

侯国鑫,徐鹏,甘章泽等.基于P2ES-YOLO的堤防红外图像管涌渗漏识别[J].人民珠江,DOI:10.3969/j.issn.1001-9235.XXXX.XX.001.

# 基于P2ES-YOLO的堤防红外图像管涌渗漏识别

侯国鑫<sup>1</sup>,徐鹏<sup>2</sup>,甘章泽<sup>2</sup>,欧阳卓宇<sup>2</sup>,欧洋力<sup>3</sup>,邓斌<sup>2,4\*</sup>

(1.湖南省洞庭湖水利事务中心,湖南长沙410007;2.长沙理工大学水利与海洋工程学院,湖南长沙410114;3.湖南省水利发展投资有限公司,湖南长沙410007;4.洞庭湖水环境治理与生态修复湖南省重点实验室,湖南长沙410114)

**摘要:**针对无人机红外巡检中渗漏目标尺度小、边缘模糊、背景干扰强等检测难题,提出一种轻量化检测算法P2ES-YOLO。该算法以YOLOv8n为基线,构建了感知、定位与噪声抑制协同优化架构。首先,引入P2小目标检测分支,利用高分辨率特征图保留空间细节,提升对弱异常小目标的响应灵敏度;其次,采用EIoU损失函数替代CIoU,细化宽高比惩罚项,增强对渐变边界的回归精度;最后,嵌入参数无关的SimAM注意力模块,自适应增强目标区域并抑制背景热斑干扰。在自建红外堤防渗漏数据集上,P2ES-YOLO的精确率、召回率和mAP@0.5分别达95.1%、93.4%和97.2%,较基线模型YOLOv8n提升1.1%、4.0%和1.5%。该方法在保持轻量化的同时显著提升了检测精度与鲁棒性,为堤防管涌渗漏隐患精准识别提供了可选技术方案。

**关键词:**堤防安全;管涌渗漏;红外图像;YOLOv8;小目标检测

**中图分类号:**TV698 **文献标识码:** **文章编号:**1001-9235(XXXX)XX-0001-12

堤防工程作为抵御洪水灾害的重要屏障,其安全运行直接关系到沿线人民生命财产安全和区域社会经济稳定<sup>[1-3]</sup>。在堤防各类险情中,管涌与渗漏是最为常见且危害巨大的堤防隐患类型<sup>[4]</sup>。实现对管涌渗漏的早期、精准识别,是提升堤防安全预警与险情处置的关键。

针对堤防隐患巡检,传统方法依赖人工,效率低下且难以大面积覆盖<sup>[5]</sup>。近年来,基于无人机平台的机载红外热成像技术,因其非接触、高效率、可大面积快速筛查的优势,为堤防隐患探测提供了新思路<sup>[6-7]</sup>。然而,由于渗漏水与堤体表层存在季节性或昼夜温差,同时渗漏区域因水分蒸发吸热或浸润区热容变化,易形成局部热异常,从而在红外图像中呈现出与周围环境不同的温度特征<sup>[8]</sup>,在红外图

像中准确识别渗漏仍面临诸多挑战。首先,渗漏点表现为典型的小目标,在图像中仅占极少像素,特征微弱;其次,渗漏区域边缘呈渐变扩散特征,缺乏清晰轮廓边界,导致定位难度大;此外,背景中植被、裸土、阴影及太阳反射等因素易形成类渗漏热斑,对识别过程造成严重干扰<sup>[9-10]</sup>。

针对上述问题,国内外学者开展了基于深度学习的目标检测研究。苏怀智等<sup>[8]</sup>系统总结了土石堤坝渗漏病险探测模式,提出可将计算机视觉与深度学习算法引入土石堤坝渗漏病害检测以实现基于红外图像的渗漏自动识别。近年来,以YOLO(You Only Look Once)系列为代表的深度学习目标检测算法,凭借其端到端的优势和卓越的实时检测性能,在农业、工业、遥感等领域的视觉检测任务中取得

基金项目:湖南省水利科技项目(XSKJ2025056-33);湖南省科技创新计划项目(2020RC3037、20hmkj019)

收稿日期:2026-03-14 修回日期:2026-04-20

作者简介:侯国鑫(1975—),男,主要从事水利工程建设、运行管理和水旱灾害防御等工作。

通信作者:邓斌(1985—),男,博士,教授,主要从事江河湖海涉水工程防灾减灾等工作。

联系作者:致信rmzj@pearlwater.gov.cn,由期刊转接。

了显著进展<sup>[11-13]</sup>。Zhou等<sup>[10]</sup>首次将红外热成像与YOLO系列算法结合用于土石堤坝渗漏检测,验证了深度学习在渗漏检测中的可行性。Chen等<sup>[14]</sup>提出了从人工巡检到无人机巡检的转换框架,利用红外图像和深度学习实现了堤防渗漏隐患的高效检测。在此基础上,Duan等<sup>[15]</sup>进一步构建了融合无人、深度学习与边缘计算的堤防管涌快速自动检测体系。

YOLOv8作为YOLO系列的成熟算法,通过引入CSPDarknet骨干网络、PANet特征金字塔结构及解耦头检测模块,在检测精度与推理速度之间实现了良好平衡。然而,YOLOv8在通过红外热成像实施堤防渗漏检测时,仍面临以下关键问题:一是多级下采样导致小目标特征丢失,漏检率高<sup>[16]</sup>;二是边界模糊致使高交并比(Intersection over Union, IoU)阈值下的定位精度不足<sup>[17]</sup>;三是复杂背景热斑干扰易引发误检<sup>[18]</sup>。上述问题极大限制了其在工程应用中的可靠性。

针对上述问题,为提升基于无人机红外热成像技术的堤防隐患探测精度,本文以YOLOv8n为基线模型,引入P2小目标检测分支,利用高分辨率特征图增强对弱异常小目标的感知,采用EIoU(Efficient-IoU)损失函数,通过精细化回归约束提升边界框定位精度,并在此基础上,嵌入参数无关的

