

基于机器视觉的凡纳滨对虾生物量参数估计

朱元昆¹, 赵爽¹, 苗玉彬²

1. 上海电机学院 机械学院, 上海 201306

2. 上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200240

摘要: 针对凡纳滨对虾 (*Litopenaeus vannamei*) 养殖过程中, 传统生物量人工监测效率低、应激损伤大等问题, 研究提出了一种融合改进 YOLOv8 算法与最小包围盒 (Oriented Bounding Box, OBB) 的非接触式体长-体质量估算方法, 以提升智能化投饲管理的效率和准确性。该方法通过以下技术改进实现生物量参数的有效估计: 首先, 融合 Focal-GIoU 构建损失函数, 增强对遮挡虾体的检测能力; 其次, 引入 GhostNetV2 轻量化网络的空间-通道解耦注意力机制, 提升特征表达能力, 并集成 RepBlock 动态可重构模块, 增强多尺度形态自适应识别能力; 最后, 提出基于主成分分析的最小包围盒 (Principal Components Analysis-Oriented Bounding Box, PCA-OBB) 算法, 通过协方差矩阵特征分解确定虾体主轴方向, 并结合霍夫圆检测标定像素-物理尺寸转换系数, 建立体长-体质量回归模型。结果表明, 该方法对 120 日龄凡纳滨对虾体长的测量平均相对误差为 1.26%, 最大绝对误差为 0.503 cm, 体质量预测平均相对误差为 5.3%, 均优于传统人工测量。该方法实现了凡纳滨对虾的非接触式生物量参数实时监测和估计, 为精准投喂提供了有效技术支持。

关键词: YOLOv8 算法; 凡纳滨对虾; 生物量估算; 目标检测

中图分类号: S 951.2

文献标志码: A

开放科学 (资源服务) 标识码 (OSID):



Parameter estimation of biomass of Pacific white shrimp (*Litopenaeus vannamei*) based on machine vision

ZHU Yuankun¹, ZHAO Shuang¹, MIAO Yubin²

1. School of Machinery, Shanghai Dianji University, Shanghai, 201306, China

2. School of Mechanical and Power Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China

Abstract: In order to solve the problems of low efficiency and significant stress damage in traditional manual biomass monitoring during the cultivation of Pacific white shrimp (*Litopenaeus vannamei*), we propose a non-contact body-length and mass estimation method that integrates an improved YOLOv8 detector with an oriented bounding box (OBB) framework, so as to improve the efficiency and accuracy of intelligent feeding management. First, we constructed a Focal-GIoU loss function to bolster detection performance under heavy occlusion. Then, we adopted a GhostNetV2 backbone enhanced with a spatial-channel decoupling attention mechanism and integrate dynamically reconfigurable RepBlock modules to strengthen multi-scale morphological adaptation. Finally, we introduced a Principal Component Analysis-Oriented Bounding Box (PCA-OBB) algorithm in which the shrimp's principal axis was extracted via eigen decomposition of its covariance matrix and a Hough-circle detection scheme calibrated the pixel-to-physical dimension conversion coefficient. A regression model which correlated body length to mass was established. Experiments on the 120-day-old *L. vannamei* samples demonstrated an average relative error of 1.26% in length measurement, maximum absolute error of 0.503 cm, and a 5.3% average relative error in mass prediction, both out-

收稿日期: 2025-04-15; 修回日期: 2025-05-07

基金项目: 上海市农业科技创新项目 (沪农科 I2023006)

作者简介: 朱元昆 (2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向为深度学习。E-mail: zyk786695926@163.com

通信作者: 赵爽 (1973—), 女, 副教授, 博士, 研究方向为机械优化设计、智能传感器、深度学习。E-mail: zhaos@sdju.edu.cn

performing conventional manual methods. This method achieves real-time monitoring and estimation of non-contact biomass parameters of *L. vannamei*, providing effective technical support for precise feeding.

Keywords: YOLOv8 algorithm; *Litopenaeus vannamei*; Biomass estimation; Object detection

凡纳滨对虾 (*Litopenaeus vannamei*) 以其丰富的营养价值和鲜美的口感, 在中国消费市场备受青睐。根据《2024 中国渔业统计年鉴》数据, 2023 年凡纳滨对虾的海水养殖产量达到 1 429 832 t, 同比增长 6.68%; 淡水养殖产量为 808 558 t, 同比增长 6.62%, 是中国水产养殖业的核心经济物种^[1-3]。在养殖过程中, 对凡纳滨对虾生长参数的精准监测是优化投饲策略、降低养殖风险的关键环节。研究表明, 过量投饲会加剧水体富营养化并诱发病害, 而投饲不足则会导致对虾生长迟缓^[4]。传统人工测量体长、体质量的方法需要频繁捕捞离水操作, 存在效率低、误差大且易引发虾体的应激损伤等问题。尽管已有学者通过形态与体质量回归模型验证了参数的相关性^[5-6], 但由于缺乏自动化测量技术的支持, 实际养殖过程中仍主要依赖经验化的粗放管理模式。

