

反舰导弹智能化目标检测应用研究

王 瑶,胥辉旗,张 鑫,姜 义

(海军航空大学, 山东 烟台 264001)

摘要:将 AI 目标检测算法应用于对海上舰船目标的检测识别,选用 YOLOv4 目标检测网络,通过自建海上舰船目标数据集验证网络检测性能和有关实验,证实 YOLOv4 网络能够实现反舰导弹对遮蔽目标及小目标的精准高效检测,通过 NVIDIA Jetson TX2 嵌入式平台建立任务型计算机辅助雷达、红外等传统制导方式,验证该网络在海上实景图像中的性能,为实现反舰导弹精细化目标选择提供了可行技术途径。

关键词:反舰导弹;YOLOv4;遮蔽;目标检测;精确打击

本文引用格式:王瑶,胥辉旗,张鑫,等. 反舰导弹智能化目标检测应用研究[J]. 兵器装备工程学报,2020,41(S2): 190 – 196.

Citation format:WANG Yao, XU Huiqi, ZHANG Xin, et al. Research on Intelligent Target Detection Application of Anti-Ship Missiles[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering,2020,41(S2):190 – 196.

中图分类号:E927 **文献标识码:**A **文章编号:**2096 – 2304(2020)S2 – 0190 – 07

Research on Intelligent Target Detection Application of Anti-Ship Missiles

WANG Yao, XU Huiqi, ZHANG Xin, JIANG Yi

(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: Aiming at the combat demand of realizing anti-ship missiles' accurate strike on the shielding and small targets, AI target detection algorithms were applied to the detection of ship targets on the sea by using YOLOv4 network and verifying the network's performance by self-built data sets, which concludes that YOLOv4 network can meet the accuracy and speed to detect shielding and small targets, the network's performance was verified further by NVIDIA Jetson TX2 development board. The experimental results show that the network can improve the detection accuracy about shielding and small targets through the embedded platform by establishing a mission computer to aid radar, infrared and other guidance modes, which provides a feasible technical approach to realize delicacy target selection of anti-ship missiles.

Key words: anti-ship missiles; YOLOv4; shield; target detection; precision strikes

海上作战环境复杂多变,受恶劣天气、自然环境及干扰等多因素影响,人员装备面对严峻考验。随着干扰技术和人工智能技术的发展应用,未来海战面临复杂的电磁环境,作战形式呈现自主化发展趋势,未来海上作战形式空前复杂激烈,反舰导弹作为海上作战的主要武器,以其突出的性能优势成为实施硬摧毁的重要武器。世界各国都在加紧对智能

化反舰导弹的探索研究,美国 LRASM 反舰导弹应用目标识别算法区分目标实现曲向机动打击;俄罗斯锆石高超声速反舰导弹 3M22 通过 AI 技术实现自主识别高价值目标。反舰导弹智能化发展是应对未来复杂海战的迫切需要,利用目标检测算法实现对海上舰船目标的精准高效的检测是提升反舰导弹抗干扰性能及精确打击能力的迫切需求。自卷积神

经网络崛起以来,基于深度学习的目标检测算法不断应用于海面舰船目标的检测中,相比传统海上舰船目标检测方法,能够较好的应对目标形状变化、背景、光照、遮蔽等影响,对舰船目标的检测精度较高,对提升反舰导弹作战打击效能具有重要意义和长远发展前景。

当前反舰导弹在作战过程中对受遮蔽、重叠情况的舰船目标及远景小目标的检测识别精度一般,改进的 YOLOv4 目标检测网络对存在遮蔽重叠情况及远景小目标的检测精度高、速度快,将其应用于反舰导弹检测识别环节对提升对舰船目标的检测识别精度,适应复杂多变战场环境具有重要现实意义与应用价值。

