

杨笑天,谭金林,鱼昕,等. 基于 GAM-YOLOv8 的遥感图像舰船目标跟踪. 吉林大学学报(地球科学版), 2025, 55(1): 328-339. doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20240305.
Yang Xiaotian, Tan Jinlin, Yu Xin, et al. Ship Target Tracking Based on GAM-YOLOv8 Remote Sensing Images. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2025, 55(1): 328-339. doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20240305.

基于 GAM-YOLOv8 的遥感图像舰船目标跟踪

杨笑天^{1,2}, 谭金林^{1,2}, 鱼昕^{1,2}, 赵俊哲³, 刘铭³

1. 陕西航天技术应用研究院有限公司, 西安 710100

2. 西安空间无线电技术研究所, 西安 710100

3. 长春工业大学数学与统计学院, 长春 130012

摘要: 针对卫星遥感图像舰船目标追踪和轨迹绘制, 提出了一种全局注意力(global attention mechanism, GAM)模块改进 YOLO(you only look once)v8 算法(GAM-YOLOv8)与 DeepSORT 算法相结合的方法。在 YOLOv8 网络结构中加入 GAM 模块, 以提升模型提取卫星遥感图像特征的能力, 提高舰船目标追踪的精度和稳定性; 实施基于 RGB(red, green, blue)-HSV(hue, saturation, value)融合颜色空间转换卷积模块的数据增强技术扩充数据集, 帮助模型捕捉更多维度的特征信息, 进一步提升识别准确度; 利用 DeepSORT 算法通过结合目标的特征外观和运动信息, 增强追踪过程中的稳定性与精度, 有效减少身份切换和目标丢失。实验结果表明, 本文提出的 GAM-YOLOv8 与 DeepSORT 相结合的方法, 相较于原始 YOLOv8 模型, 在遥感图像舰船目标检测与跟踪任务中均表现出了显著的性能提升, 在准确度、召回率和平均准确率精度上分别提高了 7.6%、7.9% 和 6.0%, 在帧率、多目标跟踪准确度和多目标跟踪精确度上分别提升了 17.7%、6.9%、1.9%, 身份切换次数降低了 10.0%。

关键词: 卫星遥感; 深度学习; 目标跟踪; YOLOv8

doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20240305

中图分类号: P237

文献标志码: A

Ship Target Tracking Based on GAM-YOLOv8 Remote Sensing Images

Yang Xiaotian^{1,2}, Tan Jinlin^{1,2}, Yu Xin^{1,2}, Zhao Junzhe³, Liu Ming³

1. Shaanxi Aerospace Technology Application Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710100, China

2. Xi'an Space Radio Technology Research Institute, Xi'an 710100, China

3. School of Mathematics and Statistics, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China

Abstract: Aiming at target tracking and trajectory drawing of ships in satellite remote sensing

收稿日期: 2024-11-20

作者简介: 杨笑天(1991-), 男, 工程师, 硕士, 主要从事遥感大数据智能处理、分析与应用, E-mail: 415542866@qq.com

通信作者: 刘铭(1979-), 男, 教授, 博士, 主要从事机器学习、大数据分析 with 数据挖掘研究, E-mail: liuming@ccut.edu.cn

基金项目: 吉林省发改委基本建设项目(2022C043-2); 吉林省自然科学基金(20200201157JC)

Supported by the Basic Construction Project of Jilin Provincial Development and Reform Commission (2022C043-2) and the Natural Science Foundation of Jilin Province (20200201157JC)

images, a method combining the global attention mechanism (GAM) module improved YOLO (you only look once) v8 algorithm (GAM-YOLOv8) and the DeepSORT algorithm is proposed. The GAM module is added to the YOLOv8 network structure to enhance the model's ability to extract satellite remote sensing image features and improve the accuracy and stability of ship target tracking. The data enhancement technology based on the RGB (red, green, blue)-HSV (hue, saturation, value) fusion color space conversion convolution module is implemented to expand the data set, helping the model capture more dimensional feature information and further improve the recognition accuracy. The DeepSORT algorithm is used to enhance the stability and accuracy of the tracking process by combining the target's feature appearance and motion information, thereby effectively reducing identity switching and target loss. Experimental results show that the proposed method of combining GAM-YOLOv8 with DeepSORT shows significant performance improvement in remote sensing image ship target detection and tracking tasks compared with the original YOLOv8 model. The accuracy, recall rate, and average precision are increased by 7.6%, 7.9%, and 6.0%, respectively. Meanwhile, the frame rate, multi-target tracking accuracy, and multi-target tracking precision are improved by 17.7%, 6.9%, and 1.9%, respectively, and the number of identity switches is decreased by 10.0%.