近年来, 计算机视觉技术在虾类生物量检测中得到了大量应用。然而, 传统图像分析方法主要依赖于阈值分割、边缘检测和形态学特征提取^[7-9], 虽然提高了测量效率, 但由于人工特征设计的局限性, 其在复杂水下场景中的泛化能力不足。相比传统图像分割方法, 深度学习图像分割算法具有更高的准确性和稳定性, 能够更好地满足实际应用的需求。深度学习通过自主特征学习机制, 利用卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 提取虾体深层语义信息, 在浑浊水体等复杂环境下展现出更强的鲁棒性和精度。Wang 等^[10] 结合 Unet 模型与高斯核函数, 将卤虾长度测量精度提升至 ± 0.5 mm; Lai 等^[11] 开发的 YOLOv4-tiny 系统通过轻量化设计实现实时检测。针对复杂水质环境, Hu 等^[12] 通过创新融合图像增强技术, 实现了浑浊水体中的同步检测。在体质量预测方面, Chirdchoo 等^[13] 采用 Detectron2 目标检测框架提取虾体长度、宽度及姿态等特征, 结合人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 模型精准预测体质量; Chong^[14] 提出了一种 YOLOv7 的生长阶段分类系统, 通过测量体长来估算体质量, 并将其精准划分为幼虾、亚成体和成体, 实现分阶段养殖管理。Ran 等^[15] 开发的改进 YOLOv8 实例分割方法

结合参考对象变换技术, 实现了高精度的表型数据提取, 其虾体长度测量的绝对误差和相对误差分别达到 4.63 mm 和 4.58%。国内学者在工程化应用方面也取得突破, 杨浩康等^[16] 提出双目视觉三维重构方法, 提升了测量精度; 汪清平^[17] 设计的 AlexNet 监测系统通过头尾相对距离评估体长, 获得 95.03% 的准确率; 鲍镇宇等^[18] 利用更快的基于区域的卷积神经网络 (Faster Region-based Convolutional Neural Network, Faster R-CNN) 的高通量检测技术, 实现了全长自动识别与定位, 其识别框尺寸与人工测量高度相关, 显著提升了育种效率, 并为头胸部及体节长度等表型研究提供了新方法。在以体长等生物量指标开展资源分析的研究中, 刘子凯等^[19] 基于 2014—2019 年南海北部 3 059 尾深水金线鱼 (*Nemipterus bathybius*) 体长数据, 采用长度贝叶斯生物量评估和繁殖潜力比模型, 结合渐近体长、自然死亡率与生长率比值等关键参数, 系统评估了种群资源量、捕捞状态及繁殖潜力。方磊等^[20] 采用结合体长世代分析和基于生物量的体长世代分析方法, 利用 2014—2018 年西北太平洋秋刀鱼 (*Cololabis saira*) 的渔获体长和生物学数据估算了资源量参数。这些研究为后续评估水产资源体长等提供了新思路。

基于深度学习的生物量测量方法已在水产养殖领域展现出良好的应用效果, 但受限于场景泛化能力、多参数协同建模缺陷及工程落地成本, 难以直接满足凡纳滨对虾养殖中非接触、高精度、低成本的实时生物量监测需求。受水下环境复杂、对虾游动姿态多变、光照不足及残余饲料与排泄物等干扰因素影响, 水下拍摄成像质量不稳定, 影响模型的学习效果与泛化能力。若将对虾捕捞出水进行测量, 则容易引发应激反应, 导致断足、脱甲甚至死亡。针对这一问题, 本研究设计了一套非离水式图像采集装置, 可有效避免对虾产生应激反应, 使其保持自然舒展状态。基于机器视觉技术, 提出了非接触式生物量估算算法, 通过改进目标检测模型与几何参数计算方法, 实现了养殖池内对虾生长指标的实时监测, 为精准投饲决策提供量化依据。

1 实验与材料

1.1 实验条件

本实验在上海城市电力光伏养殖场开展。该养殖场的凡纳滨对虾繁育车间配备了高密度室内循环

水养殖系统, 集成自动化投喂装置、全光谱光照系统及智能水循环调控单元, 可实现养殖过程的精准管控。实验设置了多维度对比实验区, 包括光伏智能温室、传统外塘和室内循环水养殖3种典型养殖模式。凡纳滨对虾生物量参数计算流程如图1所示。

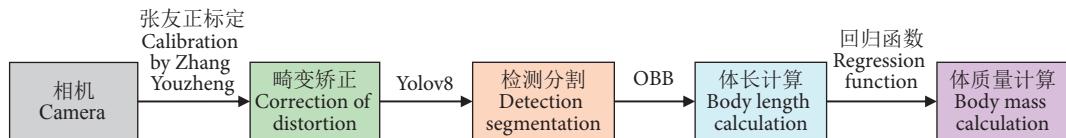


图1 系统框图

Fig. 1 System block diagram

1.1.1 图片采集系统

本研究采用的非离水式自动化图像采集装置由控制器(位于信号控制箱内)、高精度相机、升降模组和多功能采样平台构成。通过闭环工作流程实现图像数据获取。首先, 控制器接收图像采集指令后, 启动自适应补光系统, 并控制升降模组将采样平台提升到预定水深, 使对虾稳定在水面下适宜的拍摄区域; 随后, 通过蓝牙触发相机完成图像采集; 最后, 升降模组缓慢降下采样平台至池底复位。该设计在确保成像质量的同时有效避免了对虾离水应激, 其装置结构见图2。

