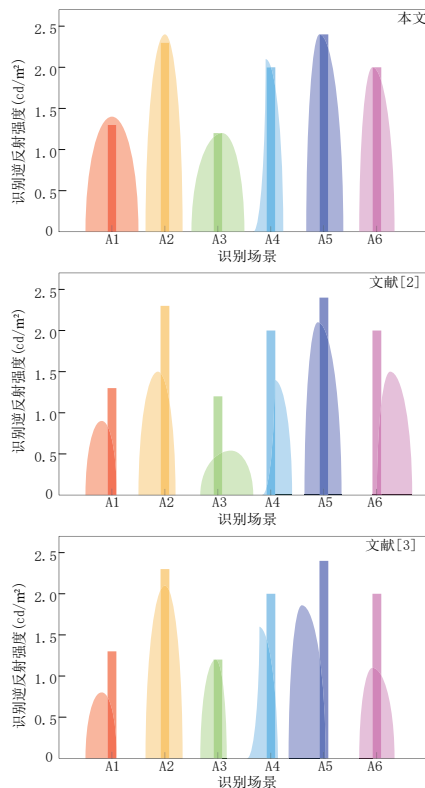


图 5 高速公路标线逆反智能识别逆反射强度结果

(下转第 71 页)

况下,会造成后完成的处理器核数据影响相邻处理器核数据的情况出现。目前此种情况仅能依赖编程人员通过仔细的数据结构设计才能避免,后续可作为进一步工作的切入点。

参考文献:

- [1] 胡博文. 面向异构嵌入式实时系统的并行任务编程框架设计与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2024.
- [2] 罗秋明, 明仲, 刘刚, 等. OpenMP 编译原理及实现技术 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.
- [3] OpenMP Architecture Review Board. OpenMP Application Programming Interface. Version 5.0[R/OL]. (2018-11-04)[2025-12-30]. <https://www.booksofall.com/openmp-application-programming-interface-standard-version-5-0/>.
- [4] CAPPELLO F, ETIEMBLE D. MPI versus MPI+OpenMP on the IBM SP for the NAS benchmarks[C/OL][SC'00: Proceedings of the 2000 ACM/IEEE Conference on Supercomputing, Piscataway: IEEE, 2000[2025-12-30]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1592725>. DOI:10.1109/SC.2000.10001.
- [5] 熊波. 面向 OpenMP 的并行任务调度设计与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2022.

- [6] 王子聪. 基于 OpenMP 的多核 DSP 并行优化方法的研究及应用 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.
- [7] TROBEC R, SLIVNIK B, BULIĆ P, et al. Introduction to Parallel computing [M]. Berlin: Springer, 2018.
- [8] GCC Team. GNU OpenMP Runtime Library Implementation[R]. GCC 9.3 Documentation, 2020.
- [9] KRITIKOS W V, SCHMIDT A G, FRENCH M, et al. Parallel programming models for multicore DSP systems[J]. CCF transactions on high performance computing, 2020, 2: 382-400.
- [10] Texas Instruments. TMS320C6000 DSP Cache User's Guide [R]. Literature Number SPRU862, 2010.

【作者简介】

吕大鹏 (1983—), 男, 陕西西安人, 硕士, 高级工程师, 研究方向: 嵌入式系统。

杨珂瑶 (1990—), 女, 陕西西安人, 硕士, 高级工程师, 研究方向: 嵌入式系统。

王宏伟 (1989—), 男, 陕西西安人, 硕士, 高级工程师, 研究方向: 嵌入式系统。

(收稿日期: 2025-07-15 修回日期: 2026-01-29)

(上接第 66 页)

由图 5 可知, 本文利用结合自注意力机制与深度学习提取了标线逆反识别特征, 将 U-Net 模型作为编码器输出双通道分类特征, 结合 Softmax 激活函数计算标线逆反射特征参数, 生成 Cross Entropy Loss 识别损失函数进行二分类转换与 Dice 描述, 计算此时的特征识别权重。在不同可见度场景下, 研究方法获取的识别逆反射强度极值与实际值重叠度较高, 未出现显著波峰边界差异问题, 证明研究方法的识别效果较好, 具有高精度鲁棒性。

3 结语

在交通安全设施体系中, 高速公路标线逆反智能识别技术发挥着举足轻重的作用。该技术不仅显著提升了夜间、雨雾等低能见度条件下的道路识别能力, 还有效降低了标线反光性能衰减带来的安全风险, 从而提升道路的养护效果。通过全自动智能检测, 该技术能够提供精准的数据支持, 为道路管理部门制定科学的养护计划提供有力依据。本次研究将自注意力机制与深度学习技术深度融合, 应用于高速公路标线逆反智能识别中, 成功提取了高质量标线图像的局部特征, 并进行了自注意力特征整合。通过随机裁剪与光变化模拟, 进一步提高了识别的综合质量。这一技术的应用, 不仅为保证道路通行安全提供了有力保障, 也为推动智能交通系统的发展作出了积极贡献, 是交通安全设施智能化升级的重要里程碑。

参考文献:

- [1] 彭金栓, 张淋俊, 周磊, 等. 高速公路跟车情景下认知分心影响机制与识别方法 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2025, 25(1): 221-230.
- [2] 霍俊好, 王雪松, 刘倩, 等. 基于混合模型的地面道路车道线识别和影响因素分析 [J]. 中国公路学报, 2025, 38(3): 1-12.
- [3] 何银鑫, 齐华, 朱运权, 等. 基于多损失融合和混洗注意力的车载 LiDAR 点云道路标线提取方法 [J]. 测绘通报, 2024(8): 135-140.
- [4] 胡敏, 钟炜, 毛炜青, 等. 基于深度学习的超大城市高精度地图关键要素自动提取 [J]. 测绘通报, 2024(S1): 266-270.
- [5] 董侨, 林烨龙, 王思可, 等. 基于目标检测算法与迭代阈值分割的道路标线可视度评估 [J]. 同济大学学报 (自然科学版), 2023, 51(8): 1168-1173.

【作者简介】

田广策 (1988—), 男, 内蒙古赤峰人, 本科, 中级, 研究方向: 公路工程。

(收稿日期: 2025-07-23 修回日期: 2026-01-30)