

DOI: 10. 19853/j. zgjsps. 1000-4602. 2026. 11. 018

基于YOLO和特征引导SAM的管道缺陷检测方法

关子皓, 张智豪, 何淑雅, 杨元缘, 周倩倩
(广东工业大学 土木与交通工程学院, 广东 广州 510006)

摘要: 在城市排水系统日益复杂的背景下,传统人工巡检和基于单一模型的缺陷检测方法面临着识别效率低、分割精度不足以及依赖大量标注样本等局限性。为应对这些技术挑战,提出了一种融合YOLOv4目标检测算法与多特征提取引导SAM(segment anything model)的缺陷检测创新方法。实验表明,虽然YOLO+SAM融合方法在常规场景下能有效分割,但在处理复杂缺陷形态(如裂缝、树根侵入和错口等)时,其分割性能仍存在不足。为此,进一步引入相位一致性分析、分形维数矩阵计算和边缘检测优化三种多模态特征提取方法,以提升模型对异质缺陷的特征表达能力。结果显示,YOLO+特征提取+SAM的组合方案在裂缝、树根侵入和错口等典型缺陷检测中,相较于YOLO+SAM方案取得了显著提升:召回率提高了17.1%~24.3%,精确率提升了24.9%~44.4%,F1分数增加了23.1%~32.4%。该方法不仅实现了更清晰的缺陷分割边界和更高的识别精度,还大幅降低了模型训练成本和标注需求,具有重要的工程应用价值。

关键词: 管道缺陷检测; SAM模型; 相位一致性; 语义分割; 缺陷分级

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2026)11-0122-06

Drainage Pipeline Defect Detection via YOLO and Feature Extraction Guided SAM Segmentation

GUAN Zihao, ZHANG Zhihao, HE Shuya, YANG Yuanyuan, ZHOU Qianqian
(School of Civil and Transportation Engineering, Guangdong University of Technology,
Guangzhou 510006, China)

Abstract: With the increasing complexity of urban drainage systems, traditional manual inspection and single model-based defect detection methods suffer from low recognition efficiency, insufficient segmentation accuracy, and heavy reliance on large annotated datasets. To address these technical challenges, this study proposes an innovative defect detection method that integrates the YOLOv4 object detection algorithm with multi-feature extraction-guided SAM (segment anything model). The experiments demonstrated that, although the YOLO+SAM integrated approach achieved effective segmentation in conventional scenarios, its performance in handling complex defect shapes (such as cracks, root invasions, and disjoint) remained inadequate. To this end, three multimodal feature extraction methods—phase consistency analysis, fractal dimension matrix computation, and edge detection optimization—were introduced to enhance the model's ability to represent heterogeneous defects. Experimental results showed that the combination of YOLO+feature extraction+SAM achieved significant

基金项目: 广东省自然科学基金资助面上项目(2024A1515011791)

通信作者: 周倩倩 E-mail: qiaz@foxmail.com

improvements in detecting typical defects like cracks, root invasions, and disjoint compared to the YOLO+SAM approach: the recall rate increased by 17.1% to 24.3%, precision improved by 24.9% to 44.4%, and the $F1$ score increased by 23.1% to 32.4%. This method not only provides clearer defect segmentation boundaries and higher recognition accuracy but also significantly reduces model training costs and labeling requirements, demonstrating substantial engineering application value.

Keywords: pipeline defect detection; SAM model; phase consistency; semantic segmentation; defect grading

随着城市化进程的加快,排水系统在保障公共卫生和污水管理方面发挥着至关重要的作用。然而,地下排水管道长期受到环境和使用因素的影响,常出现堵塞、裂缝、树根和错口等问题,这不仅影响管道的正常功能,还可能引发洪水、水质污染等安全隐患。因此,寻找高效、自动化的大规模管道缺陷检测方法已成为城市排水设施建设和管理的迫切需求^[1]。精准的管道缺陷检测不仅能够确保城市排水系统的正常运行,还能延长管道的使用寿命并预防潜在的安全风险。近年来,深度学习技术,特别是基于卷积神经网络的YOLO目标检测算法在排水管道缺陷自动检测领域获得了广泛应用^[2]。该算法凭借其高效的图像处理能力和良好的检测精度,成为实现实时缺陷检测的有效解决方案,尤其擅长同时检测图像中存在的多种缺陷类型。然而,YOLO本质上无法实现像素级的缺陷分割,这一局限性直接影响了对缺陷几何特征的精确量化和等级表征。

