李龙一, 涂振宇, 南楚晗,等. 基于改进 YOLOv5n 的船舶目标轻量化检测方法[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):206-211. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24100901

基于改进 YOLOv5n 的船舶目标轻量化检测方法

李龙一, 涂振宇, 南楚晗, 蔡金瀚, 李志鑫
(南昌工程学院 信息工程学院, 南昌 330099)

摘 要: 针对传统船舶检测模型参数量和计算量大、计算复杂度高等问题,提出一种基于改进 YOLOv5n 的高效且轻量化船舶检测方法。首先,对船舶数据集进行添加噪声、图像旋转、裁剪等数据增强操作提升模型识别和泛化能力。其次,利用更加轻量的 C3Ghost 模块代替 YOLOv5n 主干网络中的 C3 模块,减少计算量和参数量。再次,在颈部引入包含融合轻量级卷积和跨阶段网络模块的 Slim-neck,在减少模型参数量的同时提升了模型的特征提取效能。最后,利用全局通道剪枝技术剔除不重要的通道,进一步缩减了模型的计算需求和参数总数,减少训练开销。试验结果表明,轻量化处理后的模型在数据增强后的 Seaships 数据集上有较大提升,精度均值为 99.1%,计算量降低了 47.6%,参数量减少了 54.2%。本研究的方法在确保模型精度基本不受影响的同时,减少了计算和参数规模,为船舶目标检测的轻量化提供了理论基础。

关键词: 船舶目标检测; 轻量型; YOLOv5n; C3Ghost; Slim-neck; 全局通道剪枝
中图分类号: TP391 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)06-0206-06

Lightweight ship detection method based on the enhanced YOLOv5n algorithm

LI Longyi, TU Zhenyu, NAN Chuhan, CAI Jinhan, LI Zhixin
(School of Information Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China)

Abstract: To address the challenges of extensive parameters, computational burden, and complexity in conventional ship detection models, this study introduces a streamlined and effective ship detection approach, which is an enhancement of the YOLOv5n model. Initially, the ship dataset is enhanced through operations such as noise addition, image rotation, and cropping to improve the model's recognition and generalization capabilities. Subsequently, the computational load and parameter volume are reduced by replacing the C3 module in the backbone network of YOLOv5n with a more lightweight C3Ghost module. Furthermore, a Slim-neck structure that integrates lightweight convolution and cross-stage network modules is introduced in the neck, which enhances feature extraction capabilities while reducing model parameters. Finally, global channel pruning technology is employed to eliminate unimportant channels, further reducing computational load and parameter volume, and decreasing training costs. Experimental results demonstrate that the lightweight model exhibits significant improvement on the data-augmented Seaships dataset, with an accuracy mean of 99.1%, computational load reduced by 47.6%, and parameter volume decreased by 54.2%. This paper proposes a method that reduces computational load and parameter volume while maintaining model accuracy and other performance metrics, providing a theoretical foundation for the lightweight detection of ships.

Key words: ship detection; lightweight; YOLOv5n; C3Ghost; Slim-neck; global channel pruning

0 引 言

随着全球海运贸易的快速扩张,海面船舶数量显著增加,这使得船舶目标检测在监管海上交通和保护海洋环境方面变得尤为关键。然而,在港口等高流量海域,现有的船舶检测技术面临着误检和漏检的问题。传统的基于特征提取和模板匹配的检测方法在这些复杂环境下的局限性日益凸显。尽管高性能硬件能够提升检测性能,但其高昂的成本限制了广泛应用。因此,迫切需要开发一种既轻量化又具备高效、精准特性的船舶目标检测算法,以适应业界需求。

当前,船舶目标检测领域主要采用 2 种算法。一种算法是分两步进行的,首先提出候选区域,然后

基金项目: 江西省水利厅科技项目(KT201639)。
作者简介: 李龙一(2000—),男,硕士研究生。主要研究方向:深度学习,计算机视觉。
通信作者: 涂振宇(1966—),男,教授。主要研究方向:水信息采集与处理,信息系统开发。Email:Tzy669@126.com。
收稿日期: 2024-10-09

