

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2026.11.019

基于深度学习的排水管道功能性缺陷量化研究

张金萍^{1,2}, 倪睿¹, 王尧¹, 王斌¹, 郑晨阳¹

(1. 郑州大学 水利与交通学院, 河南 郑州 450001; 2. 黄河生态保护与区域协调发展
研究院, 河南 郑州 450001)

摘要: 针对排水管道功能性缺陷图像中存在的文字、箭头等标注信息干扰及量化精度不足等问题,单一模型难以在检测与分割间兼顾精度与鲁棒性。为此提出一种融合改进YOLO11检测框与点提示从而增强Edge-SAM的缺陷分割能力与提高缺陷量化精度的方法。首先,通过改进YOLO11骨干网络并引入自适应卷积与边界优化策略,实现轻量化条件下的高精度目标定位,将mAP@50提升至0.826;其次,采用聚类分析设计自适应提示融合策略,驱动Edge-SAM实现良好的像素级分割,mIoU达0.6816;随后,基于圆截面几何约束与加权最小二乘拟合提取管道轮廓,结合缺陷面积比例计算实现精确量化;最后,通过参数化修正公式抑制数值偏离区间,使沉积、结垢、障碍物等缺陷的等级匹配准确率分别达0.68、0.73和0.77。该方法在检测精度、分割质量、模型部署和量化可靠性方面具有良好效果,为城市排水管网智能化运维提供了高效可行的技术方案。

关键词: 排水管道; 缺陷检测; 实例分割; YOLO11; Edge-SAM; 量化评估

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2026)11-0128-09

Quantitative Research on Functional Defects in Drainage Pipelines Based on Deep Learning

ZHANG Jinping^{1,2}, NI Rui¹, WANG Yao¹, WANG Bin¹, ZHENG Chenyang¹

(1. School of Water Conservancy and Transportation, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Research Institute for Yellow River Ecological Protection and Regional Coordinated Development, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: To address the interference caused by annotation information such as text and arrows, as well as the insufficient quantification accuracy in images of functional defects in drainage pipelines, a single model often fails to balance detection precision and segmentation robustness. Therefore, this study proposed a method that integrated an improved YOLO11 detection framework with point prompts to enhance the defect segmentation capability of Edge-SAM and improve defect quantification accuracy. First, by optimizing the YOLO11 backbone network and introducing adaptive convolution and boundary refinement strategies, the method achieved high-precision object localization under lightweight conditions, increasing the mAP@50 to 0.826. Second, a clustering-based adaptive prompt fusion strategy was designed to guide Edge-SAM in achieving superior pixel-level segmentation, reaching an mIoU of 0.6816. Subsequently, based on circular cross-sectional geometric constraints and weighted least squares fitting, the pipeline contour was extracted, and precise quantification was realized by calculating the

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52379028); 河南省自然科学基金资助项目(242300421007)

通信作者: 王尧 E-mail: 619563667@qq.com

defect area ratio. Finally, a parameterized correction formula was employed to suppress numerical deviation, resulting in accurate defect grade matching rates of 0.68, 0.73, and 0.77 for sedimentation, scaling, and obstacles, respectively. The method proposed achieves excellent performance in detection accuracy, segmentation quality, model deployment, and quantification reliability, providing an efficient and feasible technical solution for the intelligent operation and maintenance of urban drainage networks.

Keywords: drainage pipeline; defect detection; instance segmentation; YOLO11; Edge-SAM; quantitative assessment

排水管道作为保障城市安全与环境健康的重要基础设施,其功能性缺陷若得不到及时、准确的识别与量化,不仅会增加管网运行风险和养护成本,还可能引发城市内涝等次生灾害。传统人工巡检方式效率低下且依赖人工经验,难以满足复杂城市管网精细化管理的需求,因此有必要开展排水管道缺陷的客观量化研究^[1-2]。

随着计算机视觉技术的发展,基于深度学习的方法在城市排水管网缺陷的研究中取得显著成效。现有研究主要集中在基于目标检测和图像分割的两类深度学习模型。在目标检测方面,杨帆等^[3]通过将CA注意力机制引入YOLOv8网络中,实现了对排水管道内部缺陷的更准确感知和捕捉;曾飞等^[4]对缺陷图像应用自适应直方图均衡化增强技术,并通过改进YOLOv7模型进行检测,在低照度、低分辨率的排水管道缺陷分类与定位方面取得了较好效果。在图像分割方面,周倩倩等^[5]将Deeplabv3+迁移应用至排水管道缺陷语义分割,对多类型缺陷进行较优的检测、空间定位和几何属性分割;Wang等^[6]基于改进的StyleGAN3生成模型扩充数据并提出Pipe-Sparse-Net模型对错口、泄漏和障碍物三类缺陷在雾像场景中的语义分割map达到0.9以上;凌同华等^[7]将YOLO-Pipe模型与ByteTrack追踪算法进行融合,提出了一种基于排水管道检测视频的Pipe-Track缺陷追踪算法。尽管现有研究在排水管道缺陷检测与分割中取得重要进展,但仍存在多方面不足。首先,管道检测场景中的图像存在分辨率低、光照不均和成像噪声等问题,同时大量文字、箭头等标注信息的存在,进一步增加了缺陷特征提取的复杂性。其次,针对管道结构的截面提取和缺陷量化计算仍停留在特定应用场景下,缺乏统一、可泛化于多场景的量化描述方法。本文以郑州市管道数据集为例,开展管道图像功能性缺陷量化研

