

# 基于改进YOLOv8的路面病害检测系统应用

麻竹倩, 邢云, 梁文耀

(上海市建筑科学研究院有限公司, 上海市 200032)

**摘要:** 针对道路病害检测中人工标注效率低、主观性强且难以规模化推广的问题, 提出了一种基于改进YOLOv8的路面病害检测系统。该系统以CiCSI-C多功能路况快速检测车采集的线阵相机图像为数据来源, 构建了包含68 310张图像、涵盖7类路面病害的分割数据集; 在模型改进方面, 引入多头自注意力机制(MHSA)与蛇形动态卷积(DySnakeConv)的组合对YOLOv8基础模型进行增强, 并提出面向工程实际的“网格化掩膜IoU”评价指标。结果表明, 改进模型精确率达80.4%, 较基础模型提升0.9%, 增强了对复杂路面病害的识别能力和整体检测性能。在此基础上, 设计并实现了集算法推理、网格化处理和标准化输出于一体的交互式识别系统, 形成了“算法初筛+人工复核”的作业模式, 使检测效率较纯人工方式提高2倍以上, 同时能保证病害标注质量, 满足工程交付要求。

**关键词:** 路面病害检测; YOLOv8; 实例分割; 注意力机制; 系统应用

**中图分类号:** U495

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1009-7716(2026)09-0005-06

## Application of Pavement Disease Detection System Based on Improved YOLOv8

MA Zhuqian, XING Yun, LIANG Wenyao

(Shanghai Research Institute of Building Sciences Co., Ltd., Shanghai 200032, China)

**Abstract:** To address the issues of low efficiency, strong subjectivity and limited scalability of manual marking in road disease detection, a pavement disease detection system based on an improved YOLOv8 is proposed. Taking the line array camera images collected by the CiCSI-C multi-functional road condition rapid detection vehicle as the data source, a segmented data set containing 68310 images covering 7 types of pavement diseases is constructed. For the model improvement, a combination of multi-head self-attention (MHSA) mechanism and dynamic snake convolution (DySnakeConv) is introduced to enhance the YOLOv8 baseline model, and an evaluation index of “grid-based mask IoU” oriented to engineering practice is proposed. The results show that the improved model achieves a precision of 80.4%, an increase of 0.9% over the baseline model, thereby enhancing the recognition ability for complex pavement diseases and the overall detection performance. On this basis, an interactive recognition system integrating algorithm inference, grid-based processing and standardized output is designed and implemented, forming an “algorithm-based preliminary screening + manual review” operational mode, which can increase the detection efficiency by more than twice compared with the pure manual method, while ensuring the quality of disease marking and meeting the requirements for project delivery.

**Keywords:** pavement distress detection; YOLOv8; instance segmentation; attention mechanism; system application

## 0 引言

道路作为国家基础设施的核心组成部分, 其健康状况直接影响着交通安全和通行效率<sup>[1]</sup>。据交通

部统计, 2023年全国公路里程已达543.68万km, 其中高速公路18.36万km, 国省干线及农村公路合计超过505万km。如此庞大的路网规模对道路病害检测工作提出了严峻挑战。

传统道路病害检测主要依赖于人工目视或半自动化手段, 存在效率低、主观性强、成本高等固有缺陷<sup>[2]</sup>。以病害标注工序为例, 一名熟练技术人员每日仅能完成约20 km道路的病害标注, 按2 000 km/年的业务体量估算, 仅标注环节每年即需消耗约100个工作日, 严重制约了道路检测业务的规模化拓展。

收稿日期: 2026-05-11

基金项目: 基于全息感知和数据智能的城市基础设施智慧运维技术研究(沪建科2023-002-029)

作者简介: 麻竹倩(1985—), 女, 本科, 高级工程师, 从事道路桥梁结构检测和运营管理工作。

通信作者: 梁文耀(1999—), 男, 硕士, 研发技术员, 从事道路检测与评估数字化工作。电子信箱: leongmanio@outlook.com

近年来,基于深度学习的路面病害检测方法得到了广泛研究与应用<sup>[3]</sup>。目标检测方法可分为两阶段和单阶段两类框架:两阶段方法以Faster R-CNN为代表,先通过区域提议网络生成候选框,再进行分类与回归,精度较高但推理速度慢<sup>[4]</sup>;单阶段方法以YOLO系列为代表,端到端结构兼顾精度和速度,更适用于工程实时检测场景。

