

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106199

基于 YOLOv5 的遥感图像舰船的检测方法^{*}张宏群^{1,2,3} 班勇苗¹ 郭玲玲⁴ 金云飞⁴ 陈 播¹

(1.南京信息工程大学 南京 210044; 2.南京信息工程大学 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044;
3.南京信息工程大学 滨江学院 无锡 214105; 4.上海卫星工程研究所 上海 201100)

摘要: 利用遥感图像对海面上舰船进行监控已成为目前研究的热点,为了解决传统舰船检测需人工选择特征、耗时耗力、原始 YOLO 算法对密集分布小目标检测精度不高的缺陷,提出了一种基于 YOLOv5 的遥感图像舰船检测方法,使用 Kaggle 平台提供的遥感数据集,在 Pytorch 框架上训练,损失函数设计为 CIOU_LOSS,目标框的选择使用 DIOU_NMS 算法,使被遮挡、重叠的目标检测效果增强。经实验对比,此目标检测模型对被遮挡、排列密集的目标检测精度优于其他模型,其平均检测精度由原始的 88.75% 提升到 91.27%。

关键词: 舰船;目标检测;深度学习;YOLOv5

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510

Detection method of remote sensing image ship based on YOLOv5

Zhang Hongqun^{1,2,3} Ban Yongmiao¹ Guo Lingling⁴ Jin Yunfei⁴ Chen Lei¹

(1. Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 3. Binjiang College, Nanjing University of Information Science & Technology, Wuxi 214105, China; 4. Shanghai Satellite Engineering Research Institute, Shanghai 201100, China)

Abstract: The use of remote sensing images to monitor ships on the sea has become a hot spot in current research. In order to solve the defects of traditional ship detection that requires manual feature selection, time-consuming and labor-consuming, and the original YOLO algorithm has low detection accuracy for densely distributed small targets. This paper proposes a remote sensing image ship detection method based on YOLOv5, using the remote sensing data set provided by the Kaggle platform, training on the Pytorch framework, the loss function is designed as CIOU_LOSS, and the selection of the target frame uses the DIOU_NMS algorithm to make the occluded and overlapped the target detection effect is enhanced. After experimental comparison, the detection accuracy of this target detection model for occluded and densely arranged ships is better than other models, and its average detection accuracy is increased from the original 88.75% to 91.27%.

Keywords: ship; target detection; deep learning; YOLOv5

0 引 言

近几年,舰船检测在军用和民用上都有很大的研究意义,在军用上,对舰船检测可以勘察敌方军情,战略部署,是否侵犯我国边疆领土,有利于维护国家主权、安全^[1]。在民用上,通过对码头、港口处舰船的检测,可以帮助管理海上交通运输,同时给港口公司开拓港口提供参考。在加上遥感图像中信息含量极其丰富,因此利用遥感图像对海洋目标进行监测逐渐成为主流^[2]。

遥感舰船的检测可分为两大类,基于传统方法和基于

深度学习方法^[3-4]。目前遥感图像的舰船主要采用的是深度学习的方法,基于深度学习卷积神经网络的舰船检测主要可以分为两类,一种为基于区域型,代表算法有 Fast R-CNN、Faster R-CNN^[5-7]等。另一种是基于回归型,代表算法有 SSD(single shot multi box detector)、YOLO(you only look once)^[8-13]系列。

已有不少学者在这方面进行研究。基于区域型,先产生大量候选区域、再用分类器去判别的双阶段(Two-stage)目标检测算法,顾佼佼等^[14]利用 Faster R-CNN,将其锚框的个数和大小重新设计,能有效改善遥感图像中待测目标

收稿日期:2021-03-29

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61671248)项目资助

容易重复检测的问题。基于回归型,是直接在一整张图像上预测边界框坐标的单阶段(One-stage)检测算法,李晖晖等^[15]将 CReLU 引入到 SSD 的浅层网络中,再结合 FPN 特征融合,能对遥感图像中的舰船目标的定位精度有一定的提升。马俊杰等^[16]利用 YOLO 网络,建立遥感舰船目标的非线性观测方程,转化为线性方程后,再去求解舰船的具体位置坐标,提高了舰船的定位精度。基于区域型比基于回归型模型更宽更深更复杂,也造成计算程度更繁琐。综合考量,选用基于回归型的算法中的 YOLOv5 目标检测算法。

