

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003637

# 面向无人艇智能感知的水上目标识别算法研究\*

程亮<sup>1,2</sup> 杨渊<sup>3</sup> 张云飞<sup>1,2</sup> 林德群<sup>4</sup> 杨春利<sup>2</sup> 杨士远<sup>2</sup> 王磊刚<sup>2</sup> 何贇泽<sup>3</sup>

(1. 江苏海洋大学 海洋工程学院 连云港 222005; 2. 珠海云洲智能科技有限公司 珠海 519085; 3. 湖南大学 电气与信息工程学院 长沙 410006; 4. 中国人民解放军 63983 部队 无锡 214035)

**摘要:**针对水面无人艇(unmanned surface vessel, USV)智能感知系统对图像处理过程的准确性和实时性要求,研究了一种根据无人艇上机载视觉传感器对水上目标进行识别与定位的算法。首先根据开源数据集与实验数据采集图像,对实验数据抽帧、去重、标注、统计,创建了水上目标识别数据库 YZ10K;其次实践了主流的基于深度学习的目标检测方法,包括 Faster R-CNN、SSD、YOLOv3 等;最后针对水上目标特点,提出了一种基于改进 YOLOv3 的增强型轻量级水上目标检测网络 WT-YOLO(water target-you only look once)。无人船实验验证表明,WT-YOLO 算法取得了准确且快速的目标识别效果,平均精度为 79.30%,处理速度为 30.01 fps。

**关键词:**无人艇;目标检测;YOLO

**中图分类号:** TH98; TP391.4      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 520.2060

## Research on water target recognition algorithm for unmanned surface vessel

Cheng Liang<sup>1,2</sup> Yang Yuan<sup>3</sup> Zhang Yunfei<sup>1,2</sup> Lin Dequn<sup>4</sup> Yang Chunli<sup>2</sup>Yang Shiyuan<sup>2</sup> Wang Leigang<sup>2</sup> He Yunze<sup>3</sup>

(1. School of Ocean Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China; 2. Zhuhai Yunzhou Intelligent Technology Co., Ltd, Zhuhai 519085, China; 3. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410006, China; 4. Unit 63983 of PLA, Wuxi 214035, China)

**Abstract:** In this paper, a water-target recognition algorithm based on the data acquired by the onboard visual sensor from unmanned surface vessels (USV) is reported, in order to satisfy the accuracy and speed requirements of USV intelligent sensing system. The main outcome are summarized as follows: First, images are collected based on open source datasets and experimental data, to create a water-target recognition database which named YZ10K; second, popular deep-learning based target detection methods including Faster R-CNN, SSD, YOLOv3, etc. are implemented and compared; third, based on the characteristics of water targets, an enhanced lightweight Water Target detection network WT-YOLO (water target-YOLO) is proposed. The experimental verification shows that the WT-YOLO algorithm based on improved YOLOv3 has achieved accurate and real-time target recognition with the mean average precision (mAP) of 79.30% and frame per second of 30.01.

**Keywords:** USV; object detection; YOLO

## 0 引言

水面无人艇应用广泛,能在水上搜救、后勤补给、水质监测、水文采样、海洋环境测绘、水域生态保护等方面

代替作业人员执行危险或耗时耗力的任务<sup>[1]</sup>。

传统的无人艇水面感知技术主要依靠无人艇上搭载的毫米波雷达、激光雷达和惯性测量单元、GPS 等传感器。近年来计算机视觉技术发展迅速,光学图像包含更丰富的目标区域细节信息,故基于视觉的感知技术更易

于对水面目标进行有效地辨别。具体而言,根据光电传感等获得的视频流数据,结合现今成熟的目标检测、目标跟踪技术等,就能实现极为准确而快速的目标检测与定位,因此研究基于视觉图像的无人艇水上目标识别与定位技术具有重要的应用价值和前景。

