J. Lake Sci.(湖泊科学), 2027, 39(1):000-000
DOI 10.18307/2027.0135
©2027 *by Journal of Lake Sciences*

基于无人机—无人船协同的典型湖泊水网区福寿螺卵块检测*

曾羽婷[1], 温世炀[2], 徐照杰[2], 季泽宇[2], 钱飞跃[2,3], 陈丙法[4], 刘润东[2,5**]

(1: 苏州科技大学电子与信息工程学院, 苏州 215009)

(2: 苏州科技大学环境科学与工程学院, 苏州 215009)

(3: 城市生活污水资源化利用技术国家地方联合工程实验室, 苏州 215009)

(4: 江苏省农业科学院农业资源与环境研究所, 南京 210014)

(5: 苏州太湖水体研究院, 苏州 215009)

摘　要：受典型湖泊水网区（以太湖流域为代表）水体富营养化及水系连通性影响，入侵物种福寿螺（*Pomacea canaliculata*）在湖滨湿地、公园湖泊及乡村水体中频繁暴发。由于繁殖能力强、环境适应性高，福寿螺已在该区域广泛定殖并持续扩散，对淡水及农业生态系统构成严重威胁。以往检测研究多依赖单一无人机（Unmanned Aerial Vehicle, UAV）或无人船（Unmanned Surface Vehicle, USV）平台，受限于视角局限与作业效率，难以兼顾大范围筛查与精细识别。本文利用无人机与无人船协同监测技术，结合深度学习方法，构建了“空中筛查—区域投射—近距验证”的协同检测方法，制作了涵盖湖滨带、湿地公园及村庄等典型水域的无人机航拍与无人船近观两个独立数据集。结果表明：（1）基于密度的空间聚类算法（Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN）的密度聚类方法可有效生成群落级标注，提升密集目标检测准确性；（2）无人机端与无人船端改进模型的平均精度均值（mean Average Precision, mAP）在交并比（Intersection over Union, IoU）阈值为0.5时（mAP@0.5）分别达到 0.946 和 0.968，在复杂水域环境下保持稳定检测性能；（3）空—水协同框架充分发挥了无人机广域覆盖与无人船精细观测的互补优势，显著提升了检测效率与定位精度。本研究为典型湖泊水网区福寿螺精准防控提供了技术支撑，可为未来其他水系入侵物种监测提供方法参考。

关键词：福寿螺卵块；无人机—无人船协同；目标检测；

UAV–USV Collaborative Detection of *Pomacea canaliculata* Egg Masses in Typical Lake-Dominated Water Network Areas*

Zeng Yuting [1], Wen Shiyang [2] & Xu Zhaojie [2] & Ji Zeyu [2] & Qian Feiyue [2,3]& Chen Bingfa [4]& Liu Rundong [2,5**]

(1: *School of Electronic and Information Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou* 215009, *P. R.China*)

(2: *School of Environmental Science and Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou* 215009, *P. R.China*)

(3: *National and Local Joint Engineering Laboratory of Municipal Sewage Resource Utilization Technology, Suzhou* 215009, *P.R. China*)

(4: *Institute of Agricultural Resources and Environmental Sciences*， *Jiangsu Academy of Agricultural Sciences, Nanjing* 210014, *P. R.China*)

(5: *Suzhou Taihu Lake Water Research Institute, Suzhou* 215009, *P. R. China*)

Abstract: Eutrophication and hydrological connectivity influence lake-dominated water networks such as Lake Taihu, and

* 2026-04-14收稿；2026-05-16收修改稿；2026-05-20录用。
国家自然科学基金项目（42307090）资助。
** 通信作者；E-mail：lrd@usts.edu.cn。

contribute to frequent outbreaks of the invasive snail *Pomacea canaliculata* in lakeside wetlands, urban park lakes, and rural water bodies. This species has strong reproductive capacity and high environmental adaptability, which have facilitated its successful colonization and continuous expansion across the study region, posing serious threats to freshwater and agricultural ecosystems. Most existing monitoring studies rely on a single Unmanned Aerial Vehicle (UAV) or Unmanned Surface Vehicle (USV) platform. However, due to limitations in viewing angles and operational efficiency, such single-platform approaches cannot adequately balance large-scale screening with fine-grained target identification. In this study, we integrate UAV–USV collaborative monitoring technology with deep learning methods to construct a detection framework characterized by aerial screening, area projection, and close-range verification. Two independent datasets were built from UAV aerial images and USV close-range observations, covering typical water bodies including lakeside zones, wetland parks, and rural aquatic areas. Our results show that: (1) the DBSCAN density clustering method can efficiently generate community-level sample annotations and improve detection accuracy for dense small targets; (2) the optimized UAV and USV detection models achieved mAP@0.5 values of 0.946 and 0.968, respectively, and maintained stable performance in complex aquatic environments; (3) the proposed air–water collaborative framework leverages the complementary strengths of UAV wide-area coverage and USV fine-scale observation, significantly enhancing monitoring efficiency and spatial localization accuracy. This study provides technical support for the precise management of *Pomacea canaliculata* in lake-dominated water networks and offers a methodological reference for future monitoring of other aquatic invasive species.

Keywords: *Pomacea canaliculata* Egg Masses; UAV–USV Collaboration; Object Detection

福寿螺（*Pomacea canaliculata*）是一种原产于南美洲的淡水腹足类动物，因其繁殖能力强、环境适应性高，被列为全球重要外来入侵物种之一[1]。自 20 世纪 80 年代引入中国以来，该物种迅速扩散，目前已在长江中下游及南方稻田、河湖湿地生态系统中形成稳定种群，对区域生态系统结构与农业生产造成持续影响[2-4]。同时，福寿螺通过取食水生植物，对大型水生植物造成显著压力，增加湿地生态系统富营养化以及生物多样性丧失的风险；其作为广州管圆线虫（*Angiostrongylus cantonensis*）的重要中间宿主，还对公共健康构成潜在威胁[5-6]。在典型平原湖泊水网区，如太湖流域，河道密集、水系连通性强，滨水公园与乡村沟渠交错分布，为福寿螺的扩散提供了有利条件[7-8]。在此类区域中，福寿螺往往沿“沟渠—支流—湖区”路径逐步扩散，呈现由点及面的蔓延特征。因此，针对太湖流域典型湖泊水网区内的公园与村落水域开展福寿螺卵块检测，对于实现入侵早期识别与扩散路径阻断具有重要意义。

国外研究主要围绕物种精准识别与系统发育演化展开，奠定了分类学基[9-10]；国内研究则立足本土实际，重点聚焦广州管圆线虫病传播风险、福寿螺环境抗逆机制及生态防控技术，核心研究方向集中于其生物学特性解析与生态防控策略优化两大领域[11-12]，针对福寿螺卵块的智能化检测技术仍相对薄弱，基于深度学习的目标检测方法在该领域的应用尚处于起步阶段，相关研究较少且场景单一。事实上，福寿螺卵块颜色鲜艳、附着稳定，是开展早期检测与扩散阻断的重要指示目标，而传统人工巡查方式效率低、覆盖范围小，难以满足大尺度水域动态检测需求[13-14]。随着遥感技术的发展，无人机（Unmanned Aerial Vehicle, UAV）因其高分辨率、机动灵活等优势，已在湖泊水生植被调查、藻类水华检测等任务中取得良好应用效果[15-16]，无人船（Unmanned Surface Vehicle, USV）则凭借近水面作业能力，在漂浮物检测、目标跟踪等场景中展现出独特优势[17-18]，现有无人机-无人船协同研究中，王天奕等采用“分工采集、后期融合”的数据层协作模式，以补齐无人机无法获取水下地形、无人船无法测量水上地形的测绘盲区；Cheng等则以无人船为中心构建空海协同感知系统，利用无人机视角增强无人船的环境感知与障碍物识别能力，属于单向辅助模式[19-20]。上述方法均未实现目标发现与验证的双向任务级闭环联动，面对福寿螺卵块这类尺度差异大、分布极不均匀的入侵生物群落级的检测任务时将不再适用。

在检测方法方面，两阶段算法如基于区域的快速卷积神经网络（Faster Region-based Convolutional Neural Network, Faster R-CNN）检测精度较高，但计算量较大、实时性不足，在农业等领域的目标检测任务中有所应用[21]；单阶段算法如单次多框检测器（Single Shot MultiBox Detector, SSD）虽具备较快的检测速度，但

对小目标检测精度相对有限[22-23]。针对福寿螺卵块检测，现有检测方法将深度学习应用于稻田环境，但在小目标识别精度方面仍有提升空间，且研究场景局限于稻田，未涉及自然水域中水面反光、植被遮挡等复杂条件[24]。相比之下，YOLO（You Only Look Once, YOLO）系列算法凭借其检测速度快、精度高、部署灵活等优势，更适用于构建复杂水域环境下的实时检测模型[25]。为此，本研究采用 YOLO 系列算法开展福寿螺卵块识别研究，以太湖流域典型湖泊水网区为研究区域，提出一种空—水协同的福寿螺卵块检测方法，融合 UAV 与USV 多平台视觉数据，通过改进目标检测模型提升复杂水域环境下的小目标识别能力，从而为福寿螺入侵的早期预警、扩散阻断及精准灭杀提供技术支撑。

1 研究区域与数据源

1.1 研究区概况

太湖流域位于长江三角洲南缘，是我国典型的湖泊水网区。区域内水系发育完善、水体类型多样，除太湖主体水域外，还广泛分布有大量小型湖泊、城市内湖及人工湿地[26-27]，为福寿螺的扩散与定殖提供了适宜条件。流域西部及沿岸区域以湖滨湿地和入湖河口为主；中部区域以城市内湖、公园水体及生态湿地为主；南部区域则以乡村沟渠及分散型小型水体为主，环太湖地区传统村落依水而建，水系与村落空间格局紧密关联[28-30]，水体连通性较强。近年来，福寿螺在太湖流域广泛定殖并呈现持续扩散趋势[31-32]，对湿地生态与农业生产构成严重威胁。基于福寿螺的空间分布特征与流域水系连通性，本研究选取太湖湖滨带及流域内中部十五个以苏州太湖国家湿地公园为主的公园、南部以开弦弓村为主的六个村庄作为重点研究区域（见附录I和附表I）。上述区域福寿螺泛滥严重，且分别代表了福寿螺从湖滨向城市、乡村扩散的关键路径。通过多源实地调查发现，在UAV影像中，福寿螺卵块通常表现为高亮度的粉红色集群，具有较强的视觉辨识度（图 1b）；而在近距离 USV视角下，其颜色更为鲜艳，呈现明显的团簇状结构，常密集附着于近岸区域植被或硬质基底表面（图 1c）。通过对上述区域的系统检测与分析，本研究旨在为太湖流域福寿螺精准防控与生态修复提供技术支撑。

