

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2024.18.022

基于PP-YOLOE的城市排水管网缺陷检测及应用

王守志¹, 刘章², 王冬¹, 万玉生¹, 高腾¹, 李旭¹

(1. 中国市政工程华北设计研究总院有限公司, 天津 300381; 2. 雄安新区建设工程质量安全检测服务中心, 河北 雄安 071800)

摘要: 城市排水管网所处环境较为复杂,需要定期进行维护,相关人员需对管道机器人采集的管网CCTV视频逐个进行检查判断。为了节约人力成本,采用深度学习中的目标检测算法(PP-YOLOE)智能检测视频中的缺陷信息,并与零样本检测算法(Grounding DINO)进行对比。测试结果表明,PP-YOLOE算法检测的精确率、召回率、准确率分别为1.000、0.875、0.944,大大优于Grounding DINO算法,更适用于排水管网场景。随后,将含有缺陷信息的图片展示在排水管网三维GIS可视化管理平台,便于管理人员直观掌握缺陷情况,辅助提供决策支撑。该项研究成果已在黑龙江某地区的排水管网应用,并取得了较好的效果。

关键词: 管网缺陷检测; CCTV检测; PP-YOLOE算法; Grounding DINO算法; 三维GIS

中图分类号: TU992 文献标识码: B 文章编号: 1000-4602(2024)18-0130-07

Defect Detection and Application of Urban Drainage Network Based on PP-YOLOE

WANG Shou-zhi¹, LIU Zhang², WANG Dong¹, WAN Yu-sheng¹, GAO Teng¹, LI Xu¹

(1. North China Municipal Engineering Design & Research Institute Co. Ltd., Tianjin 300381, China; 2. Service Center for Quality and Safety Management of Construction Projects in Xiong'an New District, Xiong'an 071800, China)

Abstract: Due to the complex environment of urban drainage networks, regular maintenance is required. Relevant personnel need to check and judge each CCTV video of the pipeline network collected by the pipeline robot. In order to save labor costs, the object detection algorithm PP-YOLOE of deep learning is adopted to intelligently detect defect information in videos, and compared with the zero-sample detection algorithm of Grounding DINO. The test results show that detection precision, recall, and accuracy rate of the PP-YOLOE algorithm are 1.000, 0.875, and 0.944, respectively, which are significantly better than the Grounding DINO algorithm and are well suited for drainage network scenarios. Subsequently, images containing defect information are displayed on the three-dimensional GIS visualization management platform of the drainage network, making it easier for management personnel to intuitively grasp the defect situation and assist in providing decision-making support. The research results have been applied in the drainage network of a certain area in Heilongjiang Province, and have achieved good results.

Key words: pipeline defect detection; CCTV detection; PP-YOLOE algorithm; Grounding DINO algorithm; 3D GIS

排水管网如同城市的血管,分布错综复杂,广泛埋置于城市地下,是重要的基础设施,直接影响城市发展和生态环境的建设^[1]。随着管网规模的不断扩大和使用年限的增长,形成了多种管道缺陷。这些缺陷不但造成了局部地区的内涝,还污染了周边的环境,严重影响了人们的生产生活。因此,定期检测排水管网,及时发现安全隐患,为养护修复工作提供支持显得尤为重要。

现有的排水管网检测主要利用管道闭路电视(CCTV)视频数据,通过管网图像初步判读,识别内部缺陷类型、位置和等级,然后通过人工进一步分析评估完成,费时费力、效率低下^[2]。随着计算机性能的不断发展,计算机视觉算法广泛应用于人脸识别、安防等领域,同样也可用于排水管网检测领域。由于排水管网内部环境复杂,传统算法仅分析了少量缺陷特征,无法满足排水管网检测的准确度要求。

近年来,随着深度学习的迅速发展,相关学者提出了排水管网缺陷检测的解决方法。郑茂辉等^[3]采用遗传算法(GA)优化极限学习机(ELM)神经网络的输入权值矩阵和隐含层偏置,建立了数据驱动的排水管道缺陷诊断模型,获得了更佳的性能;户莹^[4]通过改进的AlexNet网络实现了排水管道脱落、裂缝、障碍物等缺陷类型的自动分类,并运用SegNet网络完成了缺陷具体位置的精确分割标注;马铎等^[5]采用自注意力机制代替卷积神经网络作为特征提取器,通过多层感知机和Softmax函数为缺陷图像预测进行分类标签,提高了排水管道缺陷检测的准确度,为排水管道检测提供了一种新思路;王欢欢等^[6]基于历史积累的管道缺陷数据,使用轻量级目标检测模型YOLOv5实现对积泥、结垢、封堵等缺陷的类型、数量及位置的自动识别,通过与人工分析结果进行比较,证明了该技术的可行性。