本文以 One-stage 检测算法 YOLO 系列最新的 YOLOv5 为基础,对 Kaggle 数据集中的遥感图像中舰船进行检测,对原始的 YOLOv5 的损失函数进行优化,经实验证明改进算法的平均检测精度相较于原来的提升了 2.52%。

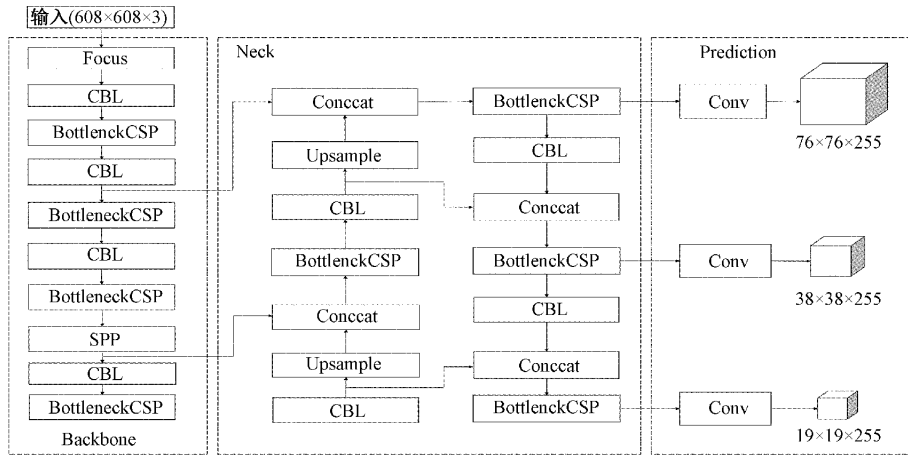


图 1 YOLOv5 网络结构

高分辨率下的卫星遥感图像中舰船目标小,难以检测出来,而 YOLOv5s 的输入端采用 Mosaic 数据增强、矩阵训练、自适应 Cutout 等数据处理。自适应缩放处理添加少量黑边,将图像统一缩放到同一尺寸,在送进网络中学习,增强了网络数据处理能力,对网络模型学习识别小目标有了很好的保障,同时提高了检测的速度。图片旋转、Cutout 处理如图 2 所示。

主干网络 Backbone 中采用了 CSP 结构、Leaky ReLU 和 Focus 等。其中 Focus 结构中有一个切片操作,如图 3 所示。以 YOLOv5s 为例,如果输入一张 768x768x3 的图片,经过 Focus 结构后变成 384x384x12 特征图 feature map,再经过 32 个卷积层,变成 384x384x32 的特征层。

Neck 模块采用的是 FPN 结合 PAN 的结构,如图 4 所示。FPN 通过首先下采样的方式把目标的特征从顶层向下开始传递融合,得到特征图 feature map。接着特征金字塔再从底开始往上传递特征,经过两个 PAN 结构,最终得到两个特征层。

Prediction 预测模块:

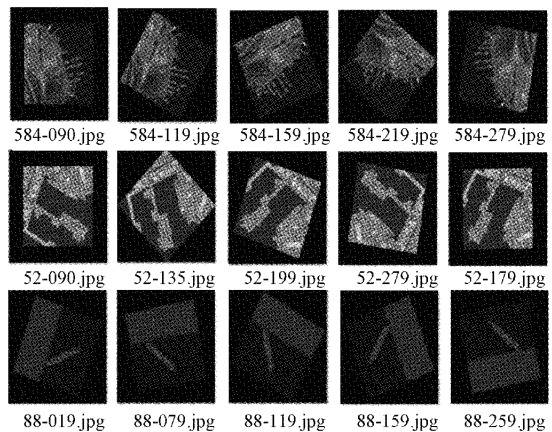


图 2 图片自适应旋转、缩放处理

1 YOLOv5 目标检测算法

1.1 YOLOv5 的简介

YOLOv5 是目前 YOLO 系列最新的实时目标检测算法,继承了 YOLOv4 算法优势的同时,也在主干网络等方面进行了优化,使得对小目标检测准确度有所提高。先对被送进网络学习的舰船图像进行自适应缩放,再将图像划分为 $S \times S$ 个小网格,如果小网格内有待测目标的中心,则由该网格去预测该目标的类别。

YOLOv5 目标检测网络中一共有 4 个模型,分别是 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x^[17-18]。其中 YOLOv5s 模型相较于其他 3 个模型最小,速度最快,本文选用的模型为 YOLOv5s。

