doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.004

基于机器视觉与多传感器协同的鲇鱼无人称量系统研究

肖茂华[1]　吉姝颖[1]　朱　虹[2]　李东方[1]　汪冰清[3]

(1.南京农业大学工学院,南京 210031;2.江苏省农机具开发应用中心,南京 210017;
3.江苏省农机信息中心,南京 210017)

摘要:我国水产养殖业规模持续扩大,但传统鲇鱼称量方法存在效率低、误差大、鱼体应激损伤严重等问题。提出了一种基于机器视觉与多传感器协同的鲇鱼无人称量系统,融合目标检测算法与多源信息测量技术。通过改进的 YOLO 11 模型(HY-YOLO 11),引入可变形卷积(DCNv3)与空间增强注意力模块(SEAM),有效解决动态场景下鱼群粘连、笼体形变及光照波动干扰问题。系统集成浮式监测平台、工业相机与拉力传感器,结合自适应吊装机构与浮力补偿机制,实现鱼群总质量与数量的同步精准测量。实验结果表明,HY-YOLO 11 模型在密集遮挡场景下的平均检测精度(mAP50)达 94.8%,较基线模型提升 3.7 个百分点,鱼群计数平均绝对误差(MAE)为 0.56 条,均质量计算相对误差低于 4%,单次称量平均耗时 58 s。

关键词:鲇鱼;机器视觉;无接触称量系统;YOLO 11;可变形卷积;空间增强注意力模块

中图分类号:S964.3　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)10-0045-09　　**OSID**:

Unmanned Weighing System for Catfish Based on Machine Vision and Multi-sensor Collaboration

XIAO Maohua[1]　JI Shuying[1]　ZHU Hong[2]　LI Dongfang[1]　WANG Bingqing[3]

(1. *College of Engineering*, *Nanjing Agricultural University*, *Nanjing* 210031, *China*
2. *Jiangsu Agricultural Machinery Development and Application Center*, *Nanjing* 210017, *China*
3. *Jiangsu Agricultural Machinery Information Center*, *Nanjing* 210017, *China*)

Abstract: The scale of China's aquaculture industry continues to expand, but the traditional method of weighing catfish exists in low efficiency, large error, serious fish stress damage and other problems. A catfish unmanned weighing system was proposed based on machine vision and multi-sensor synergy, fusing target detection algorithms and multi-source information measurement technology. Through the improved YOLO 11 model (HY-YOLO 11), deformable convolution (DCNv3) and spatial enhancement attention module (SEAM) were introduced to effectively solve the problem of fish sticking together, cage deformation and light fluctuation interference in dynamic scenes. The system integrated a floating monitoring platform, an industrial camera and a tensile force sensor, combined with an adaptive lifting mechanism and a buoyancy compensation mechanism, to realize the simultaneous and accurate measurement of the total mass and quantity of the fish. The experimental results showed that the average detection accuracy (mAP50) of the HY-YOLO 11 model reached 94.8% in the dense occlusion scenario, which was 3.7 percentage points higher than the baseline model, the average absolute error (MAE) of fish counting was 0.56, the relative error of mean weight calculation was less than 4%, and average time for a single weighing session was 58 s. The system provides an efficient and reliable technical solution for the intelligent management of aquaculture.

Key words: catfish; machine vision; contactless weighing system; YOLO 11; DCNv3; SEAM

收稿日期:2025-04-27　修回日期:2025-06-04

基金项目:江苏省重点研发计划项目(BE2022385)和江苏省现代农机装备与技术推广项目(NJ2024-11)

作者简介:肖茂华(1981—),男,教授,博士,主要从事智能农机装备研究,E-mail:xiaomaohua@njau.edu.cn

0 引言

我国水产养殖业规模持续扩大,据渔业生产统计,2024 年 1—11 月国内水产品总产量 6.3×10^8 t,同比增长 4.02%[1]。鲫鱼作为高附加值淡水鱼种,其存塘量精准估测是优化饲料投喂、病害预警和上市决策的核心基础[2]。传统人工称量需将鱼群驱赶至固定网箱逐筐测量,存在效率低、鱼体应激损伤严重等问题[3],且人工统计均量误差高达 8% ~ 12%,难以满足规模化养殖的实时监测需求[4-5]。因此开发高效、精准的无人称量系统对水产养殖智能化发展具有重要意义[6-7]。

在鱼类质量估算领域,立体视觉与激光扫描技术通过高精度三维重建可实现鱼类体长-体质量关系的精准建模[8],但其依赖昂贵硬件及复杂标定流程,导致设备成本高昂且难以适配池塘养殖的复杂作业环境[9-11]。传统称量装置虽成本较低,但多采用固定式机械结构,缺乏视觉感知模块[12-13],无法同步获取鱼群数量与质量参数,导致平均质量计算依赖人工分批次采样与统计,自动化水平低下[14]。近年来,随着机器视觉技术的快速发展,基于单目相机的质量估算方法成为研究热点,通过图像特征与质量参数的回归建模,显著降低了硬件成本[15-16]。尽管该方法显著降低了硬件成本,但现有技术在动态称量场景中仍面临鱼群运动模糊与光照波动导致特征提取不稳定、密集粘连与遮挡干扰下目标分割精度不足以及缺乏多传感器协同机制、难以实现数量-质量参数同步标定的多重难题。

针对上述难题,本文提出一种基于机器视觉与多传感器协同的无人称量系统,以改进 YOLO 11[17] 模型(HY-YOLO 11)为核心,实现鱼群数量与质量的同步监测。算法层面,针对中、大目标在池塘场景下的形变与遮挡问题,在 YOLO 11 的 P4、P5 输出层前嵌入 SEAM 模块,通过多尺度空间注意力机制强化鱼体主干轮廓特征,抑制笼体网格及水纹反光干扰;同时引入可变形卷积(DCNv3)动态适应鱼群挤压形变。

1 无接触称量系统

本系统通过全自动化流程实现鱼群数量与均质量的非接触式测量:首先,自动升降鱼笼将鲫鱼群集中至水面监测区域,待鱼体稳定下来后,工业相机拍摄鱼笼内图像并通过改进的 YOLO 11 算法实时统计鱼群数量;同时,嵌入式高精度拉力传感器实时捕获鱼群与鱼笼的总质量数据,系统基于空笼陆地与浸水测量值差异,引入静态修正项构建浮力补偿算法,有效抵消水体浮力及机械摆动造成的误差,结合预标定的鱼笼自身质量参数精确计算鱼群净质量;随后,系统内置智能运算模块自动执行总质量与鱼群数量的比值运算,生成个体平均质量数据(测量误差严格控制在 4% 以内),全流程从数据采集到结果输出平均耗时 58 s,全程实现零人工干预。

