

基于多尺度特征的 RAMW-YOLOv8 船舶 目标检测算法^{*}

高 涵 曹 阳 沈琴琴 包银鑫 施 俊

(南通大学交通与土木工程学院 南通 226019)

摘 要: YOLOv8 算法具有高效的推理速度和卓越的检测性能,被广泛应用于各类目标检测,然而在面对船舶图像中的小目标检测和复杂背景干扰时,常出现漏检、误检等问题,为此提出了一种基于多尺度特征的 RAMW-YOLOv8 目标检测算法。在 C2f 模块中增加一层卷积操作以及残差结构,并引入坐标注意力机制,构建了 C3Res_CA 模块以增强对复杂背景图像中细微特征提取和背景噪声抑制的能力;将多尺度特征提取融入 SPPF 模块,并引入平均池化层和自适应池化操作构建 SPPF_AuxPool 模块,增强算法挖掘不同特征类型的能力;针对船舶图像中小目标密集容易干扰判断的问题,添加小目标检测层 MicroDetect,通过多尺度特征融合和精细化的特征提取策略增强对小尺寸目标的检测能力;为减少低质量样本对算法精度的影响,引入 WIoU 损失函数以增加算法的收敛速度,以及在复杂场景下的鲁棒性和稳定性。在公开数据集 HRSID 上进行实验,结果表明 RAMW-YOLOv8 算法在精确率、召回率以及两种不同指标的平均精度均值上较原始算法分别提高了 1%、3.6%、3.1% 和 3.2%,且检测效果明显优于其他经典算法。

关键词: 船舶目标;YOLOv8;坐标注意力机制;多尺度特征;小目标检测

中图分类号: TN919.8 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

RAMW-YOLOv8 ship target detection algorithm based on multi-scale features

Gao Han Cao Yang Shen Qinqin Bao Yinxin Shi Quan

(School of Transportation and Civil Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China)

Abstract: YOLOv8 algorithm has been widely used in various target detection due to its high inference speed and excellent detection performance. However, when faced with small target detection and complex background interference in ship images, it faces many problems, such as missed detection, false detection and soon. In this paper, a RAMW-YOLOv8 target detection algorithm based on multi-scale features is proposed. By adding a convolution operation and a residual structure into the C2f module, and introducing the coordinate attention mechanism, a C3Res_CA module is constructed to enhance the ability of fine feature extracting and background noise suppression in complex background images; by integrating the multi-scale feature into the SPPF module, and introducing the average pooling layer and adaptive pooling operator to construct the SPPF_AuxPool module, which enhances the ability to mine different feature types. To solve the problem that small targets are dense and easy to interfere in ship images, a small target detection layer MicroDetect is added to enhance the detection ability for small size targets through multi-scale feature fusion and refined feature extraction strategy; to reduce the impact of low-quality samples on the accuracy of the algorithm, the WIoU loss function is introduced to increase the convergence speed, robustness and stability in complex scenarios. Experiments on the public dataset HRSID show that the RAMW-YOLOv8 algorithm improves the accuracy, recall and average precision of two different indexes by 1%, 3.6%, 3.1% and 3.2%, respectively, compared with the original algorithm, and its detection effect is obviously better than other classical algorithms.

Keywords: ship target; YOLOv8; coordinate attention mechanism; multi-scale feature; small target detection

0 引 言

船舶目标检测能实时监控船舶动态,预防水运交通事故

故,提高航道利用率。通过对船舶目标的精准识别,不仅有助于海关、边防等部门打击走私、非法捕捞等违法行为,还能为海洋环境保护提供数据支持,监测船舶污染排放,保障

收稿日期:2025-08-05

^{*} 基金项目:国家自然科学基金面上项目(62476145)、南通市自然科学基金青年基金(JC2024043)项目资助

海洋生态安全。因此对船舶进行实时高精度目标检测的研究具有重要意义^[1]。

目前,已有大量船舶目标检测算法^[2]被提出,主要分为传统的目标检测算法和基于深度学习的目标检测算法。传统的目标检测算法,如方向梯度直方图(histogram of oriented gradients, HOG)、尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)等,高度依赖于人为选定的特征,检测精度较低,通用性差。基于深度学习的目标检测算法能够自动从大量数据中学习丰富的特征表示,实现更高的检测精度和更强的泛化能力,从而大幅提升检测精度和鲁棒性。根据检测阶段不同,基于深度学习的目标检测算法又可分为基于区域的两阶段方法和基于回归的单阶段方法。其中两阶段方法首先提取候选区域,然后对这些区域进行分类,最后进行位置的调整以确定这些候选区域中是否包含目标以及目标的位置,常见的两阶段算法有卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)^[3]、Fast R-CNN^[4]、Faster R-CNN^[5]等,这类算法能够较高精度地进行目标检测任务,但其计算复杂度高,处理速度慢,且需要庞大的训练数据。单阶段方法则是直接对目标进行分类和位置回归,无需预先提取候选区域,常见的算法有单次多框检测器(single shot MultiBox detector, SSD)^[6]、任务对齐单阶段目标检测器(task-aligned one-stage object detection, TOOD)^[7]、实时多检测器(real-time multi-detector, RTMDet)^[8]和 YOLO(you only look once, YOLO)^[9]系列等,其中 YOLO 算法凭借其高速、轻量化等特点,在实时目标检测中展现出显著优势并逐渐成为主流算法之一。

自 2016 年 YOLO 算法被首次提出以来,在深度学习各项技术的驱动下,该算法发展迅速,后续 YOLOv2^[10]引入先验框,YOLOv3^[11]采用了特征金字塔网络结构,确定了后续 YOLO 系列算法的基本原理,即通过端到端训练的神经网络直接预测图像中多个物体的边界框和类别概率。随后 YOLOv4^[12]将颈部网络结构替换为路径聚合网络延续至今。YOLOv5^[13]在算法结构、预测精度、速度等方面进行了全方位的提升。YOLOv8^[14]算法作为新一代集精准高效于一体的目标检测算法,凭借其全新的跨阶段特征融合模块,各项评价指标实现了全方位提升,已被广泛应用于检测、分割、跟踪、姿态估计等各种计算机视觉任务^[15],成为船舶检测、海洋监控等目标检测任务中的理想选择之一。

