

城镇水系统研究与应用

何人杰¹, 章研¹, 瞿科强¹, 等. 管中雷达检测在排水管道工程中的应用实例[J]. 净水技术, 2026, 45(8): 154–165.

He R J, Zhang Y, Qu K Q, et al. Application case of pipe penetrating radar detection in drainage pipeline engineering[J]. Water Purification Technology, 2026, 45(8): 154–165.

管中雷达检测在排水管道工程中的应用实例

何人杰¹, 章研¹, 瞿科强¹, 惠炜¹, 章志远¹, 黄彦翔², 谈超群^{2,*}

(1. 无锡市公用水务投资有限公司, 江苏无锡 214000; 2. 东南大学土木工程学院, 江苏南京 211189)

摘要 【目的】针对排水管道隐患探测难、精度低的问题, 本文旨在通过受控装置试验与实际工程实测相结合的方法, 验证管中雷达(PPR)在排水管道缺陷探测中的有效性与可靠性, 并论证其在大型市政排水管网智能化运维中的应用潜力。【方法】首先, 设计并搭建了3个尺寸为3.16 m×3.20 m×2.56 m的排水管道装置, 埋设DN800混凝土管道并设置标准、隐患及干扰等12种工况, 获取270张PPR二维纵向剖面(B-Scan)图像。其次, 开发了引入通道-空间注意力机制(CBAM)的第八代单次观测目标检测(YOLOv8)算法实例分割模型, 并结合多次波反射与双曲线拟合算法实现隐患的定量定位。最后, 将该方法应用于无锡市NH大道150 m区段的工程实测, 通过PPR与探地雷达GPR联合检测, 验证模型的跨场景迁移能力。【结果】装置试验结果显示, 隐患定位误差小于0.15 m。在包含试验与实测数据的综合数据集(535张B-Scan图像)上, 嵌入卷积块注意力模块的第八代单次观测目标检测模型(YOLOv8-CBAM)在交并比(IoU)阈值设为0.50条件下的平均精确度均值(mAP@50)达到了0.921。在无锡市工程实测中, 该方法成功识别并定位了4处土体脱空隐患, 实现了对排水管道周边隐患的高精度、跨场景识别与定量测量。【结论】本文提出的基于YOLOv8-CBAM的PPR检测方法, 完成了从“受控装置验证”到“实际工程迁移”的研究路径闭环。结果表明, 该方法具备高精度识别与稳健的工程适应性, 能够为大型排水管网的系统化、快速无损检测及智能化运维提供有力的技术支撑。

关键词 管中雷达; 排水管道检测; 中试试验; 实例分割; 机器学习; 嵌入卷积块注意力模块的第八代单次观测目标检测模型

中图分类号: TU992 文献标志码: A 文章编号: 1009-0177(2026)08-0154-12

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2026.08.016

Application Case of Pipe Penetrating Radar Detection in Drainage Pipeline Engineering

He Renjie¹, Zhang Yan¹, Qu Keqiang¹, Hui Wei¹, Zhang Zhiyuan¹, Huang Yanxiang², Tan Chaoqun^{2,*}

(1. Wuxi Public Water Investment Co., Ltd., Wuxi 214000, China;

2. School of Civil Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Abstract [Objective] To address the low accuracy and difficult interpretation in detecting hidden hazards around municipal drainage pipelines, this paper validates the effectiveness and reliability of pipe penetrating radar (PPR) through a combination of controlled full-scale experimental setups and field engineering measurements, and demonstrates its potential for intelligent operation and maintenance of large-scale drainage networks. [Methods] Three full-scale experimental setups (3.16 m×3.20 m×2.56 m) were constructed with buried DN800 concrete pipes under 12 conditions, including standard, defect, and interference scenarios, to collect 270 PPR 2-D Longitudinal-profile (B-Scan) images. A you only look once version 8 (YOLOv8) algorithm instance segmentation model,

[收稿日期] 2025-12-18

[基金项目] 国家自然科学基金面上项目(52470216)

[作者简介] 何人杰(1972—), 男, 高级工程师, 主要从事市政工程等工作, E-mail: 466225922@qq.com。

[通信作者] 谈超群(1989—), 男, 教授, 研究方向为高级氧化技术, E-mail: tancq@seu.edu.cn。

integrated with a convolutional block attention module (CBAM), was developed for hazard identification. Additionally, a localization algorithm combining multiple-wave reflection and hyperbolic fitting was established. The methodology was further validated through a field application on a 150 m drainage pipeline section in NH Avenue, Wuxi, utilizing joint detection with both PPR and ground-penetrating radar (GPR). [**Results**] In the controlled experiments, the defect localization error was less than 0.15 m. The YOLOv8-CBAM model achieved a mean average precision at intersection-over-union threshold of 0.50 (mAP@50) of 0.921 on a comprehensive dataset of 535 B-scan images. During the field engineering test in Wuxi, the method successfully identified and located four soil-void hazards. The result demonstrated that the proposed method enables high-precision, cross-scenario recognition and quantitative measurement of hazards surrounding drainage pipelines. [**Conclusion**] The proposed YOLOv8-CBAM-based PPR method establishes a closed validation chain from controlled “full-scale setups” to “field-engineering transfer”, enabling high-precision and robust recognition and quantitative measurement of hazards surrounding drainage pipelines. The result supports its practical applicability for rapid non-destructive inspection and intelligent maintenance of municipal drainage pipeline networks.

Keywords pipe penetrating radar (PPR); drainage pipeline inspection; pilot study; instance segmentation; machine learning; YOLOv8-CBAM model

随着城镇化的持续推进,我国市政排水管网规模迅速扩张。截至2023年末,城市下水道总长度与污水日处理能力较上世纪末已成倍增长^[1-2]。伴随管网老化与外部荷载作用,接口失稳与渗漏问题频发,土体流失逐渐成为大型排水管网系统路面塌陷的重要诱因,严重威胁城市运行安全与环境质量^[3-6]。面对规模庞大、结构复杂、隐患隐蔽的管网系统,发展高效、精准的无损检测技术是实现其智能运维与风险预警的关键。现行闭路电视(CCTV)、潜望镜等基于内部可视原理的检测手段虽可直观识别管内裂缝、变形与沉积,但对管壁外部土体与空腔的探测能力有限,且在不同管径及照明条件下适用性受限^[7-10];声呐与三维激光点云在满水或排空工况下各具优势,但同样难以有效反映管外地质异常^[11-15]。相比之下,雷达检测可利用电磁波在不同介质中的传播与反射差异实现无损感知,为系统性获取管网外部隐患空间信息提供了技术路径^[16]。然而,将其可靠应用于实际大型工程,仍面临两大挑战:一是深部复杂环境中电磁响应的多因素耦合与人工解译的不确定性;二是缺乏在接近工程真实条件下获取的、可用于算法训练与验证的标准化数据集。

