

DOI: 10.11964/jfc.20240714612

基于深度学习算法的凡纳滨对虾生长表型测定系统研发及应用



张士薇^{1,2,3}, 代平^{1,2}, 高广春^{4,5}, 孟宪红^{1,2}, 罗坤^{1,2}, 隋娟^{1,2}, 谭建^{1,2}, 傅强^{1,2}, 曹家旺^{1,2}, 陈宝龙^{1,2}, 李旭鹏^{1,2}, 强光峰^{1,2}, 邢群⁶, 戚云辉⁴, 孔杰^{1,2*}, 栾生^{1,2*}

1. 中国水产科学研究院黄海水产研究所, 海水养殖生物育种与可持续产出全国重点实验室, 山东青岛 266071; 2. 青岛海洋科技中心海洋渔业科学与食物产出过程功能实验室, 山东青岛 266237; 3. 大连海洋大学水产与生命学院, 辽宁大连 116023; 4. 杭州飞锐科技有限公司, 浙江杭州 311100; 5. 浙大城市学院信息与电气工程学院, 浙江杭州 310015; 6. 邦普种业科技有限公司, 山东潍坊 261312

摘要:

【目的】为解决凡纳滨对虾生长表型人工测量效率低、误差大等问题。

【方法】本研究设计了对虾专用图像采集箱, 获取标准化、高质量的对虾侧面图像。在此基础上, 利用高分辨率网络 (HRNet) 模型识别凡纳滨对虾 9 个关键特征点, 实现对体长等体尺相关性状的测量; 基于掩膜卷积神经网络 (Mask R-CNN) 进行凡纳滨对虾的轮廓分割, 实现对虾体表面积的计算; 最后复合体长以及体表面积构建回归模型预测对虾体重。通过开发配套的图像处理与数据管理软件, 建立凡纳滨对虾生长表型精准测定系统。

【结果】HRNet 模型对 9 个特征点的识别率均超过 98%, 其中 7 个特征点的识别率超过 99%。使用直尺人工测量和图像人工标注特征点测量两种方法测定体长和腹节长的真实值, 计算体长和腹节长的预测准确性分别为 0.91~0.97 和 0.91~0.93, 平均相对误差分别为 1.39%~4.63% 和 2.46%~4.59%。以人工分割虾体轮廓方式获取体表面积作为参考, 评估 Mask R-CNN 模型对体表面积的预测准确性为 0.98, 平均相对误差为 1.73%。以体长、体表面积、性别为变量, 构建了 4 种回归模型来预测体重, 所有模型的准确性均在 0.94 以上, 其中以同时包含体长和体表面积的模型的预测准确性最高 (0.97)。

【结论】利用深度学习算法可以较为准确地获得凡纳滨对虾体长和体表面积等生长表型并预测体重。本研究结果可为凡纳滨对虾生长表型性状的准确、快速测量提供高效工具。

关键词: 凡纳滨对虾; 生长表型; 深度学习; 计算机视觉; 测定系统

第一作者: 张士薇, 从事对虾遗传育种研究, E-mail: 1684703115@qq.com;



代平, 从事对虾遗传育种研究, E-mail: daiping@ysfri.ac.cn

通信作者: 孔杰, 从事对虾遗传育种研究, E-mail: kongjie@ysfri.ac.cn; 栾生, 从事对虾遗传育种研究, E-mail: luansheng@ysfri.ac.cn



资助项目: 国家重点研发计划 (2022YFD2400202); 财政部和农业农村部: 国家现代农业产业技术体系专项 (CARS-48); 中国水产科学研究院科技创新团队项目 (2020TD26); 泰山学者工程; 广东省“十四五”农业科技创新十大主攻方向揭榜挂帅项目 (2022SDZG01); 山东省科技型中小企业创新能力提升工程项目 (2023TSGC0744)

收稿日期: 2024-07-15

修回日期: 2024-11-01

文章编号:

1000-0615(2025)05-059117-13

中图分类号: S 917.4; TP 181

文献标志码: A

作者声明本文无利益冲突

©《水产学报》编辑部(CC BY-NC-ND 4.0)
Copyright © Editorial Office of Journal of Fisheries of China (CC BY-NC-ND 4.0)

凡纳滨对虾 (*Litopenaeus vannamei*) 原产于南美洲太平洋沿岸水域, 具有生长速率快、盐度适应性广、适宜多种养殖模式、养殖产量高等



特点。自 20 世纪 80 年代末引入中国后, 养殖规模不断扩大, 截止 2023 年底, 养殖总产量接近 224 万 t, 其中海水产量达 143 万 t, 占海水养殖虾类总产量的 81%^[1]。

优良品种的培育为凡纳滨对虾养殖业的健康发展提供了关键支持, 通过遗传育种不断改良对虾的生长速率等重要经济性状^[2], 可以增加产量, 提高对虾养殖的经济效益^[3-7]。快速、精准地获取对虾生长表型数据, 是开展生长性状选择育种的前提条件。传统的生长表型数据获取主要依赖人工测量, 将虾从水中捞出后, 在保持虾体平直舒展的状态下, 使用直尺、电子天平等工具人工测量体长、腹节长和体重等指标。这种方法存在不少问题, 诸如测量过程比较繁琐, 效率低下; 测量过程受人为因素影响, 测量误差较大, 数据准确性难以保证; 操作过程极易引起虾的应激反应, 可能会造成虾体受伤^[8-10]。因此, 亟待开发更加精准、高效的对虾生长表型数据获取方法。

近年来, 得益于计算机视觉技术和深度学习算法的快速发展, 对虾表型数据的采集效率和测量准确度不断提升^[11]。在虾类中, 龚瑞^[12]利用 Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) 识别了对虾的多个关键部位, 并参照检测标尺进行比例换算从而获得了准确的体尺数据。秦品发^[13]结合 Mask Region Convolutional Neural Network (Mask R-CNN) 和 Cascade Pyramid Network (CPN) 两种方法更高效地识别关键特征点并预测了对虾的头胸甲宽、头胸甲长和腹部长, 平均相对误差低于 3.51%。Li 等^[14]利用 High-Resolution Network (HRNet) 对斑节对虾 (*Penaeus monodon*) 的关键特征点进行了有效检测, 平均精度为 0.94。在鱼类中, Zeng 等^[15]利用 HRNet 模型对大黄鱼 (*Larimichthys crocea*) 幼鱼的体长和全长进行预测, 预测准确性分别为 0.966 和 0.978。Li 等^[16]利用 FPN-HRNet 模型识别的关键特征点拟合虹鳟 (*Oncorhynchus mykiss*) 的体长曲线, 关键点平均精度为 0.957, 体长预测平均相对误差 3.01%。Yu 等^[17]利用 Mask R-CNN 分割了卵形鲳鲹 (*Trachinotus ovatus*) 的瞳孔、鱼眼、鱼体和鱼柄, 平均预测误差均小于 3%。Freitas 等^[18]使用 Mask R-CNN 将细鳞肥脂鲤 (*Piaractus mesopotamicus*) 的头部、身体、鱼鳍和骨盆区域进行分割, 准确预测了鱼体体

尺长度以及体表面积。王禹莎等^[19]利用 Mask R-CNN 对大黄鱼进行图像分割并预测体尺和体表面积, 最终构建体重预测模型, 所有表型的平均相对误差为 4%。

目前关于凡纳滨对虾生长表型智能测定一体化系统与设备的研究较少, 搭建的图像采集平台移动性和稳定性差, 缺少大样本特征点标注数据库, 也缺少集图像获取、传输、处理和数据管理等于一体的便携式软硬件系统, 难以在育种和养殖中大规模推广应用。为了实现对对虾生长表型数据的精准、高效获取, 本研究拟开展以下工作: ①设计对虾高分辨率图像的获取、传输、分析和存储的硬件装置, 确保图像获取的质量和稳定性; ②建立体尺和体表面积等性状的关键点标注方法, 构建大样本关键特征点标注数据库; ③训练针对体尺、体表面积等性状的深度学习模型, 构建体重性状的预测模型; ④开发与硬件配套的软件管理系统, 实现对生长表型的智能化测定。研究结果预期将为凡纳滨对虾生长表型性状的准确、快速测量提供高效的测定工具。