## 1 目标检测技术发展与应用

目标检测是一个世界级的热门课题,也是计算机视觉领域的核心技术,其旨在从图像中定位出感兴趣的目标,需要使用边界框确定目标的轮廓范围,并准确判断每个目标的类别。传统目标检测算法主要包括预处理、特征工程和后处理等关键步骤。其中特征工程主要包括特征提取、特征选择、特征分类等步骤,而特征工程的好坏对检测结果影响极大,而且通常不具有普适性和泛化性,针对不同的场景不同的目标需要做不同的特征工程算法。目标检测效果受多种因素影响,如光照条件、遮挡情况、应用场景、物体尺寸等,传统的特征工程方法受手工特征设计质量高低和机器学习方法自身存在的缺陷影响,检测效果差,在实际运用中受到多种限制<sup>[2]</sup>。

得益于当今硬件设备计算性能的提升, Krizhevsky 等<sup>[3]</sup>于 2012 年对传统的卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)进行改进,其提出的 AlexNet 以巨大的领先优势获得 ILSVRC-2012 比赛冠军。从此基于深度神经网络的目标检测算法以其卓越的性能成为当今目标检测领域的主流方法。

### 1.1 Faster R-CNN

针对传统目标检测算法的低精度问题, Gupta 等<sup>[4]</sup>首次提出了采用基于 R-CNN 在 PASCAL VOC 2007<sup>[5]</sup>数据集上的检测精度从 29.2% 提升到 66.0%,极大地提高了目标检测的准确率。而两步法网络的集大成者则是 Ren 等<sup>[6]</sup>提出的 Faster R-CNN 网络,将目标的特征提取、特征选择和特征分类融合在同一模型中,实现了性能与效率的整体优化。该算法自提出以来,在大量目标检测应用场景下具有良好的泛化性,能够提供较为准确的目标定位与分类,但其缓慢的检测速度不足以应对实时检测的要求。

### 1.2 YOLO(you only look once) 系列

为了得到更快的检测效果, Redmon 等<sup>[7]</sup>提出了 YOLO 算法,通过端到端的网络设计输出包含类别信息的空间位置向量,开辟了单步法目标检测新思路。YOLO 使用一个卷积网络就能预测出目标的位置与类别,相比 Faster R-CNN 结构简单轻巧,检测速度有了巨大的提升。

而 2018 年提出的 YOLOv3<sup>[8]</sup>则是 YOLO 系列的集大成之作。YOLOv3 网络汲取了残差网络 ResNet<sup>[9]</sup>网络结

构的优点,创建了一个名为 Darknet-53 的特征提取模块,克服了梯度消失以及精度下降问题,增强了特征表达能力。Darknet-53 共有 53 层,由多个不同尺度和深度的残差模块组成,而每个残差模块通常采用小尺寸卷积核的卷积层连接组成。在检测输出层使用特征金字塔网络(FPN)<sup>[10]</sup>的结构,将深层的特征图 2 倍上采样,与上层的特征图融合。输入任意大小的图像, YOLOv3 首先将其调整为固定尺寸作为输入,然后使用 Darknet-53 网络提取目标特征,最后分别在 3 个尺度上检测目标类别及其位置。本文应用 YOLOv3 的网络结构如图 1 所示。

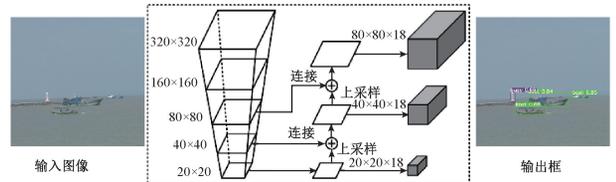


图 1 YOLOv3 网络结构

Fig. 1 YOLOv3 net architecture

### 1.3 SSD(single shot multibox detector)

SSD<sup>[11]</sup>是 2016 年提出的一种目标检测算法。SSD 的特征提取模块是在 VGG-16<sup>[12]</sup>模型的基础上,取消全连接层,增加多个卷积层提取特征。在特征图处理上,采用一系列不同大小和长宽比的候选框,同时采用困难样本挖掘方法对负样本进行采样。SSD 融合了 Faster R-CNN 中的锚框机制和 YOLO 网络中的单步分类回归思想,相对一代 YOLO 算法来说准确性更高,相比 Faster R-CNN 速度更快,但是对中小物体的检测效果仍然不理想。

