doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.06.054

基于旋转目标检测和双目视觉的大闸蟹质量估算方法

段青玲[1,2]　张宇航[1,2]　孔铭瑞[1,2]　许冠华[3]　刘颖斐[3]

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学国家数字渔业创新中心, 北京 100083;
3. 江苏中农物联网科技有限公司, 宜兴 214200)

摘要: 准确估算大闸蟹质量对于大闸蟹生长状况监测、养殖密度控制、投饵量确定和产量预测等具有重要作用。现有大闸蟹质量估算方法通常使用单目相机,依赖参照物进行真实体尺校正,且图像中大闸蟹背甲角度不固定容易导致目标检测精度低等问题,限制了其在实际养殖环境中的应用。针对上述问题,提出了一种基于旋转目标检测和双目视觉的大闸蟹质量估算方法。通过双目相机采集大闸蟹图像;构建基于 SSP - YOLO v7(SK - SimCSPSPPF - ProbIoU - YOLO v7)的大闸蟹背甲旋转目标检测模型,在主干部分引入 SK(Selective kernel)注意力机制,使用 SimCSPSPPF(Simplified cross stage partial spatial pyramid pooling fast)优化空间金字塔池化,使用 ProbIoU 损失函数(Probabilistic intersection over union)计算旋转框回归损失,增强特征提取能力的同时减少计算量,有效提高了旋转目标检测精度;对大闸蟹双目图像进行三维重建,通过欧氏距离公式计算大闸蟹背甲体尺;最后构建基于粒子群算法优化的 PSO - XGBoost(Particle swarm optimization - eXtreme gradient boosting)模型,实现不同性别大闸蟹质量估算。在自建数据集上进行测试,本文提出的背甲旋转目标检测模型 $mAP_{0.5}$ 为 99.46%,模型参数量为 7.321×10^6,浮点运算量为 $1.668\,4\times10^{11}$,帧率为 39 f/s;基于 PSO - XGBoost 的质量估算模型对于公蟹均方根误差为 8.549 g,平均绝对误差为 6.172 g,决定系数为 0.946,对于母蟹均方根误差为 6.902 g,平均绝对误差为 5.175 g,决定系数为 0.955。结果表明本文方法能够实现大闸蟹质量估算,为大闸蟹生长状况监测和智能化养殖提供技术支持。

关键词: 大闸蟹; 旋转目标检测; 双目视觉; 质量估算; 极端梯度提升树

中图分类号: TP391.4; S966.16　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)06-0575-10　　**OSID**:

Weight Estimation Method for Chinese Mitten Crab Based on Oriented Object Detection and Binocular Vision

DUAN Qingling[1,2]　ZHANG Yuhang[1,2]　KONG Mingrui[1,2]　XU Guanhua[3]　LIU Yingfei[3]

(1. *College of Information and Electrical Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *National Innovation Center for Digital Fishery*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
3. *Jiangsu Zhongnong Internet of Things Technology Co.*, *Ltd.*, *Yixing* 214200, *China*)

Abstract: Accurately estimating the weight of Chinese mitten crab (hairy crab) plays an important role in monitoring growth status, controlling breeding density, determining feeding amount, and predicting production. Existing crab weight estimation methods usually use monocular cameras and rely on reference objects for real body size correction. And the uncertain angle of the hairy crab carapace in the image can easily lead to low target detection accuracy, which limits its application in actual breeding environments. In order to solve the above problems, a crab weight estimation method based on oriented object detection and binocular vision was proposed. Firstly, hairy crab images were collected through binocular cameras. Secondly, a hairy crab carapace oriented object detection model based on SSP - YOLO v7 (SK - SimCSPSPPF - ProbIoU - YOLO v7) was built. The model introduced the selective kernel (SK) attention mechanism in the backbone, used simplified cross stage partial spatial pyramid pooling fast (SimCSPSPPF) to optimize the spatial pyramid pooling, and used probabilistic intersection over union (ProbIoU) loss to calculate the rotation box regression loss, enhance feature extraction capability while reducing the amount of calculation, and effectively improve the accuracy of oriented object detection. Then three-dimensional reconstruction of the hairy crab binocular image was performed, and the body size

收稿日期: 2024-03-18　修回日期: 2024-06-07

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFD2400502)

作者简介: 段青玲(1967—),女,教授,博士生导师,主要从事智能信息处理研究,E-mail: dqling@cau.edu.cn

of the hairy crab carapace was calculated through the Euclidean distance formula. Finally, a particle swarm optimization - extreme gradient boosting (PSO - XGBoost) model based on particle swarm optimization was constructed to fit the body size and true weight of hairy crabs of different genders to achieve weight estimation of hairy crabs of different genders. Tested on the self-built dataset, the $mAP_{0.5}$ of the model proposed was 99.46%, the model parameters were 7.321×10^6, the floating point operations (FLOPs) was $1.668\,4 \times 10^{11}$, and the FPS was 39 f/s. The weight estimation model based on PSO - XGBoost had a root mean square error (RMSE) of 8.549 g, a mean absolute error (MAE) of 6.172 g, a coefficient of determination of 0.946 for male crabs, and a RMSE of 6.902 g, a MAE of 5.175 g, a coefficient of determination of 0.955 for female crabs. The results showed that this method can accurately estimate the weight of hairy crabs and provide technical support for growth monitoring and intelligent breeding of hairy crabs.

Key words: Chinese mitten crab; oriented object detection; binocular vision; weight estimation; XGBoost

0 引言

大闸蟹,学名中华绒螯蟹,是我国著名的水产养殖品种。大闸蟹质量是其生长状况监测、养殖密度控制、投饵量确定和产量预测的重要参考指标[1]。在养殖过程中及时获取大闸蟹质量,对于提高养殖效益具有重要意义。

当前大闸蟹质量估算方法主要分为传统方法和人工智能方法。传统的大闸蟹质量获取方法以人工称量为主,费时费力。基于传统图像处理的质量估算方法,段青玲等[2]采用图像分割获取背甲图像,提取背甲二值图像的几何特征构成形状特征,提取不同颜色空间各通道分量值构成颜色特征,采用硬币标定法计算特征值,最后基于 LightGBM 预测大闸蟹质量,平均绝对误差为 2.751 g,决定系数为 0.949。SHI 等[3]通过水下双目视觉系统获取鱼体三维坐标、形态学处理获取轮廓像素坐标,计算实际鱼体面积,构建面积与质量的线性模型,实现了自动估算自由游动鱼体质量。传统图像处理算法需要手动设计特征提取器从图像中提取相关信息,该方法会受到图像质量、角度和光照等因素的影响,导致提取的特征不够准确或全面,进而降低质量估算准确率。