近年来,为进一步提高 YOLOv8 算法检测船舶目标的精度,众多学者在网络结构、注意力机制、模块结构、损失函数等方面做了大量的改进。在改进网络结构方面,惠卓凡等^[16]采用加权双向特征金字塔网络结构,通过对不同尺度特征进行加权融合,提升多尺度目标检测的性能;Yasir 等^[17]使用 HGNetv2 和 slim-neck 替换算法主干及颈部网络结构,增强对复杂场景的适应性;王海群等^[18]使用双向

特征金字塔网络结构改进算法的颈部网络,利用双向信息流和可学习权重加强特征表达能力。在注意力机制方面,Wang 等^[19]通过结合大型选择性核注意力机制动态调整空间感受野,更多地关注关键船舶特征;杨志渊等^[20]在算法主干部分融合选择注意力机制,通过动态调整特征提取主干网络感受野来提高目标检测的性能;董瑞恒等^[21]结合指数移动平均注意力机制,实现了对船舶边缘的精细化分割。在改进模块方面,Yasir 等^[17]通过高效多尺度卷积并行结构实现轻量级解耦头;王磊等^[22]采用可重参数化模块替换 C2f 模块,增强了特征提取能力,同时使用一种基于内容的特征自适应重构替代最近邻上采样,改善小目标信息丢失问题;Huang 等^[23]使用膨胀残差模块取代了颈部网络处的 C2f 模块,增强算法识别多尺度目标和丰富特征表示的能力。在改进损失函数方面,Yi 等^[14]采用 RIoU 损失函数取代传统的 CIoU 损失函数,提高算法的精度;Yang 等^[24]使用了改进边界框回归的 AWIoU,提高算法精度的同时实现轻量化;许德刚等^[25]使用 WIoU 损失函数提升网络的边界框回归性能,以提高算法的收敛速度和回归精度。

现有研究表明,通过多种优化策略可有效提升 YOLOv8 算法在船舶检测中的性能,但仍存在面对复杂背景噪声情况下抗干扰能力不足、处理多尺度目标时无法有效融合不同尺度的特征、检测小目标时常出现漏检和误检等问题。为此本文提出一种基于多尺度特征的 RAMW-YOLOv8 船舶目标检测算法。首先,引入坐标注意力机制(coordinate attention, CA)^[26]设计了 C3Res_CA 模块,减少算法参数量的同时增强算法对复杂背景图像中细微特征提取和背景噪声抑制的能力,以改善算法在复杂场景下的抗干扰能力;其次,基于多尺度特征融合理论和自适应池化操作,引入平均池化层^[27]捕捉不同特征类型,构建了 SPPF_AuxPool 模块,增强算法处理多尺度目标时的稳定性;随后添加 160×160 的小目标检测层^[25],利用大分辨率的网络特征图,提高小目标识别能力,增强算法对微小目标检测的精度;最后引入智慧交并比损失函数(wise-IoU loss, WIoU)损失函数^[28],替代传统的 CIoU 损失函数,通过动态调整边界框回归中的权重分配,提升算法的收敛速度以及在复杂场景下的鲁棒性和稳定性。

1 YOLOv8 算法

本节简单回顾 YOLOv8 目标检测算法,其结构如图 1 所示,整体架构包括输入端(Input)、主干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)和输出端(Output)4 个主要部分:

1) 输入端(Input): 输入图像后,将图像缩放至固定尺寸,以适应算法的输入要求,随后进行归一化操作以保证输入特征的一致性。

2) 主干网络(Backbone): 接收预处理过后的图像,首先使用多层卷积神经算法提取特征,通过 C2f 模块提高算法的特征提取能力,并使用 SPPF 模块处理多尺度特征,优化