笔者利用深度学习中的目标检测算法(PP-YOLOE),构建了排水管网缺陷检测算法(以下简称“新算法”)。与目前计算机视觉领域较火的零样本检测算法(Grounding DINO)相比,新算法取得了较好的检测效果。在此基础上,将检测到的缺陷信息展示在三维GIS可视化管理平台,可为城市管理人

员提供决策支撑。

1 缺陷检测

缺陷检测属于目标检测范畴,目标检测是检测预定义类中所有实例,并通过轴对齐的框提供其在图像中的粗略定位,检测器除了能够识别对象类的所有实例外,还要在其周围绘制边界框,通常被视为一个有监督的学习问题^[7]。

目标检测在人脸识别、工业质检、自动驾驶、无人机侦察等方面都有广泛应用。一般而言,按照检测的难度,可以分为无样本检测和有样本检测:①无样本检测,也称零样本检测,指不需要进行样本训练,直接进行检测,具有代表性的就是Grounding DINO算法^[8]。它将基于Transformer的检测器DINO与真值预训练相结合,通过输入人类提示词(即Prompt)实现对通用场景任意目标的检测,在计算机视觉领域产生了重大的影响。②有样本检测,指在有标签样本的条件下,通过精心设计训练方法、模型结构和损失函数,实现对新类型目标的快速分类识别,具有代表性的就是YOLO系列算法。

笔者采用有样本检测算法,通过数据标注、算法训练、精度验证,实现排水管网缺陷信息的检测,具体流程如图1所示。

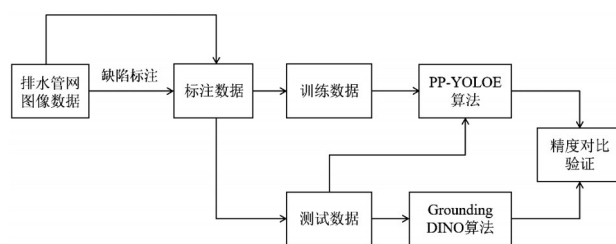


图1 新算法检测流程

Fig.1 New algorithm detection process

1.1 数据标注

采用黑龙江某地区已有的排水管网图像数据,根据实际情况,将缺陷类别分为障碍物、脱落、腐蚀、渗漏四类,具体定义如表1所示。

LabelImg是一款开源的图像标注工具,能够生成算法训练所需的标注结果,适用于各种计算机视觉任务。采用LabelImg标注工具按照表1定义的类别对数据集中的图像样本进行标注,标注过程见图2。

表1 排水管网缺陷类别及定义
Tab.1 Defect category and definition of drainage pipe network

缺陷名称	缺陷定义
障碍物(obstacle)	管道内影响过流的阻挡物
脱落(disjoint)	两根管道的端部未充分接合或接口脱离
腐蚀(corrosion)	管道内壁受侵蚀而流失或剥落,出现麻面或露出钢筋
渗漏(fracture)	管道的外部压力超过自身的承受力致使管身发生破裂,产生渗漏,其形式有纵向、环向和复合3种



图2 排水管网缺陷信息标注

Fig.2 Defect information annotation of drainage network

标注完成后,生成的样式如图3所示。

```

{
  "images": [
    {
      "file_name": "20221126046_1312235337.png",
      "height": 734.0,
      "width": 1361.0,
      "id": 0
    }
  ],
  "type": "instances",
  "annotations": [
    {
      "area": 13536.0,
      "iscrowd": 0,
      "bbox": [
        702.0,
        519.0,
        144.0,
        94.0
      ],
      "category_id": 1,
      "ignore": 0,
      "image_id": 0,
      "id": 1
    }
  ],
  "categories": [
    {
      "supercategory": "none",
      "id": 1,
      "name": "obstacle"
    },
    {
      "supercategory": "none",
      "id": 2,
      "name": "disjoint"
    },
    {
      "supercategory": "none",
      "id": 3,
      "name": "fracture"
    },
    {
      "supercategory": "none",
      "id": 4,
      "name": "corrosion"
    }
  ]
}

```

图3 排水管网缺陷信息标注数据

Fig.3 Defect information annotation data of drainage network

其中“images”包含所有图像信息,“annotations”包含所有标注信息,“categories”包含所有缺陷类别信息。至此,便可将原始图像和标注数据输入算法中进行训练。