YOLO系列算法已历经10余代迭代,在路面病害检测领域得到了广泛应用<sup>[5]</sup>。YOLOv8框架的模块化设计使其易于集成各类改进模块,是当前工程应用中最具代表性的算法框架之一,通过引入注意力机制和卷积网络等模块,能够有效提升模型性能。耿焕同等<sup>[6]</sup>在YOLOv8基础上将C2f模块替换为C2f-Faster,并引入SE通道注意力机制,提升了病害识别准确率。汪杰等<sup>[7]</sup>通过设计C2f-iEMA模块、引入多尺度空洞注意力MSDA、采用动态检测头,实现了检测精度的提升和模型计算量的降低。杨烨等<sup>[8]</sup>通过引入NWD损失函数和Slimneck轻量化结构,加快了推理速度,提高了路面裂缝识别的精确率。现有研究在特定病害的检测精度与效率方面已取得一定进展,但在复杂场景下对多类型路面病害的综合识别能力仍有提升空间。同时,多数工作仅止于模型预测结果的输出,对于检测中存在的漏检与误检情况,缺乏面向工程业务的标准化后处理机制,算法结果难以直接满足工程交付要求,导致研究与工程应用之间存在明显断层。

针对现有方法在工程对接环节的不足,本文提出一种基于改进YOLOv8的路面病害检测系统。主要工作包括:(1)构建面向CiCSI-C线阵相机图像的大规模路面病害分割数据集;(2)引入MHSA+DySnakeConv组合模块,对YOLOv8进行改进,提升多尺度病害识别能力;(3)提出符合工程实际的"网格化掩膜IoU"评价指标;(4)开发路面病害检测系统,实现算法与路况综合检测车数据处理软件的无缝对接。

1 路面病害分割数据集构建

1.1 图像采集设备

本研究采用CiCSI-C多功能路况快速检测系统进行道路图像采集,相机安装高度最低2 m,所采集路面图像尺寸为3 856×1 945像素,1个像素对应实际尺寸1 mm,可直接用于病害尺寸测量,为后续分割标注与算法训练提供了高精度数据基础<sup>[9]</sup>。

1.2 病害类别定义

本研究将路面表观病害划分为裂缝类、修补类和破损类3个大类,共7种具体类型,如表1所示。

表1 路面表观病害分类体系

| 病害类型 | 具体病害         |
|------|--------------|
| 裂缝类  | 横向裂缝、纵向裂缝、龟裂 |
| 修补类  | 块状修补、条状修补    |
| 破损类  | 坑槽、松散        |

1.3 标注方法与数据预处理

数据标注采用开源工具LabelMe完成,裂缝类及条状修补采用多段线标注,块状修补、松散、坑槽、龟裂采用多边形标注。原始数据集共包含10 365张路面图像,病害实例总数41 752个。

由于YOLOv8算法要求输入图像尺寸为640×640像素,直接压缩3 856×1 945的原始图像将导致裂缝等小目标的大量细节丢失。为此,本文将每张原始图像按6×3的网格均匀切割为18张640×640子图,切割时同步处理标注多边形的坐标映射与面积过滤,最终剔除无有效标注的空图块。值得注意的是,相邻子图之间保留了一定的重叠。重叠区域有效保留了跨边界病害的连续性,避免了特征丢失,同时保证了所有子图大小统一,无需缩放或填充。

经上述处理后,最终构建的分割数据集共包含68 310张图像,各类病害分布如表2所示。

表2 最终分割数据集病害统计

| 类型   | 数据集统计结果(病害数量) |
|------|---------------|
| 松散   | 57 546        |
| 横向裂缝 | 4 071         |
| 纵向裂缝 | 5 116         |
| 条状修补 | 14 286        |
| 块状修补 | 1 038         |
| 坑槽   | 582           |
| 龟裂   | 4 052         |

由表2可知,数据集中不同病害类别的样本数量存在一定差异,其中松散病害样本较多,而坑槽、块状修补等病害样本相对较少。这种类别分布不均衡主要来源于实际道路巡检场景下各类病害发生频率的客观差异。在模型训练过程中,为了缓解类别不平衡的问题,本文采用了随机裁剪、翻转、缩放等数据增强策略,以提升少样本类别的出现概率。