YOLOv5 在结构上可分为 4 个模块,输入端、主干网络 Backbone、Neck 和预测端 Prediction。网络结构如图 1 所示。

1) 损失函数:训练时预测值与真实值往往之间存在一些误差,损失函数就是用来评价二者之间的误差程度,衡量着一个模型的好坏,影响着一个模型的性能,因此损失函数的选择至关重要。最常见的损失函数为 IOU_LOSS。

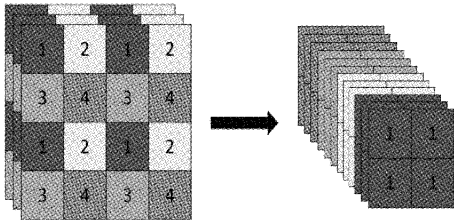


图3 切片操作

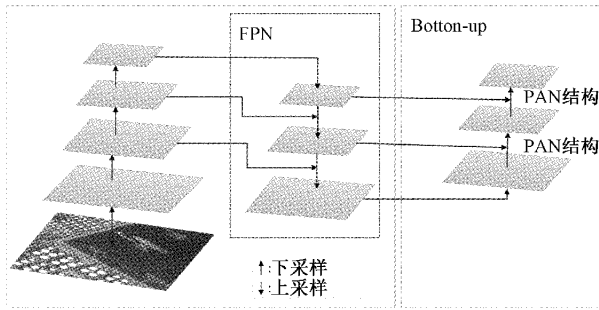


图4 FPN+PAN 结构

如图5所示,其中虚线框B表示预测框,实线框A表示目标真正所处的位置框,M代表着两个框之间的交集,N表示着两个框之间的并集,IOU就是交集与并集之比,即M、N之比,则损失函数IOU_LOSS定义如式(1)、(2)所示。

$$IOU = \frac{A \cap B}{A \cup B} = \frac{M}{N} \quad (1)$$

$$IOU_LOSS = 1 - \frac{A \cap B}{A \cup B} = 1 - \frac{M}{N} \quad (2)$$

损失函数IOU_LOSS的值越小代表着模型越好。但当两个框A、B不相交时,无法预测两个框之间的距离。在YOLOv5的预测Prediction中,利用的GIOU_LOSS作为物体边界框的损失函数。

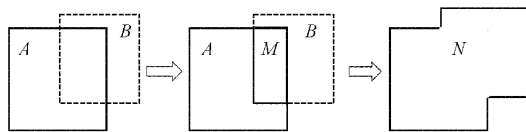


图5 IOU示意图

如图6所示,假设A、B两框的最小外接矩形为C,令D为C与并集N的差集,如式(3)所示,定义GIOU为IOU与差集D和最小外接矩形C之比的差,计算公式如式(4)所示,则GIOU_LOSS计算公式如式(5)所示。

$$D = |C - (A \cup B)| = |C - N| \quad (3)$$

$$GIOU = IOU - \frac{D}{C} \quad (4)$$

$$GIOU_LOSS = 1 - GIOU = 1 - \left(\frac{M}{N} - \frac{D}{C}\right) \quad (5)$$

2)非极大值抑制(non-maximum suppression,NMS):对目标最后的检测框进行非极大值抑制处理,即对局部得

分最大值的类别预测框进行保留,得分低的预测框舍弃。

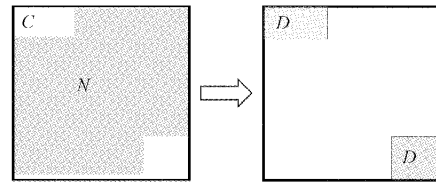


图6 GIOU示意图

1.2 基于YOLOv5s舰船检测算法的优化

1)损失函数

YOLOv5s的边界框损失函数采用GIOU_LOSS,虽然缓解了IOU_LOSS算法在真实框和预测框不相交情况下无法预测两者距离的尴尬,但GIOU_LOSS算法存在一些问题,如果目标的预测边界框在目标的真实框内,即 $A \cap B = B$ 的情况下,无法判别预测框的位置状态,如图7所示。

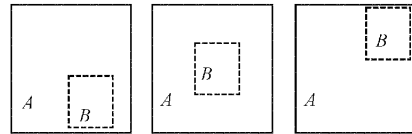


图7 GIOU无法识别的预测框位置

因此考虑到重叠面积、中心点距离以及长宽比,本文采用CIOU_LOSS作为预测目标的边界框损失函数,如图8所示。

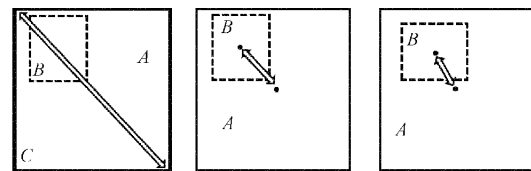


图8 CIOU示意图

假设最小外接矩形C的对角线距离为 r_1 ,目标真实框和预测框中心点距离为 r_2 ,则CIOU_LOSS可以表示为式(6):

$$CIOU_LOSS = 1 - CIOU = 1 - \left(IOU - \frac{r_2^2}{r_1^2} - \frac{v^2}{(1 - IOU) + v} \right) \quad (6)$$

