

YOLOv8m-seg与GIS集成的交安设施识别方法研究

李梦丹¹ 芦山¹ 赵春雷^{2*} 乔国胜¹ 程纪敏¹ 王健² 赵久鑫²

1. 黑龙江交通发展股份有限公司, 中国·黑龙江 哈尔滨 150040

2. 黑龙江路升公路科技开发有限公司, 中国·黑龙江 哈尔滨 150040

摘要: 本文提出用优化后 YOLOv8m-seg 实例分割模型加 GIS 服务集成方式, 来达到高速公路路产设施智能化识别的目的。通过北斗卫星导航系统提供的高精度定位信息和道路桩号标示, 创建专门针对标志牌、防护栏、里程碑、监控设备等常见路产元素的样本库。自动生成 GIS 切片服务和矢量服务, 使得 AI 识别结果可以在 GIS 平台上被可视化展示。实验结果得知, 本研究 Precision、Recall 和 mIoU 分别是 94.6%、93.8% 和 90.5%, 可以较好满足高速公路路产设施数字化管理。

关键词: 高速公路; 路产设施; YOLOv8m-seg; 实例分割; GIS; AI 识别; 数字化管养

Research on Intelligent Recognition of Expressway Road Asset Facilities Based on Improved YOLOv8m-seg and GIS Service Integration

Li Mengdan¹, Lu Shan¹, Zhao Chunlei^{2*}, Qiao Guosheng¹, Cheng Jimin¹, Wang Jian², Zhao Jiuxin²

1. Heilongjiang Transportation Development Co., Ltd., China Heilongjiang Harbin 150040

2. Heilongjiang Lusheng Highway Technology Development Co., Ltd., China Heilongjiang Harbin 150040

Abstract: This paper proposes an intelligent recognition method for highway infrastructure using an optimized YOLOv8m-seg instance segmentation model integrated with GIS services. By leveraging high-precision positioning data and road mileage markers from the BeiDou satellite navigation system, a dedicated sample database is created for common highway assets such as traffic signs, guardrails, mileposts, and surveillance equipment. The system automatically generates GIS tile and vector services, enabling AI recognition results to be visualized on GIS platforms. Experimental results show that the proposed method achieves precision, recall, and mIoU of 94.6%, 93.8%, and 90.5% respectively, effectively meeting the practical requirements of digital management and maintenance for highway infrastructure.

Keywords: Expressway; Highway infrastructure; YOLOv8m-seg; Instance segmentation; GIS; AI recognition; Digital asset management

0 引言

近几年, YOLO 系列模型由于具备速度快、工程化程度高、对复杂场景有较好适应性等特点而被广泛地应用于路面病害、交通标志、标线和路产设施等各个方面的识别工作中^[1-2]。实例分割模型最大的优点就是可以给出目标的类别标签以及准确的边界框信息, 还可以完成像素级的目标分割, 这对于设施的面积量测、长度测量、边界形状分析以及精确的空间定位来说, 是以前所未有的精度^[3]。

把 AI 识别的结果放到 GIS 平台上之后, 用空间查询来完成地理信息的准确定位, 依靠资产统计功能对所有的基础设施做全面的盘点, 借助设施缺失核查机制找出存在的隐患, 凭借巡检成果直观体现工作的成果, 依靠养护任务的联动来达成智能化维护流程有效衔接^[4-5]。因此, 以高速公路为背景建立路产设施智能识别模型, 把识别出的信

息转化成符合 GIS 服务规范的信息, 对改善高速公路的数字化养护有着十分重要的作用。

1 基于改进 YOLOv8m-seg 与 GIS 服务集成的路产识别方法

1.1 总体技术框架

本文提出的高速公路交安设施智能识别方法由数据采集、数据标注、模型训练、路产识别、空间定位融合、GIS 服务构建和平台集成七个环节组成。其基本思想是: 采用车载轻量化巡检设备获取道路资产图像资料以及北斗系统高精度定位信息^[6], 对道路资产进行实例分割时使用 YOLOv8m-seg 模型^[7]。之后将得到的具体元素同它的坐标、桩号、属性数据结合起来, 创建起可以在 GIS 平台上加载、查询并高效管理的切片服务和矢量服务^[8]。技术路线图示意图见图 1。