目前人工智能和计算机视觉算法已应用于水产动物检测[4-6]和质量估算[7-8]等研究。ABINAYA 等[9]采用 YOLO v4 检测鱼头部、身体和尾巴,通过分段关联技术计算鱼体像素长度,并利用转换因子计算物理长度,建立长度和质量之间的关系,质量估算精度达到 94.15%。唐潮等[10]改进了实例分割算法,通过图像实景对应关系换算真实尺寸,计算投影面积、甲宽与甲长,对尺寸特征与体质量进行拟合,实现了双模型支持向量回归质量预测结构,相对误差小于 18%。YU 等[11]采用实例分割算法获取鱼体轮廓关键点,将其映射到双目视觉获取的三维坐标空间计算鱼体周长,构建周长-质量预测的平方根模型,实现了鱼体质量估算。

在基于计算机视觉的质量估算方法中,单目视觉方法需要从水中捞出大闸蟹,通过参照物进行真实体尺校正,易导致大闸蟹受损,难以应用于实际养殖场景。双目视觉方法能够非接触式地实现体尺提取,具有实际应用前景[12-13],但是尚未应用于大闸蟹质量估算研究,而且需要通过目标检测等方法进行目标定位,图像中大闸蟹背甲的朝向角度不固定,容易导致普通的水平目标检测方法难以精准定位大闸蟹目标,降低体尺提取和质量估算的准确率。

本文提出一种基于旋转目标检测和双目视觉的大闸蟹质量估算方法,采集实际养殖环境中的大闸蟹双目图像和质量数据,构建基于 SSP - YOLO v7 的大闸蟹背甲旋转目标检测模型,采用双目立体视觉方法进行三维重建,结合旋转框二维坐标和三维坐标通过欧氏距离公式计算大闸蟹体尺,最后基于 PSO - XGBoost 模型实现不同性别大闸蟹质量的无损估算,以期为大闸蟹健康养殖提供自动监测技术支持。

1 材料与方法

1.1 数据采集和预处理

以江苏宜兴大闸蟹智能立体养殖工厂为试验基地,在自建数据采集平台和池塘养殖网箱中两种环境中进行数据采集,分别构建旋转目标检测数据集和质量估算数据集。

首先构建旋转目标检测数据集,共拍摄 4 000 幅大闸蟹图像作为旋转目标检测数据集,分辨率为 1 920 像素 ×1 080 像素。使用 roLabelImg 工具以旋转框标注大闸蟹背甲,结果以 DOTA 格式保存为 XML 文件[18]。将数据集按照比例 8∶1∶1 随机划分,其中训练集 3 200 幅、验证集 400 幅、测试集 400 幅。数据集中不同环境大闸蟹图像如图 1 所示,其中

图 1a、1b 为自建平台环境，图 1c、1d 为池塘养殖环境。可以看出，图像中大闸蟹多数都具有一定的朝向角度，并非水平或竖直排列，而且不同性别大闸蟹的形态特征区别较大，如图 1a 中左侧为公蟹，螯足较大，右侧为母蟹，螯足较小。

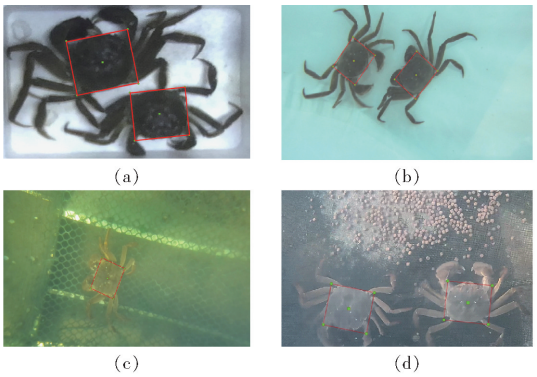


图 1　不同环境大闸蟹图像

Fig. 1　Crab images in different environments

构建质量估算数据集。共采集不同性别和质量大闸蟹共 420 只，其中公蟹和母蟹各 210 只，质量为 56.2 ~ 223.4 g。使用电子秤对大闸蟹进行称量，精度为 0.01 g，然后使用尺子测量大闸蟹背甲宽度、长度，精度为 0.01 cm，最后使用 Jetson TX2 NX 嵌入式开发板控制带防水罩的 ZED 2 型双目相机，从不同高度对每只大闸蟹拍摄多幅双目图像。采用本文所提的体尺提取方法从双目图像中计算大闸蟹甲宽、甲长，将计算得到的体尺特征作为自变量、真实质量作为因变量，最终得到包含 1 960 条样本数据的质量估算数据集，其中公母蟹各 980 条数据。根据性别将数据集按照比例 7∶3 划分训练集和测试集，数据集如表 1 所示。

表 1　质量估算数据集描述

Tab. 1　Description of weight estimation dataset

性别	训练集	测试集	合计
公蟹	686	294	980
母蟹	686	294	980
合计	1 372	588	1 960

1.2　总体流程

提出了一种基于旋转目标检测和双目视觉的大闸蟹质量估算方法。采集大闸蟹双目图像和质量数据；构建并训练大闸蟹背甲旋转目标检测模型，进行背甲旋转框检测获取关键点二维坐标；进行双目视觉三维重建获取三维坐标，将 2 个维度坐标进行映射，计算关键点间欧氏距离得到甲宽、甲长体尺特征；构建 PSO - XGBoost 模型实现不同性别大闸蟹质量估算。总体流程如图 2 所示。

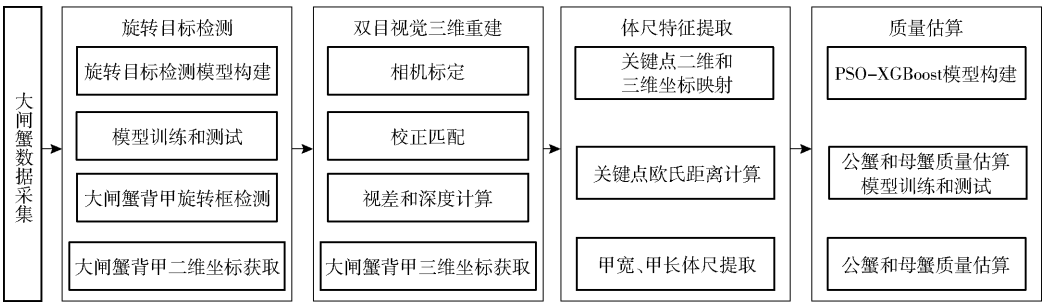


图 2　大闸蟹质量估算方法总体流程

Fig. 2　Overall process of crab weight estimation method

1.3　基于 SSP - YOLO v7 的大闸蟹背甲旋转目标检测模型

由于图像中的大闸蟹背甲角度具有不确定性，普通水平框目标检测算法难以准确检测背甲边缘，影响体尺计算准确率。旋转目标检测(Oriented object detection)是一种针对具有特定方向和角度物体目标检测方法[19]，使用带有旋转角的矩形框在检测目标位置的同时获取方向信息，准确地将旋转目标与背景分离。因此，采用旋转目标检测算法构建检测模型，以更好地适应不同旋转角的大闸蟹目标。