进行检测，例如 Faster R-CNN[1]。这类算法在目标识别和定位的准确性方面表现突出；另外一种是单阶段检测算法，如 YOLO 系列[2]和 SSD[3]，其特点在于快速的检测速度。两阶段检测算法先识别图像中的候选区域，再利用卷积神经网络（CNN）对这些区域进行分类和边界框定位。为了提升目标检测的效果，研究者们对这些算法进行了多样化的优化。例如，倪汉杰等学者[4]通过集成 ResNeXt[5]、Soft-NMS[6]、GIoU[7]等技术改进了 Faster R-CNN，提出了 Cascade-RCNN 网络，以适应小尺寸、重叠和多样化的目标特性，满足复杂内河通航环境中的检测精度和效率需求。张新等学者[8]通过调整超参数，如 R-CNN[9]中的迭代次数和批处理尺寸，引入 Soft-NMS，改进了 R-CNN 算法，有效实现了海上船只的检测。此外，汤寓麟等学者[10]结合 DETR[11]与 YOLOv5，集成了多尺度特征融合和 SENet 注意力机制[12]，并采用 WBF 加权融合策略[13]，提高了沉船侧扫声呐图像中的检测精度。以上研究虽然在检测性能上有所提升，但都不同程度地存在着检测速度慢、计算需求和参数量大、需要高性能的硬件设施等问题，因此往往不能进行高效的船舶实时检测工作。

1　YOLO-ClpLite 检测模型

在工业界，实时目标检测任务的广泛应用使得单阶段检测算法相较于两阶段算法更受欢迎。YOLO 系列算法在维持较高准确度的同时，以其快速的检测速度而著称，这对于需要即时反应的应用场景和边缘计算环境极为关键。YOLOv5 特别强调了工程实践的便捷性，不仅提供了一套工具和预训练模型以简化部署流程，还设计了易于理解和修改的代码库。此外，YOLOv5 提供了多种规模的模型以满足不同的硬件配置和应用需求，并且持续进行更新和优化，以适应不断变化的需求和场景。鉴于内存和计算资源的限制，YOLOv5n 模型因其较小的体积、较快的速度和可接受的准确度而被选用。据此，本研究提出了一种基于 YOLOv5n 的轻量级模型 YOLO-ClpLite，目的是在保持模型精确度和实时响应的同时减少计算和参数量。

图 1 展示了 YOLO-ClpLite 模型的架构，其中核心由 Backbone 主干网络、颈部 Head 和头部 Head 三部分组成。首先，使用 C3Ghost 模块在主干网络中取代了原有的 C3 模块，在保证检测性能的同时减少了计算量和参数量；在颈部网络中引入了更加轻量的 Slim-Neck，用融合轻量卷积技术 GSConv[14]模块替换 Conv 模型，用跨阶段网络模块 VoV-GSCSP 模块替换 C3 模块，在简化网络结构、增强特征提取能力的同时进一步减少了计算量和参数量，能够更高效地完成检测任务。

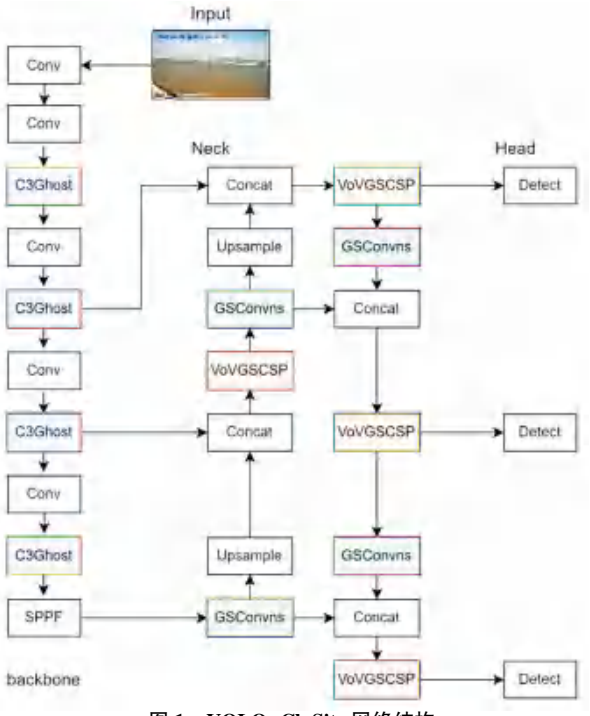
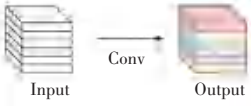


