DOI:10.13652/j.spjx.1003.5788.2023.81080

基于改进YOLOv5s的海水鱼种类识别

张海峰[1] 芦新春[1] 冯 博[2] 杨 进[1]

（1.江苏海洋大学机械工程学院,江苏 连云港 222005;2.江苏海洋大学海洋工程学院,江苏 连云港 222005）

摘要:[**目的**]为提高不同种类海水鱼的识别准确率,提出一种改进YOLOv5s的海水鱼种类识别方法。[**方法**]采用K-means++算法对海水鱼的真实框进行聚类计算,获得与自建数据集更加匹配的锚框;用SIoU损失函数替换CIoU损失函数作为边界框回归算法,提高边界框回归精度与收敛速度;改进骨干网络的部分C3模块,将CA协调注意力机制融入C3模块中,在降低模型参数量的同时还能提高模型的识别精度与检测速度;最后,优化模型的路径聚合网络,以此增强网络的特征融合能力。[**结果**]改进后的Our-YOLOv5s模型在数据集中测得平均精度均值为98.4%、检测速度为64 s^{-1},分别比原模型提高了2.4个百分点,6 s^{-1}。[**结论**]该模型能够满足对海水鱼的实时检测要求。

关键词:海水鱼识别;YOLOv5s;特征融合;注意力机制;损失函数

Marine fish species recognition based on improved YOLOv5s

ZHANG Haifeng[1] *LU Xinchun*[1] *FENG Bo*[2] *YANG Jin*[1]

（1. *School of Mechanical Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang, Jiangsu* 222005, *China*; 2. *School of Ocean Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang, Jiangsu* 222005, *China*）

Abstract: [**Objective**] In order to improve the recognition accuracy of different kinds of marine fish, an improved YOLOv5s marine fish species recognition method was proposed.[**Methods**] K-means++algorithm was used to cluster the real frames of marine fish, and more matching anchor frames were obtained with the self built data set. CIoU Loss function was replaced by SIoU Loss function as the boundary box regression algorithm to improve the accuracy and rate of convergence of the boundary box regression. Improved some C3 modules of the backbone network, and integrated CA coordination attention mechanism into the C3 module, which improved the recognition accuracy and detection speed of the model while reducing the number of model parameters. Finally, optimized the path aggregation network of the model to enhance the feature fusion ability of the network.[**Results**] The experimental results showed that the improved Our-YOLOv5s model had a mAP of 98.4% and a detection speed of 64 s^{-1} in the dataset, which was 2.4% and 6 s^{-1} higher than the original model, respectively.[**Conclusion**] The model can meet the real-time detection requirements of marine fish.

Keywords: marine fish detection; YOLOv5s; feature fusion; attention mechanism; loss function

近年来,中国水产品总产量已位居全世界首位,其中鱼类占有较大比重[1]。鱼类被捕捞后需尽快保鲜,而在保鲜前往往要将鱼类按品种进行分拣。当前的鱼类分拣方式仍以人工为主,其工作效率低、工作强度大,难以满足水产加工企业对鱼类分拣的要求[2]。因此亟须研究一种能快速、准确地将鱼类分拣的装置来提高鱼类分拣效率,而该装置的一个关键技术就是对鱼类识别方法的研究[3]。

常见的图像识别方法主要有传统的机器学习和深度学习两种[4]。基于传统的机器学习方法,需要手工提取鱼类特征,前期工作复杂,且模型易受外界环境影响[5]。近些年,深度学习在图像识别领域得到迅速发展,诞生出一系列具有代表性的算法,如Faster-RCNN[6]、SSD[7]、YOLO[8]等。谭鹤群等[9]基于图像增强和Faster-RCNN目标检测算法,通过改进模型的路径聚合网络、聚类方法和损失函数,有效提高了模型对重叠鱼群尾数的检测精度,平均精度达76.8%。张岚等[10]提出了一种改进SSD网络的目标检测模型,用于水下机器人实现对海参的智能捕捞,平均精度达95.6%,检测速度为10.7 s^{-1},满足实时性要求。张志凯等[11]基于YOLOv3目标检测算法模型,通过融合注意力模块,有效提高了识别模型的性能。鄢紫

基金项目:连云港市重大技术攻关“揭榜挂帅”项目(编号:CGJBGS2204)

通信作者:芦新春(1980—),女,江苏海洋大学副教授,硕士生导师,硕士。E-mail:luxinchun111@126.com

收稿日期:2023-10-27 **改回日期:**2024-04-22

等[12]通过改进YOLOv5算法模型用于水果品种和新鲜度识别,改进后的模型检测平均精度均值比原模型提高了2.21%,计算量减少了26%。研究拟基于YOLOv5s算法模型,根据自建的海水鱼图像数据集的特点,优化YOLOv5s模型,进一步提升模型的检测精度和响应速度,以满足对海水鱼的实时检测要求。

1　数据集制作

1.1　图像采集

该研究对象为连云港地区的4种主要经济海水鱼:海鲈鱼、马鲛鱼、鲳鱼和鲳鱼。数据集图像由人工拍摄和公开数据集组合而成。4种海水鱼图像共2 050张,其中海鲈鱼、马鲛鱼、鲳鱼和鲳鱼分别为550,500,600,400张。此外,在数据集中添加500张负样本,负样本图像由其他鱼类、工业场景等组成。

1.2　数据集增强与划分

为了使卷积神经网络模型得到充分学习,采用OpenCV对数据集进行随机旋转、缩放、添加噪声、调整亮度等操作来扩增数据[13],获得鱼类图像8 000余张,剔除扩增后的部分失真图像,最后保留7 000张图像用于数据集制作。扩增后的数据集有更丰富的图像信息,使模型的泛化性能得到一定的提升[14]。7 000张海水鱼图像划分为5 000张训练集、800张验证集和1 200张测试集,将500张负样本图像全部放入训练集。