1 反舰导弹进攻中面临的遮蔽、重叠及小目标问题

海上作战面临严酷自然环境考验,雨雪、雷电、风浪、云雾、高盐高湿因素对作战人员和装备都提出极高的要求,海战场中敌方威胁、电磁干扰等多种对抗因素影响了反舰导弹作战效能的发挥。在复杂的海洋环境中实现反舰导弹对舰船目标的精确打击,尤其是在舰船受遮蔽、重叠,目标较小的情况下也能达到精细化目标检测识别的要求,实现对海上舰船目标的精确化打击并减少附带杀伤^[1],避免错伤、误伤带来的经济损失和舆论压力是各国关注的焦点问题。

1) 遮蔽、重叠干扰

烟幕作为一种常见作战干扰手段,能够有效抑制目标与探测器之间的光信号传播,在海战中,多通过舰用遮蔽式烟幕来对抗反舰导弹红外及激光制导方式,极大影响了反舰导弹对目标的检测识别,降低了反舰导弹作战效能的发挥。角反、箔条等无源干扰手段以及海面环境中的云雾、星罗棋布的岛屿岛礁、海上及沿岸港口、码头、人为建筑物等也会遮蔽舰船目标,使反舰导弹在作战过程中无法实现对目标的精准检测与识别。

海洋资源丰富,运输业发达,分布多样的货船、客船、渔船等民船及中立目标,它们与军船交织混杂,船舶密集分布,潜在的敌方目标可能藏匿于船只之间,利用成熟的隐身技术实现在船舶密集分布区域的快速机动作战。在遮蔽、重叠情况下传统的舰船目标检测与识别方法效果并不理想。

2) 小目标问题

在复杂海战场环境中,掌控战场先机,把握作战态势,对远景图像中小目标的检测识别工作是关注的重难点问题。在海战场环境中,远景目标在图像中显示面积小,且背景干扰严重,当前多根据红外图像通过形态学方法对小目标进行检测^[2-3],然而相关工作建立在背景起伏不大,目标亮度高于背景的前提下。

现代海战中,小型作战舰艇尤其是小型作战快艇,建造简单且体积小、成本低,随着隐身技术的不断发展成熟,小型作战舰艇能够利用自身性能和技术优势实现在船舶密集区域快速机动作战,再配备中远程导弹将在海战场中发挥突出

优势。

受海上雨雪、风暴等天气因素及高度波动的海面背景、海浪噪声及海水运动复杂性等因素影响,使海上小目标检测面对较大挑战,传统的海上小目标检测方法效果一般^[4]。

如何快速、准确地探测和提取海域中的舰船目标,为作战赢得尽可能多的处理与决策时间是当前亟待解决的问题。

2 目标检测网络的发展

当前主流的目标检测算法按检测方式不同分为二阶(Two-Stage)检测方法如 SPP-Net、Faster R-CNN、R-FCN 等;一阶(One-Stage)检测方法如 YOLO、SSD 等^[5-6]。自二阶算法提出以来,其检测精度和速度都得到逐步提升,R-CNN 网络对比传统的机器学习方法,其检测效果得到极大改善,但 R-CNN 网络通过 CNN 网络对上千个候选区域进行特征提取,且各候选区域之间存在大量交错重叠特征会造成重复计算而浪费计算资源,直接导致网络检测时间长,无法实现实时检测。Fast R-CNN 网络在 R-CNN 网络基础上进行改进,对输入图片只进行一次特征提取得到整张图像特征图,其检测速度相比 R-CNN 提高 10 倍^[7],Faster R-CNN 网络在 R-CNN、Fast R-CNN 网络的基础上发展起来的,其使用 RPN 网络代替了原来的 Selective Search 选择性搜索方法,减少了候选区数量,真正实现了网络端到端训练,并且 Faster R-CNN 实现了区域生成网络与特征提取网络卷积层共享,节约了区域生成功能的时间,大大提高了网络效率,检测速度得到极大提升,但仍无法实现对目标的实时检测^[8]。随后又发展的 Mask R-CNN 网络大大提高了检测的准确性但网络复杂,检测速度较慢。二阶目标检测算法随着网络模型不断发展优化,准确率得到不断提升,但算法的检测速度仍然相对较慢,算法的结构更深更复杂,网络训练较慢,总体效率不高。在网络训练及检测速度方面,一阶目标检测算法性能更为优越。

