

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. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.250205

## 基于计算机视觉的浮游对虾性状参数估算研究

蔡宗海<sup>1,2,3</sup>, 范胜利<sup>2,3</sup>, 蔡卫明<sup>2,3</sup>

(1 浙江理工大学 信息科学与工程学院, 杭州 310018; 2 浙大宁波理工学院 信号智能检测与生命行为感知研究所, 浙江 宁波 315100; 3 浙大宁波理工学院 智慧海洋牧场装备技术浙江省工程研究中心, 浙江 宁波 315100)

**摘要:** 南美白对虾的育种及养殖过程中, 体长体重等性状参数是育种和生产过程管理的重要参考数据, 一般需要进行较为频繁的测量, 目前主要采用人工测量, 费时费力、易出错、效率低。本文提出了一种结合目标检测、关键点检测、双目视觉的浮游对虾尺寸测量方法, 在足够的数据与训练的前提下, 通过 Faster R-CNN 检测网络解决浮游对虾定位问题; 使用 RTMPose 网络进行关键点检测, 通过关键点判断对虾姿态再决定是否计算对虾长度; 利用双目相机成像原理, 计算对虾二维关键点在三维空间中的坐标。经试验验证, 本文长度测量结果相对平均误差为 3.46%, 质量估测结果相对平均误差为 8.19%, 为水产养殖业在线无损实时监测对虾智能装备提供关键技术参考。

**关键词:** 水产养殖; 南美白对虾; 目标检测; 质量估测; 双目视觉

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)02-0033-07

## Study on trait parameter estimation of planktonic shrimp based on computer vision

CAI Zonghai<sup>1,2,3</sup>, FAN Shengli<sup>2,3</sup>, CAI Weiming<sup>2,3</sup>

(1 School of Information Science and Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;  
2 Institute of Signal Intelligent Detection and Life Behavior Perception, NingboTech University, Ningbo 315100, Zhejiang, China;  
3 Zhejiang Engineering Research Center of Intelligent Marine Ranching Equipment Technology, NingboTech University, Ningbo 315100, Zhejiang, China)

**Abstract:** In the breeding and cultivation process of *Penaeus vannamei*, parameters such as body length and weight are important reference data for breeding and production process management, and generally require frequent measurements. Currently, manual measurements are mainly used, which are time-consuming, labor-intensive, error prone, and inefficient. This article proposes a method for measuring the size of floating shrimp that combines object detection, keypoint detection, and binocular vision. With sufficient data and training, the Faster R-CNN detection network is used to solve the problem of locating floating shrimp; Use RTMPose network for keypoint detection, determine shrimp posture based on keypoints, and then decide whether to calculate shrimp length; Using the principle of binocular camera imaging, calculate the coordinates of two-dimensional key points of shrimp in three-dimensional space. Through experimental verification, the relative average error of the length measurement results in this article is 3.46%, and the relative average error of the quality estimation results is 8.19%, providing key technical references for online non-destructive real-time monitoring of shrimp intelligent equipment in aquaculture industry.

**Key words:** aquaculture; *Penaeus vannamei*; object detection; quality estimation; binocular vision

## 0 引言

中国水产丰富, 鱼虾种类繁多, 水产养殖业发展迅速。鱼虾等水产品含有丰富的营养成分, 具有较高的商业潜力。对虾养殖是中国水产养殖业的重要

组成部分, 主要的养殖种类包括南美白对虾, 中国对虾等。南美白对虾产业发展报告, 2017 年全球南美白对虾养殖总产量为 446.8 万吨, 其中中国养殖产量处于世界首位<sup>[1]</sup>。

对虾生长速度快, 且饲料易于获取, 此外对虾的

基金项目: 国家自然科学基金(32073028); 宁波市乡村振兴团队科技特派员项目(2023KJ017); 宁波市青年科技创新领军人才项目(2023QL004)。

作者简介: 蔡宗海(1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 水产生物行为感知, 环境检测及物联网技术研究。

