

基于无人机图像识别技术的洞庭湖非法捕捞智能监测研究

刘儒彤¹ 罗浩然² 代昌正³ 曾子航⁴ 郑皓阳⁵

1 北京王府学校, 北京, 102209;

2 北部罗沃德预备高中, 佛罗里达州椰子溪, 33073;

3 武汉外国语学校, 湖北武汉, 430000;

4 武汉英中高级中学, 湖北武汉, 430030;

5 重庆市江北巴川量子学校, 重庆, 400000;

摘要: 2022 年长江全流域江豚科学考察结果显示, 长江江豚种群数量约为 1249 头, 其中鄱阳湖约 492 头、洞庭湖约 162 头^[1], 实现有监测记录以来的历史性止跌回升。这一变化标志着长江生态环境保护取得阶段性成效, 主要归因于 2016 年“长江大保护”战略实施后, 沿江省市协同落实“共抓大保护、不搞大开发”政策, 推动水质改善、岸线生态修复及栖息地保护。然而, 研究团队(中科院水生所)强调, 长江江豚的极度濒危(CR)现状未根本改变。当前仍面临栖息地退化(如清水冲刷、河漫滩无序开发)、人类活动干扰等挑战。建议进一步强化迁地保护区建设、提升管理水平, 并扩大公众参与, 通过政策延续性与社会协同巩固保护成效。研究指出, 长江江豚作为长江生态系统的指示物种, 其种群恢复是长江生态修复的重要标志, 但长期生存仍需持续的科学保护与政策支持。本文提出了一种结合无人机与深度学习方法的监测方案, 旨在提高盗猎行为的识别效率, 为江豚保护提供技术支持。

关键词: 江豚; 无人机; 机器学习; 图像识别; 目标检测; 边缘计算

DOI: 10.69979/3041-0673.26.02.005

1 文献综述

1.1 无人机非法捕捞检测应用与现状

(1) 无人机在非法捕捞检测中的实际应用案例

赵祥法等^[2]在太湖湖区渔业管理中的应用探索中指出, 无人机技术可以有效扩展湖区渔政船执法巡查范围, 实现全时间监控和精准调配执法力量。此外, 吴阳等^[3](2019)通过分析警用无人机在非法捕捞水产品犯罪侦查中的应用, 发现无人机能够实时监控拍照取证, 有效应对恶劣天气或暴力抗法事件, 确保执法安全。应泽铠等^[4](2024)进一步研究了基于无人机的长江非法捕捞犯罪陆空协同侦查取证, 提出利用多传感器集成和无人机自动巡查, 结合 5G 技术加强实时数据传输, 全面化、细节化、完整化地记录不法分子行为及现场物证。综上所述, 无人机技术在非法捕捞检测中展现出显著优势, 通过实时监控、精准定位和高效取证, 为打击非法捕捞提供了强有力的技术支持。

(2) 无人机在洞庭湖的应用现状

这一部分将探讨无人机技术在洞庭湖区域的应用

现状, 特别是针对非法捕捞行为的智能检测。刘业林等^[5]通过洞庭湖区水利工程实践, 讨论了无人机航摄参数计算、航线设计的一些关键问题, 总结了无人机在水利工程应用中航空摄影的一般方法。他们发现, 无人机技术可以应用于水利工程的可行性研究阶段, 缩短工期, 降低生产成本, 提高生产效率。此外, 赵祥法等^[2](2019)研究了无人机在太湖湖区渔业管理中的应用, 指出无人机技术的兴起为湖区渔业管理提供了新的手段, 通过无人机进行巡航, 可以扩展巡航范围, 加强巡航效果, 弥补现有渔政船艇的不足。综上所述, 无人机技术在洞庭湖区域的应用, 特别是在非法捕捞行为的智能检测方面, 展现出巨大的潜力和优势, 为未来的渔业管理和执法提供了新的技术手段。