图 1　YOLO-ClpSite 网络结构

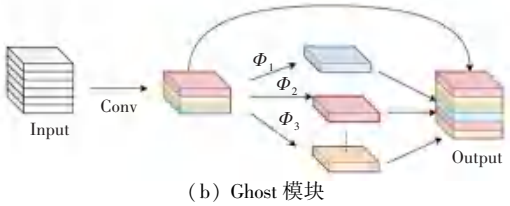
Fig. 1　YOLO-ClpSite network structure

1.1　C3Ghost

GhostNet[15]是一种新型的轻量级深度神经网络结构，由华为诺亚方舟实验室首次提出。GhostNet 具备轻量化，适应性强，泛化能力强等优势。为了更快速生成冗余特征图，又在 GhostNet 的基础上构建了 Ghost 卷积模块。Ghost 卷积和普通卷积的区别如图 2 所示，由 2 个关键步骤组成：首先，一部分卷积核用于提取特征并生成低通道数特征图，之后通过低成本的线性变换 ϕ 处理这些特征图，再将处理后的特征图与原始特征图 Concat 合并，形成输出。



（a）普通卷积模块



（b）Ghost 模块

图 2　Ghost 卷积和普通卷积区别

Fig. 2　The difference between Ghost convolution and regular convolution

设输入特征图的尺寸为 $h \cdot w \cdot c$,卷积核尺寸为 $k \cdot k$,数量为 m,输出特征图尺寸为 $h' \cdot w' \cdot n$。标准卷积操作的计算量为 $n \cdot h' \cdot c \cdot k \cdot k$。Ghost 卷积的计算量是 $\frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot d \cdot d$,其中 $d \cdot d$ 是卷积核的稀释因子,s 是稀释数量。比较标准卷积与 Ghost 卷积的计算负担和参数规模,分别用比值 r_s 和 r_c 表示。计算公式如下:

$$r_s = \frac{n \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k}{\frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot d \cdot d} = \frac{c \cdot k \cdot k}{\frac{1}{s} \cdot c \cdot k \cdot k + \frac{s-1}{s} \cdot d \cdot d} \approx \frac{s \cdot c}{s + c - 1} \approx s \tag{1}$$

$$r_c = \frac{n \cdot c \cdot k \cdot k}{\frac{n}{s} \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot d \cdot d} \approx \frac{s \cdot c}{s + c - 1} \approx s \tag{2}$$

根据式(1)和(2),可以看出 Ghost 模块在参数量和计算量方面显著低于标准卷积,因此能够做到结构精简,更加轻量化。

C3Ghost 结构如图 3 所示。在 Ghost 基础上进行构建,能通过重复迭代来增加网络的深度,通过调整特征图的通道数来增加网络的宽度,从而有效地提高目标检测的准确率和速度,在保持模型的轻量化的同时增强模型的表达能力和感受野,达到适应不同目标检测任务的目的。