2　改进YOLOv5s的海水鱼识别方法

2.1　YOLOv5s模型

YOLOv5s网络模型由Input(输入端)、Backbone(骨干网络)、Neck(路径聚合网络)、Head(输出端)组成[15]。YOLOv5s网络架构如图1所示。

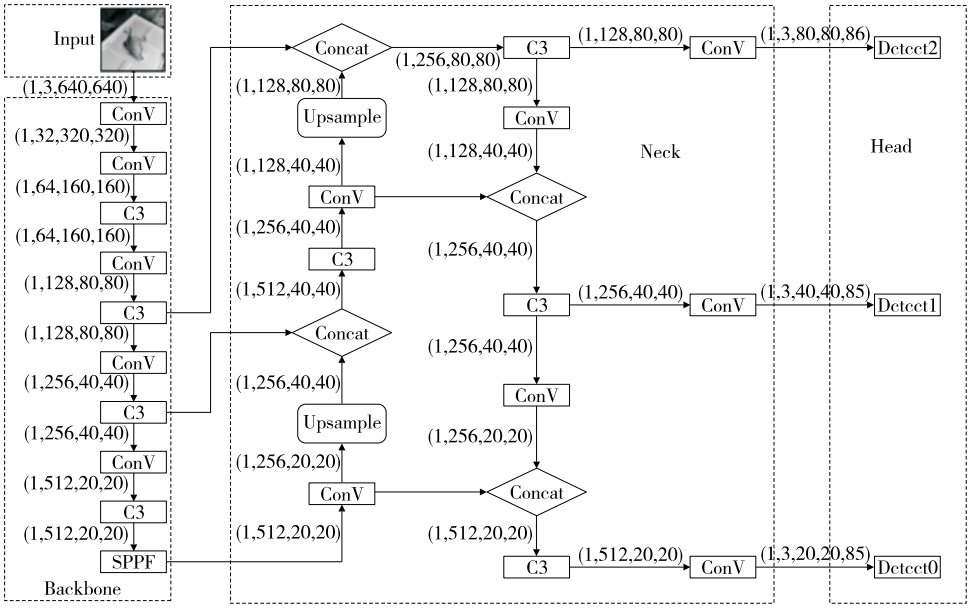


图1　YOLOv5s网络架构图

Figure 1　YOLOv5s network structure

2.2　改进初始锚框尺寸

YOLOv5s默认设置的初始锚框由K-means方法在COCO数据集中训练得来,并不适合所有数据集。K-means聚类方法在计算锚框时会受簇中心点的严重影响,而试验数据集的真实框中心点分布较分散,真实框尺寸相差较大,使得K-means聚类方法不能准确计算初始锚框尺寸,影响模型的训练效果。而K-means++聚类方法的主要思想是初始聚类中心点坐标之间的距离要尽可能大,以适合试验数据集初始锚框的计算。该方法的步骤是随机选择一个样本点作为聚类中心,计算每个点到最近聚类中心的距离,将其划分到最近的中心点,计算划分的每个类别特征值的均值,再重新计算中心点,重复以上步骤,直至计算出K个聚类中心[16-17]。

K-means++方法计算各样本点与聚类中心的欧式距离公式为:

$$d(x,y)=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2}, \tag{1}$$

式中:

x_i——样本点横坐标;

y_i——样本点纵坐标。

K-means++方法选择聚类中心点的概率计算式为:

$$Q=\frac{D(x)^2}{\sum_{x\in X}D(x)^2}, \tag{2}$$

式中:

Q——聚类中心点概率；

$D(x)$——各样本点到聚类中心点的最大距离。

为了确定较为合适的聚类中心点数，试验取1～15聚类中心数分别对数据集进行计算，统计聚类中心数的取值大小与聚类精确度之间的变化关系，以此分析出最为合适的取值[18]。聚类中心数与聚类精确度之间的变化曲线如图2所示。

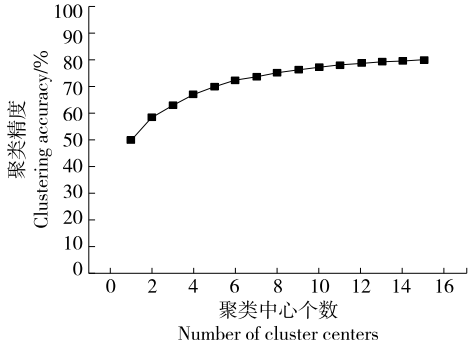


图2　聚类数与聚类精确度变化曲线

Figure 2　Variation curve of cluster accuracy with number of clusters

由图2可知，当聚类中心数为1～9时，聚类精确度提高较快，聚类中心数为10～15时，曲线趋于平缓。为了平衡模型计算复杂度和精度，最终确定聚类中心数为9。将计算出的中心点坐标划分为3组先验锚框分别用于小目标、中目标和大目标的检测，如表1所示。

表1　先验锚框尺寸

Table 1　Anchor box size

特征图尺寸	先验锚框尺寸
小目标(80×80)	[60,63,135,240,184,480]
中目标(40×40)	[288,285,349,489,395,134]
大目标(20×20)	[498,259,525,420,589,417]