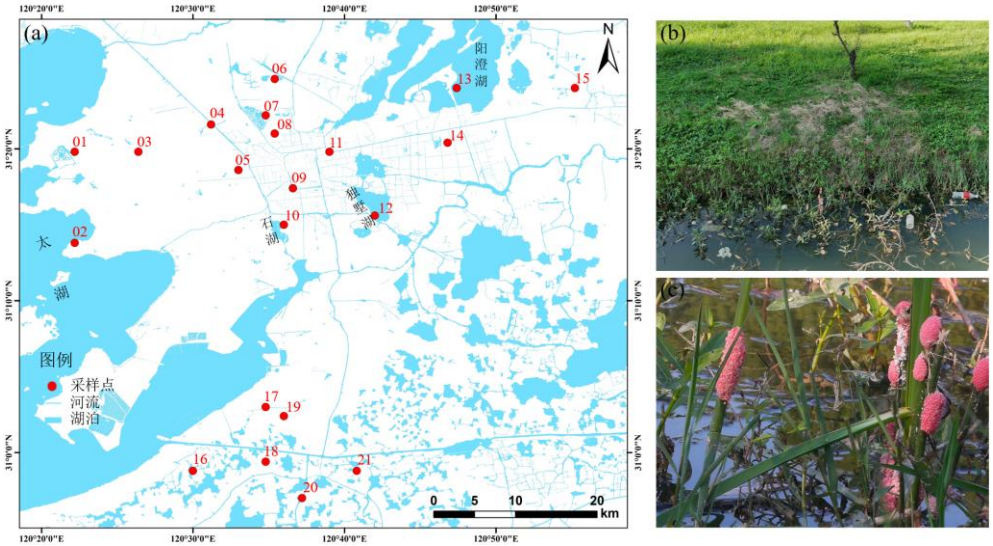

图 1 采样区域及观测影像：（a）福寿螺泛滥采样点位分布；
（b）无人机视角下的福寿螺卵块集群；（c）无人船视角下近岸区域福寿螺及其附着特征

Fig. 1 Sampling area and observation images: (a) sampling sites of *Pomacea canaliculata* infestation; (b) egg mass clusters of *Pomacea canaliculata* from UAV perspective; (c) nearshore *Pomacea canaliculata* and their egg attachment characteristics from USV perspective

1.2 数据采集与数据集构建

为实现福寿螺卵块在复杂水域环境中的精细化检测，考虑到福寿螺的产卵行为及卵块空间分布具有明

显的季节性和水文条件依赖性，结合 UAV 与USV 实现不同时空尺度和观测视角，本研究构建了空—水协同的多平台数据集（见附录I附图I）。

1.2.1　无人机数据　研究使用DF1A0424 型无人机（大疆，中国），搭载RGB 可见光成像系统，在湖泊及河道环境下开展低空巡航观测，自主采集原始图像 648 张。为保证图像几何精度和目标清晰度，飞行参数进行了统一约束：飞行高度 2.0~3.0 m，沿河道方向巡航，机体与河岸侧壁水平距离保持 1.5~2.5 m；摄像头光轴沿 y 轴下倾，俯视角 30°~60°，左右偏转角±30°。通过多角度观测引入适度视角变化，提升模型在实际巡航场景下的泛化能力。

1.2.2 无人船数据　无人船数据集主要针对近岸区域精细化识别，共包含 7772 张高分辨率RGB 图像，数据来源为自主采集与公开数据两部分。自主采集部分在采样点开展近距离观测；公开数据为公开数据集 6000 张[33]以及Kaggle 数据（https://www.kaggle.com/datasets/deeshenzhen/pinkeggs）1261 张，以增加场景多样性与数据规模。考虑 USV 视角下背景干扰显著且目标尺度较大，额外构建负样本 3436 张（即不包含卵块目标的背景图像），涵盖河岸壁面、水生植被等纹理相似区域，使正负样本比例约 1:1.3，从而提升模型对复杂背景的判别能力。

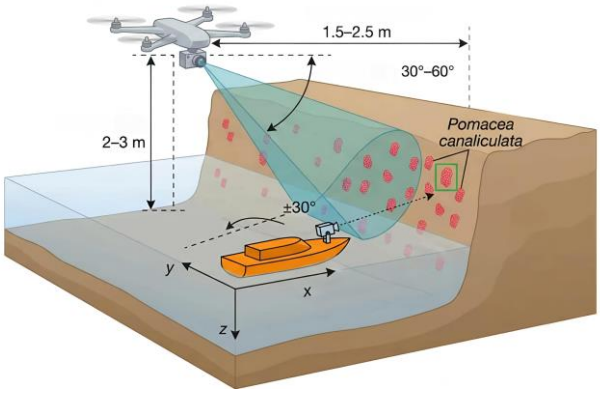

图 2 无人机与无人船数据采集示意图

Fig. 2 Schematic diagram of UAV and USV data acquisition

通过该空—水多平台数据集的构建，既保证 UAV 对大尺度、多角度观测的覆盖能力，又兼顾USV 对近水面高精度、细粒度识别的优势，为后续福寿螺卵块智能检测与分布特征分析提供了坚实的数据基础。

2 研究方法

2.1 数据集预处理

数据集预处理是提升计算机视觉模型泛化能力与鲁棒性的关键环节，主要包括数据增强、标签重构与数据集划分等步骤。针对 UAV 与USV 两种采集平台的图像特性，本文分别采用差异化的数据增强策略。

2.1.1 数据增强　对于 UAV 数据，采用高斯噪声、亮度调整、翻转、随机剪切及几何裁剪等方式，将图像数量扩增 5 倍至3888 张。对于 USV 数据，为保证目标形态的真实性，仅采用裁剪、旋转、镜像及噪声增强，未进行拉伸或颜色扰动。两个数据集在预处理后，统一按照 8:1:1 的比例划分训练集、验证集与测试集，显著提升了模型在复杂水域环境下的鲁棒性。

2.1.2　密度聚类方法　福寿螺卵块在自然水域中呈非均匀聚集分布，常沿岸边或水草丛形成不规则形状的高密度斑块，且受水面反光与背景纹理干扰，点级标注中存在大量离群噪声。传统 K-均值聚类算法（K-means Clustering Algorithm,K-means）聚类需预先指定簇数，并假设簇呈球形，强制将所有点分配至某一簇，导致噪声点被错误归入簇内，难以真实刻画卵块的空间聚集结构[34]。相比之下，密度聚类（如 DBSCAN）基于密度连通性定义簇，无需预设簇数，能够识别任意形状的簇并自动滤除噪声点，更适用于卵块的非均匀、不规则分布特性。在此基础上，本文直接利用 DBSCAN 输出的聚集密度值，将单帧图像中的卵块位置集合划分为低、中、高三类风险区域，其中中高密度区域对应福寿螺集中产卵区。鉴于

福寿螺繁殖速度快、扩散能力强，系统优先调度无人船对高风险区域进行复核与治理，从而提升监测与治理效率。为此，本文采用 DBSCAN 算法对离散点级标注进行密度聚类，将单帧图像中的卵块位置集合

$$P=\{p_i=(x_i,y_i)\}_{i=1}^{N} \tag{1}$$

转化为具有语义信息的空间群落。在高密度场景（N>30）下，引入自适应策略，动态调整邻域半径ε及最小样本数参数，以稳定识别高密度核心区域并抑制噪声干扰[35-36]。

根据聚类后群落内卵块数量，将其划分为三个密度等级：

$$C=\begin{cases} large_cluster, & N\geq 15 \\ medium_cluster, & 8\leq N<15. \\ small_cluster, & 3\leq N<8 \end{cases} \tag{2}$$

对每个聚类结果生成最小外接矩形作为群落级边界框，将原始点级标注转换为融合空间分布与密度语义的群落级标签：

$$D' = \{(I_i, B_i)\} \tag{3}$$

其中，I_i 为图像，B_i为群落级边界框

2.2 无人机、船协同检测方法总体流程

本文构建了一种基于 UAV 与 USV 协同作业的三阶段检测框架，如图 3所示。该方法按照“空中筛查—区域投射—近距验证”的流程，实现从大范围发现到精细识别的分层检测。

阶段 1 中，UAV 对湖泊及河道水域进行大范围巡航扫描，获取水面影像并识别其中的福寿螺卵块目标。根据卵块在空间上的聚集程度，检测结果可区分出高密度、中密度和低密度区域，从而快速锁定潜在的福寿螺泛滥高风险区。在阶段 2 中，利用 UAV 搭载的实时动态差分（Real-Time Kinematic，RTK）与惯性测量单元（inertial measurement unit，IMU）定位信息，将检测到的目标由图像像素坐标映射至世界大地坐标系 1984（World Geodetic System 1984，WGS-84）。在考虑成像误差及定位误差的基础上，将目标位置表示为具有一定空间范围的不确定区域，并将该区域投射至 USV，为其路径规划提供空间约束。在阶段 3 中，USV 根据接收到的目标区域信息执行近距离巡检，对疑似卵块区域进行精细观测与再次识别，实现对目标的高精度确认。检测结果可进一步回传并更新数据库，形成持续优化的检测与作业闭环。该方法通过无人机大范围快速筛查与无人船近距离精细验证的协同配合，实现了湖泊与河道水域中福寿螺卵块的高效检测与精准识别，为入侵物种的智能化检测与治理提供了可行的技术路径。

