

基于轻量级 YOLOv4 的小目标实时检测

刘雨青, 隋佳蓉*, 魏星, 张中林, 周彦

上海海洋大学工程学院, 上海 201306

摘要 为实现渔业养殖中的精准投喂, 在传统检测算法的基础上, 提出了一种基于鱼群纹理、形状和密集度特征的轻量级鱼类摄食行为实时检测算法 F-YOLO。将 YOLOv4 算法原来的主干特征提取网络 CSPDarkNet53 替换为 MobileNetV3, 以少量检测精度下降的代价极大提升网络的实时检测性能, 提升对鱼类小目标检测性能; 对网络结构卷积层进行通道剪枝和知识蒸馏处理压缩模型, 减少浮点运算次数 (FLOPs) 和计算量; 使用优化 K-means 聚类结合添加全局非极大值抑制的 DIoU 损失函数确定锚框, 解决鱼体相互遮挡导致锚框缺失问题。实验结果表明, 所提 F-YOLO 算法的模型大小仅为 13.7 MB, 每张图片平均识别时间达到 50 ms, 精度达 99.13%, FLOPs 仅为 1.64×10^{10} , 在嵌入式设备中的检测速度可以达 33 frame/s, 可为实际渔业养殖提供理论指导。

关键词 图像处理; YOLOv4; 通道剪枝; 知识蒸馏; 实时检测

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212923

Real-Time Detection of Small Targets Based on Lightweight YOLOv4

Liu Yuqing, Sui Jiarong*, Wei Xing, Zhang Zhonglin, Zhou Yan

College of Mechanical Engineering, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China

Abstract A real-time detection algorithm F-YOLO for the feeding behavior of lightweight fish based on the fish swarm's texture, shape, and density characteristics is proposed to realize accurate feeding in fishery breeding based on the traditional detection algorithm. The initial backbone feature extraction network CSPDarkNet53 of the YOLOv4 algorithm is replaced by MobileNetV3, which significantly enhances the real-time detection performance of the network and the detection performance of small fish targets at the cost of a slight reduction in detection accuracy; channel pruning, and knowledge distillation are performed on the convolution layer of the network structure to compress the model and reduce the number of floating-point operations (FLOPs) and the amount of calculation; using optimized K-means clustering and DIoU loss function with global non-maximum suppression to determine the anchor frame, the problem of missing anchor frame caused by mutual occlusion of fish bodies are solved. The experimental results reveal that the model size of the suggested F-YOLO algorithm, the average recognition time of each image, the accuracy, the FLOPs, and detection speed in the embedded device are 13.7 MB, 50 ms, 99.13%, 1.64×10^{10} , and 33 frame/s, respectively, which can provide theoretical guidance for the actual fishery breeding.

Key words image processing; YOLOv4; channel pruning; knowledge distillation; real-time detection

1 引言

2020 年世界粮农组织统计报告提出, 当前水产养殖约占全球鱼类总产量的 1/2^[1]。至 2019 年底, 国内水产养殖产量达 226405 t^[2]。当前, 水产养殖业主要由人工控制投喂量, 劳动力成本高且对投喂量难以精准把握。投喂量过少会影响鱼的成长, 导致养殖效益不高; 投喂量过多会造成水体污染, 影响鱼类生长环境。

因此, 自动精准投喂显得尤为重要, 本研究以彩鲤为研究对象, 对鱼群摄食行为进行分析。

为实现渔业养殖中的精准投喂, 需要对鱼群的摄食行为进行精准判断, 鱼群摄食行为判断有侵入式和非侵入式两种, 非侵入式在水产养殖领域应用较为广泛。陈志鹏^[3]利用 Lucas-Kanade 结合光流法和支持向量机 (SVM) 对鱼群的摄食特征进行分类检测, 通过熵值表征鱼群混乱程度区分摄食状态, 准确度可达

收稿日期: 2021-11-10; 修回日期: 2021-12-27; 录用日期: 2022-01-17; 网络首发日期: 2022-01-27

基金项目: 上海市水产动物良种创制与绿色养殖协同创新中心 (A1-3605-21-0002)

通信作者: *1120987443@qq.com

97%。Zhou 等^[4]提出了一种灰度共生矩阵和 SVM 结合的反射帧分类方法检测鱼类的摄食行为,该方法准确率高达 90%。Zhao 等^[5]研究出一种改进的动能模型,该模型通过光流法提取鱼群的速度和转角来量化鱼群的摄食强度。张佳林等^[6]通过水下拍摄图片的高斯均值和方差向量形成特征矩阵训练的卷积神经网络对鱼群的摄食行为进行分类。陈明^[7]等采用灰度共生矩阵和马尔可夫随机场模型提取鱼群形状和纹理的信息,将其作为神经网络的输入量,以此来检测鱼群的摄食强度,该方法的准确识别率达到 98%。

