

doi: 10.3969/j.issn.1672-6073.2026.01.018

基于视频监控的地铁保护区 智能巡检系统研发与应用

柏文锋, 罗海涛, 刘 静

(广州地铁设计研究院股份有限公司, 广州 510410)

摘要: 针对现有的地铁保护区监管模式实时性差、精准性不足等问题, 将视频监控与图像识别、边缘计算等结合研发地铁保护区智能巡检系统。首先由边缘计算终端和监控摄像头构建地铁保护区巡检边缘计算系统, 降低对云服务器的依赖; 其次选择 YOLOv8l 作为智能巡检系统的图像识别算法并部署于边缘计算终端; 最后基于 B/S 模式研发巡检云平台, 进行巡检设备管理、应急管理以及运营管理。利用所采集的不同情况下的约 10 万张的 6 类风险源机械数据集, 通过训练和测试使模型能够在白天和夜晚的识别率都保持在 90% 以上。在广州地铁 5 号线沿线实际测试结果显示, 系统总体识别率达到 85.42%, 表明地铁保护区视频智能巡检系统具有巨大潜力, 对于保障城市轨道交通的可持续发展具有重要现实意义。

关键词: 城市轨道交通; 地铁保护区; 智能巡检; 视频监控; 边缘计算; 深度学习

中图分类号: U231

文献标志码: A

文章编号: 1672-6073(2026)01-0143-07

Development and Application of an Intelligent Inspection System for Subway Protection Areas Based on Video Surveillance

BAI Wenfeng, LUO Haitao, LIU Jing

(Guangzhou Metro Design and Research Institute Co., Ltd., Guangzhou 510410)

Abstract: To address the issues of poor real-time performance and low accuracy in existing subway protection area supervision models, an intelligent inspection system was developed that integrates video surveillance with image recognition and edge computing technologies. Firstly, an edge computing system for protection area inspection was constructed using edge computing terminals and surveillance cameras, effectively reducing reliance on cloud servers. Secondly, the YOLOv8l algorithm was selected as the image recognition model for the intelligent inspection system and deployed on the edge computing terminals. Finally, a B/S architecture -based inspection cloud platform was developed for managing inspection equipment, emergencies, and operations. Through training and testing with approximately 100,000 images of 6 categories of mechanical risk sources under various scenarios, the model achieves a consistent recognition rate exceeding 90% in both daytime and nighttime conditions. Field tests conducted along Guangzhou Metro Line 5 demonstrate an overall system recognition rate of 85.42%, indicating the substantial potential of this video-based intelligent inspection system. This advancement holds significant practical implications for ensuring the sustainable development of urban rail transit systems.

Keywords: urban rail transit; subway protection area; intelligent inspection; video surveillance; edge computing; deep learning

收稿日期: 2025-04-17 修回日期: 2025-09-01

第一作者: 柏文锋, 男, 硕士, 正高级工程师, 从事城市轨道交通保护与监测方面研究, baiwenfeng_1983@126.com

基金项目: 广东省住房和城乡建设厅科技创新计划项目(2023-K4-400045)

引用格式: 柏文锋, 罗海涛, 刘静. 基于视频监控的地铁保护区智能巡检系统研发与应用[J]. 都市轨道交通, 2026, 39(1): 143-149.

BAI Wenfeng, LUO Haitao, LIU Jing. Development and application of an intelligent inspection system for subway protection areas based on video surveillance[J]. Urban rapid rail transit, 2026, 39(1): 143-149.