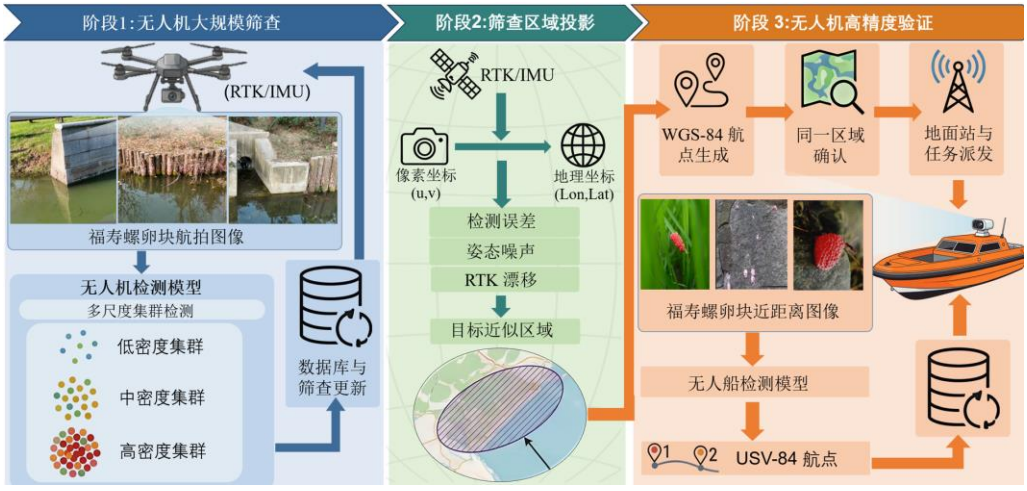

图 3 无人机－无人船协同检测总体框架：（阶段 1）无人机大范围筛查与密度分级；（阶段 2）目标区域地理坐标投射；（阶段 3）无人船近距离验证与结果回传

Fig. 3 Overall framework of UAV–USV collaborative detection: (Stage 1) UAV large-scale screening and density grading; (Stage2) Geographic coordinate projection of target area; (Stage 3) USV close-range verification nd result feedback

2.3 无人机与无人船协同检测网络

YOLOv8（You Only Look Once version 8, YOLOv8）是Ultralytics 公司于2023 年发布的单阶段目标检测算法。其轻量化版本 YOLOv8s 参数量小、推理速度快，适用于UAV 与USV 等资源受限平台[37]。本节基于YOLOv8s分别构建UAV 端与USV 端检测模型，并针对各自观测特点进行改进。

2.3.1 *无人机端* 经过DBSCAN 密度感知数据预处理后，考虑到高空俯视条件下福寿螺卵块尺度极小、分布密集且易受水面反射与植被背景干扰，原始 YOLOv8s 仅采用P3–P5 三层检测结构，难以充分刻画密集小目标的高分辨率空间细节。为此，在原有检测头基础上引入密度感知P2模块（Density-Aware P2）检测分支，构建P2–P5 四尺度检测结构。其中，P2 分支通过多次上采样恢复至 1/4 分辨率，并与骨干网络第二阶段的浅层特征融合，嵌入 DP2 模块以强化密集区域的小目标响应能力[38-39]。同时，在边界框回归阶段采用倾斜交并比损失函数（Skew Intersection Over Union, SIoU）[40]，通过方向与角度约束优化预测框几何对齐，提高小尺度目标的定位精度与收敛稳定性（图 4）。通过在YOLOv8s 框架中引入 P2 检测层并嵌入 DP2 模块，本文从检测层级扩展与密度自适应特征建模两个层面进行了系统优化。DP2 针对福寿螺卵块密集聚簇、小尺度分布的统计特性，实现多尺度响应建模与动态特征加权，结合 SIoU 损失进一步优化边界框对齐，有效提升了密集小目标场景下的召回率与定位精度，同时保持了 YOLOv8s 的轻量化优势。

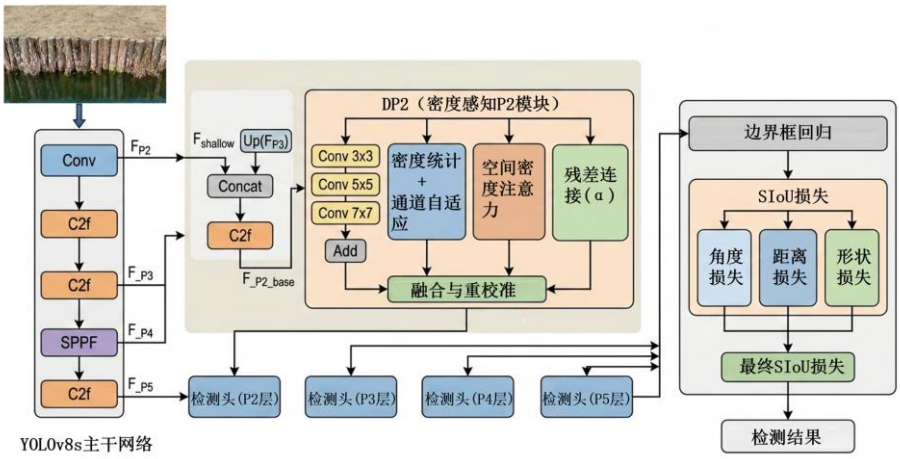

图 4 无人机检测网络框

Fig. 4 Framework of the UAV detection network

2.3.2 *无人船端* 与 UAV 侧不同，USV 获取的影像具有视角低、分辨率高、目标尺度较大的特点，其检测任务更关注边界定位精度与语义判别能力。针对这一需求，本文在 USV 侧同样选用 YOLOv8s 作为基础检测框架，并从边界框回归损失与注意力机制两个互补角度进行针对性优化。在边界框回归方面，引入 SIoU 损失，以增强边界框的几何对齐与收敛稳定性[41]；在特征表达方面，设计并引入多维协作注意力模块（Multi-dimensional Collaborative Attention Module, MCAM），并将其嵌入到 YOLOv8s 的高分辨率特征路径，从而提升模型对纹理细节与语义信息的表达能力[42]（图 5）。针对 USV 视觉观测条件下的目标检测特点，从边界框回归损失与特征注意力机制两个层面提出优化策略。通过引入 SIoU 损失函数，提高了边界框几何一致性和定位精度；通过设计并嵌入 MCAM 注意力模块，加强了模型对纹理与语义信息的表达能力。这些改进共同提升了 USV 侧目标检测的稳健性与精细识别能力，为 USV 端高精度实用检测系统提供了有效技术支持。

2.4 基于 RTK 的无人机–无人船协同定位与坐标投射方法

为实现福寿螺卵块的地理空间定位及 UAV 与 USV 之间的协同作业，本文在 UAV 平台集成高精度 RTK 定位模块（见附录II算法II）。基于改进 YOLOv8s 模型识别图像中的福寿螺卵块后，获取目标中心像素坐标 (u_m, v_m)，并结合相机内参矩阵 K 与无人机飞行高度，将像素点反投影至三维空间：

$$Z_c\begin{bmatrix} u' \\ v' \\ 1 \end{bmatrix} = K, \tag{3}$$

结合无人机姿态角与 RTK 位置信息，可进一步将目标坐标映射至 WGS-84 地理坐标系，实现福寿螺卵块的空间定位[43]。针对图像检测误差、姿态噪声及 RTK 漂移等因素，本文构建了误差传播模型，将目标表示为带有不确定范围的置信区域，而非单一坐标点[44]。无人机实时将目标区域信息发送至 USV，无人船结合自身导航系统进行动态航迹规划，实现对高风险区域的精准抵近与精细巡检。

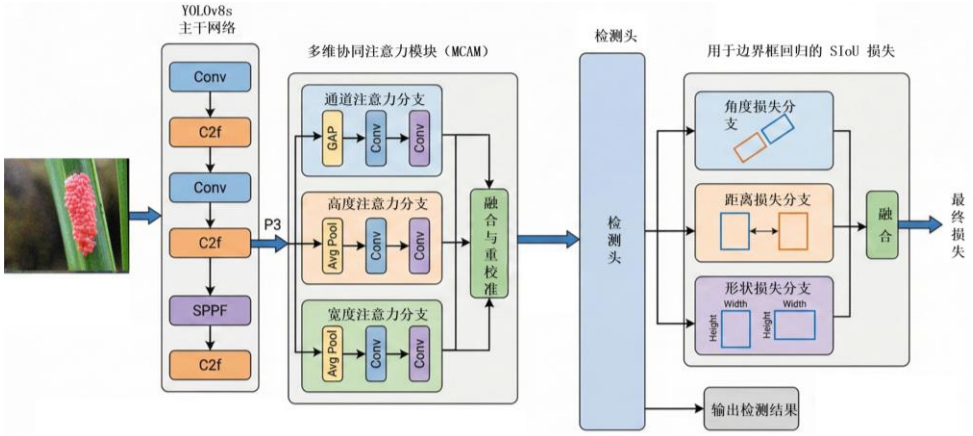

图 5 无人船检测网络框架

Fig. 5 Framework of the USV detection network

2.5 评价指标

为全面评估本文方法对福寿螺卵块的检测性能，采用精度（Precision）、召回率（Recall）、mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 四个指标。其中，精度衡量检测结果中正确检测的比例，召回率衡量真实目标中被成功检出的比例，mAP 则综合反映模型在不同置信度阈值下的整体检测性能。各指标计算公式如下：

$$Precision=\frac{TP}{TP+FP} \tag{5}$$

$$Recall=\frac{TP}{TP+FN} \tag{6}$$

$$AP=\int_0^1 P(R)dR \tag{7}$$

$$mAP=\frac{1}{N_c}\sum_{i=1}^{N_c} AP_i \tag{8}$$

$$mAP_{50}=\frac{1}{N_c}\sum_{i=1}^{N_c} AP_i(IoU=0.5) \tag{9}$$

$$\mathrm{mAP_{50:95}}=\frac{1}{10}\sum_{k=0}^{9}\left(\frac{1}{N_c}\sum_{i=1}^{N_c}\mathrm{AP_i(IoU=0.5+0.05k)}\right) \tag{10}$$