究,以期对排水管道缺陷等级评价提供技术支撑。

1 模型创建

1.1 模型创建流程

本研究构建多模型级联协同的排水管道功能性缺陷量化框架:首先在数据层,利用改进CycleGAN模型平衡数据集后,结合数据增强用于训练检测模型;在检测层,改进的YOLO11模型捕获缺陷位置,并输出检测框作为框提示信息;在分割层,通过融合框提示与分配型点提示得到的提示机制,引导Edge-SAM对缺陷进行实例分割;最终通过管道截面提取模块(PCEM)提取的管道截面与分割出的缺陷区域面积代入修正公式进行定量评估。详细流程如图1所示。

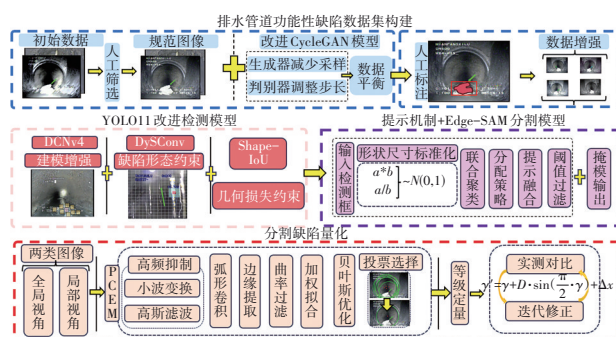


图1 排水管道功能性缺陷量化模型创建流程示意

Fig.1 Workflow for creating quantification model of functional defects in drainage pipelines

1.2 CycleGAN模型改进

本研究基于CycleGAN模型将排水管道功能性缺陷数据集图像的风格迁移至其他数据集^[4]。CycleGAN模型由两个生成器和两个判别器组成,训练基于对抗性损失和循环一致性损失,实现源域和目标域图像的双向转换。但在使用百张图像数据训练时,域映射不稳定,难以捕捉两个域的全局分布特征;多次上下采样会导致细节丢失模糊。故对CycleGAN模型做出以下改进:①在CycleGAN的数据处理部

分结合适用于风格迁移方式(如水平翻转),增加训练样本;②对于生成器,减少上下采样次数均为一次,避免在特征提取过程中尺寸缩减过多,保留图像细节信息并实现生成 512×512 分辨率图像;③对于判别器,调整第一层卷积层(下采样)步长为 2,输出评分图,增强对图像高频细节判别能力。改进后的 CycleGAN 模型结构如图 2 所示。最后选用质量较高的生成图像用于平衡数据。

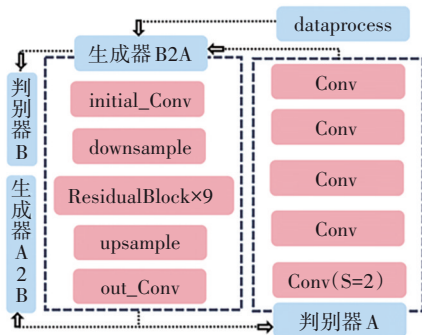


图 2 改进 CycleGAN 的生成器与判别器内部结构

Fig.2 Internal structure of generator and discriminator in improved CycleGAN

1.3 YOLO11 检测模型改进

YOLO11 检测模型由主干网络、颈部网络和检测头三部分组成,其中主干网络作为特征提取器,基于卷积神经网络对输入图像进行多层次特征表示;颈部网络作为特征融合模块,通过多尺度特征聚合增强目标表征能力;检测头则利用优化后的特征图完成边界框回归与类别预测。在当前主流检测模型中,YOLO11 在精度与推理效率间表现均衡。针对本文的检测任务,基于 YOLO11 提出一种改进模型,改进后的模型总体架构如图 3 所示。

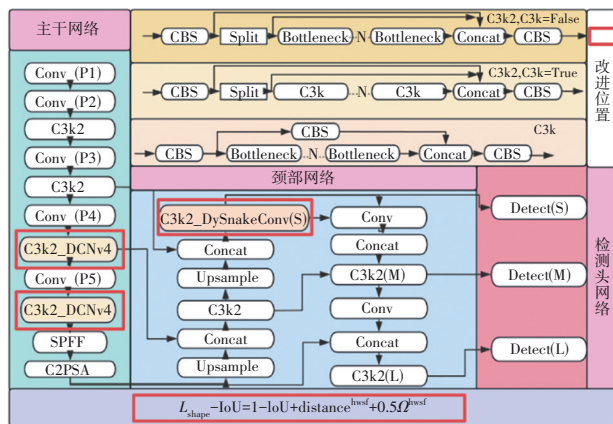


图 3 改进后的 YOLO11 模型总体结构

Fig.3 Architecture of improved YOLO11 model

1.3.1 网络结构改进

① 主干网络设计优化

DCNv4(可变形卷积第四代)通过为每个卷积核采样点预测自适应偏移量和动态聚合权重,实现特征点的可变形采样和加权,减少传统卷积固定采样带来的几何失配问题。具体而言,对于输入特征图 X ,DCNv4 在位置 p_0 的输出可表示为:

$$y(p_0) = \sum_{p_n \in R} \alpha_n \cdot w(p_n) \cdot x(p_0 + p_n + \Delta p_n) \quad (1)$$

$$\{\Delta p_n, \alpha_n\} = F_{\text{offset\&weight}}(X)$$

式中: R 为固定采样网格; p_n 为相对中心点偏移; Δp_n 为可学习的采样偏移, $\Delta p_n \in R^2$, 可通过双线性插值获取非整数位置特征; α_n 为动态权重, $\alpha_n \in R$, 不受归一化限制以增强表达能力。通过将 YOLO11 主干网络 C3k2(True) 模块中 Bottleneck 卷积替换为 DCNv4 卷积构建 C3k2_DCNv4 模块, 实现在保持多尺度特征融合的同时减少参数量并强化复杂目标特征对齐能力(见图 4)。

