

# 基于图像识别的气象雨量筒异物检测

邬 昫<sup>1,2</sup>, 吕 浩<sup>3</sup>, 陈 希<sup>3</sup>, 张 旭<sup>3</sup>

(1. 湖北省气象信息与技术保障中心; 2. 临近空间环境特性及效应全国重点实验室, 湖北 武汉 430074; 3. 航天新气象科技有限公司, 江苏 无锡 214127)

**摘要:**作为气象站中测量降水量的重要工具,保证雨量筒处于正常的工作状态十分重要。为了实现野外复杂情况下对自动气象站中雨量筒被异物覆盖的实时检测,提出一种基于YOLOv5s改进的YOLOv5s-SE模型的雨量筒目标异物检测。将SE注意力机制加入YOLOv5s主干网络,增强模型特征提取的能力,降低对雨量筒特征提取时受到的干扰,实现雨量筒的快速、准确检测。结果表明,改进模型的损失值维持在0.022左右,精确度高达98.9%,模型预测的准确率在90%以上,充分证明了改进模型在复杂条件下的鲁棒性和高精度识别能力。该文提出YOLOv5s-SE对自动气象站的雨量筒异物覆盖进行识别研究,能够实现无人环境下的实时监测,达到自动化精准识别,做到异常状态及时纠正,有力保障了后续雨量筒对降水量的准确测量。

**关键词:**自动气象站;雨量筒;YOLOv5s-SE;目标识别;异物检测

中图分类号:TP391

文章编号:1000-0682(2026)02-0064-08

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2026.02.013

## Image-based detection of foreign objects in meteorological rain gauges

WU Yun<sup>1,2</sup>, LÜ Hao<sup>3</sup>, CHEN Xi<sup>3</sup>, ZHANG Xu<sup>3</sup>

(1. Hubei Meteorological Information and Technology Support Center; 2. State Key Laboratory of Environment Characteristics and Effects for Near-space, Hubei Wuhan 430074, China; 3. Aerospace New Meteorological Technology Co., Ltd., Jiangsu Wuxi 214127, China)

**Abstract:**As an important tool for measuring precipitation in meteorological stations, it is very important to ensure that the rain gauge is in a normal working state. In order to achieve real-time detection of the rain gauge in the automatic weather station being covered by foreign bodies in the complex field environment, a YOLOv5s-SE based on YOLOv5s improvement is proposed for the detection of foreign bodies covering the rain gauge target. Integrating the SE attention mechanism into the backbone network of YOLOv5s to enhance the model's ability to extract features, reduce interference during the extraction of features for rain gauge detection, and achieve fast and accurate detection of rain gauges. The results show that the loss value of the improved model maintains around 0.022, the accuracy is as high as 98.9%, and the accuracy of the model prediction is above 90%, which fully proves the robustness and high-precision recognition ability of the improved model in complex conditions. This paper proposes YOLOv5s-SE to recognize and study the foreign body coverage of the rain gauge in the automatic weather station, which can achieve real-time monitoring in an unmanned environment, reaching automated and accurate recognition, and making timely corrections to abnormal states, which effectively guarantees the accurate measurement of precipitation by the rain gauge behind.

**Keywords:** automatic weather station; rain gauge; YOLOv5s-SE; target recognition; state detection

收稿日期:2025-10-08

基金项目:湖北省自然科学基金气象创新发展联合基金项目(2024AFD207)

第一作者:邬昫(1983—),男,湖北荆门人,高级工程师,硕士,主要从事气象探测技术和装备保障智能化研究。

## 0 引言

随着气候变化的加剧和极端天气事件的频发,气象数据的准确性和实时性将直接影响人类抵御气象灾害的能力<sup>[1]</sup>。因此,对自动气象站设备进行实

时的故障检测和故障诊断,保证其稳定性和可靠性,是确保气象数据质量的关键<sup>[2]</sup>。雨量筒是用于测量降水量的专用仪器,在气象观测的发挥着至关重要的作用。雨量筒出现的故障相对较多,包括异物覆盖、外筒或漏斗堵塞等,这些故障会造成雨量值缺测、偏大或偏小<sup>[3-4]</sup>。传统方式下可以通过保护探测环境、定期巡检核查等方法<sup>[4-5]</sup>维护气象站设备,但这些方法依赖人工巡检或单一传感器数据,难度大、成本高、效率低,并且不能做到实时的监控。为了高效监测雨量筒的工作状态,及时处理存在异物覆盖的异常情况,将图像处理技术应用于自动气象站雨量筒的状态检测。

