

基于改进 Cascade R - CNN 和图像增强的夜晚鱼类检测

张明华¹ 龙腾¹ 宋巍¹ 黄冬梅^{1,2} 梅海彬¹ 贺琪^{1,3}

(1. 上海海洋大学信息学院, 上海 201306; 2. 上海电力大学电子与信息工程学院, 上海 200090;
3. 大洋渔业资源可持续开发教育部重点实验室, 上海 201306)

摘要: 针对光照不均、噪声大、拍摄质量不高的夜晚水下环境,为实现夜晚水下图像中鱼类目标的快速检测,利用计算机视觉技术,提出了一种基于改进 Cascade R - CNN 算法和具有色彩保护的 MSRCP (Multi-scale Retinex with color restoration) 图像增强算法的夜晚水下鱼类目标检测方法。首先针对夜晚水下环境的视频数据,根据时间间隔,截取相应的夜晚水下鱼类图像,对截取的原始图像进行 MSRCP 图像增强。然后采用 DetNASNet 主干网络进行网络训练和水下鱼类特征信息的提取,将提取出的特征信息输入到 Cascade R - CNN 模型中,并使用 Soft - NMS 候选框优化算法对其中的 RPN 网络进行优化,最后对夜晚水下鱼类目标进行检测。实验结果表明,该方法解决了夜晚水下环境中的图像降质、鱼类目标重叠检测问题,实现了对夜晚水下鱼类目标的快速检测,对夜晚水下鱼类图像目标检测的查准率达到 95.81%,比 Cascade R - CNN 方法提高了 11.57 个百分点。

关键词: 鱼类; 夜晚; 目标检测; 图像增强; Cascade R - CNN; MSRCP

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298 (2021) 09-0179-07

OSID:



Object Detection of Underwater Fish at Night Based on Improved Cascade R - CNN and Image Enhancement

ZHANG Minghua¹ LONG Teng¹ SONG Wei¹ HUANG Dongmei^{1,2} MEI Haibin¹ HE Qi^{1,3}

(1. College of Information Technology, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China

2. College of Electronics and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China

3. Key Laboratory of Sustainable Exploitation of Oceanic Fisheries Resources, Ministry of Education, Shanghai 201306, China)

Abstract: The underwater environment at night has the characteristics of uneven illumination, big noise and low quality of underwater fish video. In view of this, in order to realize the rapid detection of fish targets in underwater images at night, a method of underwater fish object detection at night based on improved Cascade R - CNN algorithm and MSRCP image enhancement algorithm with color protection was proposed by using computer vision technology. Firstly, using the video data of the underwater environment at night, corresponding underwater fish images at night were extracted according to the time interval. The original extracted image was enhanced by MSRCP. Then the DetNASNet backbone network was used to train network model and extract underwater fish feature information. The extracted feature information was input into the Cascade R - CNN model, and the Soft - NMS candidate box optimization algorithm was used to optimize the RPN network. Finally, the underwater fish target at night was detected. The experimental results showed that the method can solve the problems of image degradation and fish object overlapping detection in the underwater environment at night, and realize the rapid detection of underwater fish target at night. Using this method, the accuracy rate of object detection with underwater fish image at night can reach 95.81%, which was 11.57 percentage points higher than that of the traditional Cascade R - CNN method.

Key words: fish; night; object detection; image enhancement; Cascade R - CNN; MSRCP

收稿日期: 2020 - 10 - 08 修回日期: 2021 - 02 - 02

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61702323, 61972240) 和大洋渔业资源可持续开发教育部重点实验室开放基金项目 (A1 - 2006 - 00 - 301104)

作者简介: 张明华 (1977—), 女, 副教授, 博士, 主要从事遥感图像处理研究, E-mail: mhzhang@shou.edu.cn

通信作者: 黄冬梅 (1964—), 女, 教授, 主要从事海洋遥感处理和海洋大数据管理研究, E-mail: dmhuang@shou.edu.cn

0 引言

在水产养殖和海洋捕捞方面,需要对鱼类进行目标检测^[1]。随着深度学习的应用广泛,利用深度学习对鱼类进行目标检测逐步成为目前的研究热点。在水下鱼类目标检测中引入深度学习方法,可以节省大量人力物力,提高工作效率。对鱼类的养殖、鱼类行为的研究、鱼类活动能力的评估也有着重要的研究意义^[2-6]。