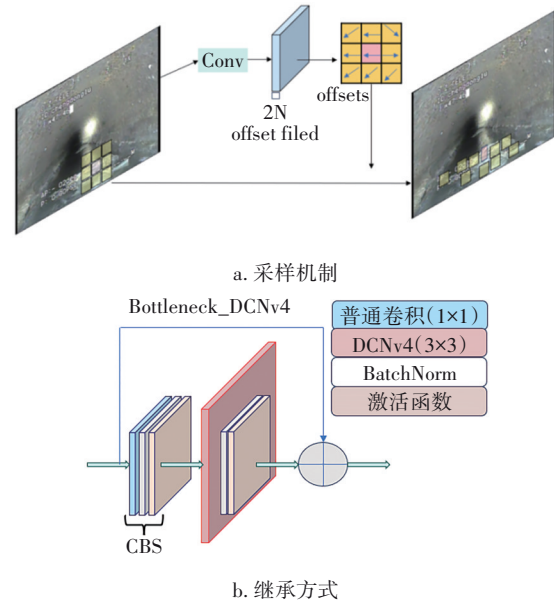


图 4 DCNv4 采样机制及其在 C3k2 中的继承方式

Fig.4 Sampling mechanism of DCNv4 and its integration scheme in C3k2

② 颈部网络设计优化

为进一步提升网络对小尺度目标与复杂边缘的感知能力,在颈部网络中设计了基于 DySnakeConv(动态蛇形卷积,以下简称 DySConv)的 C3k2_DySConv 模块。DySConv 通过曲线函数(包含序列参数、控制曲线幅度、频率及相位四个变量)对

卷积核采样点的偏移量进行动态建模,约束采样点沿曲线分布;通过引入二阶差分平滑损失保证偏移曲线平滑、连续,避免突变形变。

DySConv 模块采用三支结构(普通卷积、 x 向卷积、 y 向卷积)以增强方向敏感性,再经过 1×1 卷积进行通道压缩,将其继承至C3k2模块中,适用于不规则边缘的精细建模。DySConv 采样机制以及C3k2_DySConv 模块继承方式如图5所示。

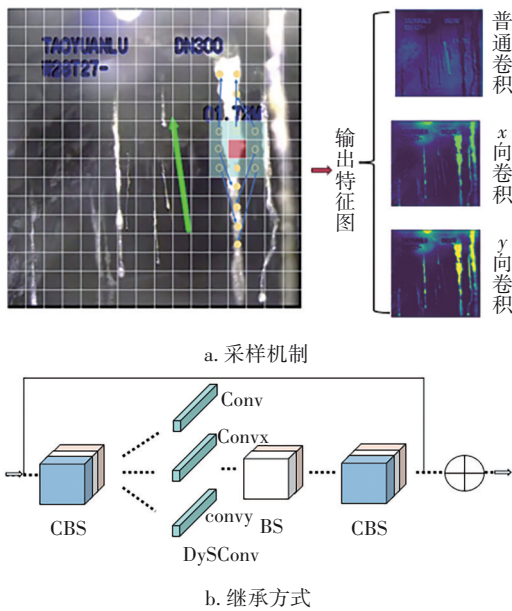


图5 DySConv 采样机制及其在C3k2中的继承方式

Fig.5 Sampling mechanism of DySConv and its integration scheme in C3k2

1.3.2 Shape-IoU 损失函数

Shape-IoU 在传统交并比的基础上引入形状与位置惩罚项,以更准确刻画非矩形及多边形缺陷目标的几何差异。其损失函数构造如图3所示,其中 $distance^{hwsf}$ 表示预测框与真实框中心点的归一化距离, Ω^{hwsf} 为宽高比差异项,系数0.5用于平衡其权重。Shape-IoU 通过综合形状和位置惩罚,提升对几何形变和中心偏移的敏感性,更适用于缺陷检测中的复杂目标评估。

1.4 Edge-SAM 分割模型提示机制

Edge-SAM 作为 SAM 的高效轻量化变体,利用蒸馏策略在边缘设备上实现超过 30 帧/s 的实时分割效率,同时保持与原模型相当的精度。

为构建提示融合机制,本研究对验证集的检测框的尺寸和形状重构后进行标准化处理,使之服从 $N(0, 1)$ 分布。随后,利用 K-means 算法^[8]将样本聚

类为三类。针对不同簇的样本,设计差异化的点提示策略:在目标中心区域设置正向提示点,以减少噪声干扰并增强模型对目标主体的关注;同时,依据聚类结果对点提示的数量和分布方式进行拟合与自适应分配,以适应不同样本的特征分布。过滤掉超出检测框范围一定阈值的掩码区域以防止过度分割,从而提升分割的边界精度与整体稳定性。最终,YOLO11 改进模型输出的框提示与对应类别的点提示策略进行叠加融合。引入该提示融合机制的 Edge-SAM 框架,实现目标定位与像素级分割的协同优化^[9],模型结构如图6所示。