其中,v是衡量目标预测框长宽比一致性的参数,计算公式如式(7)所示。

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w^p}{h^p} \right)^2 \quad (7)$$

式中: w^{gt} 、 h^{gt} 表示预测目标的真实框宽、高; w^p 、 h^p 表示预测目标框的宽、高。

2)使用DIOU_NMS

YOLOv5中对于预测框的筛选采用NMS,本文使用DIOU_NMS,能提高对被重叠、被遮挡的目标的检测精度。

2 实验

2.1 数据集

本文的实验数据集主要采用的是Kaggle平台上公开

的舰船图像数据集,数据集中包含海峡、港口、海面等背景下的图像,也包含云雾、雨雪等气候环境干扰的图像。为了确保数据集的海量与复杂性,对其进行旋转扩充数后共计 20 000 张图像,送到网络中学习。选取部分数据部分样本数据集如图 9 所示。

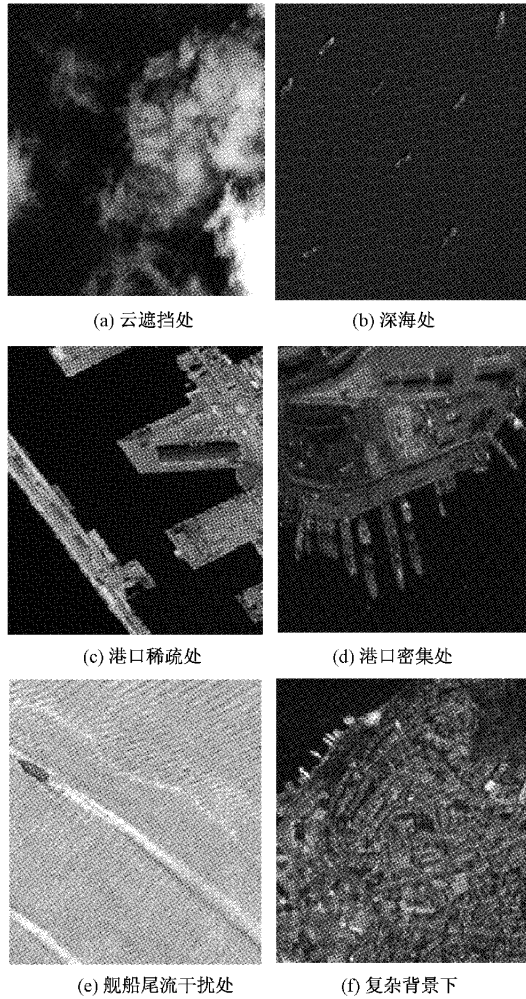


图 9 部分样本数据集

2.2 实验平台

本实验采用深度学习框架 Pytorch 搭建,操作平台为 CentOS7。具体的配置如表 1 所示。

表 1 训练平台配置

参数	配置
操作系统	CentOS7
显存	16 G
内存	64 G
GPU	NVIDIA TESLA V100
GPU 加速环境	CUDA 10.1
训练框架	Pytorch

实验训练参数设置如下:输入的图像像素为 768 × 768,初始学习率为 0.001,动因子设置为 0.937,重衰减正则系数为 0.000 5,最大迭代次数设置为 600,学习率为 0.003 2。送入网络学习,训练 600 个 epoch,模型的召回率、准确率性能以及平均精度均值如图 10 所示。

