

本文网址: <http://www.ship-research.com/cn/article/doi/10.19693/j.issn.1673-3185.03454>

期刊网址: www.ship-research.com

引用格式: 王浩臣, 辛月兰, 郭江, 等. 基于YOLOv5s的轻量化遥感舰船检测算法[J]. 中国舰船研究, 2024, 19(5): 200–207.
WANG H C, XIN Y L, GUO J, et al. Lightweight remote sensing ship detection algorithm based on YOLOv5s[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2024, 19(5): 200–207 (in Chinese).

基于YOLOv5s的轻量化遥感舰船检测算法



扫码阅读全文

王浩臣, 辛月兰*, 郭江, 王庆庆

青海师范大学 物理与电子信息工程学院, 青海 西宁 810001

摘要: [目的] 针对遥感图像舰船目标检测任务中轻量化和快速推理的需求, 提出一种基于改进YOLOv5s的轻量化遥感舰船目标检测算法LR-YOLO。[方法] 首先, 主干网络采用ShuffleNet v2 Block堆叠方式, 有效减少算法的参数数量并提高计算速度; 其次, 设计区域选择模块Filter, 选择感兴趣的区域, 更充分地提取有效特征; 最后, 引入圆形光滑标签计算角度损失, 对遥感舰船目标进行旋转检测, 并采用可变形卷积, 以此来适应几何形变, 提升检测效果。[结果] 在HRSC2016舰船数据集上的实验结果表明, 该算法的检测精度达到92.90%, 提高1.3%, 并且算法参数数量仅为基线模型的39.33%。[结论] 该算法实现了轻量化和检测准确率的平衡, 为轻量化遥感舰船目标检测提供了参考。

关键词: YOLOv5s; 遥感图像; 舰船目标检测; 可变形卷积; 圆形平滑标签

中图分类号: U675.79

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.03454

Lightweight remote sensing ship detection algorithm based on YOLOv5s

WANG Haochen, XIN Yuelan*, GUO Jiang, WANG Qingqing

College of Physics and Electronic Information Engineering, Qinghai Normal University, Xining 810001, China

Abstract: [Objective] This paper proposes a lightweight remote sensing ship target detection algorithm LR-YOLO based on improved YOLOv5s to meet the lightweight and fast inference requirements of ship target detection tasks involving remote sensing images. [Methods] First, the backbone network adopts the ShuffleNet v2 block stacking method, effectively reducing the number of network model parameters and improving the computational speed; second, a region selection module filter is designed to select regions of interest and extract effective features more fully; finally, a circular smooth label is introduced to calculate angle loss and perform rotation detection on remote sensing ship targets, while deformable convolution is used to adapt to geometric deformation and improve detection performance. [Results] The experimental results on the HRSC2016 ship dataset show that the detection accuracy of the algorithm reaches 92.90%, an improvement of 1.3%, with the number of network model parameters only 39.33% that of the baseline model. [Conclusion] The proposed algorithm achieves a balance between lightweight and detection accuracy, providing references for remote sensing ship target detection.

Key words: YOLOv5s; remote sensing images; ship target detection; deformable convolution; circular smooth label

0 引言

随着航天遥感技术的不断发展, 遥感舰船图像检测在军事航海、船舶搜救、渔业管理等方面有着广泛的应用^[1-3]。遥感舰船图像检测可快速准

确地识别出海上舰船目标, 为后续舰船跟踪监控、导弹精确打击等任务提供了技术基础, 具有重要的研究意义和价值。传统的遥感图像舰船检测方法主要有基于模板匹配^[4]、基于特征分类^[5]和基于区域先验的方法^[6]。这些传统方法通过手

收稿日期: 2023-07-10 修回日期: 2023-12-18 网络首发时间: 2024-04-09 11:10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61662062); 青海省自然科学基金面上资助项目(2022-ZJ-929)

作者简介: 王浩臣, 男, 1997年生, 硕士生。研究方向: 图像处理与可视化。E-mail: 1114601734@qq.com

辛月兰, 女, 1972年生, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向: 图像处理, 模式识别与智能信息处理。

E-mail: 1002487983@qq.com

*通信作者: 辛月兰

工设计特征来进行遥感舰船图像检测,无法准确表达图像中复杂的高层语义信息,且冗余计算量大、时间复杂度高。

近年来,使用深度卷积神经网络(CNN)的目标检测任务在自然场景图像的应用中取得了重大进展^[7-9],并在 COCO^[10]和 PASCAL VOC^[11]数据集上取得了显著效果。当前,多数算法为了取得较高准确率,使网络结构变得复杂且层次较深,并且在运行过程中会占用大量的计算资源,导致算法体积过大、参数量过多而难以在卫星、飞机等硬件设备上部署,所以遥感舰船图像检测算法轻量化研究成为必然趋势。王玺坤等^[12]在 YOLOv3-Tiny 中为增强小目标舰船检测准确度,保留小尺度特征图并引入了残差网络结构;严荣慧等^[13]采用背景差分算法与基于深度学习的图像表象特征识别方法,可以准确识别航道监控画面中任意类型和尺度的船舶;王云艳等^[14]通过对 MobileNetv3 的 Bneck 块进行改进,获得新的轻量级特征提取网络 MobileNetv3+,满足轻量化设计;王慧赢等^[16]提出 STYOLO,将 ShuffleNet v2 作为主干网络对舰船图像进行特征提取,降低了网络参数量。虽然以上方法取得一定效果,但针对遥感舰船目标检测主要存在以下问题:1)某些遥感舰船图像检测任务要求算法轻量化且运算量低,但目前多数方法只是将主干网络简单替换,轻量化程度低;2)遥感图像舰船目标检测极易受到海港、云雾、