## 2 水上目标数据集创建

深度学习算法检测准确性高低的重要影响因素就是数据集的数量与质量。本文结合开源的 COCO 数据集,和云洲智能公司的出海作业采集获取的图像建立了 YZ10 K 数据集。水面的目标检测主要考虑以下两种应用场景:1) 面向避障功能的目标检测,包括树桩、浮木、水草、航标、漂流垃圾、人和船只等;2) 面向作业功能的目标检测,包括大片渔网、栅栏、网箱、假人和浮箱码头等。

本团队经过中国沿海地区多地实地考察,共采集了 100 000 多张海上目标图像。经过清洗、抽帧、去重、筛选、标注等工作,选取了其中 10 000 张图像作为训练数据集。根据实际检测需要,本文将 YZ10 K 数据集分为大片渔网、树桩、栅栏、网箱、人、浮木、水草、浮箱码头、航标、漂流垃圾、船只、假人、金属杆共 13 类对象,分别标记为 Fishnet、Stump、Barrier、Cage、Person、Driftwood、Seaweed、Pontoon、Buoy、Garbage、Boat、Fakeman、Metal。

YZ10 K 数据集的构成如表 1 所示。由于同一图片可能包含多类多个目标,故图片数统计的数值为至少含有一个该类目标的图片之和。总的来说这是一个多目标检测的任务,单张图像中可能包含多个类别多个数量的目标物体,而不同种类的目标的图片数量与标签数量也差异巨大,样本不均衡的问题比较突出。

表 1 YZ10 K 数据集构成

Table 1 YZ10 K datasets composition

| 类别        | 图片数   | 标签数    |
|-----------|-------|--------|
| Fishnet   | 957   | 1 023  |
| Stump     | 1 531 | 2 596  |
| Barrier   | 1 834 | 2 155  |
| Cage      | 272   | 692    |
| Person    | 2 172 | 4 390  |
| Driftwood | 1 106 | 1 897  |
| Seaweed   | 183   | 281    |
| Pontoon   | 356   | 406    |
| Buoy      | 703   | 971    |
| Garbage   | 842   | 1 405  |
| Boat      | 5 566 | 9 620  |
| Fakeman   | 976   | 1 111  |
| Matal     | 3 568 | 21 235 |

部分目标物图片展示如图 2 所示。可见数据集的背景变化比较大,而目标物的标签大小变化也很突出,某些目标如远处的 Boat 类仅有  $10 \times 10$  的小像素大小,而近处的 Barrier 类则像素面积较大能占据整个图像的 60% 以上。

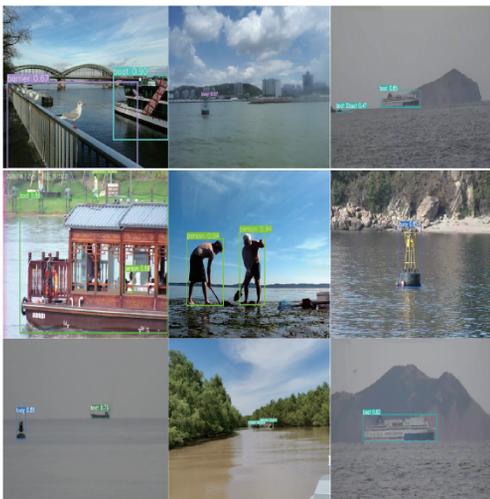


图 2 部分水上目标图像展示

Fig. 2 Display of some water targets

### 3 改进水上目标检测方案

无人艇的感知技术承担的核心任务就是如何实现精

准避障和准确靠岸,而解决这个问题需要无人艇具备良好的水面目标检测能力。本文在水上目标数据集里逐一实践了上述主流深度神经网络,其检测效果如表 2 所示,可见在水上目标这一特殊的环境里检测效果还不够理想,主要存在如下 4 个问题。

1) 在无人艇的实际运行环境中,存在大量的中小尺寸目标。如海面漂浮的浮木、水草、漂流垃圾等目标在 30 m 距离以外通常成像为  $10 \times 10$  pixels 大小以下,这给目标检测算法的准确性带来相当的挑战。