目前,一些较为成熟的目标检测方法并不能很好地适用于夜晚水下环境。这是由于夜晚水下环境光照不均,水下光线散射及水体对光线的吸收导致图像场景阴暗、模糊不清,影响了鱼类目标检测效果^[7]。LI 等^[8]使用 Faster R - CNN,对水中小型鱼类进行检测,精度达到 89.95%。SUNG 等^[9]将 YOLO 网络模型用于白天水下环境,对鱼类进行目标检测,得到较好的检测精度。以上方法的实验环境均在光线较好、图像清晰的条件下进行,而在光照不均、噪声过大、拍摄质量不高的夜晚水下环境中,目标检测效果并不理想。

Cascade R - CNN^[10]由 Faster R - CNN^[11]改进而来,是一种多阶段目标检测模型,通过级联的方式设置不同的 IoU 阈值,对检测目标进行多次校正,使其在图像质量较差的环境中,依旧保持较高的检测精度。

对于夜晚水下环境图像质量较差的问题,可以通过图像增强的方法予以改善。目前主流图像增

强算法包括多尺度 Retinex (Multi-scale Retinex, MSR)^[12]和具有色彩保护的多尺度 Retinex (Multi-scale Retinex with color restoration, MSRCR)^[13],虽然可以有效地提高图像的整体质量,但在增强夜晚水下图像时,会过度增强背景色彩,产生光晕。MSRCP^[14]算法可以使夜晚环境的背景色彩保持一致,并增强前景的色彩。

本文提出一种基于改进 Cascade R - CNN 目标检测模型和 MSRCP 图像增强的夜晚水下鱼类目标检测方法,以实现夜晚水下鱼类的精准检测。通过 MSRCP 图像增强算法,有效提高夜晚水下场景图像的色彩质量。通过结合软化非极大值抑制算法 (Soft non-maximum suppression, Soft - NMS)^[15]以及 DetNASNet 主干网络,在出现目标物体重叠的情况时去除重复的候选框,并利用更加高效的目标检测主干网络提高检测效率。

1 目标检测方法

本文方法的总体流程图如图 1 所示。针对夜晚水下环境的视频数据,首先根据时间间隔,截取出相应的夜晚水下鱼类图像。对截取的原始图像进行 MSRCP 图像增强,将增强后的图像用于 DetNASNet 主干网络进行搜索训练,得到其网络结构,并进行特征提取。然后将提取出的特征信息输入 Cascade R - CNN 模型,并且使用 Soft - NMS 算法优化其中的区域生成网络 (Region proposal networks, RPN)^[16],最后得到夜晚水下鱼类目标检测结果。

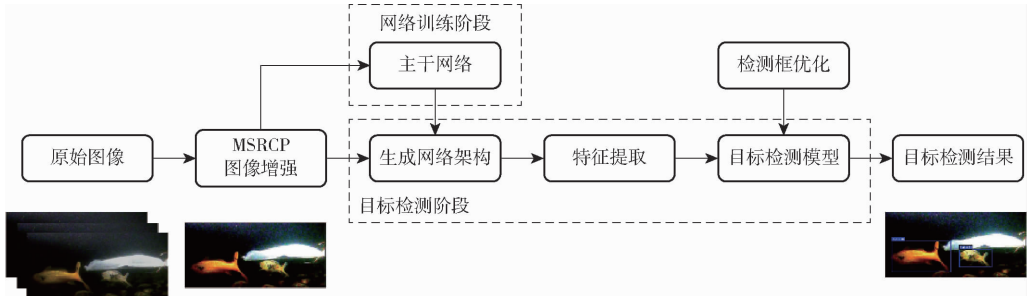


图 1 本文方法总体流程图
Fig. 1 Flowchart of the proposed method

1.1 MSRCP 图像增强算法

针对夜晚水下鱼类图像光照不均、图像模糊的问题,本文使用 MSRCP 算法对原始图像进行色彩增强。该算法是把强度图像作为原始图像,保证原始图像的背景色彩,对图像前景进行增强。强度图像的获取公式为

$$I_{nt} = \frac{I_R + I_G + I_B}{3} \tag{1}$$

式中 I_{nt} ——强度图像

I_R ——原始图像的 R 通道值
 I_G ——原始图像的 G 通道值
 I_B ——原始图像的 B 通道值

为了使增强后图像的背景色彩与原始图像一致,求得放大因子 A,计算公式为

$$A = \text{Min} \left(\frac{255}{B}, \frac{I_{nt}}{I_{ti}} \right) \tag{2}$$

其中 $B = \text{Max} (I_{R_i} + I_{G_i} + I_{B_i})$ (3)