1.1 无接触称量装置设计

由于室外池塘养殖环境条件极端,设备面临强风、高湿度及昼夜温差的影响[18]。为了实现轻量化且考虑到耐腐蚀和抗风能力,浮式监测平台的整体框架采用了铝合金管和铝板材料。同时,为了增强浮力和稳定性,平台还加上泡沫浮球进行搭建。养殖塘口配备了 220 V/380 V 交流电源和 Wi-Fi 覆盖,以支持系统运行和实时数据传输。

池塘养殖鲫鱼的体长一般在 20 ~ 40 cm 之间,体厚为 7 ~ 12 cm,作为底栖鱼类常栖息池底。由于池塘养殖水体较浑浊,水面能见度大约为 50 cm,设计的诱捕监测平台中的诱捕鱼笼尺寸设为直径 1 m,高度 30 cm。基于鱼笼尺寸,监测台架设计为长 1.5 m,宽 1.2 m,高 1 m。为确保其稳固性,根据台架的实际质量和最大起吊质量,冗余浮力系数设定为 1.5,并相应地布置了浮球以提供足够的浮力。三维设计如图 1 所示。

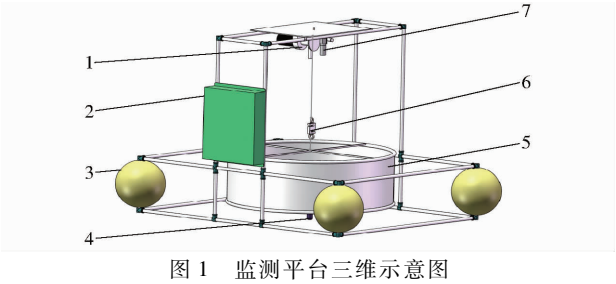


图 1 监测平台三维示意图

Fig. 1 Monitoring platform 3D schematic

1. 吊机 2. 控制柜 3. 浮球 4. 水位传感器 5. 鱼笼 6. 拉力传感器 7. 工业相机

1.2 鱼质量获取单元设计

鱼质量需将鱼笼彻底拉出水面采集,所以数据采集需要与电机控制鱼笼高度相结合。电机先正转,将鱼笼拉出水面后,暂停 10 s 等待鲫鱼活动降低。采集 100 条数据后,去除 10% 最大值和 10% 最小值,求取平均值,测算到精度较高总质量数据后减去鱼笼质量。整个测量过程不超过 1 min,鲫鱼出水时间 20 s,对鲫鱼损伤极小。图 2 为鱼质量采集流程图。

1.3 平均质量获取单元设计

在完成鱼质量数据和图像数据的采集子程序后,上位机将接收到这些数据。随后,上位机将执行生长测量模型子程序来处理接收到的图像数据,并存储,方便养殖人员随时调取具体图像,直观判断鲫鱼健康度;上位机运行目标检测程序识别笼中鱼数,

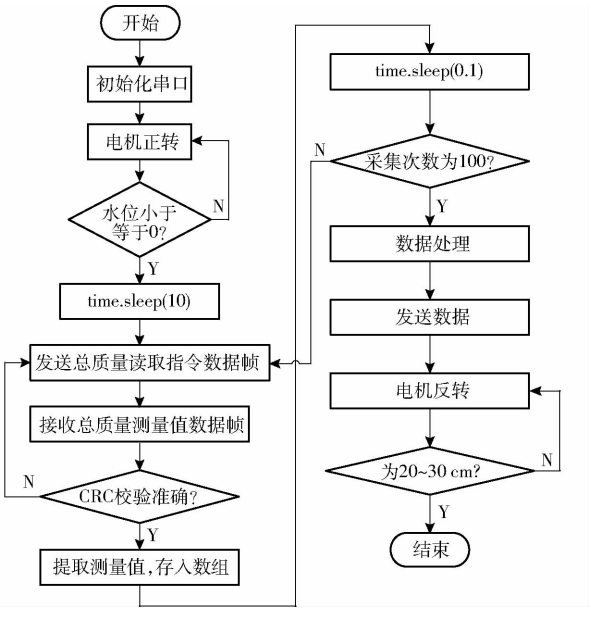


图 2　鱼质量采集流程图

Fig. 2　Fish weight collection flowchart

结合总鱼质量数据，生成报告存储本地。同时通过 API 输出总质量和鱼数数据至终端。图 3 展示了获取鲫鱼平均质量的工作流程。

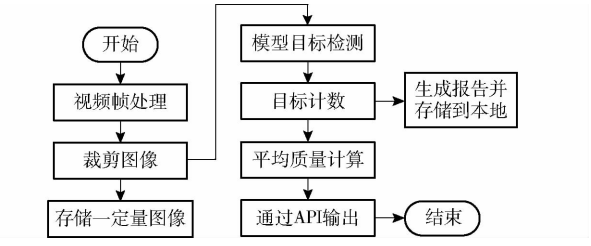


图 3　平均质量采集流程图

Fig. 3　Flowchart of mean weight collection

2　基于改进 YOLO 11 的鲫鱼数量检测方法

2.1　数据采集

于南京通威养殖基地开展基于机器视觉的鲫鱼无人称量系统验证实验，通过模拟实际养殖环境采集数据。实验选择鲫鱼摄食活跃期（每日 09:00—10:00、15:00—16:00）进行数据采集，采用自主研制的无人称量装置实现自动化作业。该装置内置高精度拉力传感器实时监测鱼群总质量，配合工业相机获取多视角鱼群图像。同步实施人工称量记录个体质量真值，用于误差分析和模型校准。

实验样本选自规模化养殖群体，初始平均质量 0.40 kg，经完整养殖周期增质量至 1.20 kg，质量梯度覆盖 0.40 ~ 1.20 kg 区间，分布较为均衡。数据处理阶段采用双重筛选机制：剔除自动化与人工测量值差异超过其 ±3 倍标准差的数据；排除无效图像样本。经严格质控后，最终构建含 100 尾样本的 402 幅有效图像数据库。

2.2　数据预处理

本研究采用系统性数据增强策略提升模型泛化能力，如图 4 所示，共应用 11 种增强方法。通过随机组合将原始训练数据集规模扩增至原始数据的 4 倍，最终构建包含 1 608 幅图像的数据集。数据划分遵循 8∶2 比例，将总样本划分为 1 284 幅训练集图像与 324 幅验证集图像，以保障模型评估的客观性。原始图像来自固定工业相机（2 448 像素 ×2 048 像素），预处理中基于几何特征精确提取鱼笼上方的完整圆形区域，按原始长宽比无损裁剪以消除背景干扰并保留关键特征。