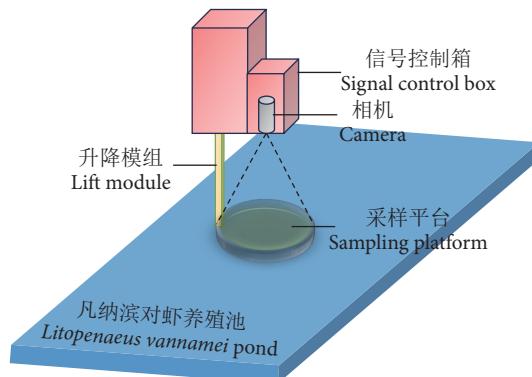


图2 采集装置模型示意图

Fig. 2 Schematic diagram of collection device model

1.1.2 相机畸变矫正

视觉测量系统中相机成像畸变会直接影响目标物体几何参数的测量精度。由于镜头光学特性与水下折射环境的共同作用, 图像边缘区域的几何形变程度将高于中心区域。当虾体偏离画面中心时, 其轮廓受径向畸变非线性影响逐渐增强, 表现为边缘区域的虾体长度测量值较中心区域产生较大的偏差。水下折射可能进一步加剧畸变效应, 导致虾体边缘轮廓失真, 影响后续体长计算。需通过相机标

定与畸变矫正技术建立像素坐标系与真实物理空间的映射关系, 确保图像测量结果可靠。本研究采用张正友标定法^[21-22]建立相机成像几何模型。其数学推导过程为: 定义相机成像模型, 将三维世界坐标系下的 $M=[X_w, Y_w, Z_w]^T$ 通过旋转矩阵 R 和平移向量 t 转换到相机坐标系, 得到 $m=[X_c, Y_c, Z_c]^T=R M+t$, 归一化平面投影坐标为 $x=[x, y]^T=\left[\frac{X_c}{Z_c}, \frac{Y_c}{Z_c}\right]^T$ 。考虑镜头径向畸变效应, 引入二阶畸变模型:

$$\begin{cases} x_{\text{dist}}=x(1+k_1 r^2+k_2 r^4) \\ y_{\text{dist}}=y(1+k_1 r^2+k_2 r^4) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $r^2=x^2+y^2$; k_1 、 k_2 为径向畸变系数。最终像素坐标通过内参矩阵映射:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & \gamma & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{\text{dist}} \\ y_{\text{dist}} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: f_x 、 f_y 为焦距像素值; (u_0, v_0) 为主点坐标; γ 为图像倾斜因子。通过采集棋盘格标定板多角度图像, 提取角点坐标 $m_{i,j}$, 构建非线性优化目标函数:

$$\min_{\theta} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K \|m_{i,j} - \hat{m}(\theta, M_j)\|^2 \quad (3)$$

式中: $\theta=[f_x, f_y, u_0, v_0, \gamma, k_1, k_2, R_i, t_i]$ 为待优化参数; M_j 为标定板交点三维坐标。

1.1.3 样本采集与验证

实验选用120尾120日龄初始体长为(12.3±1.5) mm的凡纳滨对虾, 按照标注养殖规程培育。每周定时采集生长数据。包括: 1) 非离水采集, 通过图像采集系统获取自然状态虾体图像, 单次采集样本量≥20尾; 2) 人工采集, 随机抽取20尾样本, 使用工业数显游标卡尺测量体长(额角尖端至尾节末端的最大伸展直线距离), 使用精度0.01 g的ME204E电子秤称量体质量, 建立基准数据集。

2 YOLOv8 模型改进与生物量测量算法

2.1 YOLOv8 模型的改进

YOLOv8 因其端到端的处理能力和实时检测精度, 广泛应用于各类计算机视觉任务中。但水下凡纳滨对虾的尺寸较小、形态多变、复杂背景干扰, 影响了 YOLOv8 在目标检测及分割精度。为此本研究对 YOLOv8 模型进行 3 个方面的改进: 1) 融合 Focal Loss 与 GIoU Loss 损失函数, 以解决样本

定位偏差及难易样本不平衡问题; 2) 引入 GhostNetV2 特征提取网络, 通过增强多尺度特征表达能力和特征重用机制, 提升虾体部位细节捕获能力, 有效改善虾体边缘特征模糊问题; 3) 采用 RepBlok 动态结构模块, 在训练阶段强化虾体多尺度形态特征提取能力, 并在推理阶段优化计算效率。改进后的网络结构如图 3 所示。