2) 数据集样本不均衡的情况非常突出。举例而言,在 YZ10 K 数据集中 Boat 类出现频次非常高,含有 Boat 类的图像占到了数据集的 56%。而 Seaweed 类、Pontoon 类等由于实验拍摄难度的问题,数量稀少,其数量不足 400 张。这样不均衡的数据集会给数量相对少的样本目标检出带来极大困难。

3) 无人艇中的嵌入式部署运行需要相当的实时性,也考验着使用的网络模型的精简程度。目前所用的船载嵌入式平台是英伟达公司生产的 Jetson Xavier 模块,要求网络轻量级,模型权重大小在 200 MB 以内可流畅部署运行。而船载光电摄像头的刷新频率普遍为 50 Hz,考虑到视频流通信的延迟,目标检测算法模型也至少要求处理速度的指标在 20 fps 以上。

4) 复杂海况下的目标检测存在较多的误识别和漏检问题。在 0~2 级海况条件下,10 m 距离内,识别准确率(置信度 50% 以上)需要达到 80% 以上才能满足船舶实时运转要求。

针对这些问题,本文根据 YOLO 系列网络的设计思想,提出了一种增强型轻量级水上目标检测网络 WT-YOLO(water target-YOLO)。

#### 3.1 Mosaic 预处理

为了解决小目标难以被检测的问题,文献[13]提出了马赛克数据增广(mosaic data augmentation)。不同于传统的单幅图像数据增广方法,如缩放、旋转、加噪声等,马赛克数据增广方法使用多张图像(典型值为 4 张)拼接成一张完整的图像,作为新的数据用于训练。

WT-YOLO 算法应用马赛克数据预处理方法如图 3 所示,增广后的图像由 4 张图像拼接而成。具体地,训练时网络会随机抽取 4 张图像,然后在增广图像的中心点附近抽取一个随机点,再将抽取的 4 张图像通过缩放与剪切与这个顶点对齐,最后就获得了一张马赛克数据增广后的图像。标签的坐标随之改变,形成新的增广图像标签。

马赛克增广对小目标有效的原因可以归结于大目标在马赛克增强之后,面积会变小,这对网络识别小目标有利;小目标在增广之后,可以得到更多次的训练,这也对网络识别小目标有利。

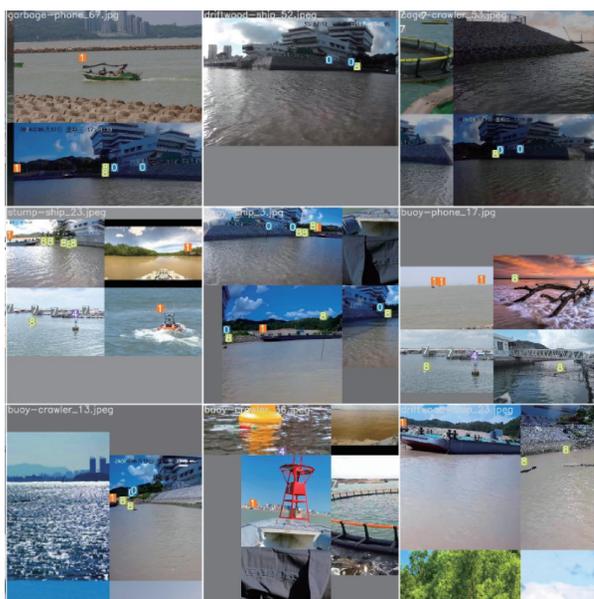


图 3 一种新数据扩增广方式:马赛克

Fig. 3 A new method of data augmentation: Mosaic

### 3.2 Focal loss

Focal loss<sup>[14]</sup>是一种损失函数处理方法,可以解决目标检测中正负样本比例失衡的难题。该损失函数作为一种困难样本挖掘手段,降低了数据源中大量简单负面样本在网络参数优化过程中的权重。

$$FL(p) = -\alpha(1-p)^\gamma \log(p) \quad (1)$$

式中:  $p$  表示预测概率;  $\alpha$  与  $\gamma$  为预设调节参数。

简而言之, Focal loss 即是将调节参数加到交叉熵损失函数之上。其中  $\alpha$  与  $\gamma$  是可以调节的专注参数,其平滑地调节了易分样本调低权值的比例。通常使用交叉熵损失函数的网络中,易分类的负面样本在梯度和损失中会逐步占据主导地位,而 Focal loss 通过调节参数能避免此类现象的产生。