1 材料与方法

1.1 实验材料与图像采集

本研究共计采集 11 749 尾凡纳滨对虾的图像用于数据分析, 对虾材料主要来自邦普种业科技有限公司的育种核心群体, 所有测试动物均按照中国水产科学研究院黄海水产研究所动物实验伦理审查委员会制定的实验动物福利伦理原则进行养殖管理及实验操作。图像采集工作分 2 次完成。2022 年 10 月之前, 累计采集 9 798 尾对虾个体 (3.5~17.0 cm) 的图像, 作为 1#数据集 (SI9798), 用于构建预测体尺性状关键特征点的模型; 2022 年 10 月, 采集 1 951 尾对虾个体 (7.98~21.37 cm) 的图像, 作为 2#数据集 (SI1951), 主要用于构建体表面积和体重的预测模型, 另外也用于验证体尺性状的预测准确性。图像采集使用自主设计开发的凡纳滨对虾生长表型智能测定系统, 硬件部分主要包括图像采集箱 (图 1) 和通用型计算机。

图像采集箱 (400 mm × 300 mm × 510 mm) 内部设有摄像装置、采集平台、辅助光源以及附属电路。其中, 摄像装置选用分辨率为

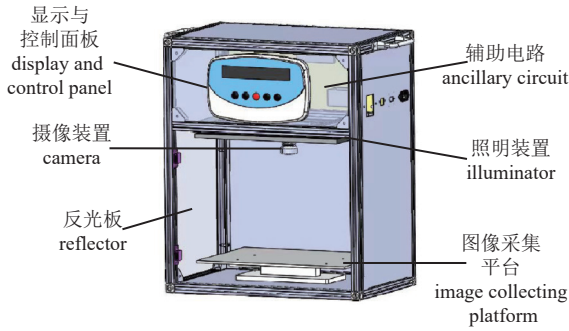


图 1 图像采集箱

Fig. 1 Image acquisition box

2 448(H)× 2 048(V) 的 SonyICX415 CCD 相机, 置于箱体内部正上方, 用于采集清晰的对虾侧面图像。采集平台选用纯白聚苯乙烯涂料底板, 经高温烘烤等多道工序形成一层高强度涂膜, 减少光线反射和阴影干扰。配备 2 000 lx 的 LED 照明灯作为辅助光源, 通过箱体内壁多次反射保证良好的照明条件。配备的计算机操作系统采用 Windows 11, 由数据传输线与图像采集箱相连, 接收采集图像。

具体采集流程: 将凡纳滨对虾从养殖池捞出, 置于提前降温 (15~18 °C) 的海水中。待测试对虾活力显著降低后, 逐尾放入图像采集箱中的采集平台中央 (箱内水平摆放一把精度为 0.1 cm 的直尺), 采集对虾侧面图像, 并传输至计算机进行后续处理。

1.2 图像处理

依据 LabelMe 5.4.1 软件^[20] 中的 Create Point 功能, 对 SI9798 数据集中所有个体的 9 个特征点进行人工标注 (图 2), 包括眼柄基部 (eye)、头胸甲与第一腹节背侧、腹侧交界点 (b1_up、b1_down)、第三腹节与第四腹节背侧、腹侧交界点 (b3_up、b3_down)、第六腹节与尾节背侧、腹侧交界点 (b5_up、b5_down)、尾节末端 (tail) 以及尾肢末端 (tail_top)。依据 LabelMe 软件中的 Create Polygons 功能, 以人工绘制多边形或自由曲线的方式对 SI1951 数据集中所有个体的整体轮廓进行标注 (图 3), 用于区分虾体和背景。

1.3 体尺性状关键特征点识别与验证

基于 SI9798 数据集标注的特征点, 采用 HRNet 深度学习模型识别对虾关键特征点, 具体步骤见图 4。该模型通过 4 个 Stage 实现不同分辨率特征的并行连接和多尺度信息融合。其

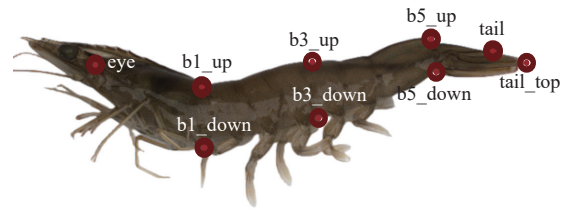


图 2 凡纳滨对虾侧面图像的关键特征点标注

eye. 眼柄基部, b1_up. 头胸甲与第一腹节背侧交界点, b1_down. 头胸甲与第一腹节腹侧交界点, b3_up. 第三腹节与第四腹节背侧交界点, b3_down. 第三腹节与第四腹节腹侧交界点, b5_up. 第六腹节与尾节背侧交界点, b5_down. 第六腹节与尾节腹侧交界点, tail. 尾节末端, tail_top. 尾肢末端, 下同。

Fig. 2 Key feature points marking from the lateral image of *L. vannamei*

eye. base of the eye stalk, b1_up. dorsal junction point between carapace and the first abdominal segment, b1_down. ventral junction point between carapace and the first abdominal segment, b3_up. dorsal junction point between the third and fourth abdominal segments, b3_down. ventral junction point between the third and fourth abdominal segments, b5_up. dorsal junction point between the sixth abdominal segment and the telson, b5_down. ventral junction point between the sixth abdominal segment and the telson, tail. the distal end of the telson, tail_top. the distal end of the uropod, the same below.



图 3 凡纳滨对虾整体轮廓标注

Fig. 3 Contour marking for *L. vannamei*

中 Stage 1 包含 2 个残差块组成的 Bottleneck 模块, 其输出的 256 个特征通道输入到 transition 模块, 通过不同的卷积核进行卷积操作, 分别输出 18 和 36 个特征通道。后 3 个 Stage 通过执行上下采样操作, 完成提取和融合图像的多尺度特征。上采样选取内核为 1×1、步长为 1 的卷积核; 下采样选取内核为 3×3、步长为 2、填充为 1 的卷积核。随后对 Stage 4 的不同分辨率的输出特征, 执行上采样和卷积操作, 融合为最高分辨率特征, 并输出关键特征点位置。利用模型识别出的关键特征点计算对虾体长和腹节长的像素长度, 其中, 腹节长 (abdominal segment length, AL) 定义为第一至第六腹节末端沿身体曲线的长度, 分为 2 段测量, 第 1 段是以 b1_middle (即 b1_up 和 b1_down 连接线中点) 到 b3_middle (即 b3_up 和 b3_down 连接线