海浪等背景干扰,轻量化程度低;3)舰船目标尺度和方向具有多样性,水平框检测会存在部分背景信息,不利于舰船检测的准确性。

为解决上述问题,在 YOLOv5s 的基础上,本文将提出一种轻量化遥感舰船目标检测算法 LR-YOLO,该算法的主干网络采用 ShuffleNet v2 Block 堆叠形式,可显著减少算法参数量,达到轻量化标准;并在头部设计 Filter 模块,在大覆盖率图像中找到注意力区域的同时,加强算法对目标特征的提取;引入圆形平滑标签(circular smooth label, CSL)更好地检测舰船目标朝向,并使用可变形卷积(deformable convolutional networks, DCN)达到减少算法参数量、提高检测精度的效果。

1 LR-YOLO 算法

LR-YOLO 网络结构如图 1 所示,其主要由输入端(Input)、主干网络(Backbone)、颈部(Neck)、检测头部(DCN-Head)组成。输入端继续使用 YOLOv5s 的一系列图像预处理操作来加快推理速度、提升网络检测能力;主干网络对图像进行特征提取;颈部对主干网络所提取的特征进行增强;检测头部利用增强后的特征层获取预测结果。下面分别从主干网络轻量化设计、Filter 模块设计、引入圆形光滑标签和引入可变形卷积 4 个方面进行详细介绍。

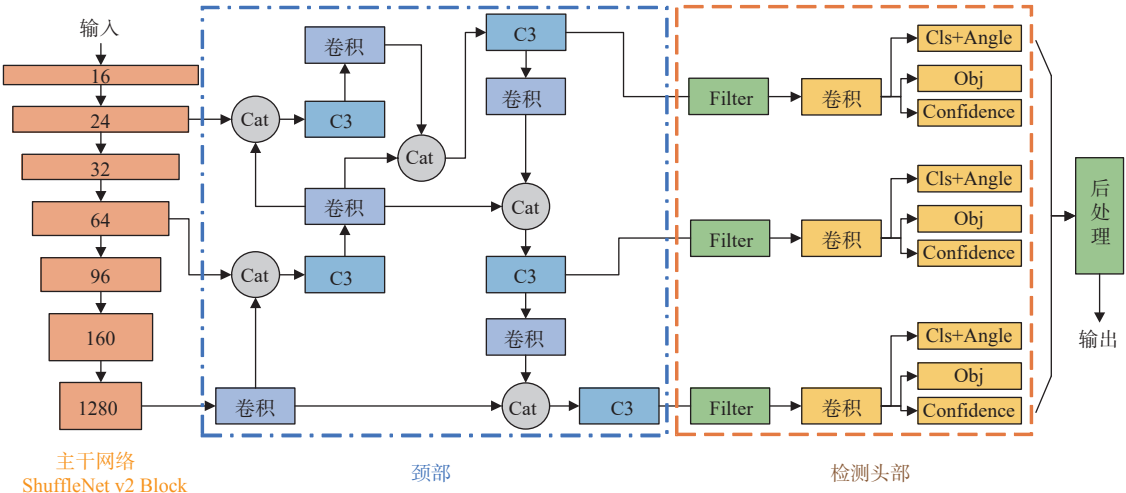


图 1 LR-YOLOv5s 结构图
Fig. 1 Structure diagram of LR-YOLOv5s

1.1 主干网络轻量化设计

LR-YOLO 主干网络主要是由 ShuffleNet v2 Block 堆叠组成,如表 1 所示。ShuffleNet v2^[17]卷积神经网络是一种移动端高效轻量化算法,它保留了 ShuffleNet v1^[18]中通道混洗、深度可分离卷

积等操作,减少了算法参数量与计算量。

ShuffleNet v2 Block 主要由通道拆分、深度可分离卷积和混通道混洗 3 个部分组成,其详细网络结构如图 2 所示。图 2(a)是 ShuffleNet v2 单元 1,步长为 1,先对输入特征图进行通道划分,产生

表 1 主干网络			
Table 1 Backbone network table			
层	步长	重复次数	输出通道数
ShuffleNet v2 Block	2	1	116
ShuffleNet v2 Block	1	3	116
ShuffleNet v2 Block	2	1	232
ShuffleNet v2 Block	1	7	232
ShuffleNet v2 Block	2	1	464
ShuffleNet v2 Block	1	3	464