本文聚焦于管中雷达(PPR)应用场景:将雷达装置置于管道内部,由内向外发射电磁波,可在靠近管壁区域获取更高分辨率的信息,具备识别小型近管空腔的潜力^[17-18]。然而,PPR技术的工程化应用,特别是面向大型复杂管网的可靠应用,亟须构建从可控验证到实际场景的完整证据链。目前已有探地雷达(GPR)在道路、隧道等场景下的研究^[19-21],但针对PPR的工程化应用研究仍然

不足,缺少覆盖多类型工况的系统性数据采集与算法验证。与此同时,随着计算机视觉的发展,单次观测目标检测(YOLO)算法等单阶段目标检测与实例分割算法在雷达图像识别中的应用展现出良好精度与实时性^[22-30],通过引入注意力机制与迁移学习等策略进一步提升了复杂场景下的适应性^[31-36]。然而,如何使此类算法在PPR应用中具备稳定的跨场景识别与精确定位能力,并最终服务于大型工程的自动化检测,仍需通过严谨的工程实测研究予以验证。

为应对上述挑战,打通从方法研究到大型工程应用的关键技术验证环节,本文开展以下研究:首先,设计搭建了与真实市政排水管道(DN800)同尺度的排水管道装置,通过构建包含多类典型隐患与干扰的标准化场景,系统采集PPR数据并构建数据集,以此训练并优化第八代单次观测目标检测(YOLOv8)算法实例分割模型,建立隐患目标的识别与定量定位方法。其次,将方法迁移至无锡市实际市政管网,联合PPR与GPR进行交叉验证,评估模型在非均质介质与复杂地貌条件下的识别与测量能力。本文通过“高保真装置验证-实际工程区段实证”的递进研究范式,不仅验证了所述方法的有效性,更旨在系统论证其技术框架面向城市级大型排水管网进行推广应用的潜力与可行性,为PPR技术的标准化、工程化应用提供数据、算法与案例支撑。

1 试验与计算方法

1.1 检测设备

检测设备包括特瑞升科技PPR系统与IDS Chaser XR超带宽无线GPR(图1)。前者主频为

900 MHz,探测深度为 1~2 m,时间触发采集约为 5 000 道/m,最小点距为 0.5 cm,单道雷达回波的离散采样点数设置为 256~4 096 点,机器人爬行速度为 3 m/min,具备 55°爬坡能力,适用于 DN600~DN2000 管径,并可搭载 CCTV 与照明设备。系统通

过控制器局域网总线(CANBUS)与主控连接,可根据管径调节天线高度,并结合视频图像调整运动参数。后者为便携式手持拖曳设备,主频为 200 MHz 与 1 500 MHz,对应探测深度分别为 10 m 与 2 m,通过测距轮采集位置信息,并以 Wi-Fi 与主控通信。



(a) 特瑞升科技PPR

注:PPS 接口一秒脉冲接口。



(b) IDS Chaser XR

图 1 检测设备

Fig. 1 Detection Equipment

1.2 土工试验及仪器

依据《土工试验方法标准》(GB/T 50123—2019),本文对试验装置回填土进行了物理性质测定。采用烘干法(105 ℃,8 h)测定含水率;采用环刀法(环刀内径为 79.8 mm,环刀高度为 40 mm)测定土体密度。通过计算获得湿密度与干密度,并结合最大干密度指标评估压实度 k ,确保试验环境符合市政管网回填标准($k>85\%$)。试验所用鼓风干燥箱、电子天平及环刀等仪器满足规范精度要求,仪器信息如表 1 所示。

1.3 工程案例实测

为验证方法的工程适用性,选取江苏省无锡市

表 1 试验设备

Tab. 1 Experimental Equipment

设备名称	型号/尺寸	生产厂商	数量
鼓风干燥箱	DHG-3030	上海一恒	1
电子分析天平	SN-TF5003	上海尚仪	1
环刀工具套装	79.8 mm×40 mm	—	1

滨湖区 NH 大道 y33~y39 段雨水管道作为实测对象。该管段长约为 150 m,管径为 DN800,混凝土材质,埋深为 2~6 m,运行条件满足 PPR 检测要求($DN\geq 600$,充满度 <0.2)。

实测采用 GPR 与 PPR 联合检测(图 2)。PPR 系统由检查井下放至管内,沿管道走向往复检测,单



(a) 检测现场(PPR)



(b) 检测现场(GPR)

图 2 雷达实测工程案例

Fig. 2 Project of Radar Detection

段最大检测长度约为 80 m,并同时采集雷达与 CCTV 数据。当二维纵向剖面(B-Scan)出现异常信号时记录位置,外业结束后进行处理。GPR 在地表沿管道走向布设测线,单段检测长度为 40~50 m,同样进行往复采集。两类雷达数据在空间上对应布设,实现交叉验证。

1.4 雷达图像识别方法

本文基于 YOLOv8 实例分割框架,结合前期正演模拟与排水管道中试装置获取的多工况数据集,构建了地下隐患识别与定量定位方法。在检测数据预处理阶段,首先通过灰度化处理降低图像维度,随后利用指数型时间增益补偿(TGC)弥补电磁波深层能量衰减,并采用平均道消除法抑制直达波干扰,以增强管壁外侧隐患信号的信噪比。针对复杂场景下特征提取难题,本文在 YOLOv8 特征提取网络的快速空间池化层(SPPF)之后集成了卷积块注意力模型(CBAM),通过通道与空间双重维度的特征加权,引导模型聚焦于隐患目标的高能反射特征。相关算

法试验基于 Ubuntu 20.04 系统开展,硬件支撑为 NVIDIA GeForce RTX 3090 (24 GB) 显卡,并在 PyTorch 1.12.1 深度学习框架下完成训练与测试。在目标定位测量方面,根据 1.2 节土工试验测得的含水率(5.3%~8.9%)情况,将定位算法中的原土介电常数设定为 6.0~9.0,混凝土管壁设定为 9.0,进而依据电磁波传播理论与双曲线拟合算法,将实例分割掩码的像素坐标映射为实际物理深度与空间尺寸,最终实现对隐患位置、高度及与管壁净距的定量识别。