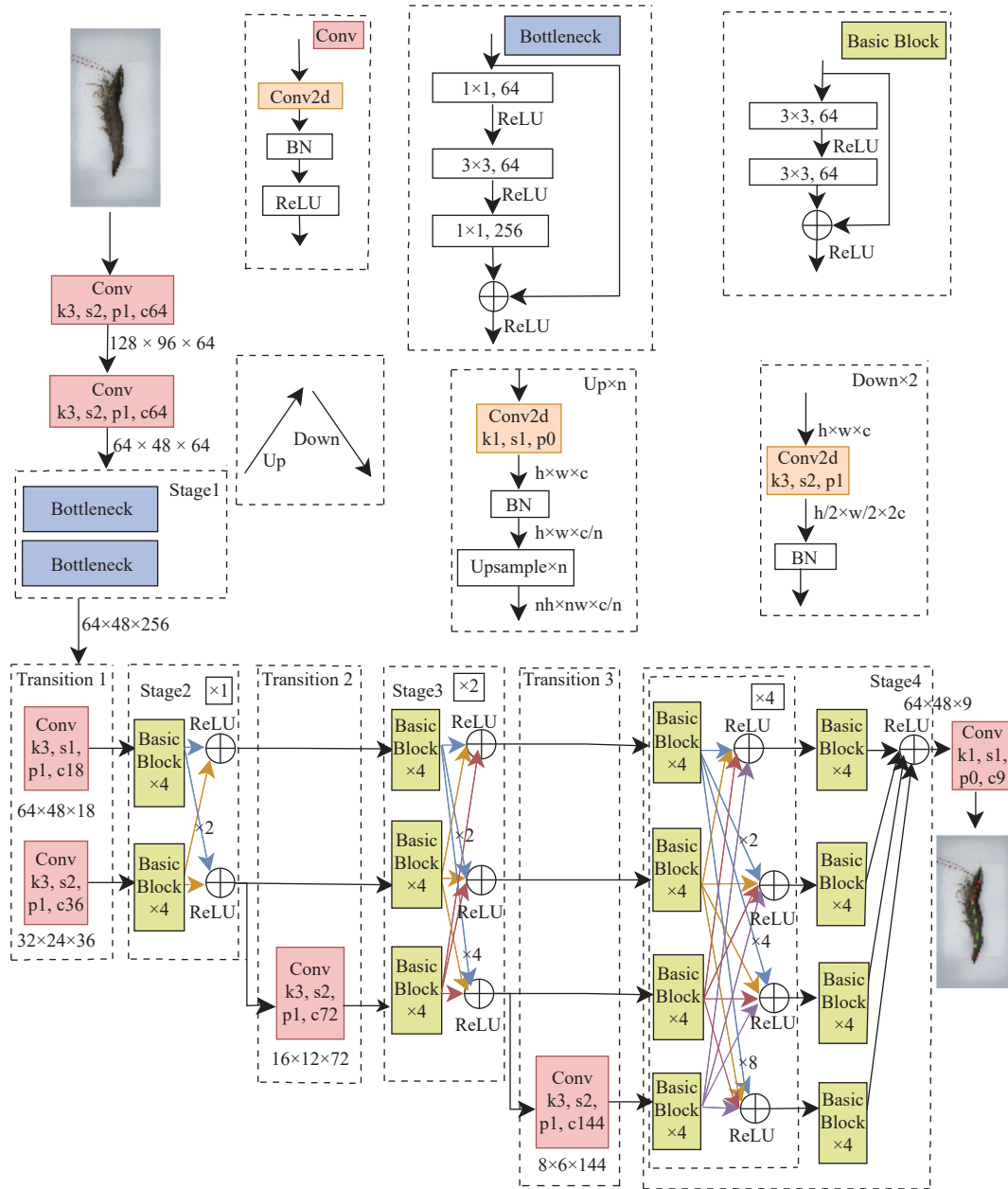


图 4 凡纳滨对虾关键特征点提取所用的 HRNet 结构

Fig. 4 HRNet structure for extracting key feature points of *L. vannamei*

中点)的长度, 表示为 AL1, 第 2 段是以 b3_middle 到 b5_middle (即 b5_up 和 b5_down 连接线中点)的长度, 表示为 AL2, AL 等于 AL1 与 AL2 之和; 考虑到在设施化高密度养殖过程中, 存在对虾额剑磨损的情况, 导致难以准确客观地测量头胸甲长 (carapace length, CL), 因此在本研究中将其重新定义为从 eye 到 b1_middle 的长度, 表示为 CL1; 尾节长 (tail length, TL) 定义为从 b5_middle 到 tail 的长度; 体长 (body length, BL) 定义为从 eye 至 tail 沿身体曲

线的长度, 等于 CL1、AL 和 TL 之和 (图 5), 以预置的直尺为参照系, 按比例转化获得实际长度。

为验证 HRNet 模型提取关键特征点的准确性, 将 SI1951 数据集所有个体图像输入构建的 HRNet 模型, 自动标注关键特征点, 对标注结果进行统计和评估。此外, 从 SI1951 数据集中随机选取 96 尾个体作为测试群体, 分别采用传统直尺人工测量和图像人工标注特征点测量两种方法独立测定 BL 和 AL 的真实值。将 96 尾

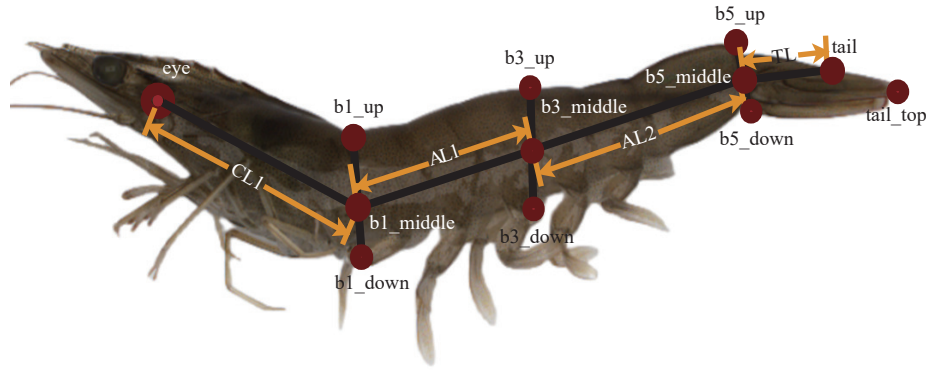


图 5 凡纳滨对虾的体长测量示意图

b1_middle. b1_up 和 b1_down 连接线中点, b3_middle. b3_up 和 b3_down 连接线中点, b5_middle. b5_up 和 b5_down 连接线中点, CL1. eye 到 b1_middle 的长度, AL1. b1_middle 到 b3_middle 的长度, AL2. b3_middle 到 b5_middle 的长度, TL. b5_middle 到 tail 的长度。

Fig. 5 Schematic diagram of body length measurement of *L. vannamei*

b1_middle. midpoint of the junction line between b1_up and b1_down, b3_middle. midpoint of the junction line between b3_up and b3_down, b5_middle. midpoint of the junction line between b5_up and b5_down, CL1. length from eye to b1_middle, AL1. length from b1_middle to b3_middle, AL2. length from b3_middle to b5_middle, TL. length from b5_middle to tail.

个体图像输入构建好的 HRNet 模型, 自动标注关键特征点, 计算 BL 和 AL 作为模型预测值。通过模型值与真实值之间的相关系数、最大相对误差、最小相对误差和平均相对误差 4 个指标, 评价 HRNet 模型预测体尺长度的准确性; 同时结合在不同测量方式下, 模型预测所得结果的差异大小, 评价结果的可靠性。

1.4 虾体轮廓分割与体表面积预测

将 SI1951 数据集按 9 : 1 的比例划分为训练群体 (1 755 尾) 和测试群体 (196 尾)。利用训练群体的 1 755 尾个体图像, 基于 Mask R-CNN 模型分割对虾的整体轮廓, 具体步骤如图 6 所示。该模型以残差网络 (ResNet50) 和特征金字塔网络 (featured pyramid network, FPN) 组成骨干网 (backbone)。ResNet50 负责深度特征的提取, 由 4 个 stage 组成, 每个 stage 分别包含 3、4、6、3 个 Bottleneck 残差块, 分别提取最后一个残差 block 层特征, 输出通道分别为 256、512、1 024 和 2 048。FPN 模块将每层特征与其上层经过上采样后所得特征进行融合, 输出一组大小不同的特征图 (feature maps)。使用区域候选网络 (Region Proposal Network, RPN) 生成含有目标物体的多个候选框, 将其映射到特征图上获得相应的特征矩阵。随后将每个特征矩阵输入 ROI Align, 缩放至适宜大小。最后将感兴趣区域 (Regions of Interest, ROI) 分别输入到全连接层 (Fully connected layer, FC) 和 mask 分支,