1.2 算法训练

飞桨(PaddlePaddle),是以百度多年的深度学习技术研究和业务应用为基础,集深度学习核心框架、基础模型库、端到端开发套件、工具组件和服务

平台于一体的国产开源开放、技术领先、功能完备的深度学习平台。借助百度飞桨(PaddlePaddle)框架,采用如图4所示的目标检测算法PP-YOLOE进行排水管网缺陷数据训练。

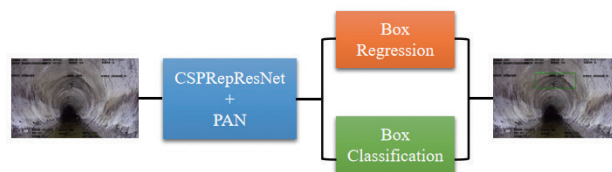


图4 PP-YOLOE检测算法

Fig.4 PP-YOLOE detection algorithm

1.2.1 PP-YOLOE

PP-YOLOE^[9-10]是百度团队针对YOLO系列的改进优化算法,避免使用如Deformable Convolution或者Matrix NMS之类的特殊算子,超越了多种流行的YOLO算法,其在COCO数据集上的平均检测精度(mAP)达到51.4,而在Tesla V100 GPU上的每秒传输帧数(FPS)达到78.1,实现了目标检测精度与速度的兼备,能够轻松地部署在多种多样的硬件上。

PP-YOLOE算法采用三层结构,即Backbone、Neck和Head。其中,Backbone作为主干网络,用于提取图像特征;Neck介于Backbone和Head之间,进一步提升特征的多样性与鲁棒性;Head作为网络的最终输出,利用提取的特征进行预测。

Backbone是与ResNet类似的CSPRepResNet,它继承了ResNet的一些优点,如良好的鲁棒性和泛化能力。同时,CSPRepResNet还采用了RepResBlock模块,其结合了残差连接(Residual Connections)和稠密连接(Dense Connections),通过使用逐元素加法(Element-wise Add)操作来替换原始的连接操作,更有效地提取目标特征,提高了物体检测的性能和计算效率。

Neck是去除了Backbone某些层中的快捷方式(Shortcut),同时还添加了一个自底向上的特征金字塔进行补充的路径聚合网络(Path Aggregation Network, PAN),从而能够将底层的强定位特征传递上去。

Head使用ESE(Effective Squeeze and Extraction)对分类分支通道注意力模块进行了简化;用DFL(Distribution Focal Loss)层代替回归分支。通过设置总体损失函数[见式(1)],最终完成边界框回归

(Box Regression)和分类(Box Classification),有效解决了目标检测模型中分类与定位任务之间的矛盾。

$$\text{Loss}_{\text{all}} = \frac{\alpha \text{Loss}_{\text{VFL}} + \beta \text{Loss}_{\text{GIOU}} + \gamma \text{Loss}_{\text{DFL}}}{\sum_{i=1}^{N_{\text{pos}}} \hat{t}} \quad (1)$$

式中: Loss_{all} 为总损失函数值; Loss_{VFL} 为变焦距损失函数值; $\text{Loss}_{\text{GIOU}}$ 为建议框和真实框的 IoU 损失函数值; Loss_{DFL} 为分布焦点损失函数值; α, β, γ 为权重超参数; \hat{t} 为归一化目标分数; N_{pos} 为正样本的数量; i 为索引变量以实现累加。

在预训练模型的基础上使用 PP-YOLOE 算法,预训练模型是由北京智源人工智能研究院和旷视联合发布的大规模 Objects365 目标检测数据集训练得到,这样可以在排水管网数据集上快速收敛。

1.2.2 参数设计

深度学习算法所需参数众多,它们对训练的过程和结果具有重要的影响,通过合理地选择和调整参数,可以提高算法的准确性,使算法更好地适应实际应用场景。每类缺陷图片有 500 张,通过上下翻转、左右翻转、90° 旋转、180° 旋转、270° 旋转共 5 种数据增强方式,最终扩增为 10 000 张。根据经验,按照 8:2 的比例划分训练、测试数据,设计了算法参数组合(见表 2)。

表 2 算法参数

Tab.2 Algorithm parameters

参数	数值	参数	数值
批尺寸(batch size)	8	权重 α	1.0
学习率(learning rate)	0.001	权重 β	2.5
训练周期(epoch)	80	权重 γ	0.5