未来战场形式瞬息万变,要在战场中赢得主动权,掌握作战先机,对目标检测的实时性提出了更高要求,一阶目标检测算法省略了生成候选区域的步骤,在同一个卷积神经网络中实现特征提取、目标分类与回归,将目标检测过程简化为一个端到端的回归问题,使基于深度学习的目标检测算法在速度上有了大幅提升。一阶目标检测算法 YOLO 系列,通过整合模型综合得到一个神经网络,不再生成候选区域而将图像划分为网格形式,简化了训练过程,提升了检测速度,YOLO 网络迁移到其他数据集上的表现优于其他算法,能更好的学习抽象特征,泛化能力更强;并且 YOLO 网络将整张图片作为输入,较好地利用了检测目标的环境信息,有效避免了背景错误背景误检率相比使用 proposal 方式训练网络的 Fast R-CNN 降低了 50%^[9]。但 YOLO 网络对目标的检测精度不高,且容易出现错误定位情况,在对小目标的检测上效果不佳。

针对 YOLO 网络检测精度相对较低但检测速度快的情

况,在 YOLOv3 网络基础上发展 YOLOv4 网络,其 AP 和 FPS 值分别提升了 10% 和 12%,YOLOv4 在 MS COCO 数据集上的 AP50 值为 65.7%,在 Tesla100 上实现了 65FPS 的实时速度,在对小目标及遮掩目标的检测上显示出突出优势。

3 YOLO 目标检测网络

YOLO 网络对输入的图像只进行一次检测就能够得出目标位置及置信度,将目标检测问题转换为回归问题,能够在图像的多个位置回归得到目标边界框及分类,网络检测速度得到极大提升,网络整体效率更高。海上战场环境瞬息万变,将 YOLO 网络应用于对海上舰船目标的检测与识别能够有效提升检测效率,规避角反、箔条等无源干扰手段影响,尤其是 YOLOv4 网络在小目标及密集目标检测方面的优越性能为实现反舰导弹精准目标选择提供了可行理论支撑及技术途径。

3.1 YOLO 网络原理

网络首先将输入图像划分为 $N \times N$ 的网格(Grid Cell),对每个网格生成 B 个边界框(Bounding Box),包含坐标、长宽、置信度 5 维信息($x, y, w, h, score$)以及 C 个类别概率,如图 1 所示,图中间的圆点代表舰船目标中心位置点,该点所在的方格负责对图像中的舰船目标进行预测。

(x, y)是候选框的中心点相对于单元格边界的偏移, (w, h)为边框相对于整个图像的宽高比, $score$ 是置信度分值表示候选框包含目标时的位置准确度,

$$score = Pr(object) \times IOU_{pred}^{truth}$$

(1)

$Pr(object)$ 取值为 1 或 0,当目标位于网格中,该值取 1,反之取 0, IOU_{pred}^{truth} 即实际值(Ground Truth)与预测值(Prediction)的

交并比(Intersection over Union)输入的图像通过 CNN 网络进行特征提取、预测,在最后的全连接层中进行目标预测,当单元格中有物体存在时得出 C 个分类的条件概率 $Pr(class|object)$,可以求得整个图片中 C 个类别的概率,将检测框中某类别概率与置信度相乘得到 $N \times N$ 网格中某一类别的置信度分值:

$$object_{i_conf} = Pr(class|object) * Pr(object) * IOU_{pred}^{truth} = Pr(class_i) * IOU_{pred}^{truth}$$

(2)

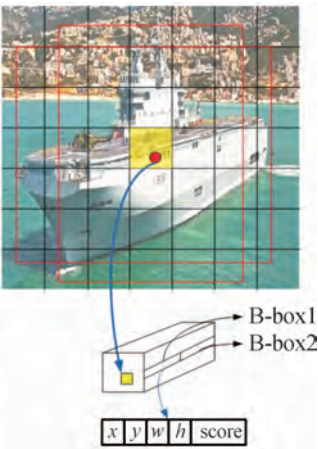


图 1 YOLO 网络原理示意图

3.2 YOLOv4 网络改进

2020 年 YOLOv4 算法的提出使 YOLO 网络的发展更进一步。YOLOv4 相比 YOLOv3 新增了 CSP 结构、PAN 结构,网络结构如图 2 所示。