式中，*TP* 表示正确检测的卵块数量，*FP* 表示误检数量，*FN* 表示漏检数量，N_c 为类别数量，IoU（Intersection over Union）表示预测框与真实框重叠程度。检测精度越高，Precision、Recall和mAP越接近1。

3 结果与分析

3.1 密度聚类结果评估

为验证DBSCAN 密度聚类方法对福寿螺卵块密集聚集特征的表征效果，本文对聚类前后的标注结果

进行对比评估。通过对 3888 张图像中的 14 万余个卵块进行密度聚类分析，按规模划分，小群落（3-7 个卵块）占比58.0%，中群落（8-14 个卵块）占比17.3%，大群落（≥15 个卵块）占比24.7%。如图 6所示，聚类前的点级标注呈离散分布，难以反映卵块群落的整体空间结构；经过 DBSCAN重构后，离散的点被有效聚合为具有明确边界的群落级区域，能够清晰刻画卵块的空间分布格局与密度差异。

DBSCAN 聚类后的群落级标注具有以下优势：（1）生成的群落边界框能够更好地匹配卵块聚集区域的真实空间范围，为模型提供更清晰的监督信号；（2）通过调整 DBSCAN 的邻域半径（eps）与最小样本数（minPts）参数，可灵活控制聚类的粒度，适应不同密度等级的卵块分布场景。

图 6 DBSCAN 聚类前后对比：（a）原始点级标注分布；（b）基于密度聚类的群落级重构结果

Fig. 6 Comparison before and after clustering: (a) raw point-level annotations, (b) density-aware cluster reconstruction

3.2 不同方法比较评估

本文所有实验在Windows 11 操作系统下进行。硬件配置包括 NVIDIA GeForce RTX 5060 显卡（8GB显存）、Intel Core i7-13650HX 处理器以及 16GB 内存软件平台为Python 3.10 和 PyTorch 2.0 框架。在 UAV与 USV 数据集上开展了对比实验。

为全面评估所提 YOLOv8s+SIoU+DP2 模型在UAV 侧检测任务中的性能优势，本文选取了多种代表性目标检测模型进行对比，如图 7a 与表1所示。具体而言，YOLOv8s 作为基线模型，YOLOv5（You Only Look Once version 5）用于验证同系列模型的性能差异；Faster R-CNN为典型两阶段检测器，用于对比不同检测范式的适用性。在注意力机制方面，选取坐标注意力模块（coordinate attention, CA）[45]与高效多尺度注意力机制（efficient multi-scale attention, EMA）[46]，二者分别通过位置信息增强和通道重构提升特征表达能力。在特征增强方面，引入空间金字塔池化跨阶段部分通道模块 （spatial pyramid pooling cross stage partial channel, SPPCSPC），通过多尺度池化扩大感受野[47]。在特征融合与损失函数方面，选取 双向特征金字塔网络（bidirectional feature pyramid network, BiFPN）、高效交并比损失函数（efficient intersection over union, EIoU）和加权交并比损失函数（wise intersection over union, WIoU），与本文的 SIoU 进行对比，以分析不同融合策略与回归策略对检测性能的影响。

从表1可以看出，本文方法在各项指标上均取得最优结果，Precision、Recall、mAP@0.5 和mAP@0.5:0.95分

别达到 0.911、0.915、0.946 和0.831。相较于YOLOv5，mAP@0.5 提升约 1.3%，mAP@0.5:0.95 提升约 5.4%。从精确率–召回率曲线（图 7a）可以看出，本文方法的曲线包络面积最大，在不同阈值下均保持更稳定的检测性能。相比之下，CA 与EMA 在复杂背景下鲁棒性有限，SPPCSPC 多尺度融合效率不足，BiFPN 在密集场景中存在特征对齐问题，EIoU 与WIoU 对误检的抑制能力不及本文方法。

表1 不同模型在无人机视角数据集上的性能对比

Tab.1 Performance comparison of different models on the UAV dataset

模型	Precision(%)	Recall(%)	mAP@0.5 (%)	mAP@0.5:0.95 (%)
YOLOv8s	0.906	0.906	0.938	0.800
YOLOv8s-CA	0.877	0.880	0.909	0.737
YOLOv8s-EMA	0.896	0.852	0.915	0.740
YOLOv8s-BiFPN	0.902	0.899	0.936	0.789
YOLOv8s-SPPCSPC	0.902	0.891	0.933	0.777
YOLOv8s-WIoU-DP2	0.892	**0.915**	0.939	0.784
YOLOv8s-EIoU-DP2	0.881	0.927	0.939	0.783
Faster R-CNN	0.688	0.544	0.607	0.383
YOLOv5	0.893	0.913	0.933	0.777
本文方法（YOLOv8s-SIoU-DP2）	**0.911**	**0.915**	**0.946**	**0.831**

在USV 侧检测任务中，为评估 YOLOv8s+SIoU+MCAM 模型的性能优势，同样选取了多种代表性目标检测模型进行对比(图7b 与表2)。所选模型包括 YOLOv8s、YOLOv5 以及Faster R-CNN 等基础模型，并引入卷积块注意力模块（Convolutional Block Attention Module, CBAM）注意力机制和WIoU 损失函数作为对比方法[48]，从不同维度分析模型在复杂近景环境中的检测表现，以验证所提模型的有效性与稳定性。实验结果表明，本文方法所有评价指标上均显著优于对比模型，其中Precision、Recall、mAP@0.5 和mAP@0.5:0.95 分别达到0.946、0.922、0.968 和0.677。相较于基线模型 YOLOv8s，mAP@0.5 提升约6.5%，mAP@0.5:0.95提升约 10.9%；相较于 YOLOv5，mAP@0.5 提升约 4.9%，mAP@0.5:0.95 提升约 5.9%。从图7b 可以看出，所提出方法同样具有最大的Precision–Recall 曲线包络面积，在复杂水面环境下仍能够保持较高精度并实现更高召回率。相比之下，CBAM 在复杂背景干扰下特征增强能力有限，而 WIoU 虽具备一定自适应回归能力，但其Precision 较低，说明在反光等干扰场景中仍存在误检问题。总体来看，所提出方法在 USV 近景检测任务中具有更强的抗干扰能力和更稳定的检测表现。

表2 不同模型在无人船视角数据集上的性能对比

Tab.2 Performance comparison of different models on the USV dataset

模型	Precision(%)	Recall(%)	mAP@0.5 (%)	mAP@0.5:0.95 (%)
YOLOv8s	0.870	0.841	0.903	0.568
YOLOv8s-CBAM	0.890	0.872	0.911	0.586
YOLOv8s-WIoU	0.861	0.863	0.908	0.586
YOLOv5	0.898	0.893	0.919	0.618
Faster R-CNN	0.811	0.734	0.800	0.458
本文方法 (YOLOv8s-SIoU-MCAM)	**0.946**	**0.922**	**0.968**	**0.677**

表3 无人机视角下不同模型的消融实验结果

Tab.3 Ablation experiment results of different models on the UAV dataset

模型	Precision(%)	Recall(%)	mAP@0.5 (%)	mAP@0.5:0.95 (%)
YOLOv8s	0.906	0.906	0.938	0.800
YOLOv8s-DP2	0.900	0.911	0.943	0.804
YOLOv8s-SIoU	0.888	**0.930**	0.943	0.807
本文方法（YOLOv8s-SIoU-DP2）	**0.911**	0.915	**0.946**	**0.831**

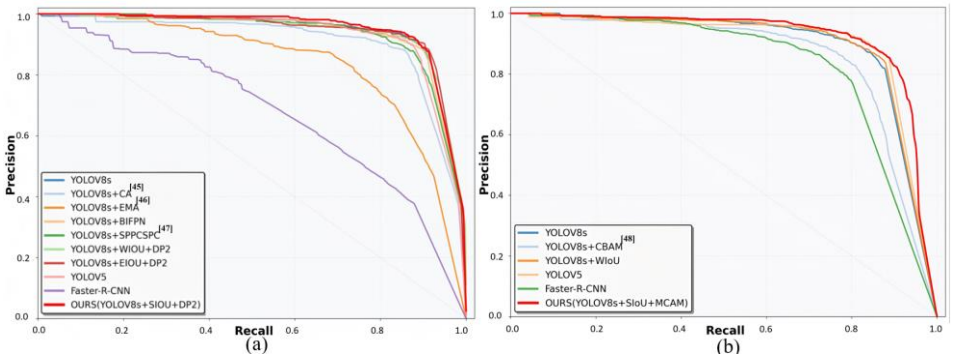

图 7 不同模型在无人机与无人船数据集上的精确率－召回率曲线：（a）无人机端；（b）无人船端

Fig.7 Precision–Recall curves of different models on the UAV and USV datasets: (a) UAV side, (b) USV side

从表4可以看出，本文方法在 USV 视角数据集上取得最优结果，mAP@0.5 达到0.968。单独引入 SIoU损失时，mAP@0.5 提升至 0.914，表明该损失函数对近水面高分辨率影像的边界回归具有优化作用；单独引入 MCAM 模块时，mAP@0.5 提升至 0.910，说明多维协同注意力机制能够增强模型对密集附着卵块的特征辨别能力；二者结合后，mAP@0.5 进一步提升至 0.968，较基线模型提升 6.5%，表明 SIoU 与MCAM的联合优化有效减少了误检与漏检。

表4 无人船视角下不同模型的消融实验结果

Tab.4 Ablation experiment results of different models on the USV dataset

模型	Precision(%)	Recall(%)	mAP@0.5 (%)	mAP@0.5:0.95 (%)
YOLOv8s	0.870	0.841	0.903	0.568
YOLOv8s-SIoU	0.881	0.842	0.914	0.588
YOLOv8s-MCAM	0.877	0.847	0.910	0.585
本文方法（YOLOv8s-SIoU-MCAM)	**0.946**	**0.922**	**0.968**	**0.677**