2 排水管道装置 PPR 实测

2.1 PPR 实测工况及排水管道装置设计

本文结合《城市工程管线综合规划规范》(GB 50289—2016)与《给水排水管道工程施工及验收规范》(GB 50268—2008),共设计正常、隐患及干扰 3 类工况 10 种(表 2),包括不同尺寸与净距的球形空腔、长条形空腔,以及小管径聚氯乙烯(PVC)管道交叉、石块附着与管壁腐蚀等典型情境。

表 2 实测工况

Tab. 2 Experimental Conditions

工况类型	管道	隐患/干扰	隐患/干扰尺寸	土体介质
正常工况	DN800 混凝土管	—	—	原土
正常工况	DN800 混凝土管	—	—	砂
隐患工况	DN800 混凝土管	球形空腔	$d=0.2\text{ m}$,净距=0.2 m	原土
隐患工况	DN800 混凝土管	球形空腔	$d=0.5\text{ m}$,净距=0.2 m	原土
隐患工况	DN800 混凝土管	球形空腔	$d=0.2\text{ m}$,净距=0 m	原土
隐患工况	DN800 混凝土管	球形空腔	$d=0.5\text{ m}$,净距=0.2 m	原土
隐患工况	DN800 混凝土管	长条形空腔	2.0 m×0.7 m×0.2 m	原土
干扰工况	DN800 混凝土管	PVC 管道	DN110	原土
干扰工况	DN800 混凝土管	石块	—	原土
干扰工况	DN800 混凝土管	管道腐蚀	管壁厚度为 0.04 m	原土

为模拟不同介质、隐患与干扰工况,构建 A、B、C 3 组与现场同尺度的排水管道装置(外尺寸为 3.16 m×3.20 m×2.56 m),内置 DN800 混凝土管并通过隔板分区布置工况。如图 3~图 5 所示。装置 A 用于正常工况(原土/砂土),装置 B 用于球形空腔(不同直径与净距),装置 C 用于长条形空腔及干扰(PVC 交叉、石块、管壁腐蚀)。其中图 3 中的 A1、A2 指排水管道装置 A 的第 1 个和第 2 个工况,图 4 中的 B1~B4 指排水管道装置 B 的第 1~4 个工

况。回填土体分层夯实并经土工试验核查压实度满足规范要求。

2.2 排水管道装置检测试验

首先对装置土体进行检测,确保其满足《城市工程管线综合规划规范》(GB 50289—2016)与《给水排水管道工程施工及验收规范》(GB 50268—2008)的相关要求,结果如表 3 所示。土体含水率(<10%)普遍较低,但密度与压实度(>85%)均符合规范要求。