在计算机视觉技术的迅速发展的大背景下,基于图像处理的目标检测技术受到广泛应用。经典的检测模型有 R - CNN<sup>[6-7]</sup>、Faster R - CNN<sup>[8]</sup>、YOLO<sup>[9-11]</sup>、SSD<sup>[12]</sup>等。其中 YOLO 算法(You Only Look Once)适合检测多种类型的目标,尤其在小目标检测和多目标检测方面表现出色。由于 YOLOv5 快速、准确,支持实时目标检测和轻量级部署的特点,目前 YOLOv5 仍广泛应用于各种目标监测<sup>[13]</sup>。孔凡国<sup>[14]</sup>等人研究设计了一种基于 YOLOv5 的药瓶识别定位系统,可以实现对图像中药瓶的识别与定位。沈斌等<sup>[15]</sup>提出了一种基于 YOLOv5s 改进的检测模型,提升了煤矿车辆车牌检测的准确性。陈江川等<sup>[16]</sup>提出了一种基于 YOLOv5 的农田病虫害图像检测识别系统,对害虫识别的置信度高达 94.2%。王红君等<sup>[17]</sup>提出一种基于 YOLOv5 的轻量化苹果检测算法以解决苹果采摘机器人检测算法

存在的网络结构复杂和参数量大的问题。张宏飞等<sup>[18]</sup>改进 YOLOv5 算法检测输送带缺陷,通过实验结果证明,使输送带缺陷的检测精度有效提高。李季等<sup>[19]</sup>使用 YOLOv5 算法实现了雨量筒的异物检测,取得了较好的效果,结果表明 YOLOv5 算法模型可以用于自动气象站雨量筒的异物检测。

研究表明, YOLOv5 系列算法在小目标检测中具有良好的表现。针对雨量筒异物覆盖检测,该文提出基于改进 YOLOv5s - SE 模型的雨量筒异物识别方法,在 YOLOv5s 模型中引入 SE(Squeeze - and - Excitation)模块,提高了目标识别的准确性。结果表明,改进后模型在雨量筒异物识别时体现出良好的效果。

### 1 气象雨量筒异物检测及预警系统

图 1 系统中的监控设备对气象站周围区域进行实时图像采集,采集到的图像被输入到改进 YOLOv5s - SE 模型的雨量筒检测预警系统中进行处理,以提取识别结果和检测到的异物。识别结果通过数据接口实时传输至气象站的智能监控平台。平台界面将显示识别结果,并在状态栏中标示出异物的具体信息。基于预设的警报规则,当系统检测到雨量筒异物时,警报器会自动触发,改变警报电平并发出警报。同时,系统自动生成包含时间、位置与现场图像的关键日志,并触发处置流程。运维人员根据日志信息进行干预,待设备状态恢复正常后,系统将处置结果反馈并上传至云端平台。

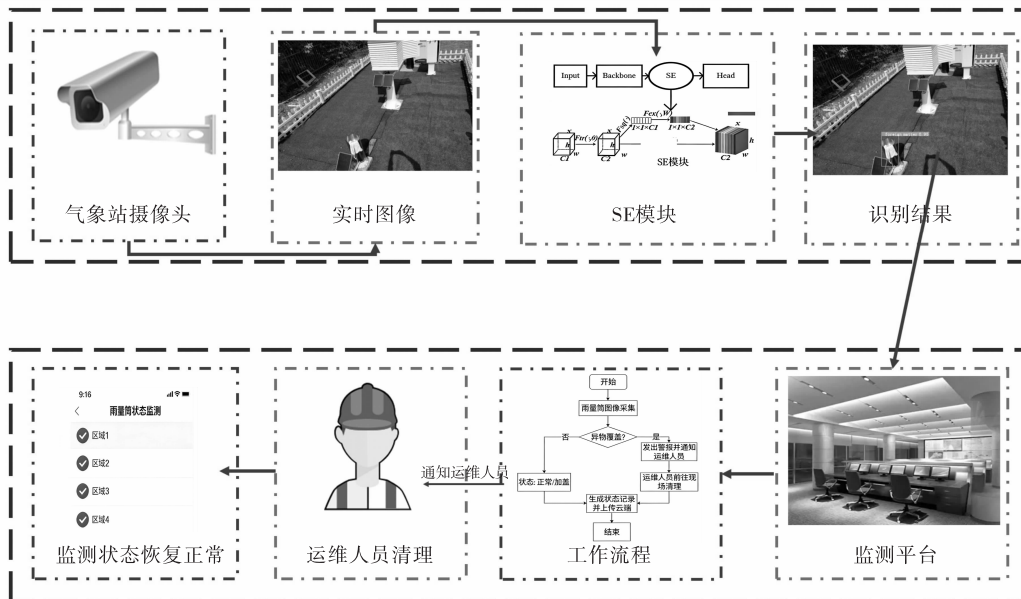


图 1 气象雨量筒异物检测预警系统架构图

## 2 模型构建及方法

### 2.1 YOLOv5s 模型

YOLOv5 是 YOLO 系列的第五代版本,相比于 YOLOv4 做了轻量化的改进,更容易部署到嵌入式的设备中,检测速度更快,精度也很高。YOLOv5 的原理基于深度学习和神经网络,主要思路是将输入图像划分为若干个网格单元,每个网格单元负责预测出该网格内物体的种类和位置信息,然后根据预测框与真实框之间的 IoU 值进行目标框的筛选,最终输出预测框的类别和位置信息。

