

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416928

基于改进 YOLOv8 的排水管网缺陷检测^{*}周梦颖 张学武 曾鹏源 江雅馨
(河海大学信息科学与工程学院 常州 213200)

摘要: 针对城市排水管道缺陷易受背景干扰、特征尺度多变以及现有检测模型存在检测准确率低、误检率高等问题,提出了一种基于改进 YOLOv8 的缺陷检测算法。首先,设计 DSK 模块并嵌入主干网络的 C2f 模块中以扩大感受野,提高模型对多尺度缺陷特征的提取能力;其次,引入 Slim-neck 网络结构对颈部网络进行改进,对缺陷特征信息进行有效利用和融合,并有助于实现模型的轻量化;最后,采用 FocalEIOU 损失函数以更好地提高对较小缺陷目标的检测性能和模型的收敛速度。在管道缺陷数据集上的实验结果表明,本研究改进的算法在 70.4 fps 的检测速率下,mAP 达到了 67.5%,相比于原始 YOLOv8 算法,mAP 值和检测速率分别提升了 3.8% 和 1.7 fps,表现出了良好的检测性能。针对实际应用目的,基于改进算法开发了一款能够实时检测管道缺陷的系统软件,通过实际项目检测,验证了本文改进的算法能够满足城市排水管道缺陷检测任务中高精度、实时检测的需求。

关键词: 城市排水管网;缺陷检测;YOLOv8;目标检测;特征融合

中图分类号: TP391.41;TN919.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Research on defect detection of drainage pipeline network
based on improved YOLOv8Zhou Mengying Zhang Xuewu Zeng Pengyuan Jiang Yaxin
(School of Information Science and Engineering,Hohai University,Changzhou 213200, China)

Abstract: Addressing the issues of urban drainage pipeline defects being susceptible to background interference, the variability of characteristic scales, and the low detection accuracy and high false positive rate of existing detection models, this paper presents an improved defect detection algorithm based on YOLOv8. Initially, the DSK module is designed and embedded within the C2f module of the backbone network to expand the receptive field and improve the ability to extract multi-scale defect features. Subsequently, the Slim-neck network structure is introduced to refine the neck network, effectively utilizing and fusing defect feature information, which also contributes to the lightweightification of the model. Finally, the FocalEIOU loss function is adopted to enhance the detection performance for smaller defect targets and the convergence speed of the model. Experimental results on a pipeline defect dataset indicate that the proposed improved algorithm achieves a mean average precision (mAP) of 67.5% at a detection rate of 70.4 fps. Compared to the original YOLOv8 algorithm, the mAP value and detection speed are respectively increased by 3.8% and 1.7 fps, demonstrating superior detection performance. For the purpose of practical application, this paper has developed a system software capable of real-time detection of pipeline defects based on an improved algorithm. Through actual project detection, the enhanced algorithm proposed in this paper has been validated to meet the requirements of high precision and real-time detection for the task of urban drainage pipeline defect inspection.

Keywords: urban drainage network;defect detection;YOLOv8;target detection;feature fusion

0 引言

城市排水管网系统作为现代城市基础设施中的重要组成部分,定期进行管道缺陷检测,对于保障其效率和安全性

具有重要意义^[1]。目前,诸如闭路电视(closed-circuit television,CCTV)的视觉检测技术在城市排水管道缺陷检测中得到了广泛的应用。然而,由于管道缺陷类型复杂、背景复杂多变,这种传统的人工检测方法存在耗时、效率低下

收稿日期:2024-09-19

* 基金项目:住房和城乡建设部 2022 年科学技术计划项目(2022-K-165)、中国建筑第七工程局有限公司局课题(CSCEC7b-2022-Z-5)、中国建筑股份有限公司 2023 年度科技研发课题(CSCEC-2023-Z-10)项目资助

且准确率低等问题^[2]。因此,建设一个自动化、智能化的城市排水管网缺陷检测系统势在必行。

在以往的研究中,对城市排水管道的缺陷检测一般采用传统的机器学习和图像处理技术^[3]。Halfawy等^[4]提出了一种高效的模式识别算法,利用梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)和支持向量机(support vector machine, SVM)自动检测和分类管道缺陷,但无法实现实时检测。Moradi等^[5]采用隐马尔可夫模型进行数据建模,在变换域中生成特征向量来表示管道缺陷的信息,可以实时地对管道缺陷进行异常检测,但存在漏检问题。Hawari等^[6]分别采用形态学处理、Gabor滤波和椭圆拟合算法来检测裂缝、变形和沉积物,但检测准确率较低且检测类别较少。虽然传统的检测方法取得了一定效果,但由于排水管道的环境相对复杂,泛化能力和整体性能仍存在局限。

随着深度学习的不断发展,利用卷积神经网络自动提取管道缺陷图像的特征,克服了传统检测方法的问题,检测精度和效率高于传统检测方法^[7]。Wang等^[8]采用两阶段目标检测算法Faster R-CNN网络检测和识别地下排水管道中的6种类型的缺陷,准确率较高但检测效率低于单阶段目标检测算法。Jia等^[9]提出一种基于改进YOLOv5的排水管道缺陷检测模型,重新设计骨干网络,对排水管道中小物体缺陷检测具有更高的识别率,但模型可以检测的缺陷类型受到限制。陆绮荣等^[10]采用StyleGAN2对原始图像进行预处理,并改进YOLOX的特征融合层,将损失函数更换为CIoU,对沉积、渗漏、错口等管道缺陷的检测性能达到了68.76%,但是检测类别较少且无法获得缺陷的具体位置。曾飞等^[11]采用对比度受限的自适应直方图均衡化对图像进行增强,并设计Drop-CA和MC模块改进YOLOv7算法,提高了模型对管道缺陷的分类和定位能力,但该方法泛化能力较差且检测精度低。杨帆等^[12]结合Zero-DCE亮度增强和图像对比度调整技术,对管道数据进行增强处理,并基于YOLOv8网络,引入CA注意力机制,提高了模型对细小管道缺陷的检测准确率。He等^[13]基于YOLOv8网络,将C2f模块与高效轻量级的注意力模块相结合,同时使用高效的双向交叉尺度连接和加权特征融合方法,并将感受野注意力机制和标准卷积相结合来替代YOLOv8中的标准卷积,提高了对管道缺陷的检测准确率和检测精度。但文献[12-13]均未对改进模型的实时性进行研究分析。Ren等^[14]提出了一种改进的YOLOv8地下排水管道缺陷检测算法,设计SC_C2f模块、LSKA_SPPF模块并引入WIOU损失函数,抑制了无关管道背景信息的干扰,该方法具有更高的检测准确率和更快的检测速率,但模型结构复杂,实际部署成本较高。

