

基于 YOLOv5 算法的长江大保护水利工程项目 多场景质量安全检测

徐亮¹, 陈旭², 张卓², 郑向泉²

(1. 长江生态环保集团有限公司, 湖北 武汉 430014; 2. 河海大学商学院, 江苏 南京 211100)

摘要:为解决长江大保护水利工程项目施工中质量安全隐患检测效率低、主观性强、易漏检等问题,通过分析项目多场景质量安全检测任务需求,明确了各类质量安全隐患的具体场景,利用 YOLOv5 算法进行了图像增强优化并搭建了智能识别算法架构,采用现场拍摄、网络爬虫技术及项目部内部数据资源,搜集并整理了上千张高质量照片,构建了质量安全图像数据集。在此基础上,通过融入区域检测功能,多场景质量安全检测系统能对指定的作业区域进行精准监测,可以有效地避免误检情况,提升检测效率与准确性。

关键词:长江大保护;水利工程项目;质量安全检测;图像增强;多场景;YOLOv5 算法

中图分类号:TP391.9

文献标志码:A

文章编号:1006-7647(2025)02-0082-08

Multi-scenario quality and safety inspection of Yangtze River protection water conservancy projects based on YOLOv5 algorithm//XU Liang¹, CHEN Xu², ZHANG Zhuo², ZHENG Xiangquan²(1. Yangtze Ecology and Environment Company Limited, Wuhan 430014, China; 2. Business School, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: To solve the problems of low efficiency, strong subjectivity, and prone to missed inspection in quality and safety hazards inspection during the construction of the Yangtze River protection water conservancy projects, the specific scenarios of various quality and safety hazards were identified by analyzing the requirements of multi-scenario quality and safety inspection of the projects. The YOLOv5 algorithm was used for image enhancement and optimization, and an intelligent recognition algorithm framework was established. Through on-site photography, web crawling technology, and internal data resources of the project department, thousands of high-quality photos were collected and organized to obtain a comprehensive dataset. On this basis, by integrating the regional inspection functions, the quality and safety inspection system can accurately monitor only the designated work areas. This effectively avoids false inspection and improves inspection efficiency and accuracy.

Key words: Yangtze River protection; water conservancy project; quality and safety inspection; image enhancement; multiple scenarios; YOLOv5 algorithm

水利工程作为国民经济的基础设施,对于防洪减灾、水资源调配及生态环境保护具有不可替代的作用^[1]。在积极响应国家生态文明建设号召,深入贯彻习近平总书记关于“共抓大保护、不搞大开发”的战略部署情况下,“长江大保护”概念应运而生。当前和未来相当长的时间内,长江大保护需要组织实施众多项目,如何提高项目质量安全检测的智能化水平是一个亟待解决的问题^[2-4]。在项目实施过程中,不仅要面对多工作面交叉作业带来的协调挑

战,还需克服不同参建单位间管理标准不一、信息孤岛现象严重等管理难题^[5]。

传统的质量安全检测方法主要依赖人工巡检,存在检测效率低、主观性强、易漏检等缺点,难以满足现代大型水利工程和复杂项目的检测需求。随着计算机视觉技术和深度学习算法的兴起,基于图像识别的智能检测方法为质量安全检测带来了新的突破。其中,YOLOv5 算法以其快速和精准的检测,在目标检测领域得到了广泛应用,为多场景质量安全

基金项目:长江生态环保集团有限公司科研项目(HBZB2022005);江苏省社会科学基金项目(23GLD006);南京工程学院引进人才科研启动基金项目(YKJ202321)

