DOI: 10.12264/JFC2024-0352

# 基于 YOLO 的养殖鱼群全向声呐实时监测方法研究与应用

孙鹏麒<sup>1,2</sup>, 胡家祯<sup>1,2</sup>, 黄小华<sup>2,3</sup>, 孙佳龙<sup>1,2</sup>, 李根<sup>2,3</sup>, 陶启友<sup>2,3</sup>, 袁太平<sup>2,3</sup>, 庞国良<sup>2,3</sup>, 胡昱<sup>2,3</sup>

1. 江苏海洋大学, 江苏 连云港 222005;

2. 中国水产科学研究院南海水产研究所,农业农村部南海渔业资源开发利用重点实验室,广东 广州 510300;

3. 中国水产科学研究院南海水产研究所热带水产研究开发中心,海南 三亚 572018

摘要:针对水产养殖鱼群数量监测效率低、精确度不足的问题,本研究以罗非鱼(Oreochromis sp.)为研究对象,提出了一种基于全向扫描声呐与 YOLO (You Only Look Once)模型的实时鱼群监测方法。本方法利用全向扫描声呐 采集水下鱼群影像数据,通过 YOLOv8 算法与实时监测技术实现目标识别与分析,并结合基于欧氏距离和空间 分析算法,合并与排除异常数据点,最终获得鱼群数量与空间分布。实验针对不同鱼群数量(50 条、100 条、150 条、200 条)进行了评估,监测精确度分别为 93.5%、94.5%、89.6%和 85.8%,整体平均精确度达 90.9%。结果表明,该方法显著提高了养殖鱼群数量监测的实时性和精确度,为水产养殖中鱼群数量监测提供了一种高效的解决 方案,对优化水产养殖管理、提高生产效率及促进生态养殖可持续发展具有重要意义。

关键词:养殖鱼类;全向声呐;YOLO v8;实时监测 中图分类号:S969 文献标志码:A 文章编号:1005-8737-(2025)03-0409-11

养殖鱼群数量监测是水产养殖管理生产中的 关键环节,它为水产动物的饲料投放、密度调整 及经济效益评估提供了重要数据支持<sup>[1]</sup>。然而,现 有监测方法在实际应用过程中仍面临诸多挑战。标 记重捕法(mark-recapture method)因依赖多个特定 假设而易产生误差<sup>[2-4]</sup>,并且对生物的生活造成 影响。而光学监测方法由于水体光线条件和物体 遮挡的问题,在复杂水下环境中表现出局限性 <sup>[5-7]</sup>。近年来,声呐技术以其对水下复杂环境的适 应性,逐渐成为监测鱼群数量的新方法<sup>[8]</sup>。基于声 呐设备的鱼群识别与计数技术已在国内外取得一 定进展,例如通过前视声呐和成像声呐扫描水域 计算鱼群数量,但这些方法在精确获取鱼群分布 方面尚存不足<sup>[9-10]</sup>。

随着计算机技术的发展,传统机器学习方法 与深度学习模型在鱼群监测中的应用逐步显现<sup>[11]</sup>。 传统方法主要依赖图像分割与分类技术<sup>[12]</sup>,利用 图像边缘检测、图像分割、分类器方法对鱼群进 行统计,虽具备一定准确性,但在密集鱼群计数 及动态监测中表现出不足<sup>[13-14]</sup>。深度学习技术的 引入,特别是卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和 YOLO (You Only Look Once)系 列模型,为鱼群目标检测和计数提供了强有力的 算法和技术支持<sup>[15-16]</sup>。研究表明,改进的 YOLO 模型在密集鱼群的精确计数方面表现出色,但其 主要依赖光学设备,难以在水体复杂环境中实现

收稿日期: 2024-12-03; 修订日期: 2025-01-08.

基金项目:海南省重大科技计划项目(ZDKJ2021013);海南省重点研发项目(ZDYF2021XDNY305,ZDYF2023XDNY066);中央 级公益性科研院所基本科研业务费专项(2023TD97);广州市科技计划项目(2023E04J0001);连云港市重点研发计划 项目(22CY080,21SH038).