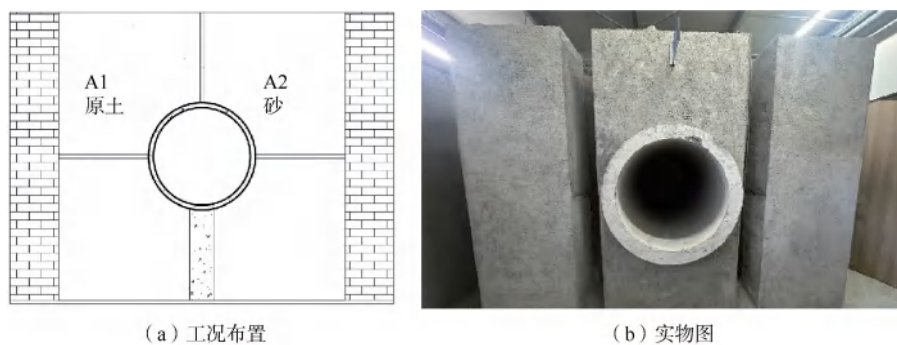


图3 排水管道装置 A

Fig. 3 Drainage Pipeline Model A

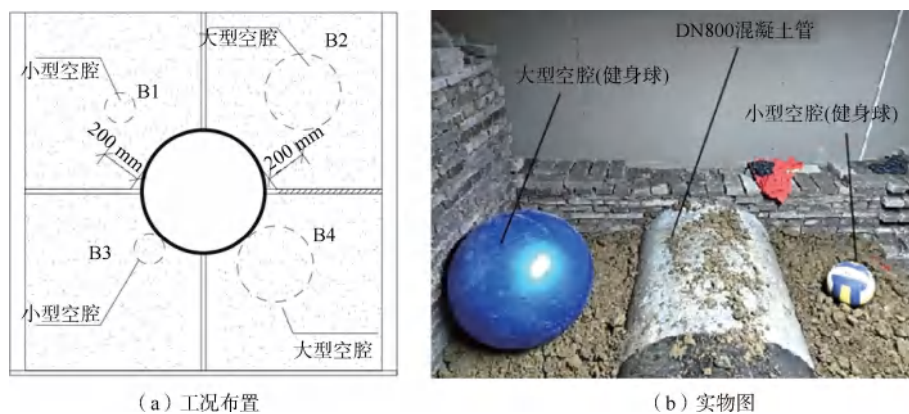


图4 排水管道装置 B

Fig. 4 Drainage Pipeline Model B

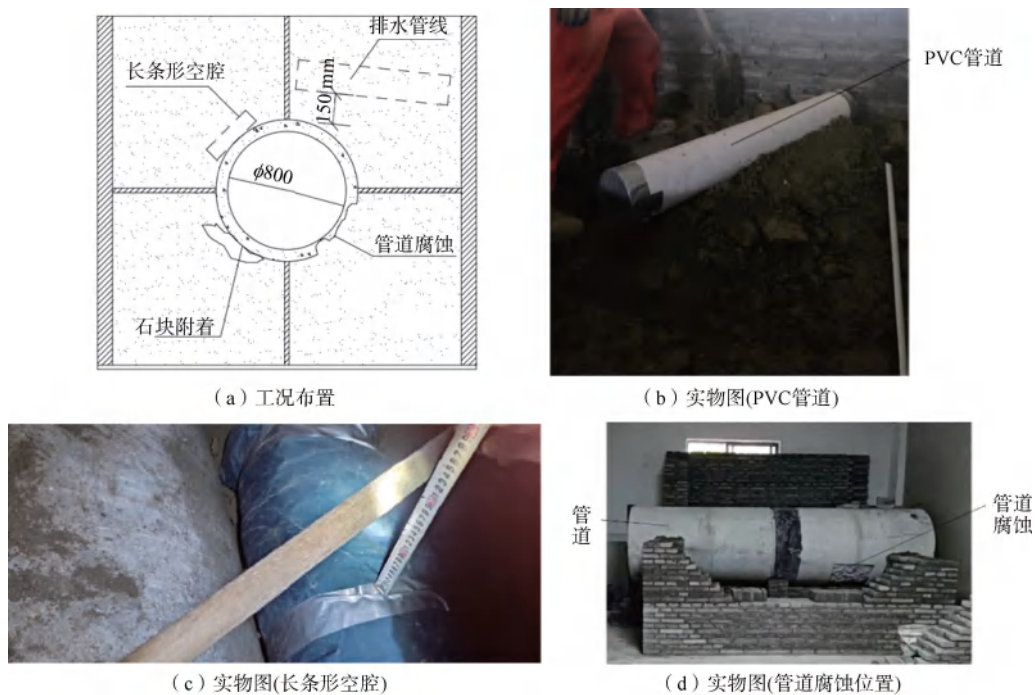


图5 排水管道装置 C

Fig. 5 Drainage Pipeline Model C

表 3 土工试验结果
Tab. 3 Geotechnical Test Results

编号	土体	类别	参数		
			密度/($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	含水率	压实度
1	装置 A-原土	实测值	1 508	8.9%	88.2%
		参考值	—	$10.0\%\pm 2.0\%$	$>85\%$
2	装置 A-砂	实测值	1435	6.9%	—
		参考值	—	12.5%	—
3	装置 B-原土	实测值	1 559	7.2%	91.2%
		参考值	—	$10.0\%\pm 2.0\%$	$>85\%$
4	装置 C-原土	实测值	1 510	5.3%	88.3%
		参考值	—	$10.0\%\pm 2.0\%$	$>85\%$

在确认土体条件合格后开展雷达试验。装置测线布置于管道四等分处,雷达天线通过机器人姿态调整保证中心对准测线。检测采用特瑞升科技 PPR 与 IDS Chaser XR 型 GPR 联合进行;PPR 以 0.05~0.10 m/s 的速率沿管道检测,形成 B-Scan 图像;对特征不清晰的工况,辅以 IDS Chaser XR 检测,其天线通过小车对准测线,利用测距轮记录距离信息生成 B-Scan 图像。所有检测图像均经过滤波、增益和裁切处理,以保证数据一致性。

2.3 排水管道装置 B-Scan 图像分析

排水管道装置 B-Scan 图像主要由 PPR 获取,对于特征不清晰的工况,辅以 GPR 补充。所有检测数据均经过重采样、滤波和增益处理,以增强目标特征。在标准工况下,均可清晰识别管壁/土体界面反射波,其表现与正演结果一致,但不同介质间差异不显著,这是由于混凝土与原土、砂的反射系数接近,均产生同相反射。检测中部偶见的双曲线伪影则与管道连接结构及设备姿态变化有关,并不对应实际空腔。

在空腔工况中,除稳定的管壁反射外,还出现典型的双曲线信号,对应土体/空腔界面:当空腔紧贴管壁时,上界面特征相对模糊而下界面较为清晰;而当空腔与管壁存在一定间距时,上界面特征更为典型,接近正演模拟结果。总体来看,排水管道装置检测中的空腔边界不如正演模拟中清晰,主要受土体非均质性和空腔形貌的影响。

在干扰工况中,长条形空腔表现为层状弱反射而非典型双曲线,PVC 管道交叉产生类似球形空腔

的正相双曲线,但下界面不明显,石块附着则形成高亮不规则反射区并伴随相位反转,而管壁腐蚀导致下界面反射提前出现。

这些结果表明,不同工况在 B-Scan 图像中均具有可识别的特征,验证了排水管道装置检测试验对正演模拟结论的延续和补充作用。

2.4 排水管道装置图像识别及空腔定位测量算法

本文基于前期正演与排水管道装置 B-Scan 数据集,对 YOLOv8 及 YOLOv8-CBAM 模型进行实例分割训练与验证。数据集共 950 张图像(正演为 680 张,中试为 270 张),按 7:2:1 划分训练集、验证集和测试集。针对管壁和空腔两类目标进行掩码标注,并输入模型训练,YOLOv8 与 YOLOv8-CBAM 分别在 528 和 487 代收敛,耗时为 5~6 h。

训练结果表明,YOLOv8 与 YOLOv8-CBAM 均有效降低了分割损失(图 6),并且随着置信度的提

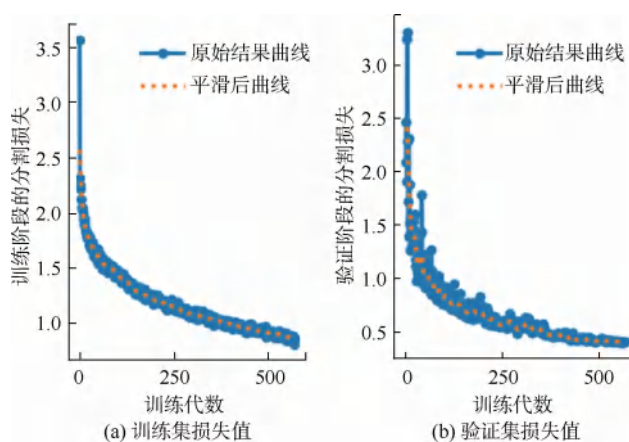


图 6 YOLOv8 模型训练效果

Fig. 6 Training Effect of YOLOv8 Model

升,模型的精度和召回率得到显著改善。在综合性能评估中,YOLOv8 的平均精确度均值($mAP@50$)为 0.882,YOLOv8-CBAM 提高至 0.921,表明注意力机制提高了模型的识别精度和稳定性。