为进一步适配深度学习模型输入规范，裁剪后的图像经双三次插值算法[19]统一缩放至 640 像素 × 640 像素。该尺度调整策略在减少计算资源消耗的同时，通过保持关键区域的高频细节信息，有效平衡了模型精度与效率[20]。预处理流程中所有空间变换均采用仿射矩阵追踪[21]，确保坐标映射误差小于 0.5 像素，从而维持标注框的几何一致性。

2.3　算法模型

2.3.1　改进 YOLO 11 模型

为提高鲫鱼图像检测算法的精确度与鱼群数量

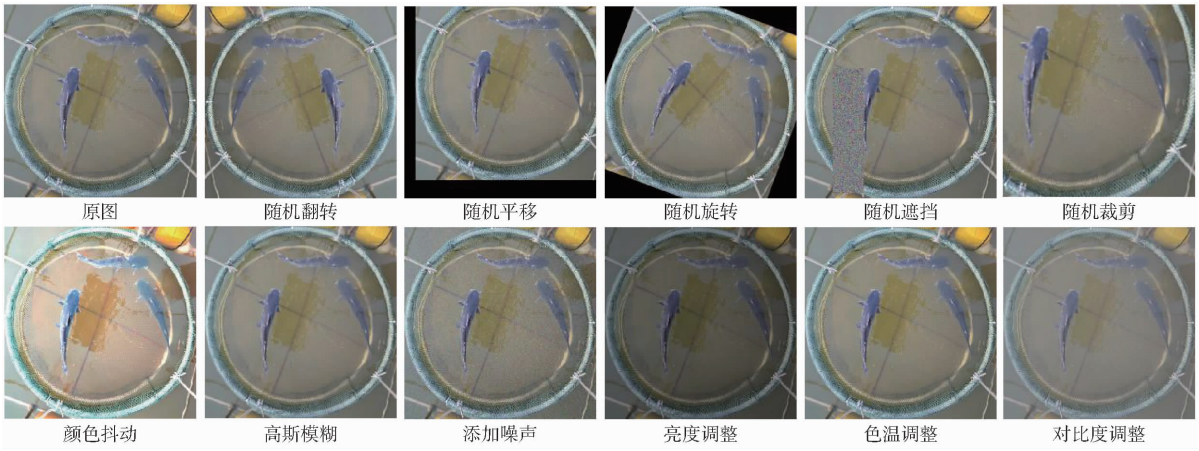


图 4　数据增强方法和示例

Fig. 4　Data enhancement methods and examples

统计的准确性,本研究提出一种基于 YOLO 11 的改进模型——HY - YOLO 11,其网络结构如图 5 所示,优化部分为红色虚线框标注部分。该模型针对鲫鱼检测任务中的关键挑战(如密集遮挡、目标尺寸多变、光照波动等),在 YOLO 11 的基础上优化了颈部(Neck)与头部(Head)模块(红色虚线框标注部分),在 P4、P5 输出层前嵌入空间增强注意力(SEAM)模块[22],通过动态特征重标定机制增强鱼体主干轮廓表征能力,有效抑制水体反光与笼体纹理干扰;同时将颈部模块标准卷积替换为可变形卷积 DCNv3[23],通过自适应感受野调整提升对鱼群形变目标的定位鲁棒性。

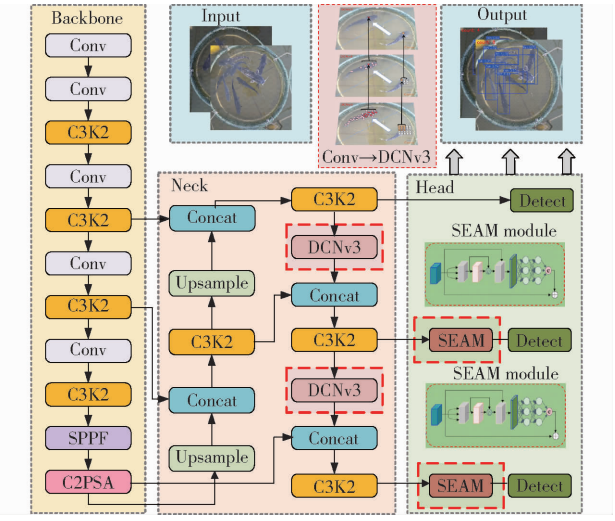


图 5 HY - YOLO 11 模型网络结构图

Fig. 5 HY - YOLO 11 model network structure diagram

2.3.2 SEAM 注意力机制模块

SEAM(Spatially enhanced attention module)是一种针对遮挡与复杂背景干扰设计的注意力模块。在原始文献中,该模块通过多分支深度可分离卷积与通道混合机制,动态强化目标可见区域的特征响应,同时抑制遮挡或噪声区域的干扰。如图 6 所示,SEAM 模块包含 3 个并行的 CSMM(Channel and spatial mixing module[24])子模块,分别采用不同尺寸的局部感受野(patch = 6,7,8)提取多粒度空间特征。为更有效捕捉鱼体在不同尺度下的结构信息,模块在空间维度上引入了局部块分割机制,即将输入特征图划分为多个空间子区域(patch),并分别通过不同感受野的卷积分支独立建模局部特征。该策略不仅增强了模型对局部显著区域的感知能力,还提升了其在复杂背景中的特征鲁棒性。为实现这一目标,每个 CSMM 子模块图通过深度可分离卷积[25]独立捕获空间细节,再通过 1 ×1 卷积融合跨通道信息,最后结合 GELU 激活函数[26]与批量归一化[27]优化特征分布。不同尺度的特征图经平均池化压缩后,通过通道扩展操作增强通道间关联性,最终通过加权融合生成注意力掩膜,以动态调整不同区域的特征权重。