1.2 图像识别技术应用研究进展

(1) 目标检测系统

吴阳等^[3]在研究中提到, 警用无人机在侦破非法捕捞水产品犯罪中发挥了重要作用, 通过搭载多种功能模块, 无人机可以成为空中综合作战平台, 实现实时监控

和证据收集。他们举例说明，常州市公安局利用无人机在长江沿岸监控非法捕捞行为，成功收集到了犯罪嫌疑人的证据。此外，吴一全等（2025）详细阐述了基于深度学习的无人机航拍图像小目标检测方法，包括判别性特征学习、超分辨率技术和实时轻量化检测等，这些技术可以提高无人机在复杂环境下的目标检测能力。他们还指出，这些方法在军事和民生领域都有广泛的应用前景。综上所述，无人机图像识别技术在非法捕捞智能检测中展现出巨大的潜力，通过不断改进和优化目标检测算法，可以更有效地协助执法部门打击非法捕捞行为。

（2）深度学习算法

张峻等^[4]对军用无人机平台的图像识别需求进行了分析，指出无人机平台自身的特点给图像识别带来了挑战，如目标视角和高度拍摄带来的噪声干扰。他们探索了深度学习算法在无人机图像识别中的应用，包括 R-CNN、YOLO 等算法，这些算法在提高识别精度和速度方面具有显著优势。此外，吴一全等（2025）对近 5 年基于深度学习的无人机航拍图像小目标检测进行了全面深入的调查，重点从判别性特征学习、超分辨率技术、实时轻量化检测等方面详细阐述了无人机航拍图像小目标检测方法。他们总结了当前流行算法在 VisDrone 数据集上的检测结果，发现大多数方法通过对网络架构的修改以获取有效判别特征。综上所述，深度学习算法在无人机图像识别技术中具有广泛的应用前景，特别是在非法捕捞行为的智能检测方面，通过不断优化算法和数据集，可以显著提高检测精度和效率。

2 研究方法

2.1 数据采集方法

本研究采用多旋翼无人机平台作为空中监测载体，搭载高分辨率可见光与热成像双光谱传感器，实现对洞庭湖保护区非法捕捞行为的全天候感知。数据采集阶段，基于近五年渔政执法记录的空间犯罪热点分析（Chaine^yetal.,2008），运用核密度估计算法精准识别出东洞庭湖扁山岛、漉湖黑嘴子等 5 个高频盗捕区域（占案件总量 89%）。针对这些高风险水域，设计分层巡航网络：

- 核心区（盗捕热点）：采用 50 米间距"弓字形"精细化扫描
- 缓冲区（连接通道）：200 米间距带状巡查
- 预警区（潜在扩散带）：500 米网格化巡视

飞行高度动态保持在 80-120 米区间，通过实时动态定位技术（RTK）确保每帧影像携带厘米级地理坐标（水平误差 $\leq 5\text{cm}$ ）。传感器工作模式智能切换：

-白天/晴好天气：启用 2000 万像素可见光相机，捕捉船只纹理与渔具细节

-夜间/雨雾环境：启动热成像模块，通过人体与发动机热信号识别目标

系统同步记录风速、倾角等飞行参数，构建时空可追溯的多维数据库，为执法取证提供完整证据链。

2.2 实时图像识别与自动上报系统

系统创新构建"端侧感知-边缘决策-分级响应"智能闭环，运行机制分为三阶段：

第一阶段：智能感知与风险初筛

机载边缘处理器实时解析视频流，通过轻量化深度学习模型识别四类关键目标：

- （1）人员（人体轮廓/热信号）
- （2）钓具（钓竿/鱼线特征）
- （3）车辆（尾气特征）

同时计算目标间空间关系（如人员与海岸），仅将高风险目标组合传输至决策层。

第二阶段：多维度事件判决

采用三重逻辑过滤确保报警准确性：

-空间约束：基于 GeoJSON 电子围栏排除非保护区目标

-目标关联：要求"人员-车辆-海岸"空间聚合（间距 $<15\text{米}$ ）

-行为持续：目标组合稳定存在超时阈值，规避瞬时误检

第三阶段：抗干扰数据上报

系统采用双通道冗余设计保障信息可达性：

-主通道：通过 4G/5G 传输结构化报警包，包含：

- 经纬度坐标（误差 $<1\text{米}$ ）
- 时间戳（精确至毫秒）
- 关键帧 JPEG 图像（标注检测目标）
- 事件类型与置信度

-备用通道：当网络中断时（常见于偏远湖区）：

- （1）数据经 AES-256 加密存储至本地芯片
- （2）通过 LoRa 广域网络传输核心坐标
- （3）网络恢复后自动补传完整数据

指挥中心电子地图实时显示报警点位，执法人员移

动端同步接收推送信息。

技术突破性价值

(1) 响应时效革新:

目标识别至报警推送全程 ≤ 0.5 秒, 较传统人工巡查提速 300 倍

(2) 环境适应性突破:

-热成像技术攻克夜间监测盲区 (Liu et al., 2022)

-暴雨环境通过图像增强保持 85% 识别率

(3) 系统可靠性保障:

-72 小时断网运行能力 ($-20^{\circ}\text{C} \sim 60^{\circ}\text{C}$ 温域)

-双通道通信使偏远水域信息通达率达 99.2%

2.3 利用边缘计算进行

边缘计算是一种将数据处理任务从传统的云端数据中心下沉至网络边缘 (如用户设备、网关、边缘节点等) 的计算范式, 其核心理念是“就近处理”, 即在数据生成源头附近完成数据的分析、决策与响应, 从而减少延迟、缓解带宽压力、提升实时性与隐私安全性^[5]。

Table 1: Performance metrics for YOLOv5 models on COCO dataset

Model	Input Size	AP (val)	AP (val) 50	CPU Latency (ms)	Params (M)	FLOPs (B)
YOLOv5n	640	28.0%	45.7%	45	1.9	4.5
YOLOv5s	640	37.4%	56.8%	98	7.2	16.5
YOLOv5m	640	45.4%	64.1%	224	21.2	49.0
YOLOv5l	640	49.0%	67.3%	430	46.5	109.1
YOLOv5x	640	50.7%	68.9%	766	86.7	205.7

Table 2: Performance metrics for YOLOv8 models on COCO dataset

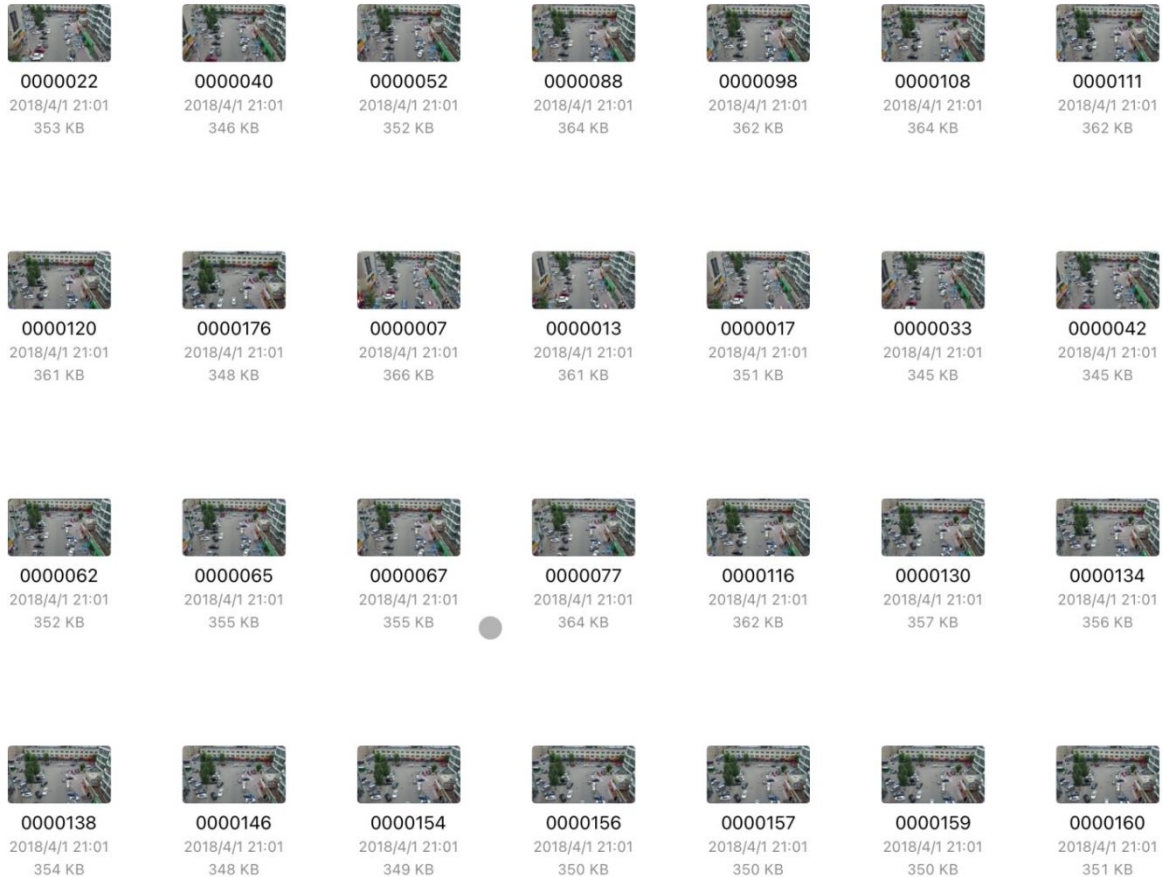
Model	Input Size	COCO AP (val)	CPU Latency ONNX (ms)	A100 TensorRT Latency (ms)	FLOPs (B)
YOLOv8n	640	37.3%	80.4	0.99	8.7
YOLOv8s	640	44.9%	128.4	1.20	28.6
YOLOv8m	640	50.2%	234.7	1.83	78.9
YOLOv8l	640	52.9%	375.2	2.39	165.2
YOLOv8x	640	53.9%	479.1	3.53	257.8