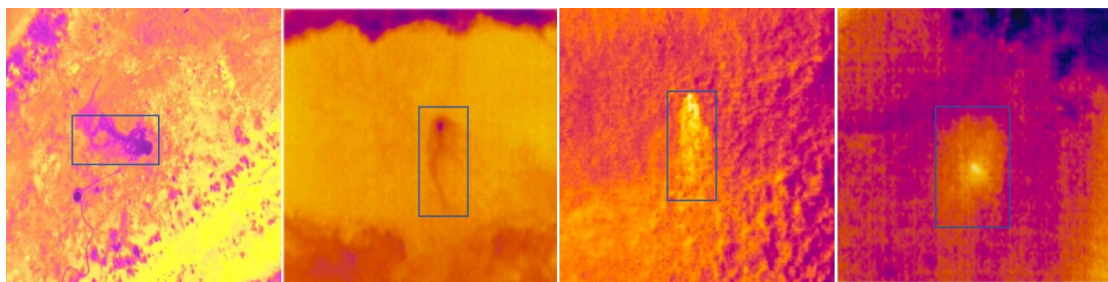
SimAM(Simple Parameter-Free Attention Module)注意力模块,自适应抑制复杂背景干扰,最终提出融合感知、精确定位和噪声抑制协同优化的P2ES-YOLO算法框架;并通过消融试验和对比试验,系统验证了各改进模块的有效性,及P2ES-YOLO算法的检测性能。

## 1 材料与方法

### 1.1 渗漏红外识别原理

由于水与土体的比热容存在显著差异,受太阳辐射和散热的影响,管涌与渗漏区域通常呈现出区别于周围堤体的温度场特征。渗漏水多源于河流深层水体,其温度与堤身表层土体之间存在温差<sup>[14,19]</sup>。当渗漏水温度低于表层土体时,渗流出口处的表层土温下降,形成局部低温异常;而在夜晚或阴雨天气条件下,河流水温相对升高,渗漏区域则可能表现为高温异常。这两种典型的热异常模式,使得渗漏点在红外热成像图像中能够与均匀背景明显区分。

图1a、1b为日间太阳辐射下的低温异常形态,低温渗漏水持续带走堤身表层土体热量,在渗流出口及周边形成局部低温斑块;图1c、图1d为夜间、阴雨等弱辐射环境下的高温异常形态,此时河流水温高于堤身表层土体,渗漏通道持续向外传导热量,形成局部高温区域。



注:a)低温异常(植被背景) b)低温异常(裸土背景) c)高温异常(植被背景) d)高温异常(裸土背景)

图1 渗漏示意

Fig. 1 Schematic diagram of seepage

然而,受堤防渗漏与管涌在红外图像中的热异常表征具有显著特殊性的影响,仅依靠传统阈值分割或人工判读等方法,难以在复杂环境下实现自动

化、高置信度的渗漏目标检测。因此,亟须具备强特征学习能力的深度学习模型,精准分离渗漏信号与背景干扰,实现堤防渗漏智能检测,弥补传统方

法不足。

## 1.2 YOLOv8 模型介绍

YOLOv8 作为单阶段目标检测算法,其轻量版本 YOLOv8n 凭借参数量少、推理速度快的优势,适合部署于无人机等边缘设备。图 2 所示<sup>[20]</sup>,该模型主要由三部分构成:主干采用 CSPDarknet 结构,通

过跨阶段局部网络增强梯度流动与特征复用,提取多尺度特征图;颈部采用 PANet 结构,通过双向路径融合,将深层语义信息与浅层细节信息结合,提升多尺度感知能力;头部采用解耦头结构,将分类和回归任务分离,加速收敛并提升精度<sup>[21]</sup>。

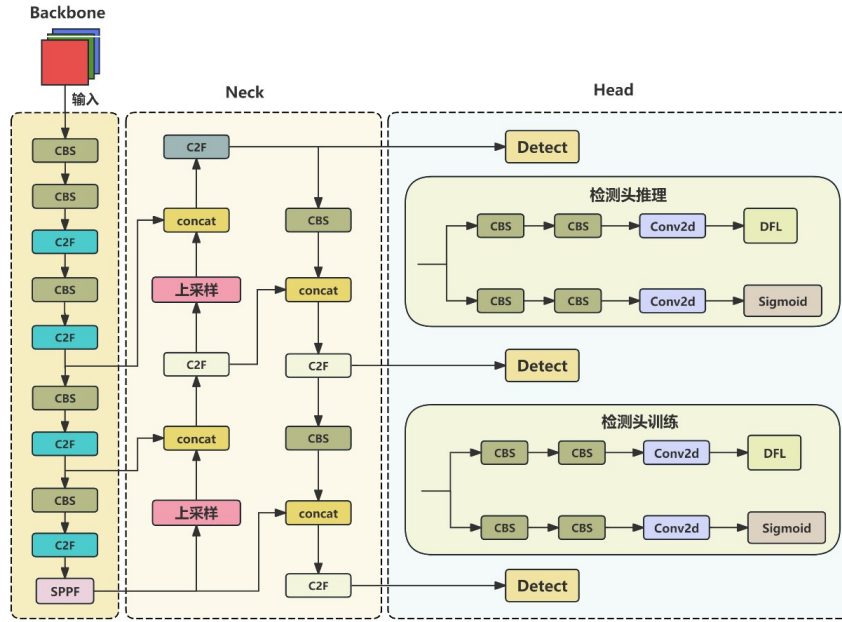


图 2 YOLOv8 模型结构

Fig. 2 Structure diagram of YOLOv8

尽管 YOLOv8n 在通用目标检测中表现优异,但在堤防红外渗漏检测这一特定任务场景下,其结构设计仍存在若干不足:在 Backbone 多次下采样后,原始图像中仅占数个像素的渗漏目标在深层特征图中的响应极易被抑制或丢失,导致小目标漏检问题突出;Neck 部分虽采用了多尺度融合,但对边界模糊目标的回归能力有限,其原生 CIoU 损失函数对边界框宽高比的刚性约束,难以适应渗漏区域形状渐变、边界不规则的特点;此外,Head 在生成预测时,缺乏对背景噪声的有效抑制机制,易将复杂的植被、阴影等热斑误判为渗漏目标,造成误检率上升。

## 1.3 改进 P2ES-YOLO 算法

针对以上问题,本文提出一种 P2ES-YOLO 的

红外堤防渗漏检测算法,其模型结构见图 3。该算法以 YOLOv8n 为基线,通过引入 3 个核心模块,分别从特征提取、定位精度和误检抑制 3 个层面进行针对性改进,以提升模型在堤防管涌渗漏检测任务中的精度。

### 1.3.1 P2 小目标检测分支

针对小目标特征丢失问题,本文在 Neck 部分引入 P2 小目标检测分支<sup>[22]</sup>。YOLOv8n 的特征金字塔从 P3 层(8 倍下采样,特征图尺寸 80×80)开始检测,对于原始 640×640 图像中尺寸小于 8×8 像素的渗漏目标,表征能力不足。新增的 P2 分支直接利用 Backbone 中更浅层的 P2 层(4 倍下采样,特征图尺寸 160×160)特征图,该层保留了更丰富的空间细节与原始温度梯度信息。P2 分支通过一个额外的自上