根据模型的大小,YOLOv5 依次包含 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x 四种模型,并且按照 s、m、l、x 的顺序,模型的复杂程度也越高。YOLOv5s 通常部署于嵌入式设备中构建轻量级网络<sup>[20]</sup>,相比之下,YOLOv5s 在保证一定精度的同时,具有最快的推理速度。由于自动气象站对于雨量筒的状态监

测有较高的及时性要求,为了达到快速、准确的目的,本研究选择以 YOLOv5s 作为基础网络。

### 2.2 YOLOv5s - SE 模型

在 YOLOv5s 主干网络中添加 SE 注意力机制后,得到的 YOLOv5s - SE 模型可以显著提高对目标的特征提取性能<sup>[21]</sup>。SE 模块通过损失函数学习每个通道的特征权重,这样任务相关通道的特征图谱权重更大,从而提升模型的性能<sup>[22]</sup>。YOLOv5s 网络结构及 YOLOv5s - SE 注意力模块的结构如图 2 所示,其中  $x$  表示输入的特征图, $h$  和  $w$  分别代表特征图的高和宽, $C_1$ 、 $C_2$  表示特征图的通道数, $\theta$ 、 $W$  表示特征图通道信息, $F_{tr}(\cdot, \theta)$  表示卷积操作, $F_{sq}(\cdot)$  表示对卷积所得特征图进行压缩操作,得到被压缩后的  $1 \times 1 \times C_2$  的向量,然后通过激励操作  $F_{ex}(\cdot, W)$  得到各通道权重值,最后将所得通道权重值通过和原特征图对应通道相乘,即 Scale 操作  $F_{scale}(\cdot)$ ,得到输出特征图。

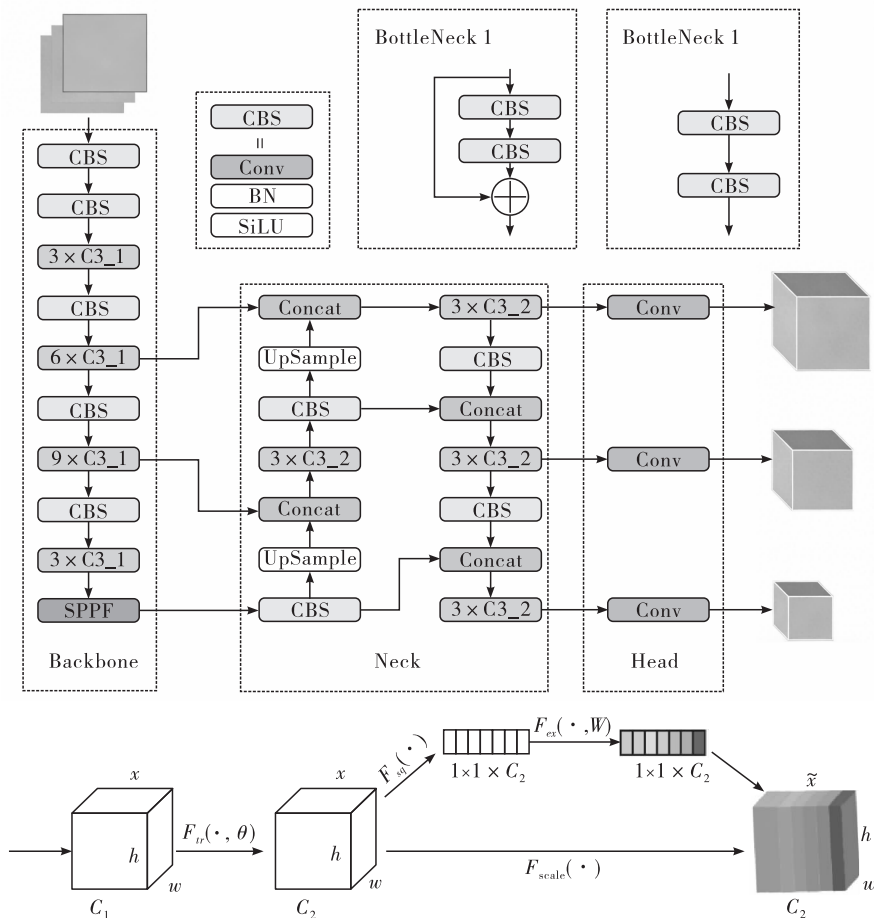


图2 YOLOv5s 网络结构及 YOLOv5s - SE 注意力模块

### 2.3 实验配置及评价指标

实验在 Windows 10 操作系统下进行,具体环境配置详情见表 1。本次实验采用的评价指标主要有

精确率 P (Precision)、召回率 R (Recall)、平均精度 AP (Average precision) 和均值平均精度 mAP (Mean of average precision)。