基于上述研究,与当前主流的基于深度学习的缺陷检测模型进行比较,YOLOv8算法在排水管道缺陷检测中表现出优异性能,但模型的轻量化和实时性仍有待深入研究。

因此,本研究采用YOLOv8n算法作为基线模型,对其主干网络、颈部网络和损失函数进行了优化,在保持高检测精度的同时,实现模型的轻量化并保证实时性。具体改进如下:

1)本研究采用DWConv和SKAttention模块设计了DSK模块对原模型主干网络中的C2f模块进行了改进,以增强对多尺度缺陷特征信息的提取能力。

2)为了解决浅层特征和深层特征融合导致的特征丢失或重叠问题,本文在颈部网络中引入Slim-neck网络结构,以增强模型对管道缺陷特征信息的融合能力并降低模型的复杂度,有助于实现模型的轻量化。

3)采用FocalEIOU损失函数代替原模型的损失函数,以更精确地定位缺陷的位置,减少缺陷被误检为背景的情况,提高模型的稳定性和收敛速度,有助于实现对管道缺陷的实时性检测。

1 YOLOv8 算法及改进

1.1 YOLOv8 算法

YOLOv8由开发YOLOv5的Ultralytics公司于2023年1月发布,是基于上一代YOLO系列的升级版^[15],经过一系列的创新改进后,综合性能超过了当前主流的目标检测算法,如YOLOv5, YOLOv7和Faster R-CNN等。YOLOv8网络架构主要由主干网络(Backbone),颈部网络(Neck)和头部网络(Head)三部分组成。

1) 主干网络

YOLOv8的主干网络部分主要用于提取输入图像的特征,并将提取出的高级特征传递给后续网络进行操作。YOLOv8借鉴了YOLOv7中的高效层聚合网络^[16](efficient layer aggregation network, ELAN)模块的思想,采用C2f模块取代了YOLOv5使用的C3模块,该模块根据缩放系数,分裂和拼接操作改变通道数,并通过并行更多的梯度流分支,可以在保证轻量化的同时获得更加丰富的梯度流信息,进一步优化模型结构。SPPF(spatial pyramid pooling fast)模块将输入特征图池化为固定大小的映射,捕捉不同特征层之间的上下文信息,有助于网络学习到丰富的特征表示。Conv模块对输入的信息进行卷积运算,然后进行批量归一化,最后使用SiLU激活函数获得输出结果。

对于排水管道这种具有丰富细节和多变尺度缺陷的场景,YOLOv8的主干网络难以提取到足够的缺陷特征信息,导致检测精度下降,需要提取更细粒度的特征层次以提高检测效果。

2) 颈部网络

YOLOv8的颈部网络主要用于处理和融合主干网络输出的特征图,采用特征金字塔网络^[17](feature pyramid network, FPN)和路径聚合网络^[18](path aggregation network, PAN)结构,通过上采样和下采样将来自浅层和深层特征图的语义信息相融合,扩大网络的感受野,增强颈

部网络的表征能力,进一步提高目标检测的准确性。

排水管道部分缺陷相对于整个图像区域通常是很小的,且缺陷在检测过程中受到多尺度问题的挑战,YOLOv8的颈部网络在特征融合的过程中,容易丢失与缺陷特征相关的上下文信息,无法有效地融合来自不同层次的特征,导致小缺陷或复杂形状的缺陷检测不准确。

3) 头部网络

YOLOv8 的检测部分采用解耦的头部结构,将分类和检测头分离,输出 3 个不同尺度的特征图,每个尺度包含两个分支,可以独立处理分类和检测任务。YOLOv8 采用 CIoU Loss 和 Distribution Focal Loss 作为边界框损失的损失函数,采用二元交叉熵(binary cross-entropy,BCE)作为分类损失的损失函数。YOLOv8 是一种无锚点检测模型,弥补了过度依赖先验框对检测精度的影响,提高了模型的泛化能力。

由于排水管道内部光照不均匀且存在遮挡,YOLOv8 的头部网络对于小尺度缺陷目标的特征学习不足,无法有效地预测其位置和类别,影响检测的稳定性,因此需要增强对小缺陷的关注。

1.2 网络改进

YOLOv8 模型提供了 5 个版本,分别为 n、s、m、l 和 x,其对应的模型参数量依次增加。考虑到排水管道场景下的缺陷检测需要兼顾检测精度和实时性,本文选取 YOLOv8n 进行改进。基于上述 YOLOv8 模型在排水管道场景下进行缺陷检测存在的问题,本研究分别从提高特征提取能力、增强特征融合能力和实现模型轻量化 3 方面对 YOLOv8n 的主干网络、颈部网络和损失函数进行了改进,以提高对城市排水管道缺陷的检测精度。改进后算法的网络架构如图 1 所示。