目前大多数识别鱼类摄食行为的实验都是在普通计算机上运行的,实际应用时需将其搭载到小型嵌入式设备中,直接搭载会存在运行速度慢、精度低,无法达到实时检测的问题。因此,本文提出了一种以 YOLOv4^[8]算法为基础的轻量级 F-YOLO 算法,并采用通道剪枝^[9]和知识蒸馏^[10]的方式将模型的参数压缩 73%。相比于速度和精度兼具的模型大小为 117 MB 的 YOLOv4 算法, F-YOLO 的模型大小只有 13.7 MB,可搭载到小型设备实现实时检测。关于鱼类摄食行为的研究大多数都基于鱼类本身的游速、转角或鱼群整体的分散指数等某一特征^[11]进行特征提取,实际运用时准确度受限。本研究将鱼群的纹理、形状与整体的聚集程度等 3 个特征参数通过加权算术平均法^[12]结合来检测鱼的摄食行为。即使在某些突发的环境变换时,所提算法仍然可以实时准确地判断鱼群的摄食状态,为实际的渔业养殖提供准确可靠的理论支持。

2 实验环境

实验数据在真实的养殖池里采集,水池大小为 10 m×20 m。研究鱼体体长介于 10~25 cm 之间。摄像头为 100 万像素 USB 免驱,固定在距离水池边 1 m、水面 0.5 m 的固定杆上,通过 USB 线与电脑相连,用电脑操控摄像头拍摄。获取的照片如图 1 所示。



图 1 实验获取图片

Fig. 1 Picture obtained from experiments

3 算法结构

3.1 YOLOv4 算法简介

YOLOv4 由主干网络 (Backbone)、颈部结构 (Neck)、检测头 (Head) 等 3 部分组成^[13]。主干网络采用 CSPDarkNet53、Mish 激活函数及 Bottleneck 进行特征提取; Neck 在 Backbone 和 Head 中插入空间金字塔池化 (SPP) 模块和特征金字塔网络 (FPN)+ 路径聚合网络 (PAN) 结构, Head 输出层锚框 (anchor) 与 YOLOv3 相同, 将损失函数由 CIoU_Loss 替换为 DIoU_Loss^[14]。

3.2 改进 YOLOv4 的鱼群密集指数检测网络模型

3.2.1 优化 K-means 聚类修订锚框

锚框的制作与网络的泛化能力、训练的拟合程度及预测结果的准确性紧密相关^[15], 应用在鱼群同物种多目标检测中会存在遮挡问题导致目标缺失或一个目标存在多个 Bounding Box, 因此需要提高锚框识别精度, 对每个目标修订出最优锚框。将 YOLOv4 自带的 K-means^[16]算法换为二分 K-means。K-means 将所有点作为一个簇, 将其一分为二, 选择误差平方和最大的两个簇再分为两个簇, 迭代 k 次。二分 K-means 将每一个点二分, 选出聚类损失中 DIoU 最小值进行更新, 解决了原始聚类的随机性导致的锚框丢失或位置极端问题, 且相似度计算量减少, 在速度上有一定提升。

$$S_i = \begin{cases} S_i, \text{IoU}(M, b_i) < \epsilon \\ 0, \text{IoU}(M, b_i) \geq \epsilon \end{cases}, \quad (1)$$

式中: b_i 是预测框; S_i 是预测框对应的分数; ϵ 是 IoU 阈值; M 是高置信度候选框。

采用优化后的 K-means 聚类算法, 通过 200 次迭代实验选取了 (50, 50)、(58, 58)、(68, 68)、(80, 80)、(90, 90)、(100, 110)、(123, 139)、(132, 134)、(138, 152) 等 9 个聚类锚框中心点, 如图 2 所示。

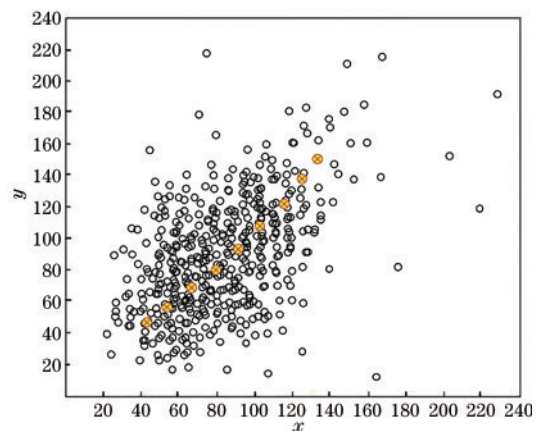


图 2 各个点位坐标分布图

Fig. 2 Coordinate distribution map of each point

3.2.2 基于改进 YOLO 算法的鱼群密集指数特征提取网络

鱼群密集指数为一定范围内鱼的条数。实验中根

据饵料投放位置设置计数范围。实验时获取照片中每一条鱼都会生成一个 Bounding Box, F-YOLO 模型通过计算设置范围内 Bounding Box 个数确定鱼条数, 从而得到鱼群密集指数。程序开始将 Bounding Box 位置 0, 鱼进入设置范围内 Bounding Box 数量加 1, 离开范围 Bounding Box 减 1。经过大量实验确定阈值为 15, 超过 15 判断为摄食中, 低于 15 为未完成。

