

文章编号:1672-3961(2024)03-0115-07 DOI:10.6040/j.issn.1672-3961.0.2023.092

采用雷视融合方法的灌溉风险区异物入侵风险预警

陈晓燕¹,王川²,齐明杰¹,张宁²,林晓龙¹,霍延强^{3*},刘世杰⁴,田源³

(1.济南市水利工程服务中心,山东 济南 250013; 2.山东高速集团有限公司,山东 济南 250014; 3.山东大学齐鲁交通学院,山东 济南 250002; 4.山东大学微电子学院,山东 济南 250101)

摘要:针对传统灌溉渠异物入侵监测方法检测精度低、时效性差、夜间巡检不全面、危险性高等问题,提出一种基于雷视融合的灌溉区异物入侵监测方法。针对灌溉区周边行人、动物等小目标误检及特征提取能力不足等问题,提出一种基于YOLOv5改进的小目标识别算法,提高对灌溉区周边小目标检测能力。通过实际场景测试试验,本研究提出的灌溉区雷视融合监测方法和改进的基于YOLOv5的小目标识别算法,识别精确度达到93.26%,监测范围是设备周围360°,有效提升了不同时间段下的异物入侵监测能力,验证了该方法的准确性。

关键词:激光雷达;摄像机;融合;灌溉区目标检测;小目标检测

中图分类号:U414 **文献标志码:**A

引用格式:陈晓燕,王川,齐明杰,等.采用雷视融合方法的灌溉风险区异物入侵风险预警[J].山东大学学报(工学版),2024,54(3):115-121.

CHEN Xiaoyan, WANG Chuan, QI Mingjie, et al. Early warning of foreign object intrusion risk in irrigation risk areas using the mine-view fusion method[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2024, 54(3):115-121.

Early warning of foreign object intrusion risk in irrigation risk areas using the mine-view fusion method

CHEN Xiaoyan¹, WANG Chuan², QI Mingjie¹, ZHANG Ning², LIN Xiaolong¹, HUO Yanqiang^{3*}, LIU Shijie⁴, TIAN Yuan³

(1. Jinan Water Conservancy Engineering Service Center, Jinan 250013, Shandong, China; 2. Shandong High Speed Construction Management Group Co., Ltd., Jinan 250001, Shandong, China; 3. School of Qilu Transportation, Shandong University, Jinan 250002, Shandong, China; 4. School of Microelectronics, Shandong University, Jinan 250101, Shandong, China)

Abstract: Aiming at the problems of traditional detection of foreign body intrusion in irrigation canals, such as low detection accuracy, poor timeliness and incomplete inspection at night, this study proposed a detection system for foreign body intrusion in irrigation areas based on lightning vision fusion. Meanwhile, aiming at the problems of false detection and insufficient feature extraction ability of small targets such as pedestrians and animals around the irrigation area, this study proposed a small target detection algorithm improved by YOLOv5 to improve the detection ability of small targets around the irrigation area. Through the actual scene test, the proposed detection method of lightning fusion in the irrigation area and the improved small target detection algorithm effectively improved the detection ability of foreign body intrusion and verified the accuracy of the method.

Keywords: LiDAR; the video camera; integration; target detection in irrigation area; small target detection

收稿日期:2022-03-29

基金项目:山东省重点研发计划资助项目(2020CXGC010118)

第一作者简介:陈晓燕(1982—),女,山东梁山人,高级工程师,硕士,主要研究方向为水工结构工程、水利工程管理。

E-mail:122473283@qq.com

*通信作者简介:霍延强(2000—),男,山东菏泽人,硕士研究生,主要研究方向为智慧交通车路协同及高速公路差异化收费。

E-mail:202215421@mail.sdu.edu.cn

0 引言

在农业生产中,灌溉区作为重要的保护区域,对于内部异物入侵需要进行有效检测。但由于自然环境的复杂性和灌溉区的特殊性,这一检测任务具有一定的挑战性。灌溉区的特殊性具体表现在其地形复杂,气候、植被等因素经常会干扰和影响检测算法,易出现小目标漏检等问题。此外,灌溉区面积大,需要考虑模型面向大尺度目标的监测效果。灌溉区涉及到灌溉系统的工作及水流状态等特殊性问题,需要特别考虑。灌溉区是农业生产的关键环节之一,安全性要求高,需要保证监测算法的准确性和可靠性。目前灌区的异物入侵安全监管工作普遍存在工作量繁重、管理人员严重不足、风险识别及智能预警技术滞后的问题。虽然灌区已经布设了较多的摄像头监测设备,但受光照、天气、气候、供电等因素影响较大,不具备全天候全时段多场景综合监测能力,无法实现多场景的风险预警。