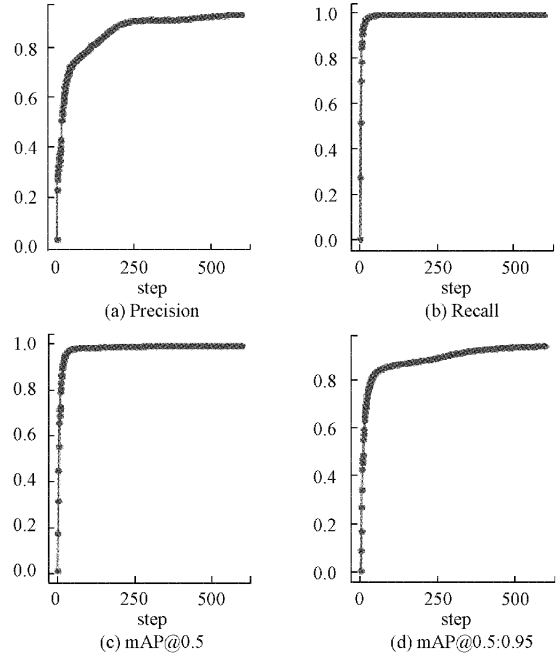


图 10 模型性能

2.3 评价指标

本实验模型的评价指标主要采用准确率(Precision,P)、召回率(Recall,R)和平均精度均值(mean average precision, mAP),具体计算如式(8)、(9)所示。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{8}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{9}$$

式中:TP 表示目标为船,检测结果为船;TN 表示目标不是船,检测结果是船;FP 表示目标不是船,检测结果不是船;FN 表示目标是船,检测结果为不是船。

召回率(Recall)表示在全部舰船图片样本中,有多少条船被正确检测出,反映了舰船数目齐不齐全。准确率(Precision)表示在检测出为舰船的样本中有多少条船是真正的船,反映了检测结果准不准确。精度均值 AP 为以精确率 P 和召回率 R 所围成的曲线面积值,平均精度均值 mAP 即为学习的所有类别精度均值的平均值。

2.4 实验结果

对 YOLOv5 的损失函数及预测框的筛选函数进行优化,改进后的检测结果如 11 所示。使用 CIUO_LOSS 作为预测目标的边界框损失函数,DIOU_NMS 处理后,从图 11 可以明显看出,对于港口密集排列处以及被遮挡处的舰船能进行有效地识别,置信度的得分也有所提高。

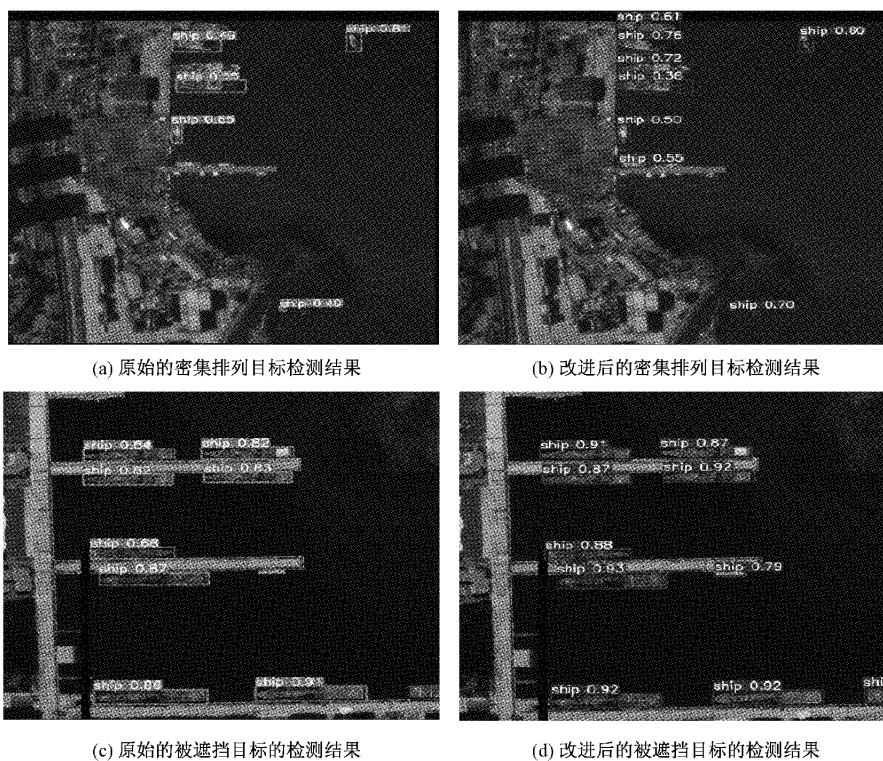


图11 改进前后的模型检测结果对比

测试集中一共有 304 张图片,其中共包含 658 条船。使用改进的 YOLOv5 进行检测,总共检测出有 614 条船,正确检测出 583 条船,误检出 31 条船,漏检 75 条船,与 Faster R-CNN、YOLOv4、YOLOv5s、模型在相同的测试集进行实验对比,不同模型的检测性能如表 2 所示。