为解决该问题,语义分割技术如FCN、SegNet、U-Net和Deeplabv3+等在排水管道缺陷识别中得到了应用^[3]。这类技术能够有效捕捉缺陷的细节,尤其在处理复杂管道状况时,能够识别多种缺陷类型并提高识别的准确性。尽管如此,语义分割方法仍面临一些挑战,主要体现在依赖大规模标注数据和训练周期较长,导致前期准备工作繁琐且计算成本较高。近年来,新兴的图像分割模型SAM展现出显著优势,它采用基于提示(prompt-based)的分割范式,无需针对特定任务进行微调,仅需提供简单的图像提示(如点、框或文本)即可实现快速精准分割。这一特性使其在排水管道海量图像数据处理中具有独特价值:一方面大幅降低了人工标注的时间和经济成本,另一方面通过零样本学习(zero-shot learning)能力显著提升了缺陷分析的效率。尽

管SAM在多数情况下能有效分割缺陷,但在处理几何结构复杂或边界模糊的缺陷时,其分割能力仍有局限^[4]。当将YOLO和SAM结合时(YOLO+SAM),可实现高效检测、精细分割、无样本训练,适用于自动标注,但SAM依赖提示,面对复杂结构时分割能力可能不足。

为此,提出了一种融合YOLO算法与特征提取技术引导SAM的排水管道缺陷检测新方法。在该方法中,YOLO算法负责管道缺陷的初步定位,特征提取技术(相位一致性、边缘检测和分形维数矩阵)用于增强缺陷特征的精准表达,而SAM模型则实现缺陷的精细分割。这种融合方法兼顾检测精度与识别效率,为管道缺陷检测提供了更加高效便捷的解决方案。

1 数据与方法

《城镇排水管道检测与评估技术规程》(CJJ 181—2012)将排水管道缺陷划分为11类结构缺陷和5类功能性缺陷,每类缺陷按严重程度又分为四个等级。在本研究使用的CCTV视频录像数据库中,缺陷分布存在不均衡现象,其中树根、裂缝、错口、残墙和障碍物这五类缺陷最为典型且样本数量相对充足。基于数据实际情况,选择以上五类缺陷作为研究对象,以确保模型训练与评估的有效性及结果可靠性。YOLO数据集包含600张排水管道图像,按照9:1的比例随机划分为训练集和测试集,用于模型的训练与验证。SAM作为大规模预训练模型,在本研究中直接接收YOLO输出的检测框并完成分割任务,无需额外训练样本。

技术路线见图1,包含以下5个模块:①数据标注模块,利用数据标注工具对排水管道缺陷进行快速标注,明确各类缺陷的位置与类别信息,为YOLO模型训练提供基础数据。②YOLOv4检测模块,采用YOLOv4目标检测算法对多类型同存缺陷进行快

速定位和分类,获取缺陷的边界框、标签及置信度信息。③特征提取模块,对于分割效果较好的缺陷类型直接获取 YOLO 的提示框信息,对于分割效果不足的类型则结合边缘检测、相位一致性和分形维数等方法提取缺陷结构的关键特征引导信息(前景点和背景点提示)。④SAM 分割模块,将特征的提示信息输入 SAM 分割模型以完成高精度的缺陷分割。⑤缺陷分级模块,基于分割结果提取缺陷的几何表征,通过计算缺陷的几何属性参数(面积、半径、宽度等),进行缺陷等级评估。