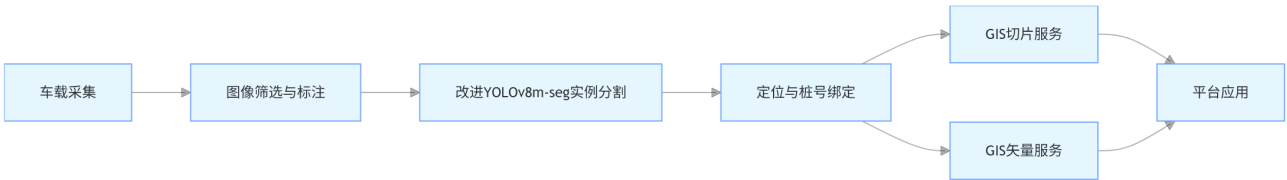


图1 技术路线图

表1 改进YOLOv8m-seg路产识别模型关键配置

模块	方法或参数	作用
基础模型	YOLOv8m-seg	实现路产设施目标检测与像素级实例分割
边界回归	WIoU损失函数	优化目标边界拟合精度，改善长条形和小尺度目标分割效果
训练策略	动态样本权重调整	强化遮挡、弱纹理和困难样本学习能力
输出结果	类别、边界框、掩码、置信度	支撑路产统计、空间定位和GIS入库

表2 AI识别成果GIS服务集成技术路径

服务类型	核心技术	主要处理内容	平台应用
切片服务	Python、GDAL、ArcPy	影像校验、投影校正、影像镶嵌、切片生成与服务发布	识别成果可视化展示、多尺度浏览、影像叠加
矢量服务	Python、GeoPandas、SQLite、Flask、ArcPy	坐标读取、数据清洗、空间要素生成、属性表构建与服务发布	空间查询、资产统计、属性编辑、台账更新
平台接口	Flask、ArcGIS Server REST API	任务监听、状态反馈、异常处理和服务地址上传	自动化集成、业务系统调用、成果追溯

表3 数据集类别分布

路产类别	训练集样本数	验证集样本数	测试集样本数	占比
标志牌	25517	3192	3186	0.481
护栏	18951	2369	2365	0.357
里程碑	6613	827	824	0.125
监控设施	1962	246	242	0.037

1.2 改进 YOLOv8m-seg 路产设施识别模型

路产设施图像具有明显的目标准备多样性、丰富多样的设施形态、繁杂的边界特点、较强的背景干扰等特点。表 1 给出了优化 YOLOv8m-seg 路产识别模型的主要配置参数，这些参数对提高模型的性能起着重要的作用。

1.3 GIS 切片服务与矢量服务集成方法

对于人工智能识别出来的标注图像，用 Geospatial Data Abstraction Library(GDAL) 做格式转换、坐标系校正、投影纠正、影像拼接等工作之后，再用 ArcPy 生成符合地理信息系统平台标准的多层次切片数据集，并且把它们发布到 ArcGIS Server 上作为切片服务使用来达到数据管理及可视化的目的。表 2 给出了人工智能识别成果同地理信息系统 (GIS) 服务融合的技术方法。

2 数据集构建与试验设计

2.1 数据采集与样本标注

试验数据来自哈大高速公路实际施工路段，采用车载轻量化巡检系统对现场数据进行采集，其主要对象有高速公路标志牌、防护栏、里程碑、监控设施等具有代表性的路产元素，并且还要对这些元素进行拍照、标注工作。原始采集到的路产图像共有 66294 张。

根据表 3 可知，数据集中各类别的分布情况可以清楚地看出。四类路产总共有训练集 53043 个样本、验证集 6634 个样本、测试集 6617 个样本。其中标志牌类样本最多，监控设施类样本较少。

2.2 评价指标

为了检验模型识别效果，本文选取了 Precision、Recall、map、mIoU 这四个主要的评价指标。Precision 是模型预测出的目标中正确的占总目标的比例，recall 是实际存在的目标中被正确识别出来的比例。平均交并比 (mIoU) 用来衡量实例分割掩码和真实边界之间的平均重叠情况，以此来评价分割的准确性。计算方法按式 1 到式 4 依次给出。

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \tag{1}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2}$$

$$\text{IoU} = \frac{TP}{TP + FN + FP} \tag{3}$$

$$\text{mIoU} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \text{IoU}_j \tag{4}$$

式中：TP 指真正例 (true positives)，是预测结果和实际值相一致的部分的面积；FP 指假正例 (false positives)，

是预测有而实际上没有的区域面积；FN 指假负例 (false negatives)，是实际上存在但是预测没有发现的区域面积；IoU 是交并比，用来衡量某个类别的或者一个实例的掩码预测和真实值之间的重叠情况，N 为图像里所有的真实实例的数量。