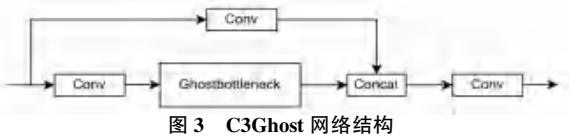


图 3 C3Ghost 网络结构

Fig. 3 C3Ghost network structure

1.2 Slim-neck

本次研究是在模型的颈部引入 GSConv[16]、GS bottleneck[17]和 VoV-GSCSP 构成了完整的轻量级模块 Slim-neck,模块优点在于输入图像的通道信息在计算时并未被分离,在追求速度的同时保证了精度。其中,GSConv 结构如图 4 所示。这是一种减少计算复杂性的轻量级卷积,计算成本约为标准卷积(SC)的一半,但在模型的学习能力方面与 SC 相当。首先,对输入特征图执行标准卷积,以获得一组特征图,并对这些特征图执行深度可分离卷积,以产生另一组特征图。接着,将这 2 组特征图通过 Concat 操作合并。最终,应用 Shuffle[18]操作对合并后的特征图进行混合卷积,以实现标准卷积和深度可分离卷积生成的特征信息在各个通道间的均匀交换。与 DSC 卷积做对比后可知,GSC 卷积模型的准确性更加接近普通卷积,最大限度地降低了 DSC 精度上的缺陷,同时还保留了轻量化的检测速度和准确性的优势,这对于计算资源受限的环境尤为有益。这种方法通常用于移动和边缘设备的神经网络架构中,能有效提高运行效率。

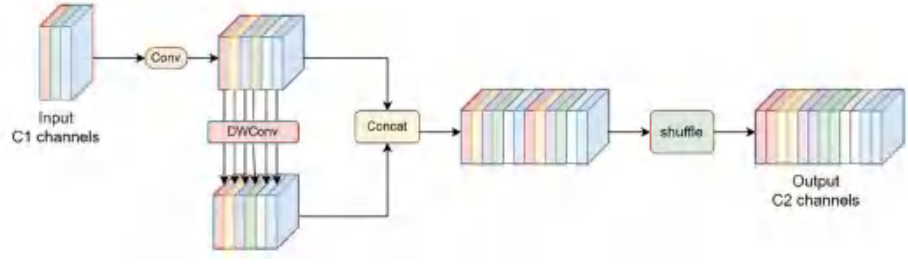


图 4 GSConv 网络结构

Fig. 4 GSConv network structure

GSbottleneck 是一种增强模块,通过叠加 GSConv 单元来增强模型的学习效能,以此提升网络对特征处理的能力。VoV-GSCSP 是通过一次性聚合方法构建的模块,通过采用多样化的结构来提升特征利用率和网络的整体性能。这 2 个模块的组成如图 5 所示,旨在降低计算复杂度和缩短推理时间的同时确保模型的准确度。

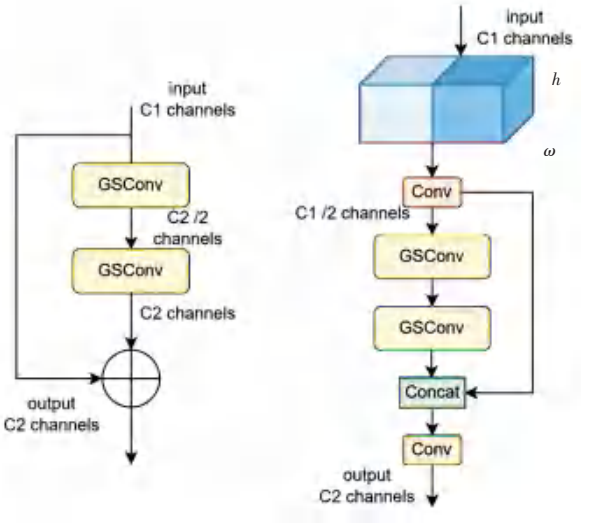
1.3 *L*1 通道剪枝

在深度学习领域,检测模型常会出现复杂度过高和计算效率不足的问题,因此就难以实现高效数值计算。为了解决这些问题,模型压缩和加速技术显得尤为关键。Jiang 等学者[19]发现,通过在训练过程中应用全局通道剪枝技术,可以有效地减少模型的体积和参数数量,进而加快训练速度。通道剪枝技术的兴起,不仅证实了其在提升神经网络运行效率方面的重要作用,而且已成为优化网络性能的重要策略。