通信作者: 范胜利(1979—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向: 计算机视觉, 智慧渔业。Email: victorfs@nit.zju.edu.cn。

收稿日期: 2023-08-08

产品加工业技术成熟且发展状况良好。然而,投喂量不当、水质环境控制不佳、病害等问题是养殖过程中所面临的挑战,需要采取一系列措施,而培育良种则是重中之重<sup>[2]</sup>。养殖户急需培育高产、适应力强的优良苗种。体长和体重是培育良种的重要指标。目前,利用图像来估测水产品的体重,已有许多研究,如董世瑞等<sup>[3]</sup>以对虾为研究目标,建立了形态和体重的线性回归方程,研究表明对虾的形态参数与体重之间具有良好的关联性。

随着计算机视觉发展,基于图像的测量算法成为非接触式长度测量技术的研究热点。Garcia 等<sup>[4]</sup>将聚焦分割精度的 Mask R-CNN 运用于鱼的体长测量研究中;Ellacuria 等<sup>[5]</sup>使用 Mask R-CNN 对笼子中的鳕鱼进行检测和分割,实现鱼体长度估计。但是这些算法都是应用在鱼上,且都是基于单目视觉,不适合养殖环境下动态虾体尺寸测量。

基于双目视觉的方法,可以通过三维重建计算对虾的长度。但是双目立体视觉测量物体,还需要解决左右图像目标匹配问题。计算对虾的长度只需要对虾上的部分关键点,因此本文采用关键点检测解决目标匹配问题。传统的关键点检测可以通过模板匹配或角点检测实现。庄恩泽等<sup>[6]</sup>提出一种基于统计的二维图像角点检测算法,首先遍历待测点云,利用多维二分查找树(K-dimensional Tree, Kd-Tree)数据结构获取三维 r-邻域核相似区,计算出点

云候选特征点,对候选点使用快速点特征直方图实现特征点匹配。传统的关键点算法通常需要人工来设计对应场景的特征,且换个环境就很难适用。Newell 等<sup>[7]</sup>提出一种堆叠的沙漏网络(Steaked Hourglass Net-works),该网络级联了多个沙漏网络,能够利用多尺度特征识别图像,充分利用了关键点之间的关联。以上的算法对于单一目标检测效果已相当可靠。但养殖对虾目标常出现重叠情况,排除错误关键点并准确预测到目标的关键点成为研究重点。

综上所述,结合深度学习和双目视觉,可以在对虾养殖领域取得更大的突破,从而实现更精准的虾体尺寸测量和养殖管理,促进养殖业的可持续发展。

## 1 虾体生长信息评估总体框架

本文通过制作虾浮游于水面的数据集、构建基于 CNN 的关键点检测网络并设计了双目视觉的虾体长度测量方法,搭建了虾体生长信息评估总体框架。

在现有测量算法中,虾类目标检测和关键点定位主要靠人工设计的特征算子,在复杂的养殖环境中无法确保结果的精确和有效。本文选用实时多人姿态估计模型(Real-Time Multi-Person Pose Estimation, RTMPose)作为关键点检测模型,实现的虾类尺寸测量系统框图如图 1 所示。