表1 实验环境配置

实验环境	配置
中央处理单元 CPU	Intel(R) Core(TM) i5 - 9300H CPU @ 2.40GHz
图形处理单元 GPU	NVIDIA GeForce GTX 1650
操作系统	Windows 10
虚拟环境管理	Anaconda 3
集成开发环境	Pycharm 2024.3.4
CUDA	10.2
编程语言	Python 3.8.5
深度学习框架	Pytorch 1.12

主要评价指标计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (3)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^K AP_i}{K} \quad (4)$$

式中: $P$ 表示精确率; $R$ 表示召回率; $AP$ 表示平均精度; $mAP$ 表示均值平均精度; $TP$ 表示成功预测为正样本; $FP$ 表示错误预测为正样本; $FN$ 表示未能正确预测为负样本; $K$ 表示检测类别的总数。

除上述四个主要的评价指标外,还可以用训练集和验证集上的边界框损失、训练集和验证集上的目标损失、训练集和验证集上的类别分类损失来评价模型预测结果。

### 3 结果与分析

#### 3.1 数据来源及处理

实验所使用的雨量筒图片来源于2021—2023年湖北省82个国家气象观测站和338个智能自动气象站图像视频资料,图片共两千余张,对异物覆盖以及雨量筒是否加盖进行识别,数据中包含摄像头和手机两种设备拍摄的图片,如图3。

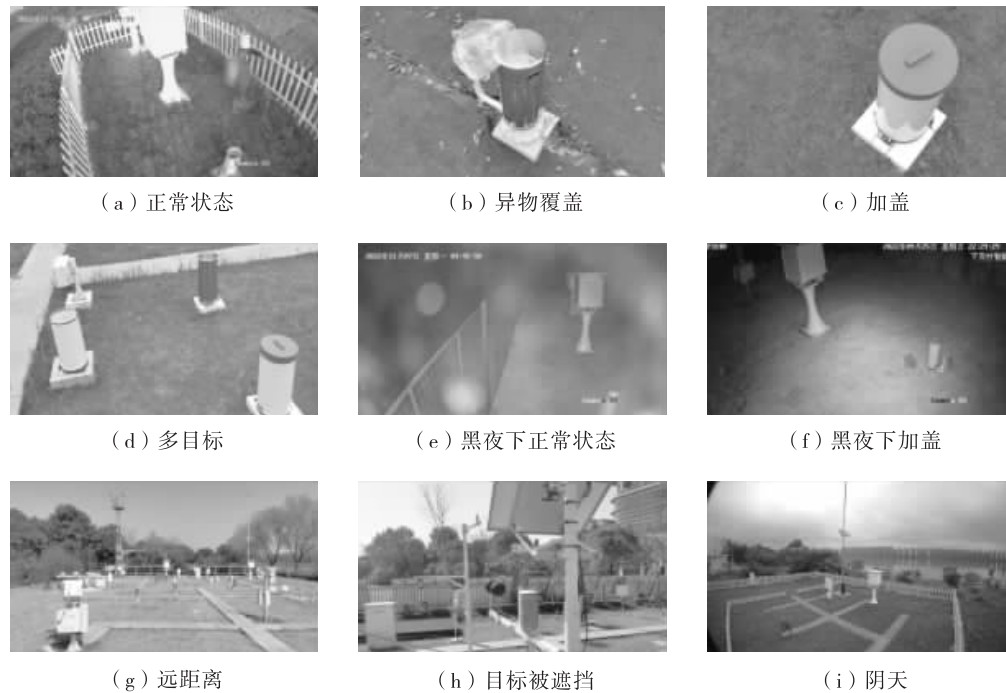


图3 不同场景下雨量筒状态样本

数据图中雨量筒三种工作状态分别是正常未加盖、正常加盖、存在异物,场景分为白天、夜晚和阴天,且白天根据时间段不同分为光照强度不同的场景。使用 Labelimg 工具对原始数据集图片进行计算机辅助标注,格式为 YOLO 格式,标签信息保存为 txt 格式文件。三种标签类别分别是 normal、lid 和

foreign matter,分别表示雨量筒处于正常状态、加盖状态以及异物覆盖状态。标注完成后,将雨量筒的数据集图片和对应的标签文件按 8:1:1 的比例随机划分为训练集、验证集和测试集,用于雨量筒目标检测模型的训练、验证以及测试。