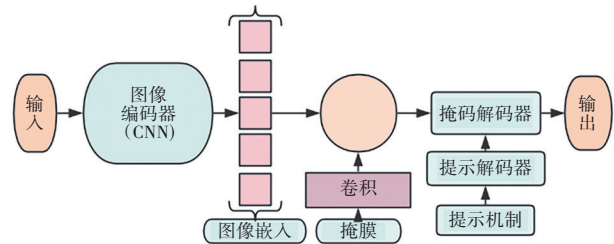


图6 引入提示融合机制的Edge-SAM 模型结构

Fig.6 Architecture of Edge-SAM model incorporating prompt fusion mechanism

1.5 管道截面提取模块

管道截面提取模块(PECM)通过四阶段流程处理管道图像。

首先,通过小波阈值去噪^[10]与高斯滤波预处理抑制噪声^[11]并保留结构特征;

其次,引入 ArcConv(弧形卷积,即普通卷积增加采样角度范围作为参数,实现方向感知)进行方向性边缘增强,并构建 CEEM-Arc 特征融合网络以提升边缘响应鲁棒性;

随后,对边缘采用自适应 Canny 算法检测,结合曲率分析筛选高置信度边缘组合点;

最后,通过最小二乘与加权最小二乘优化实现初始拟合^[12],并利用贝叶斯优化^[13]搜索超参数,结合投票策略返回最优拟合结果,实现在边缘缺失与噪声干扰条件下的高精度几何重建。

该提取模块适用于全局与局部视角图像中的管道截面提取,便于后续对截面的相关几何参数进行量化。

1.6 缺陷量化修正

根据《城镇排水管道检测与评估技术规程》(CJJ 181—2012)对沉积(CJ)、结垢(JG)、障碍物

(ZAW)等缺陷进行分级定量,且不做硬质与软质结垢区分,统一按照硬质处理。

由于排水管道缺陷形态多样且数量不定等,本文提出基于PCEM提取的管道截面针对不同缺陷类型定义初始量化指标。

沉积采用等效厚度比值(α)计算定级:

$$\alpha = \frac{s_{\text{mask}}}{l_{\text{box}} \cdot d_{\text{ic}}} \quad (2)$$

式中: s_{mask} 为分割得到的沉积像素面积; l_{box} 为检测框长轴长度; d_{ic} 为从图像中提取的管道圆截面直径。

结垢和障碍物采用面积比值(ε)计算定级,以障碍物为例:

$$\varepsilon = \frac{s_{\text{mask}}}{s_{\text{ic}}} \quad (3)$$

式中: s_{mask} 为对图像中障碍物分割得到的像素面积; s_{ic} 为从图像中提取的管道圆截面的像素面积。

为提高量化精度,在初始量化指标的基础上设计了非线性迭代修正公式:

$$\gamma' = \gamma + D \cdot \sin\left(\frac{\pi}{2} \cdot \gamma\right) + \Delta x \quad (4)$$

式中: γ 为初始值(沉积等效厚度比值;结垢或障碍物的面积比值); γ' 为迭代值; D 为修正系数; Δx 为统计补偿项。该公式采用三层修正机制:分级感知系数 D 对不同等级的初始值进行差异化调整,根据缺陷等级进行分段取值;正弦映射保证修正强度连续平滑;统计补偿项则消除类型之间的分布差异。该公式在训练集和验证集上探索参数,用测试集进行评估。

2 试验配置

2.1 数据集构建

排水管道功能性缺陷数据集来自2015年—2017年郑州市排水管道检测报告,经过人工剔除模糊、重影等问题图像后作为初始数据集。该数据集分辨率平均为320×320低分辨率,风格呈昏暗且光照不均,且图像中文字和图注占比较多;数据集涵盖3种缺陷类型:沉积(325张)、结垢(332张)和障碍物(328张);部分图像则包含多种类型缺陷,共计168张。

应用改进的CycleGAN生成的高质量图像进行数据平衡,CJ和ZAW分别补充7和8张生成图像。对补充后的图像数据集再进行人工标注,按照8:1:

1比例划分为训练集、验证集和测试集。对训练集进行数据增强,包括几何变换(镜像)、像素调整(添加噪声)、色彩调整(色调偏移)和混合增强(镜像+灰度化+噪声)四类,如图7所示。每类包含多种方法,最终形成的训练集、验证集和测试集的比例为3 200:100:100。