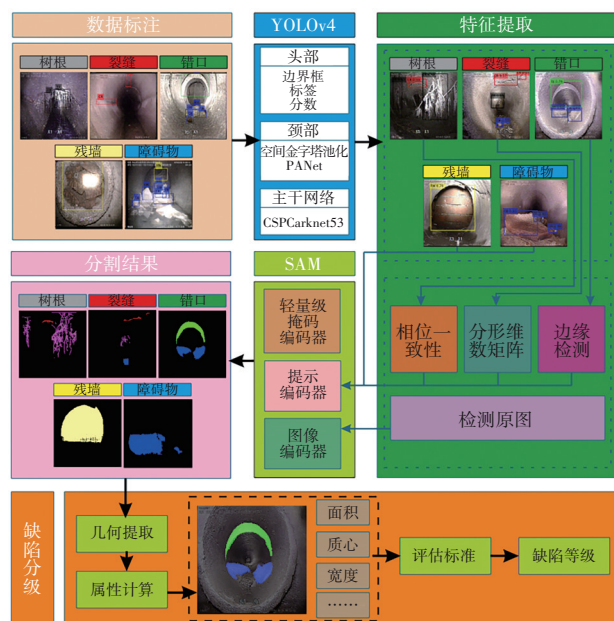


图1 方法流程

Fig.1 Method flowchart

1.1 YOLOv4检测器

YOLOv4算法作为单阶段目标检测领域的代表性方法^[5],其网络架构如图2所示,采用典型的三组件设计:特征提取主干网络、特征融合颈部网络和检测头。其中,主干网络基于改进的 CSPDarknet53 架构,通过跨阶段部分连接(cross stage partial connections)实现高效的多尺度特征提取。颈部网络创新性地融合了空间金字塔池化(SPP)模块和路径聚合网络(PANet)模块,既增强了特征金字塔的表征能力,又优化了多层级特征的融合效率。检测头采用多尺度预测机制,在三个不同尺度的特征图上并行完成目标的分类与边界框回归任务。这种结构在保证检测速度的同时,具备良好的检测精度和鲁棒性,适用于多种复杂场景中的目标识别任务。

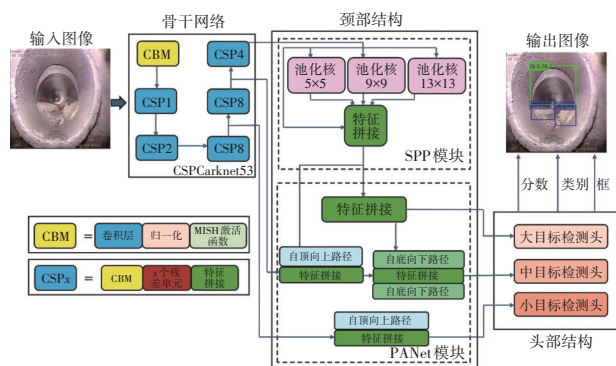


图2 YOLOv4网络的工作机制

Fig.2 Working mechanism of YOLOv4 network

1.2 特征提取方法

在图像处理领域,针对排水管道缺陷的特征提取是提升检测精度的关键环节。本文提出了三种核心的特征提取方法:基于相位一致性的纹理分析方法、基于分形几何理论的维数矩阵计算以及经典的边缘检测算法(见图3)。