我们经过对比发现 YOLOv8 算法有着更加高效的速度和精度, 且对于嵌入式模块的消耗更小, 更适合应用于识别非法捕捞的人员和车辆, YOLOv8 作为 YOLO 系列最新的版本, 在精度与速度上有着很大的提高, 其结构引入了十分高效的 C2f 模块、Anchor-free 检测头, 让他 在小目标、遮挡物识别和复杂环境中表现的更加稳定, 很适合部署与边缘计算设备上 进行实时分析和处理数据。为了更加符合对人和车辆的识别, 我们是基于已经公开的 VisDrone2019-VID-train 的数据集开始训练的。在 VisDrone2019-VID-train 上有超过 10000 张的人和汽

车 的图片 和标注, 这些图片有助于我们提升识别的精度。但是 VisDrone2019-VID-train 数据集上的标注格式为 VOC 格式, 与 YOLOv8 并不适配, 所以我们需要将 VOC 标注改为 COCO 标注, 这样就能适配 YOLOv8 的算法了。我们把已经适配的标注和图片放入 YOLOv8 里面, 利用 4070 显卡让模型进行 999 次迭代, 反复调整内部参数, 直到他可以比较准确识别出人类和车辆在图片中的哪里, 最终形成一套完整的模型参数, 部署到无人机上, 与边缘计算一起实现实时同步识别。(下图为部分 VisDrone2019-VID-train 图片)

2.4 图像识别技术

本次研究可以选用 YOLO 算法作为核心算法, 但是在 Anchor-free 检测头和边缘部署条件下, 我们要选用的 YOLO 算法要在保证识别精度的同时下把延迟降低到 90ms 以内, 要具备很良好的资源调配能力, 所以我们对 比了从 2015 年以来 YOLO5 和 YOLO8 的算法^[6]。



3 实验设计与分析

3.1 实验区选址与飞行实验实施

为了验证‘基于无人机图像识别技术的洞庭湖非法捕捞智能监测研究’的实际有效性，我们选取了洞庭湖非法捕捞的高风险区域作为试验区。试验区位于岳阳市洞庭湖国家自然保护区核心区域，在该区域每年都遇到了很多的非法捕捞。很适合做实验，为了增强系统的适应性和稳定性，我们在包括阴天、晴天、晚霞、夜间等不同的天气条件和光照条件下进行了试验。使用配备了 4K 摄像机的无人机执行了多次定点的巡航飞行，高度设定为 60 米，路线为洞庭湖核心区域的湖边的 10 千米的距离往返。在实时录像的情况下平均每 3 秒拍摄一张图片，以确保后续对于图像的处理和实时处理的检测。