作者简介:孙鹏麒(2000-),男,硕士研究生,研究方向为声呐图像处理与软硬件开发.E-mail: 853901442@qq.com

通信作者:胡昱,副研究员,研究方向为渔业智能化装备.E-mail: scshuyu@163.com

实时监测[17-19]。

本研究结合全向声呐和深度学习技术,提出 一种基于全向声呐的实时监测鱼群数量的方法。 通过全向扫描声呐覆盖整个水域,解决光学监测 无法获取整体鱼群数量的问题,并结合改进的 YOLO 模型优化鱼群目标监测算法,实现鱼群数 量的精确计数与三维空间分布重建,为水产养殖 提供技术与信息支持。

# 1 材料与方法

#### 1.1 实验对象与装置

本研究数据于 2024 年 8 月在中国水产科学研 究院南海水产研究所花都实验基地(23.42°N, 113.41°E)获取。实验中所使用的水池尺寸为4 m (长)×2.5 m(宽)×2.5 m(深)。本实验进行测试的 鱼为体长 27 cm 左右,体高 10 cm 左右,体重 700 g 左右的罗非鱼(*Oreochromis* sp.),如图 1 所示。



图 1 罗非鱼体长和体高 Fig. 1 Tilapia body length and height

本次实验所使用的声呐为 ScanFish-II 全向扫 描声呐(图 2), 此全向声呐能够通过旋转换能器, 将数据传输到电脑端, 并实时获取声呐影像。



图 2 ScanFish-II 全向扫描声呐 Fig. 2 ScanFish-II omnidirectional scanning sonar

#### 1.2 数据采集

为了全面获取水池中的鱼群数据,本研究采 用全向声呐扫描技术进行监测。实验中使用的 ScanFish-II 全向扫描声呐设备被安装在伸缩杆末 端,以便精确调控声呐设备的高度与位置。伸缩 杆通过铁架固定,确保声呐设备稳固地置于水池 中心位置(图 3)。在实验过程中,声呐设备始终保 持在水池中心并完全浸入水下,以保证数据采集 的一致性与精确性。



图 3 实验装置示意图 a. 实验装置主视图; b. 实验装置侧视图; c. 实验装置俯视图; d. 实验装置实物图. Fig. 3 Schematic diagram of experimental device a. Main view of experimental device; b. Side view of experimental device; c. Top view of experimental device; d. Physical picture of experimental device.

伸缩杆最大伸长至 230 cm,确保设备安全运 行的情况下,能够覆盖鱼群活动的深度范围。在 鱼群监测过程中,声呐设备以恒定角速度进行扫 描,实时获取水下声呐影像数据。同时,伸缩杆以 3.2 cm/s 的速度缓慢下降,确保全水体均匀扫描 (图 4)。数据采集过程中,实时传输的声呐影像数 据通过数据传输线传至计算机,并进行记录与存 储。最终,系统根据这些数据生成鱼群数量及其 空间分布信息,为后续分析提供数据支持。

为验证监测系统的可行性与准确性,实验分为 4 组,分别向水池中投放 50 条、100 条、150 条和 200 条大小接近的罗非鱼。实验组的设计旨在模拟 不同鱼群密度条件下的监测情况,全面评估系统 性能。为减少人工干预对实验结果的影响,每组实 验之间设有 10 min 的间隔,确保鱼群投放后能够恢 复至自然状态,从而提高数据的可靠性与科学性。



图 4 水下声呐扫描示意图 Fig. 4 Schematic diagram of underwater sonar scanning

# 1.3 数据处理

**1.3.1 养殖鱼群监测系统** 养殖鱼群实时监测系统是一个多层次、高度集成的系统,其框架如图 5 所示。该系统包括 4 个层次:数据应用层、业务逻辑层、核心算法层和基础数据层。



图 5 鱼群实时监测系统框架图 Fig. 5 System framework diagram of real-time fish monitoring system

系统处理声呐数据的流程如图 6 所示。首先, 系统通过声呐设备获取数据,并对鱼群目标进行 实时录制与识别。随后,系统将识别到的目标坐 标转换为三维坐标,以实现空间分布和精确测 量。为了提高精度,系统对数据中的异常点进行 处理,包括移除异常点和对其合并优化,减少检 测误差。最后,监测系统输出鱼群数量及其三维 分布信息,并保存数据用于进一步分析。



Fig. 6 System data processing flow chart

**1.3.2 鱼群数量实时监测原理** 实时监测鱼群数量的实现原理如图 7 所示,系统通过 PyAutoGUI 模块截取声呐影像窗口截图,将获取的图像输入 YOLO 网络进行目标检测,并将原始图像与识别 结果存储于数组中。监测流程由标识符 isFinish 控制。数据采集完成后,系统对图像进行处理,并 导出为原始视频和预测视频。性能测试结果显示, 基于 NVIDIA 3060 显卡,系统可实现每秒 20 帧的 实时处理能力。



a. 声呐图像捕获与识别部分; b. 视频导出部分.
Fig. 7 Real-time monitoring flow chart
a. Sonar image capture and recognition section;
b. Video export section.