### 3.3 CSPNet

尽管 YOLOv3 网络的特征提取网络 Darknet-53 特征提取能力较为突出,但其在网络优化过程中的梯度信息重复将导致计算量较大、推理成本过高。WT-YOLO 算法将特征提取模块改为采用 CSPNet<sup>[15]</sup> 网络结构,能够在降低大量计算量的情况下保持甚至提高网络特征提取的能力,从而适应车载模型对实时性和模型大小的要求。

CSPNet 是一种网络结构设计的思想,可以和 ResNet<sup>[9]</sup>、ResNeXt<sup>[16]</sup> 和 DenseNet<sup>[17]</sup> 等模型结合。CSPNet 结构结合 ResNet 的原理如图 4 所示,将基础输入层的特征图划分为两个部分,通过提出的跨阶段层次结构将它们合并。其通过分割梯度流,使梯度流通过不同的网络路径传播的思路,能够将网络训练过程中梯度信息的差异性放大。采用这种策略,梯度的变化将从头到

尾地集成到特征图中,在减少了计算量的同时可以保证准确率。

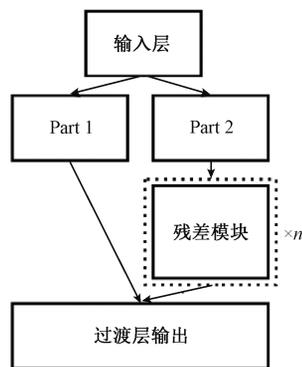


图 4 CSPNet 结构示意图

Fig. 4 CSPNet architecture

### 3.4 负面样本处理方法

神经网络不同于人类思考,在遇到“不认识”的对象或场景(如训练集中不包含的类别),会产生严重的识别错误,这种现象也被称为“Fooling image”。在实际应用中,这表现为较为严重的误报,将背景或不认识的对象检测成数据集中的某类对象。

因此,有必要控制在实际应用中的网络误报率。本文采用了空标签作为负面样本,即不包含识别对象信息的图像作为训练集进行训练。负面样本通过降低对未知类别识别的置信度,从而降低误报率。

## 4 实验

本文实验所用 CPU 处理器为 i9-7920X, GPU 处理器为 RTX2080Ti, 软件环境为 Python3.8、Opencv3.4.2、CUDA10.1、CUDNN7.4、PyTorch1.6、tensorRT7.0。

训练所用 YZ10 K 数据集,根据 7:3 的比例划分为训练集和测试集,得到训练集 7 000 张,测试集 3 000 张。训练时设置初始学习率 0.001,动量参数 0.9,权重衰减参数 0.0005,采用自适应矩估计随机梯度下降法(Adam)进行损失优化。设置迭代世代(epoch)目标为 1 000,同时监控训练集的损失值,当长时间变化极小时中止(early stopping),确保网络充分训练至收敛。

作为对比,本文实践了 Faster R-CNN、SSD、YOLOv3、WT-YOLO 四个网络,其在 YZ10 K 数据集上检测结果如表 2 所示。主要对网络训练结果的识别速度与识别能力进行评估。识别速度使用每秒识别图像数量判定,识别能力使用平均精度(mean average precision, MAP)。平均精度要求检出框与实际框的交并比(intersection over union, IoU)大于 50%才纳入计算,使用 VOC 数据集<sup>[5]</sup> 定义公式计算。

表 2 各网络性能测试对比

Table 2 Comparison of networks performance

|              | 识别速度/fps | mAP/% | 模型大小/MB |
|--------------|----------|-------|---------|
| Faster R-CNN | 3.82     | 45.21 | 1 126.4 |
| SSD          | 19.74    | 31.18 | 658.6   |
| YOLOv3       | 14.41    | 67.06 | 247.0   |
| WT-YOLO      | 30.01    | 79.30 | 172.8   |