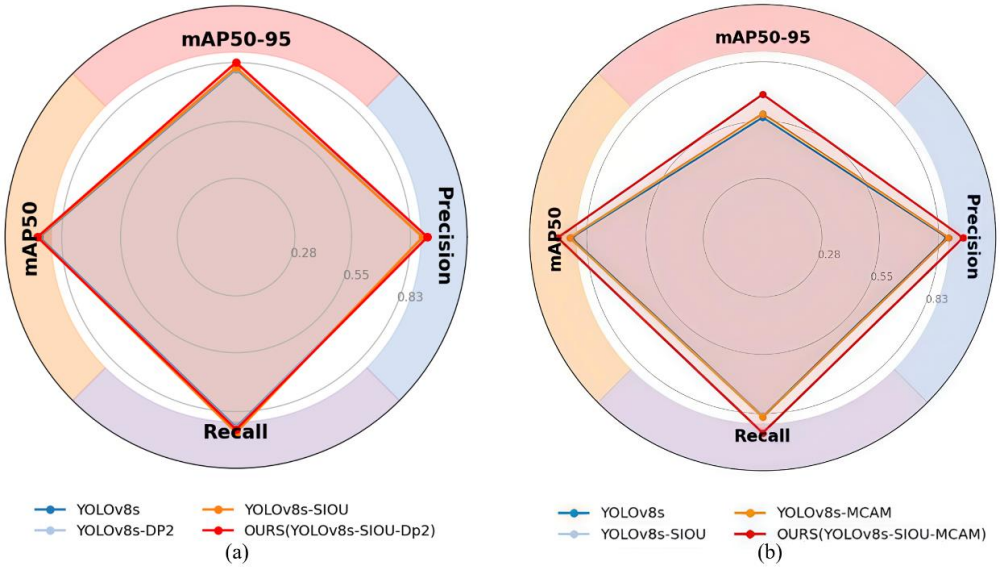

图 8 不同消融设置在无人机与无人船数据集上的性能雷达图:（a）无人机端；（b）无人船端

Fig. 8 Radar charts of different ablation settings on the UAV and USV datasets: (a) UAV side, (b) USV side

4 讨论

4.1 基于无人机、船协同的福寿螺检测结果分析

为直观评估所提出方法的检测性能，在不同密度场景及典型水面环境下对检测结果进行可视化对比（图 9和图 10）。在 UAV 视角下，福寿螺卵块通常表现为尺度较小且空间分布不均的目标。在高密度区域中，目标呈现密集堆叠甚至部分遮挡；而在中、低密度区域中，目标分布较为稀疏，易受到背景噪声干扰，对模型的泛化能力提出更高要求。

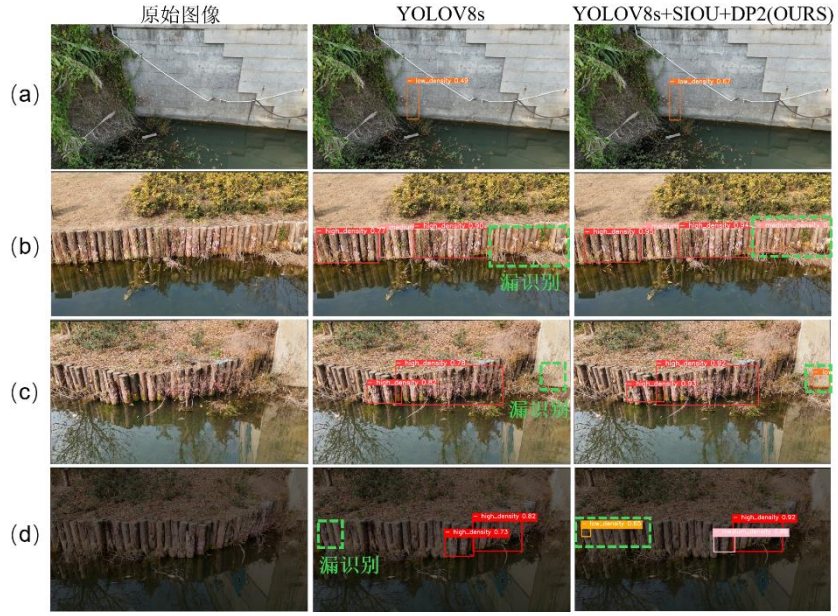

图 9 不同场景下无人机视角的模型检测结果对比：（a）~（c）正常光照条件；（d）暗光条件

Fig. 9 Comparison of model detection results from UAV perspective under different scenarios: (a)~(c) normal illumination conditions; (d) low-light conditions

从可视化结果可以看出，基线模型在各类场景中的检测能力均存在一定局限。在正常光照条件下:高密度区域置信度整体较低；中、低密度区域漏检现象较为明显，部分稀疏目标未被识别。在暗光条件下（图 9d），受光照减弱、水面反光降低及对比度下降等因素影响，基线模型出现严重漏识别现象，难以保持稳定的检测性能。相比之下，改进模型在不同场景下均表现出更优的检测能力。在正常光照条件下：高密度区域置信度显著提升；中、低密度区域原本遗漏的目标能够被有效识别。在暗光条件下，改进模型依然能够保持较高的检测置信度，并显著减少漏检，表现出良好的光照鲁棒性和环境适应性。

在 USV 视角下，水面反光与波纹构成主要环境干扰。部分反光区域的视觉特征与卵块相近，易引发误检。暗光条件下，光照减弱进一步削弱目标与背景的对比度，检测难度上升。

基线模型在常规场景中能够定位多数目标，但在反光区域内易产生误判；在暗光条件下（图 10d），漏检问题明显加剧，检测置信度整体偏低。改进模型则表现出更强的环境适应性。在正常光照下，即使存在水面反光或波纹，模型仍能保持较高检测置信度，误检被有效抑制。在暗光条件下，模型依旧能够稳定检出目标，表明其对光照变化与复杂水面环境具有良好鲁棒性。

总体而言，所提出方法在 UAV 与 USV 两种视角下均表现出更高的检测置信度和更强的环境适应能力，能够在不同密度分布及复杂背景条件下稳定完成目标识别任务。

4.2 无人机与无人船协同检测热力图分析

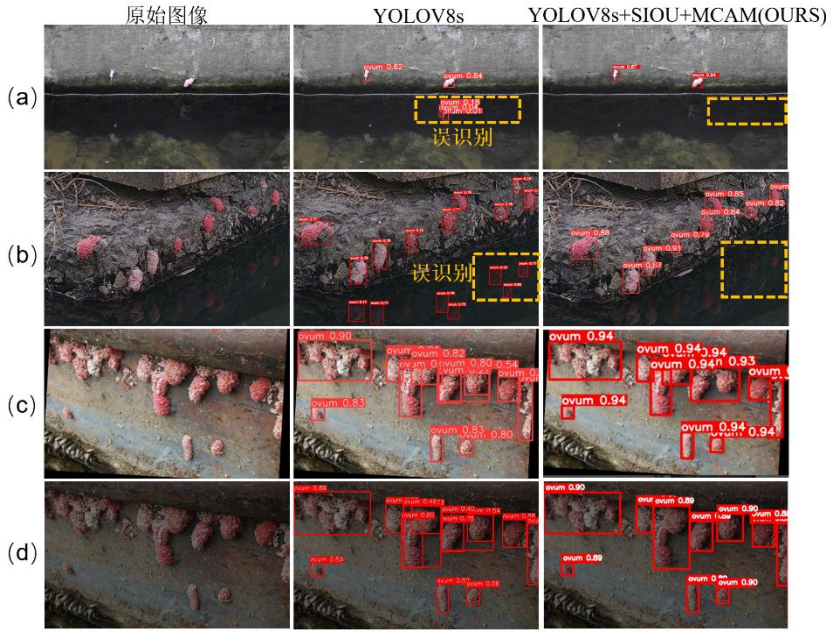

图 10 不同场景下无人船视角的模型检测结果对比：（a）~（c）正常光照条件；（d）暗光条件

Fig.10 Comparison of model detection results from USV perspective under different scenarios: (a)~(c) normal illumination conditions; (d) low-light conditions

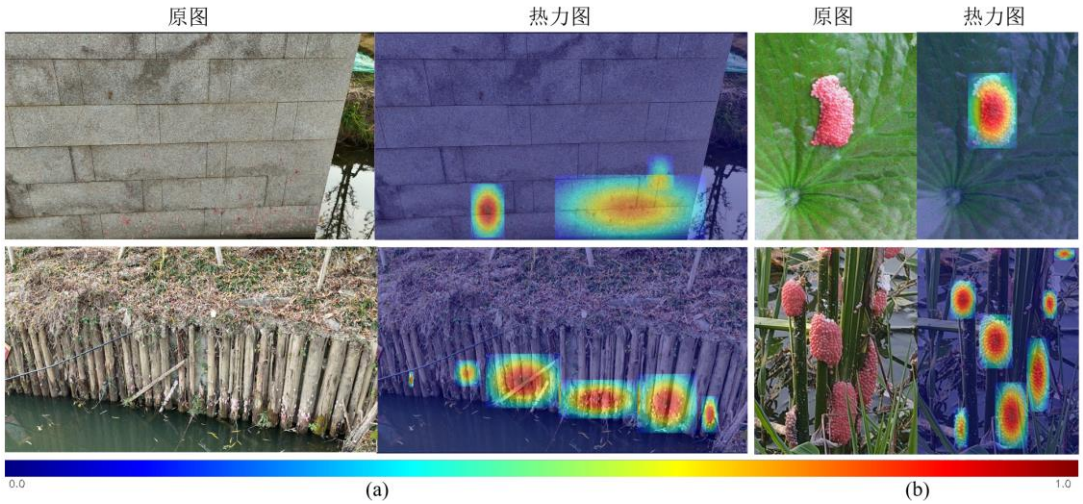

图 11 无人机与无人船检测热力图对比：（a）无人机端原图与热力图；（b）无人船端原图与热力图

Fig.11 Comparison of detection heatmaps: (a) UAV-side original image and heatmap, (b) USV-side original image and heatmap