随着我国城市化进程的加速推进,地铁作为缓解城市交通压力、优化出行结构的核心载体,已进入高速发展期。截至2024年底,我国内地地区共有58座城市开通城市轨道交通运营线路362条,线路总规模达12 168.77 km,其中地铁线路的规模为9 281.37 km,占比为76.27%^[1]。在地铁线路不断延伸、运营强度持续攀升的背景下,安全运行已成为维系城市生命线正常运转的核心^[2]。地铁保护区作为轨道交通结构与城市空间交互的缓冲区域,其安全管理直接关系到轨道交通安全运营和城市公共安全。近年来,上海、广州及成都等地频发的地铁保护区侵限事故给保护区管理敲响警钟,说明现有的地铁保护区监管模式在实时性、精准性等方面存在明显短板^[3]。为了解决人工巡查监管模式的巡检频次受限、监管盲区多及异常识别滞后等问题,研究人员分别利用移动互联网与GPS定位技术^[3]、无人机技术^[4]、光纤振动传感技术^[5-6]以及视频监控技术^[7]等开展地铁保护区智能巡检的尝试。

视频监控技术的快速发展为地铁保护区监管提供了新的模式。在人工智能技术的驱动下,视频监控已从传统的图像采集设备发展成为集智能感知、数据分析、预警决策于一体的智能系统,并在各个行业得到广泛应用。如在石化行业通过视频监控与识别技术实时掌握生产运行状态,及时发现潜在风险,确保生产安全^[8]。在水利行业通过构建视频监控智能体提升水电站现场安全管理水平^[9-10]。在铁路行业通过优化视频监控布局方案为保障铁路客运站安全提供指导^[11]。当前城市轨道交通行业虽已普遍建立视频监控系统,但主要聚焦于车站客流监控、乘车行为识别等车站运营管理^[12-13]及地铁隧道表面缺陷检测^[14]等领域。将视频监控技术应用到地铁保护区巡检中,通过与人工智能技术相结合,可实现传统的被动记录向主动防控的转型,有效防范违规施工、非法侵入等行为对地铁隧道、高架桥梁等的安全威胁^[15]。对此,本文立足于地铁保护区巡检智能化转型的需求,将视频监控技术与深度学习、边缘计算等结合研发地铁保护区智能巡检系统,为地铁保护区安全管理提供理论支撑和技术解决方案。

1 地铁保护区视频智能巡检系统研发

1.1 视频监控巡检技术优势

对于地铁保护区的巡检,当前各大城市仍以人工现场巡查为主,巡查员通过文字、录音及拍摄等形式

发现并记录违规作业行为并上报,存在人力成本高,巡查效率低,难以全覆盖及巡检质量受人员素养影响等不足。对此,各地铁管理部门展开新巡检技术的探索以期实现地铁保护区巡检的规范化、信息化及智能化。主要的技术包括无人机巡检、光纤振动传感巡检以及视频监控巡检等。

无人机地铁保护区巡检技术具有巡检速度快、空中视野巡检无死角等特点,但定期沿线飞行巡检,存在实时性不足的问题,且一般需要进行空域申请,存在限飞、禁飞以及坠落风险等问题,主要适用于存在山体、森林等以及盲区较大的城中村的地保护区巡检。光纤振动传感巡检技术原理相对简单,但是巡检设备位于地铁隧道内,其安装及维护作业需避开地铁运营时间。同时该技术只能进行被动识别,即机械设备违规施工开始产生地面振动才能被识别,时间相对滞后,无法主动防御。相对于上述技术,利用地铁沿线的视频监控系统,联合边缘计算与深度学习技术,可对视频监控系统拍摄的视频进行实时分析,实现对保护区内违规作业行为的实时自动识别与告警,具备全天候、全覆盖及主动防控等特点。此外还能进行违规施工作业取证,为管理执法等提供依据。根据以上特点,研发基于视频监控的地铁保护区智能巡检系统具有技术优势。在成本效益方面,以视频监控可覆盖的广州地铁沿线480 km巡检为例,经过初步测算,若租赁前端监控摄像头硬件并研发视频监控智能巡检系统进行实时巡检,相对于人工巡查达到相同的巡检效果,每年可节约上千万元的成本,且由于视频监控智能系统研发成本较为固定,随着需要巡检的地铁线路的增长,相对于人工巡查有望进一步节约成本。