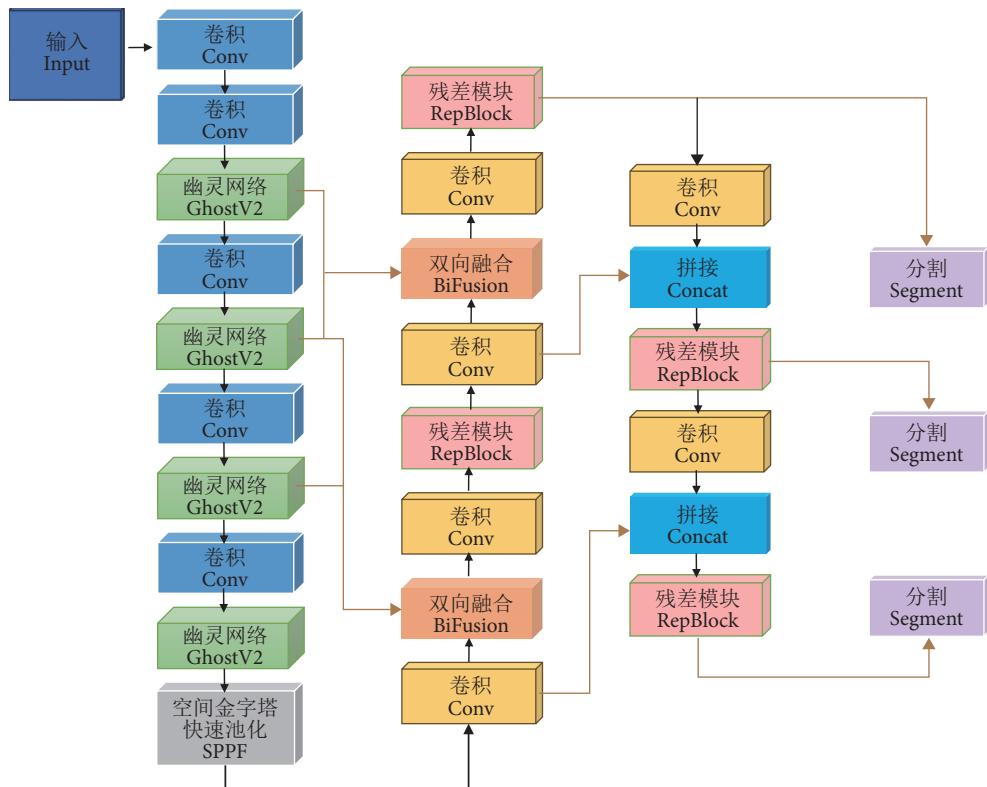


图3 改进的 YOLOv8 网络结构图

Fig. 3 Network structure diagram of improved YOLOv8

2.1.1 损失函数优化

为了解决样本尺度差异引起的定位偏差及难易样本不平衡问题, 将 Focal Loss 的动态权重调整机制与 GIoU Loss 的集合对齐特性进行函数耦合^[23-26]。

Focal-GIoU 损失函数的数学表达式为:

$$L_{\text{Focal-GIoU}} = (1 - \text{GIoU}) \cdot \text{IoU}^\gamma \quad (4)$$

其中, GIoU 的计算公式为:

$$\text{GIoU} = \text{IoU} - \frac{|C(A \cup B)|}{|C|} \quad (5)$$

式中: A 与 B 分别为预测框和真实框; C 为两者的小闭包区域。

IoU 定义为预测框和真实框的交集与并集之比。 γ 为聚焦因子, 用于调节难易样本的损失权

重; 当 $\gamma > 0$ 时, 模型会降级易样本的损失权重, 同时增强难样本的关注度。

GIoU Loss 通过引入最小闭包区域惩罚项, 解决了传统 IoU 在无重叠区域时梯度消失的问题, 能够更精确地反映预测框与真实框的空间关系。此处引入 Focal Loss 的核心思想, 通过 IoU^γ 动态调整损失权重。对于低 IoU 的小目标和存在遮挡的目标等困难样本, IoU^γ 值较小, 导致整体损失增大; 反之, 高 IoU 的简单样本损失权重降低。这种机制可以迫使模型在训练过程中更关注难以检测的样本。

2.1.2 GhostNetV2 特征提取网络

水下图像易受到低对比度、背景噪声以及目标遮挡等多重因素的影响, 为此引入 GhostNetV2 轻

量化骨干网络架构。该网络通过 Ghost 特征图生成机制, 在保证特征表达力的同时能够将计算量降低至传统 CNN 的 $1/3$ ^[27]。其核心改进 DFC 注意力机制采用空间-通道解耦策略, 通过双路并行架构分别提取全局上下文信息和局部细节特征, 以提升模型对对虾的感知能力。配合优化的最大池化下采样与双线性插值上采样策略, 能够在维持多尺度特征完整性的前提下提升推理速度, 满足养殖场景下的实时监测需求。

2.1.3 RepBlok 动态结构模块

针对凡纳滨对虾在水下呈现的多尺度形态特征及背景干扰问题, 本研究引入基于 RepBlock^[28] 的动态可重构网络架构。该模块通过训练阶段的三分支协同机制实现深度特征学习: 主干 3×3 卷积层提取空间细节特征, 辅助 1×1 卷积建立跨通道关联, identity 分支维持梯度稳定传播, 形成多维度特征融合体系。在推理阶段, 通过结构重参数化技术将多分支拓扑等价转换为单一 3×3 卷积核 (Rep-Conv), 在完全保留特征表达能力的前提下, 将计算延迟降低。这种动态结构设计使模型在测试阶段既能捕捉虾体弯曲姿态的细粒度轮廓特征, 又可实现实时处理速度, 兼具精度与效率。

2.2 基于最小包围盒的体长计算

本研究基于定向最小包围盒 (OBB) 和霍夫圆标定的对虾体长测量方法, 具体步骤如下。

2.2.1 OBB 确定

1) 轮廓点提取与归一化处理。从分割后的对虾二值化图像中提取目标轮廓点集, 并将这些点的坐标归一化至 $0\sim1$ 范围, 以消除图像尺寸差异的影响。归一化后的坐标点集为后续计算提供统一基准。

2) 协方差矩阵计算与主轴方向的确定。基于归一化坐标点, 计算协方差矩阵以分析坐标维度间的线性相关性。协方差矩阵通过特征分解得到特征值和特征向量, 其中最大特征值对应的特征向量指示了对虾体的主轴方向。这一方向反映了虾体在图像中的主要延伸趋势。

3) 构建 OBB。以对虾质心为原点, 将坐标点转换至以主轴方向为基准的新坐标系。在该坐标系下, 沿主轴和次轴方向分别投影坐标点, 找出最大和最小投影值以确定 OBB 的边界范围。通过逆向坐标变换, 将边界顶点映射回原始图像坐标系, 最终得到紧凑包裹对虾目标的 OBB 顶点坐标。OBB 示意图如图 4 所示。

