

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2025.09.007

周银华, 李和娇, 高贺, 等. 基于计算机视觉的鱼类体长和体高快速提取方法 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2025, 47(9): 68-76.

基于计算机视觉的鱼类体长和体高快速提取方法

周银华^{1,2}, 李和娇^{1,2}, 高贺^{2,3}, 付宿星^{1,2},
李俊婷^{1,2}, 段玉婷^{1,2}, 刘海平^{1,2}, 周朝伟^{1,2}

- 西南大学 水产学院, 重庆 400715;
- 西部(重庆)科学城种质创制大科学中心/淡水鱼类资源与生殖发育教育部重点实验室/
水产经济动物资源保护与种质创制重庆市重点实验室, 重庆 400715;
- 西南大学 生命科学学院, 重庆 400715

摘要: 鱼类的体长、体高等性状是判断鱼类生长状况最基本的参数, 对养殖、育种、分选、生物量估算等都有重要意义。开发并验证了一种基于 YOLO v8 深度学习模型的鱼类体长、体高快速准确提取方法, 旨在克服传统人工测量方法效率低、易受主观影响以及易对鱼体产生伤害等局限。通过采集的 534 张鱼类图像并构建数据集, 利用 YOLO v8 算法自动识别并测量鱼类的体长和体高, 同时引入棋盘格标定板以实现图像中像素长度与实际物理尺寸之间的精确转换。结果显示: 该方法在体长和体高测量上的平均绝对误差分别为 0.29 cm 和 0.08 cm, 平均相对误差分别为 1.18% 和 1.56%, 测量精度满足需求。与传统测量方法相比, 本方法每尾鱼的平均测量时间仅为 0.6 s, 体现了高效性。

关键词: 计算机视觉; 目标检测; 鱼类体长提取; 鱼类体高提取

中图分类号: S951.2

文献标识码: A

文章编号: 1673-9868(2025)09-0068-09

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Rapid Extraction of Body Length and Height of Fish Based on Computer Vision

ZHOU Yinhu^{1,2}, LI Hejiao^{1,2}, GAO He^{2,3},
FU Suxing^{1,2}, LI Junting^{1,2}, DUAN Yuting^{1,2},
LIU Haiping^{1,2}, ZHOU Chaowei^{1,2}

收稿日期: 2024-04-30

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFD1200703); 国家自然科学基金(地区科学基金项目)(32160864); 国家自然科学基金区域联合基金项目(U23A20249); 2023 年度国家级人才科研资助项目(5330500953); 青藏高原鱼类养护团队 校级培育团队项目(SWU-XJFY202302)。

作者简介: 周银华, 硕士研究生, 主要从事水产动物遗传与育种研究。

通信作者: 周朝伟, 副教授, 硕士研究生导师。

1. College of Fisheries, Southwest University, Chongqing 400715, China;
2. Integrative Science Center of Germplasm Creation in Western China (Chongqing) Science City/Key Laboratory of Freshwater Fish Reproduction and Development (Ministry of Education)/Key Laboratory of Chongqing Municipality for Aquatic Economic Animal Resources Conservation and Germplasm Creation, Chongqing 400715, China;
3. School of Life Sciences, Southwest University, Chongqing 400715, China

Abstract: Fish traits such as body length and body height are the most basic parameters for judging the growth condition of fish, which are important for aquaculture, breeding, sorting and biomass estimation. In this study, we developed and validated a method for rapid and accurate extraction of fish body length and height based on the YOLO v8 deep learning model, aiming to overcome the limitations of traditional manual measurement methods such as low efficiency, susceptibility to subjective influences, and susceptibility to damage to the fish body. A dataset was constructed with collected 534 fish images, the YOLO v8 algorithm was used to automatically identify and measure the body length and height of the fish. A checkerboard calibration board was introduced to realize the accurate conversion between the pixel length and the actual physical size in the images. The results showed that the method had an average absolute error of 0.29 cm and 0.08 cm and an average relative error of 1.18% and 1.56% for measurement of body length and body height, respectively. The accuracy of the measurement met the requirements. Compared with the traditional measurement method, the average measurement time of this method was only 0.6 seconds per fish, which showed the high efficiency.