作者简介:徐亮(1980—),男,高级工程师,硕士,主要从事长江大保护项目技术工作。E-mail:xu_liang@ctg.com.cn

通信作者:张卓(1978—),女,高级实验师,硕士,主要从事智能建造、机器视觉应用技术研究。E-mail:398021795@qq.com

检测提供了新的解决方案^[6]。近年来国内外学者对 YOLOv5 算法进行了深入的研究,一些学者针对特定应用场景,对 YOLOv5 算法进行了定制化改进。例如:陈志文等^[7]提出了一种面向煤矿安全监测边缘端的基于间接和直接重要性评价空间融合的 YOLOv5s 剪枝方法,显著降低了参数量和计算复杂度,同时提高了处理帧率,实现了网络轻量化; Sophia 等^[8]通过集成 YOLOv5、谷歌地图和电子邮件报告系统,提出了一种新颖的坑洼检测和警报解决方案,为政府提供有关坑洼位置的及时准确信息来提高道路维护效率; Cheng 等^[9]为解决识别过程目标体积小、分辨率低、背景复杂和潜在的目标聚集等问题,提出了 P2E-YOLOv5 检测算法,实现了更为准确和实时的检测。部分学者通过引入注意力机制和特征融合等方法,显著提高了 YOLOv5 算法的检测精度和鲁棒性。例如:张翥等^[10]为解决井下矿工不正确使用个人防护装备(PPE)问题,构建了井下矿工 PPE 数据集,采用深度学习方法建立检测模型,通过替换 YOLOv5s 主干网络并嵌入三维注意力机制,实现精度与检测速度目标的双提升;敬辉等^[11]为提升车辆检测精度,在 YOLOv5 基础上,创新性地融入了新型轻量化注意力机制(NLAM)与多尺度特征检测层,NLAM 通过并联融合空间与通道注意力模块实现了仅 8 个参数的高效设计,多尺度特征检测层显著增强了小目标识别能力;张颖等^[12]针对动火作业安全防护品实时检测难题,设计了 Hot work-YOLOv5s 算法,通过嵌入空间深度转换卷积模块、引入无参注意力机制以及将边界框回归损失函数优化为 WIoU 损失函数,实现了 96.8% 的检测精度与 89 帧/s 的处理速度,适用于复杂场景。

随着 YOLOv5 算法的不断精进与优化,学术界已着手将其前沿技术应用于涉水工程领域,实现了 YOLO 技术在多个关键应用场景下的创新性拓展,如河道漂浮物的智能识别^[13]、水电站关键设备的精密检测^[14]以及闸墩浇筑高度的自动化判定^[15]等。在目标检测与识别方面, YOLOv5 算法能够高效地检测和识别水利水电工程中的各种目标,如漂浮物、水淹区域等。通过深度学习,该算法能够自动识别不同的目标并分类,提高工程管理的效率和准确性。

尽管 YOLOv5 在煤矿安全监测、坑洼检测及个人防护装备识别等领域取得了显著进展,其在具有应用场景多样化、工作面立体交叉、质量安全隐患复杂化等特征的水利工程中的应用仍然较为缺乏,尤其是在水利工程施工过程中的质量安全检测,尚未见有系统性的 YOLOv5 算法改进研究。为此,本文以长江大保护项目为背景,在充分调研的基础上,梳

理出项目质量和项目安全隐患检测的需求,重点研究基于 YOLOv5 算法及其相应图像增强改进措施的项目现场监控视频质量和安全隐患检测关键技术的应用,以期为今后项目建立质量安全检查专家系统奠定基础。

1 长江大保护水利工程项目多场景质量安全检测流程设计

1.1 质量安全检测场景分析

长江大保护项目涉及子项目种类较多,如水利、环境、建筑、市政等,其项目质量安全检测场景较为综合。在安全方面,人员闯入^[16]、安全帽佩戴^[17]、烟雾火焰^[18]、围挡设立^[19]是关注较多的问题;在质量方面,回填土的质量^[20]和一些缺陷的自动识别^[21]则被关注较多。结合长江大保护项目现场工种复杂、较为潮湿等特点,本文设置的主要质量安全识别场景包括:①人员脱岗与区域闯入检测;②工装、安全帽、跌倒目标检测;③围挡、反光锥目标检测;④烟雾、火焰目标检测;⑤坑洼积水目标检测;⑥回填土石块目标检测;⑦管道缺陷目标检测。

1.2 实验环境搭建

基于 Anaconda 配置 Pytorch GPU 运行环境,可利用 GPU 加速神经网络运算。所用服务器环境是基于 Windows Server 操作系统,并配备了 16 张 NVIDIA Tesla K80 显卡。Tesla K80 显卡支持双精度运算,在科学计算和模拟中表现出色。同时,它们也支持 CUDA 加速技术,可以通过并行化加速训练神经网络等任务。

1.3 质量安全图像数据集构建

通过现有数据集收集、施工现场数据收集、长江生态环保集团有限公司数据获取、Python 网络爬虫爬取网络图片等方式获得大量高清围挡区域闯入、反光衣和安全帽、办公人员脱岗、围挡反光锥、烟火、摔倒等安全问题基础样本等图片数据。其中施工区域外来入侵与人员离岗检测采用了 WiderPerson 室外行人检测数据集,香港中文大学的 CUHK Occlusion Dataset 行人检测数据集和区域监控录像。

使用 Labeling 工具对收集的图片进行筛选与标注。在标注过程中使用方框框选目标并指定目标类别。经过 Labeling 标注后,每张图片对应生成一个 VOC 格式的文件,该文件存放了该图片所有的标注信息,主要包括图片所属的文件夹、图片的具体路径、图片的尺寸以及每个目标的位置和类别信息。