**1.3.3 YOLO 的图像识别**本系统中,无论是影像识别还是实时监测,鱼群目标检测的核心均基于目标检测技术。为平衡识别精度、模型复杂性和计算成本,本系统基于 YOLOv8<sup>[20]</sup>网络结构,对其进行了两项关键优化: (1) 在颈部网络(Neck)中引入轻量级卷积方法 VoVGSCSP<sup>[21]</sup>,以简化模型结构; (2) 融入注意力机制 CoTAttention (Co-

Transformers Attention)<sup>[22]</sup>,提升对复杂场景和小目标的处理能力。这些改进显著优化了模型性能,同时降低了资源消耗。改进后的网络结构<sup>[23]</sup>如图 8 所示。



图 8 改进的 YOLOv8s 网络框架 Fig. 8 Improved YOLOv8s network framework 模型训练数据集来自鱼群声呐影像视频中随 机抽取的 500 帧图像, 经过标注后按 4:1 比例划分 为训练集与验证集。训练参数包括:训练轮数 300 次,图片输入尺寸 640×640,初始学习率 0.001。 最终模型用于预测鱼群目标的声呐影像结果如 图 9 所示。



图 9 声呐影像的鱼群目标预测示例 Fig. 9 Prediction examples of fish swarm targets in sonar images

为评估改进模型的性能,使用相同数据集与 主流模型进行对比,评估指标包括精确度(P)、召 回率(R)、平均精度(mAP50)及响应时间(基于 NVIDIA 3060显卡的每帧图像识别速度),结果如 图 10 所示。



模型响应时间是模型基于 NVIDIA 3060 显卡下的每一帧图像的识别速度.

Fig. 10 Comparison of the improved model with other models

The model response time is the recognition speed of each frame of the model based on the GPU NVIDIA 3060.

**1.3.4 鱼群三维可视化** YOLO 模型输出的坐标 为矩形框的形式,获视频则采用屏幕坐标系,而

声呐的坐标系统则为笛卡尔坐标系,因此,需要 对同一图像的坐标系统进行统一转换。 YOLO 模型相对矩形坐标转化为图像的屏幕 坐标系公式如下:

$$\begin{cases} I_x = \left(x_i + \frac{w_i}{2}\right) \times W \\ I_y = \left(y_i + \frac{h_i}{2}\right) \times H \end{cases}$$

其中 x<sub>i</sub>, y<sub>i</sub>为矩形左上角 x, y 的相对坐标, w<sub>i</sub>, h<sub>i</sub>分 别为矩形的相对宽度和相对长度, W, H 为所生成 视频的长宽分辨率, I<sub>x</sub>, I<sub>y</sub> 为点在图像上绝对位置。

将基于图像的屏幕坐标系转化为声呐的笛卡 尔坐标系的公式如下:

$$\begin{cases} X = \left(I_x - \frac{W}{2}\right) \\ Y = \left(-I_y + \frac{H}{2}\right) \end{cases}$$

其中 *I<sub>x</sub>*, *I<sub>y</sub>*为点在图像上绝对位置, *W*, *H*为所生成 视频的长宽分辨率, *X*, *Y* 为基于声呐中心的笛卡 尔坐标系。

Z 轴坐标基于水池深度和时间进行推算:

$$Z = L \times \frac{t}{T}$$

L为水池深度, t为当录制时长, T为总时长。

以总深度为 250 m, 捕获图像大小为 800 px×600 px, 总时长 1400 帧为例, 第 500 帧的 YOLO 标签: 0, 0.558198, 0.467091, 0.016131, 0.0195068, 将其转换为三维笛卡尔坐标系的坐标为(53.0, -13.9, 89.2)。

**1.3.5 异常点处理** 在利用YOLO模型对水池鱼 群进行声呐图像识别的过程中,系统主要面临两 类异常点问题:重复点及边界与边界外点。这些 异常点会导致鱼群数量的误估计。

由于鱼群在水中持续移动,同一条鱼可能在 短时间内多次出现在声呐图像中,从而被重复识 别,导致计数结果偏高。为纠正此类误差,系统引 入基于欧氏距离的点合并策略。通过坐标比例换 算,计算声呐图像中任意两点的实际空间距离。本 次实验中,由于声呐水平扫描的速度大约为 1.6 s/r, 垂直下降速度约为 3.2 cm/s,由此可得出声呐在旋 转一圈后,所下降的距离约为 5 cm。因此,如图 11 所示,如果两点之间的距离小于 5 cm,则判定它 们属于同一条鱼的多次回声反射,并将其合并为 一个点。