式中 B——色度

I_{m_i} ——单通道强度图像
 i ——像素索引序号

分别对 $R、G、B$ 3 个通道利用放大因子 A 进行色彩调整,从而得到增强后的图像。计算公式为

$$R(x,y) = AI_{(R,G,B)}(x,y) \tag{4}$$

式中 $I_{(R,G,B)}(x,y)$ ——图像在坐标 (x,y) 处的 RGB 特征图

$R(x,y)$ ——增强后图像

与 MSRCR 算法相比,MSRCP 直接对 RGB 空间进行处理,不仅可以保持原图的背景色彩,而且可以有效地克服颜色失真的问题。

1.2 改进 Cascade R - CNN 模型

本文基于 Cascade R - CNN 目标检测模型,对其中的模块进行改进,改进后的具体架构如图 2 所示。

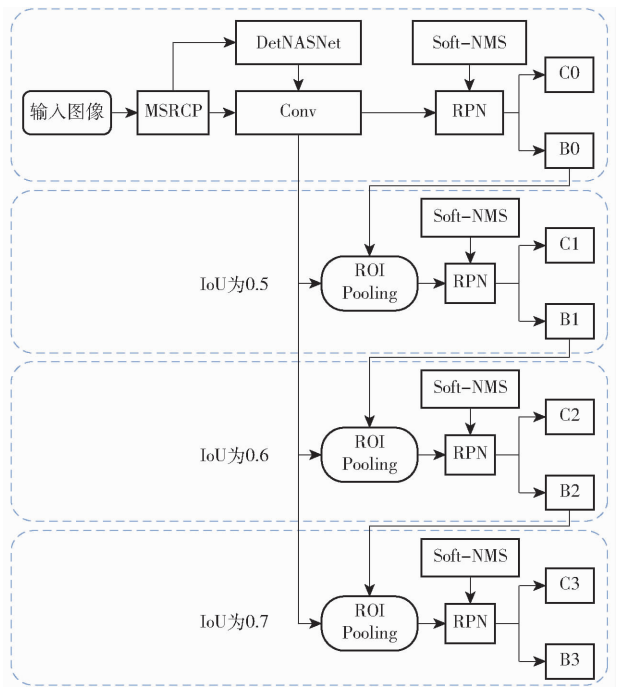


图 2 改进 Cascade R - CNN 模型

Fig.2 Improved Cascade R - CNN model

首先,将原始图像使用 MSRCP 算法进行图像增强,之后输入 DetNASNet 主干网络进行训练,得到其网络结构。图 2 中的 Conv 为 DetNASNet 构成的网络,用于特征提取,将提取的特征信息输入 Soft - NMS 算法优化的 RPN 中进行回归和分类,得到类别标签 C0 和检测边框回归坐标 B0。然后,将 B0 和主干网络提取出的特征信息经过 ROI Pooling 池化后继续输入到交并比 (Intersection over union, IoU) 阈值为 0.5 的 RPN 网络中,得到类别标签 C1 和检测边框回归坐标 B1。之后 RPN 网络 IoU 阈值分别取 0.6 和 0.7,最终得到类别标签 C3 和检测边框回归坐标 B3,即检测目标的类别和位置。

1.2.1 Cascade R - CNN 目标检测模型

Cascade R - CNN 由 Faster R - CNN 改进而来, Faster R - CNN 对图像中所有的 RPN 进行打分,需要主动挑选重叠度阈值判定正负样本。通过设定 IoU 阈值,使正样本与原目标吻合,得到检测结果。但设置较高的 IoU 阈值,会造成正样本数量不足、训练结果过拟合。设置较低的 IoU 阈值,虽然可以获得较多的正样本,利于模型的训练,但会在检测时造成较多的伪检。

Cascade R - CNN 采用级联的方式,前一个检测模型的输出作为后一个检测模型的输入,而且越往后检测模型的 IoU 阈值越大。通过设定不同大小的 IoU 阈值,多个专用回归量针对不同阶段重采样进行优化,从而提高检测精度。本文在改进 Cascade R - CNN 模型中,参照文献 [10],分别设置 0.5、0.6、0.7 共 3 种不同的阈值,从而使每个阶段都产生最优的结果。