1.4 YOLOv5 算法与模型训练

1.4.1 图像增强

在质量安全检测系统的实际应用中,图像数据等

的采集容易受到天气、设备的优劣、光照等因素的影响,而且不同区域的监控设备的安装高度和角度等也不同,可能导致采集的图像质量参差不齐。为了适应实际应用场景,在模型的训练阶段就要针对性地进行训练优化。通过对图像的预处理可以尽量避免模型受到无关因素的影响,提高模型的健壮性,减少网络模型过拟合现象,从而得到泛化能力强的网络。

本研究利用 Mosaic 数据增强算法进行图像增强,其处理效果见图 1。



(a) 增强前



(b) 增强后

图 1 Mosaic 数据增强算法处理效果

Mosaic 数据增强算法将多张图片按照一定比例组合成一张图片,使模型在更小的范围内识别目标。一般使用 4 张图片进行拼接。使用 Mosaic 数据增强算法具有以下优点:①随机选取多张图片进行组合,可以得到比原图个数更多的组合图像,增加数据多样性;②同时混合 4 张具有不同语义信息的图片,可以让模型检测超出常规语境的目标,增强模型鲁棒性;③当模型设置批归一化(batch normalization, BN)操作后,训练时会尽可能增大批样本总量(BatchSize),因为 BN 原理为计算每一个特征层的均值和方差,如果批样本总量越大,那么 BN 计算的均值和方差就越接近整个数据集的均值和方差,效果越好,因此可以加强 BN 层的效果;④数据增强图像由 4 张原始图片拼接而成,每张图片会有更大概率包含小目标,有利于提升小目标的检测能力,使模型更加适应施工摄像场景。

1.4.2 模型训练与实现

使用 Python 脚本将数据集标签转化为 YOLO 格式,包含 2 个文件夹,即用于存储每个图像的边界框位置信息的 Annotations 文件夹、存储 train.txt、val.txt 和 test.txt 等文件的 Image Sets 文件夹。按照

80%用作训练集、20%用作验证集的比例随机将标注好的数据集文件路径信息写入 train.txt 和 test.txt 文件,并基于 YOLOv5 系列中最小网络 YOLOv5s 的预训练模型权重进行训练,完成后用测试集进行测试。

训练时要对训练的各项参数进行调整及统一,对于模型训练所用到的权重(weights)、超参数配置文件(yaml)以及数据集路径(data)应按照文件的实际路径修改。基于 YOLOv5s 预训练模型,选择已经标注的部分(如 80%)数据用于训练,训练采用随机梯度下降算法,设定每批次样本数,经过数轮迭代训练,使网络结构中的参数收敛稳定。

检测结果中需要输出异常安全质量问题的图像,但由于在施工过程中可能在单一作业面持续施工,此时可能会重复输出异常安全质量问题图像。为解决该问题同时兼顾检测的实时性,引入图像相似度检测算法,通过计算异常检测结果的颜色矩向量与已有数据的余弦相似度进行相似度检测,去除达到相似度阈值的异常安全质量问题图像,最终将去重的异常检测结果和相关位置信息保存。

2 多场景质量安全检测实现与应用效果

2.1 人员脱岗与区域闯入检测

2.1.1 模型训练过程

采用随机梯度下降算法训练,每批次样本数为 16,经过 10 轮迭代训练,网络结构中的参数收敛稳定。精确度和召回率的变化曲线见图 2。

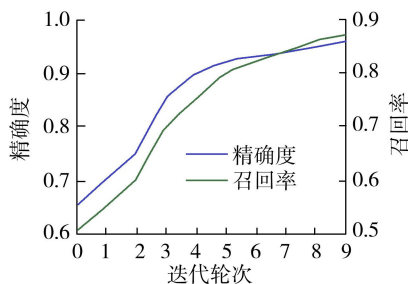


图 2 精确度和召回率的变化曲线

2.1.2 实现效果

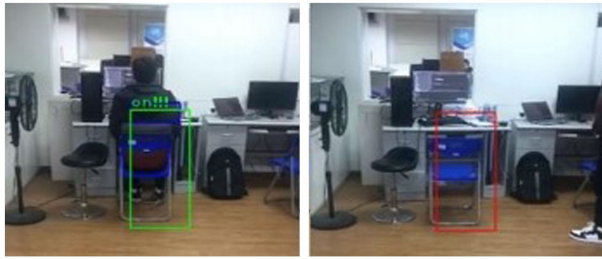
基于 YOLOv5s 预训练模型进行训练得到的模型对人的检测识别效果良好,预测框体已能覆盖大部分检测目标,不但可以较为准确地识别被部分遮挡的目标,而且对远景目标的识别也可以达到较高的准确率,施工人员目标标识为 Person,且在每一个标识后均标注该检出目标的置信度,见图 3。

