doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.02.012

# 基于深度学习的鱼类生物量估算研究进展

李道亮[1,2]　赵聪慧[1,2]　朱弘烨[3,4]　张　盼[1,2]　王广旭[1,2]　刘思涛[1,2]

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 国家数字渔业创新中心, 北京 100083;
3. 山东省数字渔业重点实验室, 烟台 264670; 4. 中国农业大学烟台研究院, 烟台 264670)

**摘要**: 鱼类生物量估算是水产养殖精细化管理的核心环节,对精准投喂、资源评估及养殖效益提升至关重要。传统人工估测方法存在效率低、需接触式操作且易损伤鱼体等问题,在高密度网箱、循环水养殖等规模化场景中,这一技术瓶颈愈发明显。近年来,深度学习凭借强大的特征学习与复杂模式解析能力,为鱼类生物量自动化估算提供了突破性方案。本文系统梳理近 5 年深度学习在该领域研究进展,围绕生物量估算核心技术环节,从鱼体尺寸测量、鱼类计数、鱼体质量估计三大维度展开分析。在此基础上总结了当前深度学习技术在鱼类生物量估算实践中面临的问题并进行展望,旨在为深度学习在鱼类生物量估算中的推广应用提供科学参考,助力水产养殖向数字化、智能化升级。

**关键词**: 鱼类生物量估算; 深度学习; 三维重建; 目标检测; 立体视觉

**中图分类号**: S126; S965　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)02-0121-13　　**OSID**:

# Recent Advances in Fish Biomass Estimation Based on Deep Learning

LI Daoliang[1,2]　ZHAO Conghui[1,2]　ZHU Hongye[3,4]　ZHANG Pan[1,2]　WANG Guangxu[1,2]　LIU Sitao[1,2]

(1. *College of Information and Electrical Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *National Innovation Center for Digital Fishery*, *Beijing* 100083, *China*
3. *Key Laboratory of Digital Fisheries of Shandong Province*, *Yantai* 264670, *China*
4. *Yantai Institute of China Agricultural University*, *Yantai* 264670, *China*)

**Abstract**: Fish biomass estimation is the core part of fine management of aquaculture, which is very important for accurate feeding, resource assessment and improvement of aquaculture benefits. The traditional manual estimation method has the inherent defects of low efficiency, contact operation and easy damage to the fish body. In large-scale scenarios such as high-density cages and recirculating aquaculture, this technical bottleneck is becoming more and more obvious. In recent years, deep learning has provided a breakthrough solution for automatic estimation of fish biomass with its powerful feature learning and complex pattern analysis capabilities. The research progress of deep learning in this field in the past five years was systematically reviewed. Focusing on the core technology of biomass estimation, the three dimensions of fish size measurement, fish counting and fish weight estimation were analyzed. Building upon this foundation, a comprehensive summary of the current challenges encountered in the practical application of deep learning techniques for fish biomass estimation was provided and perspectives on future research directions were offerred. The objective was to furnish a scientific basis for the wider adoption of deep learning methods in fish biomass estimation, thereby promoting the digitalization and intelligent advancement of modern aquaculture systems.

**Key words**: fish biomass estimation; deep learning; 3D reconstruction; object detection; stereo vision

## 0　引言

在全球粮食供应体系中,水产养殖地位愈发关键,尤其在保障蛋白质供给方面具有重要意义[1]。作为优质蛋白来源,鱼类已成为全球膳食结构的重要组成部分[2]。为实现鱼类资源可持续开发与利

收稿日期: 2025-08-01　修回日期: 2025-10-05

**基金项目**: 国家自然科学基金项目(32373186、32503262)

**作者简介**: 李道亮(1971—),男,教授,博士生导师,主要从事农业信息先进感知与智能处理研究,E-mail: dliang@cau.edu.cn

用,养殖过程中的精细化管理至关重要,而生物量估算正是其中的关键环节,其估算结果直接影响投饵策略、健康评估和收获计划[3]。

传统的生物量监测通常依赖人工采样和接触式测量,但这些方法效率低、操作侵入性强,容易引起鱼类应激反应[4]。在高密度养殖环境中,此类方法既难以满足实时动态监测需求,又无法保障估算结果精度;尤其在网箱[5]和循环水养殖池[6]等大规模养殖系统中,传统手段的局限性成为制约养殖效益提升、阻碍产业规模化发展的关键因素[7]。因此,发展数字化、智能化高精度生物量估算技术,已成为推动水产养殖现代化的重要方向。

近年来,深度学习技术凭借其强大的特征提取和复杂模式识别能力,为生物量自动化估算提供了新方案[8]。该技术通过分析图像或视频数据,可自动识别鱼体数量、尺寸、形态等与生物量相关的关键特征,构建起从原始数据到生物量估算端到端流程,避免了传统方法中人工设计特征的繁琐与主观性。借助目标检测[9]、目标跟踪[10]、图像分割[11]、立体视觉[12]和三维重建[13]等技术,深度学习在鱼体尺寸测量、计数和质量估计等方面表现出色,为水产养殖智能化奠定了坚实的技术基础。

目前已有研究对深度学习在鱼类长度测量[14]、智能投饵[15]、自动计数[16]和行为识别[17]等方面的应用进行了总结,但缺乏对生物量估算的全面梳理。因此,本文聚焦近 5 年来深度学习在鱼类生物量估算领域的应用进展,从鱼体尺寸测量、鱼类计数和鱼体质量估算 3 个方面对相关方法进行分析,探讨当前研究面临的挑战,并对未来发展进行展望,以期为该领域的深入研究和技术应用提供参考。

## 1 基于深度学习的鱼体尺寸测量方法

鱼体尺寸是鱼类生物量估算的基础参数,其测量精度直接决定生物量估算结果的可靠性。基于深度学习的鱼体尺寸测量技术,通过模型提取鱼体图像特征、分割并解析关键信息,有效突破传统人工测量效率瓶颈与环境限制,形成单目视觉与立体视觉两类方法。

### 1.1 单目视觉

基于单目视觉的鱼体尺寸测量方法,因设备简单、成本低且易部署,成为当前重要技术路线。该方法核心挑战是克服透视畸变、鱼类姿态变化及复杂水下环境干扰,而近年深度学习在图像分割、特征提取与回归建模上的进展,提升了该方法测量精度与鲁棒性。

早期鱼体尺寸测量多依赖边缘检测、形态学操作等传统图像处理技术,在复杂背景下误差显著。随着卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)的广泛应用,研究者采用端到端深度学习模型实现像素级鱼体分割与关键点检测,再结合先验尺度信息推算物理尺寸。HUYNH 等[18]构建了带发光栅板的图像采集系统,通过背景规整化与像素-物理尺度映射,实现鱼类平均体长自动测量。该方法依赖结构化环境以降低图像复杂度,但由于依托特定硬件,在常规养殖场景下泛化性有限。

为增强在受限环境下的适用性,PETRELLIS 等[19]提出融合深度学习检测与集成学习形状对齐的方法,在低对比度图像中实现多指标测量,并支持嵌入式实时处理。该方法通过多任务联合建模与硬件加速,可在实际养殖场景同步完成检测、跟踪与测量,工程潜力较强。HE 等[20]通过改进 YOLO v5s 构建通用实例分割框架,实现多水产物种尺寸测量绝对误差小于等于 1.2 mm,展现了良好跨物种适应能力。

针对鱼类倾斜、遮挡等导致形态测量失准的问题,学者们提出了基于形态学特征与几何校正策略。YU 等[21]通过 U-Net 获取高精度分割掩膜,结合鱼类形态学特征校正倾斜个体,大幅降低测量误差,仅靠单目图像及算法优化实现可靠测量,为产线提供经济有效方案。KWON 等[22]借助水箱参考网格与插值优化,实现底栖鱼类体长体重一致性估计。

在模型轻量化与落地应用方面,SALEH 等[23]提出了轻量级检测网络 MFLD-Net,借鉴 Vision Transformer 中的模块设计,在减少参数量的同时兼顾精度,有良好移动端部署潜力。TENGTRAIRAT 等[24]面向浑浊水域提出掩膜卷积与回归模型,虽误差偏大,但为低能见度环境下生物量估算提供了重要参考。

尽管单目视觉方法已取得显著进展,但仍面临尺度歧义、姿态敏感性和环境依赖性强等问题。CRUZ 等[25]比较了 CNN 与 Transformer,发现 Transformer 架构在数据有限时表现显著弱于 CNN,揭示数据质量与模型复杂度的平衡问题。LI 等[26]引入线激光辅助测距与关键点检测,通过 YOLO v8 模型和数学建模缓解了单目系统中的投影歧义,体现了传感器融合在提升测量可靠性方面的潜力。