基于深度学习的监测方法逐渐成为灌溉区异物入侵监测的研究热点,研发基于激光雷达和摄像头数据融合的雷视感知技术,研究关键区域全天候入侵监测算法以及构建风险自动化预警系统,实现引黄灌溉自动化监测及预警,能够有效提高灌区安全管理效率,对提高灌溉区域安全水平和实现自动化、信息化、智能化监管具有重要意义。

随着计算机和多媒体技术的不断发展,机器视觉已经成为工业、农业、安全等各个领域广泛应用的关键技术之一。其中,运动目标跟踪作为计算机视觉研究的热点之一,在安全系统、水利监测、异物入侵等领域得到了广泛应用。文献[1]提出一种基于改进的YOLOv3模型的异物入侵识别算法,用于异物入侵的实时监测;文献[2]提出一种基于视频的异物入侵监测技术,针对落石等小型异物的鲁棒有效监测问题,提出基于聚合通道特征和纹理特征的铁路落石监测算法;文献[3]提出一种融合自注意力特征嵌入的夜间机场跑道异物入侵监测方法,可有效提高夜间异物入侵监测的准确率。针对无人值守的变电站异物入侵问题,文献[4]提出一种基于改进卷积神经网络的异物入侵图像识别方法,有效提高了异物入侵监测的准确性和实时性。针对输电线路异物入侵监测问题,文献[5]提出一种基于深度学习的输电线路异物入侵监测与识别方法,并采用条件生成对抗网络算法对在

线监测图像样本量少的问题进行了处理,能够对有异物入侵的输电线路图像进行样本扩充,该方法能够有效识别风筝、鸟巢、垃圾、机械施工等异物入侵情况。针对异物入侵问题,文献[6]提出一种基于射频感知的监测方法,该方法基于空间谱理论,提出基于信道状态信息和调频连续波的入侵监测方案,并通过提取雷达散射截面数据对目标进行分类识别;文献[7]提出一种基于激光雷达的变电站空域异物入侵监测策略,该策略克服了图像识别技术受拍摄图片质量、异物大小和距离以及天气、光照强度、昼夜等复杂的外界条件限制的缺陷;文献[8]针对落物问题提出一种综合利用调频连续波雷达和相机2种传感器的异物监测系统;文献[9]提出一种融合三维激光雷达和毫米波雷达感知技术的工务施工现场异物侵线监测技术,以应对轨道作业车施工现场异物侵线和预警的需求;文献[10]提出一套针对川藏铁路隧道的异物监测系统,该系统包括基于图像的智能车路径识别和跟随控制算法以及基于激光测量技术的异物入侵监测算法;文献[11]提出一种危险边坡智能监测及预警综合系统,使用激光雷达实时监测监控区域内的异物入侵;文献[12]提出一种循环注意力卷积神经网络和自适应粒子群融合网络,用于解决一般目标监测技术在复杂环境中无法识别异物信息且存在滞后性的问题;文献[13]提出一种基于多模特征增强卷积神经网络的异物监测方法,用于解决基于图像的异物入侵监测方法在恶劣天气、多样化监测场景和低质量图片条件下的问题;文献[14]对使用无人机对变电设备进行巡检的研究现状进行了综述,使用人工智能技术实现变电站的日常巡视和特殊巡视;文献[15]使用深度学习技术优化基于红外监测技术对变压器套管的异常情况进行监测的方法,实现了套管运行状态的自动化监测;文献[16]提出一种基于无人机的输电线路金具锈蚀缺陷监测方法,使用深度学习的方法对输电线路网络中金属锈蚀部分进行识别;文献[17]提出一种注意力嵌入的YOLOv5模型,有效提升小目标的监测能力。在多传感器融合的异物监测方面,文献[18]提出一种摄像机和毫米波雷达融合的异物入侵监测方法,有效提高异物入侵监测率。综上所述,目前并未开展灌溉区异物监测方面的研究,且异物入侵监测多以单一的摄像机为传感器进行研究,少部分开展以多传感器融合的异物入侵监测。因此,为了有效提高灌溉风险区异物监测水平,