1.2 巡检边缘计算系统

传统的视频监控需将采集的数据回传到云服务器平台进行视频分析,存在实时性不足、网络带宽压力大及隐私数据泄漏风险等问题。为此将边缘计算与视频监控相结合研发巡检边缘计算系统进行地铁保护区的巡检。作为一种新兴的计算模型,边缘计算旨在将计算能力和存储资源移至离数据源更近的地方,使得数据处理尽量在靠近数据产生设备的边缘计算终端执行。从而大大降低了对集中式云服务器的依赖,这种分布式计算模型可以提供更快速、高效和安全的计算服务。如图1所示,地铁保护区巡检边缘计算系统由边缘计算终端和监控摄像头共同组成。系统采用双线制连接架构,其中边缘计算终端的电源端通过电源适

配器与供电系统相连,数据端则通过双绞线传输介质与监控摄像头建立物理层连接,由此可方便快捷地完成地铁保护区巡检边缘计算系统的现场部署与配置,满足分布式巡检系统的智能化运维需求。



图1 视频巡检边缘计算系统

Figure 1 Edge computing system for video inspection

边缘计算终端的主要性能参数见表1所示,其高度集成化的特征能够实现与监控摄像头及云平台的无缝对接,支持全天候、全场景的高效运作。与监控摄像头连接后可处理海量视频数据,运用所部署的智能巡检识别系统实时识别地铁保护区的安全隐患并进行智能预警,大幅减少视频数据传输量,降低延时并且减轻了云平台服务器压力。边缘计算终端通过有线或无线传输方式可将预警信息上传至云平台服务器,并完成基于云平台的远程实时视频调阅、历史数据检索及多维信息可视化分析等功能。此外,边缘计算终端能够在云平台服务器端远程实现识别模型的迭代和优化,使其具有强大的泛化能力和进化本领。

表1 边缘计算终端的性能参数

Table 1 Performance parameters of the edge computing terminal

指标	性能参数
算力	20TOPS/8TOPS
内存	8 GB DDR4
存储	32 GB EMC/机械硬盘
网络接口	千兆以太网
USB 接口	2 个 USB 3.0 接口(选配)
串口	RS422/RS485 接口(选配)
电源输入	12 V DC
尺寸	120 mm×100 mm×40 mm

1.3 智能巡检识别模型

传统的视频监控系统往往依赖静态分析和人工肉眼分析,无法进行实时高效的大规模数据处理。欲实现地铁保护区风险源的自动识别,部署在边缘计算终端内的训练完成的智能巡检识别算法是其关键。综合典型深度学习目标检测算法的性能和地铁保护

区风险源的特征,智能巡检识别采用 YOLOv8 算法,通过对摄像头拍摄视频逐帧提取图像,再将图像输入到算法中对地铁保护区的风险源进行实时检测和追踪。

YOLOv8 是 Ultralytics 在 2023 年提出的 YOLO 系列检测算法,有 n, s, m, l, x 等 5 种不同大小的模型。根据不同大小模型的运行速度及参数量,并综合考量样本需求后选择 YOLOv8l 进行模型训练并部署到智能巡检系统。相较于之前版本的 YOLO 模型,YOLOv8 具有更快的速度和更高的准确性,其网络结构如图 2 所示,主要由输入(Input)、主干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)和检测头(Head)等 4 部分组成。输入部分包括拼接数据增强以及自适应图像缩放等模块。主干网络负责特征提取,主要由 Conv、C2f 和 SPPF 组成,其中 Conv 表示普通的卷积层,定义了输出通道数、卷积核大小和步长;C2f 代替了传统的 C3 模块是 YOLOv8 中的特殊模块,用于增强梯度流动;SPPF 为空间金字塔池化模块用于扩大感受野。在用于定位和分类的颈部和检测头网络部分,YOLOv8 采用了 Upsample、Concat 和 Detect 共 3 个组件,Upsample 用于对低分辨率的特征图进行上采样得到更高分辨率,Concat 模块用于将不同尺度的特征图进行融合,最后通过 Detect 层生成检测结果,包括边界框、类别和置信度等。