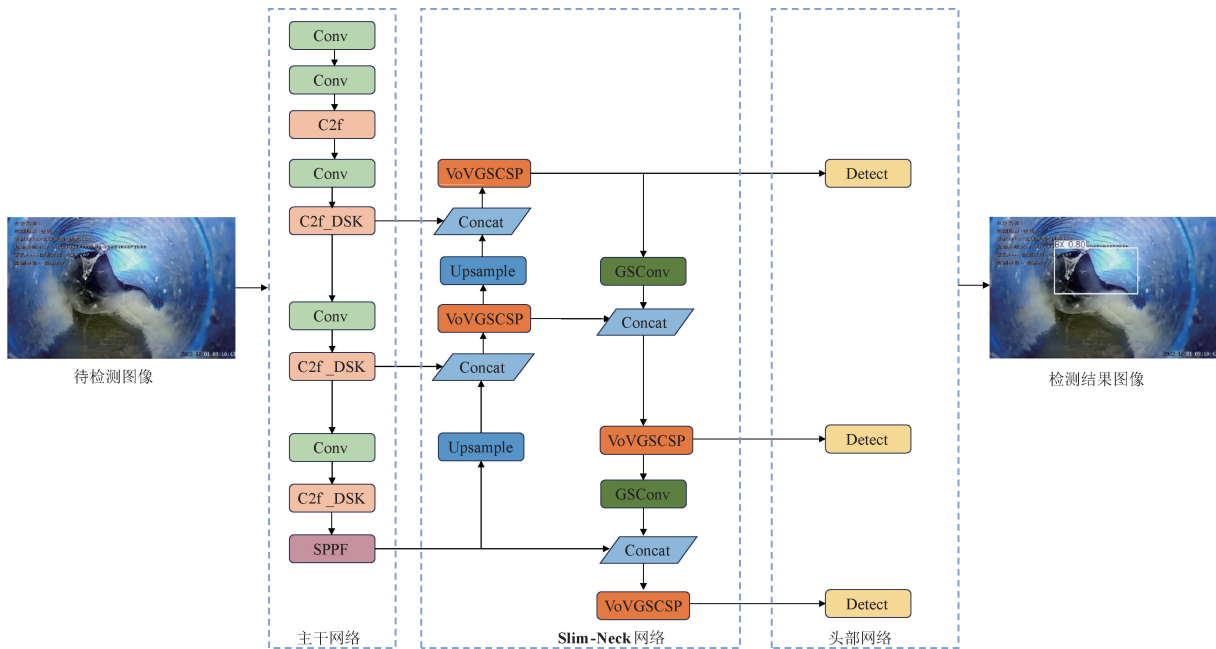


图 1 改进后算法的网络架构

Fig. 1 Network architecture of the improved algorithm

1) 改进的 C2f_DSK 模块

针对部分管道缺陷与管道背景融合度较高及缺陷的尺度多变性等导致主干网络提取有效特征信息不足的问题,本文设计了 DSK 模块并用于替代 YOLOv8 主干网络的 C2f 模块的瓶颈,以提高模型对不同尺度缺陷信息的提取能力。如图 2 所示,引入的 DSK 模块由两个 1×1 的标准卷积 Conv、一个深度卷积^[19] (depthwise convolution, DWConv) 和一个选择性核注意力^[20] (selective kernel attention, SKAttention) 模块组成。

为了更好地捕捉不同尺度特征的上下文信息,DSK 模块引入了选择性核注意力机制 SKAttention。SKAttention 模块可以根据输入的管道缺陷特征信息,使用多个不同尺寸的卷积核在同一输入特征图上并行地进行卷积操作,自

适应地在特征图内分配权重并调整其感受野的大小。SKAttention 的引入明显扩大了 C2f 模块的感受野,使模型获得更丰富的梯度流信息,更好地适应不同尺度的管道缺陷图像检测,进而提高管道缺陷的检测精度。

DWConv 可以提高模型捕捉全局上下文信息的能力且减少模型的参数数量,提高模型的推理速度。引入 DWConv 主要用于平衡引入 SKAttention 模块后所引起的参数和计算工作量问题,有助于实现改进模型的轻量化。

重构后的 C2f_DSK 模块首先让输入信息执行一个 1×1 的卷积操作,接着通过 split 模块将卷积的通道数分成两半,第 1 部分直接保留用于后续的拼接操作,第 2 部分进入多个并行的 DSK 模块进行处理。经过 DSK 模块处理

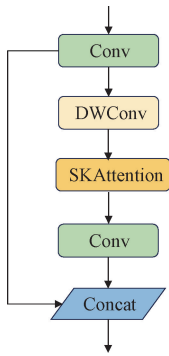


图2 DSK模块结构

Fig.2 DSK module structure

后的特征图与最初保留的第一部分特征图进行拼接,增加了缺陷特征信息的深度和多样性。C2f_DSK模块结构如图3所示,其中Conv模块中的 k 为卷积核的尺寸, s 为卷积核的移动步长, p 为边缘补零圈数。

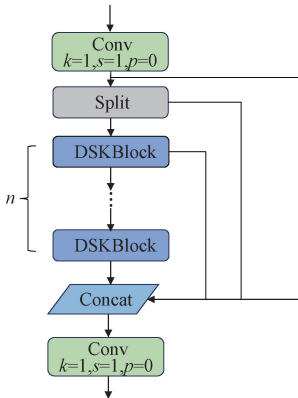


图3 C2f_DSK模块

Fig.3 C2f_DSK module

改进主干网络后,C2f_DSK模块有效地增强了特征提取能力,模型的检测性能得到了实质性的提高,特别是对于小尺寸和模糊的管道缺陷检测。

2) 特征融合网络优化

在复杂的排水管道环境下,部分管道缺陷在检测过程中受到多尺度问题的挑战,存在特征信息的丢失或重叠问题,影响检测效果。针对这一问题,本研究在颈部网络采用Slim-neck网络架构^[21],引入轻量级的GSConv代替了标准卷积网络,并引入了一次聚合法设计的高效跨阶段部分网络结构VoV-GSCSP。Slim-neck网络架构如图1所示。该模块通过在输入特征图中添加低维特征图,接着进行卷积运算以提取更丰富的语义信息,从而有效地对缺陷特征进行融合并实现模型的轻量化。

卷积神经网络在传递缺陷特征信息的过程中,压缩和通道维度的扩展不可避免地造成部分缺陷语义信息的丢失。通道密集卷积SC在最大程度上保留了每个通道间的隐藏连接,但通道稀疏卷积DSC完全切断了这些连接。

