

文章编号: 2096-1618(2022)05-0533-05

# 基于改进 YOLO 算法的舰船目标检测 DT-YOLO 方法研究

岳 希<sup>1,2</sup>, 梁云浩<sup>1</sup>, 何 磊<sup>1,2</sup>

(1. 成都信息工程大学软件工程学院, 四川 成都 610225; 2. 四川省信息化应用支撑软件工程技术研究中心, 四川 成都 610225)

**摘要:**针对舰载无人直升机自主着舰场景理解进场阶段舰船检测问题,提出基于 YOLO 改进的 DT-YOLO 舰船目标检测算法。将 YOLO 的特征提取网络中的残差结构改造为 DenseNet 中的密集链接结构,并将特征金字塔设计为 5 层,使得特征图更小,能够进一步提高检测精度。对 NMS 算法使用线性对数衰减的方式进行增强,有效解决舰船相互遮挡时的漏检情况。最后,建立舰船数据集对算法进行测试和分析。算法平均精准度 AP 达到 94.21%,检测速度到达 61.48 帧/秒,结果表明算法对舰载无人直升机进场阶段时的舰船检测具有良好的鲁棒性,有效提升了目标较大及相互遮挡时的检测能力。

**关 键 词:**YOLO;舰船;目标检测;自主着舰

**中图分类号:**TP391.4

**文献标志码:**A

**doi:**10.16836/j.cnki.jcui.2022.05.008

## 0 引言

舰载无人直升机可以实施对岛屿、海面 and 海岸目标的探查、追踪和攻击等任务,与固定翼无人机相比,具备无伤亡事故、机动性好等特点<sup>[1]</sup>。舰载无人自主着舰是其关键任务<sup>[2]</sup>,因为危险系数较高,是制约当前无人直升机使用 and 发展的主要瓶颈。而计算机视觉依托其成本低、被动检测、抗电磁辐射干扰等优点,已成为舰载无人直升机在自主着舰导航中的关键信息源<sup>[3]</sup>。

当舰载无人机接收到返航进场指令,场景理解的首要任务便是寻找目标舰船,准确的舰船定位信息是对无人机着舰视觉引导的重要前提。舰载无人机利用视觉传感器获取图像,再利用计算机视觉算法进行场景理解,但成像往往会受天气、云雾等因素干扰,且容易受到海面杂波、岛屿等物体影响<sup>[4]</sup>,准确高效地从复杂海洋背景中完成舰船目标的检测仍存在较大难度。针对舰船检测任务,研究者提出了许多改进算法。于洋等<sup>[5]</sup>将输入网络结构改进,对输入图像进行多尺度变化;苏娟等<sup>[6]</sup>将 SSD 进行特征增强;李靛等<sup>[7]</sup>结合 FPN 思想对 Faster R-CNN 加以改良。但以上改进方式仍存在对舰船检测时舰船相互遮挡的漏检,多舰船目标检测时小型舰船检测精度低的问题。对此,利用卷积神经网络能够提取图形深层特征的特点,对目标检测算法 YOLO<sup>[8]</sup>解决无人机返航成像易受天气、

云雾等因素干扰和海面杂波、岛屿等物体影响,以及小目标检测效果较差,易产生漏检、误检等问题开展深入研究,进行针对性提升,使之更适合舰船检测任务。最后,在舰船数据集上对改进网络进行训练和测试,并对网络各方面性能进行细致地比较和分析。

## 1 DT-YOLO 舰船目标检测算法

YOLO 算法检测中、小型尺寸目标时效果不够理想<sup>[9]</sup>,为将 YOLO 更好地用于舰船检测工作,提出基于 YOLO 改进的密集连接网络 DT-YOLO(D: dense, T: transition)。首先对特征提取网络结构加以调整,增加密集模块和过渡模块,同时在过渡模块内利用最大池化以提高特征提取性能。为更好地处理特征图尺寸对检测结果的影响,将特征金字塔设计为 5 层,使特征图更小,能够进一步提高检测精度。并在对图片进行特征提取后进行上采样,之后再与特征提取网络相结合,构建舰船目标快速检测网络。通过改进的对数衰减 NMS 算法,保留多目标相互堆叠时被覆盖的目标,提高舰船目标被掩蔽时的检测能力,改进后的 DT-YOLO 网络舰船检测如图 1 所示。