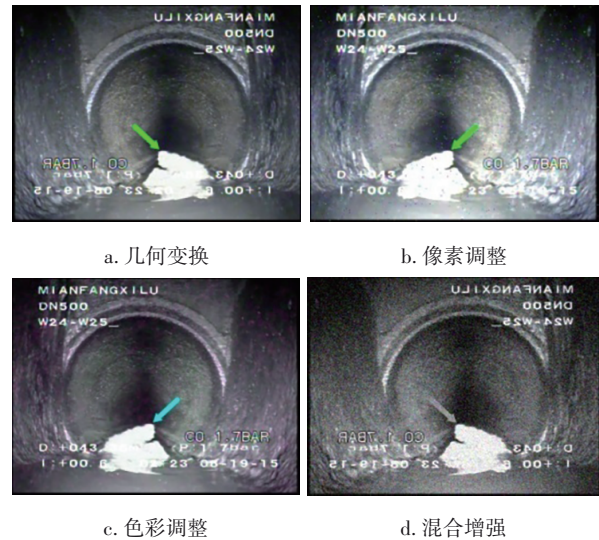


图7 数据增强样本示例

Fig.7 Examples of data augmentation samples

2.2 试验环境与训练参数

试验环境:Linux操作系统,RTX3090(24 GB)型GPU, 14vCPU Intel (R) Xeon (R) Gold6330 型CPU, 2.0.0版PyTorch, 3.8版Python语言, 11.8版CUDA。改进CycleGAN模型参数:epochs(轮数)为300, batch_size(批次)为2, lr(学习率)为0.000 1, beta1(一阶动量)为0.5, beta2(二阶动量)为0.999, img_size(图像尺寸)为512;其他模型参数:优化器为SGD, batch(批次)为32, imgsz(图像尺寸)为640, epochs(轮数)为200, lr为0.01, warmup_epochs(预热轮数)为3。

2.3 评价指标

分别从图像质量、检测性能、分割性能及计算效率等方面对各类模型和量化公式进行综合评价。其中,生成图像质量:采用梯度幅值相似性偏差(GMSD)衡量生成图像与原始图像的结构相似度,数值越低表示质量越高;检测性能:通过精确率(Precision)、召回率(Recall)以及不同IoU阈值下的平均精度均值(mAP@50、mAP@50-95)综合评价模型的检测精度与目标定位能力;分割性能:采用平

均交并比(mIoU)与平均Dice系数(mDice)评估像素级分割的准确性,反映分割结果与真实标注的重叠程度;计算效率:通过参数量(Params)、浮点运算数(FLOPs)、模型大小(Size)及推理速度(FPS)等指标评估模型在实际部署中的可行性与实时性;缺陷的量化评估:采用修正前后与实际等级相符个数占测试总数的比值作为等级匹配准确率。除生成图像外,其他评价使用的数据集均为测试集。

3 结果与分析

3.1 生成图像对比

改进 CycleGAN 模型生成的风格迁移图像可视化对比如图 8 所示。

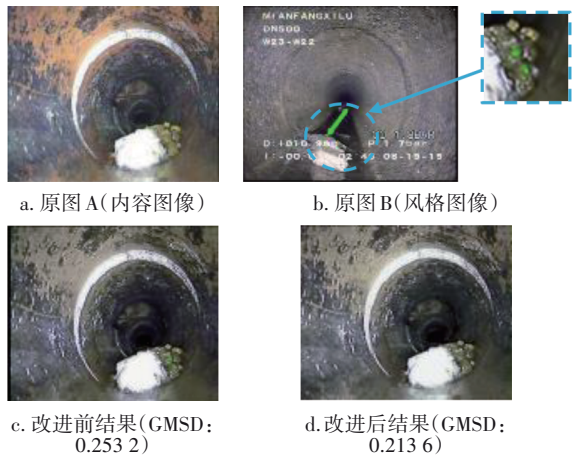


图 8 CycleGAN 模型改进前后可视化对比

Fig.8 Visual comparison of CycleGAN model before and after improvement

可见,改进的 CycleGAN 模型通过减少生成器上下采样次数,有效保留了原图 A 的结构与语义细节;判别器步长调整增强对高频特征的判别,使模型能够准确迁移原图 B 光照不均的风格,而不引入其自身内容(绿色箭头部分),具备更自然的风格迁移和映射稳定能力。

3.2 检测模型试验

3.2.1 消融试验

为系统评估改进 YOLO11 模型中各个模块在缺陷检测任务中的效果,分别加入 C3k2_DCNv4(方法 a)、C3k2_DySConv(方法 b)和 Shape-IoU(方法 c)做出四种组合的消融试验,结果如表 1 所示(数据为多次试验平均值)。

由表 1 可知,以 YOLO11 为基线,单独引入 a 可在参数量与计算量基本不变情况下将 mAP@50 升至 0.793,但推理速度降至 108.5 帧/s;引入 b 则显著提高召回率至 0.775,并使 mAP@50-95 达到 0.597,同时模型尺寸略增;当两者联合使用时,mAP@50 达到 0.820、mAP@50-95 提升至 0.629,精度全面提升,表现出特征表达与边界拟合的互补优势;在此基础上加入 c 损失函数,mAP@50 和 mAP@50-95 分别进一步提升至 0.826 和 0.631,验证其对定位精度的辅助优化作用。整体结果表明,a 与 b 是主要增益来源,c 提供额外边界优化,改进后的 YOLO11 模型在保持轻量化的同时可显著提升检测性能并兼顾推理效率。

表 1 改进 YOLO11 模块消融试验

Tab.1 Ablation experiments of improved YOLO11 modules

方法	Precision	Recall	mAP@50	mAP@50-95	Params/ 10^6	FLOPs/ 10^9	Size/ 10^{12}	FPS/(帧/s)
YOLO11	0.812	0.666	0.780	0.606	2.62	6.5	10.8	127.0
引入 a	0.822	0.645	0.793	0.600	2.52	6.2	14.3	108.5
引入 b	0.791	0.775	0.758	0.597	2.59	6.5	15.0	108.3
引入 ab	0.832	0.743	0.820	0.629	2.53	6.3	10.1	86.0
引入 abc	0.835	0.746	0.826	0.631	2.53	6.3	10.1	86.2