需要研究一种有效的全天候高精度的目标监测方法。

目前尚未开展有关灌溉区域异物监测的研究。异物入侵监测主要以单一摄像机传感器为主,极少部分研究采用多传感器融合进行异物入侵监测。为提高灌溉风险区异物监测水平,有必要研究全天候、高精度的目标监测方法。为解决上述问题,本研究首次提出将雷达与视觉融合的目标监测方法应用于水利监测领域,实现在灌溉区场景下摄像机和激光雷达的高精度融合监测。采用改进的YOLOv5目标识别算法,能够提高对行人、漂浮物等小目标的识别能力。同时,根据水域和河岸对激光反射强度的显著差异,通过深入分析点云的密度信息,能够有效区分水面和河岸,实现对水域与河岸临界点的有效识别。进而利用激光雷达对异物入侵目标进行夜间360°监测。实地数据采集测试结果表明,本研究方法具有良好的鲁棒性。研究成果在灌溉区场景下的安全管理和生产中具有重要的实际应用价值。

1 灌溉区风险监测方法理论描述

1.1 灌区风险监测方法概述

由于灌溉区在引水过程中存在一定的风险,且存在夜晚监测精度低、巡检过程中监测不全面等问题。为了实时监测危险并进行及时预警,同时能够提高监测精度,本研究采用了决策级融合的监测方法,将激光雷达和摄像机分别用于目标监测任务,得到初步的监测结果。在此基础上,将2种方法的监测结果进行融合,得到最终的异物入侵目标监测结果。该方法具有高精度、高效性等优点,能够有效提高目标监测的准确性和鲁棒性,适用于水利领域的监测任务。具体方法如下:依据灌区位置以及

激光雷达和摄像机的监测范围,设定感兴趣区域和阈值;由于灌溉区视线范围广,导致小目标相对较多,因此通过改进YOLOv5目标监测算法提高小目标的监测精度,再通过激光雷达和摄像机数据融合的目标监测方法,有效提高外物入侵的监测精度。具体研究路线如图1所示。

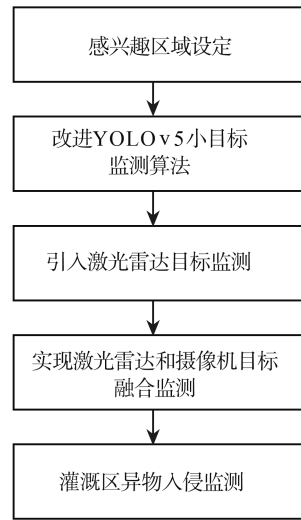


图1 研究路线图
Fig.1 Research road map

1.2 灌区风险监测方法原理详解

1.2.1 基于YOLOv5小目标监测的改进算法

在YOLOv5原始主干网络中,将原始数据的图像分别采用8、16和32倍下采样得到3种尺寸不同的特征图。YOLOv5经过深层次的卷积后能够提取丰富的语义信息,但是在卷积的过程中也会丢失监测目标的其他信息,降低小目标的监测精度。由于在灌溉区周边异物相对较小,为有效提取小目标的特征,提高灌溉区小目标的监测精度,本研究在保持YOLOv5骨干网络不变的情况下,在输入端引入4倍下采样的数据处理过程^[19],改进的特征提取网络模型如图2所示。