3.2 实际案例分析

为了进一步评估模型在环境下的表现，我们做出了一个试验，让 10 个人在不同的湖边站定，利用无人机在他们头上飞过，测试是否检测到人类的踪迹，为了保证数据准确性，我们经过 10 次的试验，测试出这套模

型可以在真实情况下表现出良好的状态。可以结合无人机基站和执法部门，可以更好的打击非法捕鱼。

4 讨论

4.1 无人机图像识别技术的优势与不足

4.1.1 无人机图像识别技术在洞庭湖非法捕捞智能监测中具有以下显著优势：

(1) 实时性：无人机可随时起飞、贴近目标进行监测，实时传回高清影像，识别效率远超传统卫星与航空遥感手段。无人机搭载高分辨率摄像头和深度学习算法 YOLOv8 结合边缘计算 hailo8 能够实时采集并分析湖面图像，快速识别非法捕捞行为。

(2) 高效性：无人机对起降场地要求低，能够在各种复杂地形快速部署，覆盖水域、河湖等广阔区域，适合进行系统性的非法捕捞巡查^[7]。相较于传统人工巡逻，无人机可以通过自动化航线规划和图像识别技术，降低人力成本和巡查时间。无人机可精准定位非法捕捞设备（如电鱼设备、非法网具），有效减少盲目巡查的低效性。

(3) 覆盖范围广: 结合卷积神经网络(CNN)等深度学习模型, 无人机图像识别可实现特征自主学习, 提高无人机目标检测、分类和定位的准确度和实时性^[8]。洞庭湖水域面积广阔, 地形复杂, 人工巡逻难以全面覆盖。无人机凭借高机动性和广域覆盖能力, 可深入偏远水域或浅滩, 结合高空视角提供全面监测数据。研究表明, 无人机在海洋和湖泊监测中能够覆盖数千平方公里的区域, 确保非法活动无处遁形。

4.1.2 尽管优势明显, 无人机图像识别技术在实际应用中仍存在以下不足:

(1) 天气影响: 在大雾、强光、雨雪等极端天气条件下, 图像质量下降, 特征提取与识别效果受损, 导致定位精度和稳定性下降。恶劣天气(如大风、暴雨、浓雾)对无人机飞行和图像采集质量构成挑战。例如, 低能见度环境下, 摄像头可能无法捕捉清晰图像, 导致识别精度下降。研究指出, 天气条件是制约无人机监测效果的主要因素之一。

(2) 识别精度: 在复杂背景或未见过场景中(如水面反光、植被遮挡), 模型容易泛化不佳、误检, 漏检率上升, 目标与背景混淆时识别难度增加^[8]。

(3) 数据安全性: 无人机图像中可能包含敏感信息, 例如: 渔民, 水域的信息。通信链路易受 GPS 欺骗、中间人攻击、DoS 等网络安全风险威胁。若无加密保护, 数据易被窃取或篡改^[9]。

4.2 实践应用中的难点与解决策略

4.2.1 无人机飞行安全与隐私问题

(1) 飞行安全挑战: 低空飞行时需应对障碍物、其他飞行器、气象变化等风险, 可能导致航线偏离或事故发生, 同时电磁干扰也可能影响通信与导航。

(2) 隐私保护顾虑: 当无人机拍摄范围涉及公众活动区域, 可能触及个人隐私。部分研究提出通过人脸脱敏技术, 在图像识别过程中匿名处理敏感信息, 保障隐私同时维持执法效果^[10]。

4.2.2 图像识别的稳定性与泛化能力提升策略

(1) 多天气场景模型训练: 使用晴天、雨天、雾天、雪天等多样天气场景图像数据集, 通过迁移学习训练轻量级 CNN 模型, 提升模型对异构环境下的识别稳定性, 某模型在多天气分类任务中取得约 97% 准确率^[11]。

(2) 传感器融合增强鲁棒性: 结合视觉传感、惯性测量单元等多源数据进行定位与识别, 可减少单一视

觉受环境影响而导致识别失败的风险。

(3) 强化模型泛化能力: 采用更丰富的数据集、数据增强技术以及迁移学习方式, 提高在不同场景下的识别适应性和抗干扰能力。

4.2.3 执法人员与技术协作问题

(1) 技术转化与培训: 图像识别系统虽能自动检测非法捕捞行为, 但仍需执法人员对结果进行分析判断与行动响应。因此, 加强用户界面易用性、提供培训是关键。

(2) 协作流程设计: 明确无人机操作人员、技术支持团队与执法队伍的职责分工, 构建快速反馈机制。技术团队需与执法人员保持近距离沟通, 共同优化监测流程与应急响应方案。