通道数各占一半的 2 个分支。右分支会进行 3 个步长为 1 的卷积操作,且这 3 个卷积操作的输入通道数和输出通道数相同,其中 2 个 1×1 卷积是普通卷积,3×3 卷积是深度可分离卷积中的深度卷积。左分支不变,与右分支进行 Concat 特征融合。最后,采用 Channel Shuffle 技术来使不同组之间的信息进行交流,从而达到通道充分融合的目的。图 2(b)是 ShuffleNet v2 单元 2,与单元 1 不同的是,单元 2 开始不进行通道划分,直接将特征图输入到 2 个分支,这 2 个分支都采用了步长为 2 的 3×3 深度卷积来对特征图的长和宽进行降维,从而达到降低计算量的目的。之后,2 个分支的特征图进行融合(Concat)操作,通道数相加后是原始输入的 2 倍,降低了运算量,使网络特征提取能力更强。最后,同样采用 Channel Shuffle 技术来实现不同通道之间的信息交流。

相比于 YOLOv5s 中的 CSP-Darknet53 主干网络(表 1),LR-YOLO 主干网络的参数量和计算量较低,能明显简化了网络的复杂度,达到轻量化目的。

1.2 Filter 模块设计

主干网络采取轻量化设计,会导致主干网络特征提取不充分、网络欠拟合。因此,本文设计 Filter 模块来更好地关注遥感舰船图像中的感兴趣区域。Filter 模块由分组注意力机制(shuffle attention)和十字交叉注意力(criss-cross attention)两部分组成,如图 3 所示。图中, C 为通道维度, H 和 W 为特征图的长和宽。其中,高权重聚焦重要信息,低权重抑制无关信息,并且还可以不断调整权重,使其可获取不同情况下的感兴趣信息。

1.2.1 分组注意力机制

分组注意力机制是 Zhang 等^[19]在 2021 年提出的一种新的混合域注意力机制,其流程如图 4 所示。

先将输入的特征图在通道维度上(C)按照分组数 G 分组,将每组特征平均分为 X_{k1} 和 X_{k2} , 每个

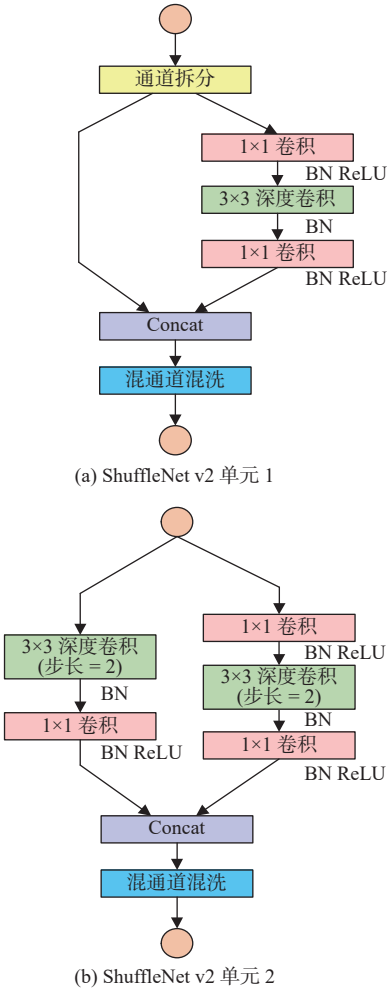


图 2 ShuffleNetv2 单元结构
Fig. 2 ShuffleNetv2 unit structure

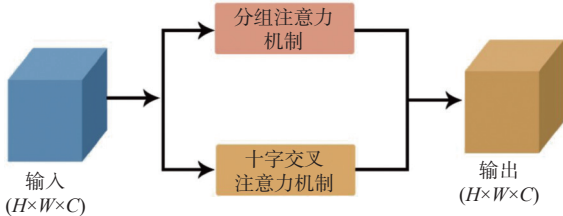


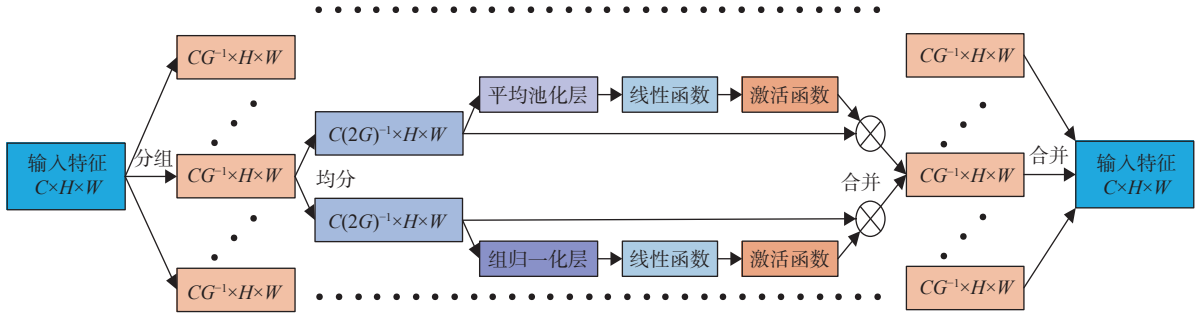
图 3 Filter 模块结构
Fig. 3 Filter module structure