Key words: computer vision; object detection; fish body length extraction; fish body height extraction

鱼类的体长、体高不仅是评估鱼类种群健康和生态系统平衡^[1]、研究鱼类生长状况^[2]、环境适应性^[3]的关键,还是物种识别和分类^[4]、体质量估算^[5-6]、品质选择与分级^[7-8]的重要指标。传统的鱼体长度估计方法主要依赖于人工测量,这个过程通常耗时费力且含有较多的主观因素,结果的可靠性、一致性难以保证。随着人工智能技术的不断发展,在水产领域,计算机视觉技术得到了广泛应用,例如鱼类计数^[9-10]、疾病检测^[11]、表型性状指标的测量^[12-13]、种类识别^[14]和智能投喂^[15-16]等,同时也为鱼类长度测量带来了更为高效、准确的技术解决方案。White 等^[17]在 2006 年证明基于计算机视觉的自动测量系统检测鱼的大小是有效的。在使用单个相机拍摄的二维图像进行鱼体长度测量时,计算机视觉技术常用的方法有最小外接矩形法和霍夫变换法^[18],但最小外接矩形法存在灵活性不足的问题,无法根据实际需求灵活调整测量点,霍夫变换法则对图像质量和内存消耗要求更高。这些方法通常需要进行相机标定^[19],以将图像中的像素长度转换为实际尺寸。不仅如此,传统的计算机视觉技术对环境条件如光强度、水质要求较高^[20],处理过程中所需的算法也意味着数据处理的复杂性较高^[21]。

YOLO v8(You Only Look Once version 8)由 Ultralytics 开发团队于 2023 年 1 月推出,是一种基于深度学习的高性能目标检测模型^[22]。该模型能够快速而准确地预测图像中所有对象的边界框和类别,实现高效的目标检测。此外,YOLO v8 的灵活性和可扩展性使其在不同规模和复杂度的目标检测任务中表现出色。这些特点使得 YOLO v8 成为计算机视觉领域首选的模型之一,广泛应用于物体检测^[23]、计数^[24]、交通场景分析^[25]和自动驾驶^[26]等领域。杨杰超等^[27]研究开发出一种简易表型获取装置,通过 YOLO v8 网络模型快速、高效、精确地测量所采集图像中黄颡鱼的表型特征参数。Xing 等^[28]采用改进的 YOLO v8 结合 BoT-SORT 技术,解决远洋环境中设备运动、光线变化、背景噪声等复杂因素导致的漏检、误检、精度低等问题。Li 等^[29]利用 YOLO v8 模型进行鱼类识别和关键点检测,通过数学模型确定实际身体尺寸。

基于此, 我们研究并开发了一种基于 YOLO v8 的快速、准确提取鱼类体长、体高的方法。此方法利用训练的模型自动识别和提取图像中多尾鱼的体长和体高, 能有效提升数据处理的效率, 减少人为误差, 增强测量的一致性与重复性。采用棋盘格标定板, 将图像中的像素长度精确转换为实际物理尺寸, 确保数据的准确性。该方法不仅为鱼类表型测量提供了一个经济、高效的参考方案, 也显示了深度学习在水产科学领域的应用潜力和优势。

1 YOLO v8 网络结构概述

YOLO v8 网络由输入端(Input)、主干网(Backbone)、Neck 模块和输出端(Head)4 个部分组成^[30]。Input 采用 Mosaic 数据增强、自适应锚框计算和自适应灰度填充来处理不同尺度和外观的变化。Backbone 主要用于提取图片中的信息, 包含 Conv、C2f 和 SPPF 结构, Conv 模块用于提取特征并整理特征图; C2f 可以在保证轻量化的同时获得更加丰富的梯度流信息, 并根据模型尺度来调整通道数; SPPF 能够融合不同尺度的特征。Neck 模块通过 PAN-FPN 结构实现不同尺度特征的有效融合, 加强模型的语义和定位能力。Head 采用解耦头结构, 将分类和检测过程分开, 使用 TaskAlignedAssigner 方法选择正样本, Loss 计算包括分类和回归 2 个分支, 分类分支采用 BCE Loss, 回归分支则采用 DFL Loss 和 CIUO Loss。这些特点使得 YOLO v8 在减少网络参数的同时提高了检测的精度和实时性^[31]。作为目前最先进的目标检测算法之一, 性能优异, 优势突出。具体网络结构如图 1。