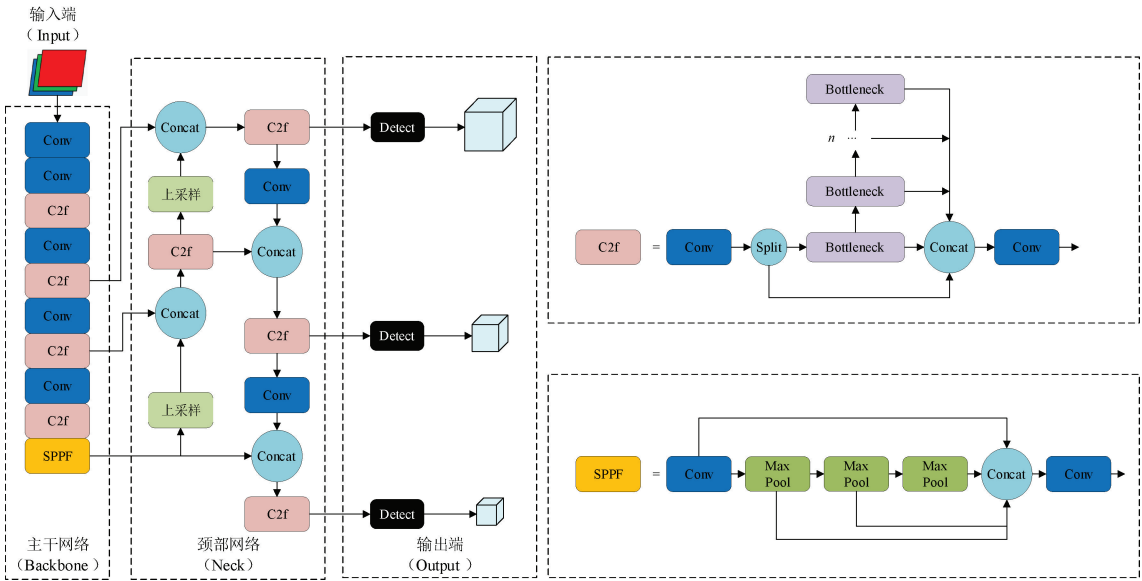


图 1 YOLOv8 结构

Fig.1 YOLOv8 model structure

特征的融合和提取。训练过程中,图像空间维度逐渐缩小,而特征维度逐步增加,从而形成包含了目标的局部细节和全局上下文的特征图。

3)颈部网络(Neck):通过上采样模块及自顶向下的路径和横向连接,将不同层次的特征进行融合。再引入自底向上的路径,实现多层次特征的充分融合。

4)输出端(Output):通过使用解耦头,将分类与回归分离,分别用于确定目标的类别和精确定位目标的位置。

YOLOv8 算法继承了 YOLO 算法的实时性和高效性,同时采用了更深的网络结构和改进的卷积操作,增强了对不同尺度目标的检测能力。然而,该算法中现有的 C2f 模块对目标的微小特征提取不够准确且易被环境干扰,SPPF 模块容易丢失图片中的细节特征,因此在处理背景噪声干扰较为严重的船舶图像时干扰能力明显不足,且无法有效融合多尺度目标的不同尺度特征,Neck 部分虽然采用了特征金字塔结构和路径聚合算法,但在处理小目标以及被遮挡目标时容易出现误检、漏检的问题。此外,YOLOv8 算法中采用的 CIoU 损失函数对所有样本的权重分配是静态的,易导致算法对简单样本(大目标)过度优化,而对困难样本(小目标、遮挡目标)关注不足,且收敛速度较慢。

2 改进算法

针对 YOLOv8 算法抗干扰能力差、多尺度目标特征不敏感、小目标检测能力差等缺陷,本文提出一种基于多尺度特征的 RAMW-YOLOv8 目标检测算法,其网络结构如图 2 所示。首先,提出融合 CA 模块的 C3Res_CA 模块来削弱图片中背景干扰信息对算法的影响,以解决复杂背景

中目标尺度和形态多样的问题。其次,提出结合了最大池化层与平均池化层的 SPPF_AuxPool 模块,使算法能够更全面地捕捉图像中的多尺度特征。此外,提高小目标检测层用来提高船舶图像中小目标的检测能力。最后,使用 WIoU 损失函数提升算法的收敛速度以及在复杂场景下的鲁棒性和稳定性。

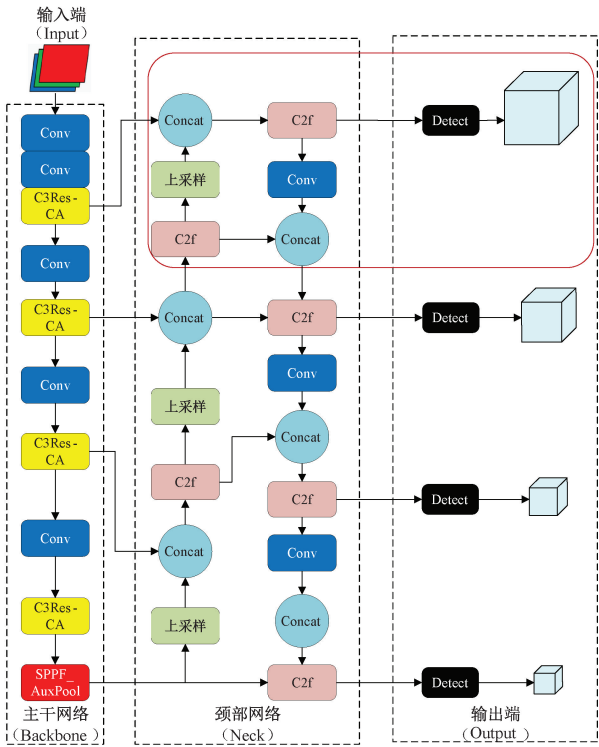


图 2 RAMW-YOLOv8 结构

Fig.2 RAMW-YOLOv8 model structure

2.1 C3Res_CA 模块

为帮助算法能更高效地提取有助于检测的特征以及削弱无关或干扰信息的影响,基于主干网络部分 C2f 模块的思想,结合多分枝卷积结构和残差结构,同时引入坐标注意力机制,构建了 C3Res_CA 模块,通过轻量化的注意力机制,小幅度减少算法参数数量和复杂度的同时增强算法特征提取的能力和特征融合的多样性,同时能够根据通道的重要性自适应地调整特征图的权重,使算法具有更好的鲁棒性。

C3Res_CA 模块的结构如图 3 所示,其流程为特征图通过多分支卷积和残差结构提取特征,结合 CA 模块自适

应调整特征权重以增强目标特征提取能力,随后进行拼接后特征融合与通道恢复。其中,卷积操作与残差结构的参数设置及作用如表 1 所示。

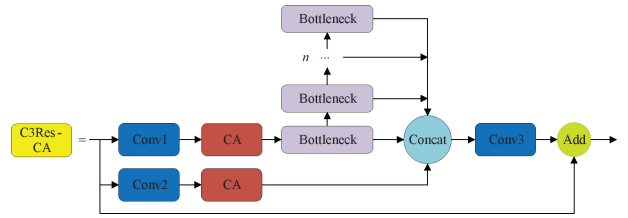


图 3 C3Res_CA 结构

Fig. 3 C3Res_CA structure

表 1 卷积操作与残差结构的参数设置

Table 1 Parameter settings for convolution operations and residual structures

层名称	卷积核大小	步长	填充	激活函数	输入通道	输出通道	作用
Conv1	1×1	1	0	SiLU	C	C×0.5	通道压缩与特征重整
Bottleneck	3×3	1	1	SiLU	C×0.5	C×0.5	用于深层特征提取与非线性增强
Conv2	1×1	1	0	SiLU	C	C×0.5	和 Conv1 并行的卷积分支
Conv3	1×1	1	0	SiLU	(2+n)×C×0.5	C	拼接后特征融合与通道恢复
残差连接	—	—	—	—	C	C	实现跨层信息融合

CA 模块的原理如图 4 所示,其计算过程如下:设 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$ 为输入特征图,其中的 C 、 H 和 W 分别表示特征图的通道数、高度和宽度,CA 模块在两个独立的轴上(高度和宽度)进行平均池化操作,以生成嵌入了位置特定信息的特征图。对特征图在高度方向和宽度方向上再进行全局平均池化,得到每一行和每一列上的平均值:

$$z^h(H) = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq i \leq W} \mathbf{x}(H, i) \tag{1}$$

$$z^w(W) = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq j \leq H} \mathbf{x}(j, W) \tag{2}$$