1.2.2 DetNASNet 主干网络

DetNASNet 是一种基于神经网络搜索方法的目标检测模型主干网络。常规的目标检测模型往往使用已经设计好的神经网络架构作为主干网络,但对于不同场景中的目标检测任务,使用单一主干网络往往无法获得最优检测效果。对于特殊场景中的目标检测任务,则需要通过人工设计的方法完善网络架构,才能使得目标检测方法适应该场景,而人工设计网络架构,则需要相关人员对网络架构十分精通,并且还需要长时间训练和调试才可使用。DetNAS 使用网络架构搜索 (Network architecture search, NAS) [17] 来设计目标检测的主干网络,可以对目标检测主干网进行搜索,利用强大的搜索空间,在有限的复杂度下获得较高的准确率,节省了人工设计网络框架的工作。

DetNASNet 网络架构主要由 ShuffleNet [18] 单元组成,当前目标检测主流的 VGG、ResNet 等网络框架往往在卷积层使用一个固定大小的卷积核对图像进行卷积,而 ShuffleNet 单元采用卷积层组来替换原本的卷积,并且在卷积层后添加一个通信通道,使得各个不同的卷积结果得以通信,可以大幅度降低卷积带来的运算量。并且最后把取得的特征信息进行连接。这样不仅可以提高网络训练的精度,也可以降低网络整体的计算量与所需要的参数数量。

1.2.3 Soft - NMS 算法

目标检测算法在检测过程中,通常会在目标附近产生较多候选框。本文将 RPN 网络原本使用的非极大值抑制 NMS 算法替换成 Soft - NMS 算法用于优化候选框。NMS [19] 是一种通过临近最大值挑

选候选框的算法,其核心思想是对重复度较高的候选框打分,只保留分数最高的候选框。然而,当两个目标物体距离较近,或在图像中有较大重叠部分时,该算法也会剔除候选框,使得检测精度有所降低。

Soft - NMS 算法基于 NMS 算法改进而来,使用小分数进行权重打分,避免了打分为 0 的情况。分为线性加权和高斯加权两种,本文采用高斯加权改进的 Soft - NMS 算法,计算公式为

$$S_i = \begin{cases} S_i & (I_{ou}(M, b_i) < N_t) \\ 0 & (I_{ou}(M, b_i) \geq N_t) \\ S_i e^{-\frac{I_{ou}(M, b_i)^2}{\sigma}} & (\forall b_i \notin D) \end{cases} \quad (5)$$

式中 I_{ou} ——交并比
 S_i ——当前检测框的得分
 N_t ——IoU 阈值
 M ——权重最高的框
 b_i ——检测中产生的检测框
 D ——最终检测结果集合
 σ ——高斯函数惩罚系数

在高斯加权中,采用高斯函数惩罚,越接近高斯分布中心,惩罚力度越大,得分权重就越低。

为了对参数进行敏感分析,在训练数据集上通过改变参数值来观察查准率的变化。经过研究,Soft - NMS 的参数 σ 在 0.4 ~ 0.7 范围内有较高的性能,超出该范围,查准率明显降低。因此本文设定 σ 为 0.5。

2 实验

2.1 实验数据

为了验证本文方法的有效性,使用实际拍摄的水下视频作为数据集。固定高分辨率摄像机进行拍摄,拍摄时将白灯打开作为照明。由于在相邻几帧图像中目标运动不会变化太大,无需对每一帧都进行截取。本文采取每隔 1 s 截取一次图像,这样既保证了检测的精确率,也不影响数据集的完整性,同时加快了数据集的制作速度。水下视频共计 180 min,11.1 GB,转换成图像后打乱顺序,共截取 10 800 幅图像,分辨率约为 720 像素 × 270 像素。将 9 000 幅水下鱼类图像当作训练集,其他 1 800 幅水下鱼类图像当作测试集。并使用 LabImage 对图像中的鱼类进行标注,制作成实验所需要的 XML 格式。

实验考虑了视频中不同场景条件下截取的图像。算法的运行环境是 Intel (R) Core (TM) i7 - 9700 CPU 3.00 GHz 处理器,NIVDIA RTX - 2070_8GB GDDR6 显卡 16GB_DDR4 内存,编译环境为 OpenCV + Pytorch。

选取计算精度 (Accuracy)、查准率 (Precision)、查全率 (Recall)、F1 值以及平均检测时间作为检测性能指标。

2.2 图像增强结果

为了说明 MSRCP 图像增强算法在夜晚水下环境中的有效性,本文对比目前较为主流的图像增强算法 MSR、MSRCR 以及 LIME (Low-light image enhancement) 算法^[20]。原始图像如图 3 所示。表 1 为不同算法在不同参数设置下的图像增强结果。