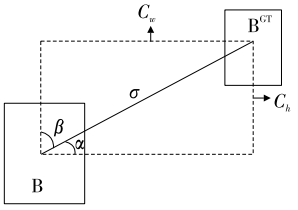
2.3　改进边界框损失函数

YOLOv5s模型采用CIoU作为边界框的损失函数，CIoU损失函数未考虑到真实框与预测框之间不匹配的方向，从而导致模型收敛速度慢、效果差[19-20]。SIoU损失函数引入边界框与回归框之间的向量角度，重新定义了损失指标。SIoU损失函数由角度损失、距离损失、形状损失和IoU损失组成。角度损失构建的计算过程如图3所示[21]。

收敛过程中，将α最小化，当$\alpha<\pi/4$时，最小化$\beta=\pi/2-\alpha$。

角度损失定义式为：

$$A=1-2\sin^2\left(\sin^{-1}x-\frac{\pi}{4}\right),\tag{3}$$



B为真实框；B^{GT}为回归框；α、β为两个框的夹角；C_w、C_h、σ分别为两个框中心点坐标的宽、高和距离

图3　角度损失的计算过程

Figure 3　The process of calculating the angle cost

$$x=\frac{C_h}{\sigma}。\tag{4}$$

距离损失定义式为：

$$\Delta=\sum_{t=x,y}(1-\mathrm{e}^{\gamma\rho_t}),\tag{5}$$

其中，$\rho_x=\left(\frac{b^{gt}_{c_x}}{c_w}\right)$，$\rho_y=\left(\frac{b^{gt}_{c_y}}{c_h}\right)$，$\gamma=2-A$。

形状损失定义式为：

$$\Omega=\sum_{t=w,h}(1-e^{-\omega_t})^{\theta},\tag{6}$$

其中，$\omega_w=\frac{|w-w^{gt}|}{\max(w,w^{gt})}$，$\omega_h=\frac{|h-h^{gt}|}{\max(h,h^{gt})}$，$\theta$取值范围为2～6，由遗传算法在数据集中计算确定。

IoU损失定义式为：

$$L_{\mathrm{IoUCost}}=1-\mathrm{IoU}。\tag{7}$$

总的损失函数为：

$$L_{\mathrm{bos}}=1-\mathrm{IoU}+\frac{\Delta+\Omega}{2}。\tag{8}$$

由式(3)～式(8)可知，SIoU通过角度损失来减少。

2.4　改进骨干网络C3模块

为了提高YOLOv5s模型对目标特征的提取能力，减少模型在执行任务时的漏检与误判情况，同时简化模型的计算量。试验对骨干网络中的第3层和第9层的C3模块进行优化，去掉C3模块中Bottleneck结构的3×3卷积计算，在此位置嵌入轻量化的CA注意力机制，CA注意力机制模块如图4所示[22-24]。

CA注意力机制的核心思想是将位置信息嵌入到通道注意力中，并将通道注意力分成两个一维特征编码，用两个一维特征分别沿W和H方向进行全局池化，再将两个带有位置信息的特征图分别输出为两个带有注意力的特征图来感知更多的特征信息。该注意力机制灵活、轻便，适合部署于轻量化模型中[25-26]。针对试验自建数据集，对CA注意力机制的嵌入方式进行多种尝试，对比之后发现将CA注意力机制嵌入骨干网络的C3模块中为较优方案。改进后的C3CA结构如图5所示。

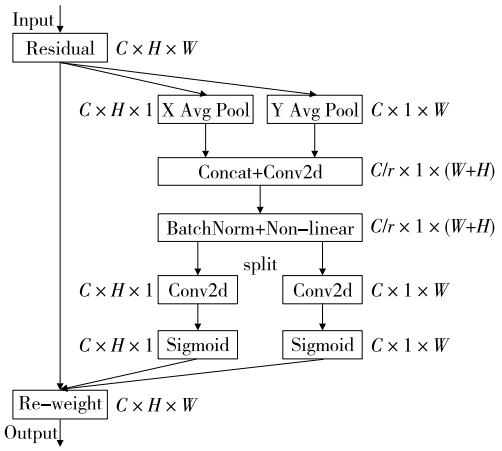


图4　CA注意力机制

Figure 4　Mechanism of Coordinate Attention

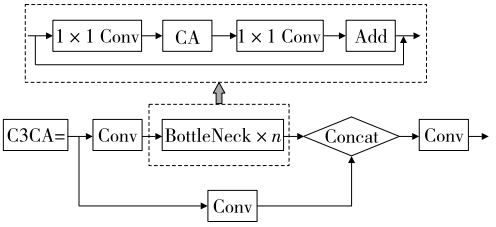


图5　C3CA结构图

Figure 5　C3CA structure diagram

2.5　改进特征融合网络

YOLOv5s采用的PANet特征融合网络是在FPN的基础上增加了自下而上的特征融合结构,使特征图中的语义信息和位置信息更好地融合。但PANet结构不能跨层传递,因此不能将原始图像的特征信息直接传递到后面的特征中,导致部分特征图信息丢失。针对此问题,试验采用BiFPN结构来代替PANet结构[27],BiFPN结构和PANet结构如图6所示。