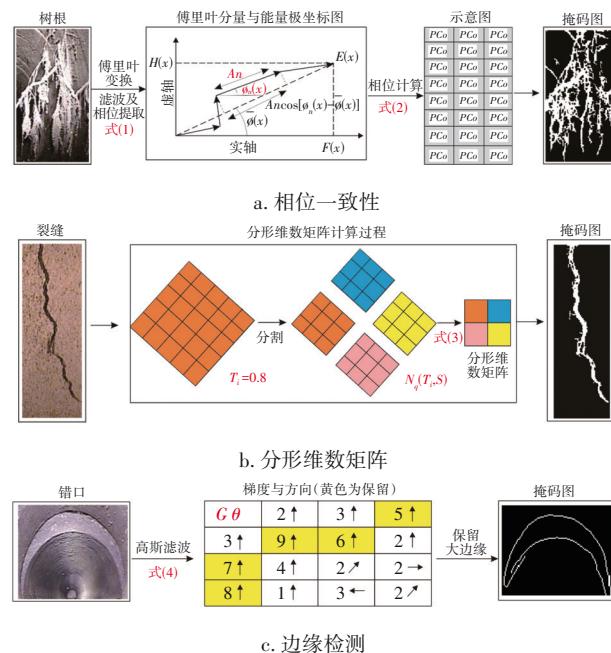


图3 特征提取原理

Fig.3 Feature extraction principles

这些方法针对不同类型的缺陷特征具有特异性检测能力:相位一致性方法常用于纹理分析,能有效捕捉图像中的显著特征,特别适用于纹理复杂或具有细长结构的目标;分形维数矩阵基于分形几何理论,通过量化图像的几何复杂性,尤其适用于具有自相似性和不规则几何特征的目标,并能提供多尺度几何信息,在复杂结构的表征中应用广泛;

边缘检测作为图像分析中的经典技术,主要用于提取图像边界信息,在分割和定位任务中表现突出,可精确捕捉图像中的显著变化区域,为后续分割任务提供可靠的边界依据。通过组合这三种方法,可显著提升各类缺陷的检测精度与分割效果。

具体来说,相位一致性方法利用多尺度、多方向的Log-Gabor滤波器组提取图像的相位信息,能够有效识别图像中的显著特征,特别适用于树根等纹理和形态复杂的结构。其核心原理是通过计算每个尺度 S 和方向 O ,计算偶对称(实部)和奇对称(虚部)滤波响应的幅度 $A_{s,o}$ 和相位 $\varphi_{s,o}$ [见式(1)],通过加权平均相位角 $\bar{\varphi}$,计算每个区域的 PC_o [见式

$$PC_o = \frac{\sum_{S=1}^{nscale} A_{s,o} [\cos(\varphi_{s,o} - \bar{\varphi}) - |\sin(\varphi_{s,o} - \bar{\varphi})|]}{\sum_{S=1}^{nscale} A_{s,o}} \cdot \omega_o \quad (2)$$

$$D(q, S) = - \lim_{T_i \rightarrow \infty} \frac{\ln[N_q(T_i, S)]}{\ln(T_i)} \quad (3)$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \quad \theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (4)$$

式中: E 为复数能量,由多尺度复数Gabor滤波器与图像卷积得到; ω_o 为频率分布宽度的Sigmoid加权函数,用于抑制窄带信号干扰; $N_q(T_i, S)$ 代表在特定尺度 S 和阈值 T_i 下非空盒子的数量; q 为加权参数,用于突出分析中特定特征; G_x 和 G_y 分别为Sobel算子的横向和纵向梯度; G 为梯度幅值; θ 为梯度方向。

1.3 分割一切模型(SAM)

SAM(segment anything model)作为当前最先进的通用图像分割模型,凭借其创新的提示驱动分割机制,在排水管道缺陷检测领域展现出显著优势。该模型采用多模态输入架构,可智能解析各类提示信息(包括点、框、文本及掩码),实现目标区域的精准分割。具体而言,系统首先通过YOLOv4定位的缺陷区域输入Vision Transformer(ViT)编码器,该编码器采用 16×16 的补丁划分策略,通过多头自注意力机制建立全局特征关联,有效捕捉管道缺陷的形态学特征(如图4所示)。提示编码器采用轻量级设计,将空间提示(如缺陷边界框)映射为特征向量,以引导分割过程。在特征融合阶段,图像嵌入通过交叉注意力(cross-attention)机制与提示特征动态交互,重点增强缺陷区域的响应强度。最终的掩码