鱼类为运动型目标, 检测算法需要做到实时检测且能在小型嵌入式系统中运行。CSPDarkNet53 有 104 层卷积网络, 网络中使用大量的卷积操作, 运算时会占用大量的运算资源, 在小型设备上难以运行, 或者运行速度很慢, 不能达到实时检测的效果。且随着卷积层的加深, 局部小特征逐渐被忽略, 对鱼类小目标检测准确度影响较大, 故对特征提取网络进行改进, 从而实现鱼类小个体的实时检测。

使用 MobileNetV3^[17] 轻量化网络代替 CSPDarkNet53 进行图片特征提取。MobileNetV3 结合 MobileNetV1 的深度可分离卷积、MobileNetV2 的线性 Bottleneck 和反转残差模块, 并通过 Shift 操作和逐点卷积降低空间卷积。激活函数使用 h-swish 代替 ReLU6, 增强量化过程。与 CSPDarkNet53 相比, MobileNetV3 深度更低, 在识别准确度仅牺牲 1.6% 的情况下, 识别速度提高了 40%, 提升了对运动型小目标特征的检测性能。改进后的 YOLOv4 结构图如图 3 所示:

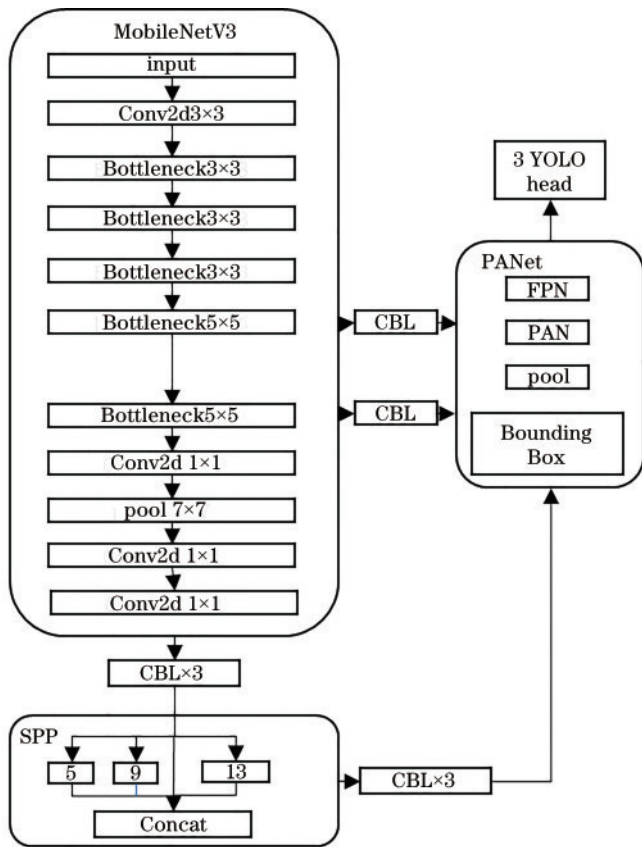


图 3 改进后的网络结构图
Fig. 3 Improved network structure diagram

3.3 通道剪枝

为进一步提高检测速度, 对 MobileNetV3 进行剪枝。由于网络计算中大部分属于矩阵运算, 实验选用结构化剪枝^[18], 剪去权重小的特征, 数学表达式如下:

$$\operatorname{argmin} \frac{1}{2N} \|Y - \sum_{i=1}^c \beta_i X_i W_i\|_F^2, \quad (2)$$

subject to $\|\beta_i\|_0 \leq c'$

式中: Y 代表输出的特征图; β_i 代表 i 层通道系数; X_i 表示 i 层输入的特征图; W_i 表示 i 层卷积核; N 表示卷积核的数量; c' 表示期望输入的特征图。

训练过程中, 除第 1 层外, 每层卷积网络的数据改变, 网络都要耗费时间重新迭代学习适应不同分布, 导致识别速度降低。因此在第 2 层后的每一卷积层加入批量归一化 (BN)^[19] 层, 代替迭代学习以适应中间层数据的改变。BN 反向传播得到 γ 参数:

$$L = \sum_{(x,y)} l[f(x, W), y] + \lambda \sum_{i=1}^c g(\gamma_i), \quad (3)$$

式中: $l[f(x, W)]$ 为神经网络反向传播中的损失函数; λ 为惩罚项的权重因子。

由式 (3) 反向推导可知, 趋近 0 的 γ 即为网络中被剪掉的特征图。100 次迭代实验后, γ 值变化如图 4 所示。

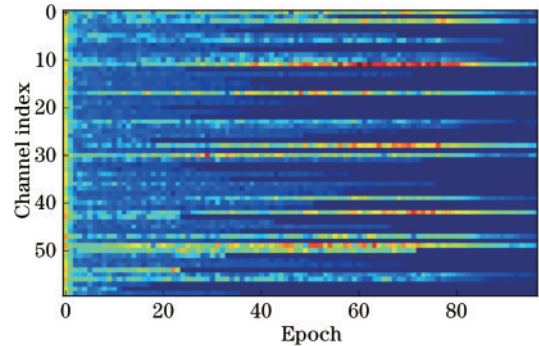


图 4 迭代次数与通道之间 γ 的变化关系
Fig. 4 Relationship between number of iterations and change of γ between channels