### 1.1 网络结构改进

YOLO 提出的 Darknet53 网络合理地减少了网络的计算复杂度<sup>[10]</sup>,然而对于舰船检测任务来说,Darknet53 网络略显复杂和臃肿。本文搭建了一种相对简单的网络,网络详细构成如表 1 所示。DT-YOLO 网络

结构包含 7 个密接模块和 6 个过渡模块,2 个密接模块由 1 个过渡模块联接。在过渡模块中,选用 1×1 尺寸的卷积核来减少特征图的尺寸,以保障处理速度和检测精度。

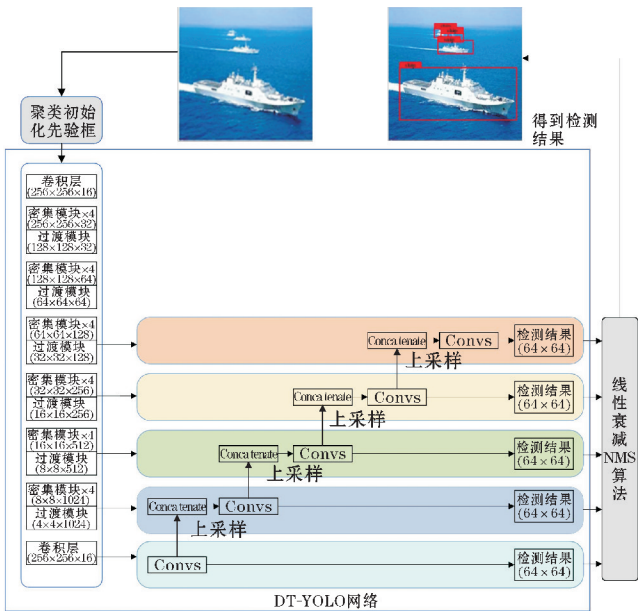


图 1 DT-YOLO 网络舰船检测示意图

表 1 DT-YOLO 的网络结构

类型	输出大小	滤波器	卷积核与步长
卷积层	256×256	16	3×3 conv stride=2
密集模块(1)×4	256×256	16	1×1 conv stride=1
		32	3×3 conv stride=1
过渡模块(1)	128×128	16	1×1 conv stride=1
		32	3×3 conv stride=2
密集模块(2)×4	128×128	32	1×1 conv stride=1
		64	3×3 conv stride=1
过渡模块(2)	64×64	32	1×1 conv stride=1
		64	3×3 conv stride=2
密集模块(3)×4	64×64	64	1×1 conv stride=1
		128	3×3 conv stride=1
过渡模块(3)	32×32	64	1×1 conv stride=1
		128	3×3 conv stride=2
密集模块(4)×4	32×32	128	1×1 conv stride=1

舰船目标图像在传入密集模块中进行特征重用和卷积后,传入过渡模块进行最大值池化以降低特征图大小,再将结果进行融合后输入下一个密集模块进行相同处理。使用这种处理方法可以提高特征提取网络的模块间连接,有效降低图像在不同模块之间传输造成的特征丢失。

为解决 YOLO 特征图的规模偏大使目标检测结果不够准确的弊端<sup>[11]</sup>,DT-YOLO 对特征金字塔进行改造,

添加两个额外的卷积层,构建出新的特征金字塔含有 5 个尺寸不一的卷积层。首先用 16 个 3×3 的卷积核以步幅为 2 对 512×512 分辨率的输入图片开展过滤,随后把过滤结果输入包含 1×1 和 3×3 卷积层的密集模块,产生的特征图大小为 256×256;之后输入其他的 6 组密集链接模块,得到分辨率大小分别为 128×128、64×64、32×32、16×16、8×8 和 4×4 的特征图。此外,在卷积层中加入批标准化层以加速训练和防止梯度消失。