GSConv模块是一个轻量级的卷积操作,将SC模块、DSC模块和Shuffle操作结合起来,使得SC模块生成的特征信息可以渗透到DSC模块生成的特征的每一部分。因此,GSConv可以尽可能多地保留通道之间的连接以实现高精度。

为了尽可能多地保留缺陷特征信息,本研究引入GSConv代替颈部网络的标准卷积。同时,使用GSConv对拼接后的特征图进行处理,可以减少冗余重复信息,降低计算复杂度,有助于实现模型的轻量化。GSConv的结构如图4所示。

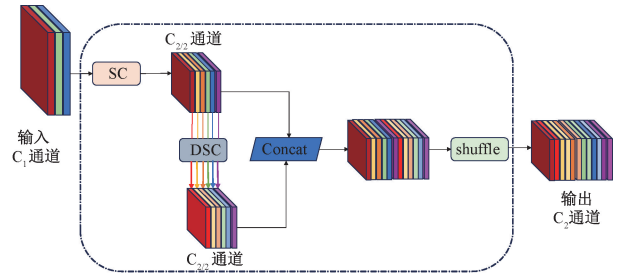


图4 GSConv结构

Fig.4 GSConv structure

基于GSConv模块,进一步在颈部网络中引入GS bottleneck模块和VoV-GSCSP结构,以降低模型的复杂度且保持准确性。GS bottleneck模块和VoV-GSCSP结构如图5、6所示。

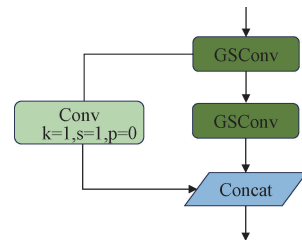


图5 GS bottleneck结构

Fig.5 GS bottleneck structure

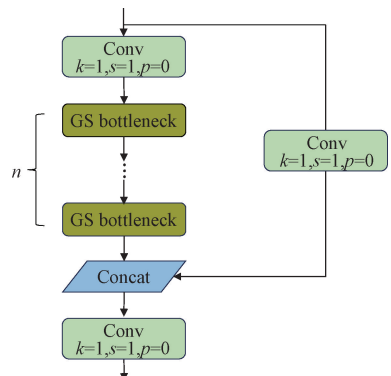


图6 VoV-GSCSP结构

Fig.6 VoV-GSCSP structure

3)改进损失函数 FocalEIOU Loss

在复杂的排水管道环境中,部分缺陷图像可能因为水汽、光照和遮挡等因素变得难以检测。原始 YOLOv8 算法的回归损失由 CIOU 损失函数和 Distribution Focal Loss 损失函数组成。CIOU 损失考虑了边界框回归的重叠面积、中心点距离和宽高比,用于计算预测框和目标框之间的 IOU,公式为^[22]:

$$L_{CIOU} = 1 - IOU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \quad (1)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} (\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h})^2 \quad (2)$$

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IOU) + v} \quad (3)$$

$$IOU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (4)$$

其中, L_{CIOU} 为 CIOU 损失; IOU 是预测值 A 和真实值 B 之间的交并比, b 和 b^{gt} 分别为预测框和真实框的边界中心点; c 是预测框和真实框的最小外接矩形的对角线距离; α 是用于平衡比率的参数; v 是用于描述预测框和真实框的宽高比的比例一致性的参数; $\rho(\cdot)$ 表示计算欧式距离。从式(2)可以看出,当预测框和真实框的宽高比成线性比例时,此时宽高比的惩罚项不起作用,导致 CIOU 损失函数不稳定。CIOU 损失函数的不稳定性会导致在实际的排水管道背景中,对于小尺度缺陷目标的特征学习不足,难以提供足够的定位精度,检测效果不佳。

针对上述问题,本研究采用 FocalEIOU^[23] 作为损失函数对 YOLOv8 算法进行改进。FocalEIOU 损失函数结合了 Focal Loss 和 EIOU Loss 的特点,可以更精确地定位缺

陷的位置,聚焦于难检测的小目标,减少缺陷被误检为背景的情况,提高模型对管道缺陷的检测能力。实验表明, FocalEIOU 损失函数可以更好地度量小目标和不规则形状目标之间的相似性,从而提高了算法的稳定性和收敛速度,有助于实现对管道缺陷的实时性检测。公式为:

$$L_{FocalEIOU} = IOU^\gamma L_{EIOU} \quad (5)$$

$$L_{EIOU} = 1 - IOU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{(\omega^c)^2 + (h^c)^2} + \frac{\rho^2(w, w^{gt})}{(\omega^c)^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{(h^c)^2} \quad (6)$$

其中, $L_{FocalEIOU}$ 和 L_{EIOU} 分别为 FocalEIOU 和 EIOU 损失; γ 是一个用于控制曲线弧度的超参; ω^c 和 h^c 是最小包围框的宽度和长度; b 和 b^{gt} 分别为预测框和真实框的边界中心点; w^{gt} 和 w^{gt} 分别为预测框和真实框的宽; h 和 h^{gt} 分别为预测框和真实框的高。

2 城市排水管网缺陷数据集

城市排水管道内存在多种缺陷,按照《城镇排水管道检测与评估技术规程》,本研究主要研究错口(CK)、变形(BX)、障碍物(ZW)和结垢(JG)这 4 类常见的缺陷^[24]。所采用的原始数据来源于苏州市管网项目中 CCTV 拍摄的视频和图片,经过人工筛选后,本研究从中抽取了 3 000 多张关键图像。经过数据清洗,最终获得了 2 259 张缺陷图像。城市排水管道内部环境的复杂性会导致 CCTV 采集到的原始图像存在一定的质量问题,如模糊、光线不足、噪声大等。针对这种情况,本文采用直方图均衡化^[25]以调整图像的全局对比度,并采用中值滤波算法^[26]对图像中的噪声进行处理。部分管道缺陷图像如图 7 所示。