FC 对其进行类别预测 (classification) 和边界框回归 (bounding-box regression); 在 mask 分支中, 执行一系列的卷积 (convolution, conv) 和反卷积 (deconvolution, deconv) 操作, 输出与原始图像大小一致的掩膜图 (mask)。前 4 个 conv 选取内核为 3×3, 步长为 1、填充为 1 的卷积核; deconv 选取内核为 2×2、步长为 2 的转置卷积核; 最后一个 conv 选取内核为 1×1、步长为 1 的卷积核。此外, 基于类别、位置和掩膜的损失函数来调整训练参数, 直至损失收敛。

体表面积 (body surface area, S) 定义为除附肢外的虾体在分割出的图像中占据的面积。设定阈值 0.7, 区分掩码的目标像素和背景像素。遍历分割掩码中的每个像素, 大于或等于设定的阈值的像素即为目标像素。计数所有目标像素, 以预置的直尺为参照系, 按比例转化获得虾体表面积。针对测试群体的 196 尾个体图像, 分别进行机器和人工轮廓标注, 获得体表面积的模型值和真实值。采用模型值与真实值之间的相关系数、最大相对误差、最小相对误差和平均相对误差这 4 个指标评价 Mask R-CNN 模型预测体表面积的准确性和可靠性。

1.5 体重预测

从 SI1951 数据集中选择 1 853 尾个体 (8.65~13.60 cm), 按 9 : 1 的比例划分为训练群体 (1 667 尾) 和测试群体 (186 尾)。借助电子天平 (精度 0.1 g) 称量所有个体的体重, 并记录性别

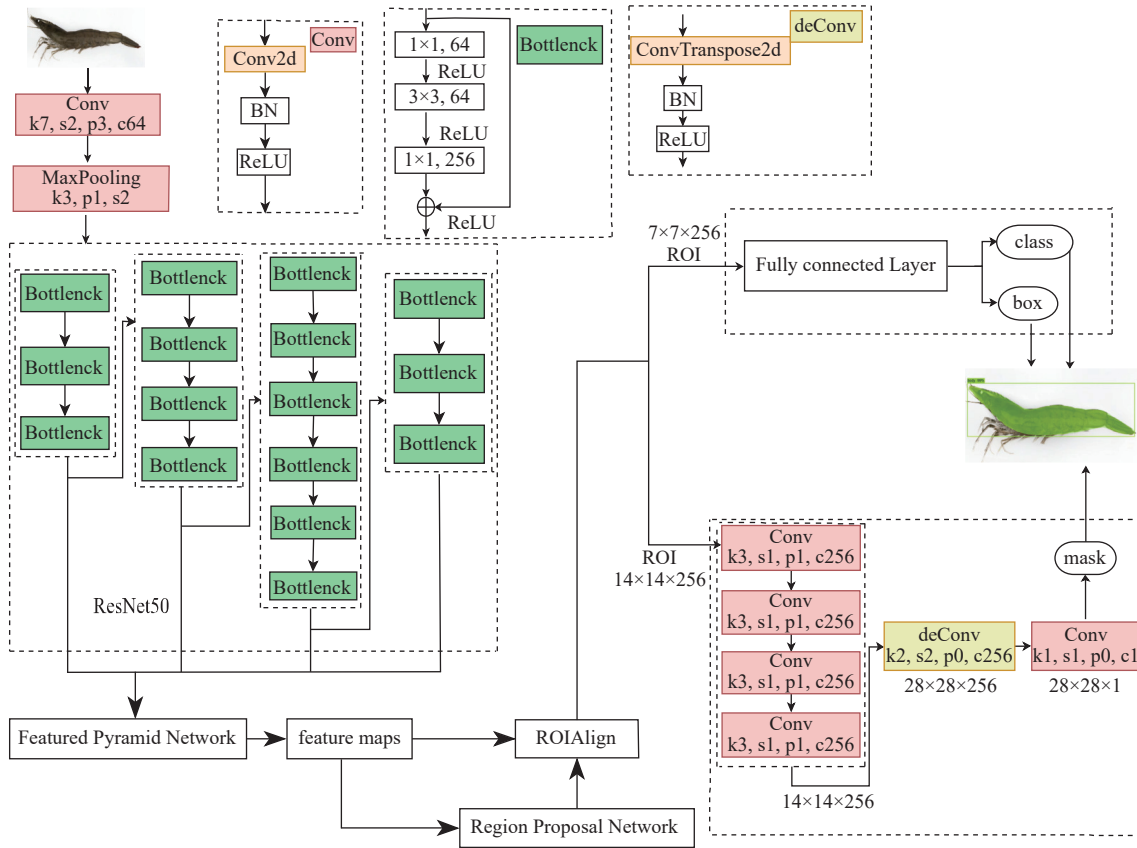


图 6 凡纳滨对虾整体轮廓分割所用的 Mask R-CNN 模型结构

Fig. 6 Mask R-CNN structure for the contour segmentation of *L. vannamei*

信息。分别利用 HRNet 模型和 Mask R-CNN 模型获取每尾个体的体长 (BL) 和体表面积 (S)。基于训练群体 1 667 尾个体的数据, 构建了 4 种预测体重 (BW) 的回归模型:

$$BW = \beta_1 BL^\alpha + e \quad (\text{模型1})$$

$$BW = \beta_0 + \beta_1 S + e \quad (\text{模型2})$$

$$BW = \beta_0 + \beta_1 BL + \beta_2 S + e \quad (\text{模型3})$$

$$BW = \beta_0 + \beta_1 BL + \beta_2 S + \beta_3 G + e \quad (\text{模型4})$$

模型中, α 为指数, β_0 为截距, β_1 、 β_2 和 β_3 为回归系数, G 为性别, e 为误差项。

计算测试群体 186 尾个体的体重预测值与测量值之间的相关系数、最大相对误差、最小相对误差和平均相对误差, 评价不同模型预测体重的准确性和可靠性。

1.6 软件系统开发

软件开发采用 Pycharm 2022.1.3 软件作为主要工具, 编程语言为 Python 3.9.12, 并结合

OpenCV 4.10.084、PyTorch 2.1.2+cu121、PyQt5 5.15.7 及大恒相机自带 SDK 等工具软件进行数字图像处理与可视化开发。其中, 采用 OpenCV 库编写对虾图像的采集和后期处理函数。基于 PyTorch 深度学习框架完成模型的搭建、训练和推理; 利用 PyQt5 设计图像处理和模型预测结果的可视化界面; 大恒相机自带 SDK 提供图像采集和传输的接口函数。

2 结果

2.1 关键特征点与体尺性状

在 HRNet 模型的卷积操作中, 由于与体尺性状直接相关的关键特征点有 9 个, 特征图的深度设置为 9, 最终在虾体的原始图像上精准定位了 9 个关键特征点, 并通过对关键特征点连线实现 BL 和 AL 的计算。SI1951 数据集所有对虾图像的关键特征点识别结果统计见表 1, 识别率均超 98%, 除 b1_down 和 b3_down 外, 其余均在 99% 以上, 表明所用 HRNet 模型在关

表 1 基于 HRNet 模型的凡纳滨对虾关键特征点识别统计

Tab. 1 Statistics of key feature points recognized using the HRNet model in *L. vannamei*

特征点 feature point	未识别数量 number of misses	识别率/% recognition rate ¹⁾
眼柄基部 eye	18	99.07
头胸甲与第一腹节背侧交界点 b1_up	1	99.95
头胸甲与第一腹节腹侧交界点 b1_down	33	98.30
第三腹节与第四腹节背侧交界点 b3_up	2	99.90
第三腹节与第四腹节腹侧交界点 b3_down	34	98.25
第六腹节与尾节背侧交界点 b5_up	4	99.79
第六腹节与尾节腹侧交界点 b5_down	5	99.74
尾节末端 tail	10	99.49
尾肢末端 tail_top	10	99.49

注: 1) 数据集中有 6 尾虾的图像因高曝光没有统计在内。

Notes: 1) images of six shrimp in the dataset were not included in the statistics due to overexposure.