图 4 中, 蓝色代表 γ 数值接近 0, 红色代表 γ 数值接近 1。当迭代 100 次后, 很多 BN 层的 γ 参数已经趋近于 0, 这些表示要剪掉的特征, 剩下的代表网络结构剪枝后保留的特征。

3.4 知识蒸馏

为弥补特征提取网络替换导致的识别准确度下降问题, 在模型剪枝操作后增加知识蒸馏处理, 知识蒸馏就是让体积小的模型 (学生模型) 获取到正确率高的大模型 (老师模型) 的数据分布。在本实验中, 使构建的轻量化模型学习 YOLOv4 原本特征提取网络的数据。蒸馏过程如图 5 所示。

由于教师模型网络逼近真实值, 且分布不平滑。实验中引入温度参数 T , T 值越大, 教师模型网络输出

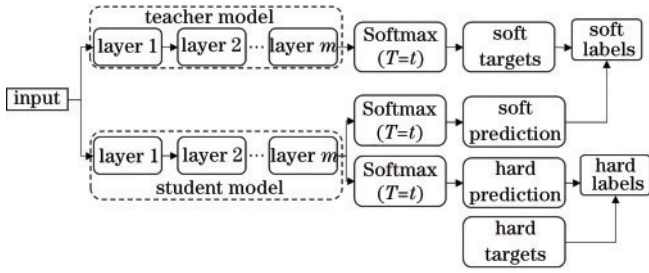


图 5 知识蒸馏流程图

Fig. 5 Knowledge distillation flowchart

分布越平滑,学生模型学到的知识越丰富,但损失也随之增大,如图 6 所示,其中横坐标代表网络输入 Softmax 函数的值,纵坐标表示经过温度参数 T 后的温度概率。程序开始时,将 T 值设置为 20,使其充分学习,随着训练进行逐渐将 T 值减小至 0 以收敛模型。

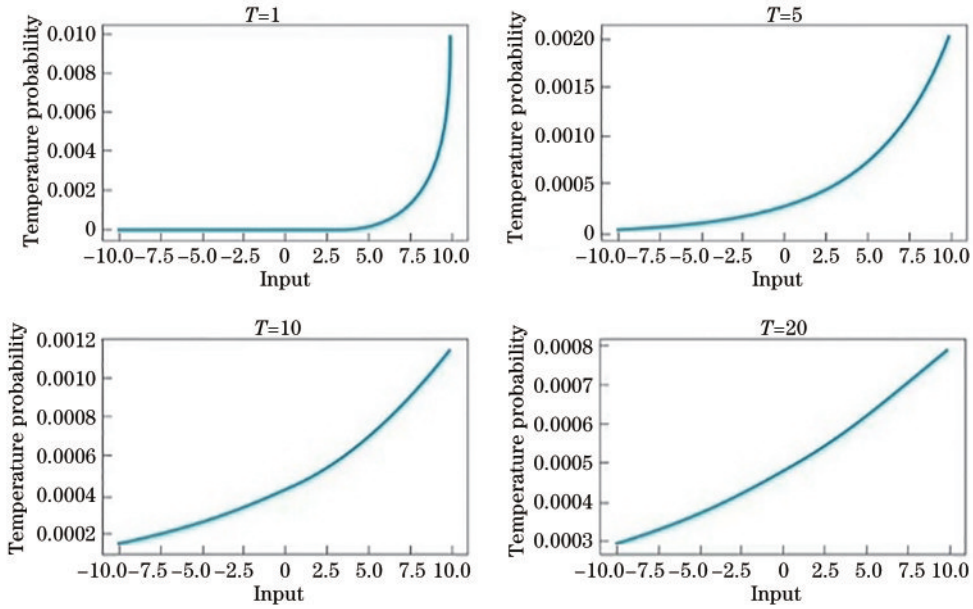


图 6 不同温度下,输入值与预测值分布

Fig. 6 Distribution of input and predicted values at different temperatures

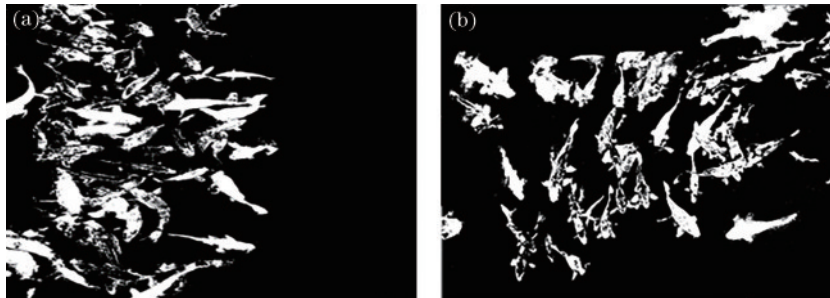


图 7 摄食中和摄食后的纹理图。(a)摄食中纹理图;(b)摄食后纹理图

Fig. 7 Texture maps in feeding and after feeding. (a) Texture map in feeding; (b) texture map after feeding