在人员检测的基础上,对于办公人员脱岗,如办公人员在岗,则检测区域外框为绿色且标识为 on,办公人员脱岗则检测区域外框为红色,效果如图 4 所示。对于区域闯入检测,如无人员闯入检测区域,



图3 人员检测实现效果

则检测区域外框为绿色,若有人员闯入检测区域则外框为红色,如图5所示。



(a) 未脱岗

(b) 脱岗

图4 办公人员脱岗检测实现效果



(a) 无人员闯入

(b) 有人员闯入

图5 区域人员闯入检测实现效果

2.2 工装、安全帽、跌倒目标检测

2.2.1 模型训练过程

从两个方面对YOLOv5算法进行了改进:①通过增加小目标检测层来增强检测模型对小目标的检

测;②将CBAM模块嵌入YOLOv5网络中以进一步提高网络输出特征的表征能力,从而提高安全帽和工装穿着情况检测性能。

将基于YOLOv5s预训练模型训练得到的模型(以下简称“YOLOv5模型”)和改进过的YOLOv5模型(以下简称“改进模型”)进行性能比较。图6(a)为YOLOv5模型对数据集样本进行了150轮迭代训练的相关参数变化,可以看到精确度、召回率和平均精度均值mAP均在大概100轮迭代中达到了峰值且缓和下来。所以对改进模型进行训练时,将迭代轮次设置为100。从图6(b)可以看出,改进模型的精确度、召回率和平均精度均值均在大概20轮迭代中达到了峰值且缓和下来,较YOLOv5模型达到峰值的迭代轮次少了很多,且峰值的大小也有了明显的变化。由于YOLOv5模型的精确度与召回率已达到较高水平,改进模型对精确度、召回率的提升不明显,但平均精度均值有了显著提升。对于交并比为0.5时的平均精度均值(mAP@0.5)和交并比阈值为0.5到0.95且步长为0.05时的平均精度均值(mAP@0.5:0.95),YOLOv5模型分别为0.81、0.42,改进模型达到了0.86、0.55,说明改进模型识别工装、安全帽、跌倒目标的平均性能有了极大的提高。

2.2.2 实现效果

通过摄像头、图片等媒体输入并进行算法处理后,在图中的相应位置加以标注并将处理结果反馈到控制中心。未佩戴安全帽标识为 tou,未穿着反光衣标识为 noc,出现摔倒情况标识为 dao,在每一个标识后都显示了置信度。同时,对模型输出结果处

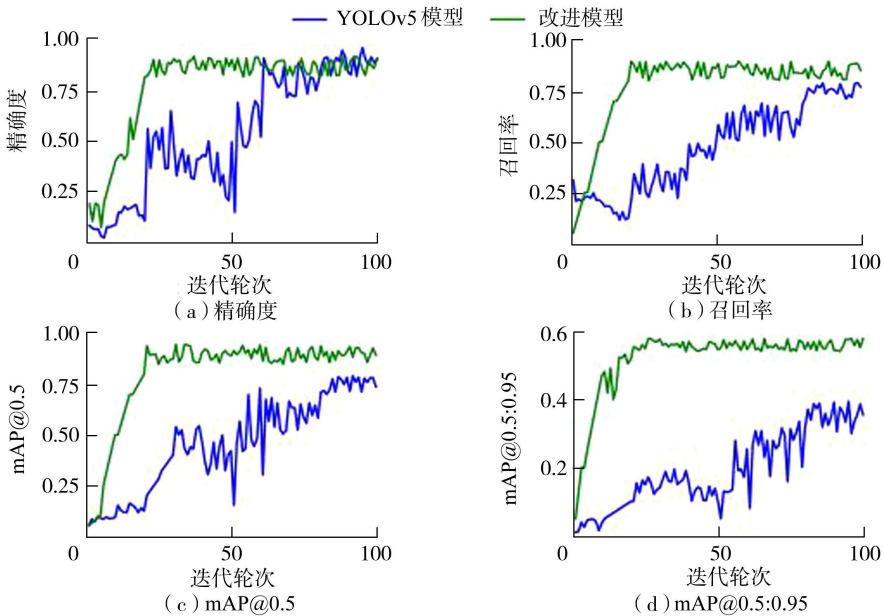


图6 模型训练对比

理加入了区域检测,仅对指定的作业区域进行检测,防止误检。工装、安全帽、跌倒目标检测实现效果见图7。



(a) 工装、安全帽



(b) 跌倒

图7 工装、安全帽、跌倒目标检测实现效果

2.3 围挡、反光锥目标检测

将视频流或图片传入算法后,算法能迅速做出响应,在对应位置做好标识,其中反光锥标识为 fgz,围挡标识为 dang,每一个标识后都显示了置信度。对于叠放的场景也能够有较好的识别率,并且对于围挡的识别,模型具有很高的鲁棒性,水马围挡、铁马围挡、绿幕围挡、彩钢金属围挡均能识别。同时,在模型内加入了区域检测,仅对指定的作业区域进行检测,防止误检。反光锥、围挡目标检测实现效果见图8。