在具体的风险源图像预测中,算法将输入的图像均匀划分为 $S \times S$ 的网格单元,每个网格单元负责预测 B 个边界候选框(Bounding box)及其边界候选框的置信度得分。对于每个边界候选框,目标检测网络会预测 b_x 、 b_y 、 b_w 、 b_h 、置信度(Confidence)5 个预测值,如图 2 所示。置信度是模型对预测框内存在待检测目标的确定程度,其表达式为:

$$\text{Confidence} = P(\text{Object}) \times IOU_{\text{pred}}^{\text{truth}} \quad (1)$$

式中, IOU 为预测框和真实框的交并比, $P(\text{Object})$ 为预测框内存在对象的概率,当预测框内存在目标时为 1,不存在目标时为 0。

同时每个网格单元会预测出 C 个条件概率 $P(\text{Class}_i | \text{Object})$,即网格中存在风险源目标的概率。在测试阶段,YOLO 将条件概率和置信度相乘得到特定类别的置信分数,具体表达式为:

$$\begin{aligned} &P(\text{Class}_i | \text{Object}) \times P(\text{Object}) \times IOU_{\text{pred}}^{\text{truth}} \\ &= P(\text{Class}_i) \times IOU_{\text{pred}}^{\text{truth}} \end{aligned} \quad (2)$$

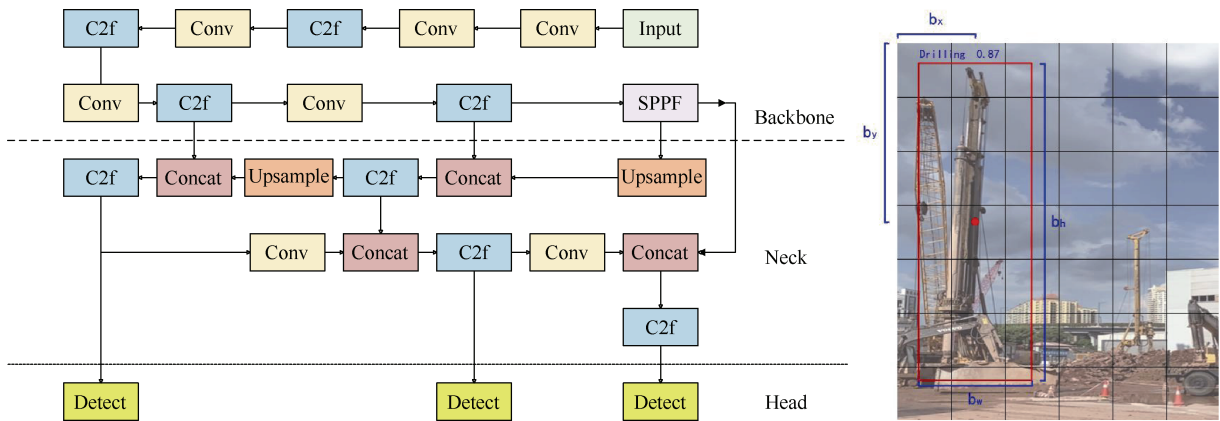


图 2 智能巡检识别模型网络结构图及边界框预测

Figure 2 Network architecture of the intelligent inspection recognition model and bounding box prediction

1.4 巡检系统云平台

本系统采用 B/S 模式构建云端智能巡检平台，通过多模态数据融合技术整合视频监控、地理信息、设备状态等多源异构数据。云平台系统架构主要分为前端和后端，前端包括 PC 端、手机端以及大屏显示，后端主要由设备管理系统、应急管理系统以及运营管理系统构成。

前端系统主要负责收集信息并提供操作入口，其中，通过 PC 端能够实现对前端视频管理、统计分析、布控或撤控；视频管理负责对前端采集的视频进行接入、存储、检索等操作，方便随时调阅查看视频；统计分析能够集成各种监控和监测设备，实时获取数据，并将其存储在数据库中，并提供数据分析工具，以帮助管理人员深入了解监测数据趋势和异常情况；布控或撤控能够根据需求设置或解除监控区域的布防状态。当系统产生告警时，工单将派发到手机端，并提供告警导航功能引导巡检人员前往告警地点，巡检人员能够根据情况对已处理或误报的告警消息进行消警操作。进行日常系统维护和运营时，巡检人员可以通过大屏显示的综合管理及 GIS 地图功能进行直观的分析 and 设备管理。