为进一步验证本文方法对福寿螺卵块的特征响应能力，分别对 UAV 端与 USV 端检测模型生成热力图，可视化模型在检测过程中的关注区域。如图 11所示，红色区域表示模型关注程度较高的区域，蓝色区域表示关注程度较低的区域。

从图 11a 可以看出，模型能够有效关注到水域中的卵块聚集区域，对高密度卵块群落表现出较强的响

应激活。然而，受高空俯视视角影响，部分靠近水边或处于植被阴影下的卵块区域热力响应相对较弱，说明 UAV 端对复杂背景下的微小目标仍存在一定程度的特征抑制。

从图 11b 可以看出，模型对近水面卵块的特征响应更为集中和清晰，热力激活区域与卵块实际位置高度吻合。得益于 MCAM 注意力机制的引入，即使在光照不均或背景杂乱的情况下，USV 端模型能够更精准地聚焦于卵块边缘与纹理细节，对密集附着在植被或硬质基底表面的卵块表现出优异的辨别能力。

综合对比UAV 与USV 的热力图响应特征：UAV 端侧重于广域尺度下的群落级感知，能够快速锁定卵块密集分布的热点区域；USV 端则侧重于局部尺度下的个体级精细识别，热力响应更为聚焦。二者在空间尺度上的互补性，从热力图层面直观印证了本文协同检测框架的合理性与有效性。

4.3 无人机、船协同检测方法优缺点

从实际应用角度分析，本文提出的协同检测方法在发挥 UAV 与USV 互补优势的同时，也存在一定局限性。该方法通过 UAV 广域筛查与 USV 近距验证的分层协作，实现空间尺度上的任务分工与数据互补，弥补了单一平台在大范围覆盖与局部精细识别之间的矛盾。实验数据也支撑了这一点：UAV 端mAP@0.5达到0.946，USV 端达到 0.968，表明协同策略在复杂水域环境下具备稳定的检测能力。然而，该方法在实际应用中仍面临若干挑战。在高密度聚集区域，卵块之间空间间隔小，容易产生特征重叠与边界模糊，相邻目标的分离能力会受到影响。光照条件的变化也是一个干扰因素——低光照或水面强反射条件下，反光区域在颜色和纹理上与卵块有一定相似性，容易导致误检。未来研究可考虑融合多光谱影像，以提升模型在复杂环境下的鲁棒性。

4.4 无人机、船协同检测方法在实际应用中的优缺点

在实际应用层面，以苏州典型城市内河——平江河为例（全长约2.85 km），其河道狭窄、桥梁密集，巡查依赖高频人工巡检。根据“河长制”及城市河道管护相关研究，城市河道通常依赖多人员巡查与分级管理体系，具有较高的人力投入成本[49]。参考芜湖市水环境治理月巡河服务项目政府采购合同（中标金额 149.9万元/年），结合苏州本地人力资源成本及平江河河道规模按比例折算，巡河人员年均综合成本约为8–12万元/人，若配置2–3人并叠加船只使用及管理费用，传统人工巡查的年均综合成本约为20–40万元。传统人工方式虽具灵活性优势，但存在覆盖范围有限、连续监测能力弱及突发事件响应滞后等问题。相比之下，基于UAV与USV的协同监测方法，可通过“空中快速筛查—水面精细核查”实现大范围高频巡检。按设备投入约20万元、5年折旧及年运维约5万元估算，其年均综合成本约9万元，对应单位面积成本约5.7万元/hm²，较传统方式降低约55%–78%。尽管该系统仍存在设备维护及操作技术门槛较高等局限，但随着应用规模扩大，其成本优势将进一步凸显，在太湖流域等典型湖泊水网区有较高的推广应用价值。

5 结论

本文以典型湖泊水网区（以太湖流域为代表）的福寿螺卵块为研究对象，针对复杂水域环境下入侵物种检测效率低、识别精度不足的问题，提出了一种无人机—无人船协同的多阶段检测与定位方法，构建了“空中筛查—区域投射—近距验证”的协同方法，并在太湖湖滨带及流域内典型湿地公园与乡村水体开展实验验证，得到以下主要结论：

1）本文提出的无人机—无人船协同检测网络能够实现复杂水域环境下福寿螺卵块的高精度识别与定位。UAV 侧结合DP2 密度自适应模块与 SIoU 损失函数，mAP@0.5 提升至0.946；USV 侧引入MCAM 多维协同注意力机制与 SIoU 损失，mAP@0.5 达到0.968。相比基线模型 YOLOv8s，USV 侧提升 6.5%，整体检测精度略有提升，即使在水面反光、波纹干扰及植被遮挡等复杂条件下仍能保持稳定检测性能。

2）与单一平台检测方式相比，本文构建的“空中筛查—区域投射—近距验证”协同框架能够有效发挥 UAV 广域覆盖与 USV 近水面精细观测的互补优势。UAV 实现对湖滨湿地、中部湿地公园及南部村庄等典型水域的大范围快速筛查，USV 通过RTK 坐标投射完成对目标区域的精细验证与卵块确认，显著提升了检测效率与空间定位精度。

3）本研究为以太湖流域为代表的典型湖泊水网区福寿螺入侵防控与生态修复提供了有效的技术支撑。

该区域水系发育完善、水体连通性强，福寿螺已沿湖滨带向城市公园湖泊及乡村水体广泛扩散，对湿地生态与农业生产构成严重威胁。本文所提出的协同检测方法能够实现对福寿螺卵块的快速发现与精准定位，为区域尺度上的早期预警、精准治理及后续生态修复决策提供可靠的数据支持与技术手段。

6 附录

附录I（附表I及附图I）、附录II（算法I、算法II）见电子版（DOI: 10.18307/2027.0135）。

7 参考文献

[1] Seuffert ME, Martín PR. Global distribution of the invasive apple snail *Pomacea canaliculata*: Analyzing possible shifts in climatic niche between native and invaded ranges and future spread. *Aquatic Sciences*, 2023, **86**(1): 17. DOI: 10.1007/s00027-023-01036-9.

[2] Zhou Y, Yuan XY, Yang ZX *et al*. Spread pattern and potential distribution of the invasive species *Pomacea* spp. in China. *J Lake Sci*, 2018, **30**(5): 1379-1387. DOI: 10.18307/2018.0519. [周宇, 袁雪颖, 杨子轩等. 福寿螺入侵中国的扩散动态及潜在分布. 湖泊科学, 2018, **30**(5): 1379-1387.]

[3] Qin Z, Yang MY, Zhang JE *et al*. Effects of salinity on survival, growth and reproduction of the invasive aquatic snail *Pomacea canaliculata* (Gastropoda: Ampullariidae). *Hydrobiologia*, 2020, **847**(14): 3103-3114. DOI: 10.1007/s10750-020-04320-z.

[4] Zheng XS, Xu HX, Lü HT *et al*. Feeding and damage characteristics of *Pomacea canaliculata* on direct-seeded rice seedlings of different varieties. *Chinese Journal of Rice Science*, 2026, **40**(2): 273-280. DOI: 10.16819/j.1001-7216.2026.241011. [郑许松, 徐红星, 吕海涛等. 福寿螺对不同品种直播稻苗的取食为害特性. 中国水稻科学, 2026, **40**(2): 273-280.]

[5] Scriber KE, France CAM, Jackson FLC. Invasive apple snail diets in native *vs*. non-native habitats defined by SIAR (stable isotope analysis in R). *Sustainability*, 2022, **14**(12):7108. DOI: 10.3390/su14127108.

[6] Ismail HN, Anuar WNHW, Noor NM. Herbivory effects and growth rate of invasive species, *Pomacea canaliculata* on different macrophytes species. *Fisheries and Aquatic Sciences*, 2021, **24**(12): 415-427. DOI: 10.47853/fas.2021.e43.

[7] Xu XX, Shao XJ, Sun JJ *et al*. Collaborative governance practices and insights for beautiful rivers and lakes in the Taihu Lake basin region. *Research of Environmental Sciences*, 2026, **39**(5): 1065-1072. [徐晓璇, 邵晓静, 孙晶晶等. 太湖流域片美丽河湖协同治理实践与启示. 环境科学研究, 2026, **39**(5): 1065-1072.]

[8] Xu H, Lei YF, Fan YH *et al*. Assessment of the interconnection demand of the river-lake system in the Lake Taihu basin. *J Lake Sci*, 2013, **25**(3): 324-329. DOI: 10.18307/2013.0302. [徐慧, 雷一帆, 范颖骅等. 太湖河湖水系连通需求评价初探. 湖泊科学, 2013, **25**(3): 324-329.]

[9] Martinez LE, Gilardoni CMA, Medina CD *et al*. Intramolluscan stages of digeneans parasitizing the pest apple snail *Pomacea canaliculata* from Argentina: Molecular identification and histopathology. *Journal of Invertebrate Pathology*, 2025, **209**: 108271. DOI: 10.1016/j.jip.2025.108271.

[10] Greufe C, Ferrara A, Whitaker J. Population genetic structure of invasive apple snails *Pomacea maculata* in Louisiana. *Aquatic Ecology*, 2024, **58**(2): 487-500. DOI: 10.1007/s10452-024-10085-7.

[11] Song HM, Hu YC, (Mou/Mu) XD *et al*. Biological characteristics, harm and control status of exotic invasive organism *Pomacea canaliculata*. *Guangdong Agricultural Sciences*, 2009, **36**(5): 106-108, 110. [宋红梅, 胡隐昌, 牟希东等. 外来入侵生物福寿螺的生物学特性、危害与防治现状. 广东农业科学, 2009, **36**(5): 106-108, 110.]

[12] Huang DN, Huang YL, Yang F *et al*. Potential of imported *Pomacea* canaliculate transmitting *Angiostrongylus* cantonensis in China. *China Tropical Medicine*, 2017, **17**(9): 871-875. [黄达娜, 黄亚兰, 阳帆等. 输入性福寿螺传播广州管圆线虫的潜能研究. 中国热带医学, 2017, **17**(9): 871-875.]

[13] Dai L, Yang H, Li ZC *et al*. "Integrated control of *Pomacea canaliculata* in different habitats". *Chinese Journal of Animal Infectious Diseases*，2025: 1-9. [戴伶, 杨辉, 李真诚等. 福寿螺在不同生境下的综合防治. 中国动物传染病学报, 2025 :1-9.