子特征的通道数是 CG^{-1} , 然后给每组特征赋予空间注意力权重和通道注意力权重。特征 X_{k1} 经过平均池化层、线性函数以及激活函数的处理,与原特征相乘嵌入全局特征,得到含有通道注意力权重的特征图 X'_{k1} :

$$X'_{k1} = \sigma(F_{c1}(F_A(X_{k1}))) \cdot X_{k1} = \sigma(W_1 S_1 + b_1) \cdot X_{k1} \quad (1)$$

式中: σ 为 Sigmoid 激活函数; F_{c1} 为线性函数; F_A 为 Avgpool 平均池化函数; S_1 为经过平均池化后的特征; b_1 和 W_1 为线性函数参数。

特征 X_{k2} 经过组归一化层、线性函数以及激活函数的处理,与原特征值相乘嵌入全局信息,得

图 4 分组注意力机制流程图^[9]Fig. 4 Process diagram of group attention module^[9]

到含有空间注意力权重的特征图 X'_{k2} :

$$X'_{k2} = \sigma(F_{C2}(F_{GN}(X_{k2}))) \cdot X_{k2} = \sigma(W_2 S_2 + b_2) \cdot X_{k2} \quad (2)$$

式中: F_{GN} 为组归一化函数; S_2 为经过归一化后的特征; b_2 和 W_2 为线性函数参数。

然后, 特征图 X'_{k1} 与特征图 X'_{k2} 进行合并, 得到 $CG^{-1} \times H \times W$ 的特征图。最后, 每个小组进行合并, 得到最初 $C \times H \times W$ 特征图。

相较于其他注意力机制模块, 分组注意力机制具有效率更高、参数量和计算量更小的特点, 故本文将分组注意力机制作为 Filter 模块的一条分支, 在提升算法检测性能的同时达到轻量化。

1.2.2 十字交叉注意力机制

十字交叉注意力机制的算法流程如图 5 所示。给定特征图 $H_m \in \mathbf{R}^{C \times W \times H}$, 先对其采用 2 个 1×1 的卷积进行降维, 生成 2 个特征图 Q, K , 且 $\{Q, K\} \in \mathbf{R}^{C' \times W \times H}$, 其中 C' 是降维后的通道数。使特征图 Q, K 通过 Affinity 运算得到注意力图 $A \in \mathbf{R}^{C' \times W \times H}$ 。在特征图 Q 中空间维度上的每个位置 u 可以得到向量 $Q_u \in \mathbf{R}^{C'}$ 。同理, 从特征图 K 中获取 Ω_u 。Affinity 计算如式(3)所示。

$$d_{i,u} = Q_u \Omega_{i,u}^T \quad (3)$$

式中: $\Omega_u \in \mathbf{R}^{(H+W-1) \times C'}$, $u \in \mathbf{R}^{C'}$ 是 Ω_u 的第 i 个元素; $d_{i,u} \in D$ 表示特征 Q_u 与 $\Omega_{i,u}$ 的相关度, $i = [1, \dots, |\Omega_u|]$, $D \in \mathbf{R}^{(H+W-1) \times W \times H}$ 。对 D 采用激活函数 Softmax, 得到注意力图 A 。与此同时, 对特征图 H 同样采用 1×1 卷积生成特征图 $V \in \mathbf{R}^{C \times W \times H}$, 对其空间维度上的每个位置 u , 可以得到向量 $V_u \in \mathbf{R}^C$ 和集合 $\Phi_u \in \mathbf{R}^{(H+W-1) \times C}$ 。 Φ_u 是 V 中特征向量的集合, 与位置 u 同列或同行。综上所述, Aggregation 计算如式(4)所示:

$$H'_u = \sum_{i \in [\Phi_u]} A_{i,u} \Phi_{i,u} + H_u \quad (4)$$

式中: H'_u 为输出特征图, 是 $H'_u \in \mathbf{R}^{C \times W \times H}$ 在位置 u 处的特征向量; $A_{i,u}$ 为通道 i 和位置 u 处的变量值。

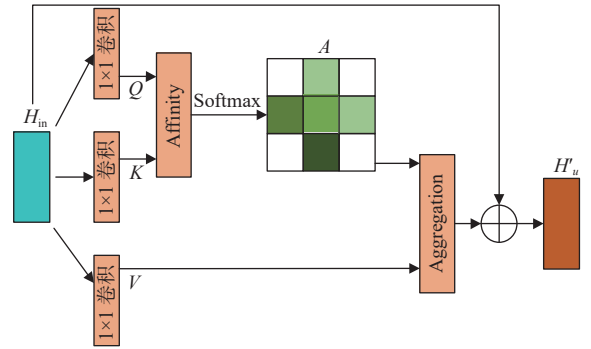


图 5 十字交叉注意力模块流程图

Fig. 5 Criss-cross attention module workflow diagram

远距离像素间具有一定的相关性, 将上下文信息融合, 可以得到更有效的特征图, 提升算法的语义理解能力。在 Filter 模块中, 利用十字交叉注意力模块提取图像周围像素的信息, 从而捕获全局信息, 有利于提高对舰船目标检测的精度。