总体而言,单目视觉测量正向“少依赖结构化设备、多模态融合、轻量化网络”演进,但在开放水域泛化性仍有限。未来方向在于少样本自适应、域自适应分割与低成本嵌入式系统,结合多源信息实现更鲁棒的生物量监测。

### 1.2　立体视觉

相较单目视觉，立体视觉模拟双目视差原理，以双目或多目相机同步采集图像，进行三维重建直接获取鱼体空间坐标与尺寸，有效规避单目系统的尺度歧义及透视畸变。图 1 为双目视觉测量鱼体长度工作原理。立体视觉通过立体匹配与深度计算获取三维信息，其精度受相机标定、匹配算法、水下折射补偿的影响。虽然系统复杂成本高，但测量精准可靠，在深度学习支持下正加速走向产业化，适配高精度养殖应用。单目视觉与双目视觉鱼体尺寸测量方法比较如表 1 所示。

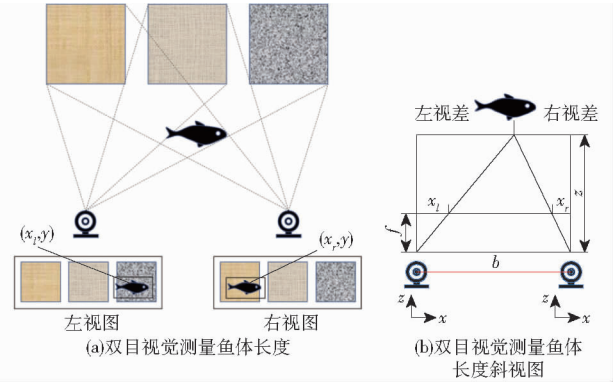



图 1　双目视觉测量鱼体长度工作原理[27]

Fig. 1　Working principle of binocular vision measuring fish body length[27]

**表 1　鱼体测量方法比较**

**Tab. 1　Comparison of fish body measurement methods**

| 方法类别 | 输入数据 | 模型方法 | 优点 | 缺点 |
|---|---|---|---|---|
| 单目视觉 | RGB 图像 | CNN 回归、YOLO | 成本低、易部署 | 视角限制、误差较大 |
| 双目视觉 | 立体图像 | StereoNet、3D－CNN | 高精度、可重建 3D 模型 | 设备要求高、对准困难 |

立体视觉系统性能基础依赖于精确的相机标定与畸变校正。早期方法通常依赖于手工特征点提取与匹配，SHI 等[28]开发基于 LabVIEW 的立体视觉系统，对自由游动斑石鲷体长测量平均相对误差小于 2.55%，体现了传统图像处理在可控环境的可行性；但此类方法对图像质量、鱼类姿态及环境光学特性敏感，复杂自然环境适用性不足。为此，研究者开始引入深度学习技术以提升特征提取与匹配鲁棒性。DENG 等[29]针对水面折射提出改进三维重建方法，结合两阶段关键点检测网络，实现大口黑鲈体长高精度估计，单样本相对误差控制在 ±10% 内，平均误差为 1.05%，证明了深度学习克服复杂光学干扰的潜力。

为进一步提升系统对多物种的泛化能力与关键点检测精度，DENG 等[30]在 Keypoint R－CNN 中集成注意力机制，采用改进特征金字塔结构（I－PANet），跨鱼体重建长度相对误差小于 10%。研究表明，增强网络特征提取与多尺度融合能力，可有效应对水下图像低对比度、模糊及形态多样性问题。YU 等[31]构建了专门的鱼类关键点数据集，并利用深度学习模型实现了 85.1% 的关键点检测准确率，相对测量误差约 7%，表明立体视觉与关键点学习结合的有效性。

在三维信息恢复与尺寸计算环节，如何准确处理遮挡、鱼体弯曲及游动姿态变化是关键挑战。文献[32－33]将实例分割与三维点云处理结合，通过滤波、聚类、平面拟合优化点云，借主成分分析估算鱼体维度，有效降低遮挡和弱纹理干扰，在多实验条件下兼具高测量精度与实时性。HAO 等[34]引入空间向量夹角评价鱼体姿态，实现动态测量优化，为动态水下鱼体测量提供新思路。

面对实际养殖中鱼类的持续运动和分布不均问题，多位学者聚焦于系统在真实场景下的可持续监测能力。ZHOU 等[35]开发融合 RGB 与深度信息的立体视觉系统，以改进 GrabCut 算法、骨架提取处理弯曲鱼体并校正水下折射，将平均测量相对误差降至 0.9%，工程适用性突出。MARRABLE 等[36]针对自然水域鱼类调查，提出半自动深度学习框架，结合高精度立体标定，测试结果与人工测量一致性高，大幅缩短图像分析时间，在生态监测与大尺度养殖中应用前景广阔。

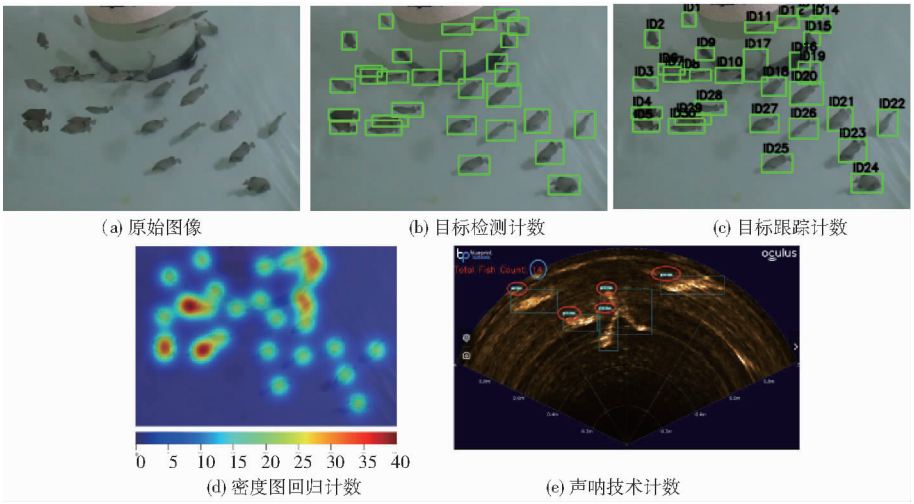
立体视觉系统商业化需兼顾技术、成本、可靠性与部署问题。SAUPHAR 等[37]指出网箱鲑鱼具有垂直分层特性易导致测量误差，强调了监测策略与鱼类行为研究结合的重要性。MUNOZ-BENAVENT 等[38]和 KOMEYAMA 等[39]发现金枪鱼与黄条鰤季节性生长变化，自动估算在区间预测中存在偏差，需结合统计模型提升可靠性。这些研究从产业视角揭示了立体视觉系统在生长建模、产量预测及健康管理中的产业潜力。

总体而言，立体视觉鱼体尺寸测量技术已形成涵盖图像采集、关键点检测、三维重建到生长建模的完整链条。未来挑战包括多相机同步标定的复杂性、水下光学干扰补偿不足、跨物种与跨阶段泛化性欠缺。未来应聚焦轻量化嵌入式系统、域适应与持续学习，以及多传感融合构建鲁棒、低成本、可长期运行的立体生物量监测体系。

## 2　基于深度学习的鱼类计数方法

鱼类群体数量精准统计是生物量估算的关键环节，直接影响养殖密度调控、投饵策略制定及经济效益。传统人工计数效率低且误差大，而深度学习驱

动的自动化计数技术借助计算机视觉与多模态感知,实现了高精度、实时话的群体监测。本节系统梳理目标检测、目标跟踪、密度图回归、声呐技术 4 种计数方法(图 2)的研究进展,各类方法见表 2。




(a) 原始图像 (b) 目标检测计数 (c) 目标跟踪计数

(d) 密度图回归计数 (e) 声呐技术计数

图 2 鱼类计数方法[40]

Fig. 2 Diagrams of fish counting methods[40]

**表 2 基于深度学习的鱼类计数方法模型对比**

**Tab. 2 Model comparison of fish counting methods based on deep learning**

| 方法类别 | 输入数据 | 模型方法 | 评价指标 | 优点 | 缺点 |
|---|---|---|---|---|---|
| 目标检测 | RGB 图像 | Faster R-CNN、YOLO | 精确率(Precision)、召回率(Recall) | 准确度高、实时性较好 | 遮挡问题严重,鱼群密度大时表现差 |
| 目标跟踪 | RGB 图像+视频流 | DeepSORT、Tracktor | 精确率(Precision)、召回率(Recall) | 跟踪稳定、适应动态场景 | 遮挡影响大,计算复杂 |
| 密度图回归 | RGB 图像 | CSRNet、MCNN | 均方误差(Mean squared error,MSE)、密度图误差 | 适应高密度场景、精度高 | 无法区分个体、过度平滑 |
| 声呐技术 | 声呐图像 | PointCNN、3D-CNN | 均方误差(MSE)、精度 | 适应复杂水下环境 | 受噪声影响、实时处理困难 |