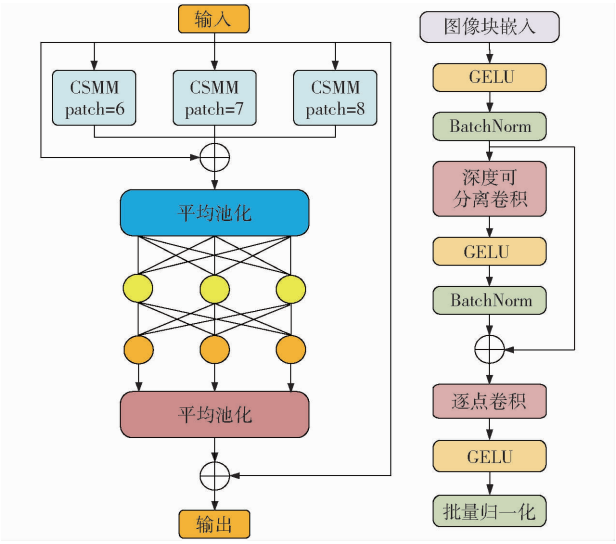


图 6 SEAM 注意力机制的网络组成示意图

Fig. 6 Network composition diagram of SEAM attention mechanism

在本研究中,SEAM 模块被嵌入 YOLO 11 的 P4、P5 输出层前,以解决水产养殖场景中鱼群密集粘连、笼体网格遮挡及水纹反光干扰导致的检测难题。由于鱼群在动态称量过程中常因挤压发生形变,传统检测模型易因局部特征模糊或背景噪声干扰导致漏检或误检[28-29]。SEAM 模块的多尺度设计能够自适应不同遮挡比例:较大尺寸的 patch 可捕捉鱼群整体分布模式,减少因局部粘连导致的漏检;较小尺寸的 patch 则聚焦于鱼体头部或尾部的显著轮廓,有效抑制笼体网格或水纹反光引入的噪声。此外,模块采用深度可分离卷积与轻量化结构,在降低参数量的同时,保持了模型对光照波动与运动模糊的鲁棒性。实验结果表明,该模块通过空间注意力权重的动态分配,显著提升了鱼体主干轮廓的特征响应,尤其在复杂遮挡场景下,模型能够更精准地区分粘连个体。

2.3.3 DCNv3 可变形卷积

DCNv3 (Deformable convolutional networks version 3)是一种动态自适应卷积模块。该模块通过分组动态偏移预测与多尺度特征交互机制[30],可以解决水产养殖场景中鱼群因挤压形变、笼体网格遮挡导致的特征提取偏差问题。

如图 7 所示,DCNv3 摒弃传统卷积的静态采样模式,将输入特征划分为多组独立分支,每组通过深度可分离卷积学习空间偏移量与调制因子。在动态称量场景中,鱼体常因挤压产生形变(如弯曲或尾部摆动),传统卷积的固定采样模式难以适应此类

几何变化。DCNv3 通过偏移预测机制驱动卷积核动态调整采样位置，例如在笼体网格遮挡区域，偏移量引导卷积核聚焦鱼体未被遮挡的头部或躯干轮廓；调制因子则对采样点进行加权聚合，抑制水纹反光等背景噪声干扰。同时，跨层级特征交互路径融合浅层高分辨率细节与深层语义信息，结合基于采样点的 Softmax 归一化策略，约束调制因子分布稳定性，缓解训练中的梯度异常问题[31]。

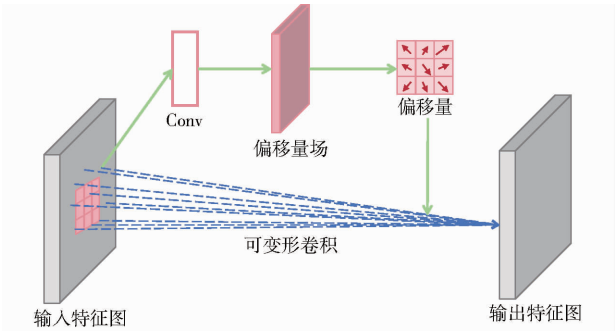


图 7　DCNv3 可变形卷积

Fig. 7　Deformable convolutional networks v3

DCNv3 采用轻量化设计，通过深度可分离卷积与参数共享机制，将参数量缩减至标准可变形卷积的 1/3。其多组动态机制可自适应不同遮挡比例与目标尺度（如鱼群密集粘连中的多尺寸个体），且无需调整基础架构即可嵌入主流检测网络，为水产养殖中的动态称量任务提供高效的解决方案。

3　实验

3.1　鱼数检测实验

3.1.1　环境配置

本研究采用的硬件设备为一台配备英特尔酷睿 i5－13400F 处理器、16 GB 内存的计算机，运算显卡为 NVIDIA GeForce RTX 4060（8 GB 显存）。操作系统为 Windows 11，实验环境使用 Anaconda 3、Pycharm 2023 以及 Python 3.8，深度学习框架采用 Pytorch 2.4.1。

3.1.2　评价指标

为系统评估模型的综合性能，本研究构建了多维度的量化评估体系。在目标检测性能评估方面，采用精确率、召回率及其调和平均指标 F1 分数作为核心评价基准，分别表征检测结果的准确度、目标覆盖完整性以及二者的均衡性。

针对计数任务的特殊性，引入平均绝对误差（Mean absolute error，MAE）和均方根误差（Root mean square error，RMSE）构成误差评估双指标，其中 MAE 反映计数偏差的绝对水平，RMSE 通过平方运算强化大误差样本的惩罚权重。此外，增设决定系数 R^2，以衡量模型拟合程度。

3.1.3　对比实验

为检验 HY－YOLO 11 模型对小范围鱼群识别的优越性，将其与主流目标检测模型 YOLO v7－tiny[32]、YOLO v8n、YOLO 11 及 Faster R－CNN[33] 进行实验对比。以精确率、召回率、F1 分数和平均精度均值为评价指标，综合评估各模型对小范围重叠鱼群的检测效果。

由表 1（表中 mAP50、mAP50－90 分别表示交并比阈值为 0.5 时的平均精度均值、交并比阈值从 0.5 到 0.95 的平均精度均值，下同）可知，检测精度方面，HY－YOLO 11 模型在平均精度均值和精确率上表现最优，分别达到 94.8% 和 95.7%。尽管在召回率上略低于两阶段检测器 Faster R－CNN，但 Faster R－CNN 因计算复杂度高需依赖高性能 GPU 支持，且在精确率与召回率间难以平衡。通过综合评估 F1 分数可见，HY－YOLO 11 较 YOLO v8n、YOLO v7－tiny、YOLO 11、Faster R－CNN 分别高出 7.3、10.1、3.8、8.3 个百分点。这一结果表明，HY－YOLO 11 在密集鱼群遮挡场景中，通过动态可变形卷积（DCNv3）精准建模鱼体形变，结合空间增强注意力模块（SEAM）抑制背景噪声，显著提升了复杂环境下的检测鲁棒性，成为水产养殖无人称量任务的高效解决方案。

表 1　鱼群识别模型对比结果

Tab. 1　Fish identification model comparison results

%

方法	精确率	召回率	F1 分数	mAP50	mAP50－90
YOLO v7－tiny	87.9	75.7	81.4	85.1	45.9
YOLO v8n	89.6	79.4	84.2	88.4	49.2
YOLO 11	93.5	82.6	87.7	91.1	52.4
Faster R－CNN	90.1	77.3	83.2	85.4	45.1
HY－YOLO 11	95.7	87.7	91.5	94.8	59.8

图 8 的 mAP50 对比曲线清晰表明，HY－YOLO 11 模型的性能曲线始终位于其他对比模型上方，且与基线模型 YOLO 11 的曲线保持显著间隔。具体而言，HY－YOLO 11 的曲线在横轴（模型类别）上