1.2.3 评价指标

为了评价算法的性能,选取精确率(precision)、召回率(recall)、准确率(acc)三个评价指标。通过这些指标,可以判断出算法的有效性和精度,计算表达式如下:

$$\text{precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (2)$$

$$\text{recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (3)$$

$$\text{acc} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (4)$$

式中: TP 为正样本被正确检测为正样本的数目; TN 为负样本被正确检测为负样本的数目; FP 为负样本被错误检测为正样本的数目; FN 为正样本被

错误检测为负样本的数目。

通常来说,准确率越高,算法检测效果越好;同理,精确率越高,召回率越高,算法的性能越好。

1.3 精度验证

利用新算法对测试数据中的图片进行检测,得到检测结果。为了证明新算法的有效性,将采用 Grounding DINO 算法的检测结果作为对比,精度统计结果如表 3 所示。

表 3 检测结果的精度

Tab.3 Accuracy of detection results

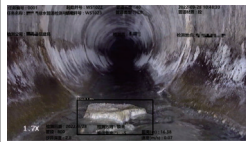

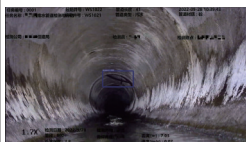

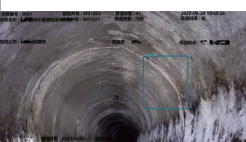
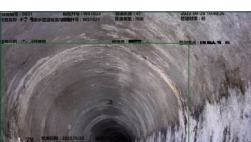


算法	评价指标		
	精确率	召回率	准确率
新算法	1.000	0.875	0.944
对比算法	0.200	1.000	0.333

从表 3 可知,新算法全部指标值总体大幅优于对比算法,其中精确率提升 80 个百分点,准确率提升 60 个百分点。对于 Grounding DINO 算法来说,不管正确与否,只要输入提示词,就会自动生成检测框,因而召回率值为 1.000。

两种算法的预测结果对比见表 4。

表 4 两种算法检测结果的对比

Tab.4 Comparison of detection results of two algorithms

类别	新算法	对比算法
障碍物 (obstacle)		
脱落 (disjoint)		
腐蚀 (corrosion)		
渗漏 (fracture)		

从定性的角度来看,通过对 Grounding DINO 算法分别输入 obstacle、disjoint、corrosion、fracture 四种

缺陷类别名称作为提示词,发现该算法基本未能理解提示词的含义,因而不能准确检测到管网缺陷信息;而新算法无需提示词,基本都能检测到管网的缺陷信息,并能正确判定类别。

2 工程项目应用

将新算法集成到三维 GIS 可视化管理平台,能够实现对市政排水工程项目中管网缺陷情况的直观掌握,帮助管理者制定更准确的决策,对于推动

智慧城市建设具有重要作用。

2.1 三维 GIS 可视化管理平台

可视化展示是一种将数据进行直观呈现的方式,能够降低信息传递成本,提高信息的使用效率。三维 GIS 可视化管理平台将地理空间数据以三维形式直观呈现,更加真实地反映了地球表面上的实际情况与客观世界中的空间关系,整体架构如图 5 所示。