键特征点检测上有效可靠。

分别以直尺人工测量和图像人工标注特征点测量两种方式获得的 BL 和 AL 作为真实值, 评估体尺性状通过模型测量的准确性。结果如表 2 所示, 无论使用哪种真实值作为参考, 基于模型输出的关键特征点计算得到的体尺性状的准确性均超过 0.91, 平均相对误差均低于 5%。相比直尺人工测量, 利用图像人工标注特征点测量获得的体尺数值作为真实值, BL 和 AL 的预测准确性更高, 相对误差也更低。其中, BL

预测准确性最高可达 0.97, 平均相对误差最低为 1.39%; AL 预测准确性最高可达 0.93, 平均相对误差最低为 2.46%。

2.2 轮廓分割与体表面积

图 7 显示了基于 Mask R-CNN 模型实现的虾体轮廓分割结果。以人工标注对虾轮廓获取的体表面积为参考, 通过 Mask R-CNN 模型预测体表面积的准确性为 0.98, 最大相对误差为 7.99%, 最小相对误差为 0.01%, 平均相对误差为 1.73%。结果表明该模型在整体轮廓分割以及体表面积预测方面具有较高的准确性。

2.3 体重性状预测

4 个体重预测模型的拟合结果如下:

$$BW = 0.022BL^{2.710} \quad (\text{模型1})$$

$$BW = -6.242 + 1.239 S \quad (\text{模型2})$$

$$BW = -18.877 + 2.054BL + 0.651 S \quad (\text{模型3})$$

$$BW = -18.890 + 2.057BL + 0.647S + 0.088G \quad (\text{模型4})$$

如表 3 所示, 4 个模型中, 同时包含体长、体表面积两个变量的模型 3 和 4 对体重的预测准确性最高, 达到了 0.97, 平均相对误差最小, 接近 3%。对比模型 3 和 4, 发现在模型中拟合性别信息对预测准确性影响很小。

2.4 生长表型测定系统软件

如图 8 所示, 开发的生长表型测定系统软件界面包含 3 个部分: ①图像显示区域, 接收由图像采集箱获取的图像, 并显示模型识别后的结果, 包括在采集平台上的凡纳滨对虾的实时监测图像和机器标注特征点及特征线的图像。

表 2 基于关键特征点的凡纳滨对虾体尺性状的预测准确性和可靠性

Tab. 2 Prediction accuracy and reliability for body size traits of *L. vannamei* measured based on key feature points

真实值获取方法 method for obtaining true value	性状 feature	相关系数 correlation coefficient	最大相对误差/% maximum relative error	最小相对误差/% minimum relative error	平均相对误差/% average relative error
图像人工标注特征点测量 measurement from feature points manually tagged in the image	腹节长 abdominal segment length	0.93	6.89	0.04	2.46
	体长 body length	0.97	4.35	0.02	1.39
直尺人工测量 manual measurement by a ruler	腹节长 abdominal segment length	0.91	9.60	0.05	4.59
	体长 body length	0.91	9.60	0.08	4.63

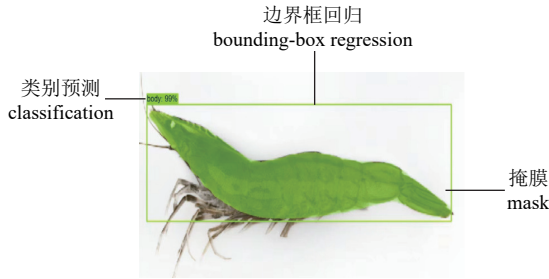


图 7 基于 Mask R-CNN 模型的凡纳滨对虾整体轮廓分割图

Fig. 7 Contour segmentation of *L. vannamei* based on the Mask R-CNN model

表 3 基于不同回归模型的凡纳滨对虾体重拟合结果

Tab. 3 Fitting results of body weight of *L. vannamei* based on different regression models

模型 model	相关系数 correlation coefficient	最大相对 误差/% maximum relative error	最小相对 误差/% minimum relative error	平均相对 误差/% average relative error
1	0.94	17.34	0.19	4.23
2	0.95	15.64	0.01	3.72
3	0.97	18.74	0.01	3.02
4	0.97	19.05	0.01	2.99

②操作界面, 包括家系编号、标记颜色、性别等信息输入区, 以及操作指令按键。③表型测定数据显示区域, 包括测定时间、腹节长、体长、体重等信息, 数据实时存储到计算机中。

3 讨论

3.1 采集图像质量

在育种动物生长表型的获取上, 与传统的人工测量相比, 借助计算机视觉技术可以实现

非接触测量, 同时具备精准、高效等优势^[21-22], 满足一线育种工作的需求。计算机视觉技术包括前端成像技术和后端图像处理技术, 采集图像的质量对图像处理乃至特征测量至关重要^[23]。本研究设计了一体集成的图像采集装置, 将摄像装置、采集平台、辅助光源等组件集成于图像采集箱内, 确保了数据采集的标准化和一致性, 同时具备更高的便携性。

在图像采集过程中, 视觉检测组件的选择, 特别是图像传感器的性能, 对图像采集质量起着决定性作用^[24]。此外, 光照强度和光源稳定性^[25-27] 以及背景环境的复杂性^[16] 也是影响图像采集质量的重要因素。本研究选用了具有高像素分辨率、低噪声、高灵敏度等特点的 CCD 相机作为视觉检测组件, 搭配光源均匀、背景明亮单一的采集平台, 辅以可靠的附属电路, 获取的对虾图像分辨率高达 2 448 (H) × 2 048 (V)。这一结果相对一些已报道的研究具有明显优势。例如, 洪辰等^[28] 利用 CCD 相机搭配 LED 灯照明系统对 2 333 尾完整虾和缺损虾进行了图像采集, 图像分辨率仅有 640 (H) × 480 (V)。Ghasemi-Varnamkhasti 等^[29] 使用 CCD 相机搭配 LED 照明系统和 PVC 反光板对 80 尾凡纳滨对虾进行新鲜度分类, 采集图像的分辨率为 757 (H) × 1 050 (V)。高丽杰等^[30] 基于 CCD 相机处理光照不均匀的图像, 分辨率达到 1 600 (H) × 1 088 (V)。Yu 等^[31] 构建了高光谱成像系统, 同样采用 CCD 相机, 实现了 1 632 (H) × 1 232 (V) 分辨率的图像采集。

3.2 体尺性状预测

在水产动物养殖生产中, 体尺性状作为直

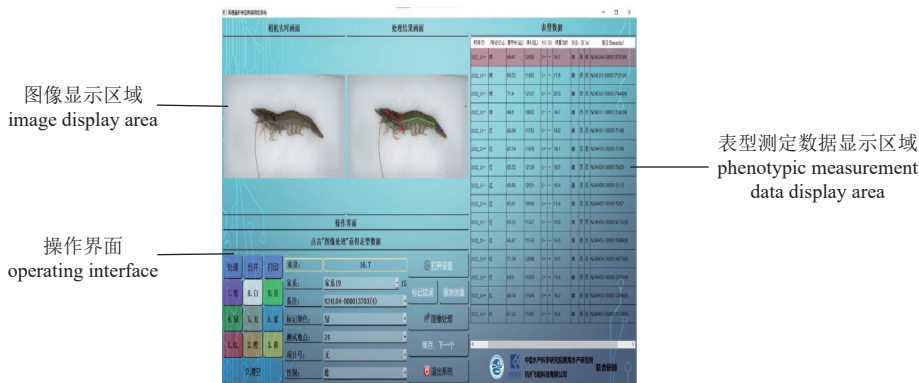


图 8 凡纳滨对虾生长表型智能测定系统软件界面

Fig. 8 Software interface of intelligent measurement system for growth phenotype of *L. vannamei*