## 2.1 目标检测与跟踪

目标检测与跟踪是智能渔业监测核心计数方法,遵循“检测-跟踪-计数”流程:检测定位鱼体,跟踪跨帧关联轨迹,再通过起点或计数线完成累计。能处理视频流,缓解遮挡与重叠问题,适合动态非侵入式监测。然而,其性能依赖检测模块精度与跟踪模块鲁棒性,复杂水下环境中鱼类外观相似、轨迹随机且易交互,对算法实时性、准确性和稳定性挑战极大。

深度学习,尤其是 CNN 兴起,显著提升了鱼类目标检测精度与效率。目标检测技术在处理任务时通常遵循一系列基本流程(图 3)。以 YOLO(You only look once)和其衍生版本为代表的一系列单阶段检测器,因其在速度与精度间的良好平衡,已成为该领域的主流选择。PAI 等[42]利用 YOLO v5 模型在受控环境中对罗非鱼进行计数,准确率达到 81%,验证了基础模型的有效性。然而,工业化养殖背景干扰、水体浊度变化以及鱼体多尺度问题,促使研究者持续改进基准模型。ZHANG 等[43]进一步优

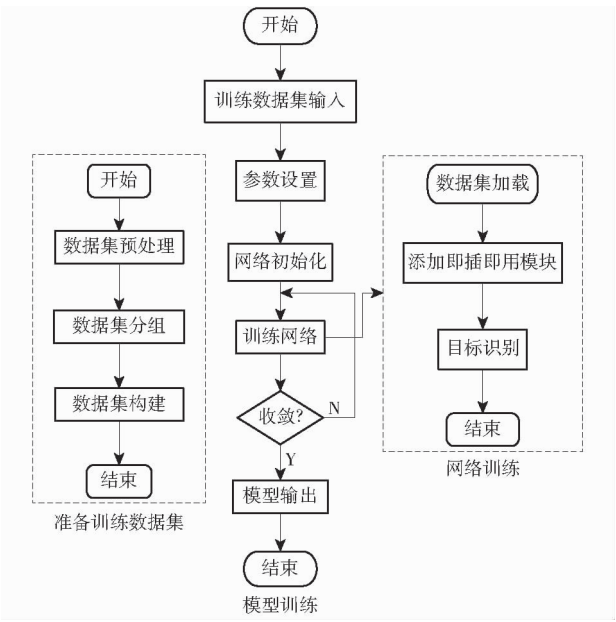



图 3 目标检测一般过程流程图[41]

Fig. 3 General process flowchart of target detection[41]

化工业场景应用,在 YOLO v8n 中引入 GELU 与新模块,将平均精度(Average precision with IoU = 0.5,

AP50）提高 6.2%，速度达 61 f/s，较 CSRNet 效率提升 390.4%。针对鱼苗等小目标计数，XU 等[44]采用通道剪枝技术压缩 YOLO v5s 模型，在准确率大于 90% 的同时降低计算量，为资源受限边缘部署提供了轻量化解决方案。

尽管检测技术发展解决了“帧内识别”的问题，但跨帧的“身份维持”即跟踪环节，才是实现准确视频计数的关键。早期多目标跟踪算法如 SORT（Simple online and realtime tracking）在水下易因鱼类外观相似、交互频繁出现 ID 切换，导致计数结果出现偏差。为此，KHIEM 等[45]结合 DeepSORT 算法与 YOLO v10，引入外观描述子提高关联匹配的可靠性，实现稳定跟踪。为进一步提升在密集鱼群中的跟踪稳定性，LI 等[46]通过改进 YOLO v8 - DT 与 Byte - OCSORT 减少复杂交互下的 ID 错误，多目标跟踪精度（Multiple object tracking accuracy，MOTA）达 72.3%。

从工程落地与商业化角度，检测跟踪系统需平衡精度、速度、成本与鲁棒性。无人机平台为开阔水域监测提供解决方案，KONG 等[47]开发无人机检测系统，利用 AANAP 与轻量化 YOLO v8，大范围巡检中 F1 值达 98.58%，相对误差仅 2.23%，且 8.62 MB 的低计算成本适配大范围巡检。另一方面，YU 等[48]则在特定养殖需求下结合 Transformer 鳞片识别精度提至 99.0%，体现了技术方案与业务场景的深度结合。然而，模型在未知环境下仍缺乏泛化能力。ZHANG 等[11]通过 SIoU 损失函数与 BoT 模块改善重叠检测，但其模型在未知环境下表现仍待验证。

总体而言，基于目标检测与跟踪的鱼类计数方法正向高精度、低功耗与强泛化演进。研究者通过架构创新、损失函数优化和轻量化设计持续推动技术进步。然而，该技术路径仍存在若干瓶颈：依赖大量高质量标注数据，而真实水下数据获取与标注成本高；面对极端遮挡、光照剧变或新鱼种时，模型泛化稳定性不足[49]；高性能模型计算需求与边缘设备算力矛盾制约商业化。未来需聚焦少样本或自监督学习降低数据依赖、强化鱼类表观特征学习解决身份切换、设计硬件感知的神经架构搜索（Neural architecture search，NAS）技术定制适配不同场景的检测-跟踪方案。

### 2.2　密度图回归

密度图回归为高密度、严重遮挡场景的鱼类计数提供了颠覆性解决方案。该方法核心在于摒弃了“先检测后计数”或“先跟踪后累计”的传统范式，将计数任务转换为回归问题：模型直接学习从输入图像到相应密度图端到端映射。在生成的密度图中，每个像素表示鱼体存在的概率密度，对密度图积分即可得总数。该方法优势在于无需识别和分离单个个体，避免传统检测或跟踪在密集场景下的困难，但受限于高质量密度图真值生成及模型对多尺度目标和复杂背景的感知能力。

早期密度图模型，如 MCNN（Multi - Column CNN）和 CSRNet，为鱼类计数奠定了基础，但其网络结构简单、感受野固定，难以应对鱼体尺寸多变、分布不均问题。为此，研究者从特征提取与多尺度融合入手优化架构。ZHANG 等[50]提出多尺度多列卷积群网络，使用非对称卷积、卷积组、空间金字塔与空洞卷积提升性能，在自建数据集上取得了较低的平均绝对误差（Mean absolute error，MAE）和 MSE。类似地，YU 等[51]构建多尺度密集残差网络并设计多尺度注意力机制，以增强不同大小鱼类特征提取能力，使高密度场景下 MAE、MSE 提升均超 20%。研究结果表明，设计可自适应捕捉多尺度上下文信息的模块是提升模型精度的关键。

为提升特征表征质量，注意力机制被广泛应用。WU 等[52]在其 WMD - CNN 框架中集成了 Squeeze-and-Excitation（SE）模块，通过动态调整通道重要性增强特征。LIU 等[53]提出的 LGSDNet 设计局部-全局上下文聚合模块，并引入自蒸馏模块，提升深海网箱复杂光照下计数鲁棒性。YU 等[54]的 MAN 模型将注意力模块与多列主干网络并联，提升计数精度与跨场景泛化性。

尽管上述改进提升了精度，但部分模型因结构复杂、计算量大难部署，轻量化与效率优化成为重点。ZHAO 等[55]构建 LFCNet 模型嵌入 Ghost 模块，内存占用量压缩至 16.26 MB，MAE 为 4.10 条时参数量减少 73.8%。LI 等[56]则面向嵌入式设备设计超轻量 MSENet（内存占用量 139.46 kB），利用 SE 模块解决鱼苗聚集计数问题，为低成本移动计数设备提供路径。

从工程与商业化角度，密度图回归落地需解决实际挑战。数据标注成本是巨大障碍，LI 等[57]提出的 LDNet 用不平衡最优传输损失函数与创新数据增强，以小样本学习降低数据标注成本。针对高密度鱼苗计数这一极端场景，CHEN 等[58]的 SGDAN 融合超分辨率 GAN 与注意力机制，为低质量图像高精度计数提供端到端方案。此外，张璐等[59]针对粘连鱼体的深度可分离卷积轻量化设计，也为同类工程问题提供借鉴。

总体而言，密度图回归将计数转换为端到端回归，有效解决高密度鱼类计数的实例分离问题，但存在“黑箱”特性、真值生成依赖耗时点标注的不足。

其技术演进呈现追精度到兼顾精度与效率,再到重小样本学习与场景泛化的路径,当前通过多尺度架构、注意力机制、轻量化设计推进性能。未来需攻克弱或无监督密度图生成、可解释性模型、跨模态融合等方向;商业化需平衡精度、复杂度、标注成本与解释性,推动产业化。

### 2.3 声呐技术

声呐技术可突破光学感知局限,在水体浑浊、光照不足等场景中实现水下鱼类计数,其声波成像受水体光学特性影响小,但声呐图像存在低分辨率、强噪声、目标形态扭曲等问题,给特征提取与目标辨识带来挑战,近年该领域正从传统专家经验驱动转向深度学习数据驱动的端到端分析。