分析可知,经过改进优化的 WT-YOLO 算法在水上环境中明显优于主流的深度学习目标检测算法,检测速率和准确性均得到了充分的提高,而 172.8 MB 的模型大小也足以支持其部署至 USV 的边缘计算平台实现实时检测。

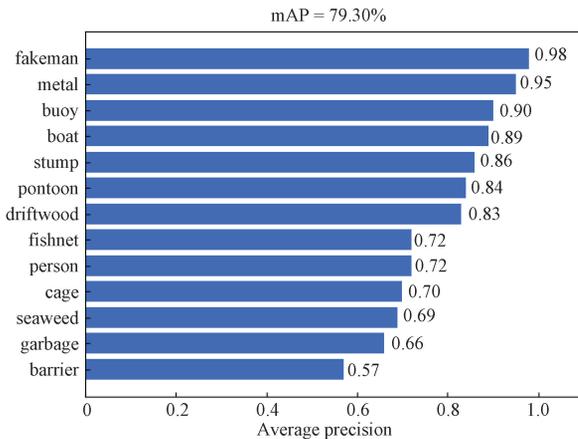


图 5 WT-YOLO 网络的平均精度

Fig. 5 The mAP of WT-YOLO detection

WT-YOLO 的具体检测结果如图 5 所示。从图 5 可看出,网络表现出良好的适应性,对于形态各异、千变万化的各目标类别的识别精度维持在较高水准,平均精度保持在 79.30%,足够支持海上航行的智能避障需求。

图 6 所示为 WT-YOLO 网络的混淆矩阵。由于引入了空标签作为负面样本,故也将空标签“none”纳入统计。从图 6 可看出,该网络还是存在较多的漏检情况(即真值中存在的目标却没有预测值出现);而在误检方面,除 Pontoon 类外,其他类别误识别率较低。

## 5 结 论

本文根据水上目标检测的特点,提出了一种增强型轻量级水上目标检测网络 WT-YOLO。在特征提取网络模块利用 CSPNet 结构优化 DarkNet-53 的梯度提取能力并减少计算量;利用 Focal Loss 方法改善样本不均衡问题;利用 Mosaic 技术提高对中小样本的检测能力;利用负面样本思路改善网络预测中的误报与漏检问题。从实验结果可知,本文方法兼具稳定、快速与准确等优点,能够应对复杂的水面环境,发挥出算法在检测、速度上的最

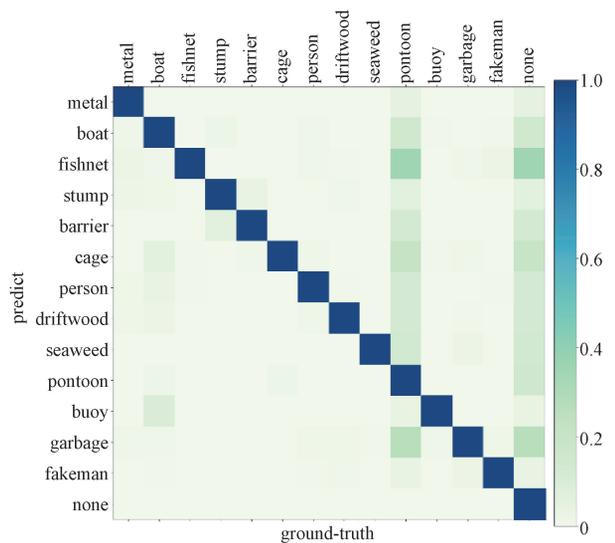


图 6 WT-YOLO 网络的混淆矩阵

Fig. 6 The confusion matrix of WT-YOLO detection

大优势。

神经网络最为强大就是其特征提取的能力,但无限制的加深网络层数反而可能导致过拟合、梯度弥散等现象的发生。在未来,优化锚框选取机制,设计更好的损失函数,针对场景设计应对光照变化、几何畸变等图像增强<sup>[18]</sup>的预处理办法,以及进一步扩充数据集的数量可以有效提升目标检测的准确性。而引入多模型融合的目标跟踪器以提升检测的实时性<sup>[19]</sup>,引入红外光源信息以提升复杂背景下的识别精度<sup>[20]</sup>,也是水上目标识别算法提升的潜在途径。