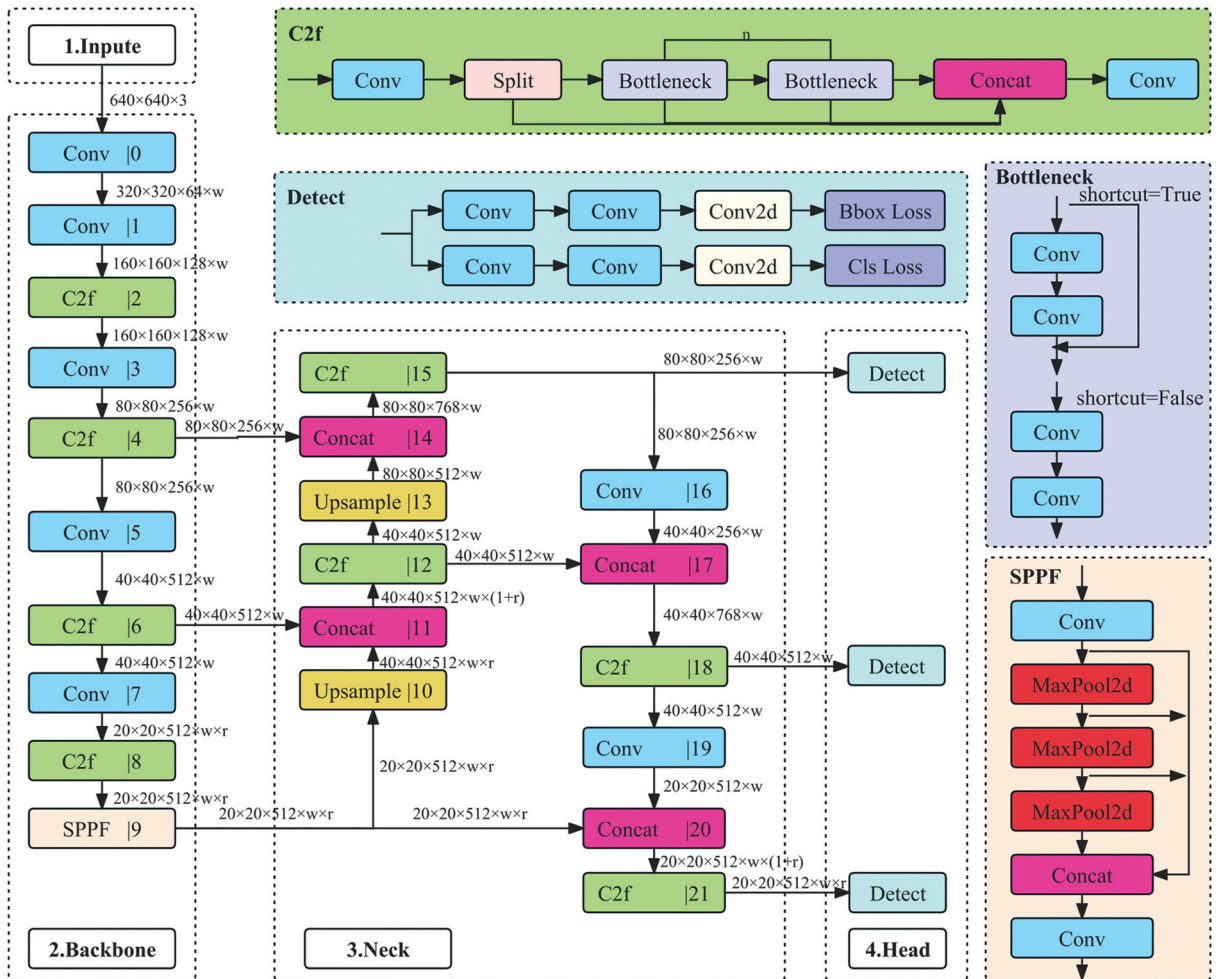


图 1 YOLO v8 网络结构

2 材料与方法

2.1 图像采集

拍摄对象为野外资源调查所捕获的鱼类。将捕获的鱼类麻醉后,放置于平面,分类,水平摆放整齐,并放置一块棋盘格标定板,使用智能手机水平拍摄,如图 2。标定板规格图案阵列为 12×9 ,方格边长为 1 cm,用于将像素测量值转换为物理长度,然后用游标卡尺对每尾鱼进行体长、体高的性状测量和记录。

2.2 图像数据集构建

本研究用于搭建图像检测模型的数据集图片共 534 张,随机选取 521 张图像(1 005 尾)作为训练集,包含单尾和多尾鱼的图像,13 张(98 尾)作为验证集,均为多尾鱼的图像,数量 4~17 尾不等。使用 Labelimg 软件对鱼类体长、体高进行人工标注,如图 3。目标框宽从鱼类吻端开始至鱼类尾鳍基部,目标框高从背鳍起点处至腹面,分别表示鱼类的体长(BL)和体高(BH)。