图 3 原始图像
Fig. 3 Original image

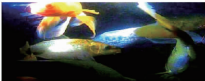
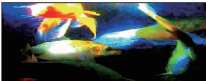
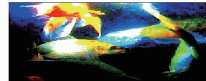
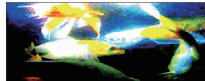
从表 1 可以看出,由于夜晚水下环境的特殊性,MSR 算法和 MSRCR 算法在增强时,会使图像整体色彩增强,导致最终增强后的图像纹理、色彩模糊不清。LIME 算法增强效果较好,还原了水下丰富的色彩,但对背景色彩也进行了增强。在后续的目标检测中,由于背景有较多的杂色,反而会降低检测精度。而 MSRCP 算法,由于其保留了夜晚环境的背景色彩,只增强了其中前景物体的色彩饱和度,不会影响夜晚水下的背景色,使得鱼类目标更加清晰,色彩更加鲜艳,为后续的目标检测提供了良好的基础。

除了主观评价外,本文还选用以下 6 个客观评价指标进行评价:

- (1) 峰值信噪比 (PSNR): 表明增强后的图像相对于真实正常光照图像的失真程度,其值越大,说明增强后的图像质量越高,即失真越少。
- (2) 结构相似性 (SSIM): 一种衡量两幅图像相似度的指标,其值越大表明增强后的图像与真实正常光照图像的结构特征越相似。
- (3) 色阶映射图像质量评价系数 (TMQI): 源于 SSIM,是衡量增强图像的色彩与原始图像色彩一致性的指标。TMQI 值越大,图像质量越好。
- (4) 自然图像质量评价指标 (NIQE): 一种基于空间自然场景统计 (Natural scene statistics, NSS) 模型构建的质量感知统计特征集合。NIQE 值越低说明图像质量越高,越符合人眼的主观评价标准。
- (5) 基于块的对比度质量指数 (PCQI): 一种基于局部块的客观质量评估方法,它能够生成局部对比度质量图。PCQI 值越高,增强后的图像对比度越大,图像质量更好。

表 1 不同算法图像增强结果

Tab.1 Image enhancement results of different algorithms

算法	图像增强结果				
MSR					
	Max Scale:200 N Scale:2.00 Dynamic:1.00	Max Scale:300 N Scale:2.00 Dynamic:1.00	Max Scale:300 N Scale:2.00 Dynamic:2.00	Max Scale:300 N Scale:3.00 Dynamic:1.00	Max Scale:300 N Scale:3.00 Dynamic:2.00
					
	Max Scale:200 N Scale:2.00 Dynamic:1.00	Max Scale:300 N Scale:2.00 Dynamic:1.00	Max Scale:300 N Scale:2.00 Dynamic:2.00	Max Scale:300 N Scale:3.00 Dynamic:1.00	Max Scale:300 N Scale:3.00 Dynamic:2.00
					
MSRCP					
	Color:2.00 Contrast:2.00 Sharpness:2.00	Color:3.00 Contrast:2.00 Sharpness:2.00	Color:2.00 Contrast:3.00 Sharpness:2.00	Color:2.00 Contrast:2.00 Sharpness:3.00	Color:3.00 Contrast:3.00 Sharpness:3.00

(6)亮度顺序误差 (LOE):一种基于相对亮度顺序来衡量图像的自然程度的评估方法。相对亮度顺序可以用来表示光照的方向和光照的变化程度。LOE 值越低,则亮度误差越小。

相比于主观评价,这 6 种客观评价具有操作简单、成本低、易于解析和实现等优点。并且参考多个评价结果,可以更客观地分析图像增强后的质量。评价结果如表 2 所示。并参考主观评价结果,选出其中效果最好的图像增强算法,为后续目标检测实验提供较高质量的数据。

表 2 图像增强评价结果

Tab.2 Image enhancement evaluation results				
评价指标	MSR	MSRCR	LIME	MSRCP
PSNR	13. 876 2	14. 421 5	15. 136 7	15. 223 6
SSIM	0. 974 8	0. 980 9	0. 993 2	0. 998 5
PCQI	1. 075 4	1. 129 8	1. 312 9	1. 348 0
TMQI	0. 742 8	0. 863 4	0. 973 6	0. 981 5
NIQE	2. 376 1	2. 451 2	2. 654 1	2. 723 5
LOE	42. 354 7	35. 318 5	17. 068 1	8. 809 2