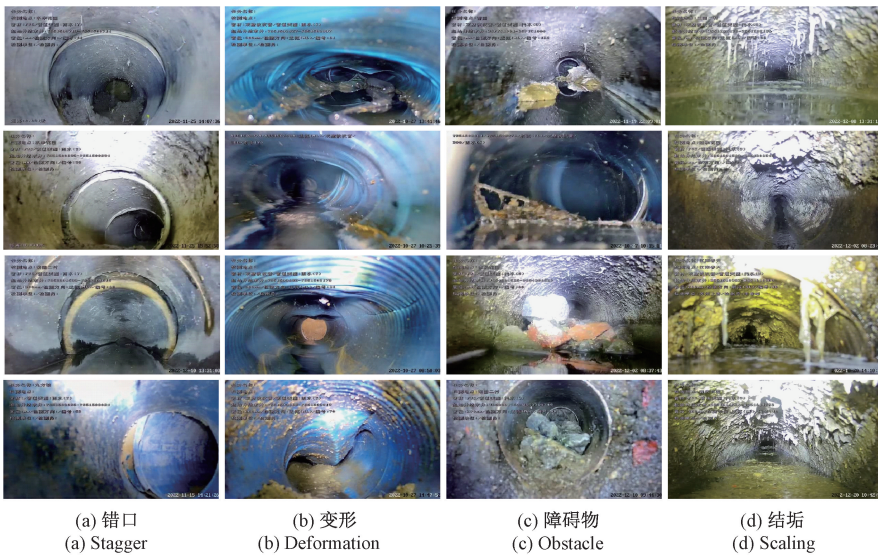


图 7 管道缺陷原始数据集

Fig. 7 Raw dataset of pipeline defects

3 实验结果与分析

3.1 实验环境与参数配置

本研究实验训练阶段均在操作系统 Window11, Intel Core i7-13620H CPU, NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU, 8 GB 显存的 PC 上。采用 Pytorch 1.12.0 作为深度学习框架, CUDA11.3 进行加速训练。

为了更好地研究和改进 YOLOv8 算法, 本研究选择 YOLOv8n 作为基准模型, 表 1 显示了模型训练期间的关键参数设置, 其他参数采用 YOLOv8n 默认设置。

表 1 模型参数

Table 1 Model parameters

参数名称	参数值
训练周期	300
批处理量	4
输入图像尺寸	640×640
初始学习率	0.001
优化器	SGD
初始动量	0.932

3.2 评价指标

本文采用精确度 (precision)、召回率 (recall)、平均精确度 (average precision, AP)、平均精确度均值 (mean average precision, mAP) 和每秒处理帧数 (frames per second, FPS) 作为评估指标来定量地评价本文改进 YOLOv8 模型的检测性能。上述评价指标公式为^[27]:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (9)$$

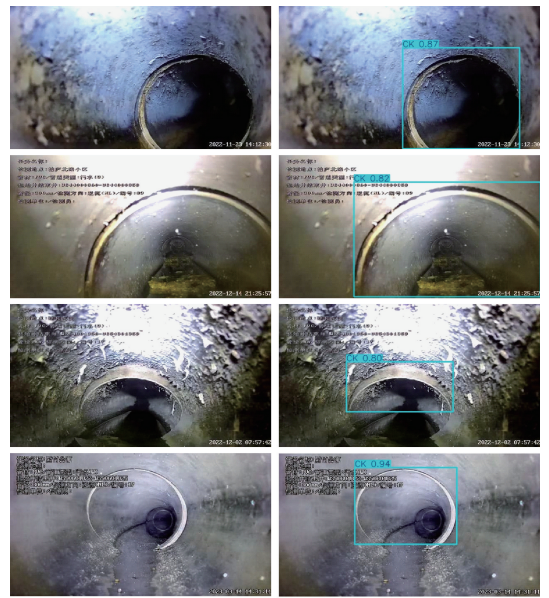
$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \quad (10)$$

$$FPS = \frac{frameNum}{elapsedTime} \quad (11)$$

其中, TP 表示阳性样本被模型正确预测为阳性样本, FP 表示阴性样本被模型错误预测为阳性样本, FN 表示阳性样本被模型错误预测为阴性样本。 n 表示本文管道缺陷检测任务中的类数 ($n=4$)。 $frameNum$ 是处理的帧总数, $elapsedTime$ 是使用的的时间。

3.3 检测结果分析

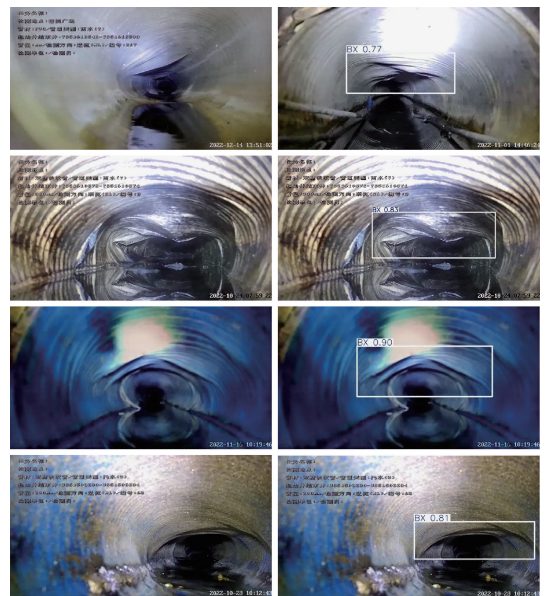
本研究结合对 YOLOv8 模型的所有改进措施, 按照实验参数配置进行了多轮训练, 最终得到了最优权重, 并使用最优权重对测试集中的管道缺陷图片进行预测。图 8、9、10 和 11 展示了改进算法模型对错口 (CK)、变形 (BX)、障碍物 (ZW) 和结垢 (JG) 4 类缺陷部分样本的检测结果。