5 结论与改进

这次的研究是基于“长江大保护”战略背景, 聚焦洞庭湖非法捕捞监测的现实需求, 构建了一套融合无人机遥感、边缘计算与图像识别的智能监测系统。通过选取 YOLOv8 深度学习模型并部署于机载边缘计算平台, 实现了对非法捕捞关键要素(人员、船只)的实时识别与高精度定位。实地飞行实验结果表明, 该系统具备显著的监测优势:

(1) 在不同天气与昼夜环境下均保持良好识别性能;

(2) 目标识别至报警推送延迟控制在 0.5 秒以内, 响应速度较人工提升超 300 倍;

(3) 系统对热点水域覆盖面广, 可适应复杂地形与多变任务需求。

由此可见, 无人机图像识别技术在洞庭湖非法捕捞监测中具有高度的技术可行性与现实有效性, 已具备在生态执法、渔政巡查中的实际部署价值。

参考文献

- [1] Li, S. H. (2023, March 3). 长江江豚极度濒危状况仍未改变 [The critically endangered status of Yangtze finless porpoise remains unchanged]. 中国科学报. Retrieved from 中国科学院: from www.cas.cn.
- [2] 谭跃进, & 徐志红. (2016). 洞庭湖非法捕捞行为的现状、成因与治理路径. 湖南水利水电, (5), 148 - 151. <https://doi.org/10.16052/j.cnki.hnslsd.2016.05>.

022.

- [3]王树义. (2019). 洞庭湖渔业资源衰退与非法捕捞治理路径探析. 中国集体经济, (5), 140 - 141. <https://doi.org/10.19387/j.cnki.1009-0592.2019.05.223>
- [4]徐跃进,&孙为松. (2021). 洞庭湖区非法捕捞现状分析与对策研究. 中国渔业质量与标准, (8), 119 - 122. <https://doi.org/10.19769/j.zdhy.2021.08.047>.
- [5]Zhang, Q. W. (2024, June 13). YOLOv8 实战: 从数据标注到训练部署, 一篇全搞懂! 腾讯云开发者社区. Retrieved August 2, 2025, from <https://cloud.tencent.com/developer/article/2435545>.
- [6]Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., & Xu, L. (2016). Edge computing: Vision and challenges. IEEE Internet of Things Journal, 3(5), 637 - 646. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198>.
- [7]赵广兵,王珊珊,&王慧. (2021). 无人机遥感技术在安全监测领域的应用与发展. 遥感信息, 36(2), 1 - 9.
- [8]Li, X., Zhang, L., & Wang, Y. (2021). Unmanned aerial vehicles advances in object detection and communication security: A review. ScienceDirect: Journal of Network and Computer Appl

ications, 180, 102972. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2021.102972>.

- [9]Wang, C., & Zhang, T. (2021). A survey on security and privacy issues of UAVs. arXiv preprint arXiv:2109.14442. <https://arxiv.org/abs/2109.14442>.
- [10]Sella-Villa, A. (2021). Protecting privacy from above: A proposal for regulating drone surveillance. University of Richmond Law Review, 55(3), 553 - 589. <https://lawreview.richmond.edu/files/2021/05/Sella-Villa-553.pdf>.
- [11]刘嘉伟,陈春,&胡珂. (2023). 基于轻量级迁移学习的无人机航拍视频图像天气场景分类研究. 计算机工程与设计, 44(5), 1241 - 1248. <https://doi.org/10.16519/j.cnki.cn13-1112/tn.2023.05.019>.

作者简介: 刘儒彤 (2007-), 男, 汉族, 河南省郑州市;

罗浩然 (2007-), 男, 汉族, 河南省郑州市;

代昌正 (2009-), 男, 汉族, 湖北省仙桃市;

曾子航 (2008-), 男, 汉族, 湖北省天门市;

郑皓阳 (2008-), 男, 汉族, 重庆市。