2.4 烟雾、火焰目标检测

将视频流或图片传入算法后,算法能够迅速做出响应,在对应位置做好标识,其中烟雾标识为 yan,明火识别为 huo,在每一个标识后都显示了置信度。同时,对模型输出结果处理加入了区域检测,仅对指定的作业区域进行检测,防止误检。烟雾、火焰目标检测实现效果见图9。

2.5 坑洼积水目标检测

将视频流或图片传入算法后,算法能够迅速做出响应,在对应位置做好标识,坑洼积水的标识为 keng,在每一个标识后显示了置信度。同时,对模型输出结果处理加入了区域检测,仅对指定的作业区域进行检测,防止误检。坑洼积水目标检测实现效果见图10。

2.6 回填土石块目标检测

2.6.1 模型训练过程

为了让模型能够准确地检测出目标,通过现场



(a) 反光锥



(b) 围挡1



(c) 围挡2



(d) 围挡3

图8 反光锥、围挡目标检测实现效果

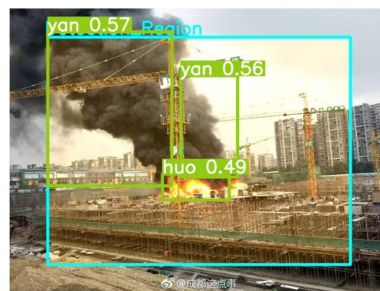


图9 烟雾、火焰目标检测实现效果

拍摄和环境模拟拍摄,自主生成1000张高清图像作为数据集,保证了数据集中图像的高质量、多样性。使用YOLOv5s预训练模型进行训练,减少检测时的算力需求,实现快速又有效的检测。

2.6.2 实现效果

将视频流或图片传入算法后,算法能够迅速做出响应,在对应位置做好标识,回填土石块的标识为

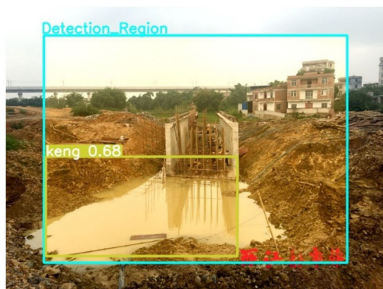


图 10 坑洼积水目标检测实现效果

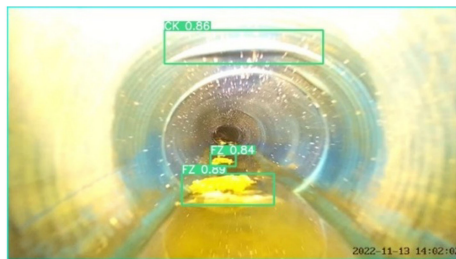


图 12 管道缺陷目标检测实现效果

shi, 每一个标识后都显示了置信度。同时, 对模型输出结果处理加入了区域检测, 仅对指定的作业区域进行检测, 防止误检。回填土石块目标检测实现效果见图 11。



图 11 回填土石块目标检测实现效果

2.7 管道缺陷目标检测

按照排水管道检测行业的相关规定, 进行管道缺陷的划分和定义, 见表 1。

表 1 管道缺陷划分和定义

缺陷名称	代码	缺陷定义
破裂	PL	管道的外部压力超过自身的承受力致使管道发生破裂
变形	BX	管道受外力挤压造成形状变异
腐蚀	FS	管道内壁受侵蚀而流失或剥落, 出现麻面或露出钢筋
错口	CK	同一接口的两个管口产生横向偏离, 未处于管道的正确位置
起伏	QF	接口位置偏移, 管道竖向位置发生变化, 在低处形成洼水
脱节	TJ	两根管道的端部未充分接合或接口脱离
结垢	JG	由于含铁或石灰质的水长时间沉积于管道表面, 形成结垢
浮渣	FZ	管道内水面上的漂浮物
障碍物	ZW	管道内坚硬的杂物, 如石头、破损管道的碎片等
坝头	BT	残留在管道内的封堵材料
沉积	CJ	管道内的油脂、有机物或泥沙质沉淀物减少了横截面面积
异物穿入	CR	非管道系统附属设施的物体穿透管壁进入管内
树根	SG	单根树根或是树根群自然生长进入管道