[14] Lv HT, Li JZ, Lu YH *et al*. "Research progress on the occurrence, damage and control technologies of *Pomacea canaliculata* in paddy fields". In: *Chinese Journal of Rice Science*, 2024, **38**(2): 127-139. [吕海涛, 李建忠, 鲁艳辉等. 稻田福寿螺的发生、危害及其防控技术研究进展. 中国水稻科学, 2024, **38**(2): 127-139.]

[15] Zhang J, Yao XJ, Chen JX *et al*. Extraction of *Cladophora* blooms in Lake Qinghai based on unmanned aerial vehicle(UAV) imagery and deep learning techniques. *J Lake Sci*, 2026, **38**(1): 129-143. DOI: 10.18307/2026.0115. [张娟, 姚晓军, 陈进轩等. 基于无人机影像和深度学习技术的青海湖刚毛藻水华提取研究.湖泊科学, 2026, **38**(1): 129-143.]

[16] Hu TC, Jin Y, Chen XQ *et al*. An effective method to identify the distribution of methane ebullition hotspots in ice-covered reservoirs with image data

analysis by unmanned aerial vehicle. *J Lake Sci*, 2025, **37**(6): 2132-2145. DOI：10.18307/2025.0652. [胡天超, 金业, 陈小强等. 基于无人机影像识别冰封水库CH_4冒泡分布热点区域. 湖泊科学, 2025, **37**(6): 2132-2145.]

[17] Yu GH, Zhu KW, Liu JC *et al*. SI-FloatDet: a visual inspection method for water surface cleaning robots based on shallow information injection and adaptive spatial refinement. Journal of Field Robotics, 2026, **43** (1): 293–313. DOI: 10.1002/rob.70039. [余国华，朱恺威，刘锦存，孔诗涵. SI-FloatDet: 一种基于浅层信息注入与自适应空间优化的水面清洁机器人视觉检测方法. Journal of Field Robotics, 2026, **43** (1): 293–313.]

[18] Li Y, Wang RC, Gao DX *et al*. A floating-waste-detection method for unmanned surface vehicle based on feature fusion and enhancement. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, **11**(12): 2234. DOI: 10.3390/jmse11122234.

[19] Wang TY, Xu YM, Liu HB *et al*. Cooperative operation verification technology for reservoir capacity using unmanned surface vehicles and unmanned aerial vehicles. Yangtze River, 2025, **56** (S1): 134-139. [王天奕，徐奕蒙，刘海彪等。无人船与无人机协同作业复核水库库容技术研究。人民长江，2025, **56** (S1): 134-139.]

[20] Cheng C, Liu D, Du JH *et al.* Research on visual perception for coordinated air–sea through a cooperative USV-UAV system. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, **11**(10): 1978. DOI: 10.3390/jmse11101978.

[21] Hou JW, Yang C, He YH *et al*. Detecting diseases in apple tree leaves using FPN–ISResNet–Faster RCNN. *European Journal of Remote Sensing*, 2023, **56**(1): 2186955. DOI: 10.1080/22797254.2023.2186955.

[22] Hu K, Lu FY, Lu MX *et al*. A marine object detection algorithm based on SSD and feature enhancement. *Complexity*, 2020, **2020**(1): 5476142. DOI: 10.1155/2020/5476142.

[23] Zhu LQ, Li XM, Sun HM *et al*. Research on CBF-YOLO detection model for common soybean pests in complex environment. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, **216**: 108515. DOI: 10.1016/j.compag.2023.108515.

[24] Wang GQ, He J, Hu RN *et al*. Object detection algorithm for eggs of *Pomacea canaliculata* in a paddy field environment. *Frontiers in Plant Science*, 2025, **16**: 1683763. DOI: 10.3389/fpls.2025.1683763.

[25] Khan AT, Jensen SM, Khan AR. Advancing precision agriculture: A comparative analysis of YOLOv8 for multi-class weed detection in cotton cultivation. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2025, **15**(2): 182-191. DOI: 10.1016/j.aiia.2025.01.013.

[26] Zhou C, Cao YY, Li JL *et al*. Water environment governance performance and its obstacles: A county-level study of the Taihu Lake City cluster. *Environmental Earth Sciences*, 2026, **85**(5): 109. DOI: 10.1007/s12665-026-12856-x.

[27] He F, Lai QY, Ma J *et al*. Design and application of an early warning and emergency response system in the transboundary area of the Taihu Lake Basin. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2023, **20**(2): 1340. DOI: 10.3390/ijerph20021340.

[28] Xu LT, Chen SS. Coupling coordination degree between social-economic development and water environment: A case study of Taihu lake basin, China. *Ecological Indicators*, 2023, **148**: 110118. DOI: 10.1016/j.ecolind.2023.110118.

[29] Shi TL, Xu H. Study on ecosystem service values of urban green space systems in Suzhou City based on the extreme gradient boosting geographically weighted regression method: Spatiotemporal changes, driving factors, and influencing mechanisms. *Land*, 2025, **14**(3): 1-26.

[30] Li WD, Min Y, Shi SC *et al*. "Ecological water replenishment measures for plain water network cities in the Taihu Lake Basin". In: *Yangtze River*, 2022, **53**(8): 75-8. [李卫东, 闵勇, 施顺成等. 太湖流域平原水网城市生态补水措施研究. 人民长江, 2022, **53**(8): 75-8.]

[31] Chen X, Fang JY, Wang M *et al*. Monitoring of the invasive species *Pomacea canaliculata via* environmental DNA metabarcoding in Suzhou city. *Plant Protection*, 2021, **47**(6): 58-65. DOI: 10.16688/j.zwbh.2020389. [陈晓, 方靖怡, 王萌等. 利用环境DNA-宏条形码技术监测苏州地区小管福寿螺的入侵. 植物保护, 2021, **47**(6): 58-65.]

[32] Wei R, Wu CD, Xie HF *et al*. "Risk analysis of the invasive pest *Pomacea canaliculata* in Jiangsu Province". *Journal of Yangzhou University (Agricultural and Life Science Edition)* , 2021, **42**(6): 119-124, 137. [魏然, 吴承东, 谢洪芳等. 入侵性有害生物福寿螺在江苏的风险分析. 扬州大学学报（农业与生命科学版）, 2021, **42**(6): 119-124, 137.]

[33] Huang Y, He J, Liu G *et al*. YOLO-EP: A detection algorithm to detect eggs of *Pomacea canaliculata* in rice fields. *Ecological Informatics*, 2023, **77**: 102211. DOI: 10.1016/j.ecoinf.2023.102211.

[34] Zhou QB, Deng XC, Bian XY *et al*. Lightning disaster risk assessment of power distribution grid with Kmeans-SMOTE optimized BO-XGBoost and SHAP. *Electric Power Systems Research*, 2026, **252**: 112472. DOI: 10.1016/j.epsr.2025.112472.

[35] Song K, Wang HJ, Yang S *et al*. Research on parallel DBSCAN algorithm based on ternary optical computer. *Optics Communications*, 2026, **608**: 133079. DOI: 10.1016/j.optcom.2026.133079.

[36] Qin ZC, Chai T. A new ship trajectory clustering method based on PSO-DBSCAN. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2026, **14**(2). DOI: 10.3390/jmse14020214.

[37] Hua ZM, Aranganadin K, Yeh CC *et al.* A benchmark review of YOLO algorithm developments for object detection. *IEEE Access*, 2025, **13**: 123515-123545. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3586673.

[38] Ji XS, Li JX, Cai XX *et al*. Driving by a publicly available RGB image dataset for rice planthopper detection and counting by fusing swin transformer and YOLOv8-p2 architectures in field landscapes. *Agriculture*, 2025, **15**(13). DOI: 10.3390/agriculture15131366.

[39] Yang XY, Lin YC, Xiao QW *et al*. A lightweight YOLO-TinyFuse model for small target detection of olive fruits. *Frontiers in Plant Science*, 2026, **17**: 1773377. DOI: 10.3389/fpls.2026.1773377.

[40] Lou XW, Qin ZX, Lou HB *et al*. Multi-scenario recognition and detection model in National Parks based on improved YOLOv8. *Forests*, 2026, **17**(2): 277. DOI: 10.3390/f17020277.

[41] Sun HX, Zhao HG, Liu Z *et al*. WA-YOLO: Water-aware improvements for maritime small-object detection under glare and low-light. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2025, **14**(1): 37. DOI: 10.3390/jmse14010037.

[42] Wang W, Jing B, Yu XR *et al*. YOLO-extreme: Obstacle detection for visually impaired navigation under foggy weather. *Sensors*, 2025, **25**(14): 4338. DOI: 10.3390/s25144338.

[43] Bochkati M, Dampf J, Pany T. Use of ultra-low-bandwidth tracking loops for improved dual-frequency RTK positioning. *NAVIGATION*: *Journal of the Institute of Navigation*, 2026, **73**(1): navi.744. DOI: 10.33012/navi.744.

[44] Li ZY, Wu X, Cui JH *et al*. Tunnel-SLAM: Low-cost LiDAR/vision/RTK/inertial integration on vehicles for roadway tunnels. *Electronics*, 2026, **15**(5): 1101. DOI: 10.3390/electronics15051101.

[45] Jia YJ, Fu K, Lan H *et al*. Maize tassel detection with CA-YOLO for UAV images in complex field environments. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, **217**: 108562. DOI: 10.1016/j.compag.2023.108562.

[46] Liao Y, Li LR, Xiao HQ *et al*. YOLO-MECD: *Citrus* detection algorithm based on YOLOv11. *Agronomy*, 2025, **15**(3): 687. DOI: 10.3390/agronomy15030687.

[47] Xiang WC, Du ZT, Liu XR *et al*. Research on the method of crop pest and disease recognition based on the improved YOLOv7-U-net combined network. *Applied Sciences*, 2025, **15**(9): 4864. DOI: 10.3390/app15094864.