声呐鱼类计数初期依赖传统方法,流程复杂且需人工设计特征与调参。WINKLER 等[60]提出伪迹滤波结合卡尔曼跟踪的方法,虽计算高效、适配数据稀缺场景,但性能依赖手动调参,密集或强噪声场景泛化性差,其研究结果为声呐时序信息利用提供思路,并通过与 YOLO v5 对比体现传统方法与深度学习的性能权衡。

深度学习推动声呐鱼类计数技术变革,研究者利用卷积神经网络处理声呐图像以学习复杂特征。XING 等[61]针对声呐图像噪声大、目标特征不明显的问题,改进 YOLO v5,通过 C3N 模块与 Soft - NMS 抑制目标重叠干扰,使平均精度提升 2.7%,验证了需按照声呐数据特性定制模型的必要性。

然而,光学图像的密度图回归方法难直接迁移至声呐图像,声呐图像中的鱼类目标常呈条状或斑块状,与点状密度图真值不一致,且背景噪声极易干扰模型学习。为此,DUAN 等[62]提出声呐计数专用的 GPNet 网络,设计全局注意力分割模块抑制噪声,且摒弃传统高斯密度图真值做法,通过点监督机制直接优化中心坐标预测,解决目标与真值不匹配问题,为声呐计数提供新范式,在 ARIS 数据集表现领先。

工程化与商业化层面,声呐计数旨在实现可靠生物量估算以支撑养殖决策。PARGI 等[63]探索机器学习与深度学习模型在清、暗水体生物量预测中的应用,利用声呐优势,设计自定义损失函数缓解噪声高估与遮挡低估问题,将预测均方根误差(Root-mean-square error,RMSE)优化至约 5 kg,为极端光学条件下生物量估算提供实用方案。

声呐技术与深度学习的融合正处于快速发展期。CHAI 等[64]综述了深度学习在声呐图像去噪、目标检测等任务的应用,指出迁移学习是研究焦点,并列出水产养殖相关数据集与技术方向;LI 等[65]从声学技术视角,提出未来需多传感器多尺度融合系统、全球声学鱼类数据库及关联鱼类声学与行为特征的深度学习算法。二者共同勾勒出声呐技术从数据处理到智能决策的全景蓝图与挑战。

总体而言,声呐技术是光学计数的重要补充,其技术正从传统信号处理与经验解释转向深度学习数据驱动范式,但目前仍处发展早期,核心挑战包括高质量标注声呐数据稀缺、声学模型通用性不足、声呐图像中个体尺寸估计难。未来需通过半监督、自监督或小样本学习解决数据问题,探索多模态融合提升性能,构建标准化开源数据集,推动低成本低功耗边缘智能监测系统产业化。

## 3 基于深度学习的鱼体质量估计方法

鱼体质量是评估鱼类生长状况和养殖效益的核心指标,其精准无损自动化估算对智能水产养殖意义重大。深度学习为此提供多种创新路径,形成基于图像分割的形态特征提取、端到端特征回归映射、基于立体视觉的三维重建三类主流方法。本文将综述这些方法的研究进展,分析其技术原理、实现策略与应用潜力,为构建高效的鱼类生物量估算系统提供理论依据与技术参考。

### 3.1 图像分割轮廓特征

高精度鱼体图像分割是非接触式鱼体质量估计的前提,需通过像素级分类提取完整鱼体轮廓(图 4),为后续形态参数提取、形态-质量回归模型建立提供依据,分割精度直接影响质量估计准确性。但水下环境复杂性制约分割算法鲁棒性,当前主流的深度学习语义分割与实例分割网络,正围绕提升复杂场景分割精度、增强边缘保持能力及提高有限标注数据利用率演进。

U - Net 及其变体因编码器-解码器结构和跳跃连接,成为鱼类分割常用基础架构,但直接应用原始 U - Net 易面临感受野有限、细节丢失问题。为此,YU 等[67]用扩张卷积扩大感受野以提升大目标分割精度,结合直线拟合解决倾斜鱼体测量难题,将相对误差降至 1% 以下。LI 等[68]提出 RA - UNet 模型,融合 ResNet50 与空洞空间金字塔池化(ASPP),鱼类表型分割平均交并比(Mean intersection over union,MIoU)达 87.8%,较基准 U - Net 提升 5 个百分点。这些研究表明,增强模型特征提取能力与多尺度感知是提升分割精度的有效途径。

为聚焦关键特征、抑制复杂背景干扰,注意力机制被广泛采纳。LI 等[69]测试 10 种注意力机制并提出感受野扩展模型,通过增强软注意力对鱼体区域的指向性,复杂水下环境 MIoU 达 88.37%。郭奕

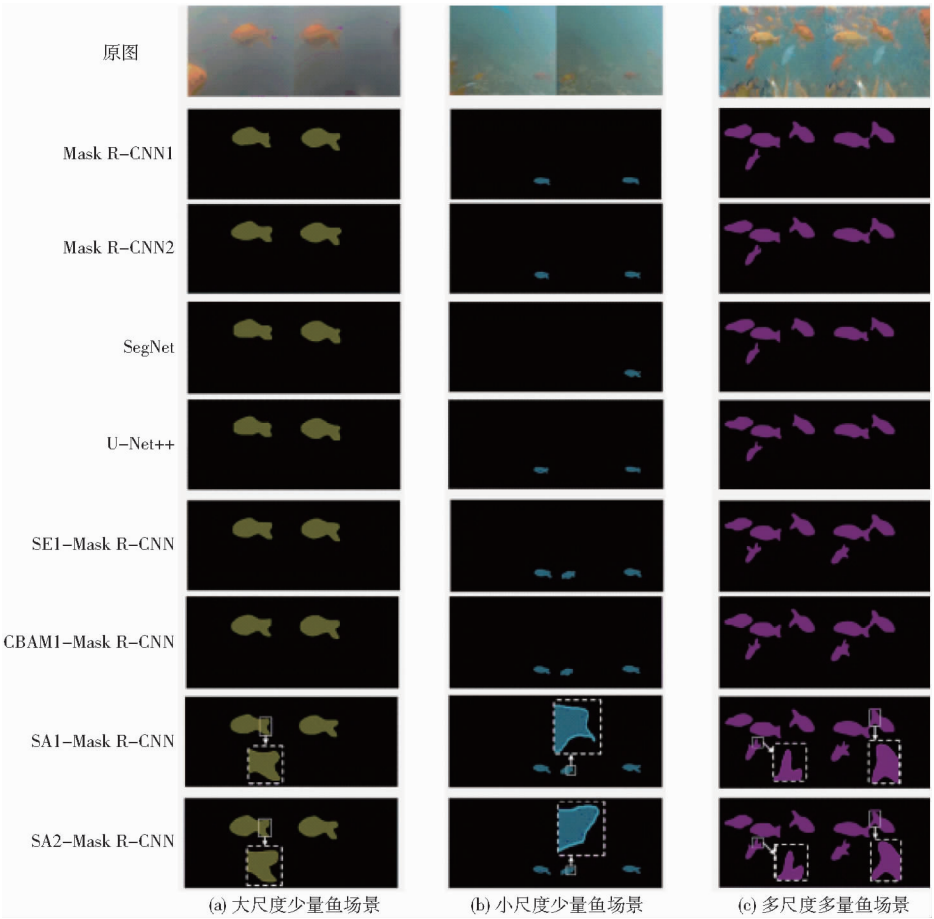



图 4　不同方法不同场景的分割结果[66]

Fig. 4　Segmentation results of different methods and scenes[66]

等[66]将无参数注意力机制(Simple attention module, SimAM)融入 Mask R-CNN 残差网络,结合二次迁移学习缓解图像质量问题,交并比升至 93.82%。HAN 等[70]设计 IST-PSPNet 网络,通过迭代注意力机制与三元组注意力模块抑制背景干扰,DeepFish 数据集 MIoU 达 91.56%。验证了注意力机制在增强模型鲁棒性与特征选择能力上的关键作用。

针对水下图像模糊、低对比度等质量问题,专门图像预处理与特征增强模块被证明是有效的。LI 等[71]提出了一种基于像素阈值分割的预处理方法,利用原始图像峰值间的最小欧氏距离自适应确定阈值,并融合阈值化与原始图像增强特征,再构建含通道注意力的多尺度特征提取模块,模型性能优于传统分割模型。YANG 等[72]进一步提出多级空洞卷积金字塔模块,显著提升复杂遮挡场景的分割鲁棒性,将平均交并比提升至 85.49%,为后续生物信息提取提供了坚实基础。