从表 2 中可以看出,MSRCP 算法在水下鱼类增强图像的 PSNR、SSIM、PCQI、TMQI 和 NIQE 这 5 种客观评价指标上均优于其他算法。

参考以上主观评价以及客观评价指标结果,本文使用 MSRCP 算法作为后续实验的图像增强方法,并使用增强效果较好的参数 Color: 2.00、Contrast:2.00、Sharpness:2.00。

2.3 目标检测结果

本文网络结构的参数设置为:方差 0.1、均值 0、

Dropout 0.5、偏置 0.1、初始学习率 0.01。图 4 为本文方法在数据集上训练时的验证损失及训练损失函数变化曲线。可以看出,本文方法在数据集上的收敛速度较快,整体迭代次数达到 20 左右时,验证损失和训练损失达到一个较低的水平,说明网络模型训练良好,能够有效进行目标检测。

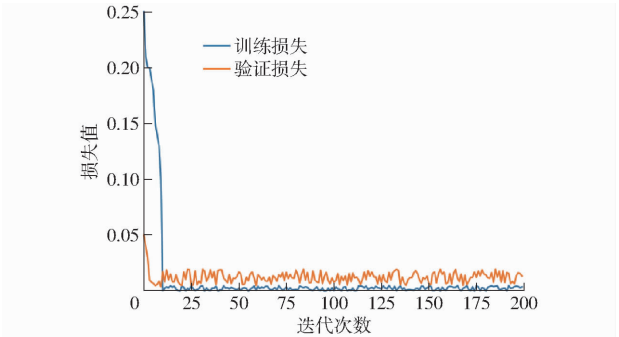


图 4 损失值收敛曲线

Fig.4 Convergence curves of loss value

为验证本文方法的效果,将本文方法与 Cascade R - CNN 模型进行对比。另外,还与 Faster R - CNN、SSD 和 YOLO v3 进行对比,并采用不同的主干网络进行对比。表 3 为实验获得的目标检测结果。

从表 3 可以看出,在 DetNASNet 主干网络下,本文所使用的方法查准率为 95.81%,查全率为 93.13%,比 Cascade R - CNN 方法在 ResNet - 101 网络下的查准率高 11.57 个百分点。

同样采取本文的图像增强和候选框优化算法,对比 ResNet - 101 主干网络,在使用 DetNASNet 主干网络时,检测效率也有明显提升,检测时间节省了 56 ms。

表 3 水下鱼类目标检测结果
Tab.3 Underwater fish object detection results

模型	主干网络	查准率/%	查全率/%	F1 值/%	检测时间/ms
Faster R-CNN	VGG-16	75.14	71.32	73.12	196
Faster R-CNN	ResNet-101	80.52	77.61	79.64	127
SSD	ResNet-101	81.04	74.42	78.61	125
YOLO v3	DarkNet-53	83.09	80.79	82.43	114
Cascade R-CNN	ResNet-101	84.24	81.41	83.75	139
Cascade R-CNN	DetNASNet	90.77	88.62	89.82	85
Cascade R-CNN (Soft-NMS)	ResNet-101	89.68	86.15	88.01	141
Cascade R-CNN (Soft-NMS)	DetNASNet	93.05	90.47	92.44	89
Cascade R-CNN (MSRCP)	ResNet-101	90.39	87.76	89.58	144
Cascade R-CNN (MSRCP)	DetNASNet	94.71	91.61	93.27	91
Cascade R-CNN (Soft-NMS + MSRCP)	ResNet-101	92.42	89.98	91.38	149
Cascade R-CNN (Soft-NMS + MSRCP)	DetNASNet	95.81	93.13	94.84	93

在 ResNet-101 主干网络下,单独使用 MSRCP 图像增强算法对输入图像数据进行处理后,查准率比 Cascade R-CNN 方法提高了 6.15 个百分点,查全率提高了 6.35 个百分点。

在 ResNet-101 主干网络下,单独使用 Soft-NMS 算法对 Cascade R-CNN 模型进行改进时,查准率比 Cascade R-CNN 方法提高了 5.44 个百分点,查全率提高了 4.74 个百分点。

可以看出在分别使用两种优化方法时,对夜晚水下鱼类目标检测精度都有一定的提高。而本文方法的查准率比 Cascade R-CNN 方法提高了 11.57 个百分点,查全率提高了 11.72 个百分点。