3.2.2 对比试验

为了进一步验证改进 YOLO11 模型的性能,将其与 YOLO11、YOLOv8、YOLO12 等几种主流模型进行比较,结果表明,改进后的 YOLO11 在保持轻量化规模的前提下,Precision、Recall、mAP@50(0.826)和 mAP@50-95(0.631)指标均取得最优结果,检测精度和鲁棒性均显著增强。FPS 虽有所下降,但仍具备实时能力。

提升的重要原因在于主干网络中的可变形卷积的引入能够增强模型在应对高层特征图中大感受野但分辨率低、无关特征干扰强时的几何对齐能力,使其对复杂目标的识别和定位更为准确;颈部网络中的动态蛇形卷积采样更充分捕获细微与不规则边缘的特征信息,从而提升召回率。两者结合则额外起到轻量化效果;而 Shape-IoU 损失函数强化边界框约束,使检测框更加贴合目标,进一步提

高检测精度与定位稳定性。

3.3 分割模型试验

3.3.1 提示机制构建结果

根据前述对验证集检测框的标准化与 K-means 聚类分析,提示机制的策略基于样本类别建立,结果如表 2 所示。其中,聚类 1、2、3 的点提示策略分别为“中心点+1 个随机点”“中心点+1 个随机点”“中心点+3 或 4 个角随机点”,阈值过滤基于检测框面积。通过将该结果作为 Edge-SAM 的先验控制机制引入,使模型能够在提示设计与掩码优化阶段实现对不同尺度目标的自适应调整。

表 2 提示机制策略

Tab.2 Prompt mechanism strategies

聚类	宽度	高度	面积	宽高比	阈值过滤/倍
1	0.062 5~ 0.187 5	0.062 5~ 0.187 5	0.003 9~ 0.035 1	0.1~1.2	1.1
2	0.187 5~ 0.375 0	0.187 5~ 0.375 0	0.035 1~ 0.140 6	0.15~ 1.30	1.2
3	0.375 0~ 1.000 0	0.375 0~ 1.000 0	0.140 6~ 1.000 0	0.6~4.0	1.3

表 3 分割模型对比试验

Tab.3 Comparative experiments of segmentation models

模型	mDice	mIoU	Params/ 10^6	FLOPs/ 10^9	Size/ 10^{12}	FPS/(帧/s)
YOLO11-seg	0.696 5	0.561 3	2.83	8.2	12.6	62
MaskR-CNN	0.666 5	0.553 2	44.5	231	365	14
YOLACT	0.702 6	0.606 8	28	60.6	117	29
SAM(ViT-H)	0.775 2	0.675 2	632	3 072	2 460	5
改进 Edge-SAM	0.749 7	0.635 7	5.52	20.67	37.01	34
改进+提示 Edge-SAM	0.780 5	0.681 6	5.52	20.67	37.01	33

为进一步验证所提出方法的定性表现,对不同模型的分割掩码进行代表性可视化对比,结果如图 9 所示。在图 9 中,同一权重在预测时置信度会有微小差异(± 0.05),取 conf 阈值为 0.25;可视化图表分为原图、标注、基线组(前三组)和对照组(后三组);同时,为避免视觉选择偏倚,给出两组着色。由图 9 可知,YOLO11-seg 与 MaskR-CNN 在边界模糊和遮挡场景相对简单时,仍存在漏分现象,原因在于单阶段与双阶段框架在特征表达上均存在一定的局限;YOLACT 通过原型掩码生成机制提升空间一致性,但是在复杂背景下生成过多的低置信度复选框。而得益于改进 YOLO11 提供的检测框对缺陷的

3.3.2 对比试验

为验证所提方法在分割任务中的有效性,选取不同结构范式的分割模型进行对比,结果见表 3。可见,单阶段的 YOLO11-seg 分割精度有限,但具备参数少、推理快的轻量化优势。双阶段的 MaskR-CNN 精度不及单阶段方法,计算开销大,推理速度仅有 14 帧/s,难以实时应用。单阶段的 YOLACT 精度虽高于 MaskR-CNN,但参数量与复杂度仍较高。基于 Transformer 的 SAM(ViT-H)精度有所提高,但参数规模和计算量庞大,推理速度仅为 5 帧/s,实际应用受限。相比之下,结合改进 YOLO11 的 Edge-SAM 的参数和 FLOPs 分别仅需 5.52×10^6 和 20.67×10^9 ,推理速度达 34 帧/s,分割精度超过单、双阶段模型,实现高精度与轻量化平衡。引入提示融合机制后,mDice 与 mIoU 分别提升至 0.780 5 与 0.681 6,参数与 FLOPs 不变,仅速度略降,显示其在复杂边界与细粒度目标中的有效性。

综上,改进 YOLO11+提示融合 Edge-SAM 在精度与效率上获得了最优表现,在保持轻量化与实时性的同时,其分割性能甚至超越大型 Transformer 模型,具备良好应用前景。

有效定位,SAM(ViT-H)借助超大规模 Transformer 有效刻画细粒度边界。改进 YOLO11Edge-SAM 相对单双阶段模型分割精度更高。进一步地,改进 YOLO11Edge-SAM 通过引入提示融合机制,虽然因缺陷分布而导致部分结果不够平滑和碎片化,但阈值过滤有效过滤远距离碎点,点提示的适应性分配使得掩码结果与真实标注高度吻合。该方法显著减少过分割与欠分割现象,生成的掩码在视觉一致性与语义可靠性方面均优于对比模型。这一现象与表 3 中定量结果(mDice/mIoU)的提升相一致,表明所提出的框架在分割精度与计算效率之间实现了最佳平衡。