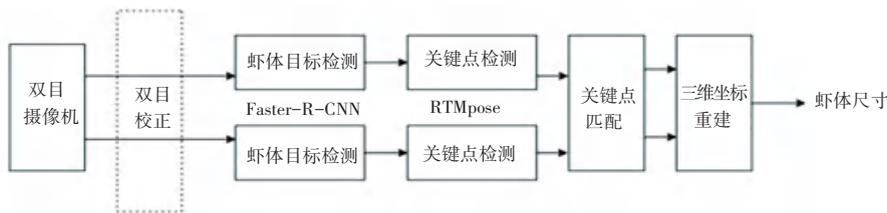


图 1 系统框图

Fig. 1 System block diagram

由于本文提出的算法是针对浮游虾,所以需要使用料台拉起再用双目相机拍照,拍摄模型如图 2 所示。

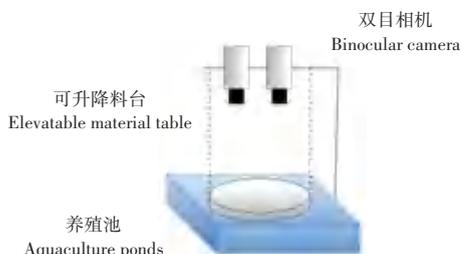


图 2 双目拍摄模型

Fig. 2 Binocular model

## 2 关键点检测模型

深度学习在关键点检测方面展现了许多优势。首先,深度学习方法能够直接从原始图像中学习关键点的位罝,通过卷积神经网络等结构,深度学习模型能够进行端到端的训练,而无需人工设计特征;其次,深度学习方法在大规模数据集上的训练能够充分挖掘图像中的信息,从而提高检测的准确性。

### 2.1 基于 Faster R-CNN 的虾类目标检测

目标检测网络分为一阶段和二阶段,一阶段目标检测网络,如 YOLO (You Only Look Once)、SSD

(Single Shot MultiBox Detector) 等, 拥有结构简单、检测速度快的优点。二阶段算法检测小目标的精度优于一阶段算法。经典的二阶段检测网络有 Faser R-CNN (Faster Region - based Convolutional Neural Networks)<sup>[8]</sup>。本文针对的目标养殖对虾是小目标, 其关键点检测效果受目标检测精度影响大, 因此选择平均精度 (mAP) 最高的 Faster R-CNN 检测网络实现对虾检测。Faster R-CNN 网络检测对虾的结果如图 3 所示。



图 3 对虾检测图

Fig. 3 Shrimp detection map

### 2.2 基于 RTMPose 的关键点检测

RTMPose 关键点模型已经在人体姿态估计任务中表现出良好的性能和鲁棒性。人体姿态估计和

虾体关键点检测问题较为相似, 都需要从复杂场景中检测出特定意义的点。将 RTMPose 应用到虾体关键点检测中, 提高虾体关键点检测的准确性和稳定性。

RTMPose 模型采用自上而下 (Top-down) 的方式, 能够先快速地定位到目标的大致位置, 再进一步细化到具体的姿态信息。为了实现这一目标, RTMPose 使用了一个预训练好的检测网络, 本文选取了 Faster R-CNN 网络来获取对虾目标边界框。采用自上而下方式的模型通常检测结果精确但是推理速度慢。由于实时检测网络的优秀性能, 采用自上而下方式的模型也能实现快速推理。

RTMPose 模型采用 CSPNeXt 网络 (Cross Stage Partial Network with Next Generation Architecture) 作为主干网络, 如图 4 所示。各种主干网络最早是为图像分类任务而设计, 但在处理密集预测任务, 如目标检测和姿态估计时, 表现不好<sup>[9]</sup>。尽管一些主干网络利用高分辨率映射或高级 Transformer 架构实现了高精度的识别效果, 在消耗了大量的计算资源的同时也有很高的延迟。而 CSPNeXt 网络在减少模型计算量和提高运行速度的同时, 还保持模型的检测精度。



图 4 RTMPose 总体框架图

Fig. 4 Overall architecture of RTMPose

RTMPose 模型基于 SimCC (Simple Coordinate Classification) 算法预测关键, 使得关键点定位问题简化成分类问题。SimCC 算法用更低的算力实现了有竞争力的准确性。

综上所述, RTMPose 模型利用现有的实时检测网络提升检测速度; 同时采用 CSPNeXt 作为主干网络, 使 RTMPose 更加轻量化; 基于 SimCC 算法的关键点预测算法简化了问题复杂度, 提高了关键点定位的准确性和效率, 这些优化和组合使得 RTMPose 模型在虾体关键点检测这样密集预测任务中表现出色。