1.3 引入圆形光滑标签

由于遥感舰船图像中包含大量密集排列的舰船目标, 故对 HRCS2016 舰船数据集进行了旋转边界框目标检测, 损失函数在原有回归损失、置信度损失、分类损失的基础上增加了角度损失。在计算角度损失时引入了圆形光滑标签, 圆形光滑标签将角度预测从回归问题转化为一个高精度的分类问题, 完成了对舰船边界框的矫正, 通过划分角度的方法, 使预测结果有限, 消除边界问题。光滑标签 CSL 的计算为:

$$\text{CSL}(x) = \begin{cases} g(x), & \theta - r < x < \theta + r \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: θ 为当前边界框旋转的角度; r 为窗口函数的半径; $g(x)$ 为窗口函数, 该函数具有周期性、对称性、最大值、单调性这 4 个特性。函数类别有 Gaussian 函数、三角形函数、矩形函数和脉冲函数 4 种, 本文采用的是 Gaussian 函数。窗口函数 $g(x)$ 的设置使得网络算法能够计算预测标签和真实标签

之间的角度距离,并且能够解决角度周期性的问题。CSL 示意图如图 6 所示。

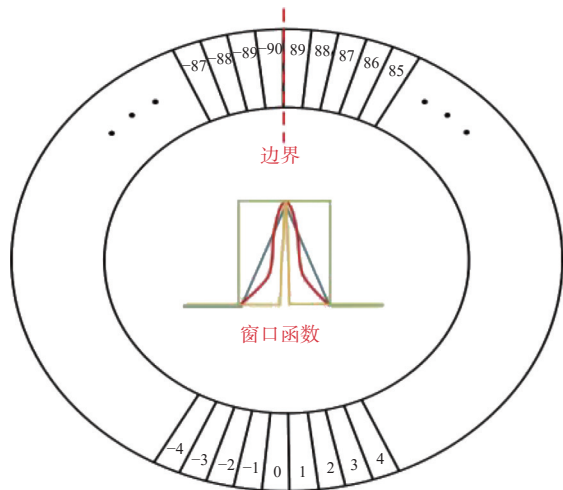


图 6 CSL 示意图
Fig. 6 CSL schematic diagram

1.4 引入可变形卷积

在遥感舰船图像中,舰船呈现出尺度多变、姿态各异等特点,而常规的卷积神经网络在提取特征时并没有适应几何形变的机制,并且普通的卷积运算本身具有固定的几何结构,可提取的信息有限,削弱了网络对待检测物体的识别能力。因此,本文 LR-YOLO 引入可变形卷积来更好地提取图像特征。标准卷积与可变形卷积采样点的对比如图 7 所示。

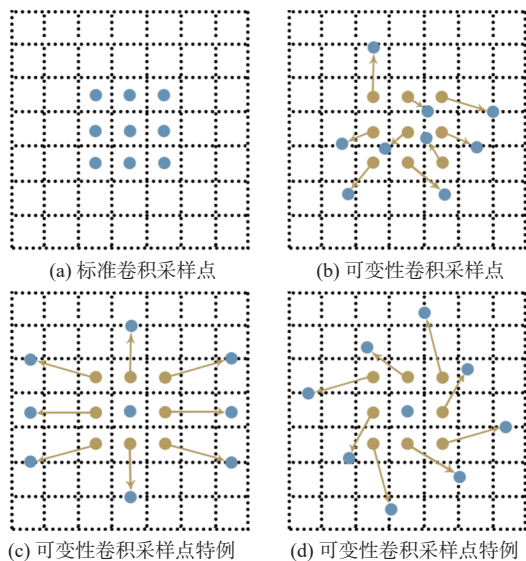


图 7 标准卷积与可变形卷积采样点的对比
Fig. 7 Comparison of standard convolutional and deformable convolutional sampling points

可变形卷积是在普通卷积的基础上,添加一个偏移变量,使用带偏移的采样代替固定位置采样,并通过可学习参数调整采样位置,达到卷积采样点自适应变化的目的,从而适应姿态各异的

遥感图像舰船检测目标。其计算如式(6)所示。

$$y(P_0) = \sum_{P_n \in \mathbf{R}} \omega(P_n) x(P_0 + P_n + \Delta P_n) \quad (6)$$

式中: P_0 为输入特征图中的每个像素位置; P_n 为规格网格中所有采样位置; ΔP 为采样点的偏移量; $\omega(P_n)$ 为卷积核在位置 P_n 的权重。

为了不增加过多的参数量,尽可能使网络轻量化,LR-YOLO 在 Obj 和 Confidence 分支使用可变形卷积,有利于舰船的辨别和位置的定位。可变形卷积仅为算法增加少量的参数和计算,同时本文添加了旋转检测,可变形卷积的多方位提取信息可以更好地适应倾斜检测(图 8)。