选择单阶段旋转目标检测算法 YOLO v7oob 作为基准模型[20]，主要包括输入、主干、颈部和头部 4 部分。为了提高大闸蟹背甲检测精度，提出了 SSP - YOLO v7 模型，结构如图 3 所示，其中改进部分用红色框表示。

(1)SK 注意力机制。在主干网络中使用 SK 注意力机制[14]改进 MP 模块，将 MP 模块第 2 条分支中的第 2 个卷积替换为 SK 卷积注意力模块，改进后 MP 模块的第 2 条分支先经过一个 1 × 1 卷积改变通道数，再经过 SK 卷积注意力模块进行下采样，实现根据输入数据特征选择性地动态调整卷积核权重以适应不同特征尺度。改进 SK - MP 模块结构如图 4 所示。

(2) SimCSPSPPF 模块。使用 SimCSPSPPF 模块[15]替换原始 YOLO v7 的 SPPCSPC 模块，通过缩小隐藏层的通道和修饰空间金字塔池化进行优化，在保持感受野不变的情况下减少计算量，增强特征

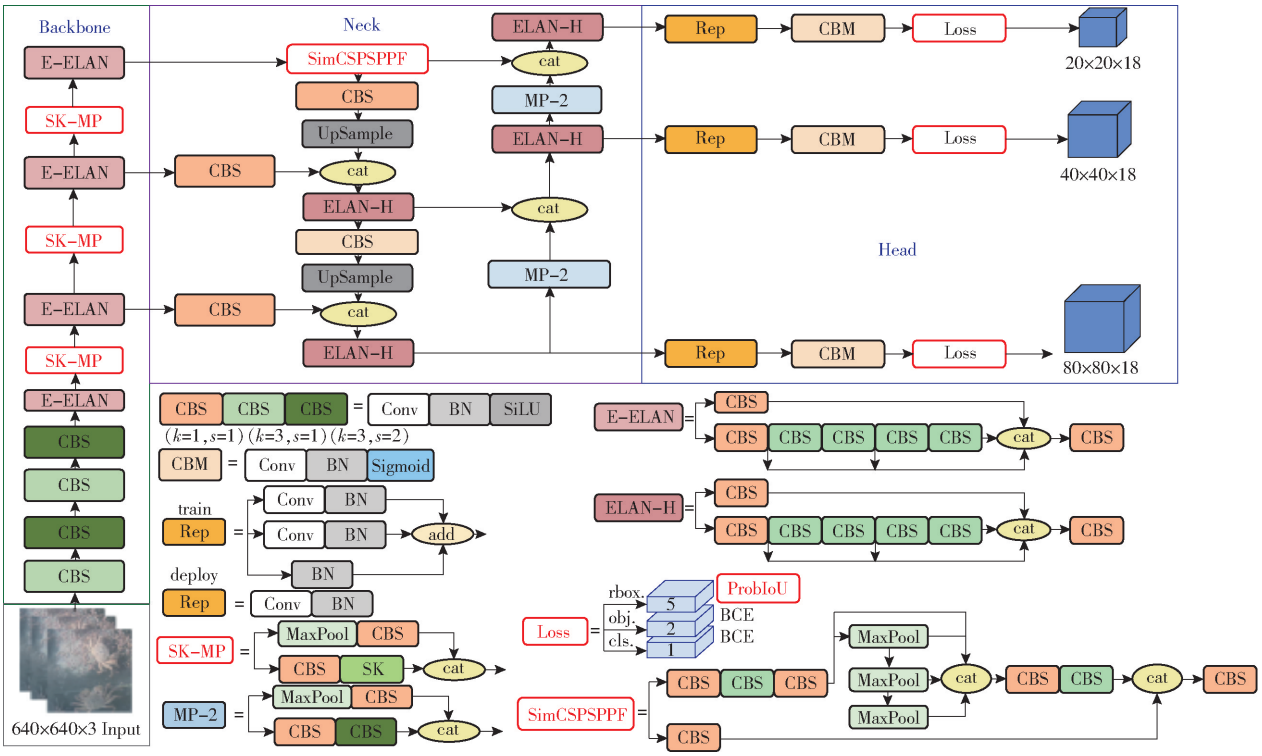


图 3 SSP－YOLO v7 模型结构

Fig. 3 Architecture of SSP－YOLO v7 model

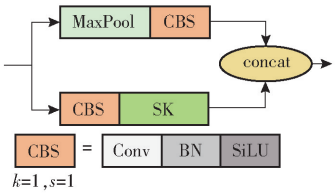


图 4 SK－MP 结构

Fig. 4 SK－MP structure

表征能力,有效提高网络性能。SimCSPSPPF 模块结构如图 5 所示。

(3)ProbIoU 损失。考虑到旋转角的引入会使目标检测中度量值与损失不一致问题更加突出,使用适合旋转目标检测的 ProbIoU 损失[16]替换原始 YOLO v7 的 CIoU(Complete IoU)[18]。ProbIoU 基于海林格距离(Hellinger distance)使用高斯分布对目标区域进行模糊表示,能够表示不同分布间的真实距离,处处可微且不会随着尺度缩放导致损失值发生改变,可以有效提升旋转目标检测效果。计算两个概率密度函数 $p(x)$ 和 $q(x)$ 之间的巴氏系数(Bhattacharyya coefficient),用来度量两个分布重叠程度,将巴氏系数 B_C 与海林格距离 H_D 联系起来,使用海林格距离表示真实距离,计算式为

$$B_C(p,q)=\int_{R^2}\sqrt{p(x)q(x)}\,\mathrm{d}x \tag{1}$$

$$H_D(p,q)=\sqrt{1-B_C(p,q)} \tag{2}$$

巴氏系数与海林格距离为 0～1,当且仅当两个分布相同时 $B_C(p,q)=1$,$H_D(p,q)=0$。ProbIoU 损失基于海林格距离计算 2 个高斯分布之间的相似性,计算式为

$$ProbIoU=1-H_D(p,q) \tag{3}$$

1.4 双目视觉三维重建方法

为了计算大闸蟹背甲真实体尺,需要得到其三维坐标。利用双目视觉三维重建方法,在无接触、不限制大闸蟹活动情况下实现大闸蟹三维坐标获取,流程主要包括相机标定、图像校正、立体匹配和三维重建。