3.6 图片形状特征的提取

图片的形状特征由鱼群外部轮廓线条构成,根据形状特征进行分类对机器视觉来说更为直观,本实验通过 Canny^[21]算子获取形状图像,如图 8 所示。

3.5 图片纹理特征提取

实验需要提取图片的纹理特征,傅里叶变换提供一种由时域变换到频域的方法,且傅里叶变换可以在时域和频域相互转换时不丢失任何信息:

$$f(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{i=1}^{\infty} [a_n \cos(\frac{2\pi n t}{T}) + b_n \sin(\frac{2\pi n t}{T})], \quad (4)$$

式中: a_0 是总振幅; a_n 和 b_n 分别为实频率分量的振幅; $\frac{1}{T}$ 为函数 $f(t)$ 的频率。

通过比较鱼群摄食中与摄食后的纹理图可以发现:摄食中的纹理分布由各个方向向饵料方向排列;摄食后鱼群纹理分布较为分散,没有排列顺序。即摄食中的鱼都朝着饵料的方向运动,并且分布较为紧密,最终可通过幅值^[20]体现。图 7(a)、(b)分别为摄食中和摄食后的纹理图。

图 8(a)为摄食中的图像,从图中可以看出,摄食中的鱼群分布较为紧凑,且边缘分布杂乱。摄食后的图像如图 8(b)所示,摄食后的边缘图像分布相对分散,轮廓较摄食中更简单、清晰。由文献[21]可知,形状作为

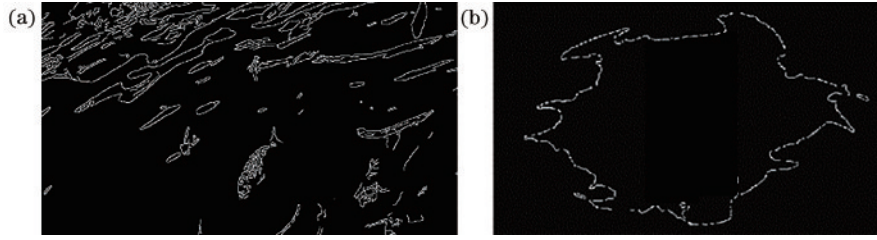


图 8 摄食中和完成后的边缘检测图。(a)摄食中边缘检测图;(b)摄食后边缘检测图

Fig. 8 Edge detection maps in feeding and after feeding. (a) Edge detection map during feeding; (b) edge detection map after feeding

图像的特征之一,使得机器视觉能够根据形状的紧凑性反应图像的特征。当图像越乱时,图片的形状参数就越大。故形状参数可作为鱼群的摄食状态的判别依据。

4 分析与讨论

4.1 YOLOv4的改进分析

在大小、速度和性能等 3 个方面对模型进行评估。模型大小即所占内存大小,关于速度的评估指标有参数量、帧率(FPS)、浮点运算次数(FLOPs)等,关于性能的评估指标有精度、损失、召回率和 F1-score 等^[21-22]。

在模型大小和速度方面,F-YOLO将网络由原来的 117 MB 压缩到现在的 13.7 MB,整个网络参数量下降 73%。在速度上:F-YOLO的FLOPs仅为 1.64×10^{10} ,相对于 YOLOv4 的 1.551×10^{11} 减少 89%;其在 GTX1080Ti 上的 FPS 为 97,在嵌入式设备 Nvidia

nano 中的 FPS 可以达 33,而 YOLOv4 在嵌入式设备 Nvidia nano 中只有 3。精度上,F-YOLO 的 mean average precision (mAP) 达到 94.3%,高于传统的 YOLOv4 算法 17.8 个百分点,可以应用于投饵船这种空间有限的嵌入式设备中。改进后的模型运算速度和损失精度大大提高,具体实验结果如表 1 所示。

表 1 F-YOLO 剪枝和蒸馏结果
Table 1 F-YOLO pruning and distillation results

Network model	Pruning	Distillation	Parameter / MB	FLOPs / 10^9	mAP
YOLOv4			117.0	155.1	0.765
F-YOLO			40.4	51.2	0.883
F-YOLO	✓		13.7	16.4	0.872
F-YOLO	✓	✓	13.7	16.4	0.943

在模型性能方面,使用 F-YOLO 算法对样本数据集进行 50 次迭代训练,训练数据如图 9 所示:

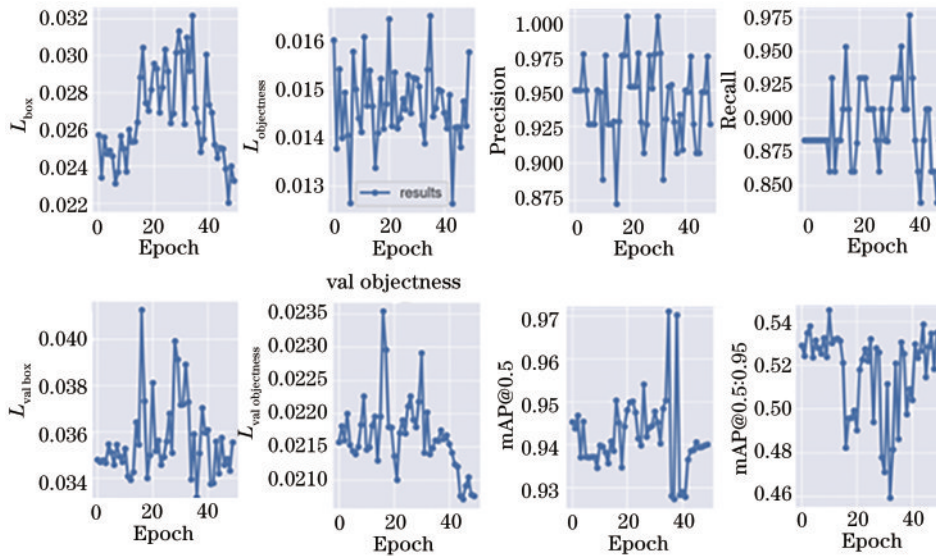


图 9 知识蒸馏网络的训练数据

Fig. 9 Training data of knowledge distillation network

L_{box} 、 $L_{\text{objectness}}$ 和 $L_{\text{val box}}$ 、 $L_{\text{val objectness}}$ 分别代表回归坐标损失、置信度损失和验证回归坐标损失、验证置信度损失。mAP@0.5 代表预测框和真实框在交并比为 0.5 时的验证结果,mAP@0.5:0.95 代表预测框和真实框交

并比分别在 0.5~0.95 之间的平均 AP 的验证结果。由于大模型网络软标签影响, L_{box} 、 $L_{\text{objectness}}$ 都呈震荡下行趋势。mAP 在蒸馏的过程中,呈震荡上行趋势。整体的 mAP@50 都在 0.9 以上,且整体的 mAP@0.5:

0.95 都在 0.45 之上。即整个网络在摄食检测中的检测效果稳定可靠。

F-YOLO 网络的 F1-score 如图 10 所示。从图 10 可以看出,当交并比处在 0.644 时,其预测的 F1-score 最高,达到 93%,比传统的 YOLOv4 算法提高了 16.5 个百分点,说明模型拥有非常好的摄食判断性能。

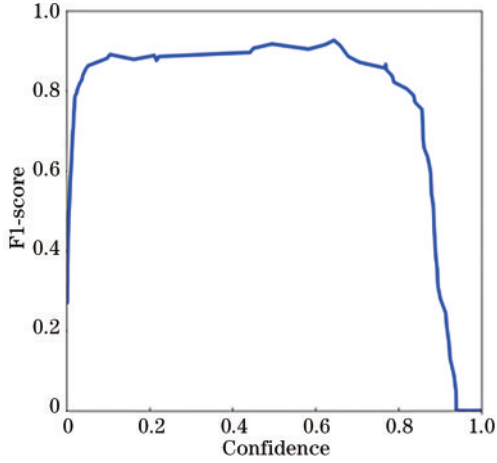


图 10 F-YOLO 剪枝蒸馏后的 F1-score

Fig. 10 F1-score after F-YOLO pruning distillation

F-YOLO 的 P - R 曲线如图 11 所示, P - R 曲线代表精度和召回率的关系。由图 11 可以看出,mAP 在真实标签与预测标签交并比在 0.5 的范围内,其结果已经达到 0.943,说明模型拥有较好的摄食判断能力。

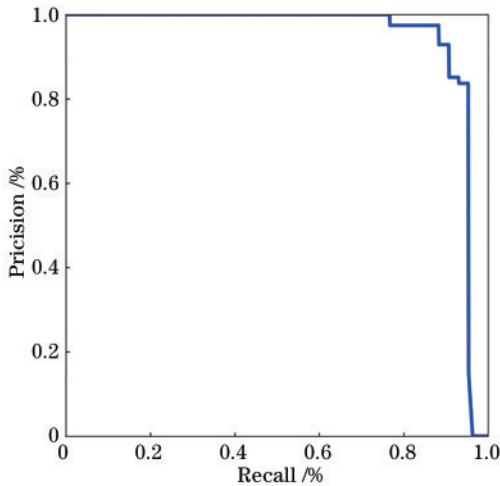


图 11 F-YOLO 剪枝蒸馏后的 P - R 曲线

Fig. 11 P - R curve of F-YOLO after pruning distillation

4.2 模型损失函数精度分析

采用 IoU、DIoU、CIoU、GIoU 损失及添加非极大抑制(NMS)的 DIoU 进行对比,结果如表 2 所示。

由表 2 可知:将 IoU 作为评价指标时,GIoU 在 AP 上的增益为 2.49%,在 AP75 上的增益为 4.67%;CIoU 在 AP 上的增益为 5.67%,在 AP75 上的增益为 8.43%;DIoU 在 AP 的增益为 3.29%,AP75 的增益为 6.40%;增加 NMS 之后的 DIoU 的 AP 增益在 DIoU 的