[48] Qin Q, Zhou XY, Gao JL *et al*. YOLOv8-CBAM: A study of sheep head identification in Ujumqin sheep. *Frontiers in Veterinary Science*, 2025, **12**: 1514212. DOI: 10.3389/fvets.2025.1514212.

[49] Zhao XL, Chen Y, Hu YY *et al*. Molluscicidal effect and costs of spraying pyriclobenzuron with drones against *Pomacea canaliculata*. *Chinese Journal of Schistosomiasis Control*, 2024, **36**(5): 441-449. DOI: 10.16250/j.32.1915.2024120. [赵晓林, 陈盈, 胡妍月等. 无人机喷洒吡螺脲杀灭福寿螺的效果和成本分析. 中国血吸虫病防治杂志, 2024, **36**(5): 441-449.]

附录I：采样信息

附表I: 采样点区域信息
Attached Table I Information on the sampling point area

点位序号	经纬度	采样点名
01	120.37,31.33	苏州太湖国家湿地公园
02	120.37,31.23	苏州太湖湖滨国家湿地公园
03	120.44,31.33	苏州彩石湖公园
04	120.52,31.36	苏州市大白荡城市生态公园
05	120.55,31.31	苏州市何山公园
06	120.59,31.41	苏州市荷塘月色湿地公园
07	120.58,31.37	虎丘湿地公园
08	120.59,31.35	海绵城市主题公园
09	120.61,31.29	苏州市桐泾公园
10	120.60,31.25	石湖
11	120.65,31.33	苏州市东园
12	120.70,31.26	独墅湖
13	120.79,31.45	苏州市阳澄湖半岛旅游度假区
14	120.78,31.34	苏州市东沙湖生态公园
15	120.92,31.40	昆山市城市生态森林公园
16	120.50,30.98	苏州市开弦弓村
17	120.60,31.04	苏州市南杨村
18	120.58,30.99	苏州市联合村
19	120.58,31.05	苏州市庙前村
20	120.61,30.94	苏州市万心村
21	120.68,30.98	苏州市群星村

无人机采集图像　　无人船采集图像

附图I 无人机与无人船视角下的福寿螺卵块样本图像
Attached Fig. I Egg mass samples of Pomacea canaliculata from UAV and USV perspectives

附录II：算法

算法 I 基于前馈自抗扰控制的高压水射流无人船稳定控制算法
Algorithm I Feedforward active disturbance rejection control-based stable control algorithm for high-pressure water jet unmanned surface vehicle

Require: IMU 数据$\mathcal{I} = (\phi, \dot{\phi})$，水枪状态 $\mathcal{W} = (P, Q, \theta_{\text{gun}})$，船体参数$\mathcal{S} = (m, \mathbf{I}, \mathbf{r}_{\text{gun}})$，推进
1: 限幅 T_{min}, T_{max}，控制周期 Δt = 20 ms。其中$\boldsymbol{\phi} = (\phi, \theta, \psi)^{\mathsf{T}}$为欧拉角，$\dot{\boldsymbol{\phi}} = (p, q, r)^{\mathsf{T}}$为角速度，$P$ 为喷嘴压力，Q 为流量，$\boldsymbol{\theta}_{\text{gun}} = (\alpha, \beta)^{\mathsf{T}}$为水枪云台角度。
Ensure: 稳定后的船体姿态$\boldsymbol{\phi} \to \boldsymbol{\phi}_{\text{ref}} = (0,0,\psi_{\text{hold}})^{\mathsf{T}}$及推进器控制信号$\boldsymbol{u} \in \mathbb{R}^4$。
2: **系统初始化：**
3: 载入船体参数 S，设置 ADRC 带宽$\omega_o = 8.0$，$b_0 = \frac{1}{I_{xx}}$，偏航 PID 增益$\boldsymbol{k}_\psi = (12.0,5.0,0.5)$。初始化观测器状态$\mathbf{z}_{\text{roll}} = (z_1, z_2, z_3)^{\mathsf{T}} \leftarrow 0$。
4: **传感器采集：**
5: 读取IMU：$\boldsymbol{\phi}, \dot{\boldsymbol{\phi}} \leftarrow$ 互补滤波(加速度计, 陀螺仪)。
6: 读取水枪状态：$P, Q, \boldsymbol{\theta}_{\text{gun}}$,射击标志 $\leftarrow$ 读取水枪状态()。
7: **安全检测：**
8: **if** $|\phi| > \phi_{\max} = 15^\circ$ 或$|\theta| > \theta_{\max} = 10^\circ$ **then**
9: 调用 **紧急停止（）** 并**退出**。
10: **end if**
11: **前馈补偿（喷射反作用力矩）：**
12: **if** 射击标志为真 **then**
13: $F_{\text{jet}} \leftarrow min(P \cdot A_{\text{喷嘴}}, F_{\max})$
14: $\boldsymbol{F}_{\text{船体}} \leftarrow -F_{\text{jet}} \begin{bmatrix} cos\,\alpha\, cos\,\beta \\ cos\,\alpha\, sin\,\beta \\ sin\,\alpha \end{bmatrix}$
15: $\boldsymbol{\tau}_{ff} \leftarrow \boldsymbol{r}_{gun} \times \boldsymbol{F}_{\text{船体}}$
16: **else**
17: $\boldsymbol{\tau}_{ff} \leftarrow 0$
18: **end if**
19: **横摇通道 ADRC 反馈控制：**
20: **线性扩张状态观测器：** $e_{\text{obs}} \leftarrow z_1 - \phi$
21: $z_1 \leftarrow z_1 + \Delta t \cdot (z_2 - 3\omega_o e_{obs})$
22: $z_2 \leftarrow z_2 + \Delta t \cdot (z_3 + b_0 u_{prev} - 3\omega_o^2 e_{obs})$
23: $z_3 \leftarrow z_3 + \Delta t \cdot (-\omega_o^3 e_{obs})$
24: **控制律：** $u_0 \leftarrow -k_p(\phi - 0) - k_d(p - 0)$，其中 $k_p = \omega_o^2, k_d = 2\omega_o$
25: $u_{roll} \leftarrow (u_0 - z_3)/b_0$
26: $\tau_{roll,cmd} \leftarrow$ 限幅$(u_{roll}, -60,60)$
27: **偏航通道控制（PD+I）：**
28: $e_\psi \leftarrow$ 角度归一化$(\psi_{\text{ref}} - \psi)$
29: 积分$_\psi \leftarrow$ 限幅(积分$_\psi + e_\psi \Delta t, -10,10)$
30: $\tau_{yaw,cmd} \leftarrow k_{p,\psi} e_\psi + k_{d,\psi}(-r) + k_{i,\psi} \cdot$ 积分$_\psi$
31: $\tau_{yaw,cmd} \leftarrow$ 限幅$(\tau_{\text{yaw,cmd}}, -80,80)$
32: **纵荡与横荡简化：**
33: 设置 $\tau_{x,cmd} = 0.0, \tau_{y,cmd} = -\tau_{roll,cmd}/2.0$。
34: **推力分配：**
35: **左主推进器：** $T_L \leftarrow \tau_{x,cmd}/2.0 - \tau_{yaw,cmd}/L_{\text{船宽}}$

算法II 基于 RTK 的无人机–无人船协同定位与坐标投射方法
Algorithm II: RTK-Based Collaborative Positioning and Coordinate Projection Method for UAV–USV Systems

Require:无人机 RTK 定位$P_{UAV} = (Lon_0, Lat_0, Alt_0)$，姿态角$(\phi, \theta, \psi)$，相机内参 $\boldsymbol{K}$，畸变系数

$\boldsymbol{d}$，飞行高度 $\boldsymbol{H}$，像素坐标(u_m, v_m)

Ensure: 目标地理坐标(Lon_m, Lat_m, Alt_m)及 95% 置信区域

1: **系统初始化：**

2: 载入相机内参 $\boldsymbol{K}$ 和畸变系数 $\boldsymbol{d}$，设置外参$\left(\boldsymbol{R}_{\text{cam}}^{\text{body}}, \boldsymbol{t}_{\text{cam}}^{\text{body}}\right)$

3: **目标检测：**

4: 基于 YOLOv8s 检测福寿螺卵块，获取检测框中心(u_m, v_m)

5: **像素坐标畸变校正：**

6: 利用 $\boldsymbol{d}$ 校正得理想像素坐标(u'_m, v'_m)

7: **像素反投影至相机坐标系（深度$\boldsymbol{Z_c = H}$）：**

8:$X_c = (u'_m - c_x)H/f_x, Y_c = (v'_m - c_y)H/f_y$

9: **坐标系变换：**

10: 相机 → 机体：$\left[X_b, Y_b, Z_b\right]^T = \boldsymbol{R}_{\text{cam}}^{\text{body}}[X_c, Y_c, Z_c]^T + \boldsymbol{t}_{\text{cam}}^{\text{body}}$

11: 机体 → NED：$\left[X_n, Y_n, Z_n\right]^T = \boldsymbol{R}_z(\psi)\boldsymbol{R}_y(\theta)\boldsymbol{R}_x(\phi)[X_b, Y_b, Z_b]^T$

12: **地理坐标映射：**

13: 将 NED 坐标转换至 WGS-84：$(Lon_m, Lat_m, Alt_m) = GeoProj^{-1}(GeoProj(P_{UAV}) + [X_n, Y_n, Z_n]^T)$

14: **不确定性分析与置信区域构建：**

15: 综合检测误差Σ_{det}、标定残差Σ_{calib}、姿态噪声Σ_{att}、RTK 漂移Σ_{RTK}、经误差传播得$\Sigma_{\text{total}} = \sum_i J_i \Sigma_i J_i^{\top}$

16: 对Σ_{total}特征分解，构建 95% 置信椭圆：$a = \sqrt{\lambda_1 \chi^2_{0.95}(2)}, b = \sqrt{\lambda_2 \chi^2_{0.95}(2)}, \theta = arctan\,2(v_1, v_1, x)$

17: **协同抵近：**

18: 将目标区域（中心坐标 + 椭圆参数）通过无线通信发送至无人船，引导其动态规划航迹实现精准巡检