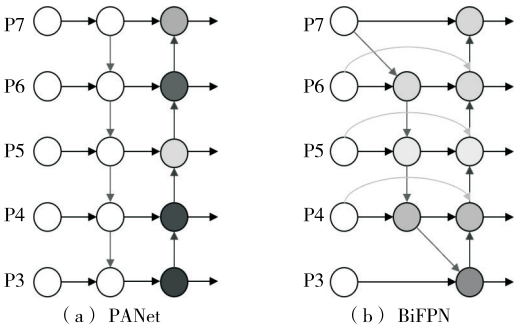


图6　PANet与BiFPN结构对比图

Figure 6　Diagram comparing PANet and BiFPN structure

BiFPN结构采取的策略是将PANet网络中贡献较小的输入边节点删除,简化了双向网络,增加了输入节点和输出节点的跨层连接来融合更多的特征信息。BiFPN结构在增加少许计算量的情况下,能有效提高对低层特征图的位置信息和高层特征图的语义信息的融合能力[28]。因此,采用BiFPN双层特征金字塔结构来替换PANet结构,由于YOLOv5s模型的输出端只有3个,因此,不需去掉输入节点,将Concat改成BiFPN中带有权重的Concat,采用快速归一化的方式将16倍下采样后形成的40×40特征图与后面网络的特征图进行融合。改进后的Our-YOLOv5s架构如图7所示。

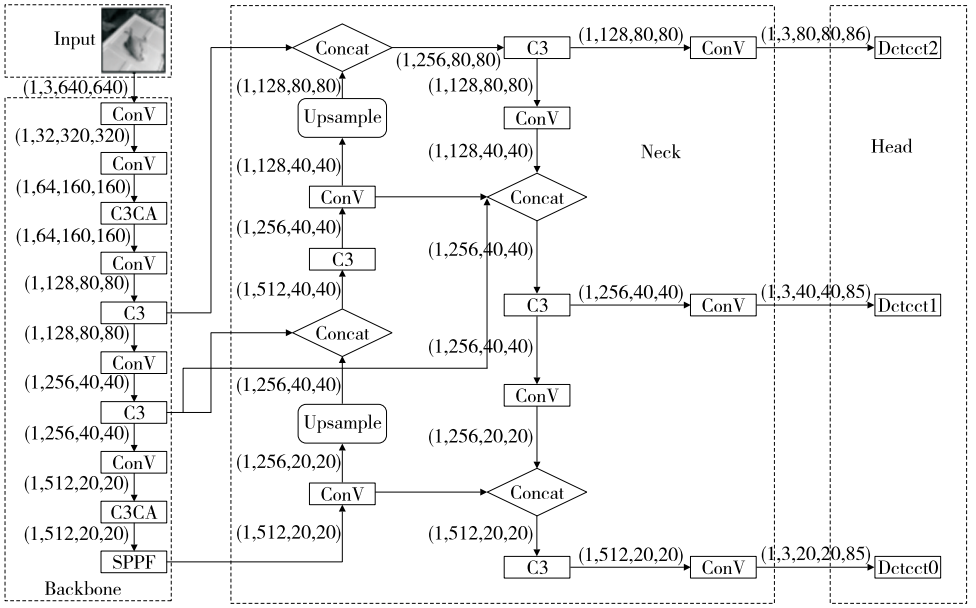


图7　Our-YOLOv5s网络架构图

Figure 7　Our-YOLOv5s network architecture

3 试验与分析

3.1 试验环境与参数设置

试验环境见表2,数据训练集的参数设置见表3。

表2 试验环境

Table 2 Experimental environment

项目	名称
操作系统	Windows 10
GPU	NVIDIA Quadro P2000
CPU	Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2686 V4 @ 2.3 GHz
内存	256 GB
CUDA	11.4
框架	PyTorch 1.11.0
语言版本	Python 3.8

表3 参数设置

Table 3 Parameter settings

项目	参数
迭代轮数	100
初始学习率	0.01
权重衰减	0.000 5
动量	0.937
预热初始动量	0.8
批量	16
IoU阈值	0.5
优化器	SGD

3.2 评价指标

采用IoU阈值为0.5时的平均精度均值(mAP)、检测速度(FPS)和权重作为模型的主要评价指标[29]。mAP计算式为:

$$P_{mA}=\frac{1}{c}\sum_{i=1}^{c}\int_{0}^{1}P(R)\mathrm{d}(R), \tag{9}$$

$$P=\frac{T_P}{T_P+F_P}, \tag{10}$$

$$R=\frac{T_P}{T_P+F_N}, \tag{11}$$

式中:

P_{mA}——平均精度均值;

c——检测目标类别数;

P——精确度,%;

R——召回率,%;

T_P——检测为正类的正样本;

F_P——检测为正类的负样本;

F_N——检测为负类的负样本。

3.3 试验结果分析

3.3.1 训练结果　改进后的模型与YOLOv5s原模型迭代100个周期的损失值变化曲线如图8所示。

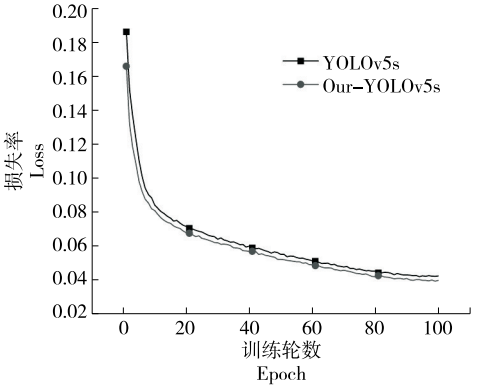


图8 两个模型的损失值变化曲线

Figure 8 Loss value change curves for both models

由图8可知,Our-YOLOv5s的初始损失率略高于YOLOv5s,但下降速度快,并在5轮迭代后追平并超过YOLOv5s,两模型损失率在20轮迭代前均呈快速下降趋势,20~80轮迭代时下降速度减慢,80轮迭代后均趋于平缓,两算法均未产生过拟合。100轮迭代后,Our-YOLOv5s的损失率为0.039 3,比YOLOv5s低16.1%,其拟合效果更好。