Key words: satellite remote sensing; deep learning; target tracking; YOLOv8

0 引言

近年来,随着国家大力发展航空航天事业,国产卫星技术不断发展,越来越多的遥感卫星应用于国防领域。对舰船目标的跟踪与轨迹绘制对于维护国家海洋安全具有一定的作用,在导弹制导、视频监控、预警侦察等领域具有重要意义^[1]。由于舰船目标在遥感卫星图片上目标较小,持续跟踪很容易丢失目标,无法精确绘制航行轨迹,遥感图像舰船目标跟踪和轨迹绘制研究一直面临挑战。因此,光学遥感图像舰船目标跟踪与轨迹绘制研究具有重大意义。

传统的遥感舰船目标跟踪算法存在如下问题:基于粒子滤波的方法^[2],由于数据量大、迭代次数多导致求解速度慢,不能达到实时应用的效果;基于卡尔曼滤波的方法^[3-4],部分遮挡方式会导致跟踪不完善的问题;基于近邻传播聚类与核匹配追踪的方法^[5],核匹配追踪过程花费时间过长。传统的遥感舰船目标跟踪算法虽然有一定的效果,但是在目标形态变化上非常敏感,不适合在复杂环境下使用。

近年来,随着深度学习的发展,深度学习算法被应用于光学遥感图像中的舰船目标跟踪和轨迹绘制,也取得了很好的效果。根据感兴趣目标的数目,目标跟踪可分为单目标跟踪^[6-7]和多目标跟踪^[8-9]。单目标跟踪在视频初始帧画面上框出单个目标,预测后续帧中该目标的大小和位置。典型的算法有均

值漂移(用卡尔曼滤波、粒子滤波进行状态预测)、TLD (tracking-learning-detection)^[10]、KCF (kernelized correlation filter)^[11]等。在单目标领域,Bertinetto等^[12]提出了SiamFC(Siamese fully-convolutional networks)算法,网络架构轻量,运行速度快。Li等^[13]提出了SiamRPN(Siamese region proposal network)算法,该算法基于SiamFC引入了Faster R-CNN (region proposals + convolutional neural networks)^[14]中的RPN模块,让追踪可以回归位置、形状,省去了多尺度测试,提高了算法跟踪速度和性能。而多目标追踪是追踪多个目标的大小和位置。Bewley等^[15]提出了SORT (simple online and realtime tracking)目标跟踪算法,主要研究有效关联对象以实现在线和实时应用,核心组件包括卡尔曼滤波器和匈牙利算法,但忽略了检测组件之外的外特征,并且仅将边框的位置和大小用于运动估计和数据关联。Pramanik等^[16]提出了粒状RCNN(G-RCNN)和多类深度SORT (MCD-SORT)两种新模型,分别用于视频中的对象检测和跟踪。G-RCNN通过引入粒状概念和时空信息改进了对象检测精度,而MCD-SORT通过限制类别关联提升了多类对象的跟踪性能。Hou等^[17]提出了一种改进的DeepSORT算法,通过引入低置信度轨迹过滤和自生成的UA-DETRAC车辆重新识别数据集,减少了不可靠检测对车辆跟踪的影响。