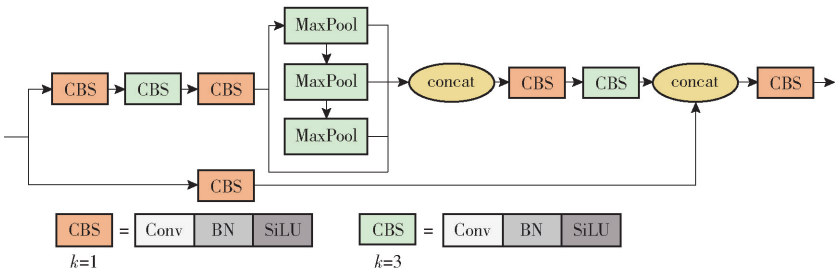


图 5 SimCSPSPPF 结构

Fig. 5 SimCSPSPPF structure

采用稳定性高且广泛应用的张正友标定法[22]借助棋盘格进行相机标定，获取相机内参、外参和畸变系数等参数；进行图像校正，使 2 幅图像对应点的像素坐标位于同一条极线上，缩小立体匹配的搜索范围；然后采用 SGBM 算法实现立体匹配[17]，采用 Sobel 算子计算 BT 代价，将两个代价值相加进行成块计算，采用 SGM 算法进行代价聚合，采用赢家通吃算法（Winner - Takes - All，WTA）计算每个像素最优视差值，进行唯一性检查、亚像素插值、左右一致性检查等后处理得到视差图。为了提高视差图效果，使用 WLS 滤波器优化视差图，将稀疏视差转变为稠密视差，在一定程度上降低视差图噪声。

经过图像校正和立体匹配后得到理想的双目立体视觉系统，世界坐标系中点 $P(X_W, Y_W, Z_W)$ 在左右相机成像平面上投影点像素坐标分别为 $P_1(u_1, v_1)$ 和 $P_2(u_2, v_2)$，根据相似三角形原理计算世界坐标系中三维坐标，相似三角形测距原理如图 6 所示。

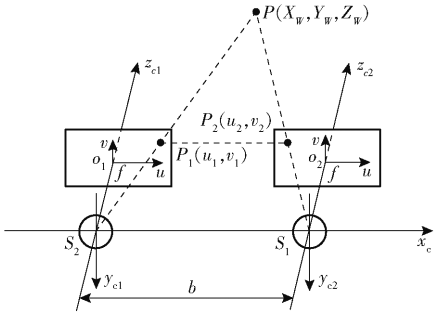


图 6　相似三角形测距原理图

Fig. 6　Schematic of similar triangle ranging

在世界坐标系中点 P 三维坐标值计算式为

$$\begin{cases} \dfrac{u_1}{f} = \dfrac{X_W}{Z_W} \\ \dfrac{-u_2}{f} = \dfrac{b - X_W}{Z_W} \end{cases} \tag{4}$$

$$\begin{cases} X_W = \dfrac{bu_1}{u_1 - u_2} \\ Y_W = \dfrac{bv_1}{u_1 - u_2} \\ Z_W = \dfrac{bf}{u_1 - u_2} \end{cases} \tag{5}$$

式中　b——相机基线长度

f——相机焦距

$u_1 - u_2$——视差

双目相机 $b = 120$ mm，$f = 1\,071.66$ 像素。根据式(5)可知，深度与视差成反比，与相机基线长度和焦距成正比。因此校正和匹配精度越高，测距和三维坐标计算精度也越高。基于相似三角形原理计算双目图像中像素点三维坐标，为后续提取体尺特征做准备。

1.5　大闸蟹体尺特征提取方法

提取大闸蟹背甲宽度和背甲长度作为体尺特征用于质量估算。以大闸蟹图像为例说明体尺特征几何含义，如图 7 所示，其中 W 为背甲宽度，L 为背甲长度。

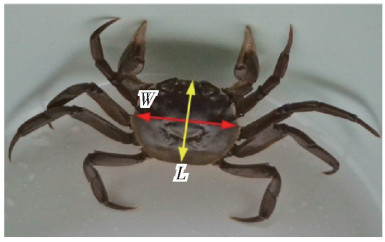


图 7　大闸蟹体尺特征说明

Fig. 7　Illustration of crab body size feature

利用旋转目标检测获取大闸蟹背甲旋转框二维坐标，将其映射到双目视觉得到的三维坐标空间，计算大闸蟹甲宽和甲长。体尺特征提取流程如图 8 所示。

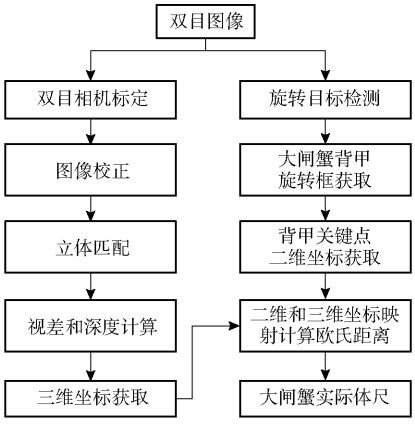


图 8　大闸蟹体尺特征提取流程图

Fig. 8　Flowchart of feature extraction of crab body size

将双目相机获得的左目图像输入 SSP - YOLO v7 模型得到大闸蟹背甲旋转目标框，以旋转框两组对边的中点为关键点，得到关键点的二维坐标信息；然后利用相机标定得到的相机内参、外参等参数进行图像校正，采用立体匹配算法计算视差，通过相似三角形原理计算深度和三维坐标；最后将大闸蟹背甲关键点二维坐标映射到对应的世界坐标系下的三维坐标，根据关键点之间的欧氏距离计算甲宽和甲长特征值。以甲宽为例，假设背甲左右两侧关键点 A 和 B 二维坐标分别为 (x_A, y_A) 和 (x_B, y_B)，三维坐标分别为 (X_A, Y_A, Z_A) 和 (X_B, Y_B, Z_B)，则甲宽计算式为

$$W = \sqrt{(X_A - X_B)^2 + (Y_A - Y_B)^2 + (Z_A - Z_B)^2} \tag{6}$$

1.6　基于 PSO - XGBoost 的大闸蟹质量估算模型

使用粒子群算法对极端梯度提升树 XGBoost 进

行优化,构建基于 PSO－XGBoost 的大闸蟹质量估算模型。粒子群优化算法是一种群体智能算法[23],利用群体中个体对信息的共享使整个群体的运动在问题求解空间中产生从无序到有序的演化过程,从而获得最优解,可以提高收敛速度和全局搜索能力,避免过早陷入局部最优解。XGBoost 是一种决策树集成算法[24],使用梯度提升框架 Boosting 显著提高了计算速度和模型性能,在目标函数中加入正则项来避免过拟合,从而提高模型稳定性和泛化性。XGBoost 中的超参数对模型拟合性能影响较大,较难通过经验选取最优值,因此采用 PSO 算法优化超参数来提高模型训练效率和预测精度。PSO－XGBoost 模型训练和预测流程如图 9 所示。