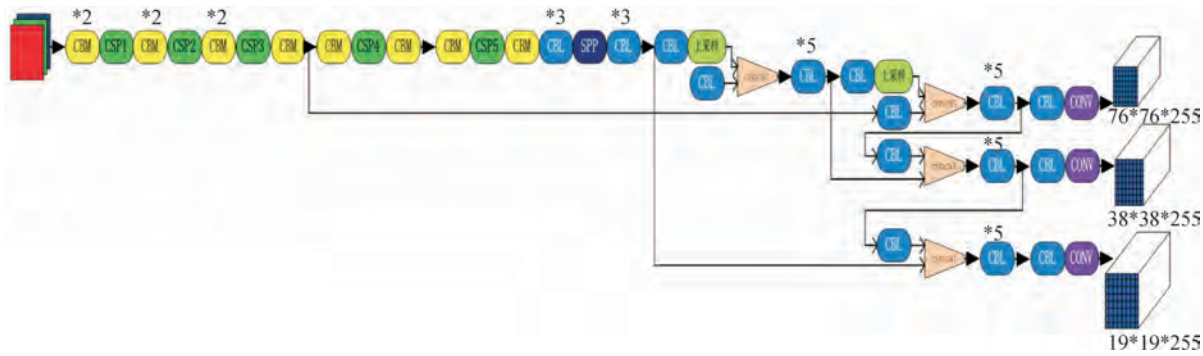


图 2 YOLOv4 网络结构示意图

在数据输入部分,由于在目标检测过程中小目标(目标框长宽范围 $0 \sim 32 \times 32$)的 AP 值远低于大目标,COCO 数据集中包含大量小目标且分布不均,整个数据集中含 41.4% 的小目标,但只有 52.3% 的图片中包含小目标;针对这一问题 YOLOv4 在输入端使用 Mosaic 数据增强方式,其增强效果如图 3 所示,通过对四张图片进行随机缩放、剪裁、排布的方式增强数据,通过 Mosaic 数据增强的方式对图片随机缩放、

分布、拼接极大丰富了检测数据集且增加了小目标数量,提高了网络的鲁棒性,使 Mosaic 增强数据进行训练时能够对 4 张图片的数据直接计算,而不需要太大的 Mini-batch,一个 GPU 即可满足要求。

在主体网络部分,YOLOv4 在 YOLOv3 主体网络 Darknet53 和 CSPNet 基础上构建 CSPDarknet53 网络,包含五个 CSP 模块,每个模块前卷积核尺寸为 3×3 ,当输入图像是 608

*608 时,经过五个 CSP 模块得到尺寸为 19×19 的特征图,该网络不仅增强了 CNN 网络学习能力,保证了准确率同时减少了计算量,降低了内存成本。在主体网络中 YOLOv4 使用了 Mish 激活函数, $mish = x * \tanh(\ln(1 + e^x))$ 在 ImageNet 数据集中对图像分类得到的 TOP-1 和 TOP-5 精度有所提升,而在后续网络中仍使用 Leaky_Relu 函数。为防止出现过拟合的情况在网络中使用了 Dropblock 方式,原理如图 4 所示,对局部区域进行整体删减丢弃,减少信息数量,简化网络。