现有的舰船目标跟踪及轨迹绘制大多采用单目标跟踪算法。然而,光照、云层等天气因素对遥感图像的影响往往导致底面出现杂波、舰船尾迹以及其他岛屿等干扰,进而影响检测结果。在跟踪过程中,航道、港口等场景中冗余信息较多,增加了模型的处理难度。因此,针对遥感图像进行数据增强操作^[18],能够帮助模型更好地提取图像特征,提升学习能力,从而提高模型的准确性和鲁棒性。本研究在 YOLO(you only look once)v8 网络结构中加入全局注意力(global attention mechanism, GAM)^[19]模块,以更好地提取图像特征^[20-21],提高网络对舰船目标的跟踪能力和检测精度;并提出了一种结合 GAM-YOLOv8 与 DeepSORT 算法的光学遥感舰船目标跟踪与轨迹绘制方法,利用 GAM-YOLOv8 模型在检测阶段快速准确地识别卫星遥感图像中的舰船目标,通过 DeepSORT 算法对检测后的舰船目标进行多目标跟踪,为卫星遥感图像中舰船目标的追踪与轨迹识别提供解决方案。

1 改进的 YOLOv8 模型

1.1 YOLOv8 模型

YOLOv8 模型由输入、骨干网络、特征融合和预测 4 个部分构成(图 1)。输入端对图像进行尺寸调整、数据增强和锚框尺寸聚类;骨干网络的结构为 CSPLayer2Conv(cross-stage partial layer with 2 convolutions);颈部采用 Darknet Bottleneck、SPPF(spatial pyramid pooling-fast)模块融合不同维度的特征图;预测端分别针对各种尺度的特征图输出预测框、置信区间,最后经过非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)算法^[22-23]得到置信度最高的预测框作为最终预测结果。

1.2 基于融合颜色空间转换卷积模块的数据增强

遥感图像在卫星成像过程中常常受到底面杂波、舰船尾迹、其他岛屿等因素的影响,这些干扰会导致模型在训练时产生误差,从而无法准确提取特征并生成有效的检测框,影响目标的检测与跟踪效果。因此,本文利用融合颜色空间转换卷积模块(图 2)进行数据增强,通过将 RGB(red, green, blue)图像转换为 HSV(hue, saturation, value)^[24]图像对图像集进行扩充,使模型可以从更多维度提取特征,得到更多的特征信息,从而提升模型的训练精确度。

融合颜色空间卷积模块由两个 RGB 像素级卷积模块和一个颜色空间转换卷积模块共三个模块组成。RGB 像素级卷积模块由结构相同的卷积模块对特征进行卷积处理,并加入轻注意力机制与残差机制进行特征提取,生成新数据。颜色空间转换卷积模块将输入特征从 RGB 通道转换为 HSV 通道,实现对图像的 RGB-HSV 颜色空间转换,加入卷积层进行权重训练,最后再将得到的输出进行 HSV-RGB 转换操作。将三组模块的输出特征进行融合,输出得到特征图。

1.3 GAM-YOLOv8 模型

1.3.1 CAM 模块

通道注意力(channel attention model, CAM)是一种通过通道维度特征加权增强神经网络性能的机制,主要通过通过对不同通道分配不同的注意力权重,让网络可以自适应地关注更重要的通道特征,同时抑制不太重要的通道特征。CAM 模块架构如图 3a 所示。

令输入特征图为 $X \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 。首先,通过对特征图进行全局池化,将其从空间维度 $H \times W$ 压缩为通道维度:

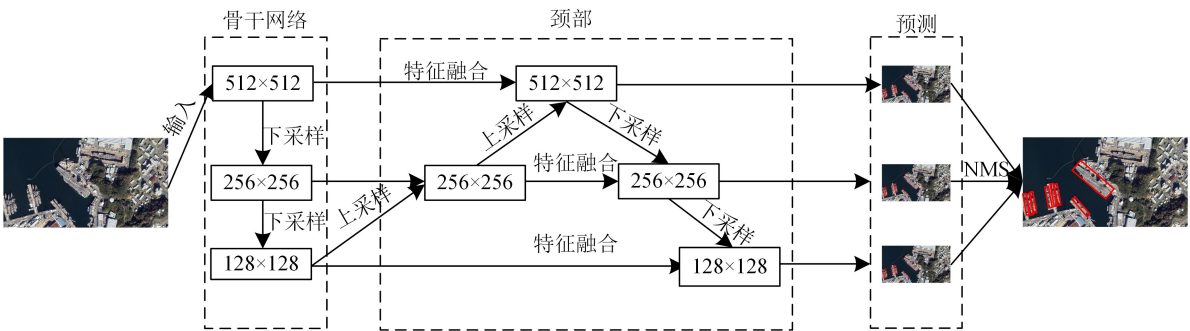
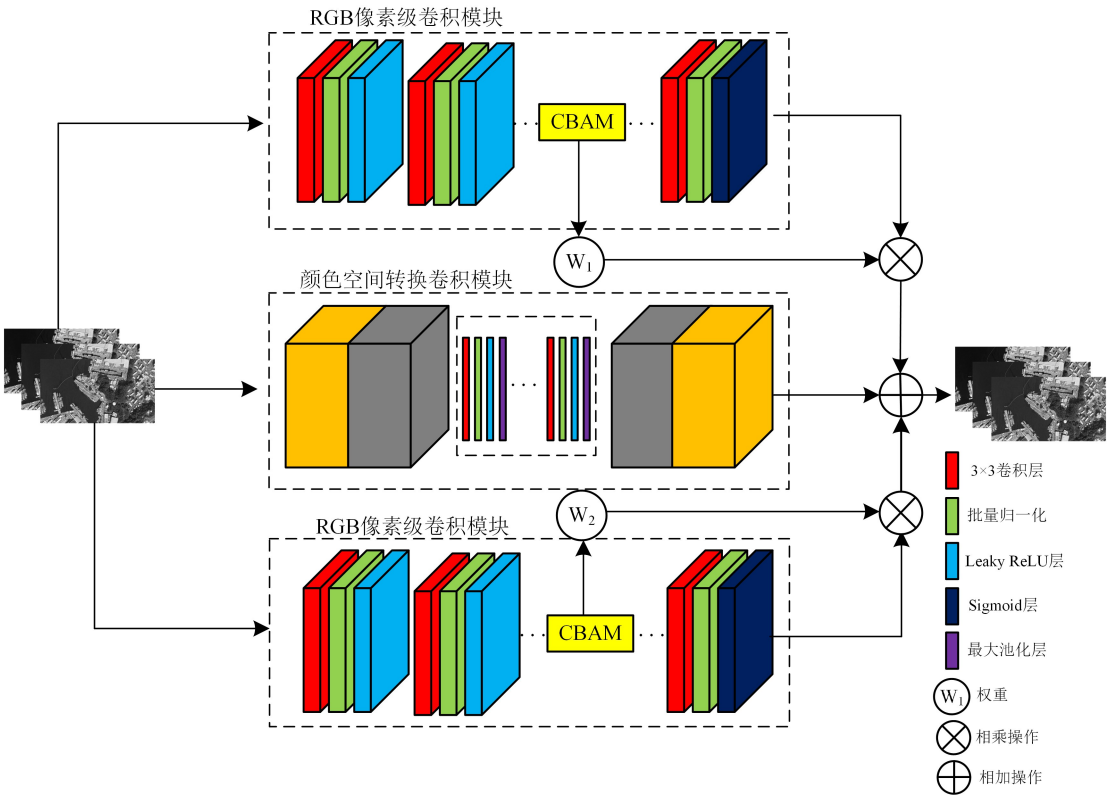


图 1 YOLOv8 模型架构图
Fig.1 YOLOv8 model architecture diagram



CBAM, 卷积块注意力模块;ReLU, 修正线性单元。

图 2 用于数据增强的融合颜色空间转换卷积模块

Fig.2 Fusion color space conversion convolution module for data enhancement

$$X_c = \frac{1}{HW} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W X_{i,j,c} \quad (1)$$

式中, X_c 为通道 c 的全局特征 ($c=1, 2, \dots, C$), 表示该通道的全局平均特征。然后, 将每个通道的全局池化特征通过一个共享的 MLP 生成注意力权重:

$$W_{CAM} = \sigma [W_2 \delta (W_1 X_c + b_1) + b_2] \quad (2)$$

式中: σ 为 Sigmoid 激活函数, 保证输出在 $[0, 1]$ 之间; W_2 为一个上采样操作的权重矩阵, 将特征重新映射到原始通道数; δ 为 ReLU 激活函数; W_1 用于将输入特征 X_c 映射到新空间, 减少通道数; b_1 和 b_2 为偏置项, 在矩阵变换时帮助模型学习更多偏移量。最后, 通过生成 CAM 图对输入特征图进行加权, 得到加权后的特征图:

$$X' = X \odot A \quad (3)$$

式中: A 为 CAM 图; $\odot$ 表示逐元素相乘操作。

1.3.2 SAM 模块

空间注意力 (spatial attention module, SAM) 模块旨在让网络自动关注输入特征图中的重要空间

区域, 通过生成一个 SAM 图, 动态地对特征图中的每个像素赋予不同的权重, 从而引导网络更加关注关键信息区域, 抑制无关信息。SAM 模块架构如图 3b 所示。