将视频流或图片传入算法后, 算法能够迅速做出响应, 在对应位置做好标识, 如浮渣标识为 FZ, 错口标识为 CK, 每一个标识后都显示了置信度。同时, 对模型输出结果处理加入了区域检测, 仅对指定的作业区域进行检测, 防止误检。管道缺陷目标检测实现效果见图 12。

3 检测验证

在深度学习介入该领域之前, 传统的目标检测思路有区域选择、手动特征提取、分类器分类。由于手动提取特征的方法往往很难满足目标的多样化特征, 始终没能很好地解决目标检测问题。深度学习兴起之后, 神经网络的优点是: 通过自动学习大量数据, 形成强大的特征提取和拟合能力, 因而涌现出很多性能优良的目标检测算法。基于深度学习的目标检测方法大致可分为 3 类: 双阶段目标检测、单阶段目标检测、基于 Transformer 的目标检测。

相较于单阶段目标检测算法, 双阶段目标检测算法先根据图像提取候选框, 然后基于候选区域做二次修正得到检测点结果, 检测精度较高, 但检测速度较慢。使用双阶段目标检测算法中最为常见的 Faster R-CNN 以及基于 Transformer 的目标检测代表 DETR 作为对照与 YOLOv5 进行了对比测试。Faster R-CNN 算法对围挡、水坑等大目标的识别准确率最高, YOLOv5 算法对未穿反光衣、未佩戴安全帽等小目标的识别准确率均高于另外两种算法。DETR 的平均精度均值比 Faster R-CNN 的高 0.68%; YOLOv5 的平均精度均值最高, 比 DETR 的高 0.34%, 比 Faster R-CNN 的平均精度均值高 1.02%。在检测速度方面, YOLOv5 作为单阶段目标检测算法具有极佳的检测速度, 在数据集上可达到 40 帧/s, 能够很好地满足项目施工安全隐患检测实时性要求, 而 Faster R-CNN 与 DETR 速度则相对较慢, 分别为 20、29 帧/s, 均难以满足项目施工安全隐患检测的实时性要求。综上所述, YOLOv5 在水利工程领域具有极大的应用优势, 能够兼顾检测精度与检测速度, 满足实时检测需求。

为测试检测系统的稳定性, 系统接入长江生态环保集团有限公司 800 路摄像头 (在线摄像头数超 300 路) 后台, 采用定时抽检方式对其进行为期 14 d 的测试, 累计抽检图片超 10 万张, 检测疑似安全隐患 1268 次, 确为安全隐患次数为 1136 次, 准确率达 89%, 极大地减轻了巡检人员的负担, 实现了安全巡检实时化与自动化, 保障了施工安全。在定量

测试中,得到检测项目、数据用量和效果见表 2。

表 2 实现的检测任务

检测项目	图片用量/张	检测准确率/%
围挡区域闯入	3 000	70~90
办公人员脱岗	3 000	70~90
跌倒	2 000	>60
未正确穿戴工装	3 000	70~90
围挡、反光锥	3 000	70~90
烟雾、火焰	2 000	>60
积水	1 000	>60
回填土石块	1 000	60~80
管道缺陷	1 000	70~90

同时,通过相似度检测能防止无效数据输出。通过大量的实验验证证明了所提出的方法在各种复杂场景下都有良好的检测表现,能够有效提高质量和安全管理的效率和精度。

4 结 语

为满足长江大保护水利工程项目质量安全标准化、规范化、智能化检查的需要,从智能检测角度出发,将项目中所需检测的场景进行梳理,并使用图像增强技术处理收集到的大量学习样本,使用 YOLOv5 算法进行深度学习后,将成果应用到项目过程中,根据实际验证发现,在 7 个检测场景中,基于 YOLOv5 算法的长江大保护水利工程项目多场景质量安全检测系统识别率较高,可有效地提高项目质量安全检测效率。

参考文献:

[1] 左其亭,钟涛,张志卓,等.水利高质量发展的判别准则及评价体系[J].水资源与水工程学报,2022,33(5):109-117. (ZUO Qiting,ZHONG Tao,ZHANG Zhizhuo, et al. Discriminant criteria and evaluation system of high-quality development of water conservancy[J]. Journal of Water Resources & Water Engineering,2022,33(5):109-117. (in Chinese))

[2] 杨万航,王丰,张超,等. PPP 模式下的长江大保护工程质量创新管理实践[J].中国给水排水,2022,38(4):1-5. (YANG Wanhang,WANG Feng,ZHANG Chao, et al. Quality innovation management practice of Yangtze River Protection Project based on PPP mode[J]. China Water & Wastewater,2022,38(4):1-5. (in Chinese))