从工程落地与商业化视角看,标注成本和计算效率是鱼体分割技术落地的关键瓶颈。高质量的像素级标注费时费力,LARADJI 等[73]提出 A-LCFCN 模型,采用点级标注结合全卷积网络与亲和力矩阵,通过随机游走生成精细的每像素输出,降低标注成本,性能甚至优于部分强监督模型。另一方面,BOEER 等[74]专注于模型轻量化,通过对 DeepLabV3 和 PSPNet 进行剪枝并使用更轻量的编码器,使其适用于计算资源受限的水下机器人或嵌入式系统统,其中 PSPNet 参数量仅为 94 393,交并比(Intersection over union, IoU)达 73.8%,平衡了精度与效率。

然而,图像分割最终目的是服务于生物量估算。实例分割因其能区分不同个体,在高质量估计中展现出比语义分割更大的潜力。YU 等[75]开发了基于注意力的全卷积实例分割网络(CAM-Decoupled-SOLO),通过拼接融合低层与高层特征以保护细节信息,并将像素位置信息与通道注意力相结合,平均精度均值(Mean average precision, mAP)提升 2.6%。在此基础上,还将分割轮廓与双目视觉结合,构建了自动鱼体周长测量和体质量预测系统,验证周长与体质量的相关性。YU 等[76]设计 SOLO-MFFA 网络,引入多尺度上下文聚合模块与混合域注意力机制,增强模型对局部特征和全局信息的感知能力,其提取轮廓更平滑、定位更准确,最终显著降低了质量估计误差。

总体而言,基于图像分割轮廓特征的鱼体质量

估计技术路线已较为成熟,演进方向从追求分割精度转向提升模型鲁棒性、标注与计算效率及系统集成度。当前研究通过架构创新、学习策略和工程优化突破性能。但仍面临挑战:多数方法依赖可见光图像,难适应极端浑浊或黑暗水体;研究多在受控环境验证,对开放大规模养殖场景的普适性待考;分割与估计流程串行导致误差传递,端到端联合优化需探索。未来可聚焦跨模态分割、高效半监督或自监督分割以摆脱标注依赖,及集分割、尺寸测量与质量估计于一体的轻量网络,推动技术从实验方案走向水产养殖规模化业务应用。

### 3.2 特征提取与回归映射

在获取高精度鱼体轮廓后,核心是提取判别特征、构建精准的形态-质量映射模型,以省去人工体尺测量步骤,实现从图像特征到鱼体质量端到端的自动估计。其技术范式主要分为两类:①基于手工提取或神经网络提取的形态特征,分别构建传统的或基于机器学习的回归模型。②采用深度 CNN 直接学习从原始图像或高级特征到质量的端到端映射。这两种路径相互借鉴融合,共同推动着鱼体质量估计精度与泛化能力提升。

基于手工形态特征的回归方法以生物学为基础(鱼体质量与体型体积相关,体积可由二维图像形态参数拟合),具有透明可解释、部署简单的优势。JANSI 等[77]构建“Aquatic WeightNet”数据集,采用去雾与对比度受限自适应直方图均衡化预处理增强图像质量,结合 YOLO v8 多尺度检测头实现召回率 99.7%、mAP@0.5-0.95 达 89.9%。通过三阶段网格搜索优化回归模型,额外树回归器(Extra trees regressor)在生物量估测中表现最优(MAE 为 0.004 g,$R^2$=0.99),充分证明了在特征提取准确的前提下,传统机器学习模型同样能达到极高的预测精度。类似的,ABINAYA 等[78]提供了一种在密集隐蔽环境下的创新解决方案,采用 YOLO v4 检测鱼头、鱼身、鱼尾片段,通过鱼头朝向引导的序列约束最近邻关联技术识别完全可见鱼体,结合凸包与定向包围盒定位关键测量点,在隐蔽环境中实现生物量估测精度达 94.15%,为复杂场景下应用提供了重要技术参考。

然而,基于手工特征的回归方法性能受限于特征提取精度,且难以捕捉形态与质量的复杂非线性关系,因此端到端深度学习回归映射方法应运而生。该方法核心优势在于其能够自动从原始像素中学习与质量高度相关的抽象特征,无需人工设计形态参数。YANG 等[79]验证了这一范式的可行性,直接采用经典的 CNN 架构作为回归器,输入无标尺鱼类图像直接输出质量预测值。这些模型在测试集上 $R^2$ 达 0.94~0.96,表明 CNN 能够学习到人类难以察觉的、与质量相关的深层视觉模式,无须依赖精确长度测量。

尽管端到端回归展现出巨大潜力,但其面临数据不平衡(中间规格鱼多、头尾规格鱼少,导致尾部规格预测偏差大)和模型轻量化两大工程瓶颈。PENG 等[80]提出的 ECR-MobileNet 框架对此提供了解决方案。该框架集成了三大创新:①引入 ECA 注意力模块以增强特征判别力。②提出了原创的自适应多尺度对比回归损失函数缓解数据不平衡带来的预测偏差。③采用基于依赖图的结构化剪枝优化模型。最终,剪枝后模型在保持极高预测精度($R^2$>0.97)的同时,参数量仅为 $5.2\times10^5$,浮点计算量仅 $7\times10^7$,实现了精度与效率平衡,为边缘部署奠定了坚实基础。

从工程落地与商业化视角看,不同场景需适配不同鱼体质量估计技术。对于鱼苗等小个体生物量的估计,PACHE 等[81]开发基于视频帧的鱼苗生物量预测系统,采用深度信念网络处理旋转增广数据集 ALEV400P,幼鱼质量估测 $R^2$ 达 0.7。采用的“自动框选+数据增强”策略,为中小型渔场提供了低成本自动化方案。结果表明,在特定资源受限场景下,选对模型并配合理数据策略比用复杂模型更关键。

总体而言,特征提取与回归映射技术正从“人工设计测量特征”向“自动化学习与端到端映射”演进。当前的研究通过集成注意力机制、设计先进的损失函数和模型压缩技术,正持续提升精度和泛化能力,并降低部署成本。然而,该领域仍面临诸多挑战:端到端模型的“黑箱”特性导致结果难解释;现有模型多针对特定物种,跨物种适配能力弱,为新品种重新开发的成本高;模型在光照剧变、鱼类剧烈运动等极端场景下的稳定性尚未充分验证。未来研究可聚焦以下几个方向:引入可解释性人工智能(Explainable artificial intelligence,XAI)技术增强可信度;研发跨物种、跨养殖环境的元学习或领域自适应方法;推进融合物理先验的混合建模,结合鱼类生长机理与数据驱动模型,减少数据依赖并提升外推性与可靠性。

### 3.3 立体视觉与三维重建

立体视觉与三维重建技术突破二维视觉局限,为鱼体质量估计提供新路径。它通过多视角图像恢复鱼体三维几何信息,直接获取更接近物理真实的形态参数,实现从“二维代理特征间接估计”到“三维物理属性直接计算”的转变,理论上能够显著提

升质量估计精度与鲁棒性，适配不规则或姿态多变鱼类质量估计需求。然而，也面临水下立体标定、匹配歧义、计算复杂及成本高的挑战。

三维重建依赖高精度的立体匹配与深度估计，目标是为每个像素计算其视差值并转换为深度信息，从而生成稠密的三维点云。传统方法在此环节严重依赖手动参数调节，耗时且引入主观误差。ZHANG 等[82]提出的 APT－DMR（自适应参数调优-视差图恢复）方法针对这一瓶颈，先实现了视差图获取的自动化，再结合多元线性回归，最终实现了鲫鱼质量高精度估计，$R^2$ 达 0.933 8。为进一步提升匹配精度，WANG 等[83]提出神经辐射场（Neural radiance fields，NeRF）监督的立体匹配网络，采用可变形卷积残差网络提取上下文纹理特征，结合三重注意力模块增强视差搜索适应性，深度估计相似度达 92.35%，构建的周长-体质量模型相关系数达 0.98。为解决水下大规模立体标注数据稀缺问题提供了解决方案。

在获得高质量三维点云后，精准提取三维特征、计算表面积或体积是鱼体质量估计的关键。WANG 等[84]展示了该路径潜力。提出轻量化实例分割框架，以视觉变换器为骨干网络，集成跨尺度特征融合模块与注意力分割头，实现 mAP@50 达 94.0%，并证实鱼体表面积与体质量强相关性（$R=0.967$），为基于物理属性质量估计提供了依据。KONG 等[85]融合实例分割与点云处理技术，采用 YOLO v8－CGBlock－BiFPN 模型勾画鱼体轮廓，通过主成分分析校正鱼体方向并提取三维特征，结合 XGBoost 估计，在鲫鱼质量估计平均绝对百分比误差（Mean absolute percentage error，MAPE）达 4.51%，优于支持向量回归与长短期记忆网络。研究表明，相较于二维特征，三维特征能更本质地反映鱼体物理属性。