## 参考文献

[ 1 ] 朱健楠, 虞梦苓, 杨益新. 无人水面艇感知技术发展综述 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(10): 1486-1492.  
 ZHU J N, YU M L, YANG Y X. Overview of unmanned surface vehicles sensing technology development [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2020, 41(10): 1486-1492. .

[ 2 ] 李章维, 胡安顺, 王晓飞. 基于视觉的目标检测方法综述 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(8): 1-9.  
 LI ZH W, HU AN SH, WANG X F. Survey of vision based object detection methods [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(8): 1-9.

[ 3 ] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]. Proceedings of the NIPS, 2012.

[ 4 ] GUPTA S, GIRSHICK R, ARBEL E Z P, et al. Learning rich features from RGB-D images for object detection and segmentation [C]. European Conference

- on Computer Vision, 2014.
- [ 5 ] EVERINGHAM M, GOOL L V, WILLIAMS C K I, et al. The pascal visual object classes (VOC) challenge [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(2): 303-338.
- [ 6 ] 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 & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [ 7 ] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. Computer Vision & Pattern Recognition, 2016,
- [ 8 ] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An Incremental Improvement [R]. 2018.
- [ 9 ] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
- [ 10 ] LIN T Y, DOLL R P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2017.
- [ 11 ] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multiBox detector [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2016.
- [ 12 ] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. Computer Science, 2014, arXiv:1409.1556.
- [ 13 ] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [C]. CVPR, 2020,
- [ 14 ] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2020, 42(2): 318-327.
- [ 15 ] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020.
- [ 16 ] XIE S, GIRSHICK R, DOLL R P, et al. Aggregated residual transformations for deep neural networks [C]. CVPR, 2017.
- [ 17 ] IANDOLA F, MOSKEWICZ M, KARAYEV S, et al. DenseNet: Implementing efficient convNet descriptor pyramids [J]. Eprint Arxiv, 2014, arXiv:1404.1869.
- [ 18 ] 陆涛. 基于统计特征分类耦合自适应 Gamma 校正的图像增强算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6): 154-62.
- LU T. Image enhancement based on image classification coupled adaptive gamma correction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 154-62.
- [ 19 ] 白中浩, 朱磊, 李智强. 基于多模型融合和重新检测的高精度鲁棒目标跟踪 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 135-144.
- BAI ZH H, ZHU L, LI ZH Q. High-accuracy and robust object tracking based on multi-model fusion and re-detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 135-144.
- [ 20 ] 曹红燕, 沈小林, 刘长明, 等. 改进的 YOLOv3 的红外目标检测算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8): 188-194.
- CAO H Y, SHEN X L, LIU CH M, et al. Improved infrared target detection algorithm of YOLOv3 [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(8): 188-194.

## 作者简介



程亮, 2007 年于北京大学获得学士学位, 2008 年于英国帝国理工学院获得硕士学位, 2013 年于英国纽卡斯尔大学获得博士学位, 现为珠海云洲智能科技有限公司资深视觉算法工程师, 主要研究方向为无人船艇人工智能、视觉感知、多传感器的融合感知等技术的开发与应用。

E-mail: lance.cheng@yunzhou-tech.com

**Cheng Liang** received his B. Sc. degree from Peking University in 2007, M. Sc. degree from Imperial College London in 2008, and Ph. D. degree from Newcastle University in 2013. Now he is a senior engineer in Computer Vision in Zhuhai Yunzhou Intelligent Technology Co., Ltd. His main research interests include AI, computer vision, sensing fusion for USV.



杨渊 (通信作者), 2018 年于湖南大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、深度学习。

E-mail: yangyuan96work@163.com

**Yang Yuan** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hunan University in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Hunan University. His main research interests include image processing and deep learning.