表 2 基于 YOLOv4 模型的损失函数实验结果

Table 2 Loss function test results based on YOLOv4 unit: %

Loss	AP		AP75	
	IoU	DIoU	IoU	DIoU
L_{IoU}	46.57	45.82	49.82	48.76
L_{GIoU}	47.73	46.88	52.20	51.05
L_{DIoU}	48.10	47.38	52.82	51.88
L_{CIoU}	49.21	48.42	54.28	52.87
L_{DIoU} (NMS)	49.32	48.54	54.74	54.30

基础上又增加了 2.62%,AP75 的增益增加了 4.96%。即添加 NMS 模块后的 DIoU_Loss 的准确度更高。

4.3 结果分析

基于单一特征^[23-25]和多个特征融合的对比结果如表 3 所示,从表 3 可以看出,本研究使用的摄食强度检测方法误差小,准确度(在摄食完成和未完成的所有照片里判断摄食状态正确的数量占全部识别数量的值)达到 99.13% 的较高值。基于多个特征融合的检测模型实现了多个特征间的互补,提高了检测结果的准确性,可以为鱼类投喂的检测提供较为准确的理论依据。

表 3 不同检测方法的摄食强度检测对比

Table 3 Comparison of feeding intensity detection by different detection methods

Method	Meansquare error / 10^2	Recognition accuracy / %
Based on shape features	6.45	96.28
Based on color features	7.78	96.97
Proposed method	3.64	99.13

5 结 论

将 YOLOv4 算法中的特征提取结构转换为 MobileNetV3,优化 K-means 聚类修订锚框,添加 DIoU_Loss(NMS)提高 YOLOv4 算法准确度,降低运算量和计算参数的同时,使用通道剪枝和知识蒸馏压缩模型,并将其部署在小型嵌入式系统上。训练后的模型对单张图片的识别时间达到了 50 ms,其 FLOPs 只有 1.643×10^{10} 。结合傅里叶变换和二值化等算法对鱼群摄食行为进行检测判断,与之前单一的基于图片纹理特征或者形状特征的方法相比,该方法对鱼群检测精度较高,可指导鱼的精准投喂。本实验在真实养殖环境下进行,实验结果的可靠性较高。但实验过程中对与目标检测对象相比体型过小的鱼类忽略不计,在接下来的研究中可以将其考虑在内。

参 考 文 献

- [1] 白洋,胡锋,吴庭刚.中国海洋渔业管理制度的创新研究:基于美国渔业管理经验的借鉴[J].科技管理研究,2020,40(16):46-52.