从系统工程与商业化角度，立体视觉系统精度、效率和成本是核心考量。UBINA 等[86]分析了使用低成本水下立体相机面临的挑战，提出了一种基于深度学习目标匹配与亚像素视差计算的优化方案，通过计算跨帧度量中值减少鱼体姿态噪声，为经济型设备开发提供参考。而工业界的进展则展示了该技术成熟度，ANWARY 等[87]验证 Ace Aquatec 立体视觉系统在实地养殖性能，鱼体质量估测精度达 98.33%（自验）与 99.80%（客户农场验证），显示了立体视觉技术的商业化应用潜力。

然而，三维重建路径也并非万能。其最显著的挑战在于系统复杂度与计算量。双目或多目系统的标定与维护比单目系统复杂很多，且生成稠密三维点云并进行网格重建的计算成本高昂，对实时处理构成了压力。此外，水体对光线的折射效应会引入额外的误差，须在标定和重建算法中进行精确补偿，进一步增加了技术难度。

总体而言，基于立体视觉与三维重建的鱼体质量估计是该领域向高精度、高可靠性发展的前沿方向。其技术正从传统手动调参转向融合深度学习与计算机图形学的自动化流程，当前通过优化算法、流程及开发集成系统持续突破性能。然而，三维重建仍面临挑战：系统标定维护复杂、计算成本高，制约实时性；水体折射带来误差，需额外精准补偿，加大技术实现难度。未来需探索半监督或自监督立体匹配技术以降低标注依赖，研发轻量算法以适配边缘设备部署，深化多模态融合以应对复杂水域，构建大规模三维数据集，为模型训练提供支撑。最终目标是形成高精度、低成本的活体鱼群生物量监测方案，赋能水产养殖数字化。

## 4　挑战与展望

尽管基于深度学习的鱼类生物量估算研究取得了显著进展，为精准水产养殖的应用奠定了坚实基础，但该技术从实验室走向规模化商业部署仍面临严峻挑战。表 3 列出了基于深度学习的鱼类生物量估算中的挑战与改进方向。

**表 3　鱼类生物量估算中的挑战与改进方向**

**Tab.3　Challenges and improvement directions in fish biomass estimation**

| 挑战问题 | 当前挑战 | 改进方向 | 代表性技术 |
|---|---|---|---|
| 数据不足 | 大规模数据集难以获取，标注成本高 | 合成数据生成、少样本学习 | GAN，Meta－Learning |
| 水下噪声 | 水下噪声干扰影响图像质量和模型性能 | 多模态数据融合、噪声抑制 | 声呐＋RGB＋激光融合 |
| 环境变化 | 水流、光照等环境因素变化导致误差增大 | 环境自适应建模、在线学习 | 强化学习、迁移学习[88] |
| 模型泛化能力差 | 在不同水域和环境中，模型泛化性能差 | 联邦学习、跨域迁移学习 | 联邦学习、迁移学习 |
| 实时性要求 | 大规模水域中实时性差，无法应用于实际生产 | 边缘计算、低延迟算法 | EdgeAI，Lightweight CNN |

未来研究需聚焦以下关键问题：

（1）高质量数据获取与标注：大规模、多样化标注数据的匮乏是核心瓶颈。水下图像采集受浑浊水体、光照变化及鱼类游动的干扰，易导致图像存在模

糊、色偏和低对比度等问题[89-90]。像素级或物理量标注依赖专业人力,耗时费力[91],造成数据规模有限、场景单一和类别不平衡,进而导致模型过拟合和泛化能力下降[92]。虽然数据增强和生成对抗网络(Generative adversarial networks,GAN)等合成数据技术有所应用,但其真实性及有效性仍需进一步验证。未来,需构建大规模、多物种的开放式基准数据集,推动产学研协作制定统一采集与标注标准。发展跨模态自监督学习与领域自适应方法[93],降低对全标注数据的依赖。引入神经辐射场、3D 高斯溅射等先进图形学技术,构建高保真水下虚拟仿真环境,生成高质量合成数据。

(2)模型泛化性与鲁棒性:现有模型多基于实验室或单一养殖场数据,在实际应用中泛化能力不足:①物种泛化难,如跨鱼种应用时模型估算精度显著下降[94]。②环境泛化差,如从清水环境切换至浑浊水体时模型性能失效[95]。③时空泛化弱,即模型随季节变化、鱼类生长阶段推移出现性能衰减。未来,应加强领域自适应与元学习算法研究,提升模型对新环境与新物种的适应能力。发展多任务学习框架[96],联合学习检测、分割、跟踪与生物量估计等任务,通过共享表征提高泛化性。引入 Transformer 等强上下文建模架构,增强对复杂水下场景的理解与鲁棒性。

(3)实时计算与轻量化部署:高精度模型的计算过程通常较为复杂,依赖 GPU 服务器,成本与功耗难以适用于养殖现场。在资源受限的边缘设备上进行部署时,模型压缩往往导致精度损失,实现精度与效率的平衡是关键挑战。未来,需推动模型轻量化与边缘计算,采用高效轻量架构以及剪枝、量化和知识蒸馏等压缩技术[97]。加强算法-硬件协同设计,开发专用边缘 AI 芯片与计算平台,提升计算效率并降低部署成本。

(4)多模态数据融合[98]:单一视觉模态在极端条件下存在局限,难以全面感知复杂水体环境。光学图像无法穿透浑浊水体或直接获取水质参数,限制了系统鲁棒性和决策全面性。未来,需融合光学视觉、声学探测、水质传感器及气象数据,通过跨模态互补提升估计可靠性。例如在光学图像质量低下时采用声学数据计数,结合水质参数解析鱼类行为与生长趋势[99]。数字孪生技术在物理系统和数字系统之间建立实时映射关系,允许在虚拟环境中进行实时建模、预测和控制[100]。将该技术应用于水产养殖领域,可构建基于多模态数据水产养殖数字孪生系统,未来可开发虚拟水产养殖训练和测试平台,以支持高效的鱼类生物量估算算法验证、养殖策略优化和远程决策,进而推动水产养殖实现全流程感知、预测与优化控制,支撑智慧养殖发展。

## 参 考 文 献


[1] FIORELLA K J, OKRONIPA H, BAKER K, et al. Contemporary aquaculture: implications for human nutrition[J]. Current Opinion in Biotechnology, 2021, 70: 83-90.

[2] FAO. The state of world fisheries and aquaculture 2022[R]. Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2022.

[3] 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 Daoliang, LIU Chang. Recent advances and future outlook for artificial intelligence in aquaculture[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(3): 1-20. (in Chinese)

[4] LI D, HAO Y, DUAN Y. Nonintrusive methods for biomass estimation in aquaculture with emphasis on fish: a review[J]. Reviews in Aquaculture, 2020, 12(3): 1390-1411.

[5] 黄小华,庞国良,袁太平,等. 我国深远海网箱养殖工程与装备技术研究综述[J]. 渔业科学进展, 2022, 43(6): 121-131.
HUANG Xiaohua, PANG Guoliang, YUAN Taiping, et al. Review of engineering and equipment technologies for deep-sea cage aquaculture in China[J]. Progress in Fishery Sciences, 2022, 43(6): 121-131. (in Chinese)

[6] 王峰,雷霁霖,高淳仁,等. 国内外工厂化循环水养殖研究进展[J]. 中国水产科学, 2013, 20(5): 1100-1111.
WANG Feng, LEI Jilin, GAO Chunren, et al. Review of industrial recirculating aquaculture research at home and abroad[J]. Journal of Fishery Sciences of China, 2013, 20(5): 1100-1111. (in Chinese)

[7] ALVAREZ-ELLACURIA A, PALMER M, CATALAN I A, et al. Image-based, unsupervised estimation of fish size from commercial landings using deep learning[J]. ICES Journal of Marine Science, 2020, 77(4): 1330-1339.

[8] HUANG Y, KHABUSI S P. Artificial intelligence of things (aiot) advances in aquaculture: a review[J]. Processes, 2025, 13(1):73.

[9] DITRIA E M, LOPEZ-MARCANO S, SIEVERS M, et al. Automating the analysis of fish abundance using object detection: optimizing animal ecology with deep learning[J]. Frontiers in Marine Science, 2020, 7: 429.

[10] MEI Y, SUN B, LI D, et al. Recent advances of target tracking applications in aquaculture with emphasis on fish[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 201: 107335.

[11] ZHANG L, QIU Y, FAN J, et al. Underwater fish detection and counting using image segmentation[J]. Aquaculture International, 2024, 32(4): 4799-4817.

[12] LI H, ZHENG R, JIANG W, et al. Fish length estimation based on stereo vision and keypoint detection[C]// Proceedings of 36th Chinese Control and Decision Conference, 2024:1747-1752.

[13] LIN C, XU L, LIU Z. Digitization of free-swimming fish based on binocular stereo vision[C]// Proceedings of 8th International Symposium on Computational Intelligence and Design, 2015:363-368.