其中, i 和 j 分别表示特征图中某个像素点的横坐标和纵坐标。随后将高度和宽度方向的池化结果进行拼接,形成一个融合后的特征图,并使用 1×1 卷积变换 F1 生成中间特征图 $\mathbf{f} \in \mathbf{R}^{C/r \times 1 \times (H+W)}$:

$$\mathbf{f} = \sigma(F_1([\mathbf{z}^h, \mathbf{z}^w])) \tag{3}$$

其中, r 表示通道下采样的比例系数。随后,沿空间维数将 $\mathbf{f}$ 拆分为两个单独的张量 $\mathbf{f}^h \in \mathbf{R}^{C/r \times H}$, $\mathbf{f}^w \in \mathbf{R}^{C/r \times W}$ 。利用另外两个 1×1 卷积变换 F_h, F_w 以及 Sigmoid 激活函数 $\sigma(\cdot)$ 分别得到两个独立空间方向的注意力权值 g^h 和 g^w :

$$g^h = \sigma(F_h(\mathbf{f}^h)) \tag{4}$$

$$g^w = \sigma(F_w(\mathbf{f}^w)) \tag{5}$$

最后对 g^h, g^w 进行扩展并作用于输入端,得到重新赋权重的特征图 $\mathbf{y}$:

$$\mathbf{y}(i, j) = \mathbf{x}(i, j) \times g^h(i) \times g^w(j) \tag{6}$$

在 CA 模块中,压缩因子 r 决定了通道维度在注意力生成过程中的“压缩比例”,即中间层的通道数为:

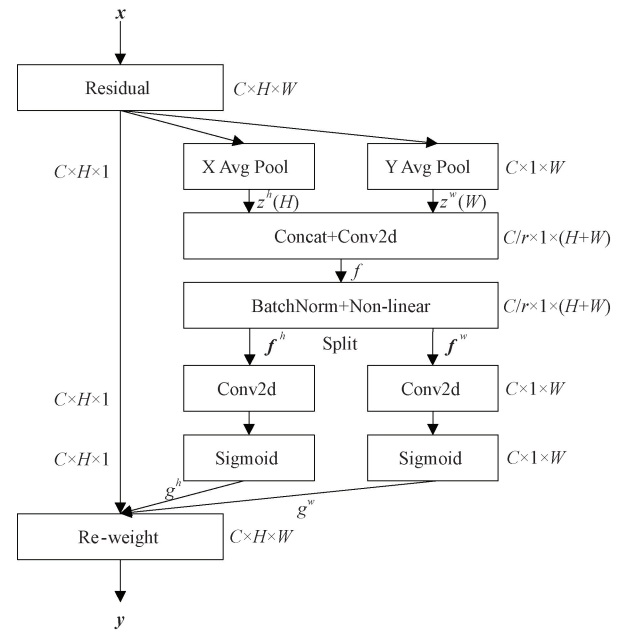


图 4 坐标注意力机制原理图

Fig. 4 Schematic diagram of the coordinate attention mechanism

$$C' = \frac{C}{r} \tag{7}$$

其中, C 为通道数,压缩因子 r 设置为 32。

2.2 SPPF_AuxPool 模块

船舶图像尤其是港口处的船舶图像通常包含各种尺度和形态的船只目标,同时伴随着复杂的背景和噪声。原始的 SPPF 模块(如图 1 所示)的整体流程为输入特征经过

一个卷积层后依次通过 3 个最大池化层。最大池化公式为:

$$\mathbf{Y} = \max(\mathbf{X}[i:i+k, j:j+k]) \quad (8)$$

其中, $\mathbf{X}$ 为输入特征图, i 和 j 表示特征图中某个像素点的横坐标和纵坐标, k 为最大池化的窗口大小, $\mathbf{Y}$ 为最大池化后的输出特征图。这些不同尺度下的特征图在通道维度上进行拼接, 并经过最终的卷积层输出, 这种设计在处理小尺度船只或复杂背景时, 由于其单一的池化方式极易导致部分细节特征的丢失, 使得对细微特征的捕捉能力十分有限。

为了更好地保留图像的关键信息, 本文借鉴了原本 SPPF 模块的思想, 并结合多分枝池化结构和特征融合策略, 构建了 SPPF_AuxPool 模块(如图 5 所示), 以提升特征提取的效率并削弱无关信息的干扰, 其中增加的平均池化会保留图像更多的背景信息, 这对于船舶图像这种复杂性高的输入数据尤为重要。此外自适应池化操作的应用, 使算法可以根据输入特征图的实际尺寸动态调整池化的窗口大小和步长。自适应最大池化操作和平均池化操作公式为:

$$\mathbf{Y}_1 = \max(\mathbf{X}_1[i:i+k_1, j:j+k_1]) \quad (9)$$

$$\mathbf{Y}_2 = \frac{1}{k_2^2} \sum_{i=1}^{k_2} \sum_{j=1}^{k_2} \mathbf{X}_2[i, j] \quad (10)$$

其中, $\mathbf{X}_1$ 、 $\mathbf{X}_2$ 分别表示输入到最大池化层和平均池化层的特征图, $\mathbf{Y}_1$ 、 $\mathbf{Y}_2$ 表示最大池化后的输出特征图, k_1 、 k_2 表示池化窗口大小, 公式为:

$$k_1 = k_2 = \lceil \max(H, W) \rceil \quad (11)$$

为实现自适应池化操作, SPPF_AuxPool 模块根据输入特征图的尺寸 $H \times W$, 通过式(11)动态计算池化窗口大小 k_1 、 k_2 。这不仅能有效处理复杂背景中多尺度目标, 避免因输入图像尺寸不同导致特征提取不一致, 还能通过固定输出从整个特征图中提取全局信息, 而非局限于局部区域, 从而提升算法在小目标检测和复杂场景下的鲁棒性。