### 3.2 模型训练结果

雨量筒的数据集图片按 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集,训练轮次为 100 轮。图 4 为模型训练损失值随训练轮次变化的趋势图及四类主要评价指标的变化趋势图,在模型训练前 25 轮时损失值下降趋势较大,损失值曲线梯度较高,说明模型此刻的学习速度较快。随着训练轮次的增加,曲线梯度逐渐减小,表明模型已经基本收敛。训练集和验证集中的边界框损失值最终分别稳定在 0.022 和 0.020 左右,训练集和验证集中的置信度损失值最终分别稳定在 0.014 和 0.009 左右,训练集和验证集中的类别分类损失值最终分别稳定在 0.002 和 0.000 17 左右。四类主要评价指标的变化趋势图,

即模型的精确度、召回率以及不同 IoU 阈值下的平均精度随训练轮次变化的趋势图。四类指标都有着相似的上升趋势,在前三十轮训练中有所波动且上升迅速,随着训练轮次的持续增加,各项指标开始平稳上升并逐渐趋于最高水平。精确度最终稳定在 98.9% 左右,召回率最终稳定在 98.1% 左右,模型在阈值为 0.5 (mAP0.5) 和阈值为 0.5 ~ 0.95 (mAP0.5:0.95) 范围内的平均精度最终精度分别在 99.0% 和 71.8% 左右。不同的 IoU 阈值下平均精度的良好表现,结果进一步验证了模型在目标定位精度和分类准确性方面的优异表现,并展现出对小目标及复杂场景的良好适应能力,说明模型的泛化能力较强。

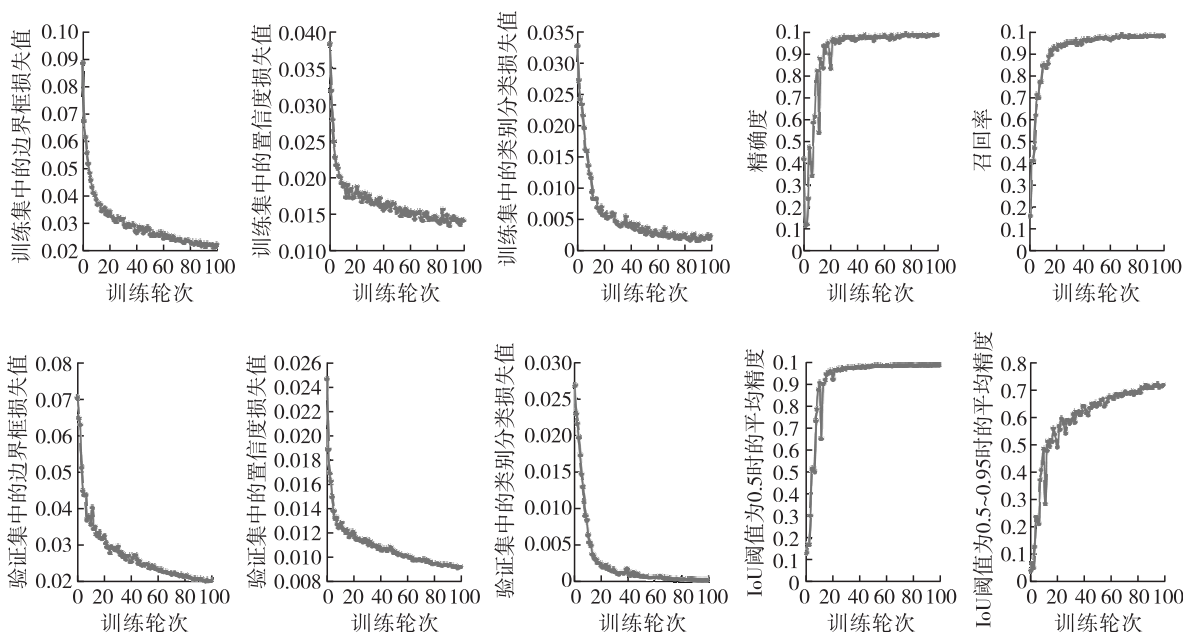


图 4 YOLOv5s - SE 模型训练损失值图及主要评价指标趋势图

总体来看,这些结果图反映出该模型在经过多轮次训练后,各项性能指标均有明显改善,达到比较理想的效果。特别是精确度和召回率都在不断提高,即使在 mAP0.5:0.95 这个更严格的阈值下,也能取得较好的成绩,说明模型在不同 IoU 阈值下的表现都比较均衡。