在实例分割效果方面,YOLOv8-CBAM 在空腔目标的双曲线特征识别中表现出色,但在长条形空腔的识别上有一定限制,这与训练样本的差异有关(图 7)。

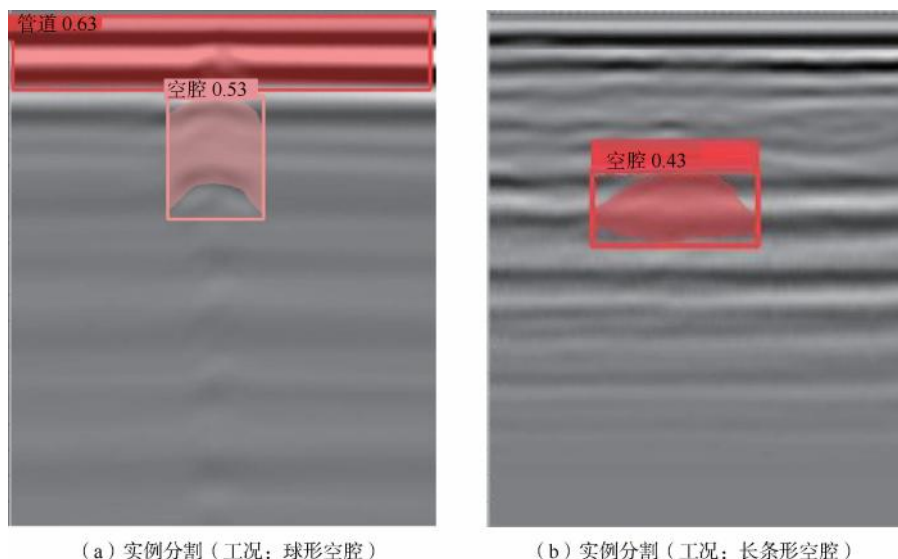


图 7 YOLOv8-CBAM 模型实例分割效果

Fig. 7 Instance Segmentation Results of YOLOv8-CBAM Model

目标定位与测量采用目标识别算法转化为实际尺寸,工况 B1、B2 的测量结果如图 8 所示,YOLOv8-CBAM 模型在空腔高度、长度与净距上的误差较低。相比 YOLOv8、YOLOv8-CBAM 在长度(0.08 m)与净

距(0.10 m)上的误差较小,显示出更好的稳定性与精度。误差对比如表 4 所示,YOLOv8-CBAM 通过引入注意力机制,提升了模型对特征的聚焦能力,尤其在复杂和噪声较多的实测数据中展现了更强的鲁棒性。

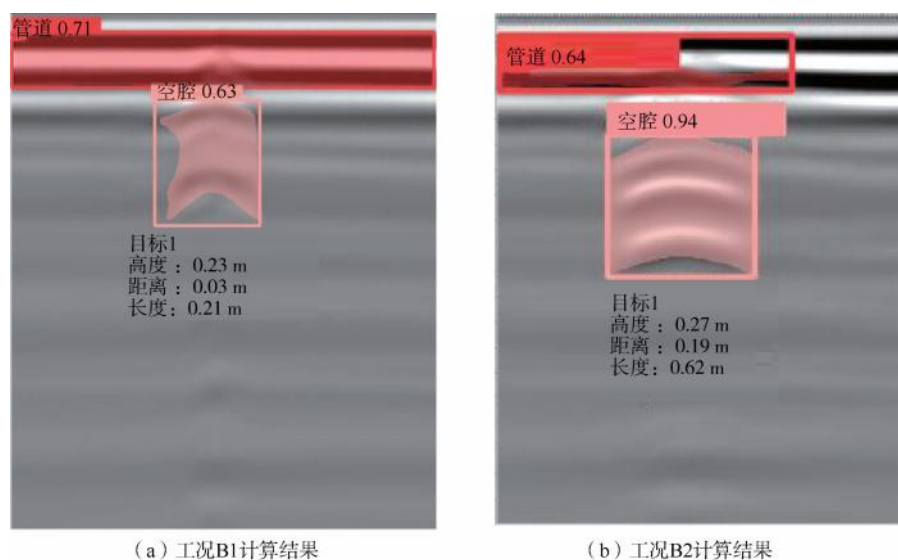


图 8 同尺度管道模型 B-Scan 计算结果

Fig. 8 B-Scan Calculation Results of Pipeline Model

表 4 土工试验结果
Tab. 4 Test Results of Geotechnical

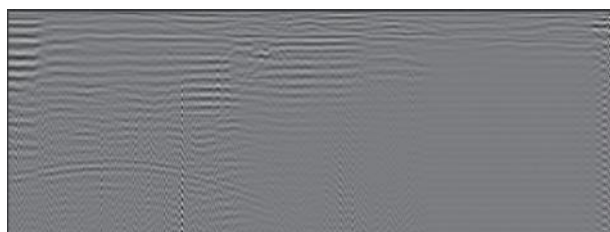
指标类型	YOLOv8			YOLOv8-CBAM		
	高度	长度	净距	高度	长度	净距
绝对误差	0.09 m	0.11 m	0.15 m	0.09 m	0.08 m	0.10 m
相对误差	25.6%	57.1%	42.4%	26.8%	37.0%	32.5%

3 无锡市排水管道 PPR 工程实测应用

3.1 无锡市排水管道工程实测结果

本节对江苏省无锡市滨湖区 NH 大道雨水管道的 PPR 与 IDS Chaser XR 型 GPR 联合检测结果进行了分析,重点识别了地下隐患并对 PPR 的检测技术进行了讨论。通过 PPR 和 GPR 联合检测,分析了潜在空洞的位置和特征,进一步探讨了雷达检测结果与理论模型的差异。

在管道检测过程中,GPR 显示了多个异常区域,尤其在 1.0~8.0 m 内,检测到显著的高反射信号,提示存在金属管道或线缆;而在 16.0~20.0 m 处出现的双曲线信号则表明可能存在地下空腔。这些结果在 PPR 检测中得到了验证,尤其是在 16.0~20.0 m 段,PPR 的 B-Scan 图像显示了不规则的反射信号,表现为分层模糊和边界扭曲,符合土体扰动或空腔的特征(图 9)。



(a) IDS Chaser检测结果

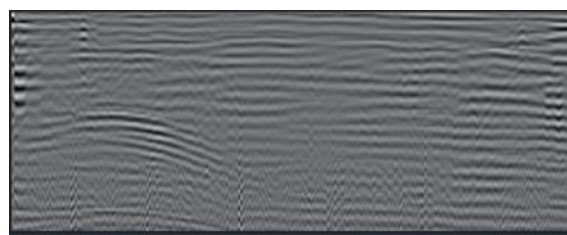


(b) PPR检测结果 (16.0~20.0 m处)

图 9 雨水井 y35~y37 管段 PPR 检测结果
(空腔管段)