### 3 基于双目立体视觉的虾体长度测量

#### 3.1 双目视觉模型

双目立体视觉通常通过双摄像机在不同角度得到物体的两幅数字图像, 利用视差原理, 再通过这两

张图像还原物体在真实世界的几何形状<sup>[10]</sup>。双目视觉模型如图 5 所示。

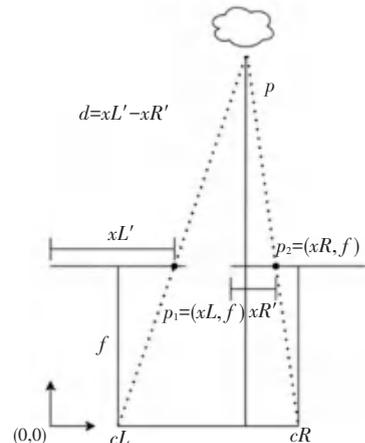


图 5 双目视觉模型

Fig. 5 Binocular vision model

设  $p$  为空间中的一点,在双目的左右成像平面上投影点分别为  $p_1, p_2$ ,且双目相机已标定完毕,内外参数已知,结合线性成像模型可得点  $P$  与  $p_1$  和  $p_2$  点关系式如下:

$$Z_{cl} \begin{pmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{y}_1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{m}_{11}^1 & \hat{m}_{12}^1 & \hat{m}_{13}^1 & \hat{m}_{14}^1 \\ \hat{m}_{21}^1 & \hat{m}_{22}^1 & \hat{m}_{23}^1 & \hat{m}_{24}^1 \\ \hat{m}_{31}^1 & \hat{m}_{32}^1 & \hat{m}_{33}^1 & \hat{m}_{34}^1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{X} \\ \hat{Y} \\ \hat{Z} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$Z_{cr} \begin{pmatrix} \hat{x}_2 \\ \hat{y}_2 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{m}_{11}^2 & \hat{m}_{12}^2 & \hat{m}_{13}^2 & \hat{m}_{14}^2 \\ \hat{m}_{21}^2 & \hat{m}_{22}^2 & \hat{m}_{23}^2 & \hat{m}_{24}^2 \\ \hat{m}_{31}^2 & \hat{m}_{32}^2 & \hat{m}_{33}^2 & \hat{m}_{34}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{X} \\ \hat{Y} \\ \hat{Z} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中,  $(x_1, y_1, 1)$  和  $(x_2, y_2, 1)$  分别是  $p_1$  和  $p_2$  在成像平面下的齐次坐标;  $m_{ij}^k (k=1,2; i=1,2,3; j=1,2,3,4)$  表示投影矩阵  $M_k$  在第  $i$  行  $j$  列元素;  $(X, Y, Z, 1)$  是  $p$  点在全局坐标系下的齐次坐标。

消除  $Z_{cl}$  和  $Z_{cr}$  即可得到两组方程,最后通过最小二乘法即可计算出点  $P$  在空间中的坐标  $(X, Y, Z)$ 。

### 3.2 检测框匹配策略

因为采用双目系统,左右图中通常会匹配同一只虾,但拍摄角度的不同,导致目标在左右图中不会完全一致。计算虾在真实世界中的坐标信息,需要虾在左右图中相互匹配,因此对于双目图像中所识别到的检测框需要匹配。

在 Faster R-CNN 网络对双目图像分别预测出结果后,针对左右图中的检测框进行匹配。左框与右框的匹配条件:(1)左框的横坐标大于右框;(2)左右框中图像的相似度达到阈值。相似度判别采用均值哈希算法<sup>[11]</sup>。