3 结果与分析

3.1 路产设施识别结果

从研究结果可知，经过优化之后的 YOLOv8m-seg 模型可以很好地识别出高速公路场景中的各种重要元素，比如标志牌、护栏、里程碑、监控设备等典型的路产物体，具有很强的表现力。模型整体 Precision 为 94.6%，Recall 为 93.8%，mIoU 为 90.5%。表 4 是路产设施识别结果及空间统计分析。

为了对交通标志检测模型的识别效果进行全面评价，本文创建起一个完整的分析体系，从混淆矩阵、标准化混淆矩阵、精确率和召回率、F1-score 与置信度、精确率与置信度以及召回率与置信度这几方面入手。表 5 是模型总体检测性能指标。

根据表格数据可知，在测试集中模型得到的 mAP@0.5 达到 0.888，说明这个模型用 IoU 阈值为 0.5 时能很好地完成全面检测任务。F1-Confidence 在置信度

阈值设为 0.496 时，得到最佳 F1-score 值，即 0.850，说明在此范围里达成误检和漏检之间平衡。在 Precision-Confidence 曲线上，当模型处于较高置信度时，Precision 值达到 0.970，说明它对于高置信度的预测有很强的可靠性。表 6 是不同评价曲线对应的性能特征。

该表显示模型的性能会因为置信度阈值的不同而呈现一定的变化规律。伴随着置信度阈值的增大，模型的 Precision 也呈上升趋势，说明筛选之后留下预测边界是可靠的。Recall 随着阈值的增大而减少，这说明为了获得更高的准确率，一些真实的对象由于置信度没有达到要求而被系统排除出去。综合应用情况下，F1-score 最大值对应的阈值应该作为首选基准，对于安全警报这种对误检容忍度很低的场景来说，可以适当降低阈值来提高目标识别的全面性和覆盖面。表 7 是模型推理阶段置信度阈值设置建议。

根据给出的数据表可知，当置信度阈值设为 0.496 的时模型得到最佳的 F1-score。对于任务重心在于误检控制的情况来说，适合采用提高置信度阈值的方法来大幅提高输出结果的可信度和准确性，而对于任务的重点是有效地降低漏检率而言，则应当考虑减小阈值设置，以保证可能存在的目标被全部保存并加以评价。

表4 路产设施识别与空间统计结果

评价指标	结果	说明
Precision	94.6%	反映识别结果中正确目标比例
Recall	93.8%	反映真实目标被模型成功检出的比例
mIoU	90.5%	反映实例分割掩码与真实轮廓的重合程度
设施坐标匹配误差	≤1 cm	识别结果与高精定位数据融合后的坐标误差
桩号匹配误差	≤5 m	设施空间位置与道路桩号绑定误差
标志牌数量统计精度	≥98%	用于设施台账自动更新
护栏长度统计误差	≤2%	用于连续设施量化统计

表5 模型总体检测性能指标

指标	数值	对应置信度阈值	评价含义
mAP@0.5	0.888	—	反映IoU=0.5条件下的整体检测精度
Precision	0.970	1.000	高置信度条件下预测结果可靠，误检率较低
Recall	0.870	0.000	低置信度条件下模型可召回更多真实目标
F1-score	0.850	0.496	精确率与召回率达到相对均衡状态

注：“—”表示该指标不对应单一置信度阈值。

表6 不同评价曲线对应的性能特征

评价曲线	图示结果	反映的性能特征
F1-Confidence曲线	F1=0.850，Confidence=0.496	模型在该阈值附近取得精确率与召回率的较优折中
Precision-Confidence曲线	Precision=0.970，Confidence=1.000	置信度提高后预测可靠性增强，但候选目标数量减少
Recall-Confidence曲线	Recall=0.870，Confidence=0.000	较低阈值有利于保留更多候选框，从而提高召回水平
Precision-Recall曲线	mAP@0.5=0.888	PR曲线包围面积较大，说明模型整体检测精度较高

注：表格中的数据用来总结和描述模型整体性能变化的过程，阈值选择要根据任务中对于误报、漏报允许范围的考虑来调节。

表7 模型推理阶段置信度阈值设置建议

应用目标	建议阈值范围	依据	适用场景
综合性能优先	约0.496	F1-score达到最高值0.850	常规交通标志检测与识别任务
降低误检	相对较高阈值	Precision随置信度提高而提升	对误报敏感的辅助驾驶或自动识别系统
降低漏检	相对较低阈值	低阈值条件下Recall更高	对目标漏检敏感的安全预警场景
平衡误检与漏检	0.45—0.55	该区间接近F1最优阈值	综合检测性能要求较均衡的应用场景