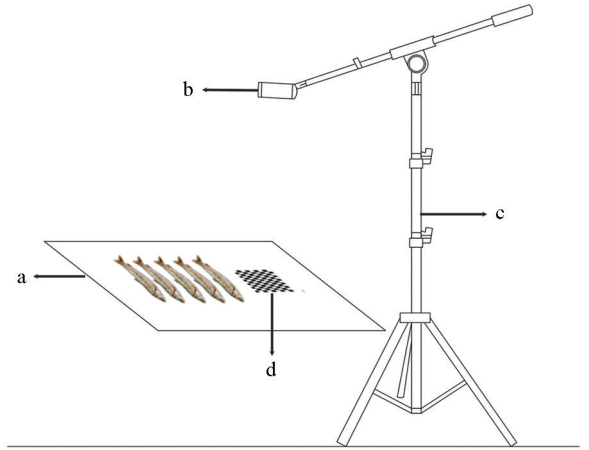


图 2 鱼类图像采集装置
a 为放置板; b 为图像采集终端(如手机); c 为拍摄支架; d 为棋盘格标定板

图 2 鱼类图像采集装置

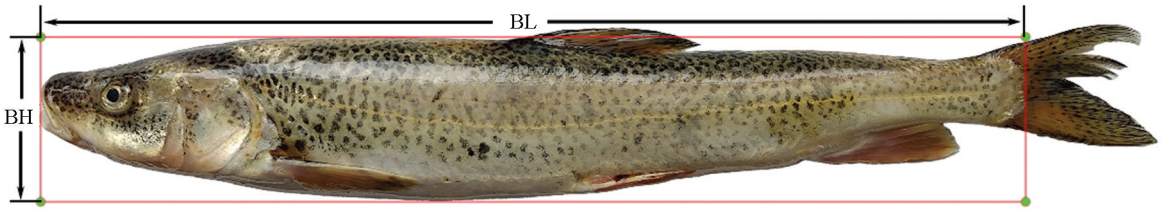


图 3 鱼类体长(BL)、体高(BH)的测量

2.3 图像检测模型的搭建

本研究使用 YOLO v8 进行图像检测模型的搭建,预训练检测模型选用 YOLO v8n.pt。用构建好的图像数据集对模型进行训练,训练参数设置为 epochs 为 150、batch 为 16,然后通过图像验证集来评估模型的性能。实验平台使用的处理器为 AMD Ryzen 5 5600H with Radeon Graphics,显卡型号为 NVIDIA GeForce RTX3050,4G,操作系统为 Windows11,64 位。

2.4 基于图像的体长、体高测量

将标注后的鱼类体长、体高数据集输入 YOLO v8 网络模型完成训练后,再输入图像验证数据集,模型将识别并定位图像中的对象,并输出包含这些对象位置的标签文件,即包含目标检测框归一化坐标的 txt 文本格式文件。读取验证集图片信息,主要包括图片的像素长、宽,用于计算图片的实际宽度和宽高比例。设定棋盘格标定板规格,提取图片中标定板的角点并计算其平均长度,如图 4。利用已知角点间的实际长度,推导出图像的实际宽度。其原理是先将图像转换为灰度图像,然后使用 OpenCV 函数 findChessboardCorners 和 cornerSubPix 在灰度图像中检测标定板角点并精细化角点的位置,利用 NumPy 计算角点间的平均像素距离。随后处理目标框信息,先读取模型输出的图像验证集的标签文件,由于文件中的目标框信息并不是简单按照从左往右或从上往下的顺序排列的,为了简化后续流程,使其与图片中目标框的顺序一致,将其按照中心点 y 坐标从小到大的顺序重新排序,然后基于图像实际宽度并结合图片宽高比,将目标框的宽和高转换为实际尺寸。最后将结果保存至 Excel 中,即获得鱼类的体长、体高。体长、体高测量整体工作流程如图 5。