表 2 检测性能对比

网络	P/%	R/%	mAP/%
Faster R-CNN	90.53	82.98	86.76
YOLOv4	91.18	84.45	87.81
YOLOv5s	92.21	85.28	88.75
改进的 YOLOv5s	94.95	87.60	91.27

由表 2 可知,YOLOv5s 的准确率和召回率都比 Faster R-CNN、YOLOv4 高,改进后的算法较原本的 YOLOv5s 有提升,召回率提高了 2.48%,准确率提高了 2.74%,平均检测精度提高了 2.52%。

3 结 论

本文将 YOLOv5 目标检测网络模型应用到遥感图像舰船检测领域,并对网络的损失函数、预测框的筛选函数进行了改进,经实验证明,与深度学习传统的算法和其他的 YOLO 系列目标检测算法对比,改进的算法有效地提高了遥感图像中密集分布、被遮挡、重叠的舰船检测精度,较原算法的召回率提高了 2.48%,准确率提高了 2.74%。虽

然改进的算法的准确率和召回率都有所提高,但目标的漏检数量较多,召回率综合评比仍旧不高,进一步改进,下一步的工作主要针对这一点进行后续研究。

参考文献

- [1] 吴琼,石洪源,曹雪峰,等.从维护海洋权益角度看中国海洋战略实施途径[J].中国渔业经济,2017(5):49-55.
- [2] 王昌安,田金文,张强,等.深度学习遥感影像近岸舰船识别方法[J].遥感信息,2020,35(2):51-58.
- [3] 张财广,熊博莅,匡纲要.光学卫星遥感图像舰船目标检测综述[J].电波科学学报,2020,35(5):637-647.
- [4] 张培培,王昭,王菲.基于深度学习的图像目标检测算法研究[J].国外电子测量技术,2020,39(8):34-39.
- [5] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2015, 39(6):1137-1149.
- [6] 张晓丽,董昱.面向铁路货车车号定位的 Faster R-CNN 卷积神经网络[J].电子测量与仪器学报,2020,34(10):65-73.
- [7] 叶子琦,王晓寅,张恒瑞.基于 Faster R-CNN 的遥感图像目标检测技术[J].电子世界,2020(8):63-64.
- [8] 周志锋,万旺根,王旭智.基于 YOLOv3 框架改进的目标检测[J].电子测量术,2020,43(18):102-106.
- [9] 刘鸣瑄,刘惠义.基于特征融合 SSD 的远距离车辆检

- 测方法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(2): 28-32.
- [10] 刘素行, 吴媛, 张军军. 基于 YOLO v3 的交通场景目标检测方法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(2): 116-120.
- [11] LIU Y F, LU B H, PENG J Y, et al. Research on the use of YOLOv5 object detection algorithm in mask wearing recognition [J]. World Scientific Research Journal, 2020, 6 (11), DOI: 10. 6911/WSRJ. 202011_6(11). 0038.
- [12] 王玺坤, 姜宏旭, 林珂玉. 基于改进型 YOLO 算法的遥感图像舰船检测[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(6): 1184-1191.
- [13] TANG G, ZHUGE Y C, CLARAMUNT C, et al. N-YOLO: A SAR ship detection using noise-classifying and complete-target extraction[J]. Remote Sensing, 2021, 13(5), DOI: 10. 3390/RS13050871.
- [14] 顾佼佼, 李炳臻, 刘克, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的红外舰船目标检测算法[J]. 红外技术, 2021, 43(2): 170-178.
- [15] 李晖晖, 周康鹏, 韩太初. 基于 CReLU 和 FPN 改进的 SSD 舰船目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 183-190.
- [16] 马俊杰, 黄大庆, 刘耀辉, 等. 基于改进 ship-yolo 的舰船目标定位[J]. 电子测量技术, 2020, 43(5): 112-115.
- [17] 肖博健, 万烂军, 陈俊权. 采用 YOLOV5 模型的口罩佩戴识别研究[J]. 福建电脑, 2021, 37(3): 35-37.
- [18] 王洋. 改进 yolov5 的口罩和安全帽佩戴人工智能检测识别算法[J]. 建筑与预算, 2020(11): 67-69.

作者简介

张宏群(通信作者), 副教授, 主要研究方向为信号处理、智能仪器仪表等。

E-mail: 835274814@qq.com

班勇苗, 硕士研究生, 主要研究方向为信号处理、深度学习等。

E-mail: 18205606171@163.com