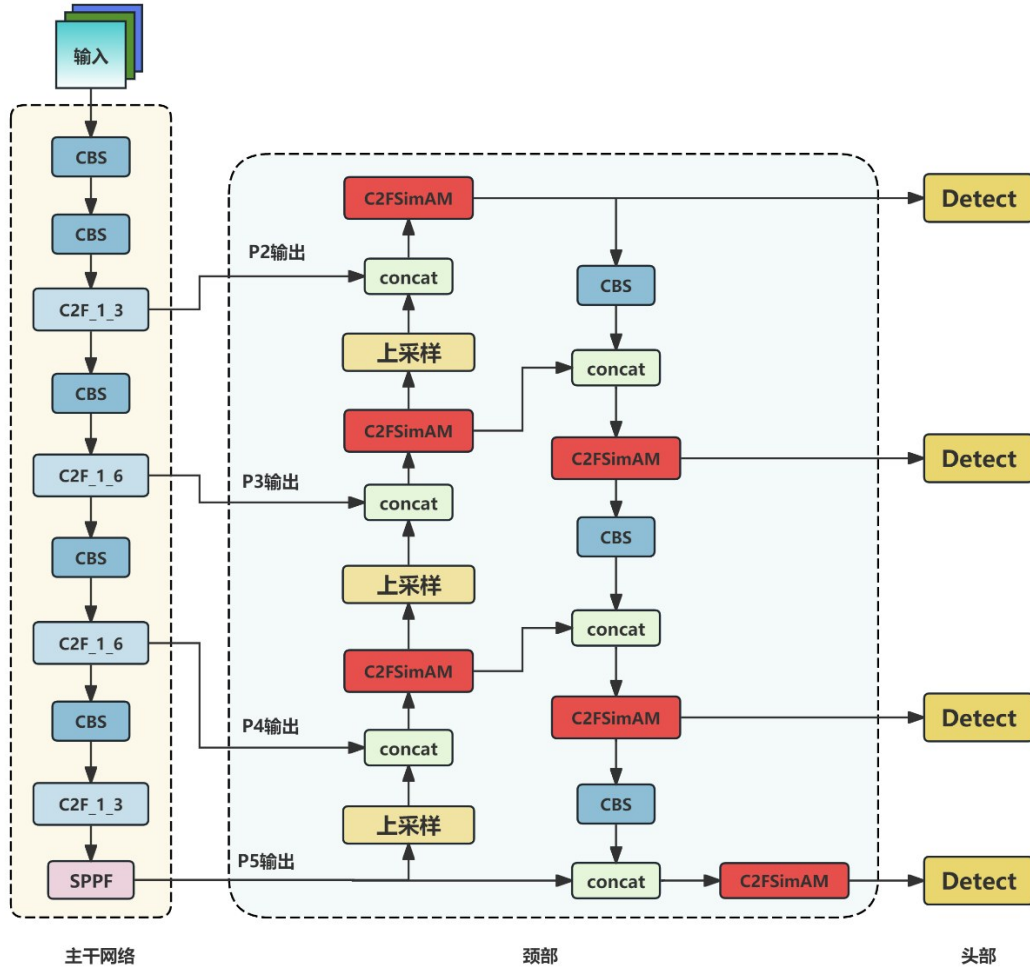


图3 P2ES-YOLO模型结构

Fig. 3 Structure diagram of P2ES-YOLO

而下的路径,将深层的语义信息与P2层高分辨率的细节特征进行融合,其过程可形式化描述为:

$$p_2^{\text{out}} = \text{Conv}(\text{Concat}(p_2^{\text{in}}, \text{Upsample}(p_3^{\text{in}}))) \quad (1)$$

式中: $p_2^{\text{in}}$ 为Backbone输出的P2层原始输入特征图; $p_3^{\text{in}}$ 为Backbone输出的P3层原始输入特征图;Upsample为上采样操作;Concat为通道维度拼接操作;Conv为融合卷积层,用于融合特征并调整通道数; $p_2^{\text{out}}$ 为小目标检测分支的输出融合特征图。

通过上述融合机制,P2分支可有效结合高分辨率的空间细节与深层的语义信息,显著增强对弱异常小目标的响应灵敏度,降低漏检率。

### 1.3.2 EIou边界框回归损失

针对红外渗漏目标边界模糊、回归难度大的问

题,本文采用EIou损失函数<sup>[23]</sup>替换原始的CIou<sup>[24]</sup>。

EIou在CIou基础上,将宽高比的惩罚项拆解为分别对宽度和高度差异的惩罚,从而增强了对预测框中心点偏移与宽高误差的约束能力。这使得预测框能够更紧密地贴合真实目标渐变的、不规则的边界,在高IoU阈值下可以显著提升定位精度,见式(2)~(5)。

$$L_{\text{CIoU}} = 1 - \text{IoU} + \frac{\rho^2(b, b^{\text{gt}})}{c^2} + \alpha\nu \quad (2)$$

$$\nu = \frac{4}{\pi^2} \left( \arctan \frac{w^{\text{gt}}}{h^{\text{gt}}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (3)$$

$$\alpha = \frac{\nu}{1 - \text{IoU} + \nu} \quad (4)$$

$$L_{IoU} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \frac{\rho^2(\omega, \omega^{gt})}{c_\omega^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{c_h^2} \quad (5)$$

式中:IoU为交并比; $c^2$ 为包围2个框的最小外接矩形对角线长度平方; $\nu$ 为宽高比一致性度量项; $\alpha$ 为平衡系数,用来调节 $\nu$ 的影响; $\rho^2(\omega, \omega^{gt})$ 和 $\rho^2(h, h^{gt})$ 分别为宽度和高度差的平方; $c_\omega, c_h$ 分别为覆盖预测框和真实框的最小外接矩形的宽度、高度。

### 1.3.3 SimAM 参数无关注意力模块

为抑制复杂背景热斑引发的误检,本文在C2F的特征融合阶段后引入SimAM注意力模块<sup>[25]</sup>。与传统的通道注意力(如SE)或混合注意力(如CBAM)不同,SimAM是一种基于神经科学理论提出的3D注意力机制,无需引入额外参数。其核心在于

为特征图中的每个神经元定义一个能量函数,用以衡量该神经元与周围神经元之间的线性可分性。神经元与周围环境的差异越大,其能量值越低,注意力权重越高。SimAM通过解析方式求解该能量函数,直接推导出每个神经元的注意力权重,将其嵌入C2F模块,相当于在生成最终预测前对特征图进行一次轻量级的精炼。其在不引入额外参数和复杂计算的前提下,有效增强了渗漏目标的热异常特征,并抑制了由植被、阴影等产生的背景热斑,从而显著降低误检率。其简化计算过程可表示为:

$$\hat{X} = X \odot \text{Sigmoid}(1/E) \quad (6)$$

式中: $X$ 为输入特征; $E$ 为根据特征图统计量计算出的能量矩阵; $\odot$ 为逐元素相乘。该过程能自适应地增强目标的神经元响应,同时抑制与背景相似的神