由于水池围壁由固体材料构成, 声呐回波较强, 这些由围壁反射形成的回声与鱼群的声呐图像形态相似, 易被 YOLO 模型误识别为鱼群, 从而导致计数结果偏高。为解决该问题, 系统采用空间分析方法优化数据处理, 确定水池的准确边界并基于点与边界的空间关系筛选有效点, 图 12中, 只有 b 为有效点, a、c 均为无效点。



图 12 边界点与边界内外点示意图 a. 点在边界上; b. 点在边界内; c. 点在边界外. Fig. 12 Diagram of points at the edge, inside and outside a. Point on the edge; b. Point inside; c. Point outside.

# 2 结果与分析

# 2.1 鱼群数量监测结果

实验分为4组(A组:50条鱼,B组:100条鱼, C组:150条鱼,D组:200条鱼)进行鱼群数量监测, 结果如图13所示。A组的测量结果在45~56之间 波动,表现稳定且接近基准值50;B组的测量结 果在91~109之间,数据都较为接近基准值100;C





组的测量结果在 125~141 之间, 波动较小但略低 于基准值 150; D 组的测量结果在 163~180 之间, 所有值均低于基准值 200。

鱼群数量与识别准确率的关系如图 14 所示。 其中,50 条组的准确率分布范围为 88%~98%, 100 条组为准确率分布范围为 91%~99%,150 条 组准确率下降到 83.3%~94%,200 组准确率进一 步下降到 81.5%~90%。50 条组与 100 条组的精确 率比 150 条组与 200 条组的准确率要高 10%左右, 说明鱼组数量增加,准确率逐渐下降。

# 2.2 鱼群的空间分布

鱼群在水池中不同深度的分布情况如表 1 所示,其对应的空间分布图如图 15 所示。结果表明,低密度的 A 组和 B 组鱼群分布较为均匀,主要集中在水面(0~25 cm)和中下层(125~200 cm),分布较为均衡,显示出在密度较小时,鱼群在各深度层的活动无显著偏好。当鱼群密度较大时(C 组和 D 组),分布则更加集中,主要活跃在 0~150 cm 的深度范围内。这可能与水池中该深度层的水温和溶氧条件较为适宜有关。

# 2.3 较低密度下的鱼群数量监测

A 组(鱼群数量为 50 条, 密度为 2 条/m<sup>3</sup>)和 B

组(鱼群数量为 100 条,密度为 4 条/m<sup>3</sup>)的数据表 明,系统在较小规模鱼群监测中的准确率表现优 异(表 2)。A 组实验中,除 A4 组的精确度略低于 90%外,其余组的监测精度均高于 90%。B 组的整 体精度也都高于 90%,其中 B2 组达到了 99%。因 此,在小规模鱼群监测中,A 组和 B 组的所有实验 结果均显示出在低密度鱼群监测中的稳定性,证 明监测系统能够有效捕捉每条鱼的信息,并准确 识别其数量。



Fig. 14 The relationship between the number of individuals in fish schools and the accuracy of identification

Tab. 1	Spatial dis	stribution o	of fish quar	ntity in diff	erent wate	r depths fo	r fish scho	ols with dif	ferent qua	ntities of in	dividuals
组别				水层	深度/cm dej	pth of water	layer				总数/条
group	0-25	25-50	50-75	75-100	100-125	125-150	150-175	175-200	200-225	225-250	total
А	7	2	3	3	3	6	7	5	5	7	48
В	12	4	3	2	7	14	17	13	11	9	92
С	17	15	21	14	17	14	15	10	5	7	135
D	20	22	22	27	18	18	12	12	16	13	180

表 1 不同鱼群数量的组别在不同水层深度的鱼群空间分布 Tab. 1 Spatial distribution of fish quantity in different water depths for fish schools with different quantities of individuals

注:不同鱼群数量的组别只挑选出一组具有代表性的进行说明展示.

Note: For each group, only a representative school of fish was selected for illustration.



图 15 鱼群空间分布图

A 组: 50 条鱼; B 组: 100 条鱼; C 组: 150 条鱼; D 组: 200 条.