图 4 棋盘格标定板角点的检测

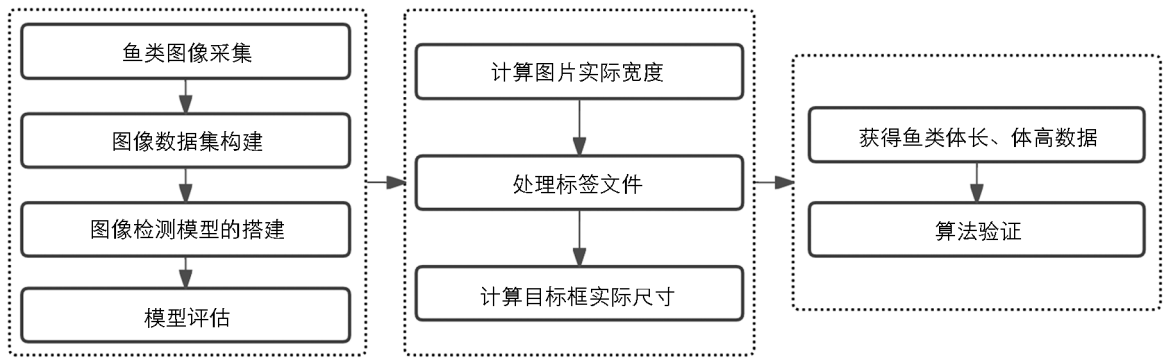


图 5 整体算法工作流程

2.5 算法验证

以 0.02 mm 精度游标卡尺的人工测量结果作为体长、体高的参考值, 将其与模型及算法提取的结果进行对比, 得到检测误差。分别计算体长、体高的绝对误差(E_A)、相对误差(E_R)、平均绝对误差(E_{MA})和平均相对误差(E_{MR})并作图, 用于体长、体高性状检测结果的评价。相关公式如下:

$$E_A = |x - t| \quad (1)$$

$$E_R = \frac{|x - t|}{t} \times 100\% \quad (2)$$

$$E_{MA} = \frac{\sum_{i=1}^n |x - t|}{n} \quad (3)$$

$$E_{MR} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|x - t|}{t} \times 100\%}{n} \quad (4)$$

式中: x 为测量值; t 为参考值; n 为样本数量。

体长、体高的测量时间计算为 YOLO v8 模型推理时间和后续算法处理时间的总和, 将总处理时间除以鱼的数量来估计每尾鱼的平均测量时间, 算法处理时间使用“time”模块记录开始和结束的时间。由于测量时间与实验平台的硬件与软件环境直接相关, 同时还受到图片大小、复杂度和模型配置的影响, 因此时间以本研究的实验平台为例进行估计。本研究所有数据的分析和处理由 Python 3.9、GraphPad Prism 9.5.1 和 Excel 2021 软件完成。

3 结果与分析

3.1 体长和体高检测结果

基于模型对图像验证集中的 98 尾鱼体长、体高性状进行预测, 根据上述验证方法, 检测误差结果如表 1。体长的绝对误差为 0.02~0.67 cm, 平均绝对误差为 0.29 cm; 体高的绝对误差为 0~0.29 cm, 平均绝对误差为 0.08 cm。体长的相对误差为 0.04%~3.32%, 平均相对误差为 1.18%; 体高的相对误差为 0.01%~4.68%, 平均相对误差为 1.56%。体长、体高检测的相对误差如图 6, 体长的绝对误差整体比体高大, 但体长的相对误差明显低于体高的相对误差。两性状平均相对误差均小于 2%, 表明体长、体高检测结果准确性较高, 检测精度能够达到设计需求。

表 1 体长、体高检测误差

性状	最大绝对误差/	最大相对误差/	最小绝对误差/	最小相对误差/	平均绝对误差/	平均相对误差/
	cm	%	cm	%	cm	%
体长	0.67	3.32	0.02	0.04	0.29	1.18
体高	0.29	4.68	0	0.01	0.08	1.56