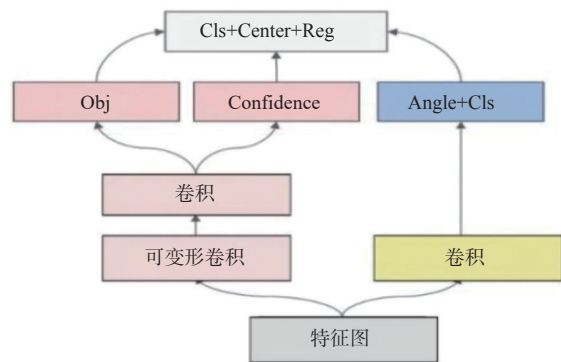


图 8 可变形卷积检测头结构图
Fig. 8 The structure of DCN-Head

2 实验

2.1 数据集与实验环境

为实现遥感舰船目标检测任务中轻量化和快速推理的需求,进行本实验。使用 HRSC2016 舰船数据集,该数据集采集自 6 个重要港口,场景复杂多变。根据舰船所处的不同场景,数据集分为海面 and 近岸两种情况,共计包含 1680 张图像和 2976 个任意角度的舰船目标,目标特征丰富,采用 oriented bounding boxes(OBB)标注格式,图像范围从 300×300 到 1500×900 ,训练集与测试集比例为 1:1。

实验环境:在 Windows 系统下训练,使用 Pytorch 框架搭建网络; Intel(R)Core(TM)i5-13490F CPU, NVIDIA GeForce RTX 3060 显卡。训练过程中输入图像尺寸为 640×640 ,训练次数设为 100, batch-size 设为 8,优化器采用 Adam,初始学习率为 10^{-3} 。

2.2 评价指标

采用平均精度(mean average precision, mAP)来对检测效果进行评价,选用参数量(Params)和浮点计算次数(FLOPs)来衡量算法的轻量化程

度,其值越小算法轻量化程度越高。 mAP 的计算公式如式(9)所示,其值越大表示效果越好,其中式(7)为精确度 P 的计算公式,式(8)为召回率 R 的计算公式。具体如下:

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \times 100\%$$

(7)

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \times 100\%$$

(8)

$$mAP = \frac{\sum \int_0^1 P(R) dR}{m}$$

(9)

式中: N_{TP} 为预测正确的目标个数; N_{FP} 为预测错误的目标个数; N_{FN} 为未被预测出的目标个数; m 为类别数量。

2.3 消融实验

为了评估各模块对网络整体性能的影响,设计消融实验(表 2)。因 HRSC2016 数据集是 OBB 标注,故在 YOLOv5s 基础上添加 CSL 模块作为基线模型(Baseline)。方法 A 表示在 YOLOv5s 加入 CSL 模块;方法 B 表示在 A 的基础上主干网络使用 ShuffleNet v2 Block 的网络;方法 C 表示在 B 的基础上引入 Filter 结构的网络;方法 D 表示在 C 的基础上引入 DCN 模块的网络;方法 E 表示在 D 的基础上引入 Filer 模块的改进网络。

表 2 消融实验设计

Table 2 Design of ablation experiments

方法	CSL	ShuffleNet v2 Block	Filter	DCN
A	√			
B	√	√		
C	√	√	√	
D	√	√		√
E	√	√	√	√

消融实验结果如表 3 所示。方法 B 相较于方法 A, mAP 为 89.7%, 下降了 1.7%, 但 FLOPs 大幅下降, 由 16.5 B 变为 1.85 B, 同样 Params 大幅下降, 由 5.39 M 变为 2.04 M, 说明采用 ShuffleNetv2Block 堆叠的主干网络对精度影响较小, 却可以使 FLOPs 和 Params 值大大降低, 使算法达到轻量化要求。方法 C 和 D 相较于方法 B, mAP 大约提高在 1% 之内, FLOPs 跟 Params 略微提高, 单加某个模块对 mAP 提高不多。方法 E 相比于方法 C 和 D, mAP 大约提高 2.5%, FLOPs 和 Params 几乎不变, 说明加入的 Filter 注意力模块在保持算法运算量和尺寸的前提下, 对遥感图像舰船目标检测能力更好, 有效提升了检测精度。

表 3 消融实验结果

Table 3 Results of ablation experiment

方法	CSL	ShuffleNet v2 Block	Filter	DCN	mAP /%	FLOPs /B	Params /M
A	√				91.60	16.5	5.39
B	√	√			89.70	1.85	2.04
C	√	√	√		90.80	1.87	2.05
D	√	√		√	90.30	1.94	2.11
E	√	√	√	√	92.90	1.96	2.12

最后,方法 E 与 A 相比, mAP 提高了约 1.3%, FLOPs 和 Params 分别降低至 1.96 B 和 2.12 M, 说明方法 E 能在使算法达到轻量化要求的同时, 有效提高检测精度, 充分证明了方法 E 的有效性。

将 Fast RCNN 与 LR-YOLO 进行可视化对比, 对比结果如图 9 所示。从图 9(a)和图 9(b)可以看出 Fast RCNN 未能检测出云雾遮挡的舰船目标, 而本文算法 LR-YOLO 的图 9(c)能有效地检测出轻微云雾遮挡的舰船, 未能检测出云雾较厚的舰船。