Fig. 15 Spatial distribution of fish

group A: 50 fish individuals; group B: 100 fish individuals; group C: 150 fish individuals; group D: 200 fish individuals.

表 2 较低鱼群密度下监测系统的精确率 Tab. 2 Accuracy of monitoring system at low fish density

										%0
Ī	组别			编号	seri	ial nu	mber			平均精确率
	group	1	2	3	4	5	6	7	8	average accuracy
	А	96	94	92	88	98	90	96	94	93.5
	В	92	99	91	91	97	95	97	94	94.5

这是由于: (1) 在较低密度的鱼群中, 个体之

间的距离较大, 声呐信号的反射和接收效果较好, 减少了信号重叠和干扰; (2) 全向声呐技术能够 更有效地覆盖水池的各个角度, 使得每条鱼的位 置信息更加清晰; (3) 改进后的 YOLOv8 算法能 对精准的对声呐图像进行处理。

# 2.4 较高密度下的鱼群数量监测

如表 3 所示,随着鱼群数量的增加,系统的 监测精度逐渐下降。在鱼群数量为 150 条时,监 测的平均精度降至 89.3%。尽管大部分测试保持 较高精度,但不同批次之间的监测结果存在一定 波动,特别是在 C3 实验中,监测精度下降至 83.3%。这表明,当鱼群规模增至150条、密度为 6条/m<sup>3</sup>时,系统的精确性受到了影响。进一步地, 在 D 组实验中,当鱼群数量增加至 200条、密度 达到 8条/m<sup>3</sup>时,系统的监测精度进一步下降,所 有实验的平均精度均低于 90%。尽管精度仍维持 在 80%以上,但整体监测准确性已经显著下降, 表明在较高密度的鱼群条件下,系统不如低密度 条件下稳定。

表 3 较高鱼群密度下监测系统的精确率 Tab. 3 Accuracy of monitoring system at high fish density

组别		平均精确率							
group	1	2	3	4	5	6	7	8	average accuracy
С	94	90	83.3	91.3	88	90	93.3	87.3	89.6
D	86	81.5	90	84	88	85	82.5	89	85.8

较高密度组精度下降可能是由以下几个原因 造成的:(1)声呐信号的散射和吸收:当鱼群密度 大于4条/m<sup>3</sup>且逐渐增大时,个体之间的距离变小, 导致声呐波在传播过程中发生更多的散射和吸收, 降低了声呐图像中的回波信号质量,增加了识别 的难度。(2)重叠影像的干扰:在高密度鱼群中, 多条鱼的影像容易重叠,带来了识别上的挑战, 导致模型难以准确区分不同个体,影响了监测精 度。(3)边界反射仍存在影响:在高密度鱼群实验 中,部分声呐回波来自水池边界的反射。这些回 波在形态上与真实鱼群的信号较为相似,增加了 系统的误判率。

# 3 讨论

# 3.1 声呐与 YOLO 模型在水下生物监测中的应用

声呐技术在水产生物监测中具有重要作用。 高频自适应分辨率成像声呐<sup>[24]</sup>和多波束前视声 呐<sup>[25-26]</sup>都被运用于水下物体的监测与成像。本研 究使用了全向扫描声呐获取鱼群分布的声呐图像, 并通过伸缩杆将声呐对不同水层进行连续的监测, 获取到一组连续的声呐影像。尽管不同类型声呐 的成像会有不同,但都能运用于水下生物的监测。

在监测系统中,以 YOLOv8 模型作为基础来 进行鱼群目标检测,并引入了轻量级卷积方法 VoVGSCSP 和注意力机制 CoTAttention,识别准 确率为 83%。Shen 等<sup>[27]</sup>通过 DIDSON 声呐和 YOLOv5 模型,通过在 DIDSON 图像的每一帧中 识别鱼目标来训练识别模型,识别准确率为 83.5%。Mahoro 等<sup>[26]</sup>也使用 YOLOv7 在声呐图像 上自动检测和分类鱼类,其模型的平均精度为 0.79。与本研究相比,此模型略高于 Mahoro 等<sup>[26]</sup> 的准确率,与 Shen 等<sup>[27]</sup>基本一致,主要原因可能 是不同的声呐获取的图像有差异,并且不同模型 对训练结果也有一定影响。