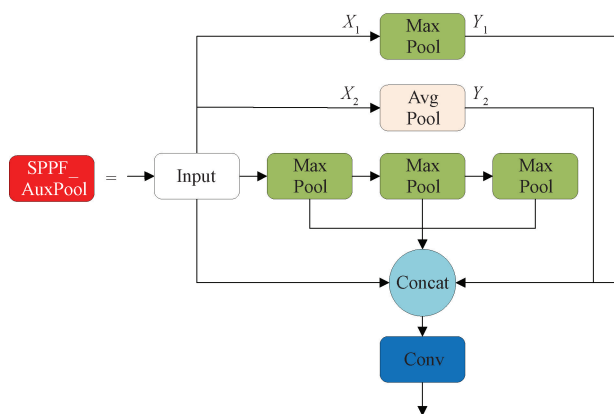


图 5 SPPF_AuxPool 模块结构

Fig. 5 SPPF_AuxPool module structure

2.3 小目标检测层

由图 1 可知 YOLOv8 算法采用的是三尺度检测机制, 即使用 20×20 、 40×40 和 80×80 的尺度来分别对于图像中的大、中、小 3 种类型的目标进行检测, 不易于从复杂背景中提取出微小目标或者被遮挡目标的特征, 为此本文引入了一层专为微小目标设计的检测层——MicroDetect(如图 2 所示), 以增强算法在处理复杂场景时的效果。

MicroDetect 的核心思想是通过多尺度特征融合和精细化的特征提取策略, 增强算法对小目标的识别能力。增加这一小目标检测层, 能够帮助算法在不同的分辨率上对图像进行多次卷积操作, 从而捕捉到更多细节信息, 有效地选择置信度最高的检测框, 从而显著减少漏检和误检的情况。

2.4 损失函数改进

传统 YOLOv8 算法使用的是 CIoU 损失函数, 该损失函数需计算多项附加项, 收敛速度较慢, 且使用固定惩罚项, 在复杂场景下, 当锚框与目标框高度重合时会导致偏差。

为了进一步加快算法收敛速度, 以及增强算法在复杂场景下的鲁棒性和稳定性, 本文引入了 WIoU 损失函数来替代传统的 CIoU 损失函数, WIoU 损失函数公式为:

$$L_{\text{WIoU}} = \frac{\beta}{\delta \alpha^{\beta-\delta}} R_{\text{WIoU}} L_{\text{IoU}} \quad (12)$$

其中, β 为离群度, α 和 δ 是用于控制离群度与梯度增益之间映射关系的超参数, R_{WIoU} 为高质量锚框损失, L_{IoU} 为 IoU 损失函数, 公式为:

$$R_{\text{WIoU}} = \exp\left(\frac{(x - x^{\text{gt}})^2 + (y - y^{\text{gt}})^2}{((w^c)^2 + (h^c)^2)^*}\right) \quad (13)$$

$$L_{\text{IoU}} = 1 - \text{IoU} \quad (14)$$

其中, (x, y) 表示预测框中心点的坐标, $(x^{\text{gt}}, y^{\text{gt}})$ 表示真实框中心点的坐标, w^c 、 h^c 为最小封闭框的宽和高, $*$ 表示确保 w^c 和 h^c 的梯度不会被回传, 而是作为常数使用, 避免影响网络的权重更新, 减少模型训练所产生的不利影响, IoU 表示交并比。

3 实验设计与结果分析

3.1 实验环境

为测试 RAMW-YOLOv8 算法检测效果, 选用专为船舶目标检测设计的公开数据集 HRSID (high-resolution ship image dataset) 进行实验, 详见: <https://github.com/chaozhong2010/HRSID>。数据集涵盖了港口、海洋和河流等多种水域环境下的 5 604 张高分辨率遥感图像, 共标注了 16 951 艘船舶目标。这些图像背景复杂, 不仅有浪花和船只遮挡, 还有很强的光照变化。此外船舶目标主要为小尺度, 给高精度目标检测带来了很大的挑战。

在实验中, 为保证实验公平性, 所有对比算法均使用其官方公开的 COCO 预训练权重作为初始化参数, 输入尺

寸统一为 640×640 。对比算法包括两阶段检测算法 Faster-RCNN (R50-FPN)^[5]、单阶段检测算法 SSD (vgg16)^[6]、TOOD (R50-FPN)^[7]、RTMDet (tiny)^[8] 以及 YOLO 系列算法 YOLOX (tiny)^[29]、YOLOv5 (nano)^[13]、YOLOv8 (nano)^[14]。实验环境设置为: Windows11 操作系统, Intel(R) Core(TM) i5-14490F 处理器, RTX4060 Ti 显卡, 使用了加速工具箱 NVIADCUDA 12.2, 训练批量大小为 16, 共 100 个 epoch。

3.2 评价指标

为综合评价算法在船舶图像中的有效性, 使用了精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、平均精度均值 (mean average precision, mAP)、参数量 (Para)、每秒浮点运算次数 (GFLOPs)、每秒传输帧数 (FPS), 以及最终可视化中置信度得分的对比来进行评估。其中 Precision 表示预测结果中正确的数量占全部预测数量的比例, Recall 表示预测结果中正确的数量占实际正确数量的比例, 两者计算公式为:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{15}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{16}$$

其中, TP 表示预测结果中正确的数量, FP 表示预测结果中错误的数量, FN 表示未能成功预测的数量。

平均精度均值分别选了 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 这两个指标, 两者首字母 m 表示平均, AP@0.5 表示当预测框与真实框的 IoU 阈值设为 0.5 时, 其中一类样本的平均精度, 而 mAP@0.5 将所有类别的样本取 Precision 的平均值, 所得结果表示算法的精确率随召回率的变化趋

势, 其中 AP@0.5 和 mAP@0.5 公式为:

$$AP@0.5 = \frac{\sum_{i=1}^N P_i}{N} \tag{17}$$

$$mAP@0.5 = \frac{\sum_{i=1}^N AP@0.5_i}{N} \tag{18}$$

mAP@0.5:0.95 则表示在不同的 IoU 阈值 (从 0.5 ~ 0.95) 上的平均 mAP, 其公式为:

$$mAP@0.5:0.95 = \frac{mAP@0.5}{10} + \frac{mAP@0.55}{10} + \dots + \frac{mAP@0.95}{10} \tag{19}$$