注：阈值设置的初步参照标准依靠曲线走向剖析得出的经验，但是在具体的执行环节里，为了保证模型的性能同某一个应用环境有着很好的契合度，通常会依照验证集的情况并结合实际情况的需求来加以调节和改善。

3.2 GIS 平台集成结果

经过切片服务和矢量服务发布出来的 AI 识别结果，可以给地理信息系统（GIS）平台提供多层次的数据加载、准确的空间定位、详尽的属性查询、细致的统计分析等功能。利用“切片影像 + 矢量要素”的技术手段，既保存了原来巡查照片的视觉丰富性、细节准确性，又可以实现对道路资产设施的结构化管理、高效组织，在保证直观感受的基础上提高了管理效率和准确度。

相比传统的手工核对方法而言，本文给出的方法明显提高了路产设施数据更新的速度，而且也大大加强了它的空间表现形式。尤其是对于大规模的道路网络巡查来说，把自动化识别技术和地理信息系统 (GIS) 结合起来，可以大幅缩减人工录入数据的工作负担，有效地削减由于人为因素造成的误判情况发生。

4 结语

本文提出了一种基于改进 YOLOv8m-seg 与 GIS 服务集成的高速公路路产设施智能识别方法。该方法以车载巡检影像和北斗高精定位数据为基础，通过实例分割模型完成典型路产设施识别，并将识别成果转化为 GIS 切片服务和矢量服务，实现了路产设施识别、定位、统计和平台化管理的技术闭环。主要结论如下：

经过对 YOLOv8m-seg 模型进行改进以后，可以明显提高它对于道路资产上常见的标志牌、防护栏、反光板、里程碑、监控设备这些目标的识别精度。采用 WIoU 损失函数并用动态样本权重调整的方法之后，模型对于小目标、长条形物体和背景复杂的物体都有了较好的识别效果。

通过试验结果可知，用该方法得到的精度、召回率和 mIoU 分别是 94.6%，93.8% 和 90.5%，说明该方法可以很好地应用于高速公路路产设施智能化识别和数字化统计工程实践当中。

依靠人工智能识别技术和高精度定位数据相结合的方式，可以对道路财产设施进行精确的坐标定位、桩位标示、类型划分和外形特点关联等工作，并给路产设施的空间化管理以及资产清单的及时更新赋予有力的数据支持和准确

的信息保证。

利用 Python、GDAL、ArcPy、GeoPandas、Flask 等技术搭建起一套可以实现 GIS 服务自动化的处理系统。本流程主要是把人工智能识别出来的数据结果，转换成标准的切片服务和矢量服务格式，给高速公路智慧养护平台创建以及交通基础设施的数字化转型给予有力的技术支撑和解决办法。

参考文献：

[1] 季雪. 基于深度学习的公路路面病害识别与分析算法研究[D]. 福州：福州大学，2021.

[2] 高翔. 基于深度学习的路面病害检测与分类识别研究[D]. 银川：宁夏大学，2022.

[3] Zargarzadeh H, Sh N M M, Sh N M A, et al. Intelligent Automated Defect Detection:AI Solutions for Roads, Welding, and Industrial Inspection[M]. CRC Press.

[4] 卢浩雨，张鑫，王婵等. 基于 AI 图像识别的公路路面病害检测系统研究[J]. 新疆钢铁，2025(4): 269-271.

[5] 王冲. 浅谈高速公路养护与 AI 技术融合应用[J]. 中国交通信息化，2025(11): 130-132.

[6] 赵留峰. 北斗卫星导航定位系统在大地测量工程中的应用[J]. 科技创新与应用，2023, 13(35): 189-192.

[7] 刘子朝，张昱婷，滕桂法等. 基于改进 YOLOv8n-seg 的非机动车道场景实例分割算法[J]. 现代电子技术，2026, 49(7): 170-179.

[8] Sarigul H F, Gunaydin M H. Integrated BIM, GIS and interoperable digital technologies in lifecycle management of building construction projects: systematic literature review[J]. Smart and Sustainable Built Environment, 2026, 15(5): 1808-1845.

作者简介：李梦丹（1992-），女，河北省石家庄人，本科，工程师，研究方向：主要从事工程管理工作。

* 通讯作者：赵春雷（1981.07-），男，黑龙江省佳木斯市人，硕士，高级工程师，研究方向：主要从事智慧交通技术研究及应用工作。