观的生长表型性状, 对养殖效果评估和遗传改良决策具有重要意义^[32-34]。本研究从对虾侧向体位测量全长, 考虑虾体姿态变化, 将 BL 分成了 CL1、AL1、AL2 和 TL 共 4 个不受姿态影响的部分, 针对性地选择了 9 个特征点, 采用 HRNet 模型对其进行精准定位, 所有特征点的识别率均超过 98%。王禹莎等^[19]基于 Mask R-CNN 模型对 477 尾大黄鱼的体尺长度特征点进行检测, 识别率范围在 90.2%~99.3%。与之相比, 本结果更高的识别率可能归因于 HRNet 模型保持高分辨率特征, 并可以进行多尺度信息融合的优势^[35]。杨爱萍等^[36]和徐岩等^[37]研究指出, 多尺度信息融合可以提高网络对图像细节的重建, 同时改善图像信噪比和对对比度低等问题, 更利于图像特征准确识别。

基于模型预测的体尺表型测量准确性受多个因素影响, 如目标性状的检测难度、参考群和测试群规模及质量、预测模型及参数、真实值的获取方式等。在体尺性状预测方面, Zhou 等^[38]运用 Mask R-CNN 算法对 150 尾凡纳滨对虾进行图像分割和长度宽度检测, 大规格虾的预测准确性明显高于小规格虾 (0.813~0.913 vs. 0.001~0.011), 主要是由于参考群中小规格虾的样本较少导致。金焯楠等^[8]利用图像测量技术对多个品种的对虾进行了体尺预测, 体长的预测准确性达到 0.99。鲍镇宁等^[39]基于 Faster R-CNN 网络预测虾体全长的相关性达到 0.98。上述两项研究对于体尺性状的预测准确性均较高, 推测其原因可能来自两个方面, 一是测试群样本量较少 (19~21 尾/组, 40 尾), 二是采用游标卡尺或利用 Adobe Photoshop 软件中的标尺工具手工测量活体对虾或以对虾图像作为真值。在测量过程中, 对于姿势不标准的测试虾图像, 进一步采取分段测量方式。这种测量方式获得的测试虾的体长值作为真值更加准确。本研究对测试虾图像人工标注特征点, 计算其体长作为真值, 计算测试群 96 尾虾体长的预测准确性也达到了 0.97。但由于测试群样本量较大, 因此预测准确性略低于前两项研究结果。

3.3 体表面积和体重预测

目前关于对虾体表面积测量的研究报道非常少。本研究通过采用 Mask R-CNN 模型对虾体轮廓进行分割、预测虾体表面积, 准确性达

到了 0.98, 平均相对误差仅为 1.73%。这表明 Mask R-CNN 在对虾体表面积预测中的高效性和准确性。何志鹏等^[40]使用 You Only Look Once (YOLO) 算法对黄颡鱼 (*Pelteobagrus fulvdraco*) 的体面积进行了预测, 平均相对误差在 3% 左右。尽管 YOLO 算法在检测速率上具有优势^[41], 但其精度稍低于 Mask R-CNN。此外, 宋自根等^[42]使用 Mask R-CNN 模型对头足类动物角质颚进行图像分割, 上下颚分割精度分别为 0.94 和 0.92。该研究也表明 Mask R-CNN 在处理生物图像分割任务中的高效性。Mask R-CNN 利用 ResNet 和 FPN 进行特征提取, 通过 ResNet 解决了深层网络中的梯度消失和退化问题^[43], FPN 则将不同尺度的特征进行融合, 使得模型在不同分辨率下都能提取到有效特征^[44]。同时 Mask R-CNN 在目标检测阶段使用了 ROI Align 技术, 精确对齐候选区域, 保留精准的空间信息, 确保掩膜预测精度, 适用于需要高精度和复杂形状分割的任务^[45]。

针对体重性状, 本研究通过构建线性回归模型, 拟合预测体长和预测体表面积, 对体重性状进行了预测, 预测准确性高达 0.97, 平均相对误差在 2.99%~3.02%。相比其他研究, 本研究显示了较高的预测性能。Prajapati 等^[46]分别对 17 尾 (11.365~11.890 cm) 和 136 尾 (12.685~13.989 cm) 凡纳滨对虾构建了体长与体重的非线性幂函数方程, 模型相关系数为 0.828 和 0.674。在体重的预测模型中拟合其他性状, 可进一步提高其预测性能。王禹莎等^[19]在大黄鱼的体重预测中构建了多项式、幂函数、指数函数等多种模型, 发现包括体高的多项式模型的预测准确性最高, 达到 0.99, 平均相对误差为 3%。李玉虎等^[47]基于逐步回归分析对 270 尾凡纳滨对虾建立了全长、体长、第三腹节宽和第一腹节宽对体重的回归方程, 拟合相关性达 0.98 ($R^2=0.955$)。因此, 下一步研究亟需利用深度学习等算法识别更多生长表型性状并拟合到预测模型中, 进一步提高体重的预测准确性。

4 结论

本研究首次开发了由计算机视觉技术和深度学习算法驱动的活体对虾生长表型快速测定系统, 实现了软硬件的一体化设计。系统由以

下几个核心部分构成: 一套可以稳定采集高质量图像的硬件装置; 一个大样本生长表型关键特征点标注数据库; 基于 HRNet 和 Mask R-CNN 等深度学习算法的体尺性状和体表面积预测模型, 以及体重的线性预测模型; 集成硬件监测、图像处理、表型测定和数据存储等功能的软件管理系统。与国内外其他研究相比, 本系统在软硬件集成度、训练样本量、模型预测能力和测量速率等方面具有优势, 已在多家凡纳滨对虾育种单位中得到推广应用。

参考文献 (References):