### 3.3 对虾长度计算

首先,输入双目图像,经由 Faster R-CNN 网络输出检测框,而后进行检测框匹配;成功匹配的检测框输入 RTMPose 模型进行关键点检测,标注的关键点为对虾的左右眼、腹部和尾部,共 5 个关键点;筛选和匹配好关键点后,取虾眼两点的中点和尾部两点的中点,计算出两个空间点的三维坐标  $(X_1, Y_1, Z_1)$  和  $(X_2, Y_2, Z_2)$ ,通过式(3)可得两点间距离:

$$L = \sqrt{(X_1 - X_2)^2 + (Y_1 - Y_2)^2 + (Z_1 - Z_2)^2} \quad (3)$$

算法基本流程如图 6 所示。

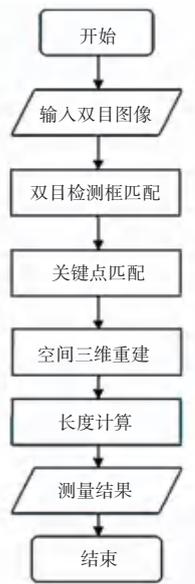


图 6 对虾测量流程图

Fig. 6 Shrimp length measurement flowchart

## 4 实验与结果分析

### 4.1 实验前准备

相机的内置参数体现了三维空间中的坐标映射到二维成像平面的过程。只有获取内参,才能计算出特定的三维点映射到二维平面上的具体坐标。选取两个相机建立双目视觉系统,运用张友正标定法对相机进行双目标定,计算出两个相机的内参矩阵  $K_1, K_2$ , 公式如下:

$$K_1 = \begin{pmatrix} \hat{e}^4 & 334.333 & 5 & 0 & 950.944 & 8 \\ \hat{e} & 0 & 4 & 334.488 & 3 & 603.834 & 5 \\ \hat{e} & 0 & 0 & 0 & 1 & \hat{e} \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$K_2 = \begin{pmatrix} \hat{e}^4 & 315.627 & 4 & 0 & 944.004 & 2 \\ \hat{e} & 0 & 4 & 316.320 & 4 & 596.379 & 3 \\ \hat{e} & 0 & 0 & 0 & 1 & \hat{e} \end{pmatrix} \quad (5)$$

旋转矩阵  $R$ 、平移矩阵  $T$  公式如下:

$$R = \begin{pmatrix} \hat{e}^0 & 0.778 & 5 & -0.626 & 4 & -0.036 & 8 \\ \hat{e} & 0.627 & 4 & 0.777 & 8 & 0.035 & 5 \\ \hat{e} & 0.006 & 3 & -0.050 & 7 & 0.998 & 6 \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$T = \begin{pmatrix} \hat{e} & 34.040 & 8 \\ \hat{e} & -66.894 & 9 \\ \hat{e} & 1 & 333.379 & 2 \end{pmatrix} \quad (7)$$

### 4.2 评价指标

选取  $mAP$  作为对虾目标检测结果的评价指标。

采用 MS COCO2017 数据集官方所公开的评价指标, 即关键点相似度 (Object Keypoint Similarity, OKS) 来评估关键点检测结果, 公式 (8):

$$OKS = \frac{\sum_j \exp(-d_j^2/2s^2k_j^2)\delta(v_j > 0)}{\sum_j \delta(v_j > 0)} \quad (8)$$

其中,  $d_j$  是输出点坐标与标签坐标之间的距离;  $v_j$  代表是否可以观测到关键点;  $s$  为测试目标的大小;  $k_j$  表示第  $j$  个点的归一化因子。

选取相对误差作为长度测量结果的评价指标。

### 4.3 关键点检测效果

RTMPose 模型在测试集上的平均检测精度为 83.04%, 关键点预测结果如图 7 所示, 可见距离较远时, 对虾目标小, 模型仍然可以正确标出关键点位置, 说明模型对小目标一样敏感。小目标物体, 通常利用尺度变换和多尺度融合技术提高检测的准确性, 而 RTMPose 能够准确预测, 表明模型具备足够的准确度, 可以用于对虾关键点检测。