2 改进YOLOv8路面病害识别算法

2.1 YOLOv8基础框架

YOLOv8由Ultralytics于2023年末发布,在YOLOv5

基础上引入了新的网络结构与训练策略。其骨干网络采用 C2f 模块来实现跨阶段特征融合,特征融合网络(Neck)采用带有 PANet 结构的多尺度特征金字塔,检测头采用解耦结构来分别处理分类与回归任务,并支持目标检测、实例分割等多任务。YOLOv8 按模型规模分为 n/s/m/l/x 共 5 档,其中 YOLOv8n 参数量最少、推理速度最快,适合工程化部署,是本文选用的基础架构。

## 2.2 多头自注意力机制与蛇形动态卷积

### 2.2.1 多头自注意力机制

多头自注意力机制 (Multi-Head Self-Attention, MHSA) 是在自注意力基础上的扩展结构, 通过将输入特征映射为多组 Query、Key、Value 三元组并行计算注意力, 能够从多个子空间中捕捉特征间的长距离依赖关系, 对于裂缝等具有长程连续性的目标识别具有明显优势<sup>[10]</sup>。

MHSA 的实现步骤如下:

给定输入序列表示  $X \in \mathbb{R}^{n \times d}$ , 首先通过线性变换得到查询、键和值矩阵:

$$Q = XW_o \quad (1)$$

$$K = XW_K \quad (2)$$

$$V = XW_v \quad (3)$$

随后,通过缩放点积注意力计算上下文表示:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^\top}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (4)$$

在此基础上, MHSA 通过引入多个注意力头, 在不同子空间中并行建模特征关系。第  $i$  个注意力头可表示为:

$$\text{head}_i = \text{Attention}(XW_o^{(i)}, XW_k^{(i)}, XW_v^{(i)}) \quad (5)$$

最后,将所有注意力头的输出进行拼接,并通过线性变换得到最终结果:

$$\text{MultiHead}(Q, K, V) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_h)W_o \quad (6)$$

其中:  $W_O^{(i)}$ ,  $W_K^{(i)}$ ,  $W_V^{(i)}$  和  $W_O$  为可训练参数。

通过多头并行机制, MHSA 能够在不同表示子空间中捕捉多尺度依赖关系, 从而显著提升模型的表达能力与上下文建模效果。

### 2.2.2 蛇形动态卷积

蛇形动态卷积 (Dynamic Snake Convolution, DySnakeConv) 是一种通过学习空间自适应采样位置以增强特征建模能力的卷积变体, 尤其适用于具有细长、弯曲结构的目标<sup>[11]</sup>。其核心思想是在标准卷积的规则采样网格基础上, 引入沿特定方向连续传

播的动态偏移,使卷积核能够“蛇形”贴合目标结构。在路面病害检测任务中,DySnakeConv 能够更好地贴合裂缝等细长且形态不规则的目标,提高特征提取的完整性与连续性。其次,相比固定卷积核,其对弯曲、分叉等复杂结构具有更强的建模能力,从而提升检测精度。

DySnakeConv 的具体实现步骤如下:

给定输入特征图  $X \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ , 传统卷积在固定网格  $\mathcal{R}$  上进行采样, 而 DySnakeConv 通过学习偏移  $\Delta p_k$  对采样位置进行调整。其基本计算形式为:

$$y(p_0) = \sum_{p_k \in \mathcal{R}} w_k \cdot X(p_0 + p_k + \Delta p_k) \quad (7)$$

其中: $p_0$ 为当前位置; $p_k$ 为卷积核中第 $k$ 个采样点的相对位置; $w_k$ 为卷积权重; $\Delta p_k$ 为由网络预测的动态偏移。