### 3.3 改进前后模型对比

表 2 给出了模型改进前后各类损失值以及在测试集上的识别准确率,改进后模型各类损失值均低于改进前模型,测试集上的识别准确率均高于改进前模型,说明模型改进后目标检测能力有了很好地提升。

表 2 改进模型前后对比

评价指标	YOLOv5s	YOLOv5s - SE
训练集边界框损失值	0.025	0.022
训练集置信度损失值	0.017	0.014
训练集类别分类损失值	0.003 5	0.002
验证集边界框损失值	0.029	0.020
验证集置信度损失值	0.012	0.009
验证集类别分类损失值	0.000 6	0.000 17
所有雨量筒目标识别准确率	86.7%	90%
正常状态雨量筒识别准确率	92.8%	94.1%
加盖状态雨量筒识别准确率	87.5%	92.5%
异物覆盖状态雨量筒识别准确率	78.9%	88.2%

图5为添加SE机制后模型与原始YOLOv5s模型在四项主要评价指标上的差异对比,可以看出,两种模型下各类指标的上升以及平稳趋势大致相同。相比于YOLOv5s模型,YOLOv5s-SE模型下各类指标变化波动性更小,最终稳定值更高。YOLOv5s模型中,最终精确度为98.0%、召回率为89.5%、mAP0.5为96.5%、mAP0.5:0.95为61.5%,改进后模型精确度上升0.9%、召回率上升8.6%、mAP0.5上升2.5%、mAP0.5:0.95上升10.3%。

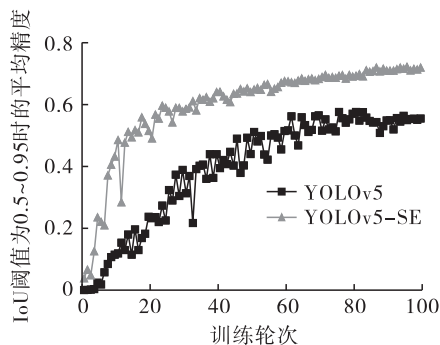
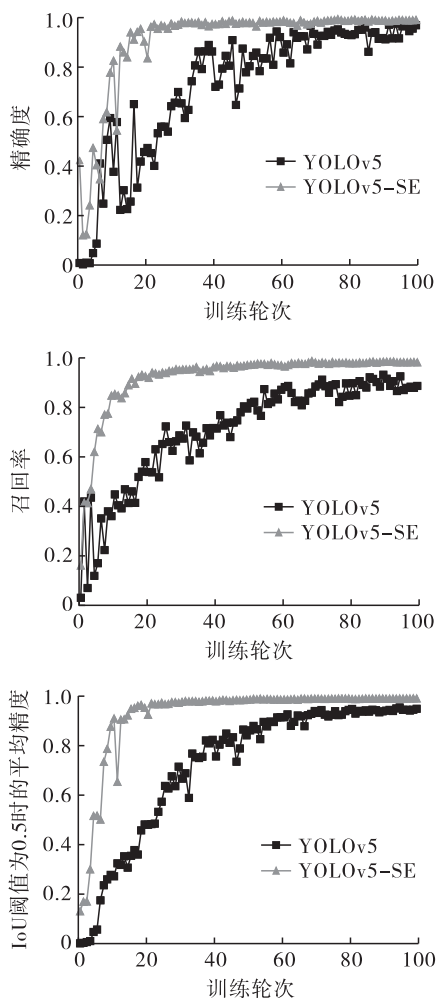


图5 主要评价指标对比

图6为目前几种主流目标检测模型识别雨量筒的准确率折线图,可以看出,改进后的模型YOLOv5s-SE在各种类别以及全类别的识别上准确率均要比其他模型高。除个别模型外,对雨量筒的异物检测中,正常状态下雨量筒目标的识别准确率最高,异物覆盖的情况下识别准确率最低,这是由于异物覆盖的形式和状态多种多样,相比于形式单一的正常和加盖状态更难识别。

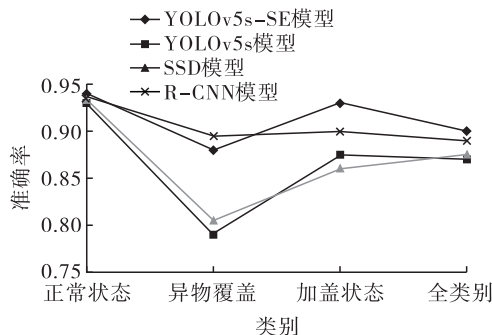


图6 主流算法检测准确率对比图

### 3.4 结果可视化

如图7所示为YOLOv5s-SE模型在测试集中几个典型场景下对雨量筒状态识别的可视化结果。在白天和夜晚,晴天和阴雨天等不同场景中,均能够准确识别出雨量筒未加盖,加盖以及异物覆盖三种状态。在含有多个雨量筒的场景中,同样能够很好地识别出各个雨量筒的状态。在所有场景中,识别的置信度都达到较高水平。