输入特征图 $X \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 经 7×7 卷积层得到维度为 $C/r \times H \times W$ 的特征图, 再经 7×7 卷积层得到 $C \times H \times W$ 的特征图, 应用 Sigmoid 激活函数, 得到最终调整的特征图 X'' 。

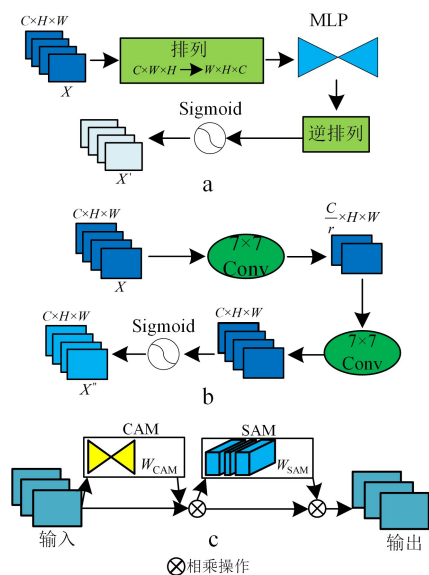
1.3.3 GAM 模块

GAM 模块集成了 CAM 和 SAM, 同时关注通道和空间维度的特征, 通过自适应地调整每个位置每个通道的特征, 帮助模型提取更加重要的特征信息, 提升对关键特征的敏感度, 增强模型的表现力。GAM 模块架构如图 3c 所示。