本研究探讨了将基于 *L*1 范数的通道剪枝技术

应用于改进后的 YOLOv5n 检测模型的可行性及效果。*L*1 范数定义为向量 x 中所有非零分量的绝对值总和，其优化结果为产生稀疏的解。可以表示为：

$$\|x\|_1 = \sum_{i=1}^{n} |x_i| \tag{3}$$



（a）GS bottleneck　　（b）VOV-GSCSP

图 5　GS bottleneck 结构和 VoV-GSCSP 结构

Fig. 5　GS bottleneck structure and VoV-GSCSP structure

在实施剪枝策略时，通过调整正则化系数 λ 来控制剪枝的强度。较高的 λ 值会导致更多的通道被剪除，从而产生更稀疏的模型，但可能会牺牲一定的精度。因此，需要在模型的稀疏性和精度之间保持一个恰当的平衡。通常，剪枝操作在训练的后期阶段进行，因为此时模型已经学习到了足够的特征表示。

*L*1 通道剪枝技术通过在损失函数中加入 *L*1 正则化项，促使网络权重向稀疏化发展。*L*1 正则化项是权重的绝对值之和，能推动一些权重变得非常小，甚至接近于零。这些接近零的权重对应的卷积通道可以被视为不重要，因此可以剪枝掉，其目的在于实现特征的稀疏性，从而减少模型的参数数量和计算复杂度。在实施过程中，首先对模型进行预训练，然后通过 *L*1 正则化确定每个卷积层中权重的重要性，并剪除那些贡献度低的通道。通过这种方式，模型的参数量和计算量会显著减少，从而加速了推理过程。在船舶检测任务中，合理剪枝后的模型可以更快地响应实时需求，并且在资源受限的环境中具备更强的可行性。

本研究引入 *L*1 范数剪枝方法对改进后的轻量化模型进行全局通道剪枝操作，通过合理地调整剪枝比例和微调策略，可以在几乎不损失精度的情况下，大幅减少模型的参数量和计算量，从而提高模型在实际应用中的效率和可行性。这种技术的应用不仅提高了模型的运行速度，还增强了其在资源受限环境中的适用性，对于推动深度学习技术在实际应用中的普及具有重要意义。

2　实验结果与分析

2.1　数据集

本研究基于武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室发表的分辨率为 1 920×1 080 的 Seaships 公开数据集[20]。该数据集使用 VOC 格式，包含矿石运输船、杂货船、散货船、集装箱船、渔船、客船 6 种不同船型。为了提高船舶检测模型的准确性和鲁棒性，采用 6 种数据增强方法来丰富数据的分布，提高模型的泛化能力。包括添加噪声、调整亮度、图像平移、旋转、裁剪以及翻转等操作，最终得到 14 000 张增强后的图像。将这些图像按照 8∶1∶1 的比例随机分配，划分为训练集、测试集和验证集三个不同的类别，其中训练集 11 200 张，测试集 1 400 张，验证集 1 400 张。通过多样化的数据增强技术，可以有效扩大训练集规模，缓解由于样本数量不足引发的过拟合现象，同时解决样本分布不均的问题，增强模型对近岸环境的识别性能及其泛化能力。

2.2　实验环境

实验环境基于 Ubuntu 20.04 操作系统，配备 Intel Xeon Silver 4214R 处理器和 NVIDIA GeForce RTX 3080Ti（12 GB 显存）显卡，使用 Python 3.9 作为编程语言，并采用 PyTorch 2.1.0 作为深度学习框架，SGD 训练 300 epoch，剪枝实验的学习率设置为 0.4。

2.3　评价指标

为公正评估算法在船舶检测任务的性能表现，实验采用了以下评价指标：平均精度均值（mAP）、参数量（Params）和浮点计算量（FLOPs）来评估模型的复杂度，从而衡量模型在检测任务中的准确性和轻量化程度。其中，平均精度值是一个重要的性能指标，用于评估目标检测模型在不同类别上的平均精度；计算量和参数量是衡量模型效率的 2 个关键指标，直接影响模型的推理速度和在硬件上的部署成本。具体计算公式如下：

$$\text{mAP} = \frac{1}{N}\sum_{i=0}^{n} \text{AP}_i \tag{4}$$

$$\text{Params} = C_{\text{in}} \times C_{\text{out}} \times K \times K \tag{5}$$

$$\text{FLOPs} = W \times H \times K \times K \times C_{\text{in}} \times C_{\text{out}} \tag{6}$$