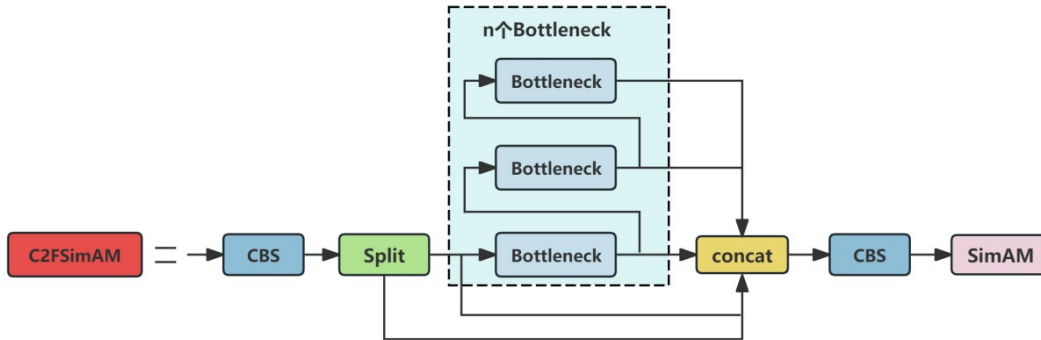


图4 C2FSimAM 模块结构

Fig. 4 Structure diagram of the C2FSimAM module

## 2 试验结果与分析

### 2.1 试验环境

试验所有模型训练与验证均在相同计算平台上完成。硬件环境为 NVIDIA GeForce RTX 4060 GPU (8 GB 显存); CPU 为 12th Gen Intel (R) Core (TM) i7-12700F, 运行内存 32 GB; 操作系统为 Windows 11。CUDA 版本为 12.6, 深度学习框架基于 Ultralytics YOLO 库实现。

为确保试验结论的可靠性,所有模型在相同数据集与训练参数下进行训练。模型训练输入图像

尺寸为 640×640; 训练 300 epochs, 以确保模型能充分学习图像特征; 批次大小为 16; 初始学习率设置为 0.001; 权重衰减为 0.0005; 随机种子固定为 42 以减少随机性影响, 主要训练参数配置见表 1。

### 2.2 数据集构建与预处理

研究使用的数据集由两部分组成:一部分为公开红外渗漏模拟试验数据集<sup>[26-30]</sup>;另一部分为自建数据集,由大疆 M300 RTK 无人机搭载禅思 Zenmuse H20T 红外相机在模拟堤防环境下采集获得,公开数据集与自建数据集比例为 6:4,数据集图像格式包含 jpg 和 png 两种格式。原始数据集示例

表1 训练参数配置

Tab. 1 Training parameter configuration

名称	数值
Image_size	640×640
epochs	300
Batch_size	16
seed	42
lr0	0.001
Weight_decay	0.000 5

见图5,数据采集充分考虑了多种复杂场景,涵盖不同光照条件、植被覆盖、阴影干扰等背景因素,以及不同发展阶段、不同尺度的渗漏与管涌目标,以增强模型的泛化能力。

对收集的2 856张原始图像进行筛选清洗,剔除模糊、过曝、重复或无效图像,将所有图像尺寸统一调整为640×640像素。使用LabelImg工具按照YOLO标准格式进行人工标注,标签采用归一化中心点坐标形式,以渗漏或管涌的核心异常区域为中心,用矩形框覆盖其主要温度扩散范围,并尽可能贴合目标边界。最终得到1 422张包含有效标注的红外图像,按照7:2:1的比例随机划分为训练集(995张)、验证集(285张)和测试集(142张)。

### 2.3 评价指标

为评价模型在无人机红外堤防渗漏、管涌检测中的性能,采用目标检测通用的评价指标:精确率 $P$

(Precision)、召回率 $R$ (Recall)、平均精度均值 $P_{mA}$ (Mean Average Precision)。其中, $P_{0.5}$ 表示IoU阈值为0.5时的平均精度, $P_{0.5-0.95}$ 表示IoU阈值从0.5到0.95(步长0.05)的平均精度。精确率和召回率的计算基于正确检测( $P_T$ )、误检( $P_F$ )和漏检( $N_F$ )的数量。

精确率( $P$ )反映模型误检控制能力,即检测正样本中真正样本的比例,见式(7)。

$$P = \frac{P_T}{P_T + P_F} \quad (7)$$

召回率( $R$ )反映模型漏检控制能力,即真实目标中被成功检测的比例,见式(8)。

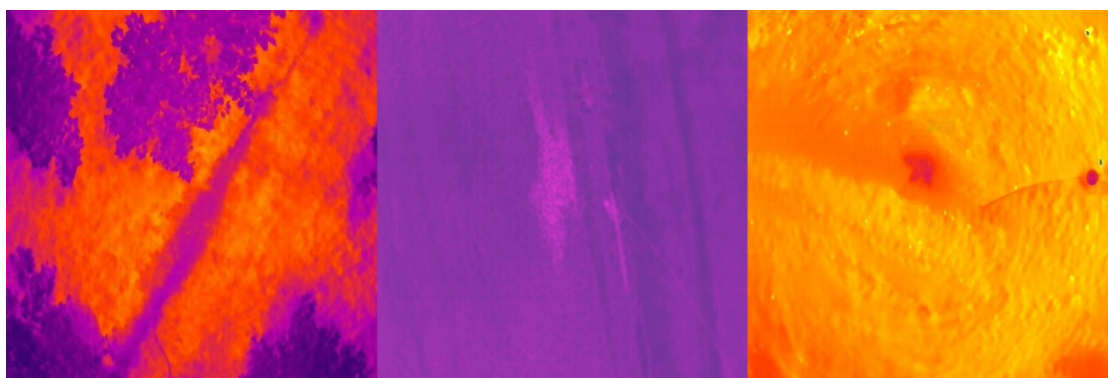
$$R = \frac{P_T}{P_T + N_F} \quad (8)$$

平均精度( $P_A$ )通过精确率-召回率( $P-R$ 曲线)下面积计算,综合反映单类别目标检测中精确率与召回率的平衡。

$$P_A = \int_0^1 P(R) dR \quad (9)$$

### 2.4 消融试验

为验证各改进模块对无人机红外堤防渗漏管涌点检测性能的贡献,以轻量级模型YOLOv8n为基线,采用逐模块叠加的消融策略,构建了三组改进模型:在基线基础上依次引入P2小目标检测分支、将边界框回归损失替换为EIoU、在颈部C2F模块中引入参数无关注意力SimAM。所有消融试验均在相同的数据划分、训练参数与评估流程下进行,训