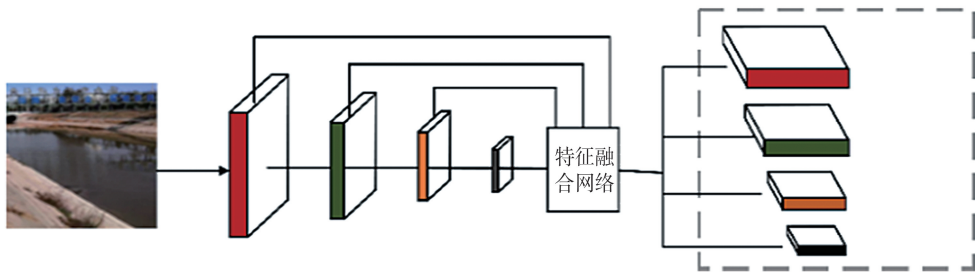


图2 改进的特征提取网络模型
Fig.2 Improved feature extraction network model

通过引入4倍下采样的数据处理过程,提高对小目标的监测效果,同时在2D监测算法过程中,为了使骨干网络能够更深层地提取目标特征信息,本

研究在引入4倍下采样的同时,增加注意力机制模块,加强算法的特征提取能力,从而进一步提高算法的目标监测能力。

本研究采用精确率 P 、召回率 R 和平均精度均值 P_{MA} 3 种常见的评价指标对本研究改进的算法进行评估。 R 和 P 的计算公式为:

$$R = \frac{T_p}{T_p + T_n}, \quad (1)$$

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \quad (2)$$

式中, T_p 、 T_n 和 F_p 分别为真正例、真反例和假正例数量。

平均精度均值是基于精度和召回率的概念, 衡量预测结果与实际标注之间的匹配程度。具体计算方法如下。

(1) 对预测结果按照置信度进行排序。

(2) 对每个类别分别计算该类别下的平均精度 P_A 。 P_A 的计算方法为: 对于每个预测结果, 计算其与实际标注之间的匹配程度, 根据匹配程度按照置信度进行排序, 然后计算精确度和召回率并绘制精确度-召回率曲线, 最后计算曲线下方的面积作为 P_A 。

(3) 对所有类别的 P_A 求平均得到 P_{MA} 。 P_{MA} 的取值为 0~1, 值越大表示预测结果与实际标注的匹配程度越高。通过试验验证测试, 本研究提出的算法与 YOLOv5 算法精度进行对比, 试验指标结果如表 1 所示。

表 1 不同检测算法性能对比

Table 1 Indicators of different detection methods

检测方法	P_{MA}	P	R
YOLOv5	91.63	91.89	86.32
改进目标算法	92.86	96.12	84.13

P_{MA} 是衡量算法性能的最关键指标, 综合考虑算法在分类问题上的精确率和召回率, 经过改进后的算法与 YOLOv5 相比, P_{MA} 有明显提升, 这表明改进后的算法在整体上相比原来的算法具有更好的性能。

相比于传统的 YOLOv5 算法, 本研究的改进重点在于提高算法在小目标监测上的精确度, 以更好地适应灌溉风险区小目标的监测, 从表 1 可以看出, 在召回率下降不大的情况下, 改进后的算法在精确率上有很大提升。

1.2.2 基于 PointPillars 的激光雷达目标监测

本研究采用 PointPillars 方法处理激光雷达采集的 3D 点云数据, 该方法具有平衡监测速度和精度的优点, 平均监测频率为 62 Hz, 适用于异物监测任务。PointPillars 模型将点云转化为柱体, 形成伪图片数据。该监测算法框架主要由 3 部分组成: 点云特征处理网络、点云特征提取网络和 3D 目标监测头。具体结构如图 3 所示。