与一般可变形卷积不同, DySnakeConv 对偏移的生成施加连续性约束, 使其沿某一主方向递推生成, 从而形成类似“蛇形”的采样路径。

### 2.2.3 改进模型框架

本研究将MHSA与DySnakeConv组合嵌入YOLOv8的骨干网络中,构建YOLOv8+MHSA+DySnakeConv改进模型,如图1所示。

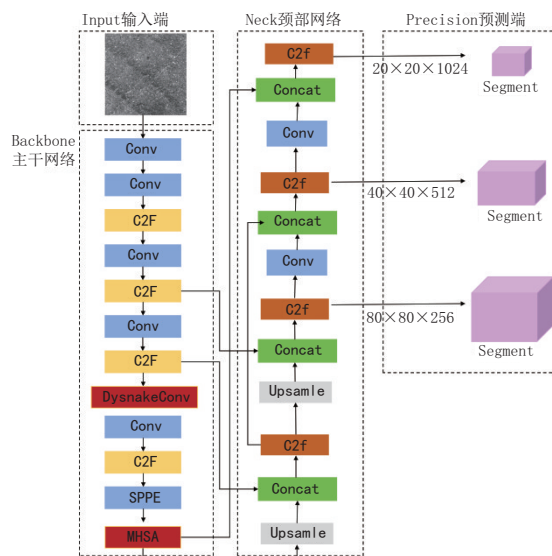


图 1 改进 YOLOv8 的模型框架

### 2.3 网格化掩膜IoU评价指标

模型的评估体系是衡量算法性能的核心环节。为了科学地量化模型在数据集上的表现,本文采用交并比(Intersection over Union, IoU)作为判定预测框质量的基准准则,并在此基础上计算精确率(Precision)与召回率(Recall)这2个核心指标。

交并比(IoU)用于衡量预测区域与真实区域之

间的重叠程度。其计算公式如下:

$$IoU = \frac{A_{Intercection}}{A_{Union}}$$

(8)

其中: $A_{Intercection}$ 代表预测区域与真实区域的交集; $A_{Union}$ 代表预测区域与真实区域的并集。

在实际评估中,通常设定一个IoU阈值(如0.5),只有当预测框与真实框的IoU值大于该阈值时,该预测结果才被视为真正例(True Positive, TP);否则,即使目标存在,也可能被判定为假正例(False Positive, FP)或假反例(False Negative, FN)。

在此基础上,精确率(Precision)用于衡量模型预测结果的准确性;召回率(Recall)用于衡量模型对数据集中所有目标的检出能力。两者计算公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

(9)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

(10)

然而,标准掩膜IoU对边界像素位移高度敏感,即使模型正确捕捉了病害主体,边缘像素的轻微偏差也会显著拉低IoU得分,在评估裂缝等小目标时往往低估模型的工程实用价值。

根据《公路技术状况评定标准》(JTG 5210—2018)中关于路面病害统计以0.1 m×0.1 m为基本评价单元的规定,结合本数据集图像实际分辨率(约1 mm/pixel),本文提出"网格化掩膜IoU"评价指标:以100×100像素为固定单元进行等距划分,将道路图像横向分为38个网格、纵向分为20个网格,当病害掩膜面积覆盖某网格面积的2%及以上时,该网格被标记为病害格,评价时计算模型预测网格图与真实网格图之间的IoU。该指标对边界微小错位的容忍度大幅提高,更契合实际工程中以网格为单位进行病害统计的业务逻辑,如图2所示。

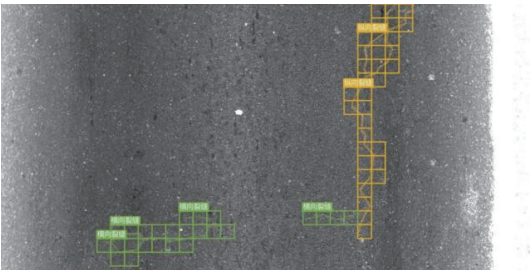


图2 网格化病害标注图实例

2.4 实验对比与分析

2.4.1 实验设置

实验环境为 Python 3.9, 硬件配置: NVIDIA GeForce RTX 2080Ti(显存 11 GB)、内存 64 GB。训练

参数统一设置为:批次大小 16,训练轮次 500,输入图像尺寸 640×640,优化器选用 SGD;同时启用图像翻转、随机缩放、颜色抖动等数据增强策略。所有对比模型均在相同数据集与训练参数下进行训练,确保对比的公平性。