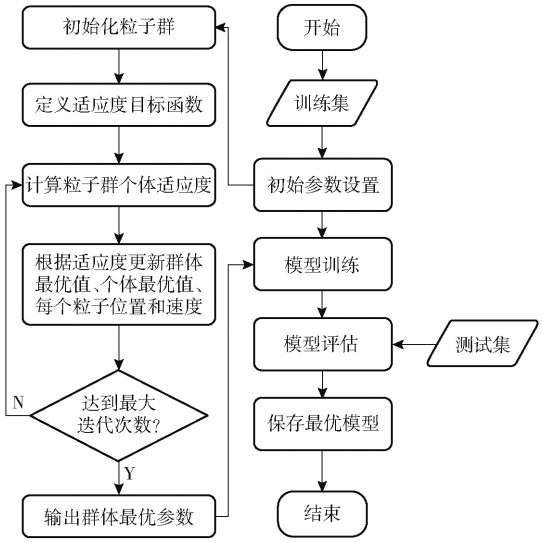


图 9 PSO－XGBoost 模型流程图

Fig. 9 Flowchart of PSO－XGBoost model

1.7 评价指标

采用精确率、召回率、F1 值、平均精度均值(mAP)、模型参数量、浮点运算量和帧率评估旋转目标检测模型性能。为了评估回归模型性能,采用均方根误差(RMSE),平均绝对误差(MAE)和决定系数(R^2)作为评价指标。

2 结果与分析

2.1 试验硬件环境

Ubuntu 20.04 操作系统,CPU 为 Intel(R) Xeon(R) Platinum 8260,内存为 251 GB,主频为 2.40 GHz,GPU 为 NVIDIA Quadro RTX 6000。软件环境:深度学习框架为 PyTorch 1.7.1,运算平台为 CUDA 11.0,深度学习 GPU 加速库为 CUDNN 8.0.5,编程语言为 Python 3.7。

2.2 旋转目标检测试验

2.2.1 训练结果

提出的 SSP－YOLO v7 模型在训练过程中训练集损失、验证集损失和 mAP 的变化曲线如图 10 所示。可以看出,随着训练轮次增加,损失值逐渐减小并趋于稳定,当训练轮次达到 70 左右时,训练集损失和验证集损失均达到最小值并保持稳定,当训练轮次达到 100 时,模型完成收敛并结束训练。模型 mAP 随着训练轮次增加而增加,当训练到第 62 轮次后达到最大值并趋于稳定。

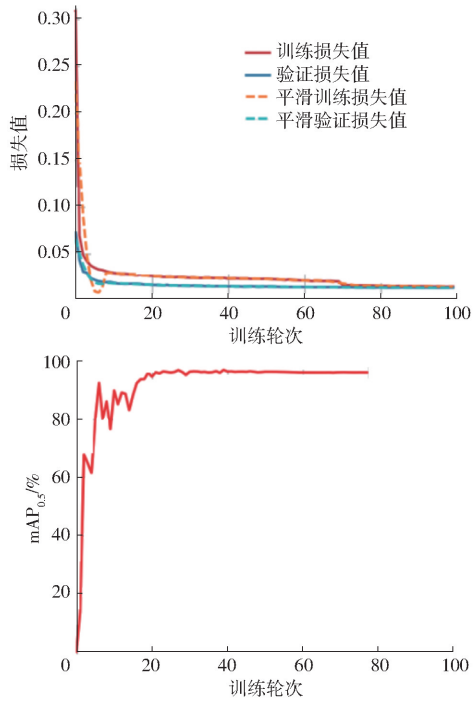


图 10 模型训练的验证集损失和 mAP

Fig. 10 Validation set loss and mAP during model training

对训练得到的最佳的 SSP－YOLO v7 模型进行测试,结果表明大闸蟹背甲旋转目标检测精确率为 98.08%,召回率为 98.46%,F1 值为 98.27%,$mAP_{0.5}$为 96.92%,各评价指标均达到 96% 以上,验证了本文方法的有效性。

2.2.2 消融试验结果

为了验证不同改进方法对模型性能的提升效果,进行消融试验,将原始模型与使用不同改进方法的模型在验证集上进行试验。软件环境、硬件环境和训练参数均保持一致。消融试验结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出,各个改进方法对模型性能均有一定程度的提高。其中,在主干网络部分添加 SK 注意力后的模型与基准模型(YOLO v7obb)相比,精确率提升 0.09 个百分点,召回率提升 0.93 个百分点,F1 值提升 0.50 个百分点,$mAP_{0.5}$提升 1.21 个百分点;添加 SK 注意力机制和 SimCSPSPPF 模块后模型与基准模型相比,精确率提升 0.44 个百分点,召回率提升 1.11 个百分点,F1 值提升 0.77 个百分点,$mAP_{0.5}$提升 1.84 个百分点;添加 SK 注意力机

表 2　消融试验结果

Tab. 2　Results of ablation experiment

模型	SK	SimCSPSPPF	ProbIoU	精确率/%	召回率/%	F1 值/%	$mAP_{0.5}$/%
YOLO v7obb	×	×	×	97.04	97.62	97.33	95.87
YOLO v7obb + SK	√	×	×	97.13	98.55	97.83	97.08
YOLO v7obb + SK + SimCSPSPPF	√	√	×	97.48	98.73	98.10	97.71
本文方法	√	√	√	97.49	98.91	98.19	99.46

注：√表示使用该模块，×表示未使用该模块。

制、SimCSPSPPF 模块和 ProbIoU 回归损失函数 3 种改进后得到本文所提模型，与基准模型相比精确率提升 0.45 个百分点，召回率提升 1.29 个百分点，F1 值提升 0.86 个百分点，$mAP_{0.5}$ 提升 3.59 个百分点。结果验证了本文方法的有效性。

图 11 为消融试验中不同改进方法的验证集损失值。可以看出本文所提的 SSP－YOLO v7 模型的验证集损失低于其他模型，并且收敛速度更快，没有出现过拟合现象，表明该模型具有更好的性能。

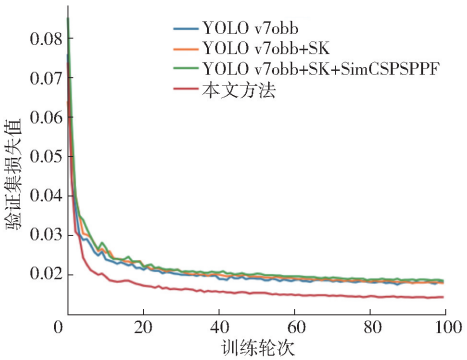


图 11　消融试验验证集损失值

Fig. 11　Validation set loss of ablation experiment

2.2.3　对比试验结果

为了验证本文提出的 SSP－YOLO v7 模型的效果，分别将其与 RoI Transformer[25]、Oriented R－CNN[26]、YOLO v5obb、YOLO v7obb 进行对比，采用相同的数据集进行模型训练和测试，不同模型性能对比结果如表 3 所示。

由表 3 可以看出，本文方法与 RoI Transformer、Oriented R－CNN、YOLO v5 obb 和 YOLO v7 obb 相比，$mAP_{0.5}$ 分别提高 1.55、1.64、3.92、3.59 个百分点，参数量分别降低 27.56%、11.00%、16.11%、16.04%，帧率分别提高 44.44%、39.29%、11.43%、14.71%，虽然浮点运算量高于 RoI Transformer 和 Oriented R－CNN 模型，但是相比 YOLO v5obb、YOLO v7obb 分别降低 10.76%、9.88%。