本文使用目前主流的目标检测方法 Faster R-CNN、SSD 以及 YOLO v3 进行对比实验,从实验结果可以看出,本文方法在准确率和效率方面都有明显提高。

图 5~7 为不同情况下目标检测的实际效果。

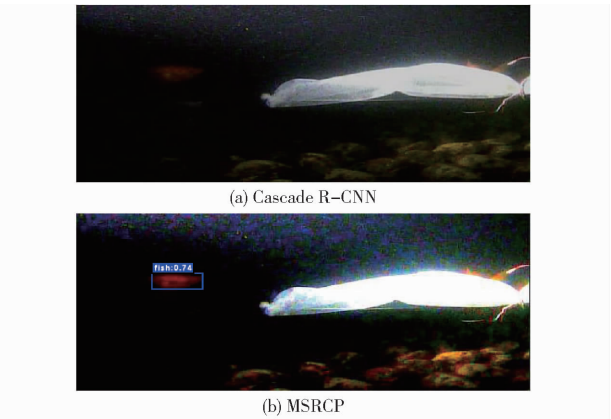


图 5 Cascade R-CNN 与 MSRCP 图像增强目标检测结果
Fig.5 Cascade R-CNN and MSRCP image enhancement object detection results

图 5b 显示了只采用 MSRCP 图像增强算法后的目标检测结果。可以看出,图像中的鱼类更加清晰,色彩更加鲜艳。在没有使用图像增强的原始图像

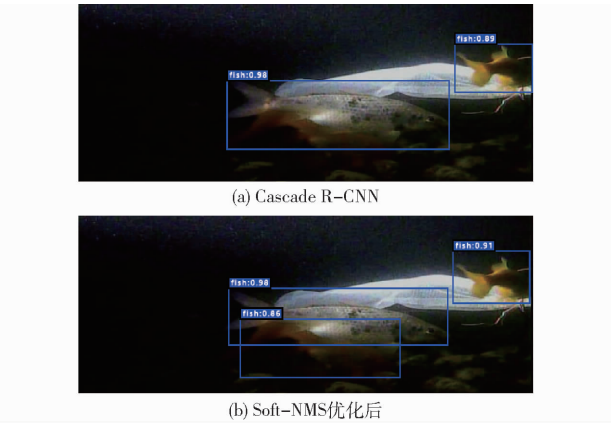


图 6 Soft-NMS 优化目标检测结果
Fig.6 Soft-NMS optimization object detection results

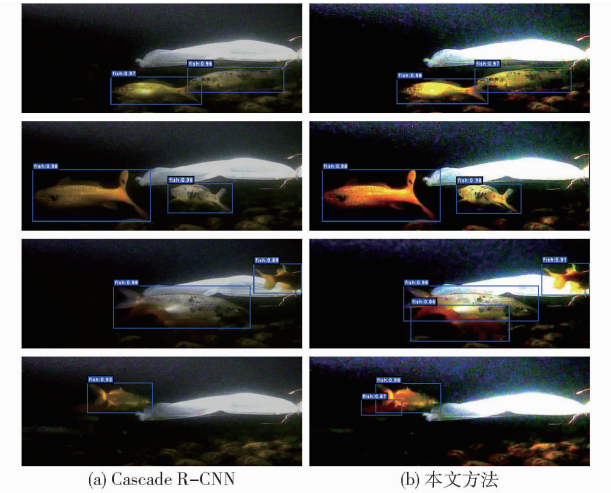


图 7 水下鱼类目标检测结果
Fig.7 Underwater fish object detection results

中,部分夜晚水中的鱼类无法检测到,对于增强后的图像,目标检测的准确率更高。

由图 6 可以看出,在未使用 Soft-NMS 候选框优化算法时,无法全部将候选框重叠的鱼类正确地进行检测,而经过 Soft-NMS 算法优化后,可以更加准确地检测出检测框重复较多的重叠鱼类。

图 7 为 Cascade R-CNN 和本文方法检测结果。

对比 Cascade R-CNN 和本文方法的检测结果可以看出,本文方法处理后图像色彩有了明显提升,图中的鱼类也更加清晰,检测精度明显提高。

3 结论

(1)提出了一种基于改进 Cascade R-CNN 目标检测模型和 MSRCP 图像增强的夜晚水下鱼类目标检测方法。利用 MSRCP 图像增强算法,解决了由于光照条件的突变或渐变,夜晚水下鱼类图像不清晰、辨识度