图 3 Mosaic 数据增强效果示意图

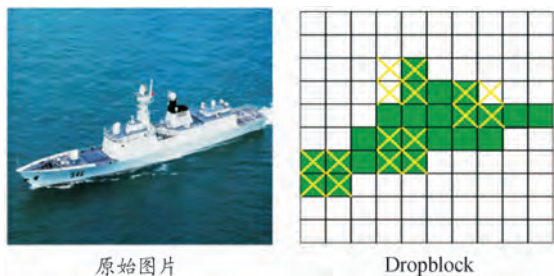


图 4 Dropblock 原理示意图

Dropblock 具有多种组合形式可以应用于网络的全部特征图中,能够在不同的训练阶段设定删减概率,整体效果更为精细,网络的正则化得到全面优化升级。

经过主体网络后,为了更好的提取目标的融合特征, YOLOv4 网络在主体网络和输出层间插入了 SPP 模块以及 FPN + PAN 结构, FPN + PAN 结构如图 5 所示。

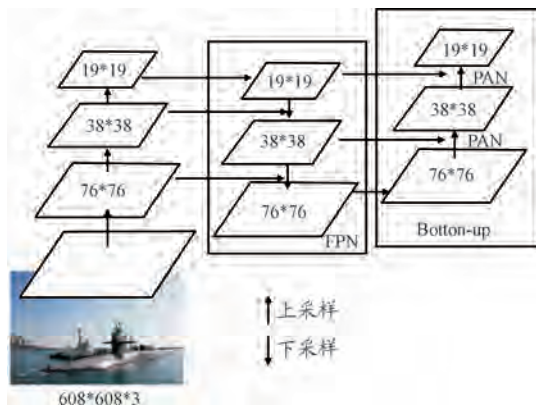


图 5 FPN + PAN 结构示意图

围,能够显著分离最重要的上下文特征,在 COCO 数据集的目标检测中,使用 SPP 模块能将 AP50 值增加 2.7%。

YOLOv4 网络在 YOLOv3 的 FPN 层基础上添加了 2 个 PAN 结构形成自下而上的金字塔, FPN 层使用特征图①(76×76), 2 个 PAN 结构后输出的是②、③两个特征图, FPN 层由上向下传输强语义特征,而 2 个 PAN 结构形成的金字塔自下向上传达强定位特征。FPN + PAN 结构对不同主干层的不同检测层参数进行聚合,进一步提高了网络的特征提取能力。

在最后的预测阶段,考虑到中心点距离、长宽比、重叠面积三个问题, YOLOv4 选择 CIOU_Loss 目标框回归函数提高了预测框回归的精度和速度,网络性能进一步优化。

$$CIOU_Loss = 1 - CIOU =$$

$$1 - \left(IOU - \frac{Distance^2}{Distance^2 - C^2} - \frac{v^2}{(1 - IOU) + v} \right) \quad (3)$$

v 是衡量长宽比一致性的参数,

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

在筛选预测框阶段, YOLOv4 应用了效果优于传统 NMS 的 DIOU_nms 方法,对于重叠目标的检测性能较好,二者效果如图 6 所示。

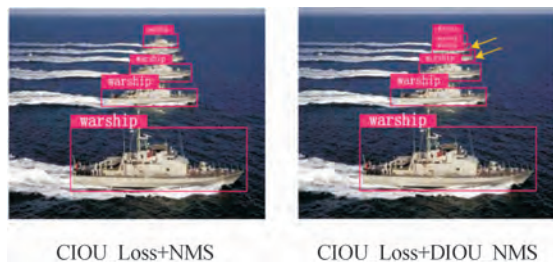


图 6 NMS 与 DIOU_nms 效果图

YOLOv4 网络损失函数设计:

$$\begin{aligned} loss = & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] + \\ & \sum_i^{S^2} 1_i^{obj} \sum_{c \in classes} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2 + \\ & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} [(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2] + \\ & \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{noobj} (C_i - \hat{C}_i)^2 \end{aligned} \quad (5)$$

损失函数由坐标预测误差、交并比预测误差、分类预测误差 3 部分组成。 (x, y, w, h, C, p) 是训练标记值, $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{w}, \hat{h}, \hat{C}, \hat{p})$ 是预测值。 1_{ij}^{obj} 代表目标存在第 i 个各自的第 j 个 bounding box 中, B 个 bbox 中与真实框 (Ground Truth) IoU 值最高的进行坐标误差反向传播,其余不进行,若某网格中没有目标,则不对分类误差做反向传播。