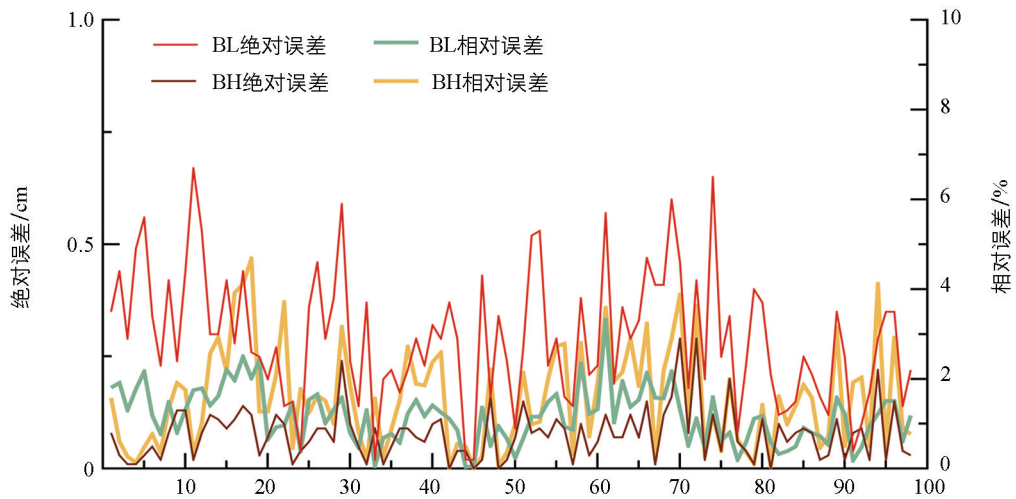


图 6 体长(BL)、体高(BH)检测的绝对误差与相对误差

3.2 测量时间评估

对验证集 13 张图片(98 尾)的处理时间进行计算, 根据 YOLO v8 模型推理结果显示, 每张图片预处理耗时 4.4 ms, 推理耗时 40.6 ms, 后处理耗时 16.9 ms, 每张图像处理耗时如表 2, 总耗时 548.3 ms。后续算法处理时间通过“time”模块获得提取体长、体高的时间, 结果显示处理 13 张图片耗时 60.6 s。计算得出每尾鱼体长、体高平均测量时间为 0.6 s, 远低于人工测量时间。

表 2 YOLO v8 目标检测耗时

图片编号	鱼的数量/尾	耗时/ms	图片编号	鱼的数量/尾	耗时/ms
1	11	55.4	8	5	50.2
2	4	22.9	9	8	53.6
3	8	11.7	10	5	8.6
4	17	54.4	11	5	59.2
5	4	55.2	12	7	50.0
6	6	55.1	13	5	9.8
7	13	62.2	总计	98	548.3

4 讨论与结论

体长、体高的可靠估算对水产领域的重要性不言而喻^[32], 能够提供关于渔业资源多样性和数量的重要信息^[33-34]。除此之外, 在科学研究中, 体长、体高等形态指标作为鱼类研究的基础, 效果的好坏将直接影响其他相关研究^[13]。在商业中, 体长决定了鱼类货物的价值。从可持续性的角度来看, 鱼类的体长决定其成熟度^[35]。

YOLO v8 在该系列算法中效果非常突出, 是一种单阶段目标检测算法, 相比于 Mask R-CNN 等两阶段目标检测算法, 它简单高效、成本更低、检测速度更快^[22]。不仅如此, 高精度的目标检测能力、快速的实时处理性能、自动化和非接触式的测量方法, 使得 YOLO v8 在目标检测的研究中展现出显著的优势^[29]。相比于人工测量与传统的计算机视觉技术, 基于深度学习的计算机视觉技术不仅能有效避免人工测量的主观性和不准确性, 还能迅速处理含有多尾鱼的大量图像, 显著缩短了数据处理时间, 优化了整个测量流程。

本研究利用 YOLO v8 及后续算法对体长、体高进行自动提取并与人工测量的数据进行误差分析, 结果显示, 体长、体高的绝对误差范围分别是 0.02~0.67 cm、0~0.29 cm, 相对误差的范围分别是 0.04%~3.32%、0.01%~4.68%, 体长、体高的平均相对误差分别为 1.18%、1.56%, 体长与体高的绝对误差范围和相对误差范围均符合精度要求。Tseng 等^[35]开发了 CNN 分类器来估计鱼体体长, 平均绝对误差和平均相对误差分别为 5.36 cm 和 4.26%, Hsieh 等^[36]利用霍夫变换计算金枪鱼的长度, 所开发的软件程序的平均估计误差为 4.5%±4.4%。房舒^[37]基于深度学习, 对鱼类体长和全长测量的平均相对误差控制在 4% 以内。Monkman 等^[38]利用不同框架下的 R-CNN 模型定位鱼体, 通过像素长度和真实参考长度间的关系计算鱼长, 测量误差在 2.2% 左右。相比而言, 本研究所提出的方法对体长的测量更加准确, 体高的测量精度也符合已有的研究结果。Andrialovanirina 等^[39]开发了一种使用 Image J 软件和分析程序自动测量鱼类全长的方法, 每尾鱼测量平均耗时 7.9 s。王禹莎等^[40]利用 Mask R-CNN 模型测量大黄鱼体长、体高, 每尾鱼的平均处理时间为 3 s。相比之下, 本研究每尾鱼测量平均耗时更短。不仅如此, 该方法不需要进行其他标定工作, 因为图片中放置的棋盘标定板提供了一个规律且易于识别的图案, 通过棋盘标定板将图像中的像素长度转换为物理尺寸。