在本研究中,通过监测系统获取整个水体鱼 群数量整体的准确率为 90.9%,并且在密度较低 的鱼群数量中效果较好。Schneider 等<sup>[28]</sup>使用声呐 图像估计鱼类和海豚数量,其数据范围为 0~34 条 鱼以及 0~3 条海豚,皆为低密度生物数量下的实 验。Aleyda 等<sup>[29]</sup>则使用 YOLOv8 模型计算鳗幼苗 的鱼群数量,其模型在 63 只/m<sup>2</sup> 的密度下表现较 好,该密度也标记为低密度。尽管光学影像和声 学影像有所不同,但在结果上都表现出低密度组 的准确率要高于较高密度组,主要原因可能是生 物数量越多,声呐图像就越复杂,识别准确率就 会所有下降。

# 3.2 监测系统的创新与不足

本研究针对传统监测方法在鱼群数量监测中 效率低、精确度不足的问题,提出了一种基于全 向声呐结合 YOLO 识别模型的鱼群实时数量监测 方法。通过全向声呐技术获取水体中鱼群的声呐 影像,并借助 YOLOv8 模型进行影像识别和鱼群 分类处理。在此基础上,使用专门的统计算法对 识别出的鱼群数量和空间分布进行计算。此外, 系统还设计了异常点去除算法,能够有效剔除由 环境噪声或其他非目标物体引起的误识别点,从 而显著提高了监测数据的准确性。

监测系统通过优化的 YOLO 算法与全向声呐 数据结合,克服了传统方法依赖假设条件多、操 作复杂、影响鱼群自然行为的不足,同时也弥补

417

了光学方法在水下复杂环境中识别精度不足的缺陷。通过将声呐影像与深度学习算法结合,系统 不仅能够实时监测鱼群的数量,还可以生成三维 空间分布图,为水产养殖管理提供高效、准确的 数据支持。

实验过程中,鱼群的游动可能导致目标识别 结果的偏差,本研究虽采用欧式距离的方法减小 鱼群游动所带来的误差,但这种误差仍然客观存 在,特别是在鱼群数量较多时,这种误差会更大。 为提高系统在高密度鱼群监测中的准确性,未来 可以考虑优化声呐设备的波束开角或引入多声呐 协同工作,以减少信号干扰。同时,针对高密度鱼 群的重叠问题,进一步改进 YOLO 模型的多目标 检测算法,如引入轨迹跟踪技术或基于区域的检 测算法,可能有助于提升识别精度。

# 4 结论

本研究以罗非鱼为研究对象,利用全向声呐 与鱼群数量实时监测系统相结合的实验方法,探 究了不同鱼群数量下监测系统的可行性。实验结 果表明,该方法在不同规模的鱼群数量监测中表 现出色。在鱼群数量为 50 条、100 条、150 条和 200 条的实验组中,监测精确度分别达到了 93.5%、94.5%、89.6%和 85.8%,该方法的整体精 确度为 90.9%,表明其在鱼群数量估算方面的稳 定性。其中,在较小规模鱼群的监测中,系统的精 度表现尤为优异,能够精确捕捉和估算鱼群的数 量及空间分布。

未来研究可针对较高密度鱼群监测方法进行 改良,通过解决由于鱼群运动对监测造成的影响, 提高数量监测精确度,有助于进一步完善水产养 殖生物量的统计方法,为该领域的研究提供更多 科学的参考依据。

# 参考文献:

- Li P L, Zhang S M, Shen L, et al. Research progress in fish tracking technology based on deep learning[J]. Fishery Modernization, 2024, 51(2): 1-13. [李鹏龙,张胜茂, 沈烈, 等. 基于深度学习的鱼类跟踪技术研究进展[J]. 渔业现代 化, 2024, 51(2): 1-13.]
- [2] Li Y H. A review on estimating population size of large and

medium-sized mammals[J]. Biodiversity Science, 2021, 29(12): 1700-1717. [李月辉. 大中型兽类种群数量估算的研究进展[J]. 生物多样性, 2021, 29(12): 1700-1717.]