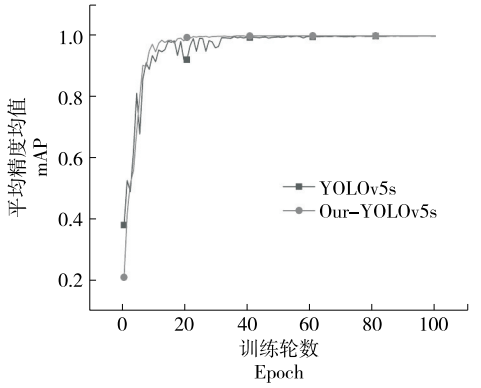


图9 两模型的mAP变化曲线

Figure 9 mAP variation curves for both models

由图9可知,YOLOv5s的初始mAP为0.378 44,而Our-YOLOv5s的初始mAP为0.208 43,表明改进的模型在初始阶段的性能较基础模型略低。而随着训练的进行,两模型在最终迭代(100轮)分别达到了0.993 99(YOLOv5s)和0.995 00(Our-YOLOv5s),说明两者在模型收敛后均取得了较高的性能。迭代22轮时,Our-YOLOv5s的mAP为0.987 79,超越了YOLOv5s,后续训练中,改进模型表现的性能均优于基础模型,说明改进有效。

3.3.2　检测效果对比　为了对比出两模型的检测效果,设置3组对比试验,分别为单目标检测、多目标检测和有干扰目标检测。通过改变每组试验图像亮度、添加噪声和模糊处理进行变量控制,结果如图10～图12所示。