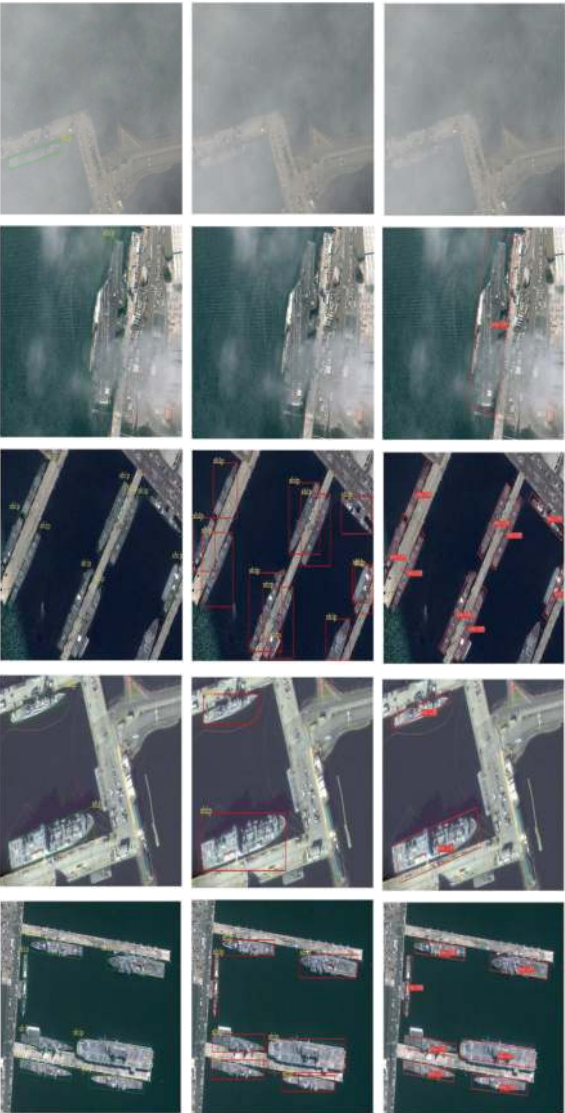
对未有云雾遮挡的舰船检测效果如图 9 中第 1~2 行所示, 可以看出 Fast RCNN 未采用旋转框, 检测框中含有大量背景信息, 且对于舰船密集场景, 检测框复杂交错; 而本文算法 LR-YOLO 采用旋转框可有效识别舰船, 并紧贴舰船轮廓, 这主要得益于引入圆形光滑标签与可变形卷积。由此可以看出, 本文算法对于遥感舰船图像目标检测具有较好的检测性能。

表 4 为本文方法应用到 YOLOv8s, YOLOv8m 和 YOLOv8l 中的实验结果。可以看到, mAP 分别为 95.32%, 95.65% 和 96.42%, 取得了较好效果。但 FLOPs 和 Params 值较表 3 中的方法 E 大幅提高, 不利于算法的轻量化。为实现检测准确度与算法轻量化的平衡, 故本文选取 YOLOv5s 作为基础算法。

2.4 对比实验

为了进一步验证所提算法 LR-YOLO 的有效性, 分别与 Baseline 模型, ShuffleNetv2-YOLOv5s, MobileNetv3-YOLOv5s, 水平框标注(Faster RCNN), STYOLO^[16] 和文献 [20] 的方法(网络结构采用 Faster RCNN 并且结合 RoI Trans)进行对比实验, 表 5 所示为不同算法采用 HRSC2016 数据集的结果对比。

从表 5 中可看出, 本文 LR-YOLO 算法的检测精度(mAP)为 92.90%, 相比 Baseline 提高了 1.30%, 相较于 ShuffleNetv2-YOLOv5s 提高了 2.76%, 相比 MobileNetv3-YOLOv5s 提高了 5.84%, 相比 STYOLO



(a) 标签图 (b) Fast RCNN 检测效果图 (c) LR-YOLO 的检测效果图

图 9 检测效果图

Fig. 9 Inspection effect diagram

表 4 YOLOv8 算法性能比较

Table 4 YOLOv8 model performance comparison			
Model	mAP/%	FLOPs/B	Params/M
YOLOv8s	95.32	3.5	4.5
YOLOv8m	95.65	9.6	10.4
YOLOv8l	96.42	31.1	17.5

降低 1.43%; 相比 Faster RCNN 提高了 5.30%, 相比文献 [20] 提高了 2.86%。另外, 本文 LR-YOLO 算法的参数量 (Params) 为 2.12 M, 约为 Baseline 的 39.33%, MobileNetv3-YOLOv5s 的 59.89%, STYOLO 的 79.10%; 本文 FLOPs 为 1.96 B, 相比 Baseline 减少 88.12%, 相比 ShuffNetv2-YOLOv5s 减少 82.81%, 相较于 MobileNetv3-YOLOv5s 减少了 68.89%, 相比 STYOLO 减少了 68.39%。虽然本文 LR-YOLO 算法检测精度相比 STYOLO 低 1.43%, 但 FLOPs

表 5 不同算法在 HRSC2016 数据集结果对比

Table 5 Comparison of results of different algorithms on the HRSC2016 dataset

Model	mAP/%	FLOPs/B	Params/M
Baseline	91.60	16.5	5.39
ShuffNetv2-YOLOv5s	90.14	11.4	5.54
MobileNetv3-YOLOv5s	87.06	6.30	3.54
Faster RCNN	87.60		
STYOLO ^[16]	94.33	6.20	2.68
文献[20]	90.04		
LR-YOLO	92.90	1.96	2.12