2.4.2 不同改进模型对比

基础 YOLOv8 模型与改进的 YOLOv8+MHSA+DySnakeConv 模型的对比实验结果如表 3 所示。

表3 不同模型对比实验结果

| 类型   | 精确率/%  |                         | 召回率/%  |                         |
|------|--------|-------------------------|--------|-------------------------|
|      | YOLOv8 | YOLOv8+MHSA+DySnakeConv | YOLOv8 | YOLOv8+MHSA+DySnakeConv |
| 松散   | 72.9   | 73.9                    | 66.2   | 70.3                    |
| 横向裂缝 | 67.8   | 72.4                    | 53.9   | 55.2                    |
| 纵向裂缝 | 74.0   | 76.2                    | 56.3   | 54.4                    |
| 条状修补 | 88.2   | 87.1                    | 82.0   | 83.2                    |
| 块状修补 | 62.9   | 63.3                    | 53.4   | 56.2                    |
| 坑槽   | 90.8   | 87.6                    | 50.1   | 58.6                    |
| 龟裂   | 78.4   | 82.7                    | 59.9   | 61.4                    |
| 整体   | 79.5   | 80.4                    | 66.1   | 67.5                    |

从整体性能来看,改进模型在精确率和召回率上均优于基础 YOLOv8 模型,整体精确率达到 80.4%,较基础模型提升了 0.9%;尤其在“横向裂缝”类别中,精确率提升幅度达 4.6%。这一结果表明,引入 MHSA 模块有效增强了模型对关键特征区域的关注能力,而 DySnakeConv 则通过动态卷积结构增强了对不规则、细长型病害(如裂缝)的特征提取能力,二者协同作用显著提升了模型的检测性能。

在召回率方面,改进模型整体召回率为 67.5%,提升了 1.4%,尽管“纵向裂缝”与“条状修补”类别的召回率略有下降,但其精确率均有所提升,说明改进模型在检测结果中更倾向于输出高置信度、高准确率的预测框。牺牲部分召回率以换取更高的检测可靠性,这在实际工程应用中具有重要意义。

综上所述,本文提出的改进模型提升了对复杂路面病害的识别能力与整体检测性能,在路面病害分割任务中具有良好的应用前景与推广价值。模型的路面病害识别结果如图 3 所示。

3 路面病害检测系统开发与应用

针对路面检测业务对标注结果准确性的严苛要求,直接交付算法识别结果难以满足工程交付标准。为此,本文提出一种“算法初筛+人工复核”的闭环数据处理流程,并据此设计开发了一套路面病害智能

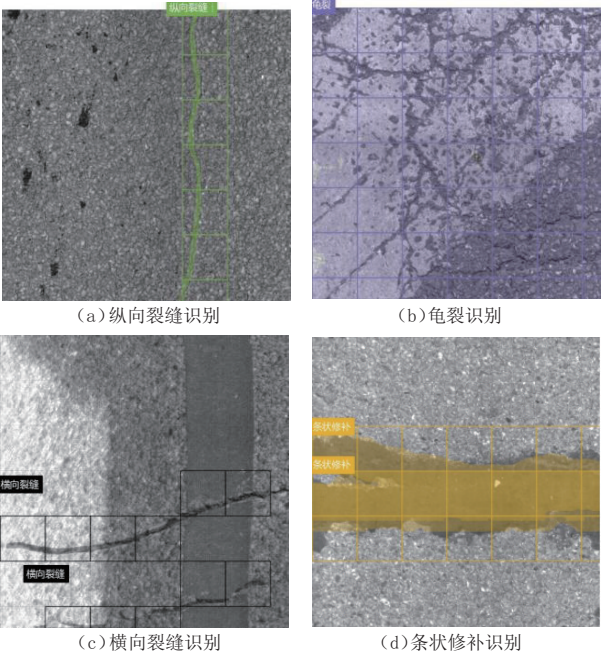


图3 网格化识别结果

检测系统。该系统以算法初筛与人工复核的作业模式为核心,由改进YOLOv8模型完成病害的快速初筛,生成初步的病害标注数据,经格式转换与网格化处理后,生成符合检测车软件标准的初筛RMTU文件;最终,该文件被导入检测车数据处理软件,由专业技术人员进行人工复核、修正与确认,输出可交付的最终RMTU文件。整体系统流程如图4所示。