[3] 张劲松,沈菊琴,郭宁,等.水利工程运行精细化管理的理论与实践探索[J].水利经济,2023,41(2):33-40. (ZHANG Jinsong,SHEN Juqin, GUO Ning, et al. Exploration on the theory and practice of fine management of water conservancy project operation [J]. Journal of Economics of Water Resources,2023,41(2):33-40. (in Chinese))

[4] 简迎辉,王可迎,沈菊琴,等.知行转换视角下水利工程精细化管理推进机制研究[J].水利经济,2023,41(2):41-46. (JIAN Yinghui,WANG Keying,SHEN Juqin, et al. Study on the promotion mechanism of fine management of hydraulic engineering from the perspective of transformation of knowledge and practice[J]. Journal of Economics of Water Resources,2023,41(2):41-46. (in Chinese))

[5] 毛三军,胡伟,彭相国,等.长江大保护工程项目群智慧工地系统设计研究[J].水利水电快报,2024,45(10):117-123. (MAO Sanjun,HU Wei,PENG Xiangguo, et al. Research on design of smart construction site system for Yangtze River Protection Project Group [J]. Express Water Resources and Hydropower Information,2024,45(10):117-123. (in Chinese))

[6] 张社荣,梁斌杰,马重刚,等.水利工程施工人员不安全行为识别方法[J].水力发电学报,2023,42(8):98-109. (ZHANG Sherong,LIANG Binjie,MA Chonggang, et al. Unsafe behavior recognition method of construction workers in water conservancy project [J]. Journal of Hydroelectric Engineering,2023,42(8):98-109. (in Chinese))

[7] 陈志文,陈媛靓,唐晓丹,等.面向煤矿安全监测边缘计算的 YOLOv5s 剪枝方法[J].工矿自动化,2024,50(7):89-97. (CHEN Zhiwen,CHEN Yuanliangfei,TANG Xiaodan, et al. YOLOv5s pruning method for edge computing of coal mine safety monitoring[J]. Journal of Mine Automation,2024,50(7):89-97. (in Chinese))

[8] SOPHIA S, RAI A A M, JANANI R, et al. Integrating google maps and deep learning in path hole detection alert system [C]//2024 4th International Conference on Pervasive Computing and Social Networking (ICPCSN). Salem,India:IEEE,2024:1006-1012.

[9] CHENG Qiuyan,YUAN Guowu, CHEN Dong, et al. Transmission lines small-target detection algorithm research based on YOLOv5[J]. Applied Sciences,2023,13(16):9386.

[10] 张翥,杨玉中.基于改进 YOLOv5s 的矿工防护装备检测模型研究[J].煤炭技术,2024,43(10):242-246. (ZHANG Zhu,YANG Yuzhong. Research on detection model of miner protective equipment based on improved YOLOv5s[J]. Coal Technology,2024,43(10):242-246. (in Chinese))

[11] 敬辉,葛动元,姚锡凡.基于改进注意力与多尺度特征的车辆识别[J].计算机工程与设计,2024,45(10):3120-3127. (JING Hui, GE Dongyuan, YAO Xifan. Vehicle recognition based on improved attention and multi-scale features [J]. Computer Engineering and Design,2024,45(10):3120-3127. (in Chinese))