和 Params 均比 STYOLO 低, 而 FLOPs 仅为 STYOLO 的 31.6%。

综上结果分析, 本文 LR-YOLO 算法在遥感图像舰船检测任务上实现了检测效果和算法运算量的平衡, 整体性能均表现良好。

3 结 语

本文提出了一种基于改进 YOLOv5s 的轻量化遥感舰船目标检测算法 LR-YOLO。该算法以主干网络用 ShuffleNet v2 Block 堆叠的方式进行特征提取, 降低了算法参数量并提高了运算速度; 设计 Filter 模块, 聚焦感兴趣区域, 提取舰船目标的有效特征; 加入圆形光滑标签和可变形卷积, 对舰船目标进行旋转检测并改善定位, 并提高分类分支的空间建模能力。实验结果表明, 该算法的检测精度达到 92.90%, 高出 Baseline 模型 1.3%, 并且参数量、运算量分别为 Baseline 模型的 39.33% 和 11.88%。在低运算量的前提下, 有效检测遥感舰船图像, 可以部署于在轨卫星、飞机等设备中用于开展推理任务。

后续工作将继续根据遥感舰船图像特点进行网络结构设计, 以构建更鲁棒、更高精度的遥感图像舰船目标检测算法。

参考文献:

[1] KANJIR U, GREIDANUS H, OŠTIR K. Vessel detection and classification from spaceborne optical images: a literature survey[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 207: 1–26.

[2] 徐芳. 可见光遥感图像海面目标自动检测关键技术研究 [D]. 长春: 中国科学院大学(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所), 2018.

XU F. Research on key techniques of maritime target detection in visible bands of optical remote sensing images[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2018 (in Chinese).

[3] 李晓斌, 江碧涛, 杨渊博, 等. 光学遥感图像目标检测技术综述 [J]. 航天返回与遥感, 2019, 40(4): 95–104.
LI X B, JIANG B T, YANG Y B, et al. A survey on object detection technology in optical remote sensing images[J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2019, 40(4): 95–104 (in Chinese).

[4] LIM H, CHAE D, YOO J H, et al. Template matching-based target recognition algorithm development and verification using SAR images[J]. Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology, 2014, 17(3): 364–377.

[5] LIU Z K, WANG H Z, WENG L B, et al. Ship rotated bounding box space for ship extraction from high-resolution optical satellite images with complex backgrounds [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(8): 1074–1078.

[6] LIU G, ZHANG Y S, ZHENG X W, et al. A new method on inshore ship detection in high-resolution satellite images using shape and context information[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(3): 617–621.

[7] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal: MIT Press, 2015: 91–99.

[8] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 779–788.

[9] ZHANG H Y, WANG Y, DAYOUB F, et al. Varifocal-Net: an IoU-aware dense object detector[C]//Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville: IEEE, 2021: 8514–8523.

[10] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: common objects in context[C]//Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision. Zurich, Switzerland: Springer, 2014: 740–755.

[11] EVERINGHAM M, VAN GOOL L, WILLIAMS C K I, et al. The Pascal visual object classes (VOC) challenge [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(2): 303–338.

[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.
WANG X K, JIANG H X, LIN K Y. Remote sensing image ship detection based on modified YOLO algorithm [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(6): 1184–1191 (in Chinese).

[13] 严荣慧, 谢海成, 花敏恒, 等. 基于运动与表象特征的广域船舶目标识别方法 [J]. 中国舰船研究, 2022, 17(1): 227–234.
YAN R H, XIE H C, HUA M H, et al. Wide-area ship target recognition method based on motion and appearance features[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2022, 17(1): 227–234 (in Chinese).

[14] 王云艳, 罗帅, 王子健. 基于改进 MobileNetV3 的遥感目标检测 [J]. 陕西科技大学学报, 2022, 40(3): 164–171.
WANG Y Y, LUO S, WANG Z J. Remote sensing target detection based on improved MobileNetV3[J]. Journal of Shaanxi University of Science & Technology, 2022, 40(3): 164–171 (in Chinese).

[15] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]//Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 45610–45620.

[16] 王慧赢, 王春平, 付强, 等. 面向嵌入式平台的轻量级光学遥感图像舰船检测 [J]. 光学学报, 2023, 43(12): 1212001.
WANG H Y, WANG C P, FU Q, et al. Lightweight ship detection based on optical remote sensing images for embedded platform[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(12): 1212001 (in Chinese).

[17] MA N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: practical guidelines for efficient CNN architecture design [C]//Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Munich: Springer, 2018: 116–131.

[18] ZHANG X Y, ZHOU X Y, LIN M X, et al. ShuffleNet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]//Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 6848–6856.

[19] ZHANG Q L, YANG Y B. SA-Net: shuffle attention for deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Toronto: IEEE, 2021: 2235–2239.

[20] 赵彤洲, 杨成万, 刘威. 非局部特征增强的遥感图像目标检测方法 [J]. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2021, 49(9): 47–51.
ZHAO T Z, YANG C W, LIU W. Remote sensing image object detection method based on non-local feature enhancement[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 49(9): 47–51 (in Chinese).