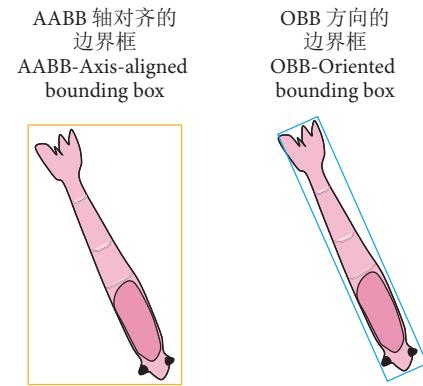


图4 OBB 示意图

Fig. 4 Schematic diagram of OBB

2.2.2 基于霍夫圆检测算法的长度系数标定

根据 OBB 顶点坐标, 沿主轴方向计算包围盒的像素长度, 其公式为:

$$L_{\text{pixel}} = \sqrt{(x_{\text{max}} - x_{\text{min}})^2 + (y_{\text{max}} - y_{\text{min}})^2} \quad (6)$$

式中: x_{max} 、 x_{min} 和 y_{max} 、 y_{min} 分别为 OBB 的最大和最小坐标。

如图 5 所示, 利用霍夫圆检测算法识别图像中已知实际尺寸的圆形标记物, 通过其像素直径与真实直径的比值, 确定像素到实际尺寸的转换系数 c (mm/px)。将式 (6) 获得的像素长度 L_{pixel} 乘以转换系数 c , 即可得到对虾的实际体长 L_{actual} 。

2.3 基于回归方程的体质量估算

本研究采用杨明等^[29] 建立的凡纳滨对虾体长-体质量回归模型进行体质量估算, 按周期采样, 测定对虾个体体长 (L) 和体质量 (W), 构建指数模型 $W=aL^b$ 。为便于参数估计, 将原始指数函数模型进行对数转换, 得到线性模型: $\ln(W)=\ln(a)+b \cdot \ln(L)$, 然后使用最小二乘法进行线性回归得到回归方程, 并由此获得 a 、 b 估计值和拟合结果的决定系数 r^2 。模型表达式为:

$$W=0.0106L^{3.066} \quad (r^2=0.987) \quad (7)$$

式中: W 为体质量 (g); L 为体长 (cm); r^2 越大说明回归效果越好。

3 结果与分析

3.1 数据集准备

本研究采用 Labelme 工具对图像进行精确标注, 并以 COCO 格式存储。数据集被划分为训练集 (70%)、验证集 (15%) 和测试集 (15%)。为缓解样本不足及数据分布不均导致的过拟合, 采用随机旋转、缩放、水平/垂直翻转和亮度调整等数据增

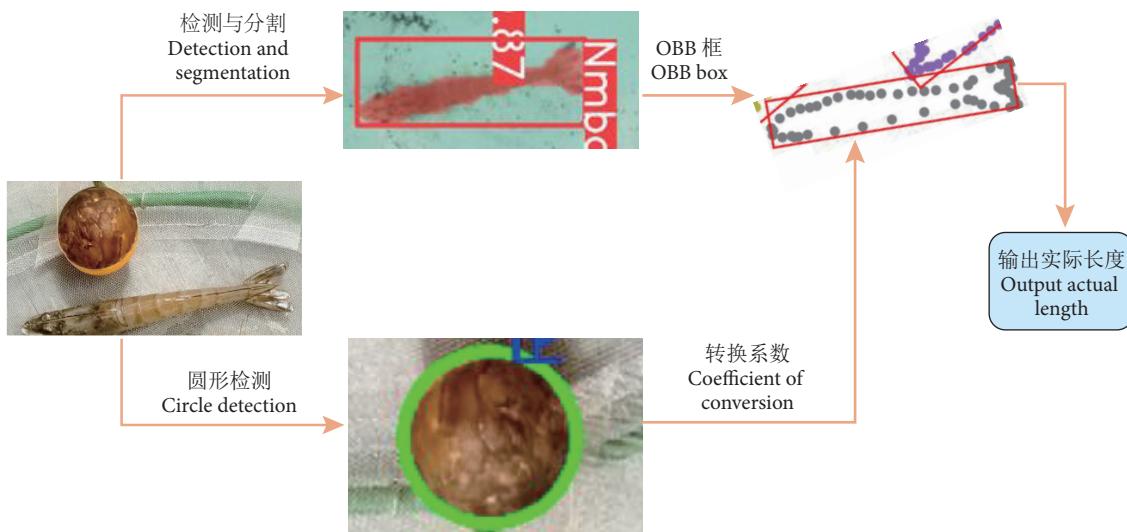


图5 体长计算方法

Fig. 5 Body length calculation method

强策略,以提升模型的泛化能力。增强后数据集由288张扩充到864张。训练时,设置了400个epoch,学习率lr为0.001,批次设置为16。

3.2 实验配置

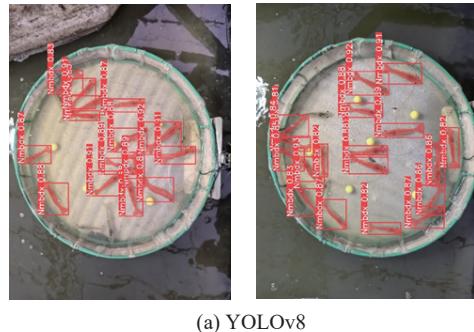
实验在Windows11操作系统下进行,处理器型号为13th Gen Intel i9-13980HX,显卡型号为NVIDIA GeForce RTX 4060。深度学习框架为Pytorch2.3.1,编程环境为Pycharm,编程语言为Python3.9。