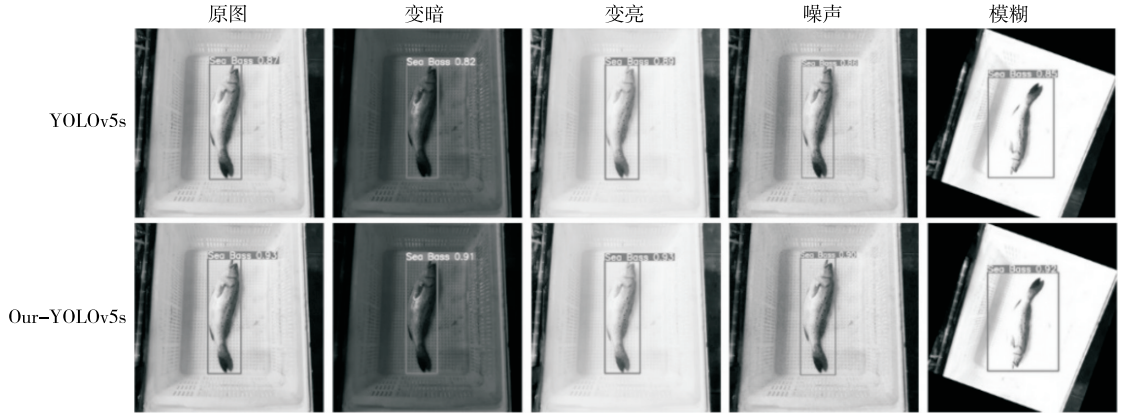


图10　单目标检测对比图

Figure 10　Single target recognition comparison diagram

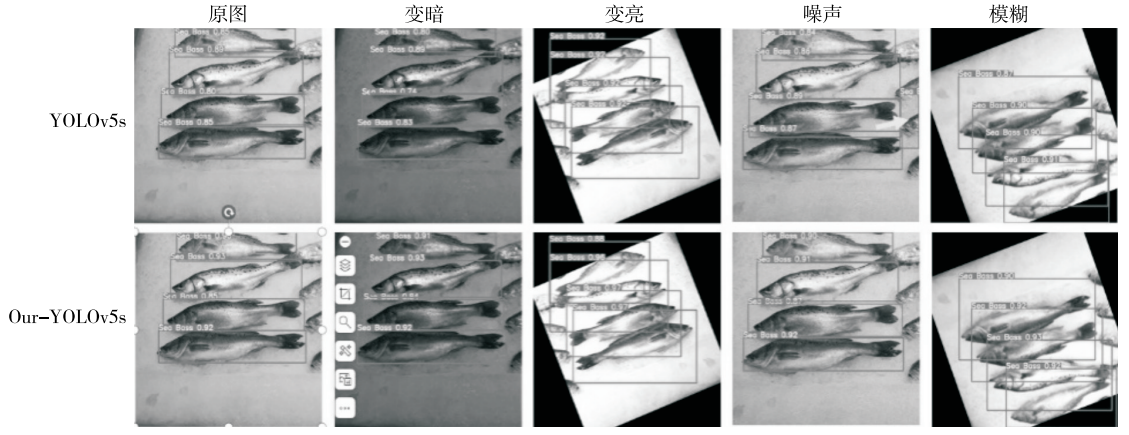


图11　多目标检测对比图

Figure 11　Multi-target recognition comparison diagram

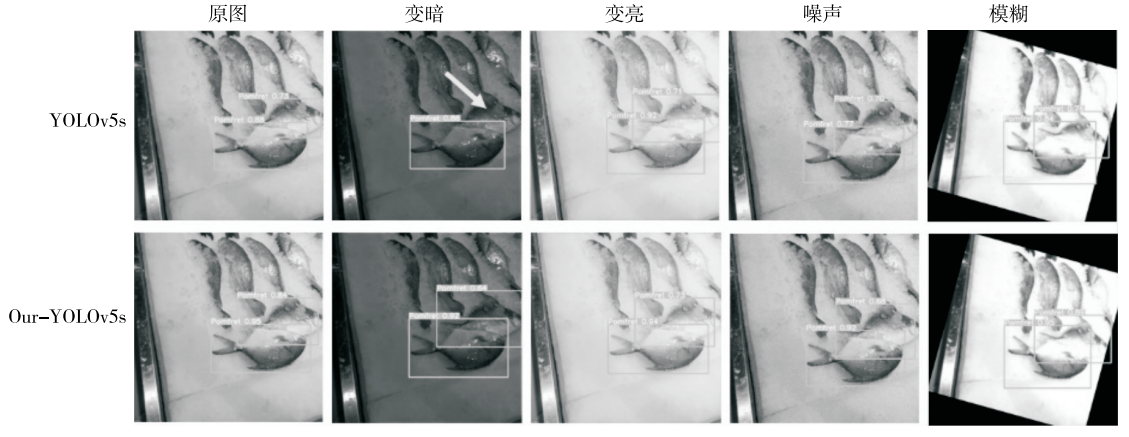


图12　有干扰目标的检测对比图

Figure 12　Comparison diagram for recognition of targets with interference

由图10～图12可知,单目标检测时,改进的Our-YOLOv5s和YOLOv5s模型均能正确识别出不同种鱼类,而从置信度来看,改进模型的置信度略高于原模型。在多目标检测中加入噪声,YOLOv5s模型将漏出的黄鱼

头误检为海鲈鱼，而Our-YOLOv5s并未出现误判现象。在有干扰的检测中调低亮度，YOLOv5s漏检了一条被部分遮挡的鲳鱼，而Our-YOLOv5s检测到了第2条鲳鱼。综上，通过加入多方面干扰如变亮、变暗、噪声、模糊等操作，Our-YOLOv5s的检测精度比YOLOv5s的更高，具有较好的泛化能力和鲁棒性。从置信度来看，Our-YOLOv5s的置信度普遍高于YOLOv5s，更加可靠。

3.4 消融试验

以mAP、FPS和权重作为评价模型表现的指标，并对试验所作改进进行消融试验，以观测改进方法的提升效果，结果如表4所示。

表4 消融试验†

Table 4 Results of ablation experiments

组别	SIoU	CA	K-means++	BiFPN	mAP/%	FPS/s^{-1}	权重/Mb
1	○	○	○	○	96.0	58	13.7
2	√	○	○	○	96.3	58	13.7
3	○	√	○	○	97.6	65	13.1
4	○	○	√	○	98.2	58	13.7
5	○	○	○	√	97.4	57	13.8
6	√	√	√	√	98.4	64	13.2

† “○”表示未加入改进；“√”表示加入改进。

由表4可知，原YOLOv5s模型在训练100个周期后，其平均精度为96.0%，FPS为58 s^{-1}，权重为13.7 Mb，将损失函数CIoU替换为SIoU，mAP提高了0.3%；在原YOLOv5s模型中引入CA注意力机制后，mAP提升了1.6个百分点，FPS提高至65 s^{-1}，权重减少了0.6 Mb，说明引入CA注意力机制有效提高了模型对海水鱼的检测效率和检测精度；用K-means++替换原YOLOv5s获取锚框参数的K-means聚类方法，mAP提高了2.2个百分点，其效果甚微；采用BiFPN双层特征金字塔结构代替原模型的PANet特征融合网络，mAP提高了1.7个百分点，但BiFPN增加了模型计算量，使得FPS下降了1 s^{-1}，权重增加了0.1 Mb；与原模型相比，试验改进模型的mAP增加了2.4个百分点，FPS增加了8 s^{-1}，权重减少了0.5 Mb，说明试验提出的改进方法更具针对性，能有效提高检测速度和精度。由图13可知，改进后模型的损失率拟合效果更好，说明改进方法有效。

4 验证实验

为验证模型的可行性与实际应用性能，搭建一套简易的分拣平台（图14），该平台由输送机构、分拣机构、图像采集机构组成[30]。工作原理：海水鱼沿传送装置依次通过图像采集区，当相机检测到鱼类到达探测区域时，采集检测画面并上传至上位机，由上位机分析检测画面。

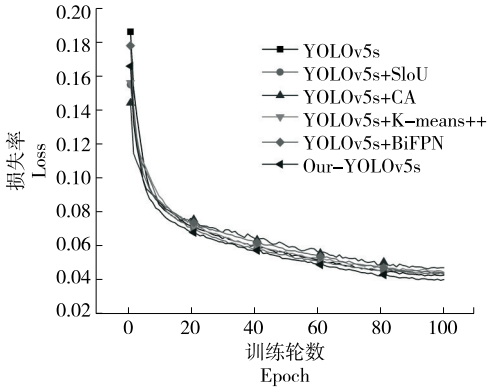
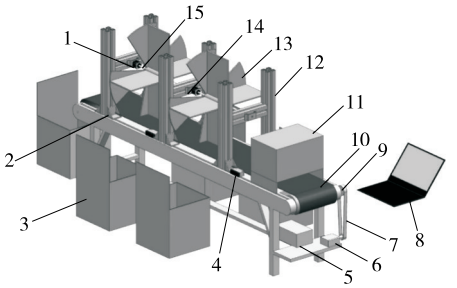


图13 消融试验的损失曲线对比

Figure 13 Comparative loss curves for ablation experiments



1. 步进电机 2. 角码 3. 鱼体收集箱 4. 光电传感器 5. 控制箱 6. 减速电机 7. 链轮 8. PC机 9. 动力滚轮 10. 输送带 11. 图像采集箱 12. 机架 13. 分选扇叶 14. 角铁 15. 轴