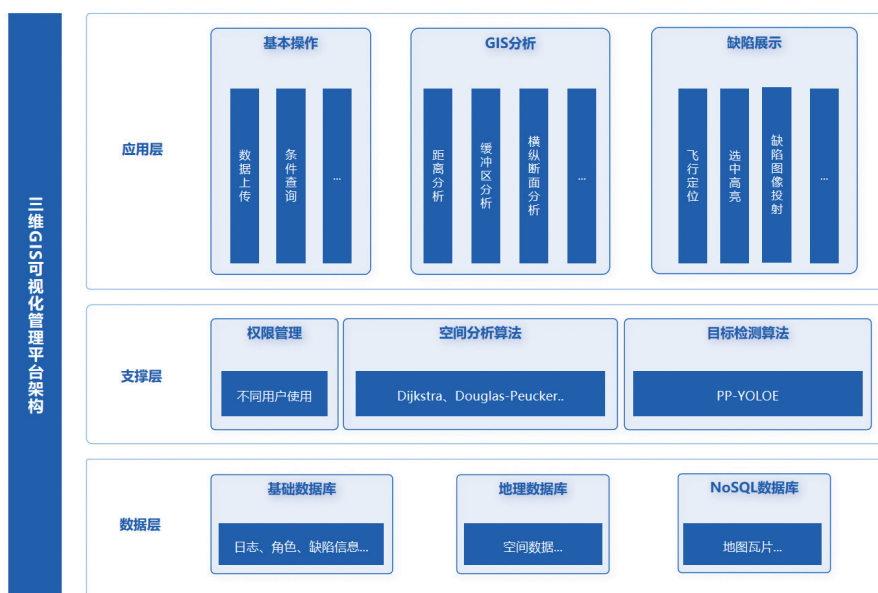


图5 平台总体架构

Fig.5 Overall platform architecture

① 数据层。针对多源数据,数据层使用不同类型的数据库来满足需求:基础数据库以表格的形式存储,在平台中用以存储日志、角色、缺陷信息等结构化数据;地理数据库提供了对空间数据的几何类型、空间索引和空间函数的支持,从而使用户能够进行高效的地理空间查询和操作,广泛应用于各种 GIS 场景,在平台中用以存储 Shapfile 矢量数据;NoSQL 数据库旨在为 Web 应用提供可扩展的高性能数据存储解决方案,在高负载的情况下,可以添加更多的节点保证服务器性能,在平台中用于管理地图瓦片。

② 支撑层。支撑层也是核心层,聚集了一系列的核心算法,并通过 Flask 框架进行服务接口发布。其中,空间分析算法可以解决诸如坐标转换、最短路径距离、几何对象拓扑关系等空间矢量数据面临的各种问题;目标检测算法则是 PP-YOLOE 算

法,能够解决缺陷类别的智能检测问题。Flask 框架是一个轻量级框架,具有强大的社区支持和丰富的插件资源,可以通过扩展来增加其他功能,主要包括 Werkzeug 工具箱和 Jinja2 模板引擎两个核心,Werkzeug 用于规范客户端与服务器端的交互,Jinja2 模板引擎将业务逻辑和表现逻辑分开,提高了代码的可读性和可维护性^[11]。

③ 应用层。应用层也称为界面层,用户可以直接与之交互。Cesium 是一款面向三维地球的开源 WebGIS 框架,具有跨平台、跨浏览器的优点,目前在性能、精度、渲染效果上都已具有高质量的保证,利用 Cesium 可以快速高效地搭建空间地球的 Web 应用,能够为矢量、栅格、BIM 模型等多种类型数据进行可视化展示,是行业内三维 GIS 可视化管理平台开发的首选^[12]。

2.2 应用案例

选取该地区近期采集的排水管网 CCTV 视频进

行实践应用,其中该地区的影像切片数据录入NoSQL数据库以作为三维GIS平台底图,管网矢量数据录入地理数据库以便于承载缺陷信息。在此基础上,用户在平台中就可以进行缺陷信息的可视化展示,分别见图6、7。



图6 管线缺陷图片信息

Fig.6 Pipeline defect image information



图7 管线缺陷图片预览

Fig.7 Preview of pipeline defect image

选择“缺陷数据导入”,批量上传CCTV视频数据,点击“开始检测”按钮后,立即调用PP-YOLOE算法对视频数据进行逐帧检测,并将含有缺陷信息的视频帧图片、帧率占比等信息写入基础数据库,检测完成后,弹出提示信息。通过选择“缺陷数据检测”,处理过的视频数据在右侧以列表形式展现出来,点击视频列表中某个视频名称,平台自动飞行定位至视频所属管线的地理空间位置。点击该条管线,通过联合地理数据库和基础数据库中该条管线的信息,最终弹出该条管线中含有缺陷信息的图片,并以黄色高亮显示(见图6);点击该图片,右侧显示出图片详情,若看不清楚,可以选择“预览”进行放大(见图7)。如此,可以实现对城市排水管网缺陷情况的直观掌握。

3 结语

运用百度团队开源的目标检测算法PP-YOLOE,实现了排水管网CCTV视频中缺陷类别信息的智能检测,并将检测结果在三维GIS可视化管理平台进行直观展示,从定量和定性两方面均取得了较

Grounding DINO算法显著的效果。相关成果已在项目中成功应用,大大节省了人力成本,有效辅助了人员决策。

然而,由于判定排水管网的缺陷类别是一个复杂过程,对于某些缺陷(比如腐蚀),检测效果并不理想。另外,由于项目应用未对缺陷类别的病害程度进行要求,因而未进行细分。下一步拟对新算法设定的参数进行调整、试验、验证,增加病害程度识别研究以便能够按照行业标准进行评级,最终得到较为满意的结果,并更新应用到平台中。