3.3 对虾检测与分割

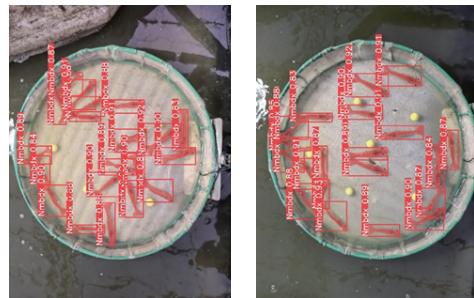
3.3.1 效果展示

为验证本研究改进算法的有效性,基于自建凡纳滨对虾图像数据集开展目标检测与分割实验,结果如图6所示。改进后的模型通过结构优化改善了轮廓提取精度:在密集养殖场景中,模型对虾体边缘的识别更为精细,能够清晰捕捉腹部节段与尾扇等形态细节;针对相邻虾体的粘连问题,改进模型通过增强特征区分能力,有效降低了重叠区域的误分割率。即便在复杂重叠状态下,仍能准确分离个体轮廓。

为评估凡纳滨对虾实现的检测效果,本研究在相同的训练集和验证集上对Mask R-CNN、YOLOv8、YOLOv11、YOLOv12和YOLOv8改进版进行性能对比评估,结果如表1所示。可以看出,传统模型Mask R-CNN在精确率(58.5%)和平均精度均值(mAP, 66.4%)上落后于YOLO系列模型,但其召回率(89.4%)仍较高,反映出其倾向于减少漏检但误检较多。YOLOv8在精确率(68.7%)、召



(a) YOLOv8



(b) YOLOv8-Ghost-RepBlok

图6 分割效果图对比

Fig. 6 Comparison of segmentation effect

回率(97.9%)和F1值(80.8%)上优于Mask R-CNN,验证了YOLO框架的检测优势。后续YOLOv11和YOLOv12虽在召回率和mAP上略有波动(YOLOv12n-seg的mAP达69.7%),但整体提升有限,甚至出现精确率下降(YOLOv12n-seg为68.8%),表明版本迭代并未带来实质性突破。而改进后的YOLOv8-New模型的精确率(70.4%)、F1值(82.9%)和mAP(70.1%)相较于其他模型均有提升,且召回率接近峰值,说明其通过针对性优化,在保持高召回率的同时有效提升了检测精

度, 尤其适合凡纳滨对虾这类小目标密集场景。该结果验证了改进策略的有效性, 同时揭示 YOLO

模型在实时检测任务中的适应性远超传统两阶段模型。

表1 改进效果对比

Table 1 Comparison of improvement effects

模型 Model	精确率 Precision	召回率 Recall	F1 值 F1 score	平均精度均值 Mean average precision
掩码区域卷积神经网络 Mask R-CNN	58.5	89.4	70.7	66.4
YOLOv8 最小型分割模型 YOLOv8n-seg	68.7	97.9	80.8	69.3
YOLOv11 最小型分割模型 YOLOv11n-seg	69.0	98.0	81.0	69.0
YOLOv12 最小型分割模型 YOLOv12n-seg	68.8	97.4	80.6	69.7
本方法 This method (YOLOv8-New)	70.4	98.1	82.9	70.1

3.3.2 消融实验

本研究对 YOLOv8n 模型分别采用了改进损失函数、引入轻量化卷积模块以及采用特征重参数化结构等改进措施, 模型消融实验效果如表 2 所示。其中三者协同作用使精确率、召回率、F1 值、mAP50 和 mAP50-95 均有提升, 各项指标综合提

升了 1.3%~2.1%。证明 3 个改进模块的协同机制可以提升模型对凡纳滨对虾的多维度检测能力。量化结果表明, 改进模型在分割精度与复杂场景适应性方面均优于基准模型, 其输出的掩膜数据为 PCA-OBB 体长计算提供了基础^[30]。

表2 消融实验

Table 2 Ablation experiment

损失函数 Focal-GIoU	GhostV2 模块 GhostV2	RepBlock 模块 RepBlock	精确率 Precision	召回率 Recall	F1 值 F1 score	平均精度 mAP50	平均精度 mAP50-95
×	×	×	68.7	97.9	80.8	69.3	61.6
√	×	×	68.7	96.1	79.8	68.8	61.8
×	√	×	69.2	97.7	81.4	69.3	60.5
×	×	√	69.2	97.7	81.6	69.5	61.7
√	√	√	70.4	98.1	82.9	70.1	62.9

3.4 体长计算实验

图 7 为体长数据的测量结果, 其中不同颜色的 OBB 框分别标示了体长各异的凡纳滨对虾个体。框内显示的空间分布和尺寸差异展示了算法在复杂场景下进行多目标识别与精确测量的能力。

从 120 尾凡纳滨对虾中随机选取 20 尾, 体长范围为 $(13.60 \pm 0.65) \text{ cm}$ 。本研究算法估测的体长数据与真实值对比如表 3 所示: 算法测量最大相对误差为 4.48% (绝对误差为 0.503 cm), 最小相对误差为 0.03% (绝对误差为 0.004 cm), 平均相对误差为 1.26% (绝对误差为 0.166 cm)。

3.5 体质量估算实验

从 120 尾对虾中随机选取 20 尾, 将对虾计算体长输入体质量估计模型中, 并将估测值与人工测量的真实值进行对比, 结果如表 3 所示。其中平均绝对误差为 1.356 g, 平均相对误差为 5.3%, 最大样本绝对误差为 4.894 g。

将实际体长和体质量代入公式 (6) 进行拟合, $r^2=0.987$, $n=20$, 结果见图 8。点集中分布于拟合曲线附近, 其总体趋势保持一致, 但体质量略有偏差。其原因主要有: 1) 实测的数据目前并不包含 12.5 cm 以下的小虾; 2) 测量方式可能存在区别; 3) 不同批的虾、饲料等其他因素导致的差异。