- Bai Y, Hu F, Wu T G. Innovation of China's marine fishery management system based on American marine fisheries management experience[J]. *Science and Technology Management Research*, 2020, 40(16): 46-52.
- [2] 张晓双, 傅玲琳, 吕振明, 等. 国内外循环式工厂化水产养殖模式研究进展[J]. *饲料工业*, 2017, 38(6): 61-64.
Zhang X S, Fu L L, Lü Z M, et al. Research development review of recirculating aquaculture mode in China and abroad[J]. *Feed Industry*, 2017, 38(6): 61-64.
- [3] 陈志鹏. 基于计算机视觉的鱼群摄食行为检测方法研究[D]. 上海: 上海海洋大学, 2019: 34-37.
Chen Z P. Research on fish feeding behavior detection method based on computer vision[D]. Shanghai: Shanghai Ocean University, 2019: 34-37.
- [4] Zhou C, Xu D M, Chen L, et al. Evaluation of fish feeding intensity in aquaculture using a convolutional neural network and machine vision[J]. *Aquaculture*, 2019, 507: 457-465.
- [5] Zhao J, Gu Z B, Shi M M, et al. Spatial behavioral characteristics and statistics-based kinetic energy modeling in special behaviors detection of a shoal of fish in a recirculating aquaculture system[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 127: 271-280.
- [6] 张佳林, 徐立鸿, 刘世晶. 基于水下机器视觉的大西洋鲑摄食行为分类[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(13): 158-164.
Zhang J L, Xu L H, Liu S J. Classification of Atlantic salmon feeding behavior based on underwater machine vision[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(13): 158-164.
- [7] 陈明, 张重阳, 冯国富, 等. 基于特征加权融合鱼类摄食活动强度评估方法[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(2): 245-253.
Chen M, Zhang C Y, Feng G F, et al. Intensity assessment method of fish feeding activities based on feature weighted fusion[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(2): 245-253.
- [8] 李维刚, 杨潮, 蒋林, 等. 基于改进 YOLOv4 算法的室内场景目标检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(18): 1815003.
Li W G, Yang C, Jiang L, et al. Indoor scene object detection based on improved YOLOv4 algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(18): 1815003.
- [9] 张有波, 郭威, 周悦, 等. 基于多粒度剪枝的水下遗迹实时目标检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(14): 1410019.
Zhang Y B, Guo W, Zhou Y, et al. Real-time target detection of underwater relics based on multigranularity pruning[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(14): 1410019.
- [10] Antaris S, Rafailidis D, Girdzijauskas S. Knowledge distillation on neural networks for evolving graphs[J]. *Social Network Analysis and Mining*, 2021, 11(1): 100.
- [11] Christensen J H, Mogensen L V, Galeazzi R, et al. Detection, localization and classification of fish and fish species in poor conditions using convolutional neural networks[C]//2018 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicle Workshop (AUV), November 6-9, 2018, Porto, Portugal. New York: IEEE Press, 2018.
- [12] Zhong L H, Li J, Zhou F F, et al. Integration between cascade region-based convolutional neural network and Bi-directional feature pyramid network for live object tracking and detection[J]. *Traitement Du Signal*, 2021, 38(4): 1253-1257.
- [13] McCombe K D, Craig S G, Viratham Pulsawatdi A, et al. HistoClean: Open-source software for histological image pre-processing and augmentation to improve development of robust convolutional neural networks[J]. *Computational and Structural Biotechnology Journal*, 2021, 19: 4840-4853.
- [14] 李旻, 何婷婷. 基于随机数三角阵映射的高维大数据二分聚类初始中心高效鲁棒生成算法[J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(4): 948-955.
Li M, He T T. An efficient and robust algorithm to generate initial center of bisecting K-means for high-dimensional big data based on random integer triangular matrix mappings[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(4): 948-955.
- [15] 刘丹丹. 基于机器视觉的二维图像增强与三维实体重建方法的研究[D]. 济南: 山东大学, 2019.
Liu D D. Research on 2D image enhancement and 3D entity reconstruction based on machine vision[D]. Jinan: Shandong University, 2019.
- [16] Yu H L, Chen W L. Motion target detection and recognition based on YOLOv4 algorithm[J]. *Journal of Physics Conference Series*, 2021, 2025(1): 012053.
- [17] Huang P H, Yao P, Hao Z D, et al. Improved constrained k-means algorithm for clustering with domain knowledge[J]. *Mathematics*, 2021, 9(19): 56-59.
- [18] Cui B Y, Li Y M, Zhang Z F. Joint structured pruning and dense knowledge distillation for efficient transformer model compression[J]. *Neurocomputing*, 2021, 458: 56-69.
- [19] 王佳雯, 李向新, 张海清. 基于高程归一化的地形自适应滤波方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(10): 1028008.
Wang J W, Li X X, Zhang H Q. Terrain adaptive filtering method based on elevation normalization[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(10): 1028008.
- [20] 陈雨琦, 冯德军, 桂福坤, 等. 采用机器视觉和傅里叶频谱特征的循环水养殖鱼类摄食状态判别[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(14): 155-162.
Chen Y Q, Feng D J, Gui F K, et al. Discrimination of the feeding status of recirculating aquaculture fish via machine vision and reflective corrugated Fourier spectrum [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(14): 155-162.
- [21] 郭强, 杨信廷, 周超, 等. 基于形状与纹理特征的鱼类摄食状态检测方法[J]. *上海海洋大学学报*, 2018, 27(2): 181-189.
Guo Q, Yang X T, Zhou C, et al. Fish feeding behavior detection method based on shape and texture features[J]. *Journal of Shanghai Ocean University*, 2018, 27(2): 181-189.

- [22] 朱志勋, 赵磊, 李恒, 等. 基于改进的同态滤波与 Canny 算法的磁瓦表面缺陷检测算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(18): 1810009.
Zhu Z X, Zhao L, Li H, et al. Research on magnetic tile surface defect detection algorithm based on improved homomorphic filtering and Canny algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(18): 1810009.
- [23] Wang X L, Liu J X, Dai S K, et al. Fast numerical simulation of 2D gravity anomaly based on nonuniform fast Fourier transform in mixed space-wavenumber domain[J]. Journal of Applied Geophysics, 2021, 194: 104465.
- [24] 董红霞, 郭斯羽. 一种结合形状与纹理特征的植物叶片分类方法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(23): 185-188.
Dong H X, Guo S Y. Plant leaf classification method combining shape and texture features[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(23): 185-188.
- [25] Wei D S, Hou D Y, Zhou X G, et al. Change detection using a texture feature space outlier index from mono-temporal remote sensing images and vector data[J]. Remote Sensing, 2021, 13(19): 3857.