注:a)植被干扰 b)夜间采集 c)日间采集

图5 原始数据集示意

Fig. 5 Schematic diagram of the original dataset

练参数均采用与表1完全相同的训练超参数,仅改变所验证的模块,以确保对比的公平性,见表2。

表2 消融试验对比

Tab. 2 Comparison of ablation experiments

模型	$P$	$R$	$P_{0.5}$	$P_{0.5-0.95}$
YOLOv8n	94.0	89.4	95.7	66.8
YOLOv8n+P2	92.4	92.4	96.9	68.0
YOLOv8n+P2+ElIoU	93.6	93.0	96.9	68.1
YOLOv8n+P2+ElIoU+SimAM	95.1	93.4	97.2	68.5

由消融试验可见,与基线模型相比,引入P2分支后,模型召回率(Recall)由89.4%提升至92.4%(+3.0个百分点), $P_{0.5}$ 与 $P_{0.5-0.95}$ 均提升了1.2个百分点。这表明高分辨率特征图的引入有效增强了对红外弱异常小目标的响应灵敏度,显著减少了漏检率。与此同时,精准率由94.0%下降至92.4%(-1.6个百分点),说明在检出能力提升的同时,也导致了部分背景热斑或纹理相似区域的误检,呈现出召回率提升、精度略降的典型权衡现象。

在引入P2的基础上替换为ElIoU损失后,精准率由92.4%回升至93.6%(+1.2个百分点),召回率进一步提升至93.0%(+0.6个百分点), $P_{0.5-0.95}$ 由68.0%小幅提升至68.1%(+0.1个百分点),而 $P_{0.5}$ 保持96.9%不变。表明ElIoU通过对中心点偏移与宽高误差的更精细约束,在不影响检出能力的前提下提升了边界框回归的稳定性和高IoU阈值下的定位精度。

在上述改进基础上引入参数无关的SimAM注意力后,精准率提升至95.1%(+1.5个百分点),召回率进一步提升至93.4%(+0.4个百分点), $P_{0.5}$ 与 $P_{0.5-0.95}$ 分别达到97.2%(+0.3个百分点)和68.5%(+0.4个百分点)。这说明SimAM能够有效抑制复杂背景热异常引发的误报,在保持高召回的同时显著提升精度与整体检测稳定性。

综上,最终模型P2ES-YOLO相较于基线实现了全面性能提升,精确率提升1.1个百分点(94.0%

→95.1%)、召回率提升4个百分点(89.4%→93.4%)、 $P_{0.5}$ 提升1.5个百分点(95.7%→97.2%)、 $P_{0.5-0.95}$ 提升1.7个百分点(66.8%→68.5%)。试验结果充分验证了本文所提改进模块在无人机红外堤防渗漏检测任务中的有效性。

## 2.5 对比试验

为全面评估P2ES-YOLO在堤防红外渗漏检测任务中的性能,选取YOLOv5n、YOLOv8n、YOLOv9-T、YOLOv10n、YOLOv11n等主流轻量级目标检测算法作为对比,所有模型均在相同数据集和相同训练参数(表1)下进行对比试验,结果见表3。

表3 不同模型在堤防红外管涌渗漏数据集的检测结果对比

Tab. 3 Comparison of detection results of different models on the dike infrared piping and seepage dataset

模型	$P$	$R$	$P_{0.5}$	$P_{0.5-0.95}$
YOLOv5n	83.1	75.2	80.6	42.3
YOLOv8n	94.0	89.4	95.7	66.8
YOLOv9-T	93.8	87.4	95.0	65.2
YOLOv10n	90.6	89.1	94.8	66.8
YOLOv11n	86.9	87.9	93.9	63.2
P2ES-YOLO	95.1	93.4	97.2	68.5

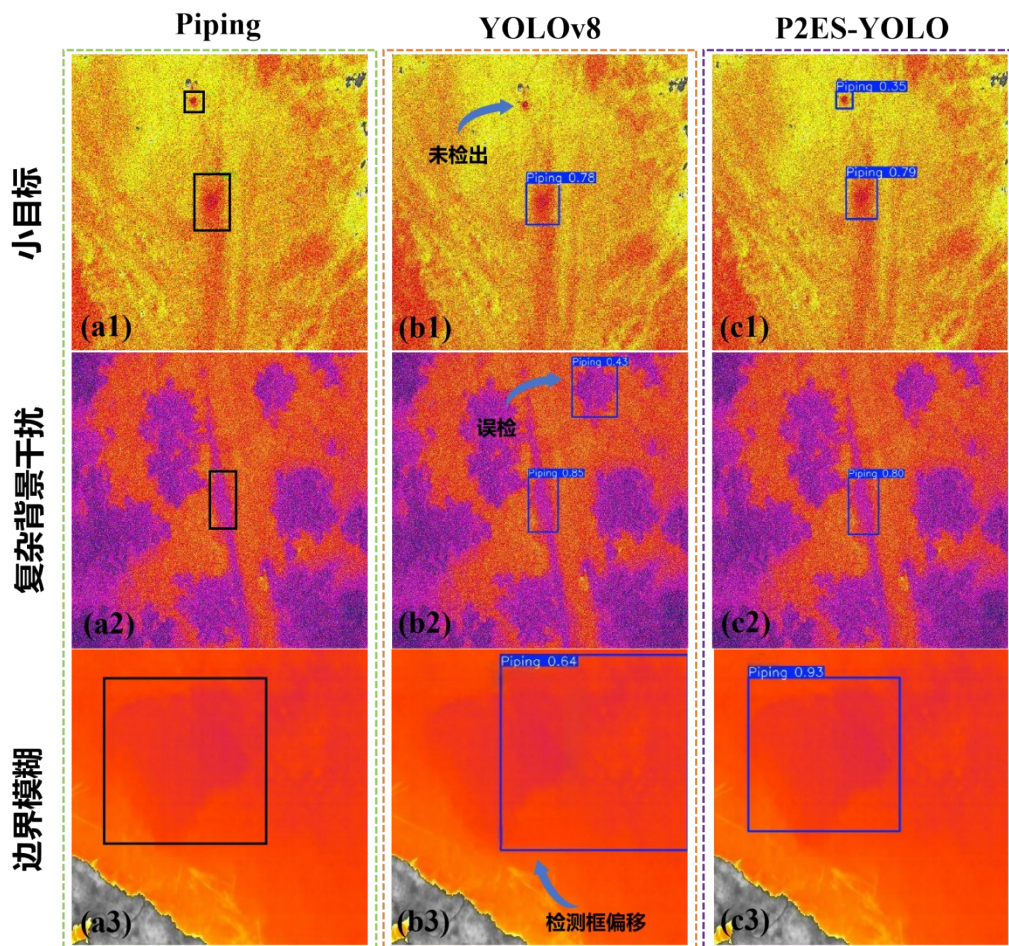
由对比试验可知,P2ES-YOLO在所有评价指标上均优于其他对比模型。YOLOv5n整体性能偏低,难以满足复杂红外场景下的工程需求;YOLOv9-T、YOLOv10n和YOLOv11n虽优于YOLOv5n,但其精确率与召回率均低于P2ES-YOLO,召回率分别低6.0%、4.3%和5.5%。由此可见,现有主流轻量级检测算法在面对红外渗漏目标小尺度、边缘渐变及背景热斑干扰时,仍存在漏检与误检问题。P2ES-YOLO在保持轻量化的前提下显著提升了检测精度与鲁棒性,更适用于堤防红外渗漏管涌检测任务。