- [3] Yuan S, Li X, Hou S J, et al. Estimating the population density of desert rodents using a camera trap method[J]. Pratacultural Science, 2021, 38(3): 571-579. [袁帅, 李鑫, 侯帅君, 等. 应用红外相机陷阱法估计荒漠啮齿动物种群 密度[J]. 草业科学, 2021, 38(3): 571-579.]
- [4] Pot W, Noakes D L G, Ferguson M M, et al. Quantitative sampling of fishes in a simple system: Failure of conventional methods[J]. Hydrobiologia, 1984, 114(3): 249-254.
- [5] Luo Y H, Cao X, Zhang J T, et al. A review of underwater optical image super-resolution reconstruction based on deep learning[J]. Digital Ocean & Underwater Warfare, 2023, 6(1): 17-33. [罗逸豪,曹翔,张钧陶,等. 基于深度学习的水下光学图像超分辨率重建综述[J].数字海洋与水下攻防, 2023, 6(1): 17-33.]
- [6] Liu S J, Tu X Y, Tian C F, et al. Research on the counting system of fish suction pump based on machine vision[J]. Fishery Modernization, 2020, 47(5): 45-51. [刘世晶, 涂雪 滢, 田昌凤, 等. 基于机器视觉的吸鱼泵过鱼量计数系统 试验研究[J]. 渔业现代化, 2020, 47(5): 45-51.]
- [7] Lin K, Zhou C, Xu D M, et al. Three-dimensional location of target fish by monocular infrared imaging sensor based on a L-z correlation model[J]. Infrared Physics & Technology, 2018, 88: 106-113.
- [8] Zhang H Y, Li Z B, Li W R, et al. Review of research on aquaculture counting based on machine vision[J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(9): 2970-2982. [张涵钰, 李振波, 李蔚然, 等. 基于机器视觉的水产养殖计数研究 综述[J]. 计算机应用, 2023, 43(9): 2970-2982.]
- [9] Jing D X, Zhou H Y, Han J, et al. Fish abundance estimation based on an imaging sonar[J]. Journal of Applied Acoustics, 2019, 38(4): 705-711. [荆丹翔, 周晗昀, 韩军, 等. 基于成 像声呐 DIDSON 的水域内鱼群数量估计方法[J]. 应用声 学, 2019, 38(4): 705-711.]
- [10] Zhu J, Feng L. Fish recognition and counting method based on sonar images[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2023, 47(6): 782-789. [朱俊, 封磊. 基于 声呐图像的鱼群识别与计数方法[J]. 南京理工大学学报, 2023, 47(6): 782-789.]
- [11] Zhang S M, Li J K, Tang F H, et al. Research progress on fish farming monitoring based on deep learning technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(5): 1-13. [张胜茂, 李佳康, 唐峰华, 等. 基于深度学习

的鱼类养殖监测研究进展[J]. 农业工程学报, 2024, 40(5): 1-13.]

- [12] Dewan J, Gele A, Fulari O, et al. Fish detection and classification[C]// Proceedings of the 2022 6th International Conference on Computing, Communication, Control and Automation (ICCUBEA). Piscataway: IEEE, 2022: 1-5.
- [13] Zou L, Wang Y, Chen Z H, et al. Research on fish counting and measurement methods based on image processing[J]. Computer Knowledge and Technology, 2024, 20(2): 24-26, 46. [邹立, 汪雅, 陈志辉, 等. 基于图像处理的鱼类计数 与测量方法研究[J]. 电脑知识与技术, 2024, 20(2): 24-26, 46.]
- [14] Fan L Z, Liu Y. Automate fry counting using computer vision and multi-class least squares support vector machine[J]. Aquaculture, 2013, 380-383: 91-98.
- [15] Kandimalla V, Richard M, Smith F, et al. Automated detection, classification and counting of fish in fish passages with deep learning[J]. Frontiers in Marine Science, 2022, 8: 823173.
- [16] Zhang S. Research on fish shoal density estimation method based on deep learning[D]. Tianjin: Tianjin University of Science & Technology, 2020. [张松. 基于深度学习的鱼群 密度估计方法研究[D]. 天津: 天津科技大学, 2020.]
- [17] Sun M Z, Li W S, Jiao Z H, et al. A multi-target tracking platform for zebrafish based on deep neural network[C]// Proceedings of the 2019 IEEE 9th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). Piscataway: IEEE, 2019: 637-642.
- [18] Shen J Y, Li L Y, Dai Y L, et al. A fish detecting and monitoring system based on YOLO algorithm[J]. Journal of Suzhou University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2020, 37(3): 68-73. [沈军宇, 李林燕, 戴 永良, 等. 基于 YOLO 算法的鱼群探测监控系统[J]. 苏州 科技大学学报(自然科学版), 2020, 37(3): 68-73.]
- [19] Li Y J, Hu Z Y, Tu W, et al. Dense fish population counting detection based on improved YOLOv7[J]. Journal of Guangdong Ocean University, 2024, 44(2): 115-123. [李尹 佳, 胡泽元, 涂万, 等. 基于改进 YOLOv7 的密集鱼群计 数检测[J]. 广东海洋大学学报, 2024, 44(2): 115-123.]