Fig. 9 PPR Detection Results for the Rainwater Manhole y35~y37 (Void Section)

通过图像处理,PPR 检测结果中的管壁/土体反射带清晰可见,而空腔回波则呈现不规则的梯形或分叉式信号,未能完全呈现理论中的典型双曲线形态。此现象说明,实际检测中,地下介质的非均匀性及信号干扰,导致反射波形态与理论预期有所不同(图 10 和图 11)。检测结果表明,尽管实测数据与正演模拟存在差异,但通过综合 PPR 与 GPR 的联合检测,能够有效识别地下管道的隐患,提升隐患定位的精确度。



(a) IDS Chaser检测结果



(b) PPR检测结果 (2~4 m处)

图 10 雨水井 y33~y35 管段检测结果(空腔管段)

Fig. 10 PPR Detection Results for the Rainwater Manhole y33~y35 (Void Section)

总体而言,PPR 与 GPR 联合检测对地下排水管道隐患的识别具有较强的应用潜力,尽管实际环境条件的复杂性影响了空腔特征的表达,但通过合理的数据处理与图像分析,依然能够准确识别管道异常。

3.2 工程实测数据的识别与测量定位算法应用

本节基于正演与实测 B-Scan 数据集,使用 YOLOv8 和 YOLOv8-CBAM 模型进行空腔与管壁目

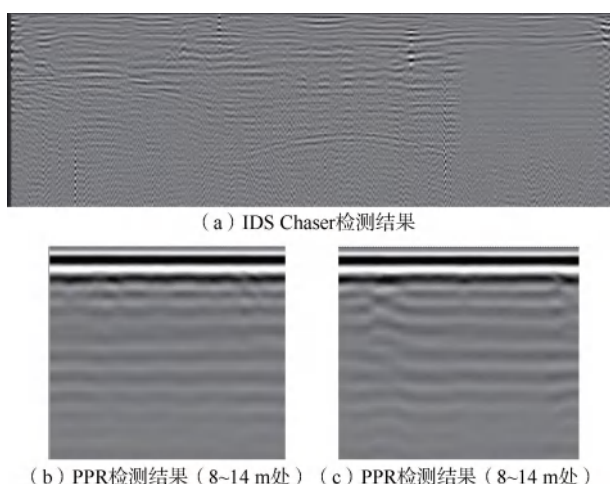
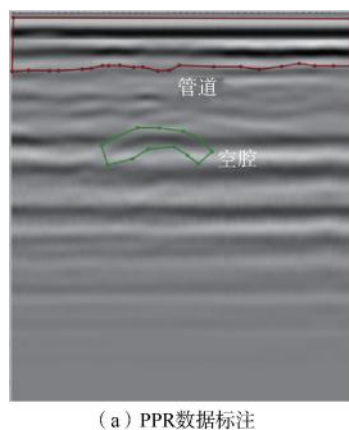
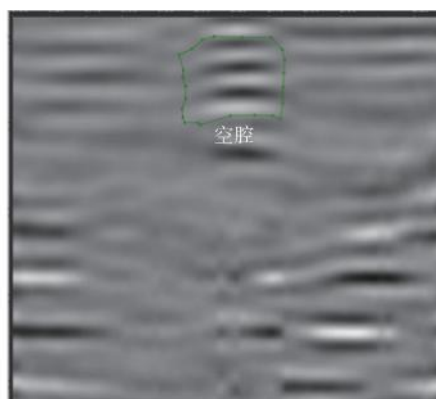


图 11 雨水井 y37~y39 管段检测结果(空腔管段)

Fig. 11 PPR Detection Results for the Rainwater Manhole y37-y39 (Void Section)



(a) PPR数据标注



(b) IDS Chaser XR实测数据标注

图 12 实测数据标注(空腔工况)

Fig. 12 Annotation of Field Measurement Data (Void Scenario)

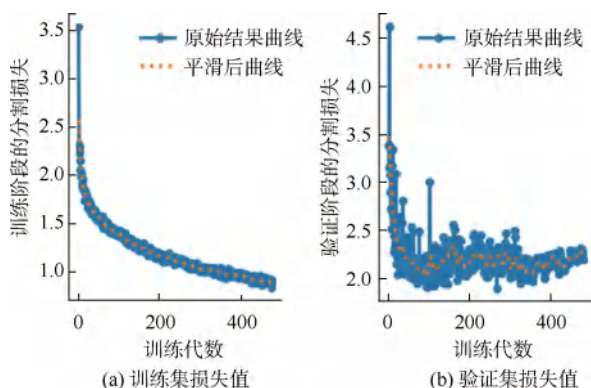


图 13 实测数据的 YOLOv8-CBAM 模型训练效果

Fig. 13 Field Measurement Data Demonstrating the Training Performance of YOLOv8-CBAM Model

通过 YOLOv8-CBAM 模型的应用,成功识别并

标的实例分割,并对中试与实测数据的目标定位及尺寸测量算法进行优化和应用。通过对数据集的标注与训练,模型能够有效识别地下管道中空腔和管壁特征,尤其在典型双曲线形态的空腔识别中表现出较好的稳定性。

在数据集的构建过程中,结合了正演、中试及其他 GPR 的实测数据,并进行了数据增强,确保训练集包含不同工况的数据。训练集主要由正演数据组成,验证集正演、中试与实测数据比例按 1 : 1 : 1 划分,而测试集则按 1 : 2 : 3 的比例划分,图 12 即为对管中雷达、IDS Chaser XR 实测数据的标注方法。训练结果显示,在 YOLOv8-CBAM 模型训练过程中,损失值逐步下降并趋于稳定,验证集的损失波动较大,表明模型在处理实测数据时面临一定的挑战,但整体表现逐步优化(图 13)。

定位了多个空腔目标。在复杂的空腔检测中,模型对球形空腔的识别较为准确,但对长条形空腔的识别仍有待优化。在案例中的空腔目标测量中,模型对目标的定位与测量结果与人工分析接近,体现了实例分割算法的有效性(图 14 和图 15)。

通过优化目标定位与测量算法,结合实测数据进行训练,YOLOv8-CBAM 模型在复杂环境下展现了较强的鲁棒性和较高的精度,为地下空间隐患的精准定位和测量提供了有效的技术支持。

4 结论与展望

本文围绕 PPR 在排水管道装置及无锡市实际工程中的应用展开,构建了从“排水管道装置验证-大型工程实测-算法优化”的可复现链条,验证了 YOLOv8-CBAM 模型在排水管道外部隐患识别与定