目前, 该方法在应用中仍存在一定局限。结果显示, 相比于体长, 体高的相对误差较大, 可能是因为体高数值本身较小, 同时体高的测量受到鱼体摆放角度等因素的影响。此外, 为确保测量准确, 图像拍摄时鱼需尽可能放置水平, 并且鱼之间需留有 1 cm 左右的空间以避免相互遮挡和挤压, 否则可能导致检测遗漏。在进一步的研究中, 计划通过计算机视觉技术精确检测和分类图像中的多种鱼类^[41-42]。利用 YOLO v8 的实时检测功能, 结合目标框信息与算法, 准确提取鱼的长度, 为鱼类分类与长度测量提供一种更加高效、便捷、准确的自动化方法。

参考文献:

- [1] SCHULL Q, BEAUVIEUX A, VIBLANC V A, et al. An Integrative Perspective on Fish Health: Environmental and Anthropogenic Pathways Affecting Fish Stress [J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2023, 194: 115318.
- [2] ZHANG H, XIE S Q, WANG S. Weight-Length Relationship and Condition Factor of Gibel Carp (*Carassius auratus gibelio* var. CAS V) at Different Growth Stages and Feed Formulations [J]. *Fishes*, 2023, 8(9): 439.
- [3] MYERS E M V, ANDERSON M J, EME D, et al. Changes in Key Traits Versus Depth and Latitude Suggest Energy-Efficient Locomotion, Opportunistic Feeding and Light Lead to Adaptive Morphologies of Marine Fishes [J]. *The Journal of Animal Ecology*, 2020, 89(2): 309-322.
- [4] PEPIN P. Feeding by Larval Fish: How Taxonomy, Body Length, Mouth Size, and Behaviour Contribute to Differences

- among Individuals and Species from a Coastal Ecosystem [J]. *ICES Journal of Marine Science*, 2023, 80(1): 91-106.
- [5] SHI C, ZHAO R, LIU C L, et al. Underwater Fish Mass Estimation Using Pattern Matching Based on Binocular System [J]. *Aquacultural Engineering*, 2022, 99: 102285.
- [6] HAO Y F, YIN H J, LI D L. A Novel Method of Fish Tail Fin Removal for Mass Estimation Using Computer Vision [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 193: 106601.
- [7] HONG H M, YANG X L, YOU Z H, et al. Visual Quality Detection of Aquatic Products Using Machine Vision [J]. *Aquacultural Engineering*, 2014, 63: 62-71.
- [8] MEDEIROS E C, ALMEIDA L M, DE ALMEIDA TEIXEIRA FILHO J G. Computer Vision and Machine Learning for Tuna and Salmon Meat Classification [J]. *Informatics*, 2021, 8(4): 70.
- [9] 崔榛. 基于计算机视觉的红鳍东方鲀计数系统 [D]. 大连: 大连海洋大学, 2020.
- [10] BABU K M, BENTALL D, ASHTON D T, et al. Computer Vision in Aquaculture: A Case Study of Juvenile Fish Counting [J]. *Journal of the Royal Society of New Zealand*, 2022, 53(1): 52-68.
- [11] AHMED M S, AURPA T T, AZAD M A K. Fish Disease Detection Using Image Based Machine Learning Technique in Aquaculture [M]. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 2022, 34: 5170-5182.
- [12] KURNIANTO H, PUSPITASARI W, YOGA PERDANA R H. A Computer Vision-Based for Fish Size Measurement [C] //2021 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture and Industrial Automation (ICAMIMIA). December 8-9, 2021, Surabaya, Indonesia. IEEE, 2021: 311-315.
- [13] YU C, HU Z H, HAN B, et al. An Intelligent Measurement Scheme for Basic Characters of Fish in Smart Aquaculture [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 204: 107506.
- [14] LIN Y J, AL-ABDULKADER K. Identification of Fish Families and Species from the Western Arabian Gulf by Otolith Shape Analysis and Factors Affecting the Identification Process [J]. *Marine and Freshwater Research*, 2019, 70(12): 1818-1827.
- [15] ZHOU C, LIN K, XU D M, et al. Near Infrared Computer Vision and Neuro-Fuzzy Model-Based Feeding Decision System for Fish in Aquaculture [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 146: 114-124.
- [16] ZHANG L, LI B, SUN X B, et al. Intelligent Fish Feeding Based on Machine Vision: A Review [J]. *Biosystems Engineering*, 2023, 231: 133-164.
- [17] WHITE D J, SVELLINGEN C, STRACHAN N J C. Automated Measurement of Species and Length of Fish by Computer Vision [J]. *Fisheries Research*, 2006, 80(2-3): 203-210.
- [18] 孙泽源. 基于计算机视觉的鱼体长度测量技术研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2022.
- [19] 黄文文, 彭小红, 李丽圆, 等. 相机标定方法及进展研究综述 [J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(16): 9-19.
- [20] 余心杰, 吴雄飞, 王建平, 等. 基于机器视觉的大黄鱼形态参数快速检测方法 [J]. *集成技术*, 2014, 3(5): 45-51.
- [21] 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.
- [22] 张阳婷, 黄德启, 王东伟, 等. 基于深度学习的目标检测算法研究与应用综述 [J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(18): 1-13.
- [23] XIAO B J, NGUYEN M, YAN W Q. Fruit Ripeness Identification Using YOLO v8 Model [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(9): 28039-28056.
- [24] CASAS G G, ISMAIL Z H, LIMEIRA M M C, et al. Automatic Detection and Counting of Stacked Eucalypt Timber Using the YOLO v8 Model [J]. *Forests*, 2023, 14(12): 2369.
- [25] SHARMA N, BARAL S, PAING M P, et al. Parking Time Violation Tracking Using YOLO v8 and Tracking Algorithms [J]. *Sensors*, 2023, 23(13): 5843.
- [26] KUMAR D, MUHAMMAD N. Object Detection in Adverse Weather for Autonomous Driving through Data Merging and YOLO v8 [J]. *Sensors*, 2023, 23(20): 8471.
- [27] 杨杰超, 许江淳, 陆万荣, 等. 基于计算机视觉的大黄鱼体尺测算与体质量估测 [J]. *中国农机化学报*, 2018, 39(6): 66-70.