- [20] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2016: 779-788.
- [21] Li H L, Li J, Wei H B, et al. Slim-neck by GSConv: A lightweight-design for real-time detector architectures[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024, 21(3): Article No.62.
- [22] Li Y H, Yao T, Pan Y W, et al. Contextual transformer networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(2): 1489-1500.
- [23] Hu J Z, Sun J L, Huang X H, et al. A method for estimating quantity of *Trachinotus ovatus* in marine cage aquaculture based on high-frequency horizontal mechanical scanning sonar image[J]. South China Fisheries Science, 2024, 20(5): 113-125. [胡家祯, 孙佳龙, 黄小华, 等. 基于高频水平机 械扫描式声呐图像的海水网箱养殖卵形鲳鲹数量估算方 法[J]. 南方水产科学, 2024, 20(5): 113-125.]
- [24] Jones R E, Griffin R A, Unsworth R K F. Adaptive Resolution Imaging Sonar (ARIS) as a tool for marine fish identification[J]. Fisheries Research, 2021, 243: 106092.
- [25] Xie K B, Yang J, Qiu K. A dataset with multibeam forward-looking sonar for underwater object detection[J]. Scientific Data, 2022, 9(1): Article No.739.
- [26] Mahoro E, Akhloufi M A. Automated fish detection and classification on sonar images using detection transformer and YOLOv7[C]// Sixteenth International Conference on Quality Control by Artificial Vision. Washington: SPIE, 2023: 9-16.
- [27] Shen W, Liu M Q, Lu Q S, et al. A fish target identification and counting method based on DIDSON sonar and YOLOv5 model[J]. Fishes, 2024, 9(9): 346.
- [28] Schneider S, Zhuang A. Counting fish and dolphins in sonar images using deep learning[EB/OL]. https://arxiv.org/pdf/ 2007.12808v1.
- [29] Aleyda S, Jaya I, Iqbal M. Object tracking-based deep learning for calculating the quantity of eel seedlings (*Anguilla bicolor*)[J]. BIO Web of Conferences, 2024, 106: Article No.01006.

# **Research and application of real-time monitoring method for cultured fish based on YOLO**

SUN Pengqi<sup>1,2</sup>, HU Jiazhen<sup>1,2</sup>, HUANG Xiaohua<sup>2,3</sup>, SUN Jialong<sup>1,2</sup>, LI Gen<sup>2,3</sup>, TAO Qiyou<sup>2,3</sup>, YUAN Taiping<sup>2,3</sup>, PANG Guoliang<sup>2,3</sup>, HU Yu<sup>2,3</sup>

1. School of Geomatics and Marine Information, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China;

- South China Sea Fisheries Research Institute, Chinese Academy of Fishery Sciences; Key Laboratory of South China Sea Fishery Resources Exploitation & Utilization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Guangzhou 510300, China;
- 3. Tropical Fisheries Research and Development Center, South China Sea Fisheries Research Institute, Chinese Academy of Fishery Sciences, Sanya 572018, China

**Abstract:** To address the issues of low efficiency and insufficient accuracy in monitoring fish populations in aquaculture, this study proposes a real-time fish monitoring method based on an omnidirectional scanning sonar and the You Only Look Once (YOLO) model using tilapia (*Oreochromis* sp.) as the research object. The proposed method used an omnidirectional scanning sonar to collect underwater fish shoal image data. By using the YOLOv8 algorithm combined with real-time monitoring, the proposed method achieved target recognition and analysis. Euclidean distance-based spatial analysis algorithms were used to merge and exclude anomalous data points to obtain the number and spatial distribution of fish schools. Experiments were conducted to evaluate fish schools of varying sizes (50, 100, 150, and 200 individuals) and achieved monitoring accuracies of 93.5, 94.5, 89.6, and 85.8%, respectively, with an average accuracy of 90.9%. This method substantially enhanced the real-time monitoring and accuracy of fish school population assessments. This provides an efficient solution for monitoring fish schools in aquaculture towards optimizing aquaculture management, improving production efficiency, and promoting the sustainable development of ecological aquaculture.

**Key words:** cultured fish; omnidirectional sonar; YOLO v8; real-time monitoring **Corresponding author:** HU Yu. E-mail: scshuyu@163.com