后端系统主要对各个系统进行数据处理和业务管理。设备管理系统负责对监控设备基础信息进行管理，对设备状态进行监测分析，保障设备的稳定运行；管理设备产生的消息，对设备有关算法进行优化更新，提升设备监测能力。应急管理系统针对突发事件，从事件发生到处理完毕进行全过程管理；对告警信息进行存储以及警情工单派发；统计分析应急事件的相关数据，为完善体系提供依据。运营管理系统为系统运

营提供保障，记录各类操作日志；配置有关系统参数、模型等；更新和管理地图，备份管理保障数据安全。由边缘计算系统、巡检识别模型和巡检云平台集成而研制的云端智能巡检管理系统的整体界面如图 3 所示。

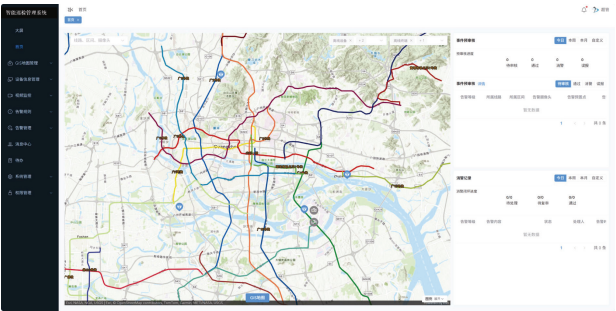


图 3 智能巡检管理系统界面

Figure 3 Interface of the intelligent inspection management system

2 模型训练与应用测试

2.1 数据集构建

部署于边缘计算终端的智能巡检识别模型是地铁保护区视频智能巡检系统的关键，对此针对地铁保护区内典型的风险源构建样本数据集进行模型训练。结合建筑工地场景中工程机械出现的频率和近些年造成地铁隧道结构打穿、损伤等事故的机械类型，选取能够通过挖、钻等操作破坏地表结构进而威胁地铁隧道结构安全的 6 类工程机械设备，作为主要风险源目标，具体如图 4 所示，主要包括挖掘机、钻挖机、炮机、旋挖桩机、搅拌桩机、冲孔桩机等。利用视频监控设备以不同的场景、视角及时间对上述 6 类工程机械风险源图像进行长期的系统化采集，然后对采集的图像进行筛选和分析，最终得到约 10 万张有效样本数据集，包括 8 万张日间图像和 2 万张夜间红外图像，各

类风险源图像的具体数量如表 2 所示,其数量与其在实际工地中出现的频率一致。



图 4 典型的 6 类风险源工程机械

Figure 4 Six typical types of construction machinery as risk sources

表 2 数据集中各类风险源的数量

Table 2 Numbers of risk sources of each type in the dataset

设备类型	日间实例数/万张	夜间实例数/万张
挖掘机	1.89	0.71
钻挖机	1.23	0.12
炮机	1.09	0.24
旋挖钻机	1.35	0.24
搅拌桩机	1.09	0.24
冲孔桩机	1.35	0.47
合计	8.00	2.02

2.2 模型训练

模型的训练与测试基于 Pytorch 深度学习框架进行。所采用的操作系统版本为 Windows 11 x64, torch 版本为 2.0.1, python 版本为 3.9.17, CPU 为 INTEL Core i9 13900KF, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3090。每次训练的轮次为 150 轮, batch 为 16, 优化器选用 SGD。对于模型的性能评估, 以精确度 P 、召回率 R 、精确度和召回率的调和平均数 $F1$ 为主要指标。精确度 P 代表预测为正的样本中真正为正的的比例, 计算式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