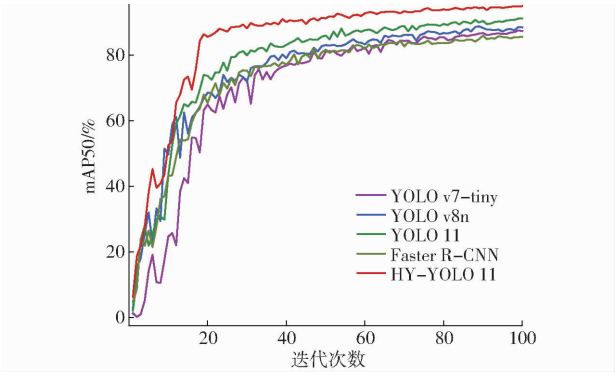


图 8　不同模型 mAP50 对比结果

Fig. 8　Comparison results of mAP50 for different models

呈现稳定高位，其 mAP50 较 YOLO 11、YOLO v8n、YOLO v7 - tiny 和 Faster R - CNN 分别提升 3.7、6.4、9.7、9.4 个百分点，曲线间距直观反映了改进模型在遮挡适应性与特征建模能力上的优势。

3.1.4 消融实验

表 2 的消融实验结果系统揭示了各改进模块对模型性能的影响及其相互作用。相较于基线模型 YOLO 11，单独引入动态可变形卷积 DCNv3 后，模型 mAP50 下降至 89.2%，降幅为 1.9 个百分点，表明该模块在独立应用时可能因参数冲突或训练不稳定性导致特征提取能力退化。然而，单独引入空间增强注意力模块 SEAM 后，mAP50 显著提升至 94.3%，增幅达 3.2 个百分点，验证了其通过局部块分割与多粒度特征融合对复杂背景噪声的抑制效果。当 DCNv3 与 SEAM 协同作用时，HY - YOLO 11 模型 mAP50 进一步优化至 94.8%，较基线提升 3.7 个百分点，较单独 SEAM 模型提升 0.5 个百分点，证明二者协同优化能够通过形变感知与空间注意力聚焦的互补机制，实现遮挡鲁棒性与定位精度的双重突破。

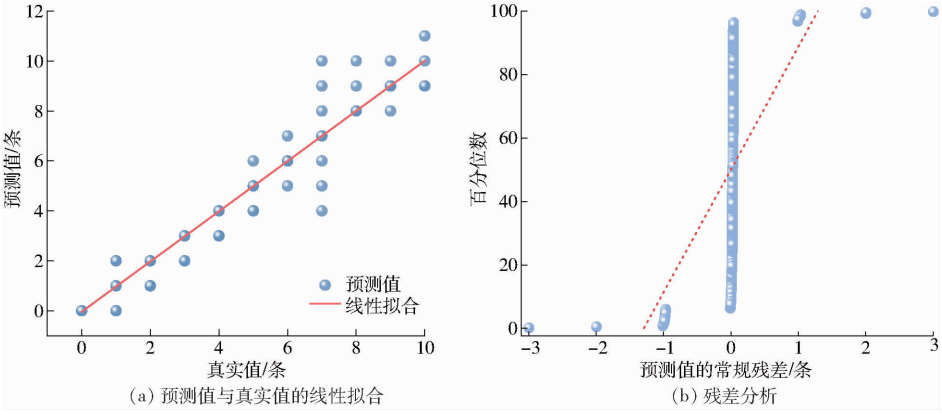
表 2 消融实验结果

Tab. 2 Results of ablation experiments %

方法	精确率	召回率	F1 分数	mAP50	mAP50 - 90
YOLO 11	93.5	82.6	87.7	91.1	52.4
YOLO 11 + DCNv3	91.7	82.4	86.8	89.2	50.2
YOLO 11 + SEAM	94.1	88.3	91.1	94.3	60.9
HY - YOLO 11	95.7	87.7	91.5	94.8	59.8

3.1.5 结果分析

对预测误差进行量化分析，如图 9a 所示，真实值与预测值的散点分布高度集中于对角线（理想拟合线），线性回归拟合斜率为 0.98，表明模型具有优异的全局一致性。如图 9b 残差分析显示，95% 样本的残差绝对值小于 2，且 82% 样本实现零误差预测，凸显了模型的稳定性。进一步分析可知，模型对高频数量（1 ~ 6 条）的预测准确率达 98.2%（误差小于等于 1 条），而对低频数量（7 ~ 10 条）的准确率仍保持 89.5%，显著优于基线模型（76.3%）。在常规密度场景（≤8 条/笼）中，模型准确率高达 99.1%，仅在高密度重叠或极端遮挡时出现轻微偏差，此类样本占比不足 1.5%。

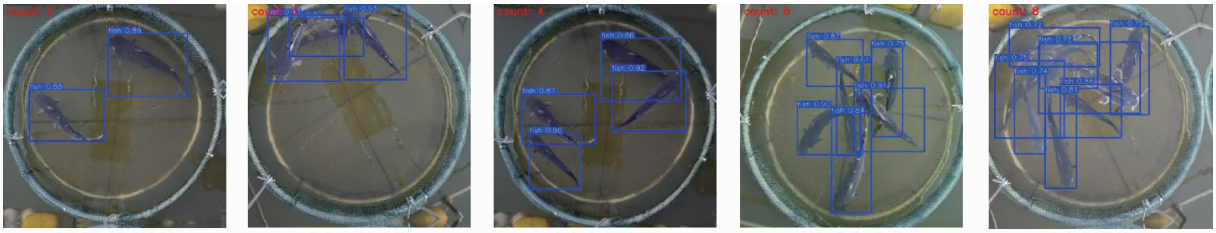


(a) 预测值与真实值的线性拟合 (b) 残差分析

图 9 鱼群计数准确性分析

Fig. 9 Fish count accuracy analysis

鲫鱼计数部分可视化结果如图 10 所示，实验结果表明：HY - YOLO 11 模型的平均绝对误差（MAE）为 0.56 条，均方根误差（RMSE）为 0.89 条，决定系数 R^2 达 0.94。为进一步验证模型性能，选取了两类典型传统检测方法进行对比，其中 YOLO 7 - tiny 的 MAE 为 1.24 条，RMSE 为 2.01 条，R^2 为 0.79，Faster R - CNN 的 MAE 为 1.09 条，RMSE 为 1.75 条，R^2 为 0.82。对比结果显示，HY - YOLO 11 在计数精度与稳定性方面均显著优于传统检测方法，验证了其在复杂场景下的高可靠性与高精度特性。