[14] 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(增刊): 207 – 218.
LI Zhenbo, ZHAO Yuanyang, YANG Pu, et al. Review of research on fish body length measurement based on machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 207 – 218. (in Chinese)
[15] AN D, HAO J, WEI Y, et al. Application of computer vision in fish intelligent feeding system—a review[J]. Aquaculture Research, 2021, 52(2): 423 – 437.
[16] 王静,李蔚然,刘业强,等. 基于计算机视觉的养殖动物计数方法研究综述[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊 1): 315 – 329.
WANG Jing, LI Weiran, LIU Yeqiang, et al. Review of vision counting methods and applications for farmed animals[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 1): 315 – 329. (in Chinese)
[17] LI D, WANG G, DU L, et al. Recent advances in intelligent recognition methods for fish stress behavior[J]. Aquacultural Engineering, 2022, 96: 102222.
[18] HUYNH N N, JUN M, JEONG H. Effect of light-emitting grid panel on indoor aquaculture for measuring fish growth[J]. Sensors, 2024, 24(3): 852.
[19] PETRELLIS N, KERAMIDAS G, ANTONOPOULOS C P P, et al. Fish monitoring from low-contrast underwater images[J]. Electronics, 2023, 12(15): 3338.
[20] HE Z, CAO L, DING J, et al. Measurement model: a generic model for size measurement of aquatic products using instance segmentation[J]. Aquaculture International, 2024, 32(2): 2263 – 2277.
[21] YU C, LIU Y, HU Z, et al. Precise segmentation and measurement of inclined fish's features based on U-net and fish morphological characteristics[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2022, 38(1): 37 – 48.
[22] KWON I, NGUYEN H T P, FERNANDO P W P, et al. Prototype mobile vision system for automatic length estimation of olive flounder (*Paralichthys olivaceus*) in indoor aquaculture[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2025, 13(6): 13.
[23] SALEH A, JONES D, JERRY D, et al. Mfld – net: a lightweight deep learning network for fish morphometry using landmark detection[J]. Aquatic Ecology, 2023, 57(4): 913 – 931.
[24] TENGTRAIRAT N, WOO W L, PARATHAI P, et al. Non-intrusive fish weight estimation in turbid water using deep learning and regression models[J]. Sensors, 2022, 22(14): 5161.
[25] CRUZ J, BACA L, CASTILLO R, et al. Image segmentation and measurement of trout using a convolutional neural network and transformer architecture[J]. Applied Sciences-Basel, 2025, 15(12): 6873.
[26] LI J, ZHANG S, LI P, 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): 19.
[27] LI D, YU J, DU Z, et al. Advances in the application of stereo vision in aquaculture with emphasis on fish: a review[J]. Reviews in Aquaculture, 2024, 16(4): 1718 – 1740.
[28] SHI C, WANG Q, HE X, et al. An automatic method of fish length estimation using underwater stereo system based on labview[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173: 6.
[29] DENG Y X, TAN H Q, ZHOU D Z, et al. An automatic body length estimating method for micropterus salmoides using local water surface stereo vision[J]. Biosystems Engineering, 2023, 235: 166 – 179.
[30] DENG Y, TAN H, TONG M, et al. An automatic recognition method for fish species and length using an underwater stereo vision system[J]. Fishes, 2022, 7(6): 326.
[31] YU Y, ZHANG H, YUAN F. Key point detection method for fish size measurement based on deep learning[J]. Iet Image Processing, 2023, 17(14): 4142 – 4158.
[32] LIU H, SUO F, LI Y, et al. Research on a binocular fish dimension measurement method based on instance segmentation and fish tracking[C]// Proceedings of the 34th Chinese Control and Decision Conference, 2022: 2791 – 2796.
[33] HUANG K, LI Y, SUO F, et al. Stereo vison and mask-rcnn segmentation based 3d points cloud matching for fish dimension measurement[C]// Proceedings of the 39th Chinese Control Conference, 2020: 6345 – 6350.
[34] HAO Y, GUO S, ZHOU X, et al. Underwater swimming fish mass estimation based on binocular vision[J]. Aquaculture International, 2024, 32(6): 7973 – 7995.
[35] ZHOU M, SHEN P, ZHU H, et al. In-water fish body-length measurement system based on stereo vision[J]. Sensors, 2023, 23(14): 16.
[36] MARRABLE D, TIPPAYA S, BARKER K, et al. Generalised deep learning model for semi-automated length measurement of fish in stereo-bruvs[J]. Frontiers in Marine Science, 2023, 10: 1171625.
[37] SAUPHAR C, STOLZ C, TUENE S A, et al. Atlantic salmon (salmo salar) distribution and vertical size-stratification in a commercial sea cage: a case study[J]. Aquaculture, 2024, 581: 11.
[38] MUNOZ-BENAVENT P, ANDREU-GARCIA G, MARTINEZ-PEIRO J, et al. Automated monitoring of bluefin tuna growth in cages using a cohort-based approach[J]. Fishes, 2024, 9(2): 46.
[39] KOMEYAMA K, IKEGAMI A, FUKUDA K, et al. Body size estimation method for seasonally growing farmed yellowtail seriola quinqueradiata in an aquaculture net cage using a stereo camera[J]. Fisheries Science, 2024, 90(2): 227 – 237.
[40] XING B, SUN M, LIU Z, 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.
[41] LI J, CHEN L, SHEN J, et al. Improved neural network with spatial pyramid pooling and online datasets preprocessing for underwater target detection based on side scan sonar imagery[J]. Remote Sensing, 2023, 15(2): 440.
[42] PAI K M, SHENOY K B A, PAI M M M. A computer vision based behavioral study and fish counting in a controlled environment[J]. IEEE Access, 2022, 10: 87778 – 87786.
[43] ZHANG Z, LI J, SU C, et al. A method for counting fish based on improved YOLO v8[J]. Aquacultural Engineering, 2024, 107: 102450.
[44] XU H, CHEN X, WU Y, et al. Using channel pruning-based YOLO v5 deep learning algorithm for accurately counting fish fry