式中, TP 为模型正确预测的正样本数, FP 为模型错误预测的正样本数。

召回率 R 代表预测结果为正的样本在所有真实目

标为正的样本中所占的比例, 计算式为:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

式中, FN 为模型错误检测的负样本数。

$F1$ 值是精确度和召回率的调和平均数, 用于平衡二者之间的矛盾关系, 只有当精确度和召回率都较高时, $F1$ 值才会高, 其计算式为:

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (5)$$

模型训练与测试时为了确保其可靠性, 采用了 K 折交叉验证($K=5$)。将 10 万张数据集图像等分为 5 份互不相交的数据子集, 各数据子集通过各风险源类别比例一致以及昼夜分布比例一致等原则采用地点分层抽样的方法划分, 对划分好的数据子集进行统计检验, 结果显示各数据子集的分类分布和原始数据集无显著差异且昼夜比例保持稳定、视角分布均衡。

依次将其中的 1 份数据子集作为测试集, 剩下的 4 份数据子集作为训练集进行模型训练。各次训练测试的实验环境及超参数设置保持一致。最后取 5 次测试结果的平均值作为模型的性能指标。模型 K 折交叉验证的性能指标结果如表 3 所示。从表中的结果可以看出, 模型对不同风险源工程机械及昼夜场景下的识别表现存在一定的差异。对于日间图像, 模型能够对各类风险源工程机械达到较高的精确度、召回率和 $F1$ 值。对于夜间图像来说, 模型的识别能力稍弱于日间图像, 但对各类风险源工程机械的识别性能指标也均超过了 90%。表明该模型具备一定的可靠性和准确性, 能够满足基本应用要求。而对测试结果中的典型误检、漏检案例定性分析显示, 误检可能跟训练样本中缺乏易混淆的非风险源目标, 以及图像背景中存在与风险源目标的纹理、颜色、形状等相似的干扰有关。而风险源目标在图像中占比太小, 或者遮挡严重, 以及

表 3 模型交叉验证的性能指标

Table 3 Performance metrics for model

设备类型	Cross-validation						%
	日间 精确度	日间 召回率	日间 $F1$	夜间 精确度	夜间 召回率	夜间 $F1$	
钻挖机	96.1	95.6	95.8	90.0	92.0	91.0	
挖掘机	97.6	99.5	98.6	91.8	95.1	93.4	
炮机	95.8	96.8	96.3	91.3	92.6	91.9	
冲孔桩机	98.5	98.0	98.2	91.8	94.1	93.0	
旋挖桩机	95.9	96.6	96.3	90.6	93.1	91.8	
搅拌桩机	96.9	96.2	96.5	90.5	92.6	91.5	

复杂的环境干扰是导致漏检的主要原因。对此，为进一步提高模型的检测性能，可考虑从增加样本图像数量以及执行样本图像去噪预处理等方面进行优化。总体来看，可将训练完成的模型部署于巡检边缘计算系统中，利用其对钻机、挖掘机等风险源机械进行实时检测与告警，提升巡检效率，实现地铁保护区巡检的信息化及智能化。

2.3 系统应用测试

将训练好的智能巡检识别模型部署到所研制的边缘计算终端，并将其接入到广州地铁 5 号线沿线的一个监控摄像头展开地铁保护区内的风险源机械识别与预警应用测试。在测试过程中，人为将风险源机械按照到监控摄像头的距离进行近(0~30 m)、中(30~80 m)、远(80 m 以上)安置，并根据周边环境设置 5 种不同的遮挡率。为方便起见，利用监控摄像头在日间和夜间分别对不同安置条件下的风险源目标进行拍摄，拍摄图像共计 240 张，其中近、中、远距离各 80 张。通过这种方式能够更加真实便捷地评估系统在不同环境下的表现情况，以此验证其识别率，从而能够为后续的数据优化以及模型更新提供更加可靠的数据支持。系统识别的应用效果如图 5 所示，具体的识别结果如表 4