[12] 张颖,张珂,赵鹏程,等.动火作业场景下安全防护品识别方法[J].安全与环境学报,2024,24(12):4648-

4658. (ZHANG Ying, ZHANG Ke, ZHAO Pengcheng, et al. Method for identifying safety protective equipment in hot work scenarios [J]. Journal of Safety and Environment, 2024, 24(12):4648-4658. (in Chinese))
- [13] 项新建, 翁云龙, 谢建立, 等. 基于改进 YOLOv5s 的水面漂浮物检测算法研究[J]. 人民黄河, 2024, 46(7): 85-91. (XIANG Xinjian, WENG Yunlong, XIE Jianli, et al. Research on detection algorithm of floating objects on water surface based on improved YOLOv5s [J]. Yellow River, 2024, 46(7):85-91. (in Chinese))
- [14] 张显, 吴青盟, 王龙, 等. 基于改进 YOLOv5 算法的水淹电厂检测算法研究[J]. 电子器件, 2024, 47(1): 221-226. (ZHANG Xian, WU Qingmeng, WANG Long, et al. Research on detection algorithm of flooded power plant based on improved YOLOv5 algorithm [J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2024, 47(1): 221-226. (in Chinese))
- [15] 刘奕炜, 陈铭轩, 牛志伟, 等. 基于 BIM 和 YOLOv5 的闸墩浇筑高度智能识别方法[J]. 人民长江, 2024, 55(9): 238-243. (LIU Yiwei, CHEN Mingxuan, NIU Zhiwei, et al. Intelligent identification method of pouring height of sluice pier based on BIM and YOLOv5 [J]. Yangtze River, 2024, 55(9): 238-243. (in Chinese))
- [16] 石隽, 周奕辰, 王京, 等. 面向电力施工场景的误闯入人员智能识别预警方法[J]. 机械设计, 2024, 41(增刊1): 139-145. (SHI Jun, ZHOU Yichen, WANG Jing, et al. An intelligent recognition and warning method for mistaken intruders in electric power construction scenarios [J]. Journal of Machine Design, 2024, 41(Sup1): 139-145. (in Chinese))
- [17] 彭放, 刘甜甜, 卢伟龙, 等. 基于深度学习的智能电网主动式外部作业人员安全风险因素监测[J/OL]. 电测与仪表, 2025: 1-9 [2025-01-03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20240819.1649.002.html>. (PENG Fang, LIU Tiantian, LU Weilong, et al. Active
- identification and detection of external operator safety risk factors for smart grid based on deep learning [J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025: 1-9 [2025-01-03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20240819.1649.002.html>. (in Chinese))
- [18] 钱伟, 杨潇, 刘全义, 等. 融合注意力机制的 YOLOv8 火焰目标检测算法[J]. 安全与环境学报, 2025, 25(1): 75-84. (QIAN Wei, YANG Xiao, LIU Quanyi, et al. YOLOv8-based flame detection algorithm utilizing a fusion attention mechanism [J]. Journal of Safety and Environment, 2025, 25(1):75-84. (in Chinese))
- [19] 张扬. 生态环境治理项目安全生产标准化评价模型及其应用[J]. 安全与环境工程, 2024, 31(2): 1-8. (ZHANG Yang. Work safety standardization evaluation model of ecological environment treatment project and its application [J]. Safety and Environmental Engineering, 2024, 31(2):1-8. (in Chinese))
- [20] 严狄, 王树英, 郑响奏. 基于灰度-图像识别级配方法的泥质粉砂岩回填土压实特征研究[J/OL]. 铁道科学与工程学报, 2025: 1-11 [2025-01-03]. <https://doi.org/10.19713/j.cnki.43-1423/u.T20241375>. (YAN Di, WANG Shuying, ZHENG Xiangcou. Study on the compaction characteristics of argillaceous siltstone backfill using a grayscale-image-based gradation recognition method [J/OL]. Journal of Railway Science and Engineering, 2025: 1-11 [2025-01-03]. <https://doi.org/10.19713/j.cnki.43-1423/u.T20241375>. (in Chinese))
- [21] 陆公义, 欧阳鹏, 程赟, 等. 基于 YOLO 模型的堤坝管涌监测智能识别方法[J]. 水利水电科技进展, 2024, 44(1):89-94. (LU Gongyi, OUYANG Peng, CHENG Yun, et al. Intelligent identification method of dyke piping monitoring based on YOLO model [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024, 44(1):89-94. (in Chinese))

(收稿日期:2024-11-07 编辑:俞云利)

(上接第 74 页)

- [26] 尤佳艺, 逢勇, 孙娇娇. 退圩还湖对固城湖水环境改善影响研究[J]. 四川环境, 2020, 39(1): 74-80. (YOU Jiayi, PANG Yong, SUN Jiaojiao. Study on the impact of returning dike to lake on the improvement of Gucheng Lake water environment [J]. Sichuan Environment, 2020, 39(1): 74-80. (in Chinese))
- [27] 王宗伟, 朱士才, 卢刚, 等. CZMIL 机载激光测深系统及其在骆马湖测深试验评估[J]. 海洋学研究, 2017, 35(3):20-26. (WANG Zongwei, ZHU Shicai, LU Gang, et al. CZMIL airborne laser sounding system and its testing evaluation in Luoma Lake [J]. Journal of Marine Sciences, 2017, 35(3):20-26. (in Chinese))
- [28] 范丽丽, 沙海飞, 逢勇. 太湖湖体水环境容量计算[J]. 湖泊科学, 2012, 24(5): 693-697. (FAN Lili, SHA Haifei, FENG Yong. Water environmental capacity of Lake Taihu [J]. Journal of Lake Science, 2012, 24(5): 693-697. (in Chinese))
- [29] 张华杰. 湖泊流场数学模型及水动力特性研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2014.
- [30] 钟瑜, 张胜, 毛显强. 退湖还田生态补偿机制研究: 以鄱阳湖区为案例[J]. 中国人口·资源与环境, 2002, 12(4): 46-50. (ZHONG Yu, ZHANG Sheng, MAO Xianqiang. Study on eco-compensation of returning land to lake: take Poyang Lake area as a case study [J]. China Population, Resources and Environment, 2002, 12(4): 46-50. (in Chinese))

(收稿日期:2024-03-30 编辑:骆超)