(2)],量化局部相位一致性[见图3(a)]。分形维数矩阵主要用于量化图像的几何复杂性,特别适合分析裂缝等具有自相似性和不规则形态的缺陷特征。该方法采用改进的箱计数法,通过灰度阈值对图像进行二值化处理,并计算特定尺度 T_i 和阈值下的非空盒子数量 N_q [见式(3)]来量化结构的复杂度[见图3(b)]。经典的Canny边缘检测算法则通过高斯滤波平滑图像,计算图像的梯度 G [见式(4)]并通过非极大值抑制(NMS)和双阈值滞后处理来识别图像的边界[见图3(c)]。

$$\begin{cases} A_{s,o} = |EO_{s,o}| \\ \varphi_{s,o} = \angle EO_{s,o} \end{cases} \quad (1)$$

解码器采用渐进式的上采样架构,结合跳跃连接(skip connection)技术,逐步恢复空间细节,输出像素级分割结果。这种模块化设计使SAM在零样本(zero-shot)迁移场景下,仅需简单的特征提示信息,即可达到专业级分割精度。

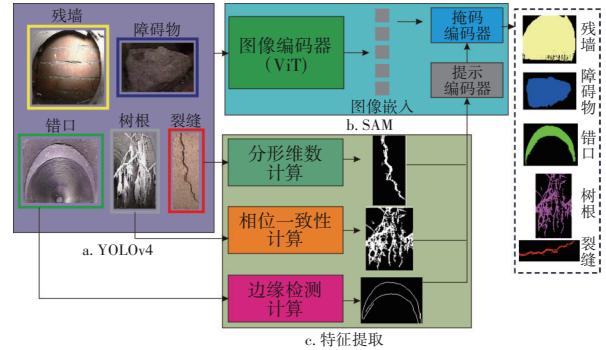


图4 5类缺陷检测方法

Fig.4 Detection methods for five proposed defects

1.4 模型评估指标

为全面评估YOLO+特征提取+SAM模型在排水管道缺陷分割中的性能,采用 $F1$ 分数作为核心评估指标,并结合精确率和召回率进行辅助分析。其中,精确率(Precision)用于衡量模型预测的缺陷像素中真实缺陷的比例,召回率(Recall)反映模型对真实缺陷像素的识别能力, $F1$ 分数综合召回率和精确率的调和平均数,兼顾了模型对缺陷的识别能力(召回率)和预测的可靠性(精确率)。

1.5 几何表征及缺陷分级

在完成缺陷分割后,需进一步提取不同类型缺

陷的几何属性,并依据其类型进行分级评定。缺陷分级标准参照CJJ 181—2012中的相关规定,该规范基于面积、宽度、半径和距离等几何参数,将下水道缺陷划分为不同的严重等级。本文以错口和障碍物两类缺陷为例,分别进行几何特征的提取与分级计算(见图5)。对于错口,首先提取缺陷边缘坐标,计算Feret轴长度及其端点 P_1 和 P_2 ,利用连接线连接得到错口最大宽度,并采用最小二乘法拟合管道圆形轮廓以获取半径,最终根据错口最大宽度与管道半径的比值确定其等级。对于障碍物,通过提取其在管道横截面上的投影面积,计算该面积与管道截面积的比值,据此完成分级评定。