- [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. 中国渔业统计年鉴 2024[M]. 北京: 中国农业出版社, 2024.
Ministry of Agriculture and Rural Affairs of the People's Republic of China, National Fisheries Technology Extension Center, China Society of Fisheries. China fishery statistical yearbook 2024[M]. Beijing: China Agriculture Press, 2024 (in Chinese).
- [2] Zhang C, Guo C Y, Shu K H, *et al.* Comparative analysis of the growth performance, vitality, body chemical composition and economic efficiency of the main cultivated strains of Pacific white shrimp (*Litopenaeus vannamei*) in coastal areas of China[J]. *Aquaculture*, 2024, 587: 740856.
- [3] 刘永新, 邵长伟, 侯吉伦, 等. 中国水产育种研究现状与发展建议 [J]. 水产学报, 2023, 47(1): 019605.
Liu Y X, Shao C W, Hou J L, *et al.* Research status and development suggestion of China's aquaculture breeding[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2023, 47(1): 019605 (in Chinese).
- [4] 徐孝栋. 凡纳滨对虾种群遗传参数评估 [D]. 大连: 大连海洋大学, 2014.
Xu X D. Genetic parameters of growth and survival for the selective breeding population in *Litopenaeus vannamei*[D]. Dalian: Dalian Ocean University, 2014 (in Chinese).
- [5] 王兴强, 马甦, 董双林. 凡纳滨对虾生物学及养殖生态学研究进展 [J]. *海洋湖沼通报*, 2004(4): 94-100.
Wang X Q, Ma S, Dong S L. Studies on the biology and cultural ecology of *Litopenaeus vannamei*: a review[J]. *Transactions of Oceanology and Limnology*, 2004(4): 94-100 (in Chinese).
- [6] 曹宝祥, 孔杰, 罗坤, 等. 凡纳滨对虾选育群体与近交群体、引进群体生长和存活性能比较 [J]. 水产学报, 2015, 39(1): 42-51.
Cao B X, Kong J, Luo K, *et al.* Comparison of growth and survival performance among selected population, imported population and inbreeding population in *Litopenaeus vannamei*[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2015, 39(1): 42-51 (in Chinese).
- [7] Dai P, Li D Y, Sui J, *et al.* Prediction of meat yield in the Pacific whiteleg shrimp *Penaeus vannamei*[J]. *Aquaculture*, 2023, 577: 739914.
- [8] 金焯楠, 龚瑞, 刘向荣, 等. 3 种对虾的图像测量技术与人工测量方法的比较分析 [J]. 水产学报, 2018, 42(11): 1848-1854.
Jin Y N, Gong R, Liu X R, *et al.* Comparative analysis of image measurement technology and artificial measurement method based on three kinds of prawns[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2018, 42(11): 1848-1854 (in Chinese).
- [9] 罗艳. 基于机器视觉技术的对虾规格检测方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
Luo Y. Detection of shrimp specification based on machine vision[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013 (in Chinese).
- [10] 林妙玲. 基于机器视觉的虾体位姿和特征点识别 [D]. 杭州: 浙江大学, 2007.
Lin M L. Study on identification of shrimp position and feature points based on machine vision[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007 (in Chinese).
- [11] Xi M Z, Rahman A, Nguyen C, *et al.* Smart headset, computer vision and machine learning for efficient prawn farm management[J]. *Aquacultural Engineering*, 2023, 102: 102339.
- [12] 龚瑞. 基于计算机视觉的鱼虾识别和形态参数测量 [D]. 厦门: 厦门大学, 2018.
Gong R. Fish recognition and morphological parameters measurement of prawn based on computer vision[D]. Xiamen: Xiamen University, 2018 (in Chinese).
- [13] 秦品发. 基于深度学习的海洋水产育种体型参数测量 [D]. 厦门: 厦门大学, 2021.
Qin P F. Morphological parameters measurement based on deep learning for marine fisheries breeding [D]. Xiamen: Xiamen University, 2021 (in Chinese).
- [14] Li X M, Liu R X, Wang Z, *et al.* Automatic penaeus monodon larvae counting via equal keypoint regression with smart-phones[J]. *Animals*, 2023, 13(12): 2036.
- [15] Zeng J J, Feng M S, Deng Y C, *et al.* Deep learning to obtain high-throughput morphological phenotypes and its genetic correlation with swimming performance in juvenile large yellow croaker[J]. *Aquaculture*, 2024, 578: 740051.

- [16] Li H R, Zheng R, Jiang W X, *et al.* Fish length estimation based on stereo vision and keypoint detection[C]//IEEE. Proceedings of 2024 36th Chinese Control and Decision Conference. Xi'an: IEEE, 2024: 1747-1752.
- [17] Yu C, Fan X, Hu Z H, *et al.* Segmentation and measurement scheme for fish morphological features based on Mask R-CNN[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2020, 7(4): 523-534.
- [18] Freitas M V, Lemos C G, Ariede R B, *et al.* High-throughput phenotyping by deep learning to include body shape in the breeding program of pacu (*Piaractus mesopotamicus*)[J]. *Aquaculture*, 2023, 562: 738847.
- [19] 王禹莎, 王家迎, 辛瑞, 等. 基于计算机视觉的大黄鱼体尺、体重性状表型测量装置开发和应用 [J]. *水产学报*, 2023, 47(1): 019516.
- Wang Y S, Wang J Y, Xin R, *et al.* Application of computer vision in morphological and body weight measurements of large yellow croaker (*Larimichthys crocea*)[J]. *Journal of Fisheries of China*, 2023, 47(1): 019516 (in Chinese).
- [20] Russell B C, Torralba A, Murphy K P, *et al.* LabelMe: a database and web-based tool for image annotation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 77(1): 157-173.
- [21] Rothschild C, Aflalo E D, Kedem I, *et al.* Computer vision system for counting crustacean larvae by detection[J]. *Smart Agricultural Technology*, 2023, 5: 100289.
- [22] Solahudin M, Slamet W, Dwi A S. Vaname (*Litopenaeus vannamei*) shrimp fry counting based on image processing method[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2018, 147: 012014.
- [23] 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.
- Gan L. Application of computer vision technology in shrimp and crab culture[J]. *Northern Chinese Fisheries*, 2024, 43(3): 334-336 (in Chinese).
- [24] 李道亮, 刘畅. 人工智能在水产养殖中研究应用分析与未来展望 [J]. *智慧农业 (中英文)*, 2020, 2(3): 1-20.
- Li D L, Liu C. Recent advances and future outlook for artificial intelligence in aquaculture[J]. *Smart Agriculture*, 2020, 2(3): 1-20 (in Chinese).
- [25] 吴雯岑, 赵辉, 刘伟文, 等. 精密视觉测量中照明对图像质量的影响 [J]. *上海交通大学学报*, 2009, 43(6): 931-934,939.
- Wu W C, Zhao H, Liu W W, *et al.* Effects of illumination on image quality in precision vision measurement[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2009, 43(6): 931-934,939 (in Chinese).
- [26] 李婵, 万晓霞, 谢伟, 等. 照明光源对多光谱图像采集精度影响的研究 [J]. *激光杂志*, 2016, 37(12): 44-47.
- Li C, Wan X X, Xie W, *et al.* Effects of light source on multispectral image acquisition accuracy[J]. *Laser Journal*, 2016, 37(12): 44-47 (in Chinese).
- [27] 龚聪, 徐杜. 光源强度变化对图像检测精度的影响及其解决方法 [J]. *科学技术与工程*, 2014, 14(13): 236-239.
- Gong C, Xu D. Impact and solution of light source intensity changes to image measuring precision[J]. *Science Technology and Engineering*, 2014, 14(13): 236-239 (in Chinese).
- [28] 洪辰, 刘子豪, 汪许倩, 等. 基于形态学特征的对虾完整性识别方法构建 [J]. *食品安全质量检测学报*, 2021, 12(22): 8666-8673.
- Hong C, Liu Z H, Wang X Q, *et al.* Construction of completeness recognition method for shrimp (*Litopenaeus vannamei*) based on morphological characteristics[J]. *Journal of Food Safety and Quality*, 2021, 12(22): 8666-8673 (in Chinese).
- [29] Ghasemi-Varnamkhasti M, Goli R, Forina M, *et al.* Application of image analysis combined with computational expert approaches for shrimp freshness evaluation[J]. *International Journal of Food Properties*, 2016, 19(10): 2202-2222.
- [30] 高丽杰, 信文雪. 基于深度学习的光照不均匀图像识别系统设计 [J]. *信息与电脑*, 2023, 35(9): 25-27.
- Gao L J, Xin W X. Design of illumination uneven image recognition system based on deep learning[J]. *Information & Computer*, 2023, 35(9): 25-27 (in Chinese).
- [31] Yu X J, Wang J P, Wen S T, *et al.* A deep learning based feature extraction method on hyperspectral images for nondestructive prediction of TVB-N content in Pacific white shrimp (*Litopenaeus vannamei*)[J]. *Biosystems Engineering*, 2019, 178: 244-255.
- [32] 唐扬, 孟小菲, 沈瑞福, 等. 凡纳滨对虾家系选育的研究与应用 [J]. *水产科学*, 2018, 37(4): 555-563.
- Tang Y, Meng X F, Shen R F, *et al.* Research and application of family selective breeding in culture of Pacific white shrimp *Litopenaeus vannamei*[J]. *Fisheries Science*, 2018, 37(4): 555-563 (in Chinese).
- [33] 陈松林, 徐文腾, 卢昇, 等. 水产育种生物技术发展战略研究 [J]. *中国工程科学*, 2023, 25(4): 214-226.
- Chen S L, Xu W T, Lu S, *et al.* Development strategy for aquatic breeding biotechnology[J]. *Strategic Study of CAE*,