图 14 实测数据识别计算 (y33~y35, 2~4 m)

Fig. 14 Recognition and Calculation of Field Measurement Data (y33~y35, 2~4 m)



(a) 案例1



(b) 案例2

图 15 多目标分割计算: (a) y37~y39 (24~28 m); (b) y37~y39 (8~14 m)

Fig. 15 Segmentation and Calculation of Multiple Targets: (a) y37~y39 (24~28 m); (b) y37~y39 (8~14 m)

(3)在无锡市的工程实测中,本方法结合 PPR 与 GPR 实现了交叉验证,成功识别出 4 处土体脱空隐患。定位与测量误差控制在 0.15 m 以内,充分证明了方法从受控装置到真实场景的跨场景适用性与工程可靠性。

(4)本文验证了方法在不同土体与管道条件下的适用性,同时分析了当前方法在探测小尺寸或极近场目标时的局限。面向未来大型管网系统化检测,建议进一步融合子波反卷积、天线响应校正等信号处理手段,并探索多传感器信息融合与移动自主巡检平台集成,以全面提升复杂环境下的普查精度与作业效率。

本文主要在 DN800 混凝土管及特定含水率范围土体条件下完成装置验证与现场实证,模型泛化能力仍可能受管材电磁特性、地层介电参数与现场干扰类型差异影响。后续将往如下 3 方面进行探索研究。

位测量中的实际应用效果。主要结论如下。

(1)在排水管道装置试验中,设计并搭建了 3 个排水管道装置,模拟不同工况场景,采集了包含标准工况、隐患工况及干扰工况的数据集,共计 270 张 B-Scan 图像。结果表明,球形空腔与长条形空腔的雷达反射特征在不同土体介质下有所差异,验证了 PPR 在复杂环境中的有效性。

(2)提出的 YOLOv8-CBAM 模型在装置数据集上表现出优异的稳定性,其引入的注意力机制有效增强了对弱回波与不规则边界目标的特征提取能力,提升了分割与识别的准确性与鲁棒性。这为处理大型工程中不可避免的复杂、多样且噪声干扰严重的实际数据奠定了算法基础。

(1)扩展至高密度聚乙烯 (HDPE)、PVC、钢管及内衬修复管等不同管材,建立多材质反射特征与介电参数标定体系。

(2)针对高含水黏土、砂层、碎石夹层及回填不均等不同地质条件开展系统试验,完善介电常数取值范围与定位误差修正模型。

(3)面向浅埋/深埋、交通荷载强干扰、管线密集区与井室附近复杂结构等实际场景扩充跨场景样本,并探索迁移学习/域自适应以提升鲁棒性,同时增加开挖核验数据以强化工程证据链。

参考文献

- [1] 中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴 2024[M]. 北京: 中国统计出版社, 2024: 1-12.
National Bureau of Statistics of China. China statistical yearbook 2024[M]. Beijing: China Statistics Press, 2024: 1-12.
- [2] 中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴 2000[M]. 北京: 中国统计出版社, 2000: 1-12.

- National Bureau of Statistics of China. China statistical yearbook 2000[M]. Beijing: China Statistics Press, 2000: 1-12.
- [3] 仙永凯, 史婧. 城市路面塌陷成因分析与隐患点管理方法[J]. 中国高新科技, 2022, 6(3): 141-143.
- Xian Y K, Shi J. Analysis on the causes of urban road collapse and management methods of hidden danger points [J]. China High-Tech, 2022, 6(3): 141-143.
- [4] 施秋华, 魏谭飞. 深圳城市地面塌陷灾害特征及其成因分析[J]. 地质科技通报, 2022, 41(2): 123-129.
- Shi Q H, Wei T F. Characteristics and causes of urban ground collapse disasters in Shenzhen [J]. Geological Science and Technology Bulletin, 2022, 41(2): 123-129.
- [5] 胡聿涵, 白徐海珏. 近 10 年中国城市道路塌陷原因及防治对策分析[J]. 公路, 2016, 61(9): 130-135.
- Hu Y H, Bai X H Y. Analysis of causes and prevention measures of urban road collapse in China in recent 10 years [J]. Highway, 2016, 61(9): 130-135.
- [6] 司崇利. 浅谈市政道路路面沉降与排水管道关系及处理对策[J]. 城市建设理论研究(电子版), 2024, 13(36): 198-200.
- Si C L. Discussion on the relationship between municipal road surface settlement and drainage pipeline and treatment countermeasures [J]. Urban Construction Theory Research (Electronic Edition), 2024, 13(36): 198-200.
- [7] 刘沛. CCTV 及 QV 技术在城市雨污水管网摸排检测中的应用[J]. 水利科学与寒区工程, 2023, 6(1): 142-144.
- Liu P. Application of CCTV and QV technology in the detection of urban stormwater and sewage pipe networks [J]. Water Conservancy Science and Cold Region Engineering, 2023, 6(1): 142-144.
- [8] 王俊岭, 邓玉莲, 李英, 等. 排水管道检测与缺陷识别技术综述[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(33): 13520-13528.
- Wang J L, Deng Y L, Li Y, et al. Review on detection and defect identification technology of drainage pipelines [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(33): 13520-13528.
- [9] 李阳, 王升阳, 汪帆. CCTV 检测技术在城区街道排水管网系统缺陷排查中的应用[J]. 城市勘测, 2020, 35(6): 164-167.
- Li Y, Wang S Y, Wang F. Application of CCTV detection technology in defect investigation of urban street drainage pipe network system [J]. Urban Surveying, 2020, 35(6): 164-167.
- [10] 慕坤. CCTV 技术在管道检测与修复中的应用分析[J]. 云南水力发电, 2023, 39(8): 7-9.
- Mu K. Application analysis of CCTV technology in pipeline detection and repair[J]. Yunnan Hydropower, 2023, 39(8): 7-9.
- [11] 姚伟, 徐辉, 严程, 等. 高充满度排水管道健康状况检测[C]//云南省水利学会. 云南省水利学会 2018 年度学术交流会议论文集. 昆明, 2018: 407-409.
- Yao W, Xu H, Yan C, et al. Health status detection of high-capacity drainage pipelines [C]//Yunnan Hydraulic Engineering Society. Proceedings of the 2018 Annual Academic Exchange Conference. Kunming, 2018: 407-409.
- [12] 王新妍. 城市排水管道缺陷检测方法与发展现状探析[J]. 铁道建筑技术, 2020, 58(2): 50-53, 58.
- Wang X Y. Exploration of defect detection methods and development status of urban drainage pipelines [J]. Railway Construction Technology, 2020, 58(2): 50-53, 58.
- [13] 黄民, 郝静如, 张艳军, 等. 排水管道内壁的多波束声纳检测方法研究[C]//中国自动化学会控制理论专业委员会. 第二十七届中国控制会议论文集. 昆明: 第二十七届中国控制会议, 2008: 2960-2963.
- Huang M, Hao J R, Zhang Y J, et al. Research on multibeam sonar detection method of drainage pipeline inner wall [C]//Technical Committee on Control Theory, Chinese Association of Automation. Proceedings of the 27th Chinese Control Conference. Kunming: 27th Chinese Control Conference, 2008: 2960-2963.
- [14] 檀继猛, 张鹏飞, 邵士成, 等. 移动式三维激光扫描仪在地下管廊测量中的应用[J]. 测绘通报, 2019, 65(12): 156-158, 162.
- Tan J M, Zhang P F, Shao S C, et al. Application of mobile 3D laser scanner in underground utility tunnel measurement [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019, 65(12): 156-158, 162.
- [15] 李屹, 董思奇, 史岩, 等. 基于激光点云数据的排水管道形变类缺陷定量检测技术[J]. 工程地球物理学报, 2024, 21(1): 54-61.
- Li Y, Dong S Q, Shi Y, et al. Quantitative detection technology for deformation defects of drainage pipelines based on laser point cloud data [J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2024, 21(1): 54-61.
- [16] 刘铁华, 刘铁, 程光华, 等. 复杂城市环境下地球物理勘探技术研究进展[J]. 工程地球物理学报, 2020, 17(6): 711-720.
- Liu T H, Liu T, Cheng G H, et al. Research progress of geophysical exploration technology in complex urban environments [J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2020, 17(6): 711-720.
- [17] 代毅, 谢飞. 基于机器学习的管中探地雷达对空洞的检测与自动识别[J]. 城市勘测, 2021(S1): 81-85.
- Dai Y, Xie F. Detection and automatic recognition of cavities by in-pipe GPR based on machine learning [J]. Urban Surveying, 2021(S1): 81-85.
- [18] Harry M J. Ground penetrating radar: Theory and applications [M]. Amsterdam: Elsevier, 2009: 56-80.