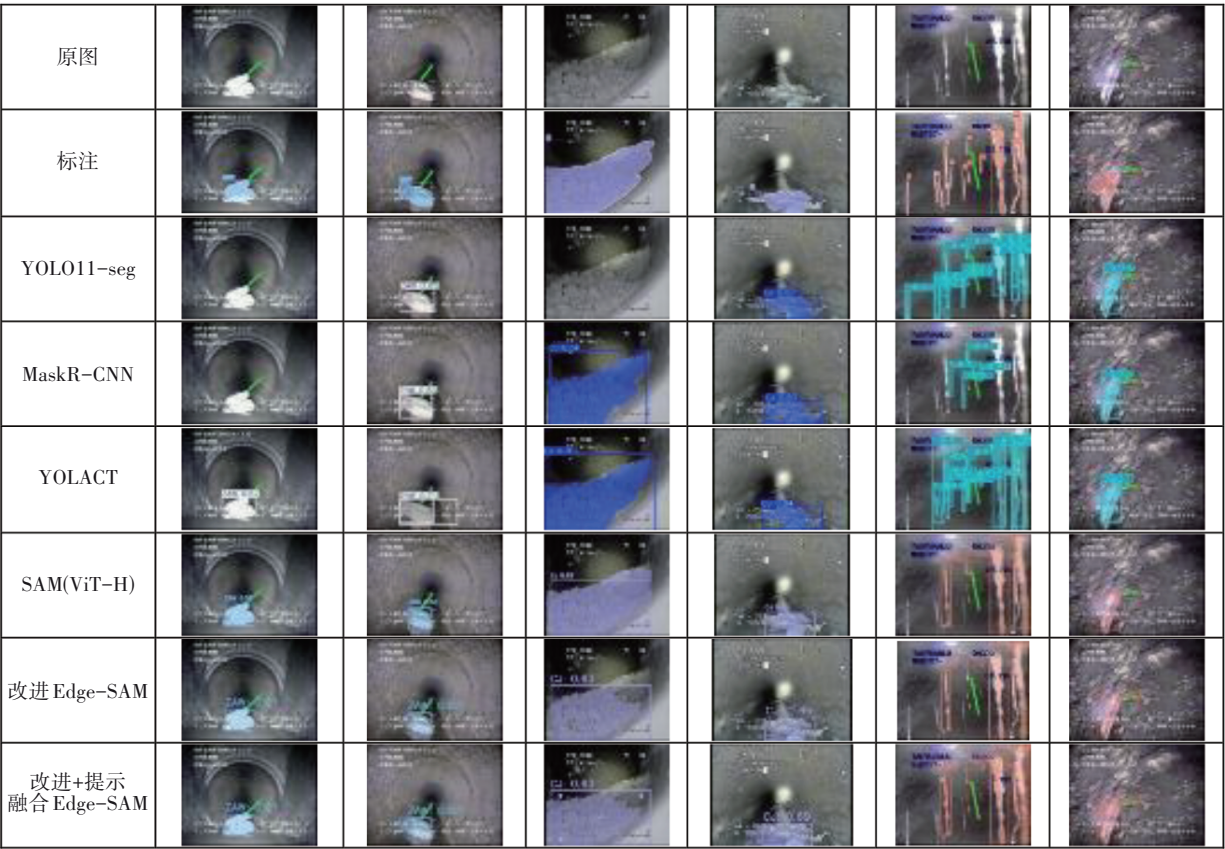


图9 分割模型可视化结果对比
Fig.9 Visual comparison of segmentation model results

3.4 管道截面提取

通过对代表性样本图像的可视化展示,评估所提出方法在管道截面结构重构与边界识别方面的性能,结果见图 10。在全局视角拟合中管道截面完整,成像视角没有较大偏转,蓝色圆弧边缘得到较好拟合;在局部视角拟合中只有部分管道截面,圆弧边缘经加权最小二乘法处理后得到近似拟合。由此可见,该方法能够较为准确捕获不同图像中管道截面轮廓特征,为后续缺陷量化提供了可靠基础。

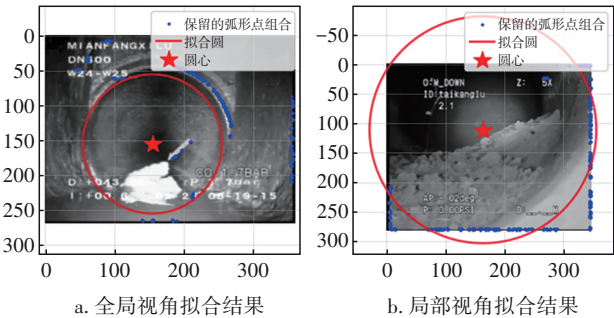


图 10 管道截面提取可视化结果
Fig.10 Visualization of pipeline cross-section extraction

3.5 缺陷量化修正结果

排水管道功能性缺陷量化公式参数在训练集与验证集上拟合率定后,在测试集上的等级匹配结果显示,修正前由于图像成像条件差、人工实际判读有误和模型传递信息过程中存在叠加误差等原因,沉积、结垢、障碍物的等级匹配准确率分别仅为 0.63、0.68、0.69,缺陷等级量化结果与实际等级差值绝对值小于或等于一个等级;而经过修正后,三种缺陷的等级匹配准确率均有所提升,分别达到 0.68、0.73、0.77,且三种缺陷的偏移量数值范围集中,表明验证公式具备较好的稳定性和普适性。