- 2023, 25(4): 214-226 (in Chinese).
- [34] 孔杰, 栾生, 谭建, 等. 对虾选择育种研究进展 [J]. 中国海洋大学学报, 2020, 50(9): 81-97.
Kong J, Luan S, Tan J, *et al.* Progress of study on penaeid shrimp selective breeding[J]. Periodical of Ocean University of China, 2020, 50(9): 81-97 (in Chinese).
- [35] Sun K, Xiao B, Liu D, *et al.* Deep high-resolution representation learning for human pose estimation[C]//IEEE. Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach: IEEE, 2019: 5693-5703.
- [36] 杨爱萍, 田鑫, 杨炳旺, 等. 基于多特征融合的单幅水下图像清晰化 [J]. 天津大学学报 (自然科学与工程技术版), 2018, 51(10): 1031-1041.
Yang A P, Tian X, Yang B W, *et al.* Single underwater image sharpening based on multi-feature fusion[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology Edition), 2018, 51(10): 1031-1041 (in Chinese).
- [37] 徐岩, 孙美双. 基于多特征融合的卷积神经网络图像去雾算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 031012.
Xu Y, Sun M S. Convolution neural network image defogging based on multi-feature fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(3): 031012 (in Chinese).
- [38] Zhou H, Kim S H, Kim S C, *et al.* Size estimation for shrimp using deep learning method[J]. Smart Media Journal, 2023, 12(3): 112-119.
- [39] 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.
Bao Z N, Yu Y, Li F H. The establishment and application of a fast phenotypic determination technique based on Faster R-CNN for growth traits in shrimp[J]. Acta Hydrobiologica Sinica, 2023, 47(10): 1576-1584 (in Chinese).
- [40] 何志鹏, 巩高瑞, 熊阳, 等. 基于计算机视觉的黄颡鱼表型特征测量和体重预测模型研究 [J]. 水生生物学报, 2024, 48(7): 1149-1158.
He Z P, Gong G R, Xiong Y, *et al.* A phenotypic measurement and weight prediction model of *Pelteobagrus fulvidraco* based on computer vision[J]. Acta Hydrobiologica Sinica, 2024, 48(7): 1149-1158 (in Chinese).
- [41] Redmon J, Divvala S, Girshick R, *et al.* You Only Look Once: unified, real-time object detection[C]//IEEE. Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
- [42] 宋自根, 张佳彬, 覃学标, 等. 一种基于 Mask-RCNN 图像分割的头足类动物角质色素沉积量化方法 [J]. 渔业现代化, 2021, 48(5): 70-78.
Song Z G, Zhang J B, Qin X B, *et al.* A Mask-RCNN based quantification method for pigmentation of cephalopod beaks[J]. Fishery Modernization, 2021, 48(5): 70-78 (in Chinese).
- [43] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, *et al.* Deep residual learning for image recognition[C]//IEEE. Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 770-778.
- [44] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, *et al.* Feature pyramid networks for object detection[C]//IEEE. Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 2117-2125.
- [45] He K M, Gkioxari G, Dollár P, *et al.* Mask R-CNN[C]//IEEE. Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE, 2017: 2961-2969.
- [46] Prajapati S D, Ujjania N C. Study on length weight relationship and condition factor of whiteleg shrimp *Litopenaeus vannamei* (Boone, 1931) cultured in earthen pond, Khambhat (Gujarat)[J]. International Journal of Fauna and Biological Studies, 2021, 8(1): 67-70.
- [47] 李玉虎, 张志怀, 宋芹芹, 等. 凡纳滨对虾新品系体形性状对其体质量的影响 [J]. 热带生物学报, 2014, 5(4): 307-311.
Li Y H, Zhang Z H, Song Q Q, *et al.* Effect of growth traits on body weight of the new breeds of *Litopenaeus vannamei*[J]. Journal of Tropical Biology, 2014, 5(4): 307-311 (in Chinese).

Development and application of a deep learning algorithm-based growth phenotypes measurement system of the Pacific white shrimp (*Litopenaeus vannamei*)

ZHANG Shiwei^{1,2,3}, DAI Ping^{1,2}, GAO Guangchun^{4,5}, MENG Xianhong^{1,2}, LUO Kun^{1,2}, SUI Juan^{1,2}, TAN Jian^{1,2}, FU Qiang^{1,2}, CAO Jiawang^{1,2}, CHEN Baolong^{1,2}, LI Xupeng^{1,2}, QIANG Guangfeng^{1,2}, XING Qun⁶, QI Yunhui⁴, KONG Jie^{1,2*}, LUAN Sheng^{1,2*}

1. State Key Laboratory of Mariculture Biobreeding and Sustainable Goods, Yellow Sea Fisheries Research Institute, Chinese Academy of Fishery Sciences, Qingdao 266071, China;
2. Laboratory for Marine Fisheries Science and Food Production Processes, Qingdao Marine Science and Technology Center, Qingdao 266237, China;
3. College of Fisheries and Life Sciences, Dalian Ocean University, Dalian 116023, China;
4. Hangzhou Feirui Technology Co., Ltd., Hangzhou 311100, China;
5. School of Information and Electrical Engineering, Hangzhou City University, Hangzhou 310015, China;
6. BLUP aquabreed Co., Ltd., Weifang 261312, China

Abstract: To address the low efficiency and high error rates associated with manual measurement of growth phenotypes in the Pacific white shrimp (*Litopenaeus vannamei*), this study developed a dedicated image acquisition box capable of capturing standardized, high-quality side-view images of the shrimp. Utilizing this system, a High-Resolution Network (HRNet) model was employed to identify nine key feature points of the shrimp, enabling the measurement of traits such as body length. Additionally, a Mask Region Convolutional Neural Network (Mask R-CNN) model was utilized for shrimp contour segmentation to calculate body surface area. Regression models incorporating body length and body surface area were subsequently developed to predict body weight. An integrated image processing and data management software was also developed to establish a precise measurement system for the growth phenotypes of *L. vannamei*. The study found that the HRNet model achieved recognition rates exceeding 98% for all nine feature points, with rates exceeding 99% for seven points. The true values of body length and abdominal segment length were measured using two methods: manual measurement with a ruler and measurement from manually tagged feature points in the images. The predictive accuracy of body length and abdominal segment length was calculated to be 0.91-0.97 and 0.91-0.93, respectively, with average relative errors of 1.39%-4.63% and 2.46%-4.59%. Evaluation against manually segmented shrimp body contours showed that the Mask R-CNN model predicted body surface area with an accuracy of 0.98 and an average relative error of 1.73%. Regression models incorporating variables such as body length, body surface area, and gender were developed to predict body weight, achieving accuracies above 0.94, with the model incorporating both body length and body surface area achieving the highest prediction accuracy (0.97). These results demonstrate that computer vision technology combined with deep learning algorithms can accurately measure growth phenotypes, such as body length and body surface area, and predict body weight *L. vannamei*. This study provides an efficient tool for the accurate and rapid measurement of growth phenotypes in *L. vannamei*.

Key words: *Litopenaeus vannamei*; growth phenotypes; deep learning; computer vision; measurement system

Corresponding authors: KONG Jie. E-mail: kongjie@ysfri.ac.cn;

LUAN Sheng. E-mail: luansheng@ysfri.ac.cn

Funding projects: National Key Research and Development Program of China (2022YFD2400202); China Agriculture Research System of MOF and MARA (CARS-48); Central Public-interest Scientific Institution Basal Research Fund, CAFS (2020TD26); Taishan Scholars Program; Open Competition Program of Top Ten Critical Priorities of Agricultural Science and Technology Innovation for the 14th Five-Year Plan of Guangdong Province (2022SDZG01); Shandong Province Science and Technology-oriented Small and Medium-sized Enterprise Innovation Capacity Enhancement Project (2023TSGC0744)