## 2.6 试验结果可视化

为直观展示P2ES-YOLO的改进效果,图6对比了P2ES-YOLO与基线模型YOLOv8n在不同复杂渗

漏场景下的检测性能。由图 6a1、6b1、6c1 对比可见,在微弱、尺寸极小的小目标渗漏场景中, YOLOv8n 易出现漏检情况,而 P2ES-YOLO 通过引入 P2 特征增强分支,有效提升了模型对小目标的感知能力,能够准确识别并定位微小渗漏点。由图 6a2、6b2、6c2 对比可见,在面对复杂背景干扰时, YOLOv8n 易将背景噪声误判为渗漏目标, P2ES-YOLO 则利用 SimAM 注意力模块对特征进行提纯并抑制背景噪声,从而更好地区分真实渗漏与干扰信

息,有效降低误检率。由图 6a3、6b3、6c3 对比可见,在边界模糊的渗漏场景中, YOLOv8n 的预测框与实际区域之间存在明显偏移,而 P2ES-YOLO 采用 EIou 损失函数优化边界回归,使检测框更贴合目标轮廓,显著提升了定位精度。可视化结果的对比进一步验证了 P2ES-YOLO 在小目标检测、模糊目标定位和复杂背景抗干扰等方面的优越性,充分表明其在复杂渗漏检测场景中有效克服了传统模型在精度与鲁棒性之间难以平衡的问题。



注:a)原始渗漏点位置 b)YOLOv8检测结果 c)P2ES-YOLO检测结果

图 6 管涌渗漏检测结果对比

Fig. 6 Comparison of piping and seepage detection results

### 3 结语

本文提出一种基于 YOLOv8 的轻量化目标检测算法 P2ES-YOLO,针对无人机红外堤防巡检中渗漏目标小、边界模糊、背景干扰强等检测难题进行了

一系列改进并通过试验验证了改进算法的有效性。该算法通过引入 P2 小目标检测分支以提升对微弱渗漏点的感知能力(召回率提升 3.0%);采用 EIou 损失函数改善了模糊边界下的定位精度;嵌入参数

无关的 SimAM 注意力模块自适应抑制背景热斑干扰(精确率提升 1.5%)。在自建数据集上的试验表明, P2ES-YOLO 的精确率、召回率和 mAP@0.5 分别达到 95.1%、93.4% 和 97.2%, 综合性能优于主流轻量模型。该方法在保持模型轻量化的同时, 显著提升了检测的准确性与鲁棒性, 为堤防智能化巡检提供了有效的技术支撑。

尽管研究在堤防管涌渗漏红外检测方面取得了一定成果, 但仍存在一定局限性, 有待进一步探索。一是数据集规模与多样性不足: 当前数据集虽涵盖多种场景, 但有效标注图像的样本量偏少仅有 1 422 张, 且主要来源于模拟试验及局部区域实际采集。堤防渗漏的热红外特征受地域、气候、季节、堤身材料等多因素影响, 现有数据集难以覆盖全部潜在场景。后续需联合多方开展跨区域、跨季节协同数据采集, 构建规模更大、代表性更强的公开基准数据集, 提升模型泛化能力。二是特定场景下检测存在失效风险: 当渗漏点被高密度植被完全遮挡时, 红外热像仪无法捕捉有效温度异常, 则会导致基于表面红外图像的视觉检测方法失效; 而渗漏水温与背景温差极小时(如连续阴雨), 检测性能也会显著下降。未来可探索融合可穿透植被的 LiDAR 数据或高光谱数据, 并研究基于温度时序变化的弱监督检测方法。三是模型轻量化与边缘部署仍需优化: P2ES-YOLO 虽具备轻量特性, 但 P2 分支与注意力机制的引入仍对机载边缘计算设备算力有一定要求。后续将通过知识蒸馏、结构化剪枝、量化训练等模型压缩技术, 在维持检测精度的前提下降低计算负担, 使其更适配低功耗、轻量级无人机平台。四是需实现从目标检测向危害量化评估的跨越: 当前研究仅完成渗漏目标的定位与识别, 而实际工程中渗漏流量、发展速率是评估其危险等级的关键。未来应深入探究渗漏红外特征(热斑面积、温度梯度、扩散速率等)与渗漏流量、土体侵蚀程度的定量关系, 构建基于时序红外图像的渗漏危害性评估模型, 为堤防抢险决策提供更直接的技术支撑, 实现对堤防险情的精准识别与预警。