2.4 实验结果与分析

2.4.1 消融实验

消融实验是一种评估模型组件重要性的方法，通过系统地移除或修改模型的特定部分并观察性能变化，从而确定各组件对整体模型性能的贡献。这种方法能够识别出对模型预测能力至关重要的组件，以及那些在移除后对性能影响不大的组件，进而为模型优化提供指导。消融实验结果见表 1。

表 1 Seaships 数据集上的消融实验

Table 1 Ablation experiments on the Seaships dataset

实验序号	Model	mAP@50/%	FLOPs/G	Parms/M
1	YOLOv5n	99.2	4.2	1.8
2	YOLOv5n+C3Ghost	99.3	3.4	1.5
3	YOLOv5n+Slim-neck	99.1	3.6	1.5
4	YOLOv5n+C3Ghost+Slim-neck	98.9	2.7	1.2

实验 1 为 YOLOv5n 原始算法，其 mAP@50、计算量、参数量分别为 99.2%、4.2 G、1.8 M；实验 2 为在 YOLOv5n 的主干网络中引入 C3Ghost 模块，其计算量降低了 0.8 G，参数量减少了 0.3 M；实验 3 在 YOLOv5n 颈部引入轻量级模块 Slim-neck，其计算量降低了 0.6 G，参数量减少了 0.3 M；实验 4 将上述 2 种结构改进都融入到 YOLOv5n 原始算法中，在精度基本不下降的基础上，模型计算量降低了 1.5 G，参数量减少了 0.6 M，最终实现了船舶检测模型结构上的轻量化改进。

对本研究改进后的轻量化模型使用 $L1$ 范数剪枝方法进行全局通道剪枝，实验结果见表 2。表 2 中，剪枝率(rate)定义为模型中被移除的参数或神经元的比例。例如，当剪枝率设置为 2.0 时，意味着模型的权重数量将减少到原来的一半，即模型规模将减半。由表 2 可知，当剪枝率设置为 1.5 时，在模型稀疏性和精度之间实现了最优平衡，mAP@50 较轻量化改进后的 YOLOv5n 模型增加了 0.2%，计算量降低了 0.5 G，参数量下降了 0.4 M。综合来看，用 $L1$ 范数剪枝后的轻量化改进模型不仅提升了对船舶目标的检测性能，还显著降低了模型的计算需求和参数规模。

表 2 Seaships 数据集上的剪枝实验

Table 2 Pruning experiments on the Seaships dataset

实验序号	Pruning Rate	mAP@50/%	FLOPs/G	Params/M
1	1.0	98.9	2.7	1.2
2	1.5	99.1	2.2	0.8
3	2.0	94.3	1.4	0.6
4	2.5	83.9	1.1	0.4

2.4.2 对比实验

为了进一步检验 YOLO-ClpLite 模型的性能，本研究将其与 YOLOv8、YOLOv9 等主流图像检测算法进行了比较实验，实验结果详见表 3。数据显示，YOLO-ClpLite 在 Seaships 数据集上的检测精度与 YOLOv8 和 YOLOv9 等流行模型相差细微，但在计算量和参数量方面表现要优越许多。具体来说，改进后的模型比原模型在计算量上减少了 2 G、仅为原来的 52.4%，在参数量上减少了 0.96 M、仅占原来的 45.8%，性能上有显著的提升。YOLO-ClpLite 在不牺牲精度的同时，还大大降低了参数量和计算量，满足了检测模型对低占用空间、低计算复杂度和快速检测的需求。