(a) 原图 (b) 检测结果
(a) Original images (b) Detection results

图 8 改进后算法对错口缺陷的检测效果

Fig. 8 Detection effect of the improved algorithm on stagger defects



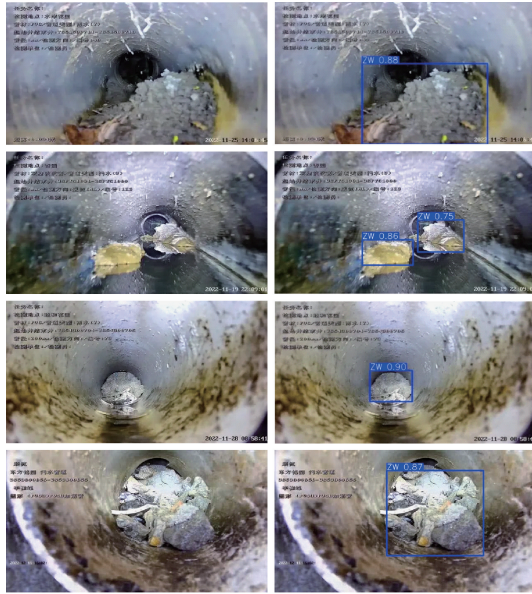
(a) 原图 (b) 检测结果
(a) Original images (b) Detection results

图 9 改进后算法对变形缺陷的检测效果

Fig. 9 Detection effect of the improved algorithm on deformation defects

本研究基于 YOLOv8 的改进算法对 4 类管道缺陷的检测效果如表 2 所示, 对错口、变形、障碍物和结垢的检测精确率分别为 75.2%、78.4%、70.8% 和 68.6%, mAP 为 67.5%, 检测效果较为理想, 满足实际检测要求。

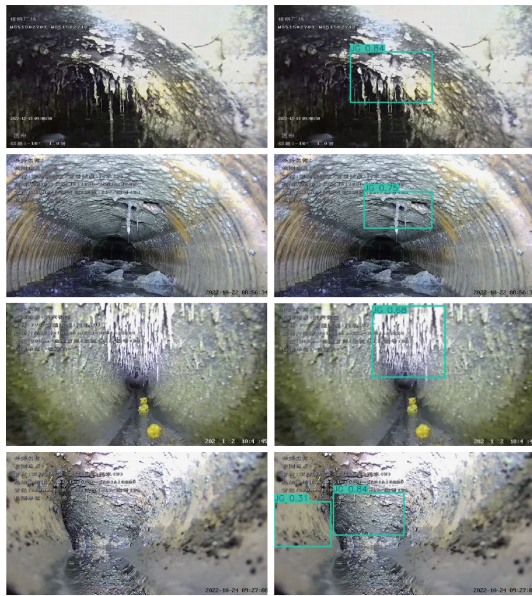
为了验证本研究改进算法检测性能的有效性, 将本研究改进算法和当前主流的目标检测算法, 如 Faster R-CNN、



(a) 原图 (b) 检测结果
(a) Original images (b) Detection results

图 10 改进后算法对障碍物缺陷的检测效果

Fig. 10 Detection effect of the improved algorithm on obstacle defects



(a) 原图 (b) 检测结果
(a) Original images (b) Detection results

图 11 改进后算法对结垢缺陷的检测效果

Fig. 11 Detection effect of the improved algorithm on scaling defects

表 2 改进算法的缺陷检测结果

Table 2 Defect detection results of the improved algorithm

缺陷类型	P/%	R/%	AP/%	mAP/%
错口	75.2	62.0	68.5	67.5
变形	78.4	65.9	70.9	
障碍物	70.8	58.6	66.4	
结垢	68.6	54.2	64.2	

SSD 和 YOLO 系列代表算法,在同一管道缺陷数据集上与本文改进算法进行了对比实验,检测结果如表 3 所示。

表 3 不同目标检测算法的缺陷检测结果对比

Table 3 Comparison of defect detection results of different target detection algorithms

目标检测算法	mAP/%	FPS
Faster R-CNN	61.7	35.6
SSD	56.3	53.5
YOLOv5s	62.1	62.9
YOLOv7-tiny	60.3	59.1
YOLOX	63.5	65.8
YOLOv8s	62.2	61.5
YOLOv8n	63.7	68.7
YOLOv10n	63.9	65.2
本文改进算法	67.5	70.4

表 3 中结果表明两阶段目标检测算法 Faster R-CNN 可以实现 61.7% 的检测精度,但 FPS 值仅为 35.6 fps,与单阶段目标检测算法 SSD 相比,检测效率较低。YOLOv5、YOLOv7 和 YOLOX 的检测速率较快,可以满足实时性要求,但检测精度均低于本研究改进算法。YOLOv8s 模型的参数量略大于 YOLOv8n,其 mAP 和 FPS 值分别为 62.2% 和 61.5 fps,检测精度和实时性性能均低于本研究基线模型 YOLOv8n。新发布的轻量级模型 YOLOv10n 算法的 mAP 值可以达到 63.9%,与基线模型 YOLOv8n 的检测精度基本持平,但 FPS 值降低了 3.5 fps。本研究改进算法的 mAP 和 FPS 值分别为 67.5% 和 70.4 fps,其 mAP 值相较于原始 YOLOv8n 算法和新发布的 YOLOv10n 算法,分别高出 3.8% 和 3.6%,FPS 值也分别提升了 1.7 fps 和 5.2 fps。经上述实验验证,本文改进算法在城市管网检测任务中的表现优于其他目标检测算法,充分满足城市排水管网缺陷检测任务部署的精度和实时性需求,彰显了其在该领域应用的卓越优势。

3.4 消融实验

为了验证每个模块改进和多个模块改进组合的有效性,本文基于 YOLOv8n 模型,进行了多组消融实验。实验结果如表 4 所示,“√”表示引入该模块,“—”表示未引入该模块。单独引入改进的 C2f_DSK 模块后,mAP 提高了 1.2%,精确度提高了 5.8%,验证了 C2f_DSK 模块在多尺度缺陷特征提取方面的有效性。单独引入 Slim-neck 模块后 mAP 提高了 1.8%,精确度提高了 3.2%,验证了 Slim-neck 网络结构可以更好地捕捉不同尺度的管道缺陷的特征信息,增强模型的特征融合能力和泛化能力,进一步提高模型的检测性能并有助于实现模型的轻量化。单独引入 FocalEIOU 损失函数,mAP 仅提高了 0.4%,精确率提高了 3%,检测速率提升了 3.3 fps,证明 FocalEIOU 损失