图14 海水鱼识别分拣装置

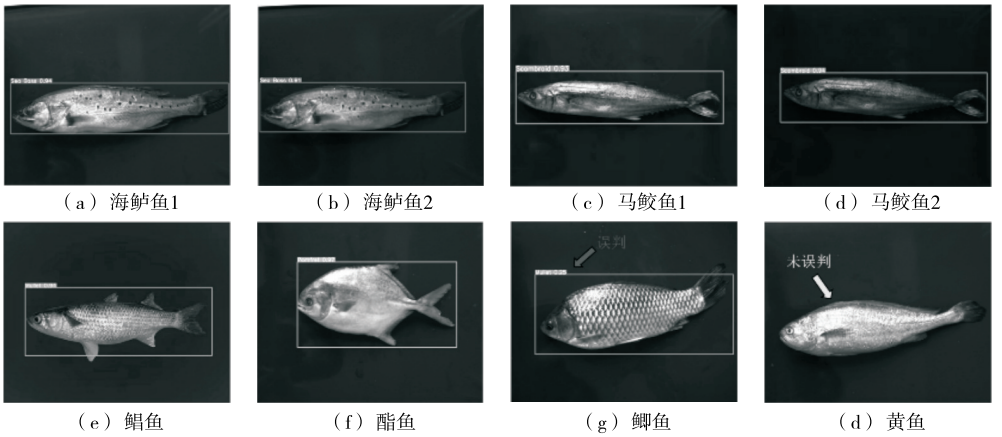
Figure 14 Seawater fish identification and sorting device

选用海鲈鱼、马鲛鱼、鲳鱼、鳙鱼4种海水鱼各20条，其他鱼类20条，共100条鱼来验证海水鱼识别模型的可靠性，所有鱼长度均为100～400 mm。输送装置传送带的速度分别设置为0.2，0.3，0.4，0.5 m/s，相邻两条海水鱼间隔600 mm，以保证图像采集区每次只经过一条鱼。部分海水鱼识别结果如图15所示，全部检测结果见表5。

表5中，若模型未将其他鱼类识别为4种目标鱼类，则识别正确，反之错误。在模拟识别海水鱼的环境中，试验提出的模型对4种目标鱼类的识别置信度较高，不同输送速度下识别正确率均≥98%。其中4种目标海水鱼的识别准确率达100%，只有识别其他鱼类时出现误判情况。被误判的为其他鱼类中的鲫鱼，这是因为构建数据集时，未加入太多淡水鱼的图像进行模型训练，鲫鱼的纹理和形体与鳙鱼有一定的相似性，导致模型在识别时出现误判。试验建立的海水鱼识别模型能准确识别海水鱼品种，对其他鱼类的检测也极少出现误判情况，证明该模型具有很好的可靠性。

5 结论

研究提出了一种基于YOLOv5s的Our-YOLOv5s模



（a）海鲈鱼1　（b）海鲈鱼2　（c）马鲛鱼1　（d）马鲛鱼2

（e）鲳鱼　（f）酯鱼　（g）鲫鱼　（d）黄鱼

图15　部分海水鱼识别结果

Figure 15　Some marine fish identification results

表5　海水鱼品种识别结果

Table 5　Results of identification of marine fish species

输送机速度/（m·s^{-1}）	识别正确数					准确率/%
	海鲈鱼	马鲛鱼	鲳鱼	鳊鱼	其他鱼类	
0.2	20	20	20	20	18	98
0.3	20	20	20	20	19	99
0.4	20	20	20	20	19	99
0.5	20	20	20	20	19	99

型。对自制数据集进行了预处理,优化了4种鱼类图片数和比例,防止数据集过拟合或出现检测精度不足的情况;采用SIoU边界框损失函数替换CIoU损失函数,提高了边界框回归精度;采用K-means++聚类方法选择适合试验数据集的初始锚框;在YOLOv5s原骨干网络的C3模块中引入CA注意力机制来提高模型的特征提取能力;采用BiFPN双层特征金字塔结构替换PANet结构增强模型的特征融合能力。结果表明,相比于原模型,试验模型的检测速度和检测精度有所提高,该改进模型在单目标、多目标和有干扰目标检测任务方面相比原YOLOv5s有较大提升。后续可以扩充海水鱼图像数据集,增加识别种类,以提高模型的实用性;在模型优化上,可以根据数据集特点,吸收深度学习方向不断迭代更新的优秀算法思想,以提高模型的检测性能。

参考文献

[1] 谢晶, 谭明堂, 杨大章, 等. 我国渔业仓储保鲜和冷链物流发展现状[J]. 包装工程, 2021, 42(11): 1-10.
XIE J, TAN M T, YANG D Z, et al. Development status of fisheries storage-preservation and cold chain logistics in China [J]. Packaging Engineering, 2021, 42(11): 1-10.

[2] 梁钊董, 熊兴国, 徐东坡, 等. 基于形状及纹理特征的淡水鱼种类自动识别方法[J]. 南京农业大学学报, 2021, 44(3): 576-585.
LIANG Z D, XIONG X G, XU D P, et al. An utomatic method for freshwater fish species classification using shape and texture features[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2021, 44 (3): 576-585.

[3] 石慧. 基于机器视觉的鱼类识别算法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021: 13-33.
SHI H. Research on fish recognition algorithm based on machine vision[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021: 13-33.

[4] 戈明辉, 张俊, 陆慧娟. 基于机器视觉的食品外包装缺陷检测算法研究进展[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 95-102, 116.
GE M H, ZHANG J, LU H J. Research progress of food packaging defect detection based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 95-102, 116.

[5] LI S S, LI C, YANG Y, et al. Underwater scallop recognition algorithm using improved YOLOv5[J]. Aquacultural Engineering, 2022, 98: 102273.