所示。根据表中的结果来看，本次实际测试应用的总识别率达到 85.42%。日间总体识别率较夜间总体识别率高，并且随着不同程度的遮挡率，会呈现不同程度的差异，日间的识别率受到遮挡情况的影响较少且识别率都高于 90%，模型能够较好地识别出违规机械。在夜间，由于环境等多方面的影响，受到遮挡时，整体识别率下降，但仍能保持一定的识别水平。总体来看所训练的模型在本次实际部署测试中，对于风险源机械能够实现及时响应，快速检测，所构建的地铁保护区视频智能巡检系统基本能够满足巡检需求。



图 5 地铁保护区视频智能巡检系统应用测试效果
Figure 5 Application effect of video intelligent inspection system in subway protection area

表 4 地铁保护区视频智能巡检系统应用测试结果

Table 4 Application test results of the video-based intelligent inspection system for subway protection areas

距离	不同遮挡程度下日间测试结果					不同遮挡程度下夜间测试结果					合计	识别率/%
	0%	20%	40%	60%	80%	0%	20%	40%	60%	80%		
近	10 张	8 张	8 张	6 张	7 张	8 张	7 张	6 张	3 张	5 张	68 张	85.42
中	8 张	9 张	8 张	10 张	8 张	7 张	7 张	5 张	6 张	5 张	73 张	91.25
远	5 张	5 张	6 张	7 张	7 张	4 张	7 张	6 张	8 张	7 张	64 张	80
合计	23 张	22 张	22 张	23 张	22 张	19 张	21 张	17 张	17 张	17 张	205 张	—
识别率/%	95.83	91.67	91.67	95.83	91.67	79.17	87.5	70.83	70.83	70.83	—	85.42

3 结论

本研究结合地铁保护区风险源巡检的需求，结合边缘计算和深度学习目标检测算法等技术，研制了地铁保护区视频智能巡检系统并展开应用。主要结论如下：

- 1) 研制由边缘计算终端和监控摄像头组成地铁保护区巡检边缘计算系统，降低了对云服务器的依赖；选择 YOLOv8l 算法作为智能巡检系统的识别模型并部署于边缘计算终端；基于 B/S 模式研发了巡检云平台进行巡检设备管理、应急管理以及运营管理。
- 2) 采集不同情况下的 10 万余张、6 类风险源机械

数据集，通过模型训练和测试，能够在日间和夜间的识别率都保持在 90%以上。

- 3) 地铁保护区视频智能巡检系统在实际应用测试中总体识别率达到 85.42%，显示出基于视频监控的地铁保护区智能巡检技术的巨大潜力。

参考文献

[1] 侯秀芳, 冯晨, 燕汉民, 等. 2024 年中国内地城市轨道交通运营线路概况[J]. 都市轨道交通, 2025, 38(1): 13-19.
HOU Xiufang, FENG Chen, YAN Hanmin, et al. Overview of urban rail transit operations in China's mainland in 2024[J]. Urban rapid rail transit, 2025, 38(1): 13-19.