表 3　不同旋转目标检测模型对比结果

Tab. 3　Comparison results of different oriented object detection models

模型	$mAP_{0.5}$/%	参数量	浮点运算量	帧率/($f \cdot s^{-1}$)
RoI Transformer	97.91	$1.010\,6 \times 10^8$	$1.582\,8 \times 10^{11}$	27
Oriented R－CNN	97.82	$8.226\,0 \times 10^7$	$1.563\,4 \times 10^{11}$	28
YOLO v5obb	95.54	$8.727\,0 \times 10^7$	$1.869\,6 \times 10^{11}$	35
YOLO v7obb	95.87	$8.720\,0 \times 10^7$	$1.851\,3 \times 10^{11}$	34
本文方法	99.46	$7.321\,0 \times 10^7$	$1.668\,4 \times 10^{11}$	39

图 12 为 YOLO v7obb 和本文方法在测试集上的检测结果。图 12a、12b 为自建平台环境，图 12c、12d 为池塘网箱环境。可以看出不同环境中 YOLO v7obb 检测旋转框角度和大闸蟹背甲实际角度相差过大，本文方法检测旋转框较好地适应目标实际形状和角度，且目标置信度更高，均达到 0.9 以上，表明本文方法具有较高的准确性和鲁棒性，能够满足实际养殖环境中实时准确地检测大闸蟹背甲旋转目标的需求，为提取大闸蟹体尺特征提供关键支撑。

2.3　双目视觉处理试验

双目相机标定重投影误差如图 13 所示，平均重

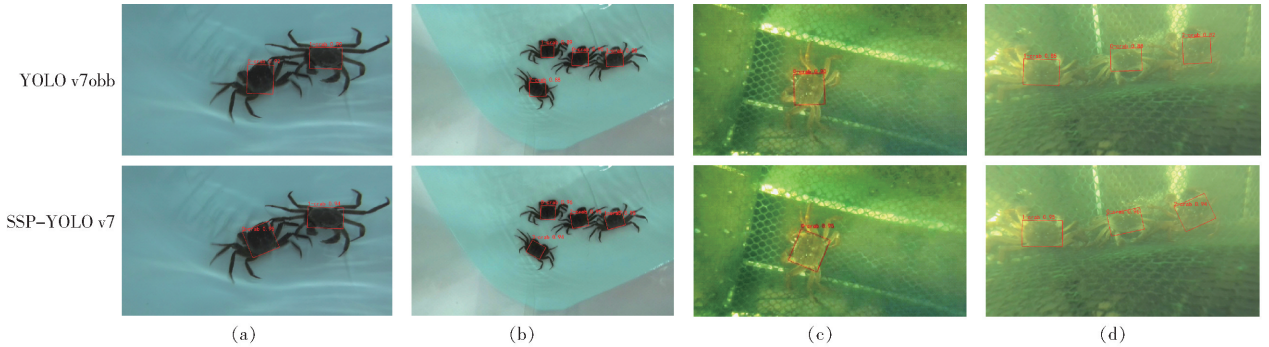


图 12　YOLO v7obb 和 SSP－YOLO v7 检测结果

Fig. 12　Detection results of YOLO v7obb and SSP－YOLO v7

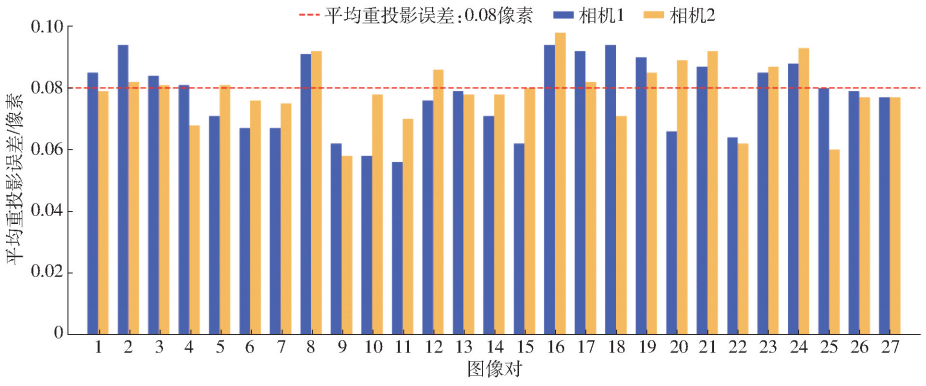


图 13 双目相机标定重投影误差

Fig. 13 Reprojection errors of binocular camera calibration

投影误差为 0.08 像素。相机标定部分参数结果如表 4 所示,平移向量(T_x,T_y,T_z)的第 1 个参数 T_x 表示相机基线距离,由于平移向量是左相机向右相机转换的,所以 T_x 为负数,标定得到的基线距离约为 118.176 mm,与真实值 120 mm 的相对误差为 1.52%,畸变系数均在 0.1 以下,主点偏移量(c_x,c_y)的二倍与图像分辨率(1 920 像素 ×1 080 像素)接近,证明标定精度较高且结果可靠。

表 4 双目相机标定结果

Tab. 4 Binocular camera calibration results

参数类型	平移向量/mm	畸变系数(左)	主点偏移量(左)/mm
Matlab 标定结果	[-118.176 0.035 0.193]	[-0.001 1 0.006 9]	[1 011.1 555.0]
官方参数	[-120.000 -0.104 -0.126]	[-0.000 064 -0.000 065]	[966.33 565.457]

选择深度为 50 ~ 100 cm(相机离大闸蟹背甲距离),设置分组间隔为 10 cm,在同一深度下将双目相机在同一水平面调整 5 次位置并拍摄图像,最终得到的深度为多次测量的平均值。优化后双目视觉处理方法测距结果如表 5 所示。可以看出,计算深度相对误差不大于 3.51%,平均相对误差为 2.68%,验证了本文优化的双目视觉处理方法准确性。

表 5 双目测距结果

Tab. 5 Binocular ranging results

实际深度/cm	计算深度/cm	相对误差/%
50	48.36	3.28
60	59.18	1.37
70	71.45	2.07
80	82.56	3.20
90	93.16	3.51
100	102.64	2.64

2.4 质量估算试验

2.4.1 大闸蟹质量估算结果

为了验证大闸蟹体尺提取准确性,采用提出的体尺特征提取方法对大闸蟹双目图像进行处理,公蟹和母蟹测试集总共 588 个样本数据的体尺提取值与人工测量值之间的相对误差如图 14 所示。大闸蟹甲宽相对误差均小于 6%,平均相对误差为 3.24%;甲长相对误差均小于 5%,平均相对误差为 2.94%,总体误差较小。