其中, 10 表示 IoU 阈值的数量, 用来对所有 IoU 阈值对应的 mAP 结果求平均。

3.3 对比实验

不同算法的实验结果如表 2 所示。从表 2 可以看出, 本文提出的 RAMW-YOLOv8 算法在 Precision 和 Recall 上分别达到了 91.2% 和 83.0%, 均高于其他对比算法。其在 mAP@0.5 (92.1%) 和 mAP@0.5:0.95 (67.4%) 的表现上也具有显著优势, 进一步证明了 RAMW-YOLOv8 算法在复杂背景图像的船舶检测任务中的卓越性能。这些指标表明, RAMW-YOLOv8 不仅能准确检测目标, 还能在各种复杂情况下有效捕捉到更多的目标, 具有较强的实际应用价值。尽管 RAMW-YOLOv8 算法的参数量为 10.71 M, GFLOPs 为 29.5, FPS 为 129.7, 较一些轻量化算法有所增加, 但其在精度、召回率和平均精度均值上明显优于同类型算法。

表 2 对比实验结果
Table 2 Comparative experimental results

算法	Precision/ %	Recall/ %	mAP@0.5/ %	mAP@0.5:0.95/ %	Para (10 ⁶)	GFLOPs	FPS	Size/ MB
Faster-RCNN	85.8	69.2	85.8	65.7	41.53	208.0	18.8	323.4
SSD	72.3	47.0	72.3	38.5	11.69	34.3	70.0	92.8
YOLOX	90.1	69.8	90.1	64.4	5.06	26.8	66.5	62.8
YOLOv5	90.2	79.3	88.5	60.0	1.77	4.2	111.1	27.9
TOOD	61.1	65.6	83.6	61.1	37.74	199.0	16.4	250.3
RTMDet	89.1	62.9	89.1	65.7	4.12	29.5	71.0	80.3
YOLOv8	90.6	79.1	88.6	63.2	3.01	8.2	218.3	6.3
本文	91.2	83.0	92.1	67.4	10.71	29.5	129.7	21.4

3.4 消融实验

为了更清晰地验证本文算法改进的有效性, 表 3 列出了不同改进模块对算法的影响。由这些结果可以看出, 主干网络中引入 C3Res_CA 模块后算法能更好识别和定位小目标的位置信息, 且能在一定程度上降低算法的参数量

与复杂度; 将原始 YOLOv8 算法中的 SPPF 模块改进为 SPPF_AuxPool 模块后, 参数量变化不大, 但是训练结果中的各参数都得到了不同程度的提高; 在原始算法上增加额外的小目标检测层, 在大幅增加算法参数量与复杂度的同时, 充分保留了图像中低层特征的语义信息; 当单独使

用 WIoU 损失函数替换原始 YOLOv8 的 CIoU 损失函数时,因其动态权重分配机制优先优化高质量锚框,减少对低质量样本的关注,简单样本的预测框质量降低,增加了误检率导致了精确率下降。然而,由于 WIoU 损失函数在

高 IoU 阈值下提升了预测框的质量,这抵消了精度下降对整体性能的影响,使得 mAP 指标可以保持稳定。此外,表 3 的实验结果显示 WIoU 损失函数还优化了训练收敛速度和计算效率,减少了低质量样本的计算冗余。

表 3 HRSID 数据集上的消融实验

Table 3 Ablation experiments on the HRSID dataset

C3Res_ CA	SPPF_ AuxPool	小目标 检测层	WIoU	Precision/ %	Recall/ %	mAP@0.5/ %	mAP@0.5; 0.95/%	Para (10 ⁶)	GFLOPs	FPS	Size/ MB
×	×	×	×	90.6	79.1	88.6	63.2	3.01	8.2	218.3	6.3
✓	×	×	×	91.0	79.0	89.1	63.6	2.91	7.7	238.5	6.1
×	✓	×	×	90.7	79.7	89.1	64.5	3.08	8.2	231.6	6.4
×	×	✓	×	91.4	81.3	91.1	65.5	10.86	38.1	105.5	22.2
×	×	×	✓	89.2	79.1	88.6	63.2	3.01	8.1	222.2	6.1
✓	✓	✓	×	91.6	82.7	91.7	66.4	10.72	29.5	103.3	21.9
✓	✓	✓	✓	91.2	83.0	92.1	67.4	10.71	29.5	129.7	21.4

在 YOLOv8 算法中引入全部改进而构建出的 RAMW-YOLOv8 算法综合能力达到了最高值,而增加的参数数量和复杂度相较于上述算法改进中效果最好者又得到了降低,其中算法的精度达到了 91.2%,召回率达到了 83.0%,mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 达到了 92.1%和 67.4%,相较于原算法分别提高了 3.5%和 4.2%。在完整模型中,WIoU 损失函数的动态权重帮助 C3Res_CA 模块进一步抑制了背景噪声的影响,使得模型更聚焦于高质量边界框的回归;其高质量锚框优化又与 SPPF_AuxPool 模块的全局特征捕捉结合,提升了模型对不同尺度目标的检测性能,尤其在 mAP@0.5:0.95 上的提升表明模型在高 IoU 阈值下的边界框精度更高;另外,WIoU 损失函数的快速收敛特性减

少了训练中对低质量锚框的冗余计算,使得 MicroDetect 能更高效地捕捉小目标的细节特征,降低误检样本数量,从而显著提升回归率;而这一系列协同作用使得 WIoU 在完整模型中不仅弥补了单独使用时的 Precision 下降,还通过优化训练过程和边界框质量,全面提升了模型的综合性能。图 6 为原算法与改进算法的收敛性对比图,图中横坐标为训练轮次,纵坐标分别为 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95。由图 6 可知当训练轮数达到 100 轮时,两个模型都收敛,但是 RAMW-YOLOv8 算法的 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 两个指标相比原始 YOLOv8 算法更高。上述结论证明了本文改进方法在限定训练轮数为 100 的前提下,检测复杂背景下船舶目标的能力确实得到了提升。