表4 消融实验结果

Table 4 Results of ablation experiments

基线模型	C2f_DSK	Slim-neck	FocalEIOU Loss	mAP/%	P/%	R/%	FPS
YOLOv8n	—	—	—	63.7	70.6	60.2	68.7
	✓	—	—	64.9	76.4	63.5	57.3
	—	✓	—	65.5	73.8	64.1	66.2
	—	—	✓	64.1	73.6	62.3	72.0
	✓	✓	—	67.1	72.7	65.5	46.1
	✓	—	✓	66.3	69.9	62.6	64.5
—	—	✓	✓	66.9	68.3	67.5	68.2
—	✓	✓	✓	67.5	73.3	65.7	70.4

函数可以更精确地定位和识别缺陷,提高了检测的准确率和模型的收敛速度,有助于实时检测管道缺陷。

与基线模型 YOLOv8n 相比,每次改进后,指标都有一定的提高,集成所有改进策略会产生最佳效果。本研究改进后的算法的 mAP、精确率和召回率分别提高了 3.8%、2.7% 和 5.5%,FPS 值提高了 1.7 fps,充分满足城市排水管网缺陷检测任务部署的检测精度和实时性需求,足以证明本文改进算法的有效性。

4 实际项目验证

针对实际应用目的,本研究基于所提出的改进算法,开发了一种用于实时检测城市排水管网内缺陷的系统软件,该系统有助于智能识别和统计管道缺陷,并可以自动生成排水管道评估报告。选取由 CCTV 管道机器人近期拍摄的管道内部场景视频进行测试,图 12 和图 13 展示了软件实际运行的效果。



图 12 软件主界面的实际运行效果

Fig. 12 The actual running effect of the software main interface

为了进一步验证本文改进算法的有效性,本文重新选取 5 段时长为 2 min 的管道视频用于现场软件检测,并将其检测结果与人工检测进行了对比,对比结果如表 5 所示。从表 5 中可以看出,软件检测在 5 个视频中的 mAP 值介于 82.8%~84.5%,显示出较高的检测精度,与人工

检测精度相当,并具有一定的稳定性和泛化能力。在视频 1 和视频 3 中,软件检测出的缺陷数量比人工检测少一个,在视频 2、视频 4 和视频 5 中,软件检测出的缺陷数量与人工检测的缺陷数量相等,表明基于本文改进算法开发的软件系统可以有效地识别出管道缺陷,达到了预期的检测效

工程编号	起点桩号	终点桩号	检测对象	管径/材质	官网材质	检测图像	检测视频	缺陷类型	缺陷名称	缺陷位置	缺陷级别	检测地点	检测单位	检测人员	检测日期	检测长度	视频类型	检测方式	养护建议	养护位置	检测报告	报告位置	
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	0.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	1.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	2.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	3.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	4.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	5.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	6.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	7.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	8.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	9.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	10.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	11.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	12.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	13.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	14.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	15.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	16.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	17.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	18.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	19.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	20.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	21.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	22.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	23.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	24.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	25.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	26.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	27.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	28.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	29.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	30.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	31.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	32.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	33.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	34.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
GD-202202MCP8001YKPS001Y	15	600 PVC	35.0_0.jpg	2024-11-01	(CK-槽口)	4	2	中环路	中国建设 XXXXX	16.06	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	KP5001Y3100-CP5001Y31003
2024-11-24-16-06-56																							

图 13 智能软件生成的检测报告

Fig. 13 Detection reports generated by intelligent software

果,可以满足城市排水管道缺陷检测的需求,对实际应用具有重要意义。

表 5 软件检测与人工检测精度结果对比

Table 5 Comparison of accuracy results between software detection and manual detection

检测视频	软件检测		人工检测	
	mAP/%	缺陷数量	mAP/%	缺陷数量
1	83.7	3	83.5	4
2	84.5	4	85.1	4
3	82.8	3	82.5	4
4	83.8	3	84.4	3
5	83.4	2	83.8	2

5 结 论

本研究提出了一种基于 YOLOv8n 算法的目标检测算法以实现城市排水管道缺陷的智能检测。通过深度分析了 YOLOv8 的网络结构,本文从提高特征提取能力、增强特征融合能力和实现模型轻量化 3 方面考虑,对原 YOLOv8 中主干网络的 C2f 模块进行了改进,采用 DWConv 和 SKAttention 模块设计 DSK 模块并嵌入主干网络的 C2f 模块中以扩大感受野,提高模型对多尺度缺陷特征的提取能力。通过在颈部网络中引入 Slim-neck 网络结构,有效地对缺陷特征信息进行融合和利用并降低模型的计算复杂度,有助于实现模型的轻量化。最后采用 FocalEIOU 损失函数进行改进以更好地提高对小缺陷目标的检测性能并提高收敛速度,实现对管道缺陷的实时性检测。实验结果表明,在管道缺陷数据集上,最终训练出来的模型的 mAP 达到了 67.5%,FPS 为 70.4 fps,表现出了良好的检测性能,且模型的计算复杂度较低,有利于在资源受限的排水管道环境中部署。最后针对实际应用目的,本研究基于改进算法开发出一款可以实时检测管道缺

陷的系统软件,对管道缺陷进行实际检测,并将检测结果与人工检测结果进行对比,验证了本研究提出改进算法的有效性,能够满足城市排水管道缺陷检测的实际需求。

参考文献

[1] 赵超辉, 王金红, 张云霞, 等. 城市内涝特征、成因及应对研究综述[J]. 灾害学, 2023, 38(1): 220-228. ZHAO CH H, WAN J H, ZHANG Y X, et al. A review on the characteristics, causes, and countermeasures of urban flooding[J]. Catastrophology, 2023, 38(1): 220-228.