图4 系统流程示意图

3.1 交互式路面病害智能识别系统开发

为便于检测人员快速获取算法初筛结果,本文基于Streamlit框架开发了一款集识别、处理与输出功能于一体的交互式路面病害智能识别系统。该系统以Web应用为交互载体,将改进YOLOv8识别算法、SAHI切片推理、网格化处理及RMTU文件生成等核心功能封装为统一的操作流程,提供了友好高效的人机交互界面。

(1)改进YOLO算法与SAHI推理集成。系统将改进YOLOv8模型作为核心识别引擎,并集成SAHI切片辅助推理技术,以提升对高分辨率图像中小目标病害的检测能力。用户通过Streamlit构建的控制面板,可便捷地上传待检测路面图像、调节置信度阈值等参数,一键启动识别任务。

(2)病害识别结果的网格化处理。为使算法输出结果符合《公路技术状况评定标准》的格式要求,并适配检测车数据处理软件的输入规范,系统对模

型输出的病害分割掩膜进行了网格化后处理,以100×100像素为固定单元进行等距划分,共形成横向38格、纵向20格的网格体系,将病害面积的计算转化为网格占用数量的统计,便于后续快速量化。

(3)初筛结果的标准化输出。网格化处理完成后,系统将病害的网格信息、类型编码及空间位置等数据,按检测车软件要求的格式自动生成标准RMTU文件,可被检测车数据处理软件直接读取,使算法初筛结果与人工复核环节无缝衔接:技术人员对算法识别结果进行查看、比对、修正与补标,完成查漏补缺与类型校正,确保最终交付成果的准确性。

交互式路面病害智能识别系统使得算法识别与人工复核形成高效流程,为路面病害检测的智能化作业模式提供了规范、高效的操作平台,其整体流程如图5所示。

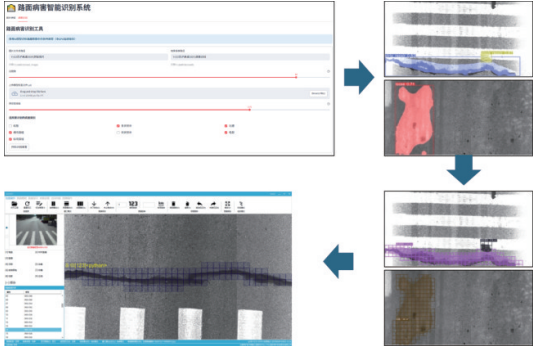


图5 交互式路面病害智能识别系统流程示意图

3.2 应用效果与工程验证

为验证“算法初筛+人工复核”模式在实际工程中的适用性,本文将传统纯人工检测、纯算法检测以及本文提出的算法初筛+人工复核3种作业模式,从检测效率与准确性2个维度进行了对比分析,结果如表4所示。

表4 3种检测模式效率与准确性对比

| 检测模式      | 效率/<br>(km·d <sup>-1</sup> ) | 准确性 | 应用效果分析         |
|-----------|------------------------------|-----|----------------|
| 传统纯人工检测   | 20                           | 高   | 有主观误差,效率低下     |
| 纯算法检测     | >200                         | 较高  | 存在漏检误检,无法直接交付  |
| 算法初筛+人工复核 | 40                           | 很高  | 兼顾效率与质量,适合工程交付 |

由表4可知,算法初筛+人工复核模式在保持高标注准确性的前提下,检测处理效率相较于传统纯人工检测提升2倍以上。纯算法自动检测虽速度最快,但因存在一定比例的漏检与误检而无法直接用于工程交付。因此,本研究提出的算法初筛+人工复核模式在效率与质量之间取得了最佳平衡,是目前

最适合规模化工程交付的检测作业方式。

## 4 结 语

本文提出并系统实现了一种基于改进YOLOv8的路面病害检测方案。首先构建了含68 310张图像、7类路面病害的高质量实例分割数据集,为算法训练与评估奠定了数据基础;其次,在YOLOv8骨干网络中嵌入MHSA与DySnakeConv,增强模型对细长、不规则病害的长程依赖建模与几何形变适应能力,并提出贴合工程业务逻辑的网格化掩膜IoU评价指标。实验结果表明,改进模型整体精确率达80.4%,召回率达67.5%,较基础YOLOv8分别提升0.9%和1.4%,在路面病害分割任务中展现出良好的应用前景与推广价值。在此基础上,本文以“算法初筛+人工复核”为核心作业逻辑,开发了路面病害智能检测系统,检测效率较传统纯人工方式提升2倍以上,在效率与标注质量之间取得了有效平衡,具有良好的工程适用性。