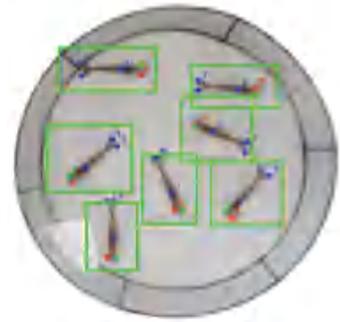


图 7 对虾关键点预测结果

Fig. 7 Shrimp key point prediction results

### 4.4 对虾体长估计测验

选用南美白对虾 30 尾, 对虾体长范围在 114~139 mm 之间。首先用精度为  $\pm 1$  mm 的尺子对每只虾的体长进行测量, 得到体长真实值, 定义对虾的眼睛到尾部为虾的长度; 采集每只虾的浮游图像; 将图像输入本文提出的对虾体长估测算法, 获取每只虾的估测体长; 将估测值与真实值进行对比, 用于验证算法的准确性。双目图像对虾长度的测量结果见表 1, 测量的平均相对误差为 3.46%, 证明了该测量方法的有效性。

表 1 对虾长度测量结果

Table 1 Shrimp length measurement result table

对虾	计算长度/mm	测量长度/mm	相对误差/%	对虾	计算长度/mm	测量长度/mm	相对误差/%
1	117.1	125	6.74	16	120.8	127	5.13
2	109.5	114	4.10	17	130.4	132	1.22
3	127.3	13	2.12	18	120.3	125	3.90
4	120.7	128	6.04	19	118.2	122	3.21
5	122.1	126	3.19	20	126.3	129	2.13
6	115.9	115	0.77	21	145.2	140	4.26
7	125.0	123	1.60	22	127.5	130	1.96
8	117.3	121	3.15	23	124.5	129	3.61
9	122.0	128	4.91	24	122.7	120	2.20
10	116.7	123	5.39	25	116.9	121	3.50
11	123.8	128	3.39	26	112.3	122	9.52
12	118.7	122	2.78	27	128.2	132	2.96
13	114.5	119	3.93	28	123.6	121	2.10
14	132.6	131	1.20	29	123.9	122	1.53
15	118.7	115	3.11	30	116.2	121	4.13

### 4.5 对虾重量估计算法

#### 1) 对虾重量估测模型建立

本文使用直线回归和幂函数回归建立对虾长度与重量之间的回归模型。直线回归模型的公式如下:

$$W = aL + b \quad (9)$$

幂函数回归模型:

$$W = aL^b \quad (10)$$

其中,  $W$  是对虾的质量 (g),  $L$  为对虾的长度 (mm)。

回归效果通过系数  $R^2$  得知,  $R^2$  越大效果越好。体长使用直尺测量, 精度  $\pm 1$  mm。对虾的质量使用

量程为0~3 kg的电子秤进行称重,精度为 $\pm 0.1$  g。对虾体长与质量的直线回归模型如图8所示,对虾体长与质量的幂函数回归模型如图9所示。

幂函数回归模型略优于直线回归模型。因此本文选择幂函数回归模型来作为南美白对虾的质量估计模型。

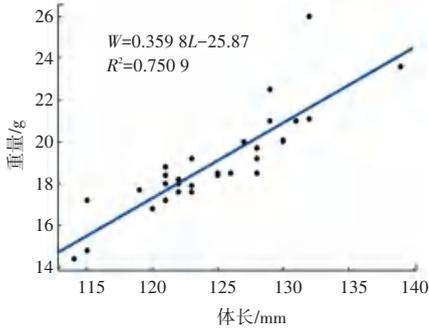


图8 对虾体长与质量直线回归模型

Fig. 8 Linear regression model of body length and mass of prawns

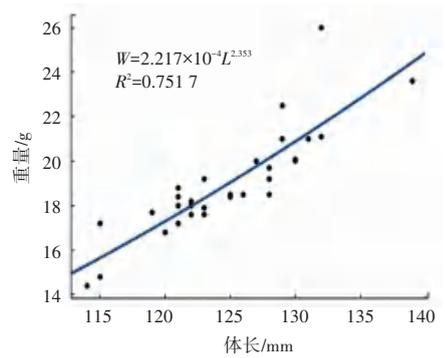


图9 对虾体长与质量幂函数回归模型

Fig. 9 Power function regression model for body length and mass of shrimp

## 2) 对虾重量估测测验

首先,选取对虾10尾,使用量程0~3 kg的电子秤对每只对虾进行称重;将对虾的图像先输入体长估计算法中,再用计算出的体长输入质量估计模型中;将估测数值与人工测量数值对比来验证结果的准确性,估测结果见表2。