(a) 清晰无遮挡 (b) 少量重叠 (c) 中等遮挡 (d) 多鱼重叠 (e) 拥挤遮挡

图 10 部分计数结果可视化

Fig. 10 Visualizations of partial count results

3.2　平均质量实验

3.2.1　空笼标定实验

为验证无人称量系统在陆地与水环境下的测量稳定性及其浮力补偿机制的有效性，设计两组对照实验：

陆地组：空鱼笼在空气中由吊机垂直吊起，使用拉力传感器连续测量 15 次鱼笼质量。

浸水组：同一鱼笼完全浸入实验池塘，模拟实际作业场景，重复测量 15 次鱼笼总质量（含浮力影响）。陆地组与浸水组测量数据如表 3 所示。

表 3　测量数据

Tab. 3　Measurement data　　kg

实验组	测量值（按顺序排列）
陆地组	2.500，2.485，2.475，2.500，2.500，2.420，2.445，2.425，2.485，2.460，2.430，2.485，2.365，2.400，2.310
浸水组	3.140，3.205，3.080，3.180，3.225，3.265，3.210，3.175，3.115，3.295，3.185，3.065，3.190，3.030，3.030

计算两组数据的均值（$\overline{X}$）、标准差（S）及变异系数，结果如表 4 所示。

表 4　测量数据统计指标

Tab. 4　Statistical indicators of measurement data

实验组	$\overline{X}$/kg	S/kg	变异系数/%
陆地组	2.448	0.063	2.57
浸水组	3.162	0.095	3.01

变异系数（CV）小于 10% 意味着数据的稳定性较好，波动性较小。陆地组的变异系数为 2.57%，显示出较低的波动性，表明数据点较为集中，实验结果具有较高的可靠性和一致性。然而，浸水组的变异系数为 3.01%，尽管仍低于 10%，但相较于陆地组，数据波动性有所增加，表明实验过程中可能受到外部因素的影响，导致数据的离散度较高。绘制箱线图对比两组数据分布，如图 11 所示。

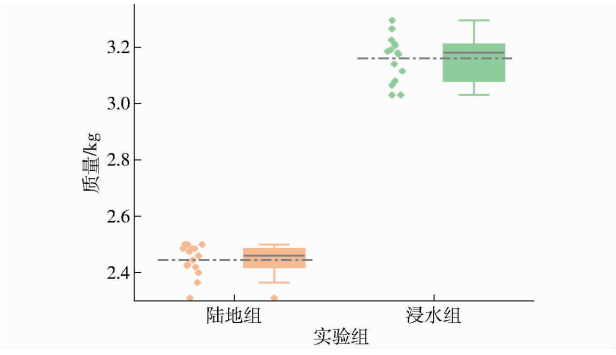


图 11　陆地组与浸水组测量数据箱线图

Fig. 11　Boxplot of measured data for terrestrial and submerged groups

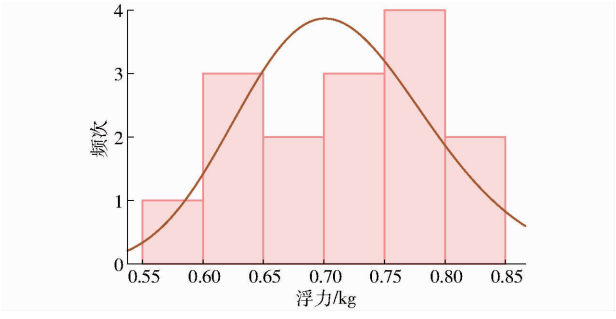


图 12　浮力分布直方图

Fig. 12　Histogram of distribution of buoyancy

由图 11 可知，陆地组中位数 2.475 kg，浸水组中位数 3.180 kg；浸水组数据离散程度更高，可能与水流扰动及浮力波动相关。

根据阿基米德原理，浮力 F_b 计算公式为

$$F_b = W_{\text{water}} - W_{\text{land}} \tag{1}$$

式中　W_{water}——浸水组质量

W_{land}——陆地组质量

计算浮力并绘制分布直方图如图 12 所示。根据计算，浮力均值为 0.714 kg，标准差为 0.082 kg。此处的浮力以质量单位（kg）表示，是由于在重力加速度恒定的实验环境下，根据公式 $F_b = mg$，物体所受浮力与其排开流体所受的重力（质量）在数值上成正比。实验中通过测量质量差（单位 kg）来计算浮力，实质上是直接度量了浮力所等效的水的质量，因此在数据处理中沿用质量单位具有便利性和实际意义。这个结果表明，在实验过程中，浮力的波动较小，数据相对稳定。根据这些计算结果，可以得出结论，浮力的变化主要受到实验环境及测量误差的影响，整体表现出较好的精度和一致性。

3.2.2　平均质量计算与验证

本实验基于 1 034 幅有效图像数据（包括 100 尾鲫鱼，质量范围为 0.4 ~ 1.4 kg，鱼群密度为 1 ~ 10 条/笼），随机选择 10 组典型实验数据（覆盖各个质量区间）进行动态称量分析。实验数据以及相关参数定义如下：

总质量：拉力传感器实测鱼笼浸水总质量。

检测鱼数：改进 YOLO 11 模型实时统计结果。

系统平均质量：系统计算的平均质量值，公式为

$$\overline{W}_{\text{system}} = \frac{W_{\text{total}} - W_{\text{water}}}{N_{\text{measured}}} \tag{2}$$

式中　$\overline{W}_{\text{system}}$——系统平均质量

W_{total}——总质量

N_{measured}——检测鱼数

人工平均质量：通过人工称量计算的实际平均质量。

绝对误差：系统测得的质量与人工称量的实际

质量之间的差值。

相对误差:绝对误差相对于人工称量结果的比例。

为了验证基系统的测量精度,本研究对系统自动称量结果与人工标定值进行了比较(表 5),并计算了皮尔逊相关系数,以评估两者之间的线性关系。

表 5 自动称量实验结果

Tab. 5 Automatic weighing experiment results

实验组	总质量/kg	检测鱼数/条	系统平均质量/kg	人工平均质量/kg	绝对误差/kg	相对误差/%
1	0.85	2	0.425	0.43	0.005	1.16
2	3.10	5	0.620	0.60	0.020	3.33
3	4.35	6	0.725	0.75	0.025	3.33
4	1.38	1	1.380	1.41	0.030	2.13
5	6.44	8	0.805	0.82	0.015	1.83
6	2.16	3	0.720	0.75	0.030	4.00
7	5.25	7	0.750	0.78	0.030	3.85
8	3.80	9	0.422	0.43	0.008	1.86
9	5.00	4	1.250	1.30	0.050	3.85
10	1.20	10	0.120	0.123	0.003	2.44