参考文献:

- [1] 赵丛丛,赵云飞,任紫嫣. 水务物联监测技术在排水管网问题诊断中的应用[J]. 环境工程, 2023, 41(11): 34-38, 45.
ZHAO Congcong, ZHAO Yunfei, REN Ziyang. Application of water IoT monitoring technology in problem diagnosis of drainage network [J]. Environmental Engineering, 2023, 41(11): 34-38, 45 (in Chinese).
- [2] 刘玉贤,叶绍泽,吕兵,等. 排水管网缺陷智能检测的信息化解决方案[J]. 中国给水排水, 2021, 37(8): 32-36.
LIU Yuxian, YE Shaoze, LÜ Bing, et al. Information solution for intelligent detection of drainage pipe network defects [J]. China Water & Wastewater, 2021, 37(8): 32-36 (in Chinese).
- [3] 郑茂辉,刘少非. GA优化ELM神经网络的排水管道缺陷诊断[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(5): 59-64.
ZHENG Maohui, LIU Shaofei. Defect diagnosis of urban drainage pipelines based on GA optimized ELM neural network [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021, 53(5): 59-64 (in Chinese).
- [4] 户莹. 基于深度学习的地下排水管道缺陷智能检测技术研究[D]. 西安:西安理工大学, 2019.
HU Ying. Research on Intelligent Detection Technology of Underground Drainage Pipeline Defects Based on Deep Learning [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019 (in Chinese).
- [5] 马铎,方宏远,王念念,等. 基于自注意力的排水管道缺陷检测方法[J]. 城市勘测, 2022(3): 166-169, 173.
MA Duo, FANG Hongyuan, WANG Niannian, et al. A

- method for defect detection of drainage pipes based on self-attention [J]. *Urban Geotechnical Investigation & Surveying*, 2022(3): 166–169, 173 (in Chinese).
- [6] 王欢欢, 解海立, 高岩, 等. 基于YOLOv5的排水管道健康状况评估方法研究[J]. *给水排水*, 2022, 48(6): 130–136.
- WANG Huanhuan, XIE Haili, GAO Yan, *et al.* Evaluation method of municipal sewer health status based on YOLOv5 [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2022, 48(6): 130–136 (in Chinese).
- [7] 付苗苗, 邓森磊, 张德贤. 深度神经网络图像目标检测算法综述[J]. *计算机系统应用*, 2022, 31(7): 35–45.
- FU Miaomiao, DENG Miaolei, ZHANG Dexian. Survey on deep neural network image target detection algorithms [J]. *Computer Systems & Applications*, 2022, 31(7): 35–45 (in Chinese).
- [8] LIU S L, ZENG Z Y, REN T H, *et al.* Grounding DINO: marrying DINO with grounded pre-training for open-set object detection [EB/OL]. [2023–03–09]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.05499>.
- [9] XU S L, WANG X X, LÜ W Y, *et al.* PP-YOLOE: an evolved version of YOLO [EB/OL]. [2022–03–30]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.16250>.
- [10] 赵文晖, 伍昕忠, 徐斌, 等. 目标检测在链条标准件动态抓取中的应用研究[J]. *制造业自动化*, 2023, 45(4): 213–216.
- ZHAO Wenhui, WU Xinzong, XU Bin, *et al.* Research on the application of target detection in dynamic grasping of chain standard parts [J]. *Manufacturing Automation*, 2023, 45(4): 213–216 (in Chinese).
- [11] 田胜男. 基于Flask的智能小区物业管理系统设计与实现[D]. 上海: 华东师范大学, 2022.
- TIAN Shengnan. Design and Implementation of Intelligent Residential Property Management System Based on Flask [D]. Shanghai: East China Normal University, 2022 (in Chinese).
- [12] 谈琼, 张涛, 丁乐乐, 等. 基于Cesium的多源三维数据可视化与分析平台设计与开发[J]. *测绘与空间地理信息*, 2022, 45(6): 120–123.
- TAN Qiong, ZHANG Tao, DING Lele, *et al.* Design and development of platform for multiple 3D data visualization and analysis based on Cesium [J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2022, 45(6): 120–123 (in Chinese).

作者简介: 王守志(1989–), 男, 河南濮阳人, 硕士, 工程师, 主要从事数据挖掘分析及应用工作。

E-mail: htpwmz@163.com

收稿日期: 2024–04–10

修回日期: 2024–05–14

(编辑: 衣春敏)

以水定城、以水定地、以水定人、
以水定产、发展节水产业