(a) 单个雨量筒正常状态的识别



(b) 单个雨量筒异物覆盖状态的识别

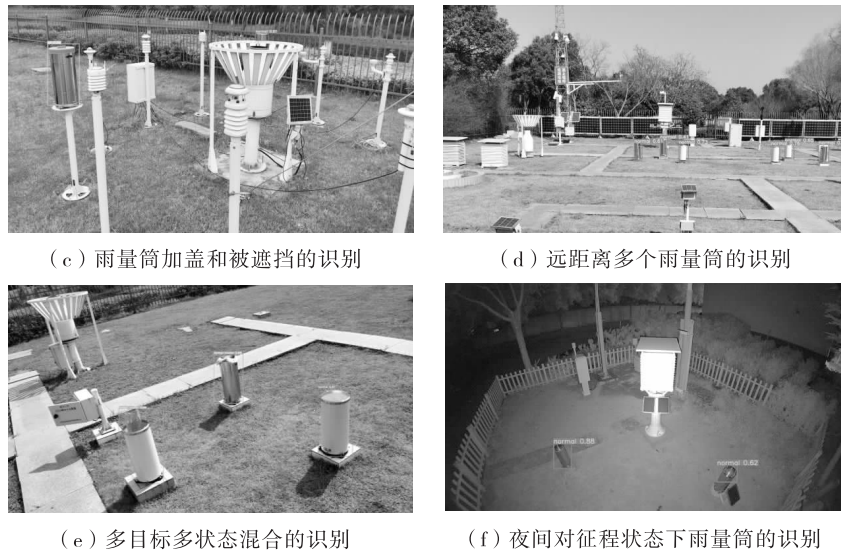


图 7 典型场景下的可视化结果



图 8 气象雨量筒异物检测预警系统界面展示

### 4 结论

该文对室外自动气象站雨量筒图像进行识别研究,对无人环境中雨量筒异物覆盖的实时监测具有重大意义。基于深度学习的目标检测技术,为设备状态的智能识别和实时检测提供了高效解决方案。相对于传统目标检测模型,该文采用基于 YOLOv5s 改进的 YOLOv5s-SE 模型运行速度更快,在检测雨量筒等较小目标时也具有更大的优势。

实验结果表明,该文采用的模型在处理多目标密集,画质模糊,目标被遮挡,光照条件不充分等复杂情形下都表现良好。模型在准确率、召回率、mAP0.5 和 mAP0.5:0.95 分别为 98.9%、98.1%、99.0%、71.8%。模型预测效果较好,在各种复杂场景下对未知的测试集图像数据也能够做到高效的检测,正确识别三种状态雨量筒的准确率达到 90% 以上,大部分场景中目标检测的置信度稳定在 80% 以上。同时,对于雨量筒三种状态,该文模型识别准确率从高到低分别为正常状态、加盖状态、异物覆盖状态。

基于该文的研究,后续可以在 YOLOv5s-SE 目

标检测的基础上,开发一套雨量筒异物检测系统,用于实时自动气象站中雨量筒的异物覆盖检测,大大提高自动气象站中及时处理雨量筒异物覆盖的效率,为准确预测降水量提供了更加有效保障。

### 参考文献:

- [1] 孙姝芹,孙新龙. 综合气象观测业务质量控制综述[J]. 南方农业, 2018,12(24): 159-160.
- [2] 范雯杰,陈立峰,熊鸣,等. 基于 LoRa 的自动气象站故障诊断装置的设计与实现[J]. 计算机测量与控制, 2024,32(07): 7-14+29.
- [3] 王飞. 新型区域自动气象站的故障判断及处理[J]. 河南科技, 2020(10): 145-147.
- [4] 黄春娟,徐安伦,杨根铨,等. 云南复杂地形下区域自动气象站的故障分析[J]. 气象水文海洋仪器, 2024, 41(06): 125-129.
- [5] 宋树生,胡颖飞,崔日权. 新型自动气象站故障处理及日常维护管理[J]. 农业灾害研究, 2020, 10(07): 28-29+31.
- [6] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014:580-587.
- [7] Girshick R. Fast R-CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago:IEEE, 2015:1440-1448.
- [8] Ren S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [9] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection