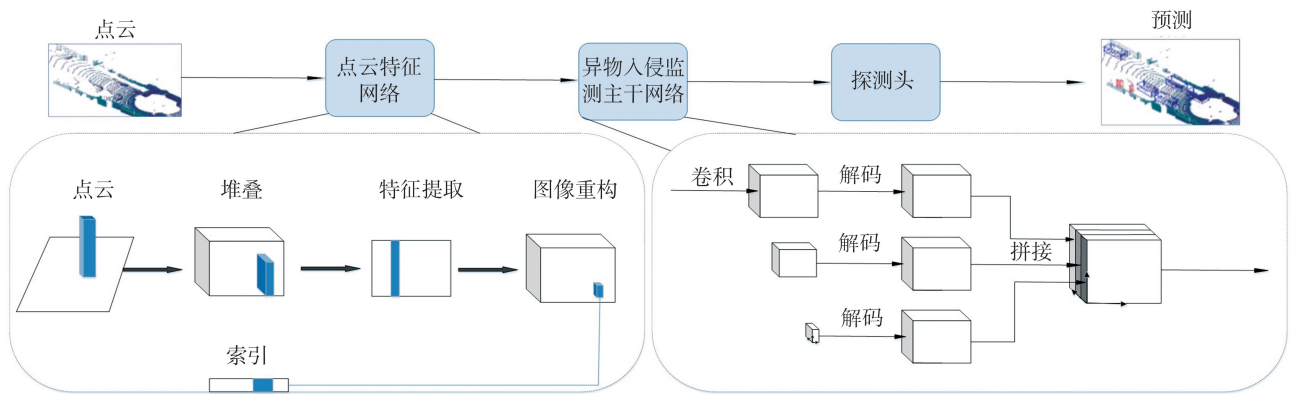


图 3 PointPillars 整体网络结构示意图

Fig.3 Schematic diagram of the overall network structure of PointPillars

PointPillars 具体实现步骤如下。

(1) 使用点云特征处理网络将点云数据在 x 、 y 轴方向上划分为固定大小的 Pillar 网格, 并将每个网格内包含的点云数据表示成 10 维特征向量, 具体可表示为:

$$(x, y, z, r, x_c, y_c, z_c, x_p, y_p, z_p),$$

式中, x 、 y 、 z 分别表示点云在三维空间中的 3 个坐标, r 为强度, x_c 、 y_c 、 z_c 为该点云所处 Pillar 中所有点的几何中心坐标, x_p 、 y_p 、 z_p 为当前点云相对于 Pillar

中心点的距离维度, 可以表示为:

$$\begin{cases} x_c = \left(x - \sum_{i=1}^N x_i \right) \\ y_c = \left(y - \sum_{i=1}^N y_i \right) \\ z_c = \left(z - \sum_{i=1}^N z_i \right) \end{cases}, \quad (3)$$

式中 N 为当前 Pillar 内的全部点云数量。通过全连接层将点云维度上升到 64 维, 可以表示为 B 、

P 、 N 、64,其中 B 代表数据的批次次数, P 为一帧点云划分成 Pillar 的数量, N 为点云数量。通过最大池化选取每个 Pillar 中最具代表性的点云特征,将每个 Pillar 中的点数压缩成 1,最终可以得到 B 、 P 、64;将以上操作得到的数据转换成 2D 图像数据,即变成 B 、 C 、 H 、 W 的数据格式,其中 C 代表通道数, H 代表图像长度, W 代表图像宽度。

(2) 云数据经过点云特征提取网络进行特征提取,该网络使用卷积层获得不同尺度的特征图。这些特征图通过上采样等操作转换为相同的大小并进行拼接,最终送入 3D 目标监测头进行目标监测。具体操作流程如图 4 所示。

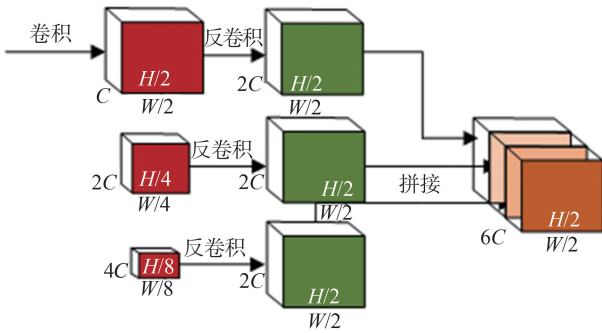


图4 点云特征提取网络示意图

Fig.4 Schematic diagram of point cloud feature extraction network

(3) 在特征图监测阶段,PointPillars 模型通过设定 anchor 的长宽比和类别,计算 anchor 与 ground truth 之间的匹配度。同时,该模型采用位置损失、方位分类损失和类别损失 3 种损失函数。位置损失函数是通过计算目标值与预测值之间的差距计算损失;方位分类损失函数是为了避免目标 180° 错误判断而引进的分类函数;类别损失函数采用了 Focal Loss 损失函数,用来实现样本的挖掘和对正负样本的均衡,主要目的是针对分类结果是否正确设置的损失函数。损失函数具体表达式为:

$$L_{cls} = -\alpha_a (1-p)^\gamma \log p, \quad (4)$$

式中, p 是模型预测为正样本的概率, α_a 是一个用于调节易分类和困难样本权重的因子, γ 是调节焦点损失函数聚焦度的因子。

结合 3 个损失函数并对 3 个函数赋予权重:

表2 激光雷达指标参数
Table 2 Lidar index parameters

激光波长/mm	测量距离/m	精度/cm	垂直视角/(°)	水平视角/(°)	转速/(r·min ⁻¹)	角分辨率/(°)
905	0.40~200	±3	-25~+15	360	300/600/1 200	0.1~0.4

2.2 数据采集平台搭建

基于上述试验仪器设备,现场搭建可视化数据采集测试平台。

$$L = \frac{1}{N_{pos}} (\beta_{loc} L_{loc} + \beta_{cls} L_{cls} + \beta_{dir} L_{dir}), \quad (5)$$

式中: N_{pos} 表示 anchors 的数量; β_{loc} 、 β_{cls} 、 β_{dir} 分别表示位置损失、分类损失和置信度损失 3 种损失函数所占权重,其中 3 种损失函数的权重分别为 $\beta_{loc} = 2$ 、 $\beta_{cls} = 1$ 、 $\beta_{dir} = 0.2$ 。

1.2.3 摄像机和激光雷达目标监测方法融合

在摄像机和激光雷达数据融合过程中,首先对摄像机和激光雷达进行时间空间同步^[20-22],在时间空间同步的基础上,采用上述改进的 YOLOv5 网络模型实现 2D 图像的目标监测,在激光雷达 3D 目标监测方面,采用 PointPillars 作为目标监测算法^[23],最终实现摄像机和激光雷达的目标监测融合。具体融合理论如下。

本研究采用深度学习的融合理论方法,在深度学习的研究领域,根据融合的分类可以分为数据级融合、特征级融合和决策级融合,本研究采用决策级融合实现对目标的监测,摄像机和激光雷达融合示意图如图 5 所示。

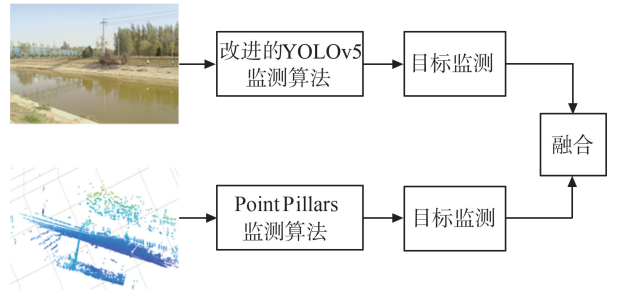


图5 摄像机和激光雷达融合示意图

Fig.5 Schematic diagram of camera and Lidar fusion

决策级融合是由多个单独的卷积神经网络处理不同传感器数据,得到初步结果,然后综合分析初步结果,得到最终结果。

2 灌溉区目标监测融合试验

2.1 试验仪器设备

试验仪器采用速腾聚创的 32 线机械式激光雷达(RS-LiDAR-32),摄像机采用 USB 接口的单目相机。激光雷达的具体参数如表 2 所示。

2.3 预警监测试验

采用激光雷达和摄像机融合的预警监测方法,通过搭建的数据采集平台进行多场景的实地数据

采集,进行试验验证。图6(a)所示为激光雷达对异物入侵进行监测的示意图。图6(b)所示为在改进的YOLOv5小目标识别监测基础上,实现对小目标的2D图像监测结果。

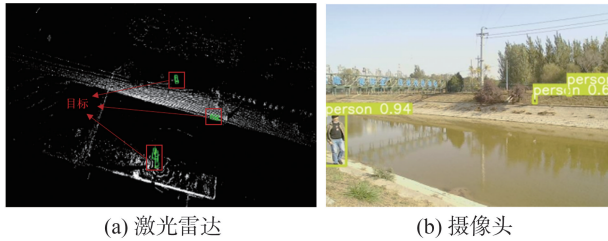


图6 激光雷达和摄像设备目标监测结果示意图

Fig.6 Schematic representation of the results of target monitoring by LiDAR and camera equipment

摄像机和激光雷达融合监测能够有效提升灌溉区异物入侵的监测能力,扩大异物入侵的监测范围,实现360°监测。本研究通过实际采集数据进行试验测试,共选取231张真实图像数据,最终试验验证结果指标如表3所示。