当前研究仍存在数据集覆盖场景有限、稀有类别样本不足等局限。未来工作将进一步补充多类别样本,以缓解类别不平衡问题并提升模型泛化能力,同时优化系统界面与交互逻辑,构建“采集—识别—输出”全流程自动化处理链路,为路面病害检测的智

能化与规模化工程落地提供支撑。

## 参考文献:

- [1] 孙瑞.道路技术状况自动化检测的应用及其发展前景[J].运输经理世界,2025(14):40-42.
- [2] 辛绍强,张海辉,于太伏.道路桥梁智能检测技术研究现状与应用综述[J].交通工程,2024,24(6):85-88.
- [3] 刘宪明,辛公锋.国内基于深度学习的道路路面病害检测研究综述[J].电子世界,2021(8):96-98.
- [4] 孙朝云,裴莉莉,李伟,等.基于改进Faster R-CNN的路面灌封裂缝检测方法[J].华南理工大学学报(自然科学版),2020,48(2):84-93.
- [5] 余俊英.基于YOLO的公路路面病害检测方法研究[D].南昌:华东交通大学,2022.
- [6] 耿焕同,刘振宇,蒋骏,等.基于改进YOLOv8的嵌入式道路裂缝检测算法[J].计算机应用,2024,44(5):1613-1618.
- [7] 汪杰,梁平,廖光忠.基于YOLOv8改进的道路缺陷检测算法[J].计算机技术与发展,2025,35(10):35-42.
- [8] 杨烨,徐需,徐峰.基于改进YOLOv8n的轻量化路面裂缝检测算法[J].华东交通大学学报,2025,42(3):117-126.
- [9] 李柯辉.多功能路况快速检测系统在公路沥青路面养护中的应用研究[J].运输经理世界,2025(14):148-150.
- [10] 顾婷婷,黄亦露,王亚男,等.基于多头注意力机制的ResNet-UNet短期风电功率预测[J].太阳能学报,2026(3):474-480.
- [11] Qi Y, He Y, Qi X, et al. Dynamic snake convolution based on topological geometric constraints for tubular structure segmentation [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. [S.l.]:[s.n.], 2023: 6070-6079.

(上接第4页)

- 合的经验[J].中国给水排水,2018,34(20):36-41.
- [13] 杨正,赵杨,车伍,等.典型发达国家合流制溢流控制的分析与比较[J].中国给水排水,2020,36(14):29-36.
  - [14] HANSJÖRG B, JOACHIM D. Im Spiegel der Statistik: Abwasserkanalisation und Regenwasserbehandlung in Deutschland. Reflected in Statistics: Sewerage and Stormwater Treatment in Germany[J]. KA Korrespondenz Abwasser, Abfall, 2016, 6(33): 254-264.
  - [15] HELNESS H, SUN C, DAMMAN S, et al. High rate filtration for local treatment of combined sewer overflow[J]. Water Science and Technology: A Journal of the International Association on Water Pollution Research, 2019, 79(6): 1206-1213.
  - [16] 唐磊,芮文武,张锦森,等.海绵城市规划中融合蓝绿灰设施的技术方法研究[J].中国给水排水,2024,40(16):42-47.
  - [17] 李霞,石宇亭,李国金.基于SWMM和低影响开发模式的老城区雨水控制模拟研究[J].给水排水,2015,51(5):152-156.
  - [18] 陶贤成.雨水调蓄池设计的关键问题探讨[J].净水技术,2019,38(5):41-44.
  - [19] 徐祖信,张辰,李怀正.我国城市河流黑臭问题分类与系统化治理实践[J].给水排水,2018,54(10):1-5;39.
  - [20] 张维,孙永利,李家驹,等.合流制溢流污染快速净化处理技术进展与思考[J].给水排水,2022,58(9):157-164.
  - [21] 张勤,王哲晓,李灿.超磁分离水体净化技术在黑臭水体治理中的应用案例[J].环境工程学报,2021,15(9):3128-3135.
  - [22] 高玉琼,孙巍,阮鹏程,等.高效沉淀池在合流制溢流污染控制中的工程应用[J].中国给水排水,2024,38(5):41-44.