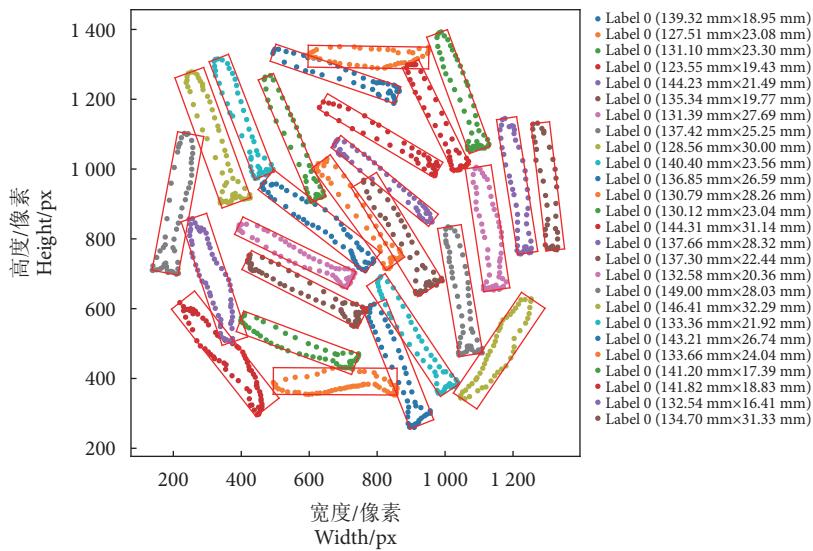


图7 OBB 计算结果图

Fig. 7 OBB calculation result graph

表3 基于实测数据的对虾体长体质量模型验证

Table 3 Validation of shrimp body length and body mass model based on measured data

性状 Trait	最大绝对误差 MaAE	最大相对误差 MaRE/%	最小绝对误差 MiAE	最小相对误差 MiRE/%	平均绝对误差 MAE	平均相对误差 MRE/%
体长 Body length/cm	0.503	4.84	0.004	0.03	0.166	1.26
体质量 Body mass/g	4.894	14.15	0.009	0.03	1.356	5.30

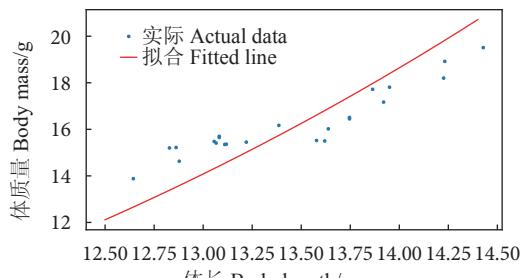


图8 实际体长-体质量拟合结果

Fig. 8 Actual body length-body mass fitting results

4 总结

在凡纳滨对虾的养殖过程中,实时监测体长、体质量等生物量参数对于优化投饲策略、调整养殖密度具有重要意义^[31-33]。传统人工测量方法存在效率低、易损伤虾体等问题,同时,水质浑浊、饲料残留会对视觉测量造成干扰,而水下对虾姿态多变也增加了测量的难度。针对以上问题,本研究提出了一种基于YOLOv8与轻量化骨干网络的检测与分割方法。该方法引入了Focal-GIoU损失函数,并结合动态权重调整与空间对齐特性,增强了对重叠与小目标虾体的检测能力;采用GhostNetV2结合空间-通道解耦注意力机制,优化了在水下低对比

度环境下的特征提取效果;集成RepBlock动态可重构模块,通过多分支协同训练与结构重参数化技术,有效平衡了多尺度识别的精度与效率,形成了完整的检测-分割流程。此外,基于PCA-OBB主轴方向分析和霍夫圆检测标定技术,建立了像素到物理尺寸的动态转换关系,并利用体长-体质量立方回归方程完成了体质量的推算。实验结果表明,该方法对120日龄凡纳滨对虾的体长测量平均相对误差仅为1.26% (最大绝对误差为0.503 cm),体质量预测误差为5.3%。研究结果为工厂化凡纳滨对虾生物量测量提供了一种准确的方法参考。

本研究结果为凡纳滨对虾的智能化与精细化养殖管理提供了参考依据。需要指出的是,本研究所使用的数据主要集中在120日龄这一对虾成熟的阶段,该时期也是其体型和生物量增长相对缓慢的时期。因此,后续研究可在本研究基础上,进一步拓展样本来源,纳入从幼体到成虾的全生长周期数据,构建更丰富且完整的动态图像与质量数据库,以提升模型的泛化能力,并在长周期养殖过程中更精准地预测群体规模的变化,为凡纳滨对虾的全周期养殖管理提供更全面的支持。

参考文献:

- [1] 农业农村部渔业渔政管理局, 全国水产技术推广总站, 中国水产学会. 2024 中国渔业统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社, 2024: 22-24.
- [2] 张克烽, 葛辉, 苏林海, 等. 南美白对虾养殖产业的发展情况分析与对策[J]. 河南水产, 2025(1): 43-46.
- [3] 中华人民共和国农业农村部. “十四五”全国渔业发展规划 [EB/OL]. (2022-01-06)[2025-04-17]. http://www.yj.moa.gov.cn/gzdt/202201/t20220107_6386443.htm.
- [4] 甘露. 计算机视觉技术在虾蟹类养殖中的应用[J]. 黑龙江水产, 2024, 43(3): 334-336.
- [5] 张雨情, 郭华阳, 张楠, 等. 不同地理种群野生大黄鱼部分生长相关性状间的通径分析[J]. 南方水产科学, 2024, 20(3): 112-119.
- [6] 杜雪松, 陈忠, 文露婷, 等. 全州禾花鲤体质量和体长遗传参数估算及其选育进展[J]. 南方水产科学, 2022, 18(6): 69-77.
- [7] AWALLUDIN E A, YAZIZ M Y M, RAHMAN N R A, et al. Combination of canny edge detection and blob processing techniques for shrimp larvae counting[C]//2019 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA), 2019: 308-313.
- [8] GAMARA R P C, BALDOVINO R G, LORESCO P J M. Image-based shrimp length determination using OpenCV[C]//2021 IEEE 13th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM), 2021: 1-5.
- [9] SETIAWAN A, HADIYANTO H, WIDODO C E. Shrimp body weight estimation in aquaculture ponds using morphometric features based on underwater image analysis and machine learning approach[J]. Revue d'Intelligence Artificielle, 2022, 36(6): 905.
- [10] WANG G, van STAPPEN G, de BAETS B. Automated Artemia length measurement using U-shaped fully convolutional networks and second-order anisotropic Gaussian kernels[J]. Comput Electron Agric, 2020, 168: 105102.
- [11] LAI P C, LIN H Y, LIN J Y, et al. Automatic measuring shrimp body length using CNN and an underwater imaging system[J]. Biosys Engin, 2022, 221: 224-235.
- [12] HU W C, CHEN L B, YU P J, et al. A deep learning-based white shrimp body length and bait detection methodology for turbid underwater aquaculture environment[C]//2023 5th International Conference on Computer Communication and the Internet (ICCCI). IEEE, 2023: 60-65.
- [13] CHIRDCHOON N, MUKVIBOONCHAI S, CHEUNTA W. A deep learning model for estimating body weight of live Pacific white shrimp in a clay pond shrimp aquaculture[J]. Intel Sys Appl, 2024, 24: 200434.
- [14] CHONG X W. Automated density and growth estimation in precision aquaculture systems for prawn cultivation using computer vision techniques[D]. Kampar: UTAR, 2024: 19-51.
- [15] RAN X, LIU Y, PAN H Y, et al. Shrimp phenotypic data extraction and growth abnormality identification method based on instance segmentation[J]. Comput Electron Agric, 2025, 229: 109701.
- [16] 杨浩康, 牛馨乐, 何航宇. 计算机视觉在对虾养殖业的应用实践[J]. 电子产品世界, 2022, 29(5): 46-50.
- [17] 汪清平. 基于机器视觉的南美白对虾工厂化养殖智能管控关键技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2023: 29-40.
- [18] 鲍镇宁, 于洋, 李富花. 基于 Faster R-CNN 的对虾生长性状表型高通量测定技术的建立及应用[J]. 水生生物学报, 2023, 47(10): 1576-1584.
- [19] 刘子凯, 许友伟, 蔡研聪, 等. 基于长度数据的南海北部深水金线鱼资源评估[J]. 南方水产科学, 2024, 20(4): 24-33.
- [20] 方磊, 花传祥, 朱清澄. 基于体长世代分析法的秋刀鱼渔业资源评估研究[J]. 南方水产科学, 2024, 20(3): 8-17.
- [21] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2002, 22(11): 1330-1334.
- [22] 林绿开, 钮倩倩, 李毅. 基于棋盘标定板的优化相机参数标定方法[J]. 计算机技术与发展, 2023, 33(12): 101-105.
- [23] 邹承明, 薛榕刚. 融合 GIoU 和 Focal loss 的 YOLOv3 目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(24): 214-222.
- [24] XIANG X, HU H, DING Y, et al. GC-YOLOv5s: a lightweight detector for UAV road crack detection[J]. Appl Sci, 2023, 13(19): 11030.
- [25] DONG W, YE G, SHEN X. A multi-strategy integrated improved YOLOv8n algorithm and its application in real-time target detection[C]//2024 IEEE 4th International Conference on Data Science and Computer Application (ICDSCA). IEEE, 2024: 163-170.
- [26] FANG Y H, XU C, ZHANG Y L. Research on X-ray security contraband identification technology based on lightweight YOLOv8[J]. Sci Rep, 2024, 14(1): 25031.
- [27] TANG Y, HAN K, GUO J, et al. GhostNetv2: Enhance cheap operation with long-range attention[J]. Adv Neural Inform Process Syst, 2022, 35: 9969-9982.
- [28] LI C, LI L, JIANG H, et al. YOLOv6: a single-stage object detection framework for industrial applications[J]. arXiv preprint arXiv: 2209.02976, 2022.
- [29] 杨明, 徐嘉波, 施永海, 等. 基于多模型推断估计池塘混养条件下凡纳滨对虾的生长参数[J]. 中国渔业质量与标准, 2024, 14(4): 45-53.
- [30] MA J, ZHAO Y, FAN W, et al. An improved YOLOv8 model for lotus seedpod instance segmentation in the lotus pond environment[J]. Agronomy, 2024, 14(6): 1325-1325.
- [31] 蔡宗海, 范胜利, 蔡卫明. 基于计算机视觉的浮游对虾性状参数估算研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(2): 33-39.
- [32] 曹正良, 王子贤, 李钊丞, 等. 凡纳滨对虾摄食不同饵料的声音信号分类模型研究[J]. 南方水产科学, 2025, 21(2): 27-37.
- [33] CORREIA B, PACHECO O, ROCHA M J R, et al. Image-based shrimp aquaculture monitoring[J]. Sensors, 2025, 25(1): 248.