- [C]//Proceedings of the 29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:779 - 788.
- [10] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 7263 - 7271.
- [11] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An Incremental Improvement[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 89 - 95.
- [12] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single Shot Multibox Detector [C]//Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision. Amsterdam, 2016:21 - 37.
- [13] 王鑫杰,王吉平. YOLO 目标检测算法综述[J]. 广西物理, 2024, 45(02): 50 - 53.
- [14] 孔凡国,仇展明,王鑫,等. 基于 YOLOv5 的药剂识别定位系统设计[J]. 机械工程与自动化, 2025, 54(01): 188 - 189 + 192.
- [15] 沈斌,罗晓倩,王超. 基于改进 YOLOv5s 的煤矿车辆车牌检测方法[J]. 矿冶, 2025, 34(01): 177 - 184.
- [16] 陈江川,曹芷怡,余赠宇,等. 基于 YOLOv5 的农田病虫害检测识别方法[J]. 南方农机, 2025, 56(04): 112 - 117.
- [17] 王红君,刘紫宾,赵辉,等. 基于改进 YOLOv5 的苹果轻量化检测算法[J]. 农机化研究, 2025, 47(07): 65 - 71.
- [18] 张宏飞,冯永利,黄金凤. 改进 YOLOv5 的输送带缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2024, 47(22): 161 - 168.
- [19] 李季,李恒昶,曾晨,等. 基于图像识别的雨量筒异物检测系统的设计与实现[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(06): 149 - 154.
- [20] 杨飞帆,李军. 面向自动驾驶的 YOLO 目标检测算法研究综述[J]. 汽车工程师, 2023(11): 1 - 11.
- [21] 戴佳兵,宋春芳,凌彩金,等. 基于 YOLOv5s - SE 和通道剪枝的虫咬紫金蝉茶检测方法研究[J]. 河南农业科学, 2024, 53(05): 157 - 163.
- [22] 江培营,陶青川,艾梦琴. 基于注意力机制和深度学习的钢板表面缺陷图像分类[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(09): 214 - 219.

(上接第 56 页)

后续可增加 1 ~ 2 台 ABB 机器人,由 S7 - 1500 PLC 实现“主 - 从机器人”任务分配,一台抓取、一台分拣,进一步提升分拣效率;同时可考虑 AI 算法融合,引入深度学习算法,替代传统机器视觉<sup>[11]</sup>,提升复杂背景下(如物料重叠)的识别准确率,适配更多非标准物料分拣;也可引入数字孪生集成,利用 TIA Portal 与 RobotStudio 的虚拟调试功能,构建系统数字孪生模型,实现“虚拟仿真 - 实物验证”的闭环开发,缩短现场调试周期。

#### 参考文献:

- [1] 邵加晓,孙晓延. 基于 S7 - 1200 PLC 控制的产品分拣站系统设计与实现[J]. 中国仪器仪表, 2025(09): 66 - 71.
- [2] 张柱,南向瞳,刘海龙,等. 基于 PLC 和视觉识别的物料智能分拣系统设计[J]. 工业仪表与自动化装置, 2025(04): 16 - 20.
- [3] 张壺. 视觉机器人在工厂物料分拣中的应用[J]. 自动化应用, 2025, 66(14): 15 - 17.
- [4] 燕小勇. 基于 ABB 机器人与西门子 PLC 的 Profinet IO 通信的课程教学设计[J]. 办公自动化, 2024, 29(12): 10 - 12.
- [5] 温雪媛,张路,蒋玉明,等. 基于 OPC UA 协议的 PLC 数据采集系统改造方案[J]. 自动化应用, 2025, 66(01): 209 - 212.
- [6] 方隼,吴腾云,梁玉旋,等. 面向复杂制造业协同云平台的高速数据传输技术[J]. 电子设计工程, 2024, 32(20): 172 - 176.
- [7] 申心兰,王仲,刘常杰,等. 一种基于棋盘格的高精度分区域相机标定方法[J]. 测试科学与仪器, 2016, 7(004): 342 - 349.
- [8] 西门子(中国)有限公司. 适用于 PROFINET 的 PRO-NETA Basic 3.8 调试和诊断工具[Z]. 2024.
- [9] 温雪媛,张路,蒋玉明,等. 基于 OPC UA 协议的 PLC 数据采集系统改造方案[J]. 自动化应用, 2025, 66(01): 209 - 212.
- [10] 莫俊晖,许锦标. 基于嵌入式 PLC 模块的 WEB 监测系统[J]. 电子世界, 2021(04): 150 - 151.
- [11] 张琦. 基于计算机视觉的深度学习图像识别算法优化研究[J]. 信息与电脑, 2025, 37(19): 1 - 3.