- [28] XING B W, SUN M, LIU Z C, et al. Sonar Fish School Detection and Counting Method Based on Improved YOLO v8 and BoT-SORT [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(6): 964.
- [29] LI J K, ZHANG S M, LI P L, et al. Research on Measuring the Bodies of Underwater Fish with Inclined Positions Using the YOLO v8 Model and a Line-Laser System [J]. *Fishes*, 2024, 9(6): 206.
- [30] JIN Y R, SHI Z Y, XU X L, et al. Target Localization and Grasping of NAO Robot Based on YOLO v8 Network and Monocular Ranging [J]. *Electronics*, 2023, 12(18): 3981.
- [31] XU W K, LIU C, WANG G X, et al. Behavioral Response of Fish under Ammonia Nitrogen Stress Based on Machine Vision [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 128: 107442.
- [32] 李振波, 赵远洋, 杨普, 等. 基于机器视觉的鱼体长度测量研究综述 [J]. *农业机械学报*, 2021, 52(S1): 207-218.
- [33] 薛绍伟, 梁祥, 王静, 等. 云龙水库鱼类资源分布特征与鲢资源量估算 [J]. *云南农业大学学报(自然科学)*, 2021, 36(3): 424-429.
- [34] 戴黎斌, 田思泉, 刘伟成, 等. 温台渔场3种经济鱼类体长频次分布与采样量间关系的比较 [J]. *水产学报*, 2021, 45(2): 200-208.
- [35] TSENG C H, HSIEH C L, KUO Y F. Automatic Measurement of the Body Length of Harvested Fish Using Convolutional Neural Networks [J]. *Biosystems Engineering*, 2020, 189: 36-47.
- [36] HSIEH C L, CHANG H Y, CHEN F H, et al. A Simple and Effective Digital Imaging Approach for Tuna Fish Length Measurement Compatible with Fishing Operations [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 75(1): 44-51.
- [37] 房舒. 基于深度学习的鱼类表型数据测量方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
- [38] MONKMAN G G, HYDER K, KAISER M J, et al. Using Machine Vision to Estimate Fish Length from Images Using Regional Convolutional Neural Networks [J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2019, 10(12): 2045-2056.
- [39] ANDRIALOVANIRINA N, PONTON D, BEHIVOKE F, et al. A Powerful Method for Measuring Fish Size of Small-Scale Fishery Catches Using ImageJ [J]. *Fisheries Research*, 2020, 223: 105425.
- [40] 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): 207-216.
- [41] 范昊飞. 基于深度学习的多目标同步分类关键技术研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2023.
- [42] 李艳君, 黄康为, 项基. 基于立体视觉的动态鱼体尺寸测量 [J]. *农业工程学报*, 2020, 36(21): 220-226.

责任编辑 周仁惠