DT-YOLO 可以用 5 种不同的尺度回归舰船方位和分类结果,得到分辨率分别为 4×4、8×8、16×16、32×32 和 64×64 的特征图。在增强特征提取方面,DT-YOLO 对特征图 4×4、8×8、16×16 和 32×32 的密集模块开展 2 倍上采样,随后通过特征提取网络把输出特征和上下文信息传输给相应的特征图开展结合,产生多尺度舰船目标检测特征金字塔。

1.2 改进对数衰减 NMS 算法

NMS<sup>[12]</sup>算法通过直接判断 IOU 值是否大于阈值的方式较好地筛选了重叠预测框<sup>[13]</sup>,但同时也会删除被遮挡舰船的预测框,不利于舰船遮挡情况时的检测。如图 2 所示,摄像机采集到的着舰场景往往会存在舰船相互遮挡现象。采用改进的对数衰减 NMS 算法,解决被遮挡舰船检测精度低的问题。如果交并比 IOU ( $a, b_i$ ) 高于抑制阈值  $N_i$ ,则对置信度  $S_{conf}$  做衰减处理,优化后的 NMS 算法公式为

S\_{conf}^\* = \begin{cases} S\_{conf}, & IOU(a, b\_i) < N\_i \\ S\_{conf}(\ln(1 + \cos^5(IOU))), & IOU(a, b\_i) \geq N\_i \end{cases} \quad (1)

其中  $S_{conf}^*$  为对数衰减处理后的置信得分,  $i$  为划分种类的编号,  $a$  为置信分数最高的预测框,  $b_i$  为进行比较计算的预测框,  $IOU(a, b_i)$  为  $a$  和  $b_i$  的 IOU 值,  $N_i$  为预测框的抑制阈值。首先,根据置信度分数将  $n$  个预测框排序,选中第一个框,计算与剩余框的交并比;然后,与阈值比较,若大于阈值,则根据式(1)更新置信得分,否则保留原来的置信得分;接着,对剩余框重复以上处理;最后,只选取置信分数大于阈值的预测框,得到最终的舰船检测结果。



图 2 遮挡情况下的两艘舰船

2 实验及结果分析

2.1 数据集制作

为更好地得到充分的训练样本以达到优化算法的训练和测试要求,利用网络爬虫<sup>[14]</sup>采集互联网中的舰



图3 部分舰船数据集图像

训练图像数据的标注需要把舰船目标边界框手动标记,然后记录下边界框的坐标和识别目标类别,通过数据标签保存在指定文件中,便于在网络框架中被读取调用<sup>[15]</sup>。LabelImg 可以完成数据标注制作标签的工作,需要标注舰船图片中舰船目标的坐标和类别,如图4所示。

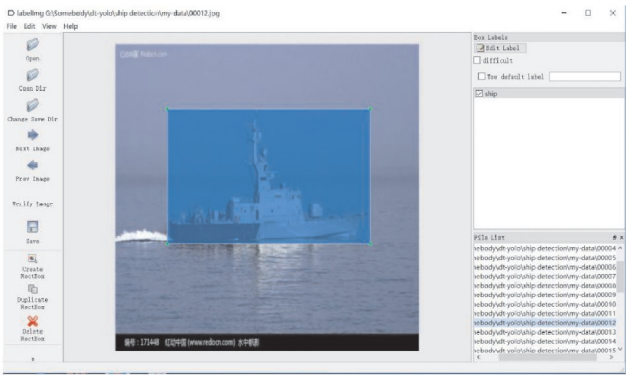


图4 使用 LabelImg 制作标签

2.2 网络训练

图像的尺寸大小对目标检测算法的性能有很大的影响,多尺寸训练能较好地提高算法准确度。算法模型训练过程中,每经几个批次的训练后须再换其他尺寸的图片进行训练,可以明显提高DT-YOLO 算法对各种尺寸舰船图片的鲁棒性。模型训练时,数据集大小预设为128的整数倍。刚开始训练时,初始大小设定为256×256 像素,每10个批次后再换其他像素大小的