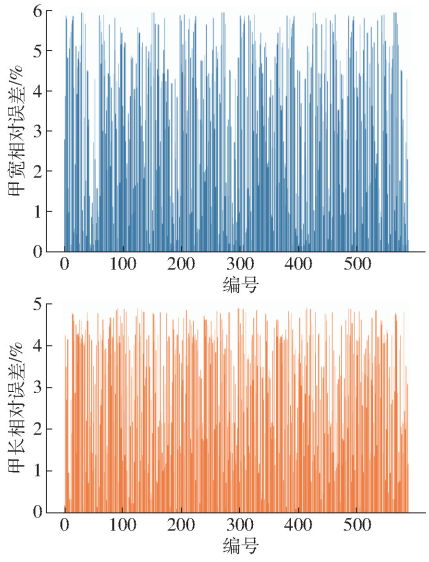
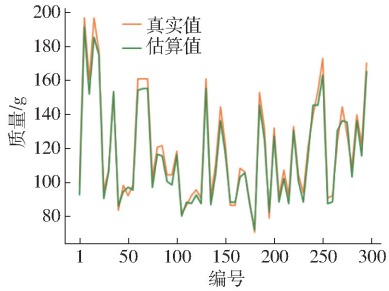


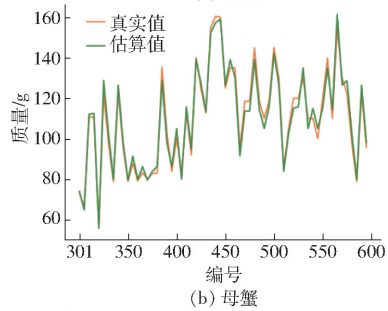
图 14 大闸蟹体尺提取相对误差

Fig. 14 Relative error of crab body size extraction

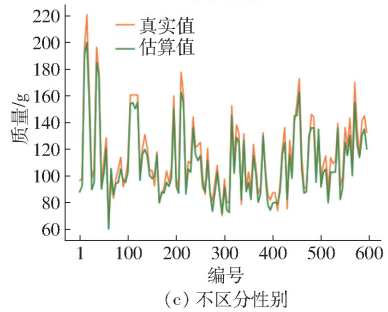
为了验证区分性别进行大闸蟹质量估算的必要性和有效性,利用提出的 PSO - XGBoost 在公蟹、母蟹和不区分性别的整体训练集上分别进行训练,得到公蟹、母蟹和不区分性别质量估算模型。质量估算模型测试结果如图 15 所示。从图 15a、图 15b 可以看出,区分性别质量估算大部分接近真实质量,公蟹平均相对误差为 3.89%,母蟹平均相对误差为 3.12%;从图 15c 可以看出,不区分性别的质量估算结果误差较大,总体平均相对误差为 5.72%,证明



(a) 公蟹



(b) 母蟹



(c) 不区分性别

图 15　大闸蟹质量估算结果

Fig. 15　Weight estimation results of crabs

了区分性别质量估算模型误差较低，性能较好。

表 6 为测试集中部分大闸蟹质量估算结果。经计算本文方法对于测试集中所有公蟹质量估算 RMSE 为 8.549 g，MAE 为 6.172 g，R^2 为 0.946，母蟹质量估算 RMSE 为 6.902 g，MAE 为 5.175 g，R^2 为 0.955，证明了本文方法能够满足质量估算精度要求。

表 6　不同性别大闸蟹质量估算结果

Tab. 6　Weight estimation results of crabs of different genders

编号	公蟹			编号	母蟹		
	估算质量/g	真实质量/g	相对误差/%		估算质量/g	真实质量/g	相对误差/%
1	83.21	83.26	0.06	301	64.79	65.96	1.77
31	73.94	78.30	5.56	331	68.17	70.50	3.30
61	85.84	87.35	1.73	361	101.77	104.50	2.61
91	97.97	99.96	1.99	391	56.43	56.20	0.41
121	200.01	196.46	1.81	421	59.42	61.50	3.38
151	114.16	110.90	2.94	451	56.78	59.40	4.41
181	113.85	110.12	3.39	481	54.27	55.90	2.92
211	88.34	85.89	2.86	511	77.05	78.70	2.10
241	161.24	160.60	0.40	541	76.06	77.36	1.68
271	191.63	196.60	2.53	571	66.78	68.70	2.79

2.4.2　不同质量估算方法对比结果

为了验证提出的 PSO－XGBoost 质量估算方法的优越性，将其与多元线性回归（Multiple linear regression，MLR）、K 近邻（K－Nearest neighbor，KNN）、支持向量回归（Support vector regression，SVR）、反向传播神经网络（Back propagation neural network，BPNN）、AdaBoost、LightGBM、XGBoost 等 7 种回归模型进行对比。使用公蟹和母蟹训练集分别对各回归模型进行训练，并在测试集上进行评估，不同方法对比结果如表 7 所示。

表 7　不同大闸蟹质量估算方法对比结果

Tab. 7　Comparison results of different crab weight estimation methods

方法	公蟹			母蟹		
	RMSE/g	MAE/g	R^2	RMSE/g	MAE/g	R^2
MLR	9.637	7.175	0.924	7.432	6.012	0.925
KNN	9.967	8.219	0.901	8.284	6.063	0.921
SVR	9.234	6.637	0.926	7.573	5.168	0.928
BPNN	10.128	7.138	0.899	9.895	7.195	0.903
AdaBoost	10.296	8.283	0.915	7.005	5.045	0.919
LightGBM	9.128	7.271	0.927	6.946	5.431	0.938
XGBoost	10.136	8.126	0.929	6.957	5.014	0.934
本文方法	8.549	6.172	0.946	6.902	5.175	0.955

从表 7 可以看出，与 XGBoost 相比，本文的 PSO－XGBoost 方法对于公蟹的 RMSE 和 MAE 分别降低 15.66% 和 24.05%，R^2 提高 1.83%，对于母蟹的 MAE 略高，但是 RMSE 降低 0.79%，R^2 提高 2.25%，证明了 PSO 优化的有效性，提高了模型预测精度。与其他 6 种方法相比，本文 PSO－XGBoost 方法对于公蟹 R^2 分别提高 2.38%、4.99%、2.16%、5.23%、3.39% 和 2.05%，对于母蟹 R^2 分别提高 3.24%、3.69%、2.91%、5.76%、3.92% 和 1.81%。本文方法具有更高的精度，表现出更好的估算效果，可满足实际养殖场景中大闸蟹质量估算要求。

经过分析，质量估算误差产生的主要原因：①旋转目标检测算法可能会由于各种因素（如图像质量、光照条件等）而产生误差，影响体尺提取精度。②目标双目图匹配不准确，噪声影响了三维重建效果，导致体尺提取和质量估算出现较大误差。

3　结论

（1）提出了一种基于 SSP－YOLO v7 的旋转目标检测模型，结合双目视觉三维重建方法实现大闸蟹体尺特征提取，解决了图像中大闸蟹背甲旋转角度不固定、背景复杂等问题，准确地将背甲旋转目标与背景分离，提高了体尺特征提取精度和

效率。试验结果表明,SSP - YOLO v7 模型 $mAP_{0.5}$ 为 99.46%,模型参数量为 7.321×10^7,浮点运算量为 $1.668\,4 \times 10^{11}$,帧率为 39 f/s,检测精度高、速度快。

(2)提出了一种基于 PSO - XGBoost 的大闸蟹质量估算方法,根据性别实现准确的质量估算,使用粒子群优化算法提高了模型收敛速度和预测精度,与多种回归模型进行对比,本文方法在公蟹和母蟹数据集上 R^2 均大于其他模型,对于公蟹 RMSE、MAE、R^2 分别为 8.549 g、6.172 g、0.946,对于母蟹 RMSE、MAE、R^2 分别为 6.902 g、5.175 g、0.955,证明本文方法可以高效准确地实现不同性别大闸蟹质量估算,为大闸蟹生长状况监测和高效养殖提供技术支持。

参 考 文 献

[1] XIE Q, LIU Y. Study on the nutritional quality of ecologically bred Chinese mitten crabs with different body weights[J]. Aquaculture Research, 2020, 51(7): 2948 - 2961.