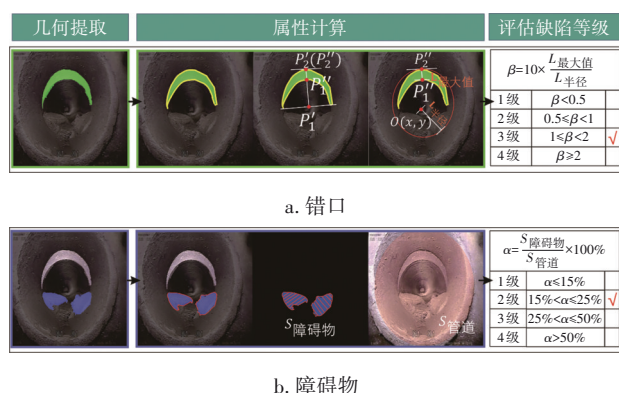


图5 障碍物及错口的缺陷等级评估方法

Fig.5 Classification calculation of obstacle and disjoint

2 结果与讨论

2.1 缺陷分割结果分析

首先采用YOLO+SAM方法对排水管道600张缺陷图进行分割,其在所有缺陷类别中的准确率(Accuracy)均超过90%(见表1)。对于障碍物和残墙这两个相对简单的缺陷类别,该方法能够实现有效分割,其F1分数分别达到78.4%和89.9%。然而,在处理裂缝、树根入侵和错口等复杂缺陷时,分割效果相对有限,对应的F1分数分别仅为58.3%、64.8%和45.2%。为此,引入特征提取引导技术以增强模型对复杂缺陷的表达能力,提升分割精度和局部细节识别能力。结果表明,在特征增强后三类缺陷的召回率较之前分别提高24.3%、17.1%和21.1%,精确率分别提升了30.9%、44.4%和24.9%,F1分数提高了28.3%、32.4%和23.1%。这些数据证实,特征提取方法通过提供更精确的掩码,有效弥补了SAM在处理复杂缺陷时的不足,特别是在缺陷形态复杂、边界模糊的情况下,能够为SAM提供更准确

的分割提示信息,提高分割精度。这一改进机制充分体现了YOLO+特征提取+SAM分割方法的协同效应,为排水管道的缺陷检测提供了一种高效且低成本的解决方案。

表1 各类缺陷性能评价指标

Tab.1 Performance evaluation indicators of various defects %

项目	指标	裂缝	错口	树根	障碍物	残墙
YOLO+SAM	准确率	99.2	97.1	97.6	98.8	99.5
	召回率	66.5	56.5	67.6	77.9	89.6
	精确率	51.9	37.6	62.2	79.1	90.2
	F1分数	58.3	45.2	64.8	78.4	89.9
YOLO+特征提取+SAM	准确率	99.7	99.1	99.3	—	—
	召回率	90.8	73.6	88.7	—	—
	精确率	82.8	82.0	87.1	—	—
	F1分数	86.6	77.6	87.9	—	—

2.2 模型对比及改进结果分析

不同模型在排水管道缺陷分割任务中的性能对比见图6。YOLO模型仅提供边界框形式的检测结果,无法实现对缺陷图像的精确分割,其输出仅能定位大致的缺陷区域而缺乏细节特征。YOLO+SAM模型通过提示信息能对缺陷进行分割,但在处理裂缝和树根等复杂缺陷时仍存在边界模糊问题,且有时会出现将背景误判为缺陷的情况。相比之下,YOLO+特征提取+SAM模型展现出显著的分割精度提升,能够更准确地提取裂缝、树根和错口等缺陷的几何边界,在细节保留方面表现突出。虽然该模型在简单场景中的分割效果与YOLO+SAM模型相近,但在处理复杂缺陷时优势明显。

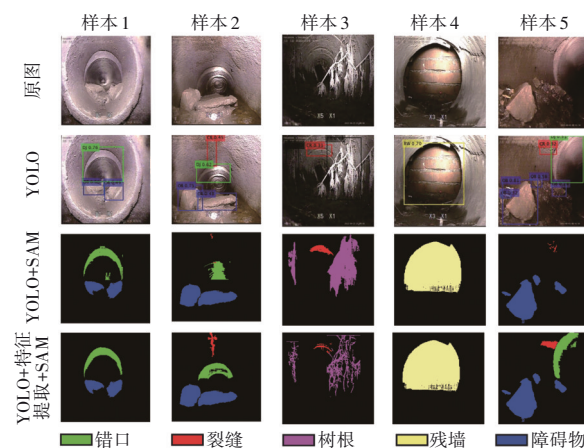


图6 五类缺陷分割效果

Fig.6 Segmentation performance of five types of defects

2.3 模型局限性与不足分析

YOLO+特征提取+SAM模型在某些特定条件下仍存在一些性能局限:①当缺陷区域较小且与其他区域相距较近时,模型可能会错误地连接不同的缺陷区域,导致边界不清晰,如图7中A1、A3列的裂缝区域。②在缺陷区域重叠的情况下,模型的分割边界会出现混淆,影响预测准确度,如A4列错口和裂缝部分的模糊边界。③光线不足或图像质量较差时,模型对缺陷的识别能力下降,导致分割结果错误,如A2列的残墙区域,中间区域误识别为背景部分。④在树根分割任务中(A5列),YOLO检测框未能完整覆盖树根区域,导致框外部分未被识别,最终分割结果不完整。这些发现为未来研究指明了方向,将进一步提升模型鲁棒性以更好地处理这些特殊情况。