- [19] Ékéés C. Application of pipe penetrating radar for asbestos cement pipe condition assessment[C]//MACEY C C, LUEKE J S. Pipelines 2018. Toronto, Ontario, Canada. Reston: ASCE, 2018: 183–190.
- [20] 黄哲聰. 基于探地雷达的管道漏损检测研究[D]. 杭州:浙江大学, 2019.
Huang Z C. Research on pipeline leakage detection based on ground penetrating radar [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
- [21] 黄肇刚. 地下管线渗漏的探地雷达信号分析和定位方法研究[D]. 广州:广州大学, 2022.
Huang Z G. Study on ground penetrating radar signal analysis and localization method for underground pipeline leakage[D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2022.
- [22] 于杭. 基于卷积神经网络的三维探地雷达目标识别方法[D]. 太原:太原理工大学, 2022.
Yu H. Three-dimensional target recognition method of ground penetrating radar based on convolutional neural networks [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2022.
- [23] 尹光辉. 基于GPRMAX的道路空洞探地雷达图像正演模拟[D]. 西安:长安大学, 2015.
Yin G H. Research on ground penetrating radar forward simulation of road cavity [D]. Xi'an: Chang'an University, 2015.
- [24] 姜化冰. 探地雷达地下空洞目标探测研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2016.
Jiang H B. Research on underground cavity detection with ground penetrating radar [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [25] 陈浩. 基于机器学习的探地雷达地下空洞目标图像识别[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2020.
Chen H. Ground penetrating radar underground cavity target detection and positioning research based on machine learning [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.
- [26] 史振狮. 道路塌陷隐患的三维探地雷达定位及成像精度优化方法[D]. 广州:广州大学, 2022.
Shi Z S. 3D GPR positioning and imaging accuracy optimization method for road subsidence hazards [D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2022.
- [27] Tong Z, Gao J, Zhang H T. Innovative method for recognizing subgrade defects based on a convolutional neural network[J]. Construction and Building Materials, 2018, 169: 69–82. DOI: 10.1016/j.conbuildmat. 2018. 02. 081.
- [28] 薛丽君. 基于探地雷达 B-scan 图像双曲线特征的目标检测与定位研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2021.
Xue L J. Research on target detection and localization based on hyperbolic features of GPR B-SCAN images [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021.
- [29] 林春旭. 基于探地雷达和深度学习的地下目标智能探测与定位方法[D]. 广州:广州大学, 2020.
Lin C X. Intelligent detection and localization method for underground targets based on ground penetrating radar and deep learning [D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2020.
- [30] 李曼如. 基于探地雷达和深度学习的道路地下病害智能检测研究[D]. 广州:广东工业大学, 2022.
Li M R. Intelligent detection research of underground road diseases based on ground penetrating radar and deep learning [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2022.
- [31] 刘彦清. 基于YOLO系列的目标检测改进算法[D]. 吉林:吉林大学, 2021.
Liu Y Q. Improvement of YOLO-based object detection algorithm [D]. Jilin: Jilin University, 2021.
- [32] 赵勇. 基于CNN的探地雷达数据反演与道路病害自动识别[D]. 吉林:吉林大学, 2022.
Zhao Y. GPR data inversion and automatic road disease recognition based on CNN [D]. Jilin: Jilin University, 2022.
- [33] 王龙. 基于深度学习和探地雷达三维图像的地下管线识别研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2021.
Wang L. Research on underground pipeline recognition based on deep learning and three-dimensional GPR images [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021.
- [34] 季银涛. 基于深度学习的探地雷达图像介电常数反演研究[D]. 济南:山东大学, 2021.
Ji Y T. Dielectric constant inversion research based on ground penetrating radar images and deep learning [D]. Jinan: Shandong University, 2021.
- [35] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. June 23–28, 2014. Columbus, OH, USA. IEEE, 2014: 580–587.
- [36] Girshick R. Fast R-CNN [C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). December 7–13, 2015. Santiago, Chile. IEEE, 2015: 1440–1448.