船视频和图片,并对视频进行抽帧截取处理,得到更多的数据样本。从采集数据中选取画质清晰符合舰船检测任务的图像共10000张。设置训练集6000张,测试集2000张。在目标检测任务中,除了原始图像数据,还要完成图片标注的任务。在采集到的图像数据中选取出合适的训练数据,完成图像尺寸的统一调整,并按规定统一命名,具体如图3所示。

图片再次训练,图片最大为1024×1024。

模型训练时的参数有学习率<sup>[16]</sup>、动量常数<sup>[17]</sup>以及权值衰减系数<sup>[18]</sup>等。选择小批量随机梯度下降法<sup>[19]</sup>开展训练优化,动量常数设置为0.8,权重衰减系数0.0004,批大小128,最大迭代次数50000次,改进线性衰减NMS抑制阈值0.5。使用分段调控学习率<sup>[20]</sup>的方式,原始学习率 $10^{-3}$ 可以在训练过程中保持网络稳定,在训练过程中先后降低为 $10^{-4}$ 与 $10^{-5}$ 。

图5为训练过程中的损失函数拟合曲线。可以发现,训练过程中网络训练误差慢慢趋向收敛。在初始阶段,训练误差值下降速率非常快;在迭代15000次后,训练误差下降速度开始趋于稳定;迭代40000次时,训练误差值收敛接近0.2,表示此时模型训练已接近收敛,可以结束模型训练。

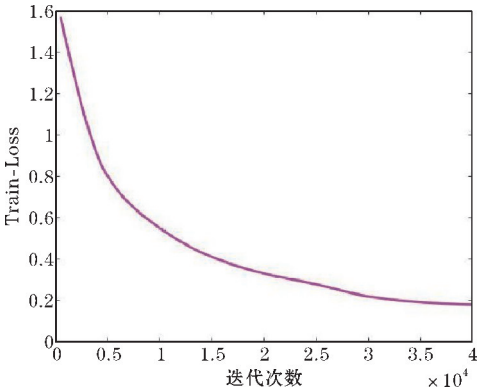


图5 训练过程中的损失函数拟合曲线



2.3 结果分析与讨论

本节对 DT-YOLO 网络在测试集上的舰船检测的性能进行评价,包括平均精确度 (AP) 以及检测速度,检测结果如表 2 所示。本文改进算法分别在网络数据集、公开船舶数据集 HRSC2016 和 LEVIR 上进行训练与测试,并且与 YOLO 算法、SSD512 算法和 FASTER-RCNN 的检测结果进行对比。

表 2 不同算法的检测性能对比				
数据集	网络	输入尺寸	AP/%	检测速度/ (f/s)
网络数据集	YOLO	416×416	90.28	52.60
	SSD512	512×512	81.75	40.69
	FASTER-RCNN	512×512	88.31	53.23
	DT-YOLO	512×512	94.21	61.48
HRSC2016	YOLO	416×416	90.37	47.58
	SSD512	512×512	83.21	41.39
	FASTER-RCNN	512×512	89.73	53.28
	DT-YOLO	512×512	93.78	59.79
LEVIR	YOLO	416×416	87.71	59.32
	SSD512	512×512	84.58	45.36
	FASTER-RCNN	512×512	88.91	60.11
	DT-YOLO	512×512	96.53	67.81