表3 不同监测方法指标

Table 3 Indicators of different detection methods

监测方法	监测范围/(°)	监测精度/%
摄像机监测	120	92.86
激光雷达监测	360	92.39
雷视融合监测	360	93.26

3 结束语

灌溉风险区异物监测能够有效提高安全风险的管控能力,目前灌溉区周边的异物监测多为人工巡检或采用单一的摄像机监控,为了提升灌溉风险区的异物监测能力,本研究首次提出将摄像机和激光雷达融合的目标监测方法应用到灌溉区风险目标监测领域,扩大灌溉区目标监测范围,解决夜间监测不准确、效率低等问题;通过改进的YOLOv5算法,有效提升小目标的监测识别能力。

本研究仅采用单一的摄像机和激光雷达进行测试试验,未在恶劣天气环境下进行实地测试。下一步将会采用不同激光雷达和摄像机在复杂的环境下进行测试试验,提高环境感知精度。同时,针对雷视融合方法监测范围有限,而单一的一套雷视融合设备无法覆盖整个灌溉风险区问题,后续需要对雷视融合设备的布设方案进行研究,同时对多套设备的数据之间相互融合问题进行研究。

参考文献:

- [1] 朱梦瑞,牛宏侠.改进YOLOv3模型的铁路异物入侵识别算法[J].北京交通大学学报,2022,46(2):37-45.
- [2] 张楠.基于视频的铁路异物入侵检测技术研究[D].杭州:浙江大学,2022.
- [3] 何自芬,陈光晨,王森,等.融合自注意力特征嵌入的夜间机场跑道异物入侵检测[J].光学精密工程,2022,30(13):1591-1605.
- [4] 肖曾翔,徐启峰.基于改进卷积神经网络的变电站异物入侵识别[J].科学技术与工程,2022,22(4):1465-1471.
- [5] 杨剑锋,秦钟,庞小龙,等.基于深度学习网络的输电线路异物入侵监测和识别方法[J].电力系统保护与控制,2021,49(4):37-44.
- [6] 谢谨.基于射频感知的轨道异物入侵检测方法研究[D].长沙:长沙理工大学,2021.
- [7] 曾金,刘清鸿,丁梓楠,等.基于激光雷达的变电站空域异物入侵检测策略与系统设计[J].科技视界,2020(3):21-23.
- [8] 曹长飞.视觉与雷达融合落物监测系统研究[D].南京:南京理工大学,2021.

ZHU Mengrui, NIU Hongxia. Improved YOLOv3 model for railway foreign body intrusion recognition algorithm [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2022, 46 (2): 37-45.

ZHANG Nan. Research on railway foreign object intrusion detection technology based on video [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022.

HE Zifen, CHEN Guangchen, WANG Sen, et al. Detection of foreign object debris on night airport runway fusion with self-attentional feature embedding [J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30 (13): 1591-1605.

XIAO Zengxiang, XU Qifeng. Cognition of foreign objects intrusion in substation based on improved convolutional neural network [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22 (4): 1465-1471.

YANG Jianfeng, QIN Zhong, PANG Xiaolong, et al. Foreign body intrusion monitoring and recognition method based on Dense-YOLOv3 deep learning network [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49 (4): 37-44.

XIE Jin. Research on intrusion detection method of railway foreign objects based on radio frequency sensing [D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2021.

ZENG Jin, LIU Qinghong, DING Zinan, et al. Foreign body intrusion detection strategy and system design of substation airspace based on LiDAR [J]. Science & Technology Vision, 2020 (3): 21-23.

CAO Changfei. Research on visual and radar fusion monitoring system for falling objects [D]. Nanjing: Nanjing University of Science & Technology, 2021.