[2] 段青玲,陈鑫,许冠华,等. 基于多维度特征和 LightGBM 的大闸蟹质量估算方法[J]. 农业机械学报,2022,53(8):353 - 360.
DUAN Qingling, CHEN Xin, XU Guanhua, et al. Chinese mitten crab weight estimation method based on multi-dimensional features and LightGBM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 353 - 360. (in Chinses)

[3] SHI C, ZHAO R, LIU C, et al. Underwater fish mass estimation using pattern matching based on binocular system[J]. Aquacultural Engineering, 2022, 99: 102285.

[4] CAO S, ZHAO D A, LIU X Y, et al. Real-time robust detector for underwater live crabs based on deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172: 105339.

[5] 赵德安,刘晓洋,孙月平,等. 基于机器视觉的水下河蟹识别方法[J]. 农业机械学报, 2019,50(3):151 - 158.
ZHAO Dean, LIU Xiaoyang, SUN Yueping, et al. Detection of underwater crabs based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(3): 151 - 158. (in Chinses)

[6] 李道亮,姜国旗,杨建安,等. 基于计算机视觉的鱼类低氧胁迫行为检测与跟踪算法[J]. 农业机械学报,2023,54(10):399 - 406.
LI Daoliang, JIANG Guoqi, YANG Jian'an, et al. Detection and tracking algorithm of fish hypoxia stress behavior based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 399 - 406. (in Chinses)

[7] 唐杨捷,胡海刚,张刚,等. 基于计算机视觉和 GA - SVM 的梭子蟹体重预测[J]. 宁波大学学报(理工版),2019,32(1):32 - 37.
TANG Yangjie, HU Haigang, ZHANG Gang, et al. Weight prediction of swimming crab using computer vision and GA - SVM[J]. Journal of Ningbo University(Natural Science & Engineering Edition), 2019, 32(1): 32 - 37. (in Chinses)

[8] 彭姣,徐正刚,唐永成,等. 大通湖 1 龄中华绒螯蟹形态指标及质量参数研究[J]. 水生态学杂志, 2019,40(1):91 - 96.
PENG Jiao, XU Zhenggang, TANG Yongcheng, et al. Morphological attributes and quality parameters of one-year juvenile *Eriocheir sinensis* in Datong Lake[J]. Journal of Hydroecology, 2019, 40(1): 91 - 96. (in Chinses)

[9] 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.

[10] 唐潮,胡海刚,史策,等. 基于改进 Mask RCNN 和 SVR 的无接触梭子蟹体质量预测研究[J]. 宁波大学学报(理工版), 2021,34(2):31 - 41.
TANG Chao, HU Haigang, SHI Ce, et al. Prediction of body mass of swimming crab without contact based on improved Mask RCNN and SVR[J]. Journal of Ningbo University(Natural Science & Engineering Edition), 2021, 34(2): 31 - 41. (in Chinses)

[11] 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.

[12] 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 Chinses)

[13] 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.

[14] LI X, WANG W, HU X, et al. Selective kernel networks[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 510 - 519.

[15] LI C, LI L, GENG Y, et al. YOLOv6 v3.0: a full-scale reloading[J]. ArXiv, 2023, abs/2301.05586.

[16] LLERENA J M, ZENI L F, KRISTEN L N, et al. Gaussian bounding boxes and probabilistic intersection-over-union for object detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33: 671 - 681.

(下转第 672 页)

[32] YAN B, DENG T, SHI L. Towards sustainable productivity of greenhouse vegetable soils: limiting factors and mitigation strategies[J]. Plants, 2024, 13(20): 2885.
[33] LIU J, SHU A, SONG W, et al. Long-term organic fertilizer substitution increases rice yield by improving soil properties and regulating soil bacteria[J]. Geoderma, 2021, 404: 115287.
[34] 魏秀菊, 朱明, 廖艳. 推动农业工程发展 保障我国粮食安全[J]. 科技导报, 2023, 41(20): 5 - 19.
WEI Xiuju, ZHU Ming, LIAO Yan. Promoting the development of agricultural engineering to ensure food security in China [J]. Science and Technology Review, 2023, 41(20): 5 - 19. (in Chinese)
[35] 孙玉栋, 李浩任. 乡村振兴战略实施中财政引导市场机制参与的模式, 问题及对策研究[J]. 公共管理与政策评论, 2021, 10(4): 49 - 60.
SUN Yudong, LI Haoren. Mode, issues, and countermeasures of fiscal guidance for market mechanism participation in the implementation of the rural revitalization strategy[J]. Public Administration and Policy Review, 2021, 10(4): 49 - 60. (in Chinese)
[36] HONG R, XIAO B, YAN H, et al. Multitemporal greenhouse mapping for high-resolution remote sensing imagery based on an improved YOLOX[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 206: 107689.
[37] ZHANG Z, RONG J, QI Z, et al. A multi-species pest recognition and counting method based on a density map in the greenhouse[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217: 108554.

(上接第 584 页)

[17] HIRSCHMULLER H. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 30(2): 328 - 341.
[18] XIA G S, BAI X, DING J, et al. DOTA: a large-scale dataset for object detection in aerial images[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 3974 - 3983.
[19] SHI P, ZHAO Z, FAN X, et al. Remote sensing image object detection based on angle classification[J]. IEEE Access, 2021, 9:118696 - 118707.
[20] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLO v7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464 - 7475.
[21] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020: 12993 - 13000.
[22] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11):1330 - 1334.
[23] SHAMI T M, EL-SALEH A A, ALSWAITTI M, et al. Particle swarm optimization: a comprehensive survey[J]. IEEE Access, 2022, 10: 10031 - 10061.
[24] CHEN T, GUESTRIN C. Xgboost: a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016: 785 - 794.
[25] DING J, XUE N, LONG Y, et al. Learning RoI transformer for oriented object detection in aerial images[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 2849 - 2858.
[26] XIE X, CHENG G, WANG J, et al. Oriented R - CNN for object detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 3520 - 3529.