#### 参考文献:

- [1] 梁钊雄, 王兮之, 徐丹. 时序合成孔径雷达干涉测量在堤防形变监测中的应用[J]. 测绘通报, 2025(12): 88-92.  
Liang Zhaoxiong, Wang Xizhi, Xu Dan. Application of time-series synthetic aperture radar interferometry in embankment deformation monitoring [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2025(12): 88-92. (in Chinese)
- [2] 廖志浩, 陈豪, 朱少坤, 等. 堤防管涌启动与发展机理研究进展[J]. 人民珠江, 2024, 45(3): 146-156.  
Liao Zhihao, Chen Hao, Zhu Shaokun, et al. Research Progress on Initiation and Development Mechanism of Embankment Piping [J]. Pearl River, 2024, 45(3): 146-156. (in Chinese)
- [3] 蒋水华, 陈颖霞, 熊威, 等. 堤防工程险情风险评估与管控研究进展[J]. 人民珠江, 2024, 45(11): 1-13.  
Jiang Shuihua, Chen Yingxia, Xiong Wei, et al. Research Progress on Risk Assessment and Management and Control of Dike Engineering Danger [J]. Pearl River, 2024, 45(11): 1-13. (in Chinese)
- [4] 牟迪. 水利工程技术中土质堤防渗漏问题与防治技术[J]. 城市建设理论研究(电子版), 2025(26): 189-191.  
Mou Di. Seepage problems and prevention technologies of earth embankments in water conservancy engineering technology [J]. Water Conservancy Engineering, 2025 (26) : 189-191. (in Chinese)
- [5] 刘宝权, 杨蓉, 刘达, 等. 无人机智能巡检技术在渠堤渗漏识别中的应用[J]. 水利水电技术(中英文), 2024, 55(S1): 242-248.  
Liu Baoquan, Yang Rong, Liu Da, et al. Application of unmanned aerial vehicle intelligent inspection technology in identification of canal embankment leakage [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2024, 55 (S1) : 242- 248. (in Chinese)
- [6] 何成, 王峰, 朱丽婷, 等. 基于无人机平台的电力巡线相关技术研究进展[J]. 中国测试, 2025, 51(03): 1-15.  
He Cheng, Wang Feng, Zhu Liting, et al. Research progress of electric power patrol related technologies based on UAV platforms [J]. China Measurement & Test, 2025, 51 (3) : 1-15. (in Chinese)
- [7] 杨志勇. 基于无人机与红外图像的桥梁表观病害识别与评估[J]. 交通世界, 2025, (16): 146-148, 152.  
Yang Zhiyong. Identification and evaluation of bridge apparent diseases based on UAV and infrared images [J]. Transp World, 2025(16): 146-148, 152. (in Chinese)
- [8] 苏怀智, 周仁练. 土石堤坝渗漏病险探测模式和方法研究进展[J]. 水利水电科技进展, 2022, 42(1): 1-10.

- Su Huaizhi, Zhou Renlian. Research progress and prospect of earth-rockfill dam leakage detection modes and method [J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 2022, 42(1): 1-10. (in Chinese)
- [9] Zhou Renlian, Wen Zhiping, Su Huaizhi. Automatic recognition of earth rock embankment leakage based on UAV passive infrared thermography and deep learning [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 191: 85-104.
- [10] Zhou Renlian, Almustafa M K, Nehdi M L, et al. Automated localization of dike leakage outlets using UAV-borne thermography and YOLO-based object detectors [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2024, 218: 551-573.
- [11] 陈军,曹晓明,刘光耀,等. 基于ESW-YOLO的化学疏花苹果花序状态检测方法研究[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(11): 433-440.
- Chen Jun, Cao Xiaoming, Liu Guangyao, et al. Research on Detection Method of Apple Inflorescence Status of Chemical Flower Thinning Based on ESW-YOLO [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(11): 433-440. (in Chinese)
- [12] 张捷皓,张进峰,吴威涛,等. 基于高精多尺度集成的轻量织物缺陷检测方法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2025, 59(12): 2556-2565.
- Zhang Jiehao, Zhang Jinfeng, Wu Weitao, et al. Lightweight fabric defect detection method based on high precision multi-scale integration [J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2025, 59(12): 2556-2565. (in Chinese)
- [13] 王建敏,孙廷松,孙建宇,等. 遥感图像的多尺度和密集小目标检测算法[J]. *测绘科学*, 2025, 50(11): 66-74.
- Wang Jianmin, Sun Tingsong, Sun Jianyu, et al. A multi-scale and dense small object detection algorithm for remote sensing images [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2025, 50(11): 66-74. (in Chinese)
- [14] Chen Baili, Duan Quntao, Luo Lihui. From manual to UAV-based inspection: Efficient detection of levee seepage hazards driven by thermal infrared image and deep learning [J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2024, 114. DOI: 10.1016/j.ijdr. 2024. 104982.
- [15] Duan Quntao, Chen Baili, Luo Lihui. Rapid and automatic UAV detection of river embankment piping [J]. *Water Resources Research*, 2025, 61(2). DOI: 10.1029/2024wr038931.
- [16] 陈海永,刘登斌,晏行伟. 基于IDOU-YOLO的红外图像无人机目标检测算法[J]. *应用光学*, 2024, 45(4): 723-731.
- Chen Haiyong, Liu Dengbin, Yan Xingwei. Infrared image UAV target detection algorithm based on IDOU-YOLO [J]. *Journal of Applied Optics*, 2024, 45(4): 723-731. (in Chinese)
- [17] 左震,袁书东,李灿,等. 多尺度学习的红外无人机目标检测算法[J]. *国防科技大学学报*, 2025, 47(6): 224-234.
- Zuo Zhen, Yuan Shudong, Li Can, et al. Multi-scale learning algorithm for infrared UAV target detection [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2025, 47(6): 224-234. (in Chinese)
- [18] 徐倩,韩楠,董文安,等. 无人机红外目标检测技术:现状与展望[J]. *无线电工程*, 2025, 55(9): 1764-1774.
- Xu Qian, Han Nan, Dong Wen'an, et al. Infrared Target Detection Techniques for Unmanned Aerial Vehicles: State-of-the-art and Prospects [J]. *Radio Engineering*, 2025, 55(9): 1764-1774. (in Chinese)
- [19] Zhou Renlian, Wen Zhiping, Su Huaizhi. Detect submerged piping in river embankment by passive infrared thermography [J]. *Measurement*, 2022, 202. DOI: 10.1016/j.measurement. 2022. 111873.
- [20] Hidayatullah P, Syakrani N, Sholahuddin M R, et al. YOLOv8 to YOLO11: A comprehensive architecture in-depth comparative review [J]. *arXiv*, 2025. DOI: DOI: 10.48550/arXiv. 2501. 13400.
- [21] 邓能辉,石杰,李小占,等. 基于LMFF-YOLOv8的带钢表面缺陷检测方法研究[J]. *钢铁研究学报*, 2025, 37(11): 1495-1507.
- Deng Nenghui, Shi Jie, Li Xiaozhan, et al. Research on strip surface defects detection method based on LMFF-YOLOv8 [J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2025, 37(11): 1495-1507. (in Chinese)
- [22] 姜晟,郭鸿沛,王卫星,等. 基于改进YOLO v10n的虫情灯水稻害虫检测方法[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(11): 550-559.
- Jiang Sheng, Guo Hongpei, Wang Weixing, et al. Rice Pest Detection Method for Insecticidal Lamps Based on Improved YOLOv10n [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(11): 550-559. (in Chinese)
- [23] Zhang Yifan, Ren Weiqiang, Zhang Zhang, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression [J]. *Neurocomputing*, 2022, 506: 146-157.
- [24] Zheng Zhaohui, Wang Ping, Liu Wei, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression [C]// *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*, 2020, 34(7): 12993-13000.
- [25] Yang Lingxiao, Zhang Ruyuan, Li Lida, et al. Simam: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural

- networks [C]//International conference on machine learning. PMLR, 2021: 11863–11874.
- [26] 周仁练. 土石堤坝渗漏红外-可见双光融合图像数据集[DS/OL]. V1. 河海大学(2023-04-26)[2025-10-20]. <https://cstr.cn/16666.11.nbsdc.F39Aw69j>.  
Zhou Renlian. Infrared-visible Dual-light Fusion Image Dataset for Seepage Detection in Earth-rock Dams [DS/OL]. V1. Hohai University (2023-04-26)[2025-10-20]. <https://cstr.cn/16666.11.nbsdc.F39Aw69j>. (in Chinese)
- [27] 周仁练. 土石堤坝渗漏长续航双光巡测装备示范应用数据集[DS/OL]. V1. 河海大学(2023-04-26)[2025-10-20]. <https://cstr.cn/16666.11.nbsdc.e8bZU2yB>.  
Zhou Renlian. Demonstration Application Dataset of Long-endurance Dual-light Inspection Equipment for Seepage in Earth-rock Dams [DS/OL]. V1. Hohai University (2023-04-26)[2025-10-20]. <https://cstr.cn/16666.11.nbsdc.e8bZU2yB>. (in Chinese)
- [28] 周仁练. 土石堤坝渗漏长续航双光巡测装备野外巡测图像数据集[DS/OL]. V1. 河海大学(2023-04-26)[2025-10-20]. <https://cstr.cn/16666.11.nbsdc.gjlpJzd4>.  
Zhou Renlian. Field Inspection Image Dataset of Long-endurance Dual-light Equipment for Seepage in Earth-rock Dams [DS/OL]. V1. Hohai University (2023-04-26)[2025-10-20]. <https://cstr.cn/16666.11.nbsdc.gjlpJzd4>. (in Chinese)
- [29] 周仁练. 土坝渗漏红外感测模型试验数据集[DS/OL]. V1. 河海大学(2023-04-26)[2025-10-20]. <https://cstr.cn/16666.11.nbsdc.orPyhf5g>.  
Zhou Renlian. Infrared Sensing Model Test Dataset for Earth Dam Seepage [DS/OL]. V1. Hohai University (2023-04-26)[2025-10-20]. 2026-03-07. <https://cstr.cn/16666.11.nbsdc.orPyhf5g>. (in Chinese)
- [30] Duan Quntao, Chen Baili, Luo Lihui. Data for UAV Detection of River Embankment Piping [DS/OL]. V1. Northwest Institute of Eco-Environment and Resources (2024-03-30)[2025-10-20]. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10896178>.

## P2ES-YOLO-Based Detection of Seepage and Leakage in Infrared Images of Embankments

HOU Guoxin<sup>1</sup>, XU Peng<sup>2</sup>, GAN Zhangze<sup>2</sup>, OUYANG Zhuoyu<sup>2</sup>, OU Yangli<sup>3</sup>, DENG Bin<sup>2,4\*</sup>

(1. Dongting Lake Water Conservancy Affairs Center of Hunan, Changsha 410007, China; 2. School of Hydraulic and Ocean Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, Hunan, China; 3. Hunan Provincial Water Resources Development and Investment Co., Ltd., Changsha 410007, China; 4. Key Laboratory of Dongting Lake Aquatic Eco-Environmental Control and Restoration of Hunan Province, Changsha 410114, China)

**Abstract:** Early and reliable detection of piping and seepage in dikes is critical to mitigating flood risks and ensuring the long-term stability of hydraulic infrastructure. Recent advances in UAV-based infrared thermography have facilitated efficient, large-scale dike inspections. However, accurately identifying seepage anomalies in infrared images remains a formidable challenge due to the small size of targets, low signal-to-noise ratios, blurred and diffused boundaries, and complex background thermal interference. These issues often result in missed detections and false alarms when conventional deep learning-based object detectors are applied. To address these limitations, this study proposes a novel lightweight detection framework, termed P2ES-YOLO. Built upon the YOLOv8n architecture, the framework introduces a collaborative perception-localization-suppression optimization mechanism tailored specifically for infrared seepage detection. The main contributions are threefold: First, a P2 small-object detection branch is integrated into the feature pyramid network to leverage high-resolution feature maps from shallow layers. This design preserves fine spatial details and significantly enhances the detection capability for weak and small-scale seepage targets that are easily overlooked by standard models. Second, the Efficient Intersection over Union (EIoU) loss function replaces the conventional CIoU loss. By explicitly decoupling width and height constraints, EIoU enables more precise bounding box regression, which is particularly beneficial for targets with ambiguous and gradually changing boundaries, thus improving localization accuracy. Third, a parameter-free attention module, SimAM, is embedded into the feature fusion stage. This module adaptively refines feature representations by enhancing target-related responses and suppressing background noise without introducing additional computational overhead, ensuring the model maintains efficiency while boosting performance. Extensive experiments are conducted on a hybrid dataset that combines publicly available infrared seepage

data and a self-constructed UAV-based dataset. The dataset covers diverse environmental conditions, including varying illumination, vegetation interference, and different seepage development stages, to ensure the generalizability of the results. The proposed P2ES-YOLO achieves a precision of 95.1%, a recall of 93.4%, and an  $P_{0.5}$  of 97.2%, outperforming the baseline YOLOv8n by 1.1%, 4.0%, and 1.5%, respectively. Comparative evaluations with several state-of-the-art lightweight detectors further demonstrate the superiority of P2ES-YOLO in both detection accuracy and robustness. Ablation studies verify the effectiveness and complementary contributions of each proposed module, confirming that the collaborative optimization mechanism is key to the model's enhanced performance. Compared with existing approaches, P2ES-YOLO not only improves detection performance for challenging small and weak targets but also maintains a lightweight structure suitable for real-time deployment on UAV platforms with limited computational resources. The results indicate that P2ES-YOLO provides a practical and scalable solution for intelligent dike inspection. Furthermore, this study offers valuable insights into task-oriented optimization of deep learning models for infrared-based anomaly detection in complex engineering environments, paving the way for more reliable and efficient infrastructure monitoring systems.

**Keywords:** dike safety; piping and seepage; infrared images; YOLOv8; small-target detection

(责任编辑:向 飞)