由表2可以看出,DT-YOLO分别在在网络数据

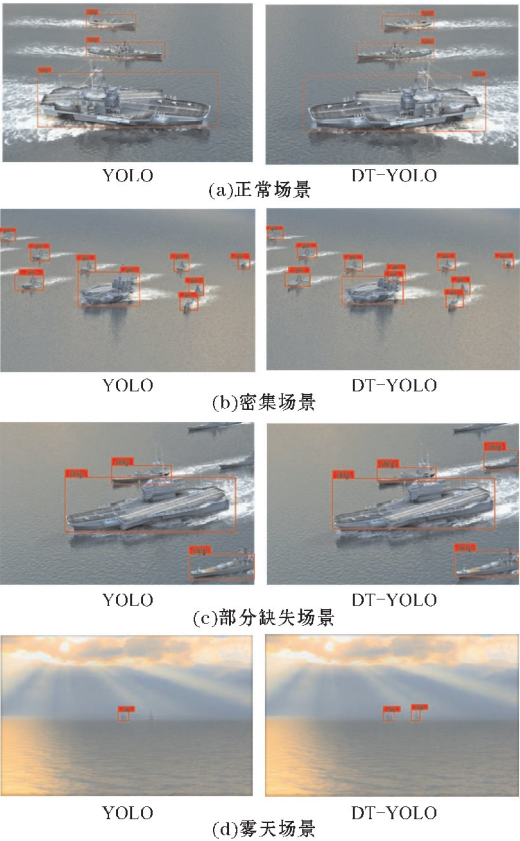


图 6 YOLO 和 DT-YOLO 的部分检测结果

集、HRSC2016 和 LEVIR 上取得了94.21%、93.78%和96.53%的 AP,检测精度比其他网络更优良,比 YOLO 算法分别提高了4.35%、3.77%和10.05%;同时,实时检测的效果也有提升,检测速率达到了61.48 f/s,分别比 YOLO 算法提高了16.8%、25.66%和14.31%。

图 6 为 YOLO 与 DT-YOLO 的部分检测结果,对于舰船检测任务两种网络都获得了不错的效果,尤其是 DT-YOLO 在面对多目标、目标相互重叠等繁杂检测情景下的舰船目标检测时表现出了较强的算法鲁棒性。由图 6(c) 看出,DT-YOLO 可以检测出所有舰船目标,而 YOLO 存在漏检的问题,只能够检测出大部分目标。与 YOLO 相比,DT-YOLO 依然可以准确地检测出部分确实的舰船目标。综上,DT-YOLO 在繁杂检测情景下更加稳定。

3 结束语

主要讨论了改进的 DT-YOLO 舰船检测算法。首先,将 YOLO 的特征提取网络中的残差结构改造为 DenseNet 中的密集链接结构,极大地减少了网络参数并加快了网络训练过程,并将特征金字塔设计为 5 层,使得特征图更小,能够进一步提高检测精度。其次,NMS 算法使用对数衰减,解决了舰船目标相互掩盖时的漏检问题。最后,使用网络样本数据构建数据集,对算法进行训练测试。训练结果显示,改进的 DT-YOLO 舰船检测算法与 YOLO 相比,在网络数据集、HRSC2016 和 LEVIR 数据集上,其检测精度和检测速率分别提高了 4.35%、16.8%;3.77%、25.66%;10.05%、14.31%。对无人直升机视角下的舰船目标检测任务,改进的 DT-YOLO 舰船检测算法拥有较好的鲁棒性,有效解决了无人机返航成像易受天气、云雾等因素干扰和海面杂波、岛屿等物体影响的问题。针对 YOLO 算法中小目标检测性能较弱,且对于遮蔽目标易出现漏检、误检的缺陷,通过改进算法检测效果取得了很大改善。本文改进算法还有待于在更多数据集上进行检验并做进一步优化。

参考文献:

[1] 王广彪,李华伟,丁文锐,等. 无人机在运动舰船上着舰视觉导引技术研究[J]. 中国电子科学研究院学报,2012(3):275-283.

[2] 刁灿,王英勋,王金提. 辅助自动着陆技术[J]. 系统仿真学报,2008(s1):495-498.