YOLOv4 在之前提出的各检测网络的基础上作出大量创

YOLOv4 网络采用了 SPP 模块,能扩增主干特征接受范

新,采用了多种创新方式,整体网络性能得到了极大优化,尤其对重叠、遮蔽目标,小目标的检测性能十分优越。

在 COCO 数据集目标检测同 FPS 的情况下,YOLOv4 的 AP 值相比 YOLOv3 提升 10%。

4 实验结果及分析

4.1 舰船数据集制作

针对海上舰船目标可见光数据集目前尚未有公开完整的数据集,根据实际作战需求及目标检测网络训练要求自建舰船目标数据集,针对当前反舰导弹对小目标及遮蔽目标检测识别效果不佳问题,采集可见光舰船目标侧视远景图及存在遮蔽、重叠情况的舰船图像,为后续应用验证 YOLOv4 网

络性能奠定了基础。采用 PASCAL VOC 数据集格式,选取海上常见且特征明显将舰船目标分为军船(warship)、帆船(sailboat)、客船(passenger)、其他(boat)四类,具体制作步骤如下:

为达到较好的训练效果,提升训练效率,将采集的图像像素统一处理为 416x416 规格并筛选丢弃分辨率较低的图像;利用 labelImage 图像标注工具对图像进行逐个标注并生成 yolo 格式的 txt 文件;建立 VOC 文件夹,包含 Annotations、JPEGImages、ImageSets 及 labels 文件夹,并通过脚本文件生成 train. txt、val. txt、test. txt、trainval. txt 四个文件:train. txt——存放训练集图片名;val. txt——存放验证集图片名;test. txt——存放测试集图片名;trainval. txt——存放测试集和验证集图片名。图 7 为舰船图片样例:



图 7 舰船图片样例

4.2 实验环境

本实验在 Ubuntu16.04 操作系统中进行,使用 Tensorflow 深度学习框架,cuda9.0 + cudnn7.0.5 + opencv3.4.0 环境;硬件环境为:Intel Xeon(R) CPU,Nvidia GTX Gforce 1050;使用 python 语言实现编程操作。

- 1) Avg IoU:表示当前迭代中,预测框与标注框的平均 IoU,此值越大越好,最大值为 1;
- 2) Class:被标注目标的分类准确率,此值越大越好,期望值为 1;
- 3). 5R:以 $IOU = 0.5$ 为阈值时的检出率 recall。Recall = 检出正样本数/实际正样本数;
- 4) 0.75R:以 $IOU = 0.75$ 为阈值时的检出率 recall。Recall = 检出正样本数/实际正样本数;
- 5) count:正样本数量。
- 6) Avg Loss:平均损失,这个数值越低越好,一般低于 0.060730avg 就能够终止训练。