表2 对虾质量估测结果

Table 2 Shrimp quality estimation results

测量长度/mm	质量真实值/g	计算长度/mm	估测质量/g	体长估计相对误差/%	质量估计相对误差/%
125	18.4	117.1	16.3	6.74	11.23
114	14.4	109.5	16.7	4.10	15.71
13	20.0	127.3	19.9	2.12	0.69
128	19.7	120.7	17.5	6.04	10.97
126	18.5	122.1	18.0	3.19	2.58
115	17.2	115.9	15.9	0.77	7.31
123	17.9	125.0	19.0	1.60	6.40
121	18.8	117.3	16.4	3.15	12.77
128	19.2	122.0	17.9	4.91	6.31
123	17.6	116.7	16.2	5.39	7.94

试验结果表明,重量估测相对误差在0.69%~15.71%,平均相对误差为8.19%,证明了南美白对虾质量估测算法的可行性。

## 5 结束语

针对人工测量存在结果不准确和效率低下问题,本文基于深度学习和双目立体视觉提出一种浮游对虾性状参数估算算法。将RTMPose人体姿态估计算法应用于对虾的关键点检测上,在测试集上的平均检测精度为83.04%;利用双目立体视觉,计算二维关键点在三维空间中的坐标,从而计算出对虾的长度,算法的平均相对误差为3.46%;建立对虾体长与体重的回归模型,利用回归模型估测对虾

重量,重量估测结果相对人工测量平均相对误差为8.19%。该算法在水产养殖行业具有实用性,可以更加便捷高效地监测对虾的生长状况,节约劳力和提升育种或生产管理效率。

## 参考文献

- [1] 南美白对虾产业发展报告[J]. 中国水产, 2021, 546(5): 27-36.
- [2] 田嘉琳,刘慧涛.我国对虾育种现状分析[J]. 乡村科技, 2020, 259(19): 113-114.
- [3] 董世瑞,孔杰,万初坤,等.中国对虾形态性状对体重影响的途径分析[J]. 海洋水产研究, 2007(3): 15-22.
- [4] GARCIA R, PRADOS R, QUINTANA J, et al. Automatic segmentation of fish using deep learning with application to fish size measurement [J]. ICES Journal of Marine Science, 2020, 77

- (4):1354-1366.
- [5] ÁLVAREZ ELLACURIA A, CATALAN I A, LISANI J L, et al. Fish size estimation from instance segmentation results obtained with a Deep Convolutional Network [C]//Proceedings of the Artificial Intelligence Research and Development. 2019: 176-179.
- [6] 庄恩泽, 吴献. 基于点云的 SUSAN 特征点检测算法在三维重建中的应用[J]. 福建师范大学学报(自然科学版), 2017, 33(2): 1-9.
- [7] NEWELL A, YANG K, DENG J. Stacked hourglass networks for human pose estimation [C]//Proceedings of the 14<sup>th</sup> European Conference. Cham: Springer, 2016:483-499.
- [8] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.
- [9] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 770-778.
- [10] 杨晓立, 徐玉华, 叶乐佳, 等. 双目立体视觉研究进展与应用 [J]. 激光与光电子学展, 2023, 60(8):180-196.
- [11] 姚永明, 杨纯, 吴凌燕, 等. 关于对图像哈希算法的研究与应用 [J]. 西安文理学院学报(自然科学版), 2016, 19(5):30-33.