表 3 6 种模型对比实验结果

Table 3 Comparison of experimental results for six models

实验序号	Model	mAP@50/%	FLOPs/G	Params/M
1	YOLOv3-tiny	98.8	19.0	12.1
2	YOLOv5n	99.2	4.2	1.8
3	YOLOv6	99.1	11.9	4.3
4	YOLOv8n	99.3	8.2	3.0
5	YOLOv9c	99.4	103.7	25.5
6	YOLO-ClpLite	99.1	2.2	0.8

3 结束语

本研究针对复杂场景下船舶检测模型内存占用大、计算量大和复杂度高等问题，基于 YOLOv5n 提出了一种更加轻量的 YOLO-ClpLite 算法。通过在原检测模型主干网络中引入 C3Ghost 模块，颈部引入包含融合轻量级卷积和跨阶段网络模块 Slim-neck 模块，并在此基础上使用 $L1$ 范数剪枝方法对模型进行全局通道剪枝操作，实现对模型结构的轻量化改进。

仿真实验结果表明，与 YOLOv5n 相比，YOLO-ClpLite 在平均精度仅下降 0.1%的前提下，计算量降低了 47.6%，参数量下降了 54.2%，在保持模型精度和速度的同时，最大限度地减少了参数量和计算量，验证了改进的有效性。尽管当下船舶目标检

测技术不断进步，但要开发出同时具备高准确度和快速处理能力的算法仍面临巨大挑战，后续将就此进一步展开深入研究。

参考文献

[1] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137-1149.

[2] DONG Zhong, LIN Baojun. Learning a robust CNN-based rotation insensitive model for ship detection in VHR remote sensing images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(9): 3614-3626.

[3] LIU Wen, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]//Proceedings of 14th European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 21-37.

[4] 倪汉杰, 初秀民, 张彬鹏, 等. 基于改进 Cascade-RCNN 的内河航标检测算法[J]. 中国航海, 2022, 45(3): 99-105.

[5] XIE Saining, GIRSHICK R, DOLLAR P, et al. Aggregated residual transformations for deep neural networks [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 1492-1500.

[6] BODLA N, SINGH B, CCELLAPPA R, et al. Soft-NMS: Improving object detection with one line of code [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 5561-5569.

[7] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK Junyong, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 658-666.

[8] 张新, 郭福亮, 梁英杰, 等. 基于 R-CNN 算法的海上船只的检测与识别[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S1): 314-315.

[9] 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. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 580-587.

[10] 汤寓麟, 李厚朴, 张卫东, 等. 侧扫声纳检测沉船目标的轻量化 DETR-YOLO 法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(8): 2427-2436.

[11] CARION N, MASSA F, SYNNAEVE G, et al. End-to-end object detection with transformers[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2020: 213-229.

[12] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation networks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 7132-7141.

[13] SOLOVYEV R, WANG Weimin, GABRUSEVA T. Weighted boxes fusion: Ensembling boxes from different object detection models[J]. Image and Vision Computing, 2021, 107: 104117.

[14] LI Hulin, LI Jun, WEI Hanbing, et al. Slim-neck by GSConv: A lightweight-design for real-time detector architectures[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024, 21(3): 62.

[15] HAN Kai, WANG Yunhe, TIAN Qi, et al. Ghostnet: More features from cheap operations[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 1580-1589.

[16] LI Hulin, LI Jun, WEI Hanbing, et al. Slim-neck by GSConv: A better design paradigm of detector architectures for autonomous vehicles[J]. arXiv preprint arXiv,2206.02424, 2022.

[17] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for mobilenetv3[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 1314-1324.

[18] ZHANG Xiangyu, ZHOU Xxinyu, LIN Mengxiao, et al. Shufflenet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 6848-6856.

[19] JIANG Yu′ang, WANG Shiqiang, VALLS V, et al. Model pruning enables efficient federated learning on edge devices[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 34(12): 10374-10386.

[20] SHAO Zhenfeng, WU Wenjing, WANG Zhongyuan, et al. Seaships: A large-scale precisely annotated dataset for ship detection[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 20(10): 2593-2604.