[3] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and

- Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583–596.
- [4] Danelljan M, Khan F S, Felsberg M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking [C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, USA, 2014: 1090–1097.
- [5] 于洋, 李世杰, 陈亮, 等. 基于改进YOLO v2的船舶目标检测方法[J]. 计算机科学, 2019, 46(8): 332–336.
- [6] 苏娟, 杨龙, 黄华, 等. 用于SAR图像小目标舰船检测的改进SSD算法[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(5): 1026–1034.
- [7] 李靓, 贺柏根, 霍家道. FPN在遥感图像检测中的应用[J]. 指挥控制与仿真, 2019, 41(2): 130–136.
- [8] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 779–788.
- [9] 岳晓新, 贾君霞, 陈喜东, 等. 改进YOLO V3的道路小目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(21): 218–223.
- [10] 袁小平, 马绪起, 刘赛. 改进YOLOv3的行人车辆目标检测算法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(8): 3192–3198.
- [11] 张富凯, 杨峰, 李策. 基于改进YOLOv3的快速车辆检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(2): 12–20.
- [12] Neubeck A, Van Gool L. Efficient non-maximum suppression [C]. 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR06). IEEE, 2006, 3: 850–855.
- [13] 杨有为, 周刚. 面向自然场景文本检测的改进NMS算法[J/OL]. 计算机工程与应用, [2021–05–20].
- [14] 杨天乐, 钱寅森, 武威, 等. 基于Python爬虫和特征匹配的水稻病害图像智能采集[J]. 河南农业科学, 2020, 49(12): 159–163.
- [15] Dai J, Li Y, He K, et al. R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks [C]. Curran Associates Inc. 2016.
- [16] 吕伏, 刘铁. 基于学习率自增强的图像识别深度学习算法[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(12): 268–273.
- [17] 杨其利, 周炳红, 郑伟, 等. 注意力卷积长短时记忆网络的弱小目标轨迹检测[J]. 光学精密工程, 2020, 28(11): 2535–2548.
- [18] 蔡成涛, 吴科君, 严勇杰. 基于优化YOLO方法机场跑道目标检测[J]. 指挥信息系统与技术, 2018, 9(3): 37–41.
- [19] Bottou L. Large-scale machine learning with stochastic gradient descent [M]. Proceedings of COMPSTAT2010. Physica-Verlag HD, 2010: 177–186.
- [20] 于秀萍, 吕淑平, 陈志韬. 基于YOLO算法的多类目标识别[J]. 实验室研究与探索, 2019, 38(3): 34–36.

## Research on DT-YOLO Method of Ship Target Detection based on Improved YOLO Algorithm

YUE Xi<sup>1,2</sup>, LIANG Yunhao<sup>1</sup>, HE Lei<sup>1,2</sup>

(1. College of Software Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China; 2. Sichuan Province Engineering Technology Research Center of Support Software of Informatization Application, Chengdu 610225, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of ship detection in the approach stage of understanding the autonomous landing scene of shipborne unmanned helicopters, an improved DT-YOLO ship target detection algorithm based on YOLO is proposed in this paper. Firstly, based on the YOLO algorithm, densely connected modules and transition modules are used to construct a feature extraction network, and five feature pyramids of convolutional layers of different scales are designed to alleviate the problem of inaccurate detection caused by large scale of feature maps. And the NMS algorithm is improved by the linear decay confidence score method, which effectively solves the missed detection when the ships are occluded from each other. Finally, a ship dataset is established and combined with multi-scale training and data augmentation strategies to test and analyze the algorithm. The average accuracy AP of the algorithm reaches 94.21%, and the detection speed reaches 61.48 frames per second. The results show that the algorithm has good robustness for ship detection during the approach phase of the ship-based unmanned helicopter, and effectively improves the detection ability when the target is large and occluded from each other.

**Keywords:** YOLO; ship; target detection; autonomous landing