4.3 结果分析

通过自建舰船目标数据集对网络进行训练,在 Avg Loss 为 0.0564 时停止训练,loss 函数曲线如图 8 所示。

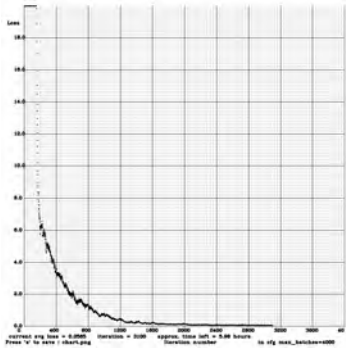


图 8 Avg loss 函数曲线

得到网络权重,并利用权重对测试集图片进行试验,得到部分效果如图 9 所示。

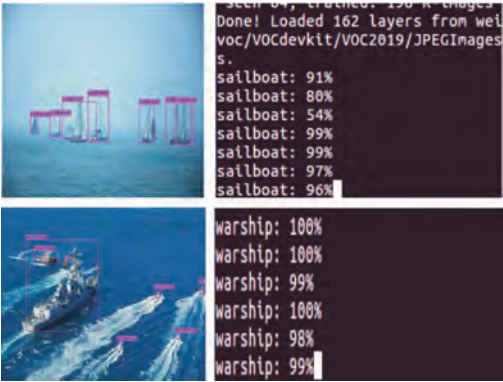


图9 试验效果图

通过 YOLOv4 网络调用摄像头对实时环境进行目标检测效果如图 10 所示。



图10 检测效果图

对比 YOLOv4 网络在对遮蔽、重叠目标及小目标的检测优势,利用该数据集对 Faster RCNN 网络进行训练测试,得到检测效果如图 11 所示。

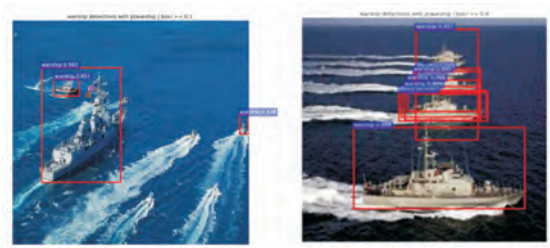


图11 Faster R-CNN 网络检测效果图

由图 11 左图检测结果可以看出 Faster R-CNN 网络对比 YOLOv4 网络在小目标检测方面精度较低,无法将图像中所有小目标检测出,且对已检测出小目标的置信度较低;由图 10 右图是将网络阈值调整为 0.1 时所得到的结果,可以看到出现多个无关检测结果,对遮蔽、重叠目标检测效果一般。

由上述试验结果可以看出,YOLOv4 网络能够将图中所

有舰船目标完整检测出来,对单个或多个舰船目标场景均适应,目标框能够准确表达检测的位置信息,尤其对存在遮蔽、重叠的情况,能够检测出图像中所有目标,显现其优异性能;对小目标的检测效果较好,分类准确,检测精度高,能够满足海上作战时目标精准选择之需。在对实景检测实验中,由图可看出 YOLOv4 对目标的检测较为完整准确,Avg_FPS 在 16.1 左右。YOLOv4 网络对存在遮蔽、重叠情况表现较好并且网络实时性较高,为实现反舰导弹对存在遮蔽情况下的目标的快速精准的检测识别上提供了可行技术途径及理论支撑。

4.4 实际应用

YOLOv4 网络在准确性上相对 YOLOv3 提升了 10%,而速度基本没有下降,通过不断优化的目标检测网络实现反舰导弹智能化目标检测与识别,可以通过英伟达 Jetson tx2 开发板搭载到无人机构建可移动目标检测平台进行进一步验证。

英伟达 Jetson TX2 开发板是一款嵌入式 AI 超级电脑,其外形小巧,功能强大,可为无人机、智能摄像机等智能终端识别提供强大的计算支持,其性能参数如表 2 所示。

表2 Jetson TX2 性能参数

Jetson TX2	
GPU	NVIDIA Pascal,256 CUDA cores
CPU	HMP Dual Denver 2/2MB L2 + Quad ARM ® A57/2 MB L2
Memory	8 GB 128 bit LPDDR4 59.7 GB/s
CSI	Up to 6 Cameras (2 Lane) CSI2 D-PHY 1.2 (2.5 Gbps/Lane)
PCIE	Gen 2 1x4 + 1x1 OR 2x1 + 1x2
Data Storage	32 GB eMMC,SDIO,SATA
USB	USB2.0 + USB3.0

在 TX2 上配置 YOLOv4 网络通过调用板载摄像头检测实际海域环境,能够取得较好效果。

为检验针对自建舰船目标数据集的 YOLOv4 网络性能,将训练好的 YOLOv4 网络模型迁移到 NVIDIA Jetson TX2 开发板上,调用板载摄像头对海上实景图像进行检测。选取烟台港附近海域,烟台港位于芝罘湾内,与市区相连,作为海上丝绸之路重要节点,与多个国家及地区保持频繁通航和贸易往来,海上船只来往密集,各类型船只分布广泛,在复杂船只分布海域进行网络效能检测能够进一步验证基于深度学习的目标检测网络应用于反舰导弹舰船目标检测与识别环节的可行性与实际价值。