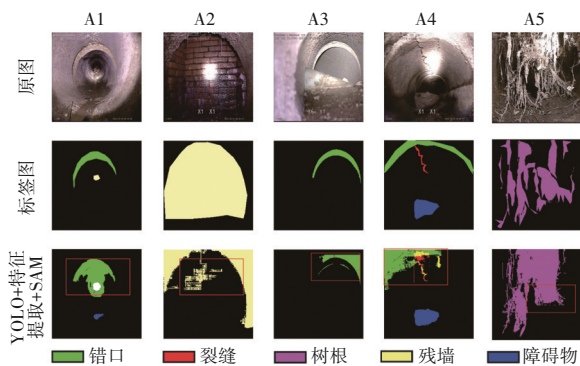


图7 特定情况下各类缺陷的分割劣势分析

Fig.7 Segmentation disadvantages of various defects based on specific situations

3 结论

本文提出了一种融合YOLO检测、特征增强与SAM分割的管道缺陷识别方法,在显著降低标注需求的同时,有效提升了复杂缺陷的分割精度,缓解了传统方法在检测精度与实施成本之间的矛盾。尽管在低光照或缺陷重叠等复杂工况下仍存在局部边界模糊的问题,但该方法整体表现良好。受当前数据样本所限,本研究仅针对研究区域内的五类典型缺陷进行分析,并以障碍物和错口为例探讨缺陷分级的技术体系。后续随着样本数据的积累,可将该方法扩展至更多缺陷类别的识别与分级,以进一步提升其适用性与泛化能力。总体而言,本研究不仅为城市排水管网智能监测提供了可行的技术

路径,其“快速检测-特征增强-语义分割”的技术框架也可为其他基础设施的缺陷识别提供借鉴。

参考文献:

- [1] 连峰,刘治,朱珊珊,等.《城镇排水管道检测与评估技术规程》修订总结及思考[J]. 中国标准化, 2025, 38(2): 140-145.
LIAN F, LIU Z, ZHU S S, et al. Summary and reflection on the revision of the *Technical Specification for Inspection and Evaluation of Urban Sewer Pipes* [J]. China Standardization, 2025, 38 (2) : 140-145 (in Chinese).
- [2] SITU Z X, TENG S, FENG W E, et al. A transfer learning-based YOLO network for sewer defect detection in comparison to classic object detection methods [J]. Developments in the Built Environment, 2023, 15: 100191.
- [3] 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. Drainage pipeline defects detection and semantic segmentation based on Deeplabv3+ [J]. China Water & Wastewater, 2022,38(13):22-27(in Chinese).
- [4] 马依拉木·木斯得克,张思琪. SAM及其改进模型在图像分割中的应用综述[J]. 计算机系统应用, 2024, 33(6): 1-9.
MAYILAMU M, ZHANG S Q. A review of SAM and its improved models in image segmentation [J]. Computer Systems & Applications, 2024, 33 (6) : 1-9 (in Chinese).
- [5] 王守志,刘章,王冬,等. 基于PP-YOLOE的城市排水管网缺陷检测及应用[J]. 中国给水排水, 2024, 40 (18): 130-136.
WANG S Z, LIU Z, WANG D, et al. Defect detection and application of urban drainage network based on PP-YOLOE[J]. China Water & Wastewater, 2024,40(18): 130-136(in Chinese).

作者简介:关子皓(2001—),男,广东江门人,硕士研究生,研究方向为下水管道缺陷识别。

E-mail:2640844923@qq.com

收稿日期:2025-08-03

修回日期:2025-09-09

(编辑:李德强)