in real time[J]. Aquaculture International, 2024, 32(7): 9179 - 9200.
[45] KHIEM N M, VAN THANH T, DUNG N H, et al. A novel approach combining YOLO and deepsort for detecting and counting live fish in natural environments through video[J]. Plos One, 2025, 20(6): 11.
[46] LI Y, WU Z, YU Y, et al. An improved YOLO v8 and OC-SORT framework for fish counting[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2025, 13(6): 16.
[47] KONG M, LIU Y, LI B, et al. A lightweight method for detecting turned white belly fish in ponds using unmanned aerial vehicle imagery[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 144: 110111.
[48] YU H, WANG Z, QIN H, et al. An automatic detection and counting method for fish lateral line scales of underwater fish based on improved YOLO v5[J]. IEEE Access, 2023, 11: 143616 - 143627.
[49] 张明华,黄基萍,宋巍,等. 基于 UMS - YOLO v7 的面向样本不均衡的水下生物多尺度目标检测方法[J]. 农业机械学报,2025,56(1):388 - 396.
ZHANG Minghua, HUANG Jiping, SONG Wei, et al. Multi-scale object detection method for underwater organisms under unbalanced samples based on UMS - YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1):388 - 396. (in Chinese)
[50] ZHANG Y, WU J, YU H, et al. A novel fish counting method based on multiscale and multicolumn convolution group network [C]// Springer, Singapore: ICPSEE 2022.
[51] YU J, JIA R, LI Y, et al. Automatic fish counting via a multi-scale dense residual network[J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(12): 17223 - 17243.
[52] WU J, ZHOU Y, YU H, et al. A novel fish counting method with adaptive weighted multi-dilated convolutional neural network [C]// Proceedings of 20th International Conference on Ubiquitous Computing and Communications, 2021:178 - 183.
[53] LIU H, MA X, LI H. Deep neural network with local-global context aggregation and self-distillation for fish counting in deep-sea aquaculture[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(9): 16411 - 16424.
[54] YU X, WANG Y, AN D, et al. Counting method for cultured fishes based on multi-modules and attention mechanism[J]. Aquacultural Engineering, 2022, 96:102215.
[55] ZHAO Y, LI W, LI Y, et al. Lfcnet: a lightweight fish counting model based on density map regression[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 203: 107496.
[56] LI W, ZHU Q, ZHANG H, et al. A lightweight network for portable fry counting devices[J]. Applied Soft Computing, 2023, 136: 110140.
[57] LI X, ZHUANG Y, YOU B, et al. Ldnet : high accuracy fish counting framework using limited training samples with density map generation network[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2024, 36(7): 14.
[58] CHEN H, CHENG Y, DOU Y, et al. Fry counting method in high-density culture based on image enhancement algorithm and attention mechanism[J]. IEEE Access, 2024, 12: 41734 - 41749.
[59] 张璐,李道亮,曹新凯,等. 基于深度可分离卷积网络的粘连鱼体识别方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(17): 160 - 167.
ZHANG Lu, LI Daoliang, CAO Xinkai, et al. Recognition method for adhesive fish based on depthwise separable convolution network[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(17): 160 - 167. (in Chinese)
[60] WINKLER J, BADRI-HOEHER S, BARKOUCH F. Activity segmentation and fish tracking from sonar videos by combining artifacts filtering and a kalman approach[J]. IEEE Access, 2023, 11: 96522 - 96529.
[61] XING B, SUN M, DING M, et al. Fish sonar image recognition algorithm based on improved YOLO v5[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2024, 21(1): 1321 - 1341.
[62] DUAN Y, ZHANG S, LIU Y, et al. Boosting fish counting in sonar images with global attention and point supervision[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 126: 107093.
[63] PARGI M K, BAGHERI E, SHIROTA R, et al. Improving aquaculture systems using AI: employing predictive models for biomass estimation on sonar images[C]// 2022 21st IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, 2022: 1629 - 1636.
[64] CHAI Y, YU H, XU L, et al. Deep learning algorithms for sonar imagery analysis and its application in aquaculture: a review [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(23): 28549 - 28563.
[65] LI D, DU Z, WANG Q, et al. Recent advances in acoustic technology for aquaculture: a review[J]. Reviews in Aquaculture, 2024, 16(1): 357 - 381.
[66] 郭奕,黄佳芯,邓博奇,等. 改进 Mask R - CNN 的真实环境下鱼体语义分割[J]. 农业工程学报, 2022, 38(23): 162 - 169.
GUO Yi, HUANG Jiaxin, DENG Boqi, et al. Semantic segmentation of the fish bodies in real environment using improved Mask R - CNN model[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(23): 162 - 169. (in Chinese)
[67] YU C, HU Z, HAN B, et al. Intelligent measurement of morphological characteristics of fish using improved U-Net[J]. Electronics, 2021, 10(12): 17.
[68] LI J, LIU C, YANG Z, et al. RA-Unet: an intelligent fish phenotype segmentation method based on Resnet50 and atrous spatial pyramid pooling[J]. Frontiers in Environmental Science, 2023, 11: 1201942.
[69] LI D, YANG Y, ZHAO S, et al. Segmentation of underwater fish in complex aquaculture environments using enhanced soft attention mechanism[J]. Environmental Modelling and Software, 2024, 181: 106170.
[70] HAN Y, ZHENG B, KONG X, et al. Underwater fish segmentation algorithm based on improved pspnet network[J]. Sensors, 2023, 23(19): 8072.
[71] LI D, YANG Y, ZHAO S, et al. A fish image segmentation methodology in aquaculture environment based on multi-feature fusion model[J]. Marine Environmental Research, 2023, 190: 106085.
[72] YANG Y, LI D, ZHAO S. A novel approach for underwater fish segmentation in complex scenes based on multi-levels triangular atrous convolution[J]. Aquaculture International, 2024, 32(4): 5215 - 5240.

[73] LARADJI I H, SALEH A, RODRIGUEZ P, et al. Weakly supervised underwater fish segmentation using affinity LCFCN[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 10.
[74] BOEER G, VEERAMALLI R, SCHRAMM H. Segmentation of fish in realistic underwater scenes using lightweight deep learning models[C]//2nd International Conference on Robotics, Computer Vision and Intelligent System, 2021: 158 - 164.
[75] YU X, WANG Y, LIU J, et al. Non-contact weight estimation system for fish based on instance segmentation[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 210: 118403.
[76] YU X, LIU J, HUANG J, et al. Enhancing instance segmentation: leveraging multiscale feature fusion and attention mechanisms for automated fish weight estimation[J]. Aquacultural Engineering, 2024, 106: 102427.
[77] JANSI RANI S V, IOANNOU I, SWETHA R, et al. A novel automated approach for fish biomass estimation in turbid environments through deep learning, object detection, and regression[J]. Ecological Informatics, 2024, 81: 102663.
[78] ABINAYA N S, SUSAN D, SIDHARTHAN R K. Deep learning-based segmental analysis of fish for biomass estimation in an occulted environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197: 106985.
[79] YANG Y, XUE B, JESSON L, et al. Deep convolutional neural networks for fish weight prediction from images[C]//2021 36th International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ), 2021: 1 - 6.
[80] PENG H, CHENG O, YANG L, et al. Ecr-mobilenet : an imbalanced largemouth bass parameter prediction model with adaptive contrastive regression and dependency-graph pruning[J]. Animals, 2025, 15(16): 31.
[81] PACHE M C B, ANA D A S, ROZALES J V A, et al. Prediction of fingerling biomass with deep learning[J]. Ecological Informatics, 2022, 71: 101785.
[82] ZHANG L, ZHENG Y, LIU Z. Fish mass estimation method based on adaptive parameter tuning and disparity map restoration under binocular vision[J]. Aquacultural Engineering, 2025, 110: 102535.
[83] WANG G, LI X, YU J, et al. Stereo matching and 3d reconstruction with nerf supervision for accurate weight estimation in free-swimming fish[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109255.
[84] WANG G, YU J, LIU S, et al. Automatic fish weight estimation and 3d surface reconstruction with a lightweight instance segmentation model[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 288: 128275.
[85] KONG M, LI B, ZHANG Y, et al. Non-intrusive mass estimation method for crucian carp using instance segmentation and point cloud processing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 226: 109445.
[86] UBINA N A, CHENG S, CHANG C, et al. Intelligent underwater stereo camera design for fish metric estimation using reliable object matching[J]. IEEE Access, 2022, 10: 74605 - 74619.
[87] ANWARY A R, SUTHERLAND D, PYNE-CARTER N, et al. Validation of ace aquatec intelligent biomass estimation system [C]//Limerick, Ireland: IEEE, 2023.
[88] 张鹏,杜东峰,李爽,等. 基于视觉触觉双重迁移学习的番茄成熟度检测方法[J]. 农业机械学报,2025,56(1):74 - 83.
ZHANG Peng, DU Dongfeng, LI Shuang, et al. Tomato maturity detection method based on visual and haptic double transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(1):74 - 83. (in Chinese)
[89] LIU H, MA X, YU Y, et al. Application of deep learning-based object detection techniques in fish aquaculture: a review[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(4): 867.
[90] SOOM J, PATTANAIK V, LEIER M, et al. Environmentally adaptive fish or no-fish classification for river video fish counters using high-performance desktop and embedded hardware[J]. Ecological Informatics, 2022, 72: 101817.
[91] ZHANG L, LI B, SUN X, et al. Intelligent fish feeding based on machine vision: a review[J]. Biosystems Engineering, 2023, 231: 133 - 164.
[92] ROY S M, BEG M M, BHAGAT S K, et al. Application of artificial intelligence in aquaculture-recent developments and prospects[J]. Aquacultural Engineering, 2025, 111: 102570.
[93] WU A, LI K, SONG Z, et al. Deep learning for sustainable aquaculture: opportunities and challenges[J]. Sustainability, 2025, 17(11): 5084.
[94] AFTAB K, TSCHIRREN L, PASINI B, et al. Intelligent fisheries: cognitive solutions for improving aquaculture commercial efficiency through enhanced biomass estimation and early disease detection[J]. Cognitive Computation, 2024, 16(5): 2241 - 2263.
[95] GUPTA S, MAKRIDIS P, HENRY I, et al. Recent developments in recirculating aquaculture systems: a review[J]. Aquaculture Research, 2024(1): 6096671.
[96] CUI M, LIU X, LIU H, et al. Fish tracking, counting, and behaviour analysis in digital aquaculture: a comprehensive survey [J]. Reviews in Aquaculture, 2025, 17(1): e13001.
[97] 郑荣才,谭鼎文,徐青,等. 基于改进 YOLO v7 的鲑鱼检测模型轻量化研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 132 - 139.
ZHENG Rongcai, TAN Dingwen, XU Qing, et al. Lightweight salmon detection model based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 132 - 139. (in Chinese)
[98] 李道亮,赵晔,杜壮壮. 农业领域多模态融合技术方法与应用研究进展[J]. 农业机械学报,2025,56(1):1 - 15.
LI Daoliang, ZHAO Ye, DU Zhuangzhuang. Advances in multi-modal fusion techniques and applications in agricultural field [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(1):1 - 15. (in Chinese)
[99] ZHAO Y, QIN H, XU L, et al. A review of deep learning-based stereo vision techniques for phenotype feature and behavioral analysis of fish in aquaculture[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 58(1): 7.
[100] DING H, ZHAO L, YAN J, et al. Implementation of digital twin in actual production : intelligent assembly paradigm for large-scale industrial equipment[J]. Machines, 2023, 11(11): 19.