通过实验检测,得到效果如图 12 所示。

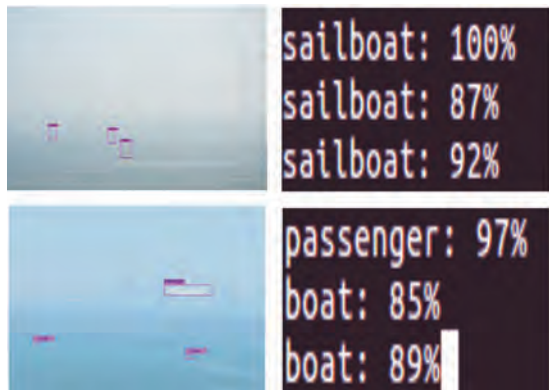


图 12 实景检测效果图

使用 TX2 开发板通过 YOLOv4 网络对烟台港海上实景舰船图像进行检测,从结果图显示,在实际海上环境中对目标的检测精度高,能够满足目标精准高效选择要求,利用 NVIDIA Jetson TX2 开发板计算功能强大及可体积小巧的特点构造任务型计算机,在低空、超低空飞行阶段进行海上舰船目标的精准高效检测识别,配合雷达、红外等制导方式为实现反舰导弹精细化目标选择,探索 AI 目标检测技术提升反舰导弹作战效能方面提供了可行理论途径及技术支撑。

NVIDIA Jetson TX2 开发板可外接多种模式摄像头,适应不同背景、天气及海上多变环境,通过通讯模块能够实时传输数据,可供观测对海上目标的检测处理情况。

5 结论

1) 根据 YOLOv4 网络自建舰船目标检测系统,实现对自建舰船目标数据集的检测,包括图片及视频检测,对小目标及遮蔽目标的检测效果突出,检测速度较快;

2) 将 YOLOv4 网络引入海上舰船目标检测识别系统,通过英伟达 tx2 开发板构建海上舰船目标检测识别可移动平台,检测烟台港内遮蔽、重叠目标及小目标等目标分布复杂场景,进一步验证了 YOLOv4 网络的检测能力;

3) YOLOv4 网络在提升反舰导弹对海上受遮蔽干扰的舰船目标及远景小目标的准确高效检测方面具有重要意义。

参考文献:

- [1] 张玉平,王有成,赵铜星,等. 区间直觉模糊决策在联合作战指挥员能力评估中的应用[J]. 兵工自动化,2013,32(11):45-48.
- [2] WEI Min, CHEN Hai-ning, WU Qin-zhang, et al. Slow movement small target detecting method base on frame correlation [C]//2010 International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering, Wuhan, 2010: 4742-4744.
- [3] 康令州,陈福祥,王德胜,等. 基于形态学算法的红外图像小目标检测方法研究[J]. 光电工程,2010,37(11):26-31.
- [4] 冉鑫,任蕾. 基于可见光视频图像处理的水上弱小目标检测方法[J]. 上海海事大学学报,2010,31(2):11-17.
- [5] 于进勇,丁鹏程,王超. 卷积神经网络在目标检测中的应用综述[J]. 计算机科学,2018,45(S2):17-26.
- [6] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014:580-587.
- [7] 蒋承知,于起,叶文强,等. 卷积神经网络算法的比较探究[J]. 电子技术与软件工程,2017(7):78-80.
- [8] 王林,张鹤鹤. Faster R-CNN 模型在车辆检测中的应用[J]. 计算机应用,2018,38(3):666-670.
- [9] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]//Euro-pean conference on computer vision. Springer, Cham, 2016:21-37.
- [10] 刘金羊. 基于上下文的目标检测算法研究[D]. 南京:南京大学,2017.
- [11] 刘万军,梁雪剑,曲海成. 不同池化模型的卷积神经网络学习性能研究[J]. 中国图象图形学报,2016,21(9):1178-1190.
- [12] 王双印,滕国文. 卷积神经网络中 ReLU 激活函数优化设计[J]. 信息通信,2018(1):42-43.

(责任编辑 杨梅梅)