[6] RENS Q, HE K M, 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, 2017, 39(6): 106680.

[7] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]// European Conference on Computer Vision. Amsterdam: Springer, 2016: 21-37.

[8] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.

[9] 谭鹤群, 李玉祥, 朱明, 等. 通过图像增强与改进Faster-RCNN网络的重叠鱼群尾数检测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(13): 167-176.
TAN H Q, LI Y X, ZHU M, et al. Detecting overlapping fish population using image enhancement and improved Faster-

RCNN networks[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38 (13): 167-176.

[10] 张岚, 邢博闻, 李彩, 等 . 采用改进 SSD 网络的海参目标检测算法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(8): 297-303.
ZHANG L, XING B W, LI C, et al. Algorithm for detecting sea cucumbers based on improved SSD[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(8): 297-303.

[11] 张志凯, 韩红章, 赵雪芊, 等 . 基于改进 YOLOv3 模型的软包装食品自动识别方法[J]. 食品与机械, 2023, 39(5): 95-100.
ZHANG Z K, HAN H Z, ZHAO X Q, et al. Automatic recognition method for soft packaged food based on improved YOLOv3 model[J]. Food & Machinery, 2023, 39(5): 95-100.

[12] 鄢紫, 陈良艳, 刘卫华, 等 . 基于 YOLO-FFD 的水果品种和新鲜度识别方法[J]. 食品与机械, 2024, 40(1): 115-121.
YAN Z, CHEN L Y, LIU W H, et al. Fruit variety and freshness recognition method based on YOLO-FFD[J]. Food & Machinery, 2024, 40(1): 115-121.

[13] WANG K, CHEN K, DU H, et al. New image dataset and new negative sample judgment method for crop pest recognition based on deep learning models[J]. Ecological Informatics, 2022, 69: 101620.

[14] LI S S, LI Y J, LI Y, et al. YOLO-FIRI: improved YOLOv5 for infrared image object detection[J]. IEEE Access, 2021, 9: 141861.

[15] 武历展, 王夏黎, 张倩, 等 . 基于优化 YOLOv5s 的跌倒人物目标检测方法[J]. 图学学报, 2022, 43(5): 791-802.
WU L Z, WANG X L, ZHANG Q, et al. An object detection method of falling person based on optimized YOLOv5s[J]. Journal of Graphics, 2022, 43(5): 791-802.

[16] LIU Y, HE G, WANG Z, et al. NRT-YOLO: improved YOLOv5 based on nested residual transformer for tiny remote sensing object detection[J]. Sensors, 2022, 22(13): 4 953.

[17] YE C L, WANG Y F, TIE M, et al. Steering angle prediction YOLOv5-based end-to-end adaptive neural network control for autonomous vehicles[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2021, 236(9): 1053677.

[18] 侯维岩, 靳东安, 王高杰, 等 . 基于嵌入式系统的智能售货柜目标检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 217-224.
HOU W Y, JIN D A, WANG G J, et al. Object detection algorithm of intelligent vending cabinet via embedded system [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(10): 217-224.

[19] 张德春, 李海涛, 李勋, 等 . 基于 CBAM 和 BiFPN 改进 YoloV5 的渔船目标检测[J]. 渔业现代化, 2022, 49(3): 71-80.
ZHANG D C, LI H T, LI X, et al. Optimization of YOLOv5s fish vessel target detection based on CBAM and BiFPN[J]. Fishery Modernization, 2022, 49(3): 71-80.

[20] ZHENG Z, WANG P, REN D, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 52(8): 8 574-8 586.

[21] DU S, ZHANG B, ZHANG P. Scale-sensitive IOU loss: an improved regression loss function in remote sensing object detection[J]. IEEE Access, 2021, 9: 141258.

[22] GAO J B, LIANG J R, LI J L, et al. White-light endoscopic colorectal lesion detection based on improved YOLOv7[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2024, 90: 105897.

[23] 闫钧华, 张琨, 施天俊, 等 . 融合多层级特征的遥感图像地面弱小目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 221-229.
YAN J H, ZHANG K, SHI T J, et al. Multi-level feature fusion based dim small ground target detection in remote sensing images[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43 (3): 221-229.

[24] HOU Q B, ZHOU D Q, FENG J S. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashille: CVPR, 2021: 13 713-13 722.

[25] 钱坤, 李晨瑄, 陈美杉, 等 . 基于 YOLOv5 的舰船目标及关键部位检测算法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(6): 1 823-1 832.
QIAN K, LI C X, CHEN M S,et al. Ship target and key parts detection algorithm based on YOLOv5[J]. Systems Engineering And Electronics, 2022, 44(6): 1 823-1 832.

[26] GUO S, LI L, GUO T, et al. Research on mask-wearing detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. Sensors, 2022, 22(13): 4 933.

[27] TAN M, PANG R, LE Q V. Efficientdet: scalable and efficient object detection[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: CVPR, 2020: 10 781-10 790.

[28] YIN X, WU D, SHANG Y, et al. Using an efficient Net-LSTM for the recognition of single cow’s motion behaviours in a complicated environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 177: 105707.

[29] 洪洋 . 森林野火预警的小目标检测算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022: 23-36.
HONG Y. Research on small target detection algorithm for forest wildfire early warning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022: 23-36.

[30] 代犇, 赵旭, 李连鹏, 等 . 基于改进 YOLOv5 的复杂背景红外弱小目标检测算法[J]. 红外技术, 2022, 44(5): 504-512.
DAI J, ZHAO X, LI L P, et al. Improved YOLOv5-based Infrared dim-small target detection under complex background [J]. Infrared Technology, 2022, 44(5): 504-512.