不高的问题。利用 Cascade R-CNN 模型,实现了对水下鱼类目标的精准检测。通过 DetNASNet 主干网络提高网络训练精度,降低了网络整体的计算量。Soft-NMS 候选框优化算法解决了在目标检测过程中,鱼类目标重叠所产生的检测框不准确的问题。

(2)本文方法比 Cascade R-CNN 方法或者单独使用 MSRCP 算法和 Soft-NMS 算法目标检测精度更高。与其他目标检测方法相比,本文方法在检测精度和检测时间方面性能更优。

参 考 文 献

- [1] ROUT D K, SUBUDHI B N, VEERAKUMAR T, et al. Spatio-contextual Gaussian mixture model for local change detection in underwater video[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 97(5):117-136.
- [2] VASAMSETTI S, SETIA S, MITTAL N, et al. Automatic underwater moving object detection using multi-feature integration framework in complex backgrounds[J]. Computer Vision, IET, 2018, 12(6):770-778.
- [3] WANG H, LIU C, YU L, et al. Research on target detection and recognition algorithm based on deep learning[C]//2019 Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2019.
- [4] MAHMOOD A, BENNAMOUN M, AN S, et al. Deep image representations for coral image classification[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2019, 44(1):121-131.
- [5] 孙龙清,刘婷,陈帅华,等.多目标鱼体对象提议检测算法研究[J/OL].农业机械学报,2019,50(12):260-267. SUN Longqing, LIU Ting, CHEN Shuaihua, et al. Multi-target fish detection algorithm based on object proposals[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12):260-267. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20191230&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.12.030. (in Chinese)
- [6] 陈英义,龚川洋,刘烨琦,等.基于 FTVGG16 卷积神经网络的鱼类识别方法[J/OL].农业机械学报,2019,50(5):223-231. CHEN Yingyi, GONG Chuanyang, LIU Yeqi, et al. Fish identification method based on FTVGG16 convolutional neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5):223-231. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190526&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.026. (in Chinese)
- [7] CUTTER G, STIERHOFF K, ZENG J. Automated detection of rockfish in unconstrained underwater videos using Haar cascades and a new image dataset: labeled fishes in the wild[C]//Proceedings of 2015 IEEE Winter Applications and Computer Vision Workshops. Waikoloa, HI, USA:IEEE, 2015.
- [8] LI X, TANG Y, GAO T. Deep but lightweight neural networks for fish detection[C]//OCEANS 2017. Aberdeen. IEEE, 2017.
- [9] SUNG M, YU S C, GIRDHAR Y. Vision based real-time fish detection using convolutional neural network[C]//OCEANS 2017-Aberdeen. IEEE, 2017.
- [10] CAI Z, VASCONCELOS N. Cascade R-CNN: delving into high quality object detection[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2018.
- [11] 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, 2017, 39(6):1137-1149.
- [12] WANG W, LI B, ZHENG J, et al. A fast multi-scale Retinex algorithm for color image enhancement[C]//International Conference on Wavelet Analysis & Pattern Recognition. IEEE, 2008.
- [13] HAN K P. A fast MSRCR algorithm using hierarchical discrete correlation[J]. Journal of Korea Multimedia Society, 2010, 13(11):117-136.
- [14] 张翔,王伟,肖迪.一种改进的具有色彩保护的多尺度 Retinex 图像增强算法[J].计算机科学,2018,45(10):246-249. ZHANG Xiang, WANG Wei, XIAO Di. Improved image enhancement algorithm based on multi-scale Retinex with chromaticity preservation[J]. Computer Science, 2018, 45(10):246-249. (in Chinese)
- [15] BODLA N, SINGH B, CHELLAPPA R, et al. Soft-NMS—improving object detection with one line of code[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, 2017.
- [16] LI B, YAN J, WU W, et al. High performance visual tracking with siamese region proposal network[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2018.
- [17] ZOPH B, LE Q V. Neural architecture search with reinforcement learning[J]. arXiv:1611.01578.
- [18] ZHANG X, ZHOU X, LIN M, et al. Shufflenet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:6848-6856.
- [19] NEUBECK A, GOOL L J V. Efficient non-maximum suppression[C]//18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2006), Hong Kong, China. IEEE Computer Society, 2006.
- [20] GUO X, LI Y, LING H. Lime: low-light image enhancement via illumination map estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(2):982-993.