通过计算,皮尔逊相关系数为 0.983($p < 0.001$),表明系统测量结果的可靠性与准确性。

3.3 系统实验与分析

鲫鱼质量数据对养殖估产至关重要。本实验于 2024 年 9 月在南京通威鲫鱼养殖 9 号塘开展,监测平台位于投饲机与增氧机之间,覆盖投饲半径范围。平台采用 220 V 交流电供电,电线铺设水下,数据通过 Wi-Fi 无线传输,图 13 为系统实验现场。

本系统主要监测笼中鱼的质量与数量,并据此推测养殖池中鲫鱼的平均质量。目前处于测试阶段,为评估其监测精度,将系统测得数据与人工抽取测量结果进行对比分析。人工打样的测量频率约为每半个月一次,每次随机抽取约 100 尾鱼,并以单次打样的平均质量作为标准值。

实验周期为 2024 年 9 月 1 日至 10 月 31 日,系统在投饲时间内运行,共获取 52 d 的平均质量数据。实验期间,人工打样测量分别于 9 月 2 日、9 月 18 日、10 月 9 日和 10 月 26 日进行。实验结果表明,系统测得的均方误差为 0.000 317 kg^2、均方根误差为 0.017 8 kg、绝对误差为 0.016 4 kg,误差较低,监测结果与人工测量数据一致性较高,满足养殖生产需求。从抽样频率及数据覆盖情况来看,本系统的理论可靠性优于传统人工抽样方法。

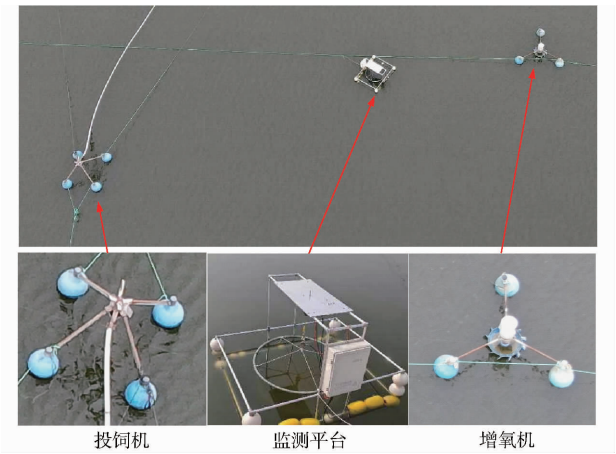


图 13 称量系统实验现场

Fig. 13 Weighing system test site

4 结论

(1)针对传统鲫鱼称量方法效率低、误差大的问题,本文提出了一种基于机器视觉与多传感器协同的无人称量系统。通过改进 YOLO 11 算法,引入可变形卷积(DCNv3)与空间增强注意力模块(SEAM),动态调整特征融合策略,有效解决了鱼群粘连、笼体形变及光照波动干扰问题。实验表明,改进后的 HY-YOLO 11 模型在复杂动态场景下的平均检测精度(mAP50)达 94.8%,较基线模型提升 3.7 个百分点,鱼群计数平均绝对误差(MAE)为 0.56 条,显著优于传统人工方法。

(2)系统结合拉力传感器与浮力补偿机制,实现了鱼群总质量的稳定测量。现场实验中,均质量计算相对误差低于 4%,单次称量时间缩短至 1 min 内。皮尔逊相关系数达 0.983,验证了数据的高可靠性。与主流模型对比,HY-YOLO 11 在精确率(95.7%)、F1 分数(91.5%)等指标上表现最优,凸显算法与硬件的协同优势。

(3)本系统通过自动化升降鱼笼与无线数据传输功能,显著降低了人工干预需求,适用于池塘养殖环境下的实时监测与估产管理。

参 考 文 献

[1] 农业农村部渔业渔政管理局. 1—11 月水产品产量同比增长 4.02%[EB/OL]. [2024-12-24][2025-03-20]. http://www.moa.gov.cn/.

[2] 胡勇,孙艳辉. 斑点叉尾鮰池塘健康养殖技术[J]. 渔业致富指南,2025(7):24-27.
HU Yong, SUN Yanhui. Pond health cultivation techniques of channel catfish[J]. Fishery Wealth Guide, 2025(7): 24-27. (in Chinese)

[3] 王志勇,冯书庆,谌志新,等. 活鱼近距离转运称重计量系统设计及应用[J]. 渔业现代化,2019,46(3):30 – 34.
WANG Zhiyong, FENG Shuqing, CHEN Zhixin, et al. Design and application of weighing system for live fish short-distance transfer[J]. Fishery Modernization, 2019, 46(3): 30 – 34. (in Chinese)

[4] 郑亚澎,张璐,刘尊续. 双目视觉下基于 NGBoost 的鱼体质量估算方法[J]. 农业机械学报,2024,55(增刊 2):294 – 302.
ZHENG Yapeng, ZHANG Lu, LIU Zunxu. Fish mass estimation method based on NGBoost under binocular vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 2): 294 – 302. (in Chinese)

[5] 胡金有,王靖杰,张小栓,等. 水产养殖信息化关键技术研究现状与趋势[J]. 农业机械学报,2015,46(7):251 – 263.
HU Jinyou, WANG Jingjie, ZHANG Xiaoshuan, et al. Research status and trends of key technologies for aquaculture informatization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(7): 251 – 263. (in Chinese)

[6] 朱明, 张镇府, 黄凰, 等. 鱼类养殖智能投喂方法研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 38 – 46.
ZHU Ming, ZHANG Zhenfu, HUANG Huang, et al. Research progress on intelligent feeding methods in fish farming[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 38 – 46. (in Chinese)

[7] 刘世晶, 李国栋, 刘晃, 等. 中国水产养殖装备发展现状[J]. 水产学报, 2023, 47(11): 190 – 203.
LIU Shijing, LI Guodong, LIU Huang, et al. Development status of aquaculture equipment in China[J]. Journal of Fisheries of China, 2023, 47(11): 190 – 203. (in Chinese)

[8] 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.
LI Yanjun, HUANG Kangwei, XIANG Ji. Dynamic fish body size measurement based on stereo vision[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(21): 220 – 226. (in Chinese)

[9] PETRELL R J, SHI X, WARD R K, et al. Determining fish size and swimming speed in cages and tanks using simple video techniques[J]. Aquacultural Engineering, 1997, 16(1 – 2): 63 – 84.

[10] ZHANG T, YANG Y, LIU Y, et al. Fully automatic system for fish biomass estimation based on deep neural network[J]. Ecological Informatics, 2024, 79: 102399.