- [2] 米保伟, 王术明, 张强. 城市轨道交通工程安全监控平台建设及应用[J]. 都市快轨交通, 2023, 36(3): 10-15.
MI Baowei, WANG Shuming, ZHANG Qiang. Construction and application of safety risk monitoring platform for urban rail transit projects[J]. Urban rapid rail transit, 2023, 36(3): 10-15.
- [3] 张冬冬, 王腾, 刘友博, 等. 基于数字化的城市轨道交通保护区巡查系统研究[J]. 现代城市轨道交通, 2022(12): 16-23.
ZHANG Dongdong, WANG Teng, LIU Youbo, et al. Research on digitized patrol systems for urban rail transit protection areas[J]. Modern urban transit, 2022(12): 16-23.
- [4] 闵星, 黄品文, 谭金祥. 基于卷积神经网络的地铁保护区风险源识别[J]. 测绘通报, 2022(10): 162-165.
MIN Xing, HUANG Pinwen, TAN Jinxiang. Risk source identification in metro protection area based on convolutional neural network[J]. Bulletin of surveying and mapping, 2022(10): 162-165.
- [5] JIANG Jinpeng, GAN Weibing, HU Yue, et al. Real-time monitoring method for unauthorized working activities above the subway tunnel based on ultra-weak fiber Bragg grating vibration sensing array[J]. Measurement, 2021, 182: 109744.
- [6] 黄俪. 城市轨道交通全自动运行线路隧道区间水灾及外部入侵安全监测技术[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(2): 137-140.
HUANG Li. Safety monitoring technology of tunnel interval flood and external invasion of urban rail transit FAO line[J]. Urban mass transit, 2023, 26(2): 137-140.
- [7] 刘传磊, 张贺, 杨贺. 地铁保护区智能化巡查系统开发及应用研究[J]. 现代城市轨道交通, 2024(9): 23-30.
LIU Chuanlei, ZHANG He, YANG He. Research on the development and application of intelligent patrol system for metro safety protection zone[J]. Modern urban transit, 2024(9): 23-30.
- [8] 李志海, 黄思瑜, 黄雪怡, 等. 视频监控与识别技术和智能巡检机器人技术在石化领域的应用[J]. 石油炼制与化工, 2025, 56(1): 24-29.
LI Zhihai, HUANG Siyu, HUANG Xueyi, et al. Application of video monitoring and recognition technology and intelligent inspection robot in petrochemical industry[J]. Petroleum processing and petrochemicals, 2025, 56(1): 24-29.
- [9] 杜成波. 基于视频图像识别的水电站现场安全管理[J]. 人民长江, 2024, 55(增刊 1): 226-231.
DU Chengbo. Safety Management of Hydropower Station Construction Site Based on Video Image Recognition[J]. Yangtze river, 2024, 55(S1): 226-231.
- [10] 王保根, 林文峰, 秦飞, 等. 基于云管边端协同的抽水蓄能电站视频监控智能体的研究与应用[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(增刊 1): 491-497.
WANG Baogen, LIN Wenfeng, QIN Fei, et al. Research and application of pumped-storage hydroelectricity video monitoring agent based on cloud tube edge collaboration[J]. Water resources and hydropower engineering, 2025, 56(S1): 491-497.
- [11] 李得伟, 孙龙, 刘据梁, 等. 基于有效覆盖需求的铁路客运站视频监控布局优化[J]. 北京交通大学学报, 2025, 49(1): 46-54.
LI Dewei, SUN Long, LIU Junliang, et al. Optimization of video surveillance layout in railway passenger stations based on effective coverage requirements[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2025, 49(1): 46-54.
- [12] 管洋, 贾利民, 陶思涵, 等. 基于骨架识别的城轨车站监控视频乘客行为特征辨识研究[J]. 都市快轨交通, 2025, 38(1): 106-111.
GUAN Yang, JIA Limin, TAO Sihan, et al. Passenger behavior feature identification in urban rail station surveillance videos using skeleton recognition techniques[J]. Urban rapid rail transit, 2025, 38(1): 106-111.
- [13] 甘超莹, 甘建文, 顾野. 基于图像识别技术的城市轨道交通车站智能视频监控系统的设计与应用[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(2): 76-80.
GAN Chaoying, GAN Jianwen, GU Ye. Design and application of urban rail transit station intelligent video monitoring system based on image recognition technology[J]. Urban mass transit, 2023, 26(2): 76-80.
- [14] LI Dawei, XIE Qian, GONG Xiaoxi, et al. Automatic defect detection of metro tunnel surfaces using a vision-based inspection system[J]. Advanced engineering informatics, 2021, 47: 101206.
- [15] 李正中, 刘双, 邵慧然, 等. 城市轨道交通运营线路保护区安全风险防控对策研究[J]. 现代城市轨道交通, 2024(3): 113-117.
LI Zhengzhong, LIU Shuang, PI Huiran, et al. Research on safety risk prevention and control countermeasures for urban rail transit operation line protection zones[J]. Modern urban transit, 2024(3): 113-117.

(编辑: 傅依萱)