- [9] 尹成斐,刘尚昆,张世红,等. 轨道作业车周边异物入侵监测技术[J]. 铁道建筑, 2022, 30(13): 46-48.
YIN Chengfei, LIU Shangkun, ZHANG Shihong, et al. Monitoring technology of foreign matter intrusion around rail operation vehicle[J]. Railway Engineering, 2022, 30(13): 46-48.
- [10] 陈锴迪. 隧道线路异物检测系统研究[D]. 北京:北京交通大学, 2020.
CHEN Kaidi. Research on foreign body detection system of tunnel line[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [11] 梅天灿,左治江,王刚,等. 危险边坡智能监测及预警综合系统的构建[J]. 江汉大学学报(自然科学版), 2020, 48(2): 86-96.
MEI Tiancan, ZUO Zhijiang, WANG Gang, et al. Construction of intelligent monitoring and warning system for dangerous slope [J]. Journal of Jianghan University (Natural Science Edition), 2020, 48(2): 86-96.
- [12] WANG Linfeng, WAN Heng, TANG Xuliang, et al. Recurrent attention convolutional neural network optimise track foreign body detection[J]. IET Communications, 2023, 17(1): 1-11.
- [13] YE T, ZHANG J, ZHAO Z, et al. Foreign body detection in rail transit based on a multi-mode feature-enhanced convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(10): 18051-18063.
- [14] 李慧鹏,黄道春,邓永清,等. 无人机巡检变电设备研究进展与展望[J]. 湖南电力, 2022, 42(6): 32-39.
LI HuiPeng, HUANG Daochun, DENG Yongqing, et al. Research process and prospect of UAV inspection of substation equipment[J]. Hunan Electric Power, 2022, 42(6): 32-39.
- [15] 周可慧,肖剑,张可人,等. 变压器套管运行状态自动检测技术现状分析[J]. 湖南电力, 2020, 40(6): 40-44.
ZHOU Kehui, XIAO Jian, ZHANG Keren, et al. Analysis on current situation of operating status automatic detection technology for transformer bushing[J]. Hunan Electric Power, 2020, 40(6): 40-44.
- [16] 张家盛,梁进兴. 基于深度学习的无人机巡检架空输电线路金具锈蚀缺陷检测方法[J]. 湖南电力, 2022, 42(5): 75-78.
ZHANG Jiasheng, LIANG Jinxing. Detection method of metal fitting rust defects for overhead transmission lines based on UAV patrol of deep learning[J]. Hunan Electric Power, 2022, 42(5): 75-78.
- [17] 陈富荣,肖明明. 基于YOLOv5的改进小目标检测算法研究[J]. 现代信息科技, 2023, 7(3):55-60.
CHEN Furong, XIAO Mingming. Research on improved algorithm of small target detection based on YOLOv5 [J]. Modern Information Technology, 2023, 7(3): 55-60.
- [18] 王祥雪,王全. 基于多模态信息融合的铁路异物入侵预警系统设计[J]. 电子技术, 2022, 51(12):344-345.
WANG Xiangxue, WANG Quan. Design of railway foreign object intrusion warning system based on multi-mode information fusion[J]. Electronic Technique, 2022, 51(12): 344-345.
- [19] 郭磊,王邱龙,薛伟,等. 基于改进YOLOv5的小目标检测算法[J]. 电子科技大学学报, 2022, 51(2): 251-258.
GUO Lei, WANG Qiulong, XUE Wei, et al. A small object detection algorithm based on improved YOLOv5 [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2022, 51(2): 251-258.
- [20] 王术剑,阎宗尧,刘世杰,等. 路侧激光雷达与摄像机时间和空间同步方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2022, 52(6):56-62.
WANG Shujian, YAN Zongyao, LIU Shijie, et al. Method for time and space synchronization between roadside LiDAR and camera[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2022, 52(6): 56-62.
- [21] 董方新,蔡军,解杨敏. 立体视觉和三维激光系统的联合标定方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2589-2596.
DONG Fangxin, CAI Jun, XIE Yangmin. Joint calibration method for stereo vision system and 3D laser system[J]. Journal of Instruments and Meters, 2017, 38(10): 2589-2596.
- [22] 魏克全,时兆峰,李晗,等. 单目摄像机与三维激光雷达联合标定的研究[J]. 导航定位与授时, 2015, 2(6):69-74.
WEI Kequan, SHI Zhaofeng, LI Han, et al. Research on the joint calibration of monocular camera and 3D LiDAR[J]. Navigation Positioning and Timing, 2015, 2(6): 69-74.
- [23] LANG A H, VORA S, CARSAR H, et al. Pointpillars: fast encoders for object detection from point clouds [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, USA: IEEE Computer Society, 2019: 12697-12705.