[11] 马骏骁, 龚泽, 康家铭, 等. 基于线激光扫描的鱼类定量切段方法[J]. 食品与机械, 2022, 38(10): 87 – 92.
MA Junxiao, GONG Ze, KANG Jiaming, et al. Quantitative sectioning method of fish based on line laser scanning[J]. Food & Machinery, 2022, 38(10): 87 – 92. (in Chinese)

[12] 向思铭,王沈辉,沈金荣. 动态秤称重过程的结构变形及数据曲线研究[J]. 机械工程与自动化,2021(2):43 – 45.
XIANG Siming, WANG Shenhui, SHEN Jinrong. Structural deformation and data curve analysis of dynamic scale weighing process[J]. Mechanical Engineering & Automation, 2021(2): 43 – 45. (in Chinese)

[13] 李光梅,魏新华,李法德,等. 水果综合分选机称重模块的设计与实现[J]. 农业工程学报,2009,25(2):96 – 100.
LI Guangmei, WEI Xinhua, LI Fade, et al. Design and implementation of weighing module for integrated fruit sorting machine [J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(2): 96 – 100. (in Chinese)

[14] 周小燕, 倪琦, 徐皓, 等. 2021 年中国水产养殖全程机械化发展报告[R]. 北京: 中国水产科学研究院, 2021.
ZHOU Xiaoyan, NI Qi, XU Hao, et al. Report on the development of full-process mechanization in Chinese aquaculture in 2021[R]. Beijing: Chinese Academy of Fishery Sciences, 2021. (in Chinese)

[15] HAO Y, YIN H, LI D. A novel method of fish tail fin removal for mass estimation using computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106601.

[16] 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.

[17] KHANAM R, HUSSAUN M. Yolov11: an overview of the key architectural enhancements[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2410.17725, 2024.

[18] 王建勇. 北方地区池塘南美白对虾养殖技术[J]. 科学养鱼,2020(8):32 – 33.
WANG Jianyong. Pond culture technology of *Litopenaeus vannamei* in northern China[J]. Scientific Fish Farming, 2020(8): 32 – 33. (in Chinese)

[19] KEYS R G. Cubic convolution interpolation for digital image processing[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1981, 29(6): 1153 – 1160.

[20] REDMON J, FARHADI A. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2004.10934, 2020.

[21] SZELISKI R. Computer vision: algorithms and applications[M]. London: Springer, 2022: 157 – 162.

[22] YU Z, HUANG H, CHEN W, et al. Yolo-facev2: a scale and occlusion aware face detector[J]. Pattern Recognition, 2024, 155: 110714.

[23] LI H, ZhANG Y, ZhANG Y, et al. DCNv3: towards next generation deep cross network for CTR prediction[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2407.13349, 2024.

[24] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16 × 16 words: transformers for image recognition at scale[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2010.11929, 2020.

(下转第 81 页)

[D]. Dalian: Dalian Ocean University, 2023. (in Chinese)

[30] 李航企,张国琛,刘法伟,等. 基于 DEM - MBD 仿真的滩涂贝类振动采收设备设计与试验[J]. 农业机械学报,2024,55(增刊 2):361 - 370.
LI Hangqi, ZHANG Guochen, LIU Fawei, et al. Design and testing of mudflat shellfish vibrating harvester based on DEM - MBD simulation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 2): 361 - 370. (in Chinese)

[31] 孙妮娜,王晓燕. 秸秆粉碎还田与整地复式作业机连接装置设计与试验[J]. 农业机械学报,2022,53(2):15 - 24,87.
SUN Nina, WANG Xiaoyan. Design and experiment of connection device of duplex straw crushing returning and soil preparation machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 15 - 24, 87. (in Chinese)

[32] 张超,张翼夫,陈金楚,等. 基于田间耕作试验台的犁体耕阻效果仿真及验证[J]. 农机化研究,2023,45(3):182 - 189,196.
ZHANG Chao, ZHANG Yifu, CHEN Jinchu, et al. Simulation and verification of ploughing resistance effect based on field tillage test platform[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2023, 45(3): 182 - 189, 196. (in Chinese)

[33] 刘元义,于圣洁,胥备,等. 基于离散元的设施农业就地翻土犁的研究与试验[J]. 吉林大学学报(工学版),2024,54(4):1153 - 1165.
LIU Yuanyi, YU Shengjie, XU Bei, et al. Experimental study on in-situ tilling plow in facility agriculture based on discrete element method[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2024, 54(4): 1153 - 1165. (in Chinese)

[34] 廖敏,李金龙,李晓鹏,等. 垂直于切削方向的马铃薯振动挖掘及其减阻研究[J]. 农业开发与装备,2017(8):80 - 82,90.
LIAO Min, LI Jinlong, LI Xiaopeng, et al. Research on potato vibration excavation perpendicular to the cutting direction and its drag reduction[J]. Agricultural Development & Equipments, 2017(8): 80 - 82, 90. (in Chinese)

[35] 刘进宝,郑炫,孟祥金,等. 犁体耕作阻力模型仿真分析与试验研究[J]. 干旱地区农业研究,2022,40(1):264 - 274.
LIU Jinbao, ZHENG Xuan, MENG Xiangjin, et al. Simulated analysis and experimental study on plough tillage resistance model[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2022, 40(1): 264 - 274. (in Chinese)

[36] 赵佳佳,张国琛,吴昊,等. 菲律宾蛤仔浅海养殖底质离散元接触参数标定与仿真[J]. 农业工程学报,2025,41(11):295 - 304.
ZHAO Jiajia, ZHANG Guochen, WU Hao, et al. Calibration and simulation of discrete element contact parameters for subtidal sediments aquaculture of Manila clams[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(11): 295 - 304. (in Chinese)

(上接第 53 页)

[25] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017.

[26] HENDRYCKS D, GIMPEL K. Gaussian error linear units (GELUs)[J]. arXiv Preprint, arXiv: 1606.08415, 2016.

[27] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]// International Conference on Machine Learning. PMLR, 2015: 448 - 456.

[28] 裴倩倩,彭双梅,刘旸. 基于深度学习的鱼道内鱼类实时检测[J]. 信息通信,2019(2):67 - 69.
PEI Qianqian, PENG Shuangmei, LIU Yang. Real-time detection of fish in fishway based on deep learning[J]. Information & Communications, 2019(2): 67 - 69. (in Chinese)

[29] KAUR R, SINGH S. A comprehensive review of object detection with deep learning[J]. Digital Signal Processing, 2022, 132: 103812.

[30] ZHU X, HU H, LIN S, et al. Deformable ConvNets v2: more deformable, better results[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 9308 - 9316.

[31] REN J, YU C, MA X, et al. Balanced meta-softmax for long-tailed visual recognition[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 4175 - 4186.

[32] CHENG P, TANG X, LIANG W, et al. Tiny - YOLOv7: Tiny object detection model for drone imagery[C]//International Conference on Image and Graphics. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023: 53 - 65.

[33] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R - CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137 - 1149.