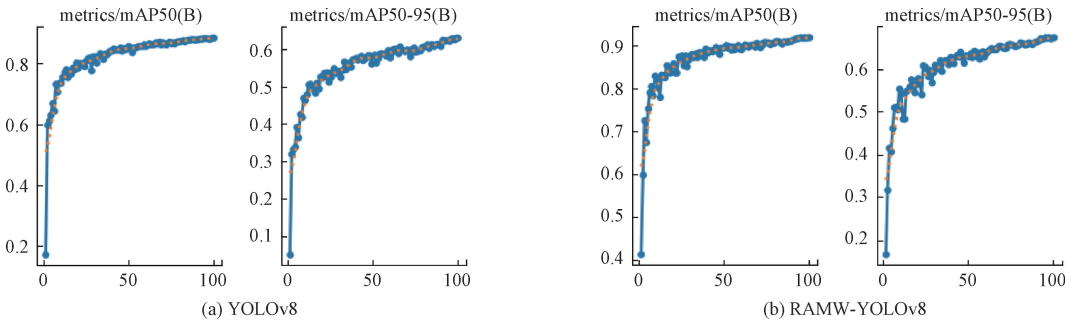


图 6 收敛性对比

Fig. 6 Comparison of convergence

3.5 可视化对比

通过在 HRSID 数据集中分别使用 YOLOv8 算法与 RAMW-YOLOv8 算法进行可视化对比,如图 7 所示。从对比结果可以清晰地看出,RAMW-YOLOv8 算法在保持高检测精度的同时,进一步提高了对小目标的识别能力。原始 YOLOv8 在某些复杂场景下的检测效果不如

RAMW-YOLOv8,尤其是在背景干扰较大的情况下,RAMW-YOLOv8 通过引入平均池化层更好地捕捉了目标特征,减少了漏检情况,且置信度得到了提升。

这充分证明了本文提出的 RAMW-YOLOv8 算法在高分辨率遥感图像中的优越性,尤其是在复杂背景和小目标检测的场景下,其表现更加稳定和准确。

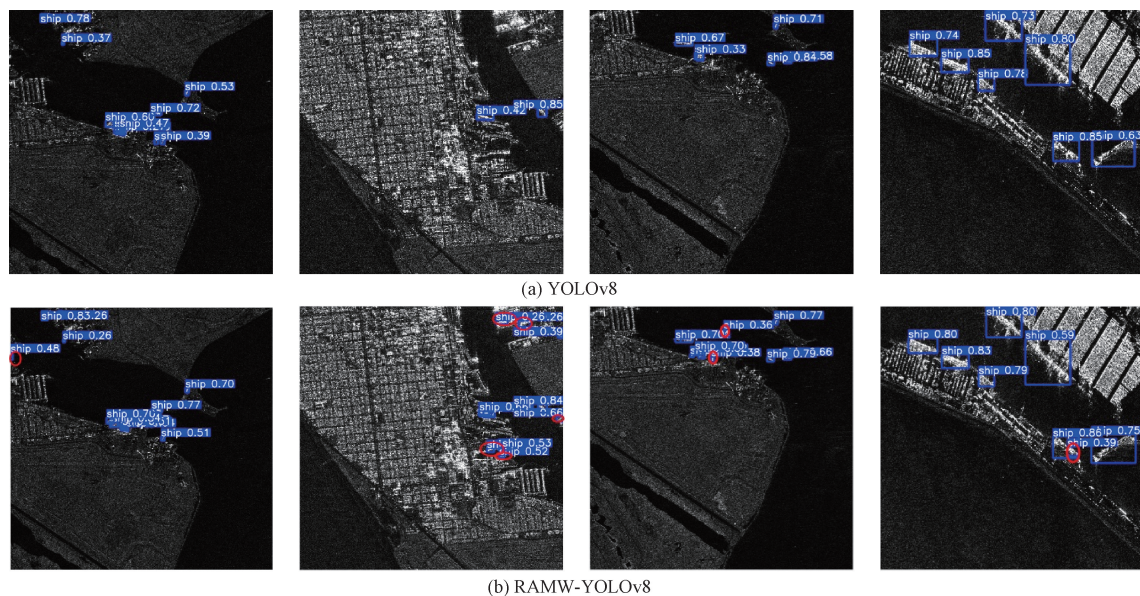


图 7 检测效果对比

Fig. 7 Comparison of detection results

4 结 论

本研究针对船舶检测中图像复杂,检测目标尺度多变等问题提出了一种 RAM-YOLOv8 算法。首先,使用多分支卷积结构和残差结构改进改进 C2f 模块后融合坐标注意力机制构建出 C3Res_CA 模块以削弱无关信息对算法的影响;其次,将最大池化和平均池化相结合,并使用自适应池化方式等方式构建 SPPF_AuxPool 模块,辅助算法更全面地捕捉图像中的多尺度特征;此外,在原算法基础上增加一层 160×160 的小目标检测层,加强算法对微小目标的检测能力;最后使用 WIoU 损失函数加快算法收敛速度,以及算法在复杂场景下的鲁棒性和稳定性。实验结果显示本文算法在平均精度上表现优越,能在复杂背景下很好地捕捉小目标。此外,该算法在保持相对较小参数量的前提下,显著提升了检测精度与效率。未来研究可进一步优化算法的轻量化设计,以提升其在多样复杂场景中的通用性。

参考文献

- [1] ER M J, ZHANG Y N, CHEN J, et al. Ship detection with deep learning: A survey[J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(10): 11825-11865.
- [2] 吴文静, 王中训, 但波, 等. 多模态信息融合舰船目标识别研究进展[J]. 探测与控制学报, 2024, 46(2): 1-12.
WU W J, WANG ZH X, DAN B, et al. A review of ship target recognition based on multi-modal information fusion [J]. Journal of Detection & Control, 2024, 46(2): 1-12.
- [3] AGRAWAL P, GIRSHICK R, MALIK J. Analyzing the performance of multilayer neural networks for object recognition [C]. 13th European Conference,