[2] 李伟, 刘桂雄, 曾成刚. 基于实例分割+CCTV 排水管道缺陷检测方法研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(3): 153-157. LI W, LIU G X, ZENG CH G. Research on a method for detecting drainage pipe defects using instance segmentation combined with CCTV [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(3): 153-157.

[3] 王卓阳. 基于机器视觉的排水管道缺陷检测算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022. WANG ZH Y. Research on defect detection algorithms for drainage pipes based on machine vision [D]. Xi'an: Xidian University, 2022.

[4] HALFAWY M R, HENGMEECHAI J. Automated defect detection in sewer closed circuit television images using histograms of oriented gradients and support vector machine [J]. Automation in Construction, 2014, 38: 1-13.

[5] MORADI S, ZAYED T. Real-time defect detection in sewer closed circuit television inspection videos [C]. Pipelines 2017, 2017: 295-307.

[6] HAWARI A, AIAMIN M, ALKADOUR F, et al. Automated defect detection tool for closed circuit television (CCTV) inspected sewer pipelines [J]. Automation in Construction, 2018, 89(5): 99-109.

[7] 张银胜, 杨宇龙, 吉茹, 等. 改进 YOLOv5s 的风力涡轮机表面缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1): 40-49. ZHANG Y SH, YANG Y L, JI R, et al. Improving YOLOv5s for detecting surface defects on wind

- turbines[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(1): 40-49.
- [8] WANG M ZH, LUO H, CHENG J C P. Towards an automated condition assessment framework of underground sewer pipes based on closed-circuit television (CCTV) images [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2021, 110: 103840.
- [9] JIA P T, GUO T, GUO F J, et al. Detection model of drainage pipe defect based on improved YOLOv5 [C]. 2023 8th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing(ICSP), 2023: 1950-1955.
- [10] 陆绮荣, 丁昕, 梁雅雯. 基于改进YOLOX的地下排水管道缺陷识别算法[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(21): 161-168.
LU Q R, DING X, LIANG Y W. An algorithm for identifying defects in underground drainage pipes based on an improved YOLOX[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(21): 161-168.
- [11] 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. Improving the YOLOv7 algorithm for detecting and geometrically characterizing defects in drainage pipes[J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2024(3): 110-118.
- [12] 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, 60(8): 120-125.
YANG F, LIU R F, LIU Y SH, et al. Research on an algorithm for detecting defects in urban drainage pipes based on an improved YOLOv8[J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2024, 60(8): 120-125.
- [13] HE J L, CAO J Q, ZHAO Y K. Drainage pipeline defect detection based on YOLO algorithm[C]. 2024 International Academic Conference on Edge Computing, Parallel and Distributed Computing, 2024: 211-214.
- [14] REN H, LIU F F, HE X F. Research on the defect detection algorithm for underground drainage pipes using improved YOLOv8 [C]. 2024 International Conference on Image Processing, 2024: 272-278.
- [15] 毛少华, 王文东. 基于深度学习的YOLO系列物体检测算法研究综述[J]. *延安大学学报(自然科学版)*, 2024, 43(2): 88-95.
MAO SH H, WANG W D. Research review on YOLO series object detection algorithms based on deep learning [J]. *Journal of Yan'an University (Natural Science Edition)*, 2024, 43(2): 88-95.
- [16] WANG C Y, LIAO H Y M, YE H I, et al. Designing network design strategies through gradient path analysis [J]. *Journal of Information Science and Engineering: JISE*, 2023, 39(4): 975-995.
- [17] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017.
- [18] WANG W H, XIE EN Z, SONG X G, et al. Efficient and accurate arbitrary-shaped text detection with pixel aggregation network [C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2019.
- [19] DING X, ZHANG X, ZHOU Y, et al. Scaling up your kernels to 31×31 : Revisiting large kernel design in CNNs [J]. *ArXiv preprints arXiv: 2203.06717*, 2022.
- [20] LI X, WANG W, HU X, et al. Selective kernel networks[C]. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019: 510-519.
- [21] LI H, LI J, WEI H, et al. Slim-neck by GSConv: A lightweight-design for real-time detector architectures[J]. *Journal of Real-Time Image Processing*, 2024, 21(3): 62.
- [22] ZHENG ZH H, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU Loss: Faster and better learning for bounding box regression [C]. *AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2020, 34(7): 12993-13000.
- [23] ZHANG Y F, REN W Q, ZHANG ZH, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. *Neurocomputing*, 2022, 506: 146-157.
- [24] 陈秀婷, 刘钟旭, 王珏. 浅谈《城镇排水管道检测与评估技术规程》[J]. *广东建材*, 2014, 30(6): 21-23.
CHEN X P, LIU ZH X, WANG J. A brief discussion on the 《Technical specification for inspection and assessment of urban drainage pipes》[J]. *Guangdong Building Materials*, 2014, 30(6): 21-23.
- [25] 刘姝廷, 孙诚志, 姜浩云, 等. 基于直方图均衡化和Retinex的图像去雾研究[J]. *信息与电脑*, 2023, 35(15): 172-175.
LIU SH T, SUN CH ZH, LOU H Y, et al. Research on image dehazing based on histogram equalization and Retinex[J]. *Information & Computer*, 2023, 35(15): 172-175.
- [26] 张雪峰, 闫慧. 基于中值滤波和分数阶滤波的图像去噪与增强算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2020, 41(4): 482-487.
ZHANG X F, YAN H. Algorithm for image denoising and enhancement based on median filtering and fractional filtering [J]. *Journal of Northeastern University(Natural Science)*, 2020, 41(4): 482-487.
- [27] 赵朗月, 吴一全. 基于机器视觉的表面缺陷检测方法研究进展[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(1): 198-219.
ZHAO L Y, WU Y Q. Research progress on surface defect detection methods based on machine vision[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(1): 198-219.

作者简介

周梦颖, 硕士研究生, 主要研究方向为目标检测、图像处理。

E-mail: 231323010031@hhu.edu.cn

张学武(通信作者), 教授, 博士研究生导师, 博士, 主要研究方向为水下探测与通信、信息获取与处理、智能信息处理理论与技术等。

E-mail: lab_112@126.com