4 结论

- ① 以改进 YOLO11 输出的检测框作为强先验,结合提示融合驱动的 Edge-SAM,在显著压缩搜索空间的同时增强了边界一致性,实现了由目标定位到像素级分割的高效协同,对复杂背景与遮挡场景具有稳定鲁棒性。
- ② 在轻量化配置下,整体方案在保持精度的同时还可达到实时推理要求,计算与存储开销可

控,较部分主流模型更适配资源受限的边缘设备部署。

③ 基于圆截面提取的几何约束与加权最小二乘拟合,可稳定恢复管道轮廓并提升掩码与真实边界的一致性。在此基础上,缺陷与截面比例量化通过迭代修正,抑制数值放大效应并保持小幅波动,显著提高量化结果的可解释性与工程可用性。整体框架实现了从检测、分割到量化的全流程优化,在复杂工况下表现出良好的稳定性。

参考文献:

- [1] 周倩倩, 司徒祖祥, 刘汉林, 等. 基于生成对抗网络和迁移学习的排水管道缺陷识别[J]. 中国给水排水, 2022, 38(17): 27-33.
- ZHOU Q Q, SITU Z X, LIU H L, et al. Defect recognition of drainage pipes based on generative adversarial networks and transfer learning [J]. China Water & Wastewater, 2022, 38(17): 27-33 (in Chinese).
- [2] 范鹏辉, 姜涛, 牛超群, 等. 基于液位监测及CNN-SVM的排水管网缺陷诊断[J]. 中国给水排水, 2023, 39(23): 30-39.
- FAN P H, JIANG T, NIU C Q, et al. Fault diagnosis method of drainage network based on liquid level monitoring data and CNN-SVM [J]. China Water & Wastewater, 2023, 39(23): 30-39 (in Chinese).
- [3] 杨帆, 刘如飞, 刘扬胜, 等. 基于改进YOLOv8的城市排水管道缺陷检测算法研究[J]. 给水排水, 2024, 50(8): 120-125.
- YANG F, LIU R F, LIU Y S, et al. Research on urban drainage pipe defect detection algorithm based on improved YOLOv8 [J]. Water & Wastewater Engineering, 2024, 50(8): 120-125 (in Chinese).
- [4] 曾飞, 李斌, 周健, 等. 改进YOLOv7算法的排水管道缺陷检测与几何表征[J]. 现代制造工程, 2024 (3): 110-118.
- ZENG F, LI B, ZHOU J, et al. Drainage pipe defect detection and geometric characterization based on improved YOLOv7 algorithm [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2024(3): 110-118 (in Chinese).
- [5] 周倩倩, 刘汉林, 陈维锋, 等. 基于Deeplabv3+的排水管道缺陷检测与语义分割[J]. 中国给水排水, 2022, 38(13): 22-27.
- ZHOU Q Q, LIU H L, CHEN W F, et al. Defect detection and semantic segmentation of drainage pipes based on Deeplabv3+ [J]. China Water & Wastewater, 2022, 38(13): 22-27 (in Chinese).
- [6] WANG N, ZHANG J, SONG X. A pipeline defect instance segmentation system based on SparseInst [J]. Sensors, 2023, 23(22): 19.
- [7] 凌同华, 贝政豪, 张胜, 等. 基于YOLO-Pipe和ByteTrack的排水管道缺陷检测[J]. 中国给水排水, 2025, 41(3): 125-130.
- LING T H, BEI Z H, ZHANG S, et al. Surface defect detection in sewer pipelines based on YOLO-Pipe and ByteTrack methods [J]. China Water & Wastewater, 2025, 41(3): 125-130 (in Chinese).
- [8] IKOTUN A M, EZUGWU A E, ABUALIGAH L, et al. K-means clustering algorithms: a comprehensive review, variants analysis, and advances in the era of big data [J]. Information Sciences, 2023, 622: 178-210.
- [9] WU X, WANG D, MA C, et al. Parcel segmentation method combined YOLOV5s and segment anything model using remote sensing image [J]. Land, 2025, 14(7): 22.
- [10] CHEN W, ZHANG Y, YU K, et al. Hybrid DWT NLM method with NOA optimization for ECG signal denoising [J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 24258.
- [11] ULLAH F, KUMAR K, RAHIM T, et al. A new hybrid image denoising algorithm using adaptive and modified decision-based filters for enhanced image quality [J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 29.
- [12] DE LUCA G, MAGNUS J R. Weighted-average least squares: improvements and extensions [J]. Stata Journal, 2025, 25(3): 587-626.
- [13] PAULSON J A, TSAY C. Bayesian optimization as a flexible and efficient design framework for sustainable process systems [J]. Current Opinion in Green and Sustainable Chemistry, 2025, 51: 7.

作者简介: 张金萍(1979—), 女, 河南沁阳人, 博士, 教授, 从事节水与水资源高效利用、水资源规划与管理 and 水资源不确定性分析研究。

E-mail: jinp2000_zh@163.com

收稿日期: 2025-10-13

修回日期: 2025-11-03

(编辑: 李德强)