- Zurich, Switzerland, September, 2014: 329-344.
- [4] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.
- [5] REN SH P, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 36 (6): 1137-1149.
- [6] LIU W, ANGELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. 14th European Conference, Amsterdam, 2016: 21-37.
- [7] FENG CH J, ZHONG Y J, GAO Y, et al. Tood: Task-aligned one-stage object detection [C]. 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2021: 3490-3499.
- [8] ZHANG Y N, JIA Y, TANG Y. Accurate detection of arbitrary ship directions using SAR based on RTMDet[J]. Remote Sensing Letters, 2025, 16(2): 156-169.
- [9] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [10] CHEN ZH J, CHEN D P, ZHANG Y SH, et al. Deep learning for autonomous ship-oriented small ship detection[J]. Safety Science, 2020, 130:104812.
- [11] 陈国平, 彭之玲, 黄超意, 等. 基于改进 YOLOv3-Tiny 的毫米波图像目标检测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(21): 163-167.
CHEN G P, PENG ZH L, HUANG CH Y, et al. Millimeter wave image object detection based on improved YOLOv3-Tiny[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(21): 163-167.

- [12] JIANG J H, FU X J, QIN R, et al. High-speed lightweight ship detection algorithm based on YOLO-v4 for three-channels RGB SAR image[J]. Remote Sensing, 2021, 13(10): 1909.
- [13] 范云生, 张凯, 牛龙辉, 等. 海上无人机对运动船舶的长期检测跟踪算法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3): 326-335.
FAN Y SH, ZHANG K, NIU L H, et al. Long-term detection and tracking algorithm for moving vessels by maritime UAVs [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 326-335.
- [14] YI H, LIU B, ZHAO B, et al. Small object detection algorithm based on improved YOLOv8 for remote sensing [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024, 17: 1734-1747.
- [15] 孙伟, 沈欣怡, 张小瑞, 等. 适应遥感船舶图像的轻量化旋转小目标检测网络[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(4): 122-131.
SUN W, SHEN X Y, ZHANG X R, et al. Lightweight rotating small target detection network adapted to remote sensing ship images[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(4): 122-131.
- [16] 惠卓凡, 李鹏龙, 沈烈, 等. 基于改进 YOLOv8 的渔港船舶进出港目标检测与统计方法[J]. 大连海洋大学学报, 2024, 39(3): 498-505.
HUI ZH F, LI P L, SHEN L, et al. Detection and statistics method of ship entry and exit in a fishing port based on improved YOLOv8 [J]. Journal of Dalian Ocean University, 2024, 39(3): 498-505.
- [17] YASIR M, LIU SH W, PIRASTEH S, et al. YOLOShipTracker: Tracking ships in SAR images using lightweight YOLOv8[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2024, 134: 104137.
- [18] 王海群, 魏培旭, 解浩龙, 等. 基于改进 YOLOv8 的红外船舶检测[J]. 电光与控制, 2025, 32(1): 61-67.
WANG H Q, WEI P X, XIE H L, et al. Infrared ship detection based on improved YOLOv8 [J]. Electronics Optics & Control, 2025, 32(1): 61-67.
- [19] WANG S W, LI Y, QIAO S H. ALF-YOLO: Enhanced YOLOv8 based on multiscale attention feature fusion for ship detection[J]. Ocean Engineering, 2024, 308: 118233.
- [20] 杨志渊, 罗亮, 吴天阳, 等. 改进 YOLOv8 的轻量级光学遥感图像船舶目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(16): 248-257.
YANG ZH Y, LUO L, WU T Y, et al. Improved lightweight ship target detection algorithm for optical remote sensing images with YOLOv8[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(16): 248-257.
- [21] 董瑞恒, 张英俊, 张浩泽, 等. 基于无人机视觉的船舶靠泊距离感知研究[J]. 电子测量技术, 2025, 48(2): 170-177.
DONG R H, ZHANG Y J, ZHANG H Z, et al. Research on ship berthing distance perception based on UAV vision[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(2): 170-177.
- [22] 王磊, 张斌, 吴奇鸿. RCSA-YOLO:改进 YOLOv8 的 SAR 舰船实例分割[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(18): 103-113.
WANG L, ZHANG B, WU Q H. RCSA-YOLO: Improved SAR ship instance segmentation of YOLOv8[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(18): 103-113.
- [23] HUANG Y Q, HAN D ZH, HAN B, et al. ADV-YOLO: Improved SAR ship detection model based on YOLOv8[J]. The Journal of Supercomputing, 2025, 81(1): 34.
- [24] YANG D F, SOLIHIN M I, ARDIYANTO I, et al. A streamlined approach for intelligent ship object detection using EL-YOLO algorithm [J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 15254.
- [25] 许德刚, 王双臣, 王再庆, 等. 改进 YOLOv8 算法的城市车辆目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(18): 136-146.
XU DG, WANG SH CH, WANG Z Q, et al. Improved YOLOv8 urban vehicle target detection algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(18): 136-146.
- [26] YANG W J, WU J CH, ZHANG J L, et al. Deformable convolution and coordinate attention for fast cattle detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 108006.
- [27] 李海龙, 黄孙港, 饶兴昌. 跨尺度特征融合的自适应水下目标检测算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(13): 129-138.
LI H L, HUANG S G, RAO X CH. Adaptive cross-scale feature fusion for underwater object detection algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(13): 129-138.
- [28] TONG Z J, CHEN Y H, XU Z W, et al. Wise-IoU: Bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism[J]. ArXiv preprint arXiv:2301.10051, 2023.
- [29] ZHAO Q CH, WU Y Q, YUAN Y B. Ship target detection in optical remote sensing images based on E2YOLOX-VFL[J]. Remote Sensing, 2024, 16(2): 340.

作者简介

高涵, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、目标检测。

E-mail: gaohanntu@qq.com

曹阳, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为科学计算、智能信息处理。

E-mail: caoyangnt@ntu.edu.cn

沈琴琴(通信作者), 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为智能交通。

E-mail: shenqq@ntu.edu.cn

包银鑫, 博士, 讲师, 主要研究方向为智能交通。

E-mail: baoyinxin@stmail.ntu.edu.cn

施仨, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能信息处理。

E-mail: sq@ntu.edu.cn