融合 CAM 和 SAM 后的加权特征图为

$$X_{final} = (A \odot W_{CAM}) \odot W_{SAM} \quad (4)$$

式中: W_{CAM} 为经过 CAM 计算得到的权重; W_{SAM} 为经过 SAM 计算得到的权重。



MLP, 多层感知机; r , 压缩比例。

图 3 CAM(a)、SAM(b)、GAM(c)模块架构图

Fig.3 Architecture diagram of CAM (a), SAM (b), GAM (c) modules

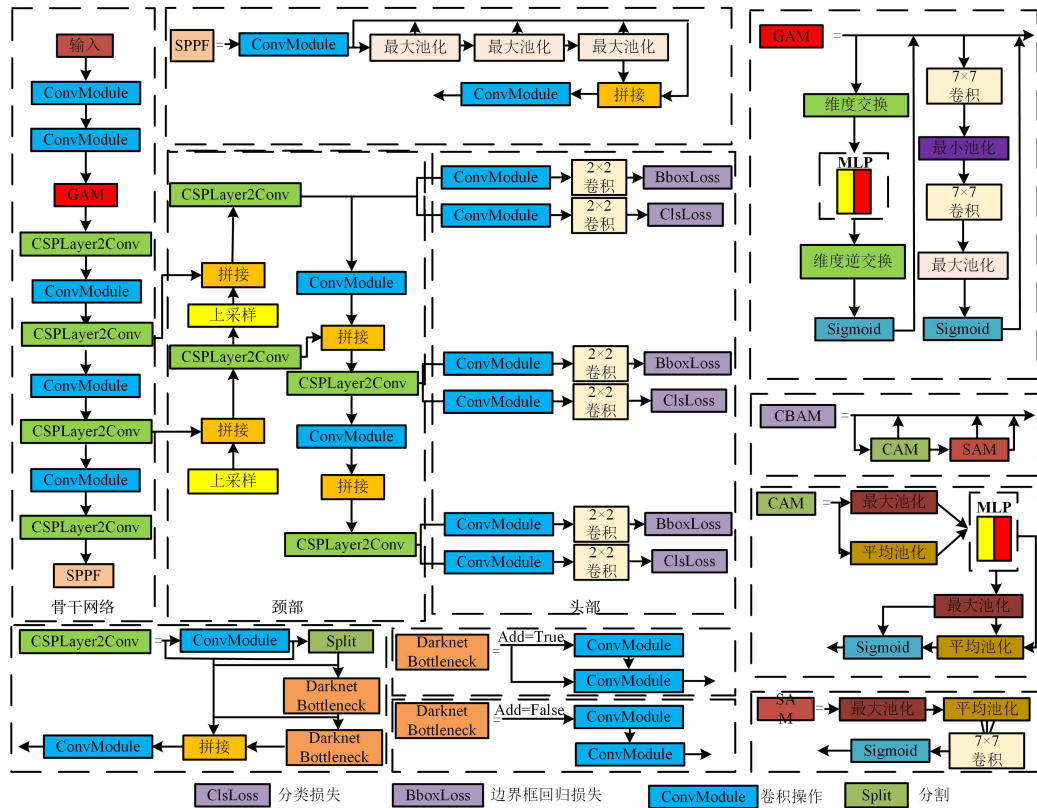
1.3.4 GAM-YOLOv8 模型

在进行遥感图像舰船目标跟踪时,卫星成像时舰船目标小,像素在整个遥感图像中占比小,可能会因为复杂航道干扰舰船跟踪、跟踪舰船上空出现积云导致跟踪效果不佳。本文引入 GAM 模块增强 YOLOv8 模型对遥感图像特征的提取能力,对多个颜色空间进行融合,从更多的维度提取遥感图像特征,提高模型的泛化性。GAM-YOLOv8 模型结构如图 4 所示。

2 基于 GAM-YOLOv8 的遥感图像舰船目标跟踪

2.1 基于 GAM-YOLOv8 的目标跟踪算法

当前的目标跟踪算法多数缺少表现良好的目标检测器;如果将表现良好的目标检测器加入到目标跟踪算法中,将会大大提升目标跟踪的准确性和实时性。当前的目标检测算法 Faster R-CNN 和 YOLOv8 在检验目标准确度上相差不大,但Faster



CSPLayer2Conv, 分类到类别;SiLU, Sigmoid 线性单元;DarkNet Bottleneck, DarkNet 瓶颈。

图 4 GAM-YOLOv8 模型架构图

Fig.4 GAM-YOLOv8 model architecture diagram

R-CNN 的检测时间是 YOLOv8 的数倍。如果将模型部署到硬件设备上实现对舰船目标跟踪的话,使用 YOLOv8 是更好的选择,因为 YOLOv8 可以更好地进行实时目标检测,对目标进行跟踪的速度将大大提升。本文对 YOLOv8 模型进行改进,并在其基础上利用现有 DeepSORT 跟踪模型的思想对模型进行进一步改进和优化,得到性能更好、检测速度更快的舰船目标追踪模型。

DeepSORT 跟踪模型主要使用卡尔曼滤波器、匈牙利算法等对同一目标在视频不同帧中的出现更好地进行归类,实现目标追踪算法,所以本研究在 YOLOv8 检测目标之后运用了卡尔曼滤波及匈牙利算法。对输入的遥感舰船视频以 30 帧/s 进行拆分,将之输入到 GAM-YOLOv8 模型中对图像中的目标进行检测。当检测到目标时,使用卡尔曼滤

波器预测目标位置,通过匈牙利算法对目标进行匹配和判断。如果检测目标和预测目标匹配,则将特征添加到特征集中方便模型提取;如果不匹配,则进行暂存操作。为了防止检测结果在后续帧中出现,暂时存储检测器和跟踪器,设置后续 5 帧内出现检测结果证明检测目标持续出现,则更新跟踪器及目标特征集;若没有出现,则删除目标特征集和跟踪器。对 YOLOv8 识别出的目标进行跟踪时,如果连续 3 帧出现目标,则创建一个目标集,将目标的 ID 加入其中;如果连续 5 帧后目标消失,则从目标集中删除目标。基于 GAM-YOLOv8 的遥感图像舰船目标跟踪方法的具体流程如图 5 所示。

2.2 实验设置

2.2.1 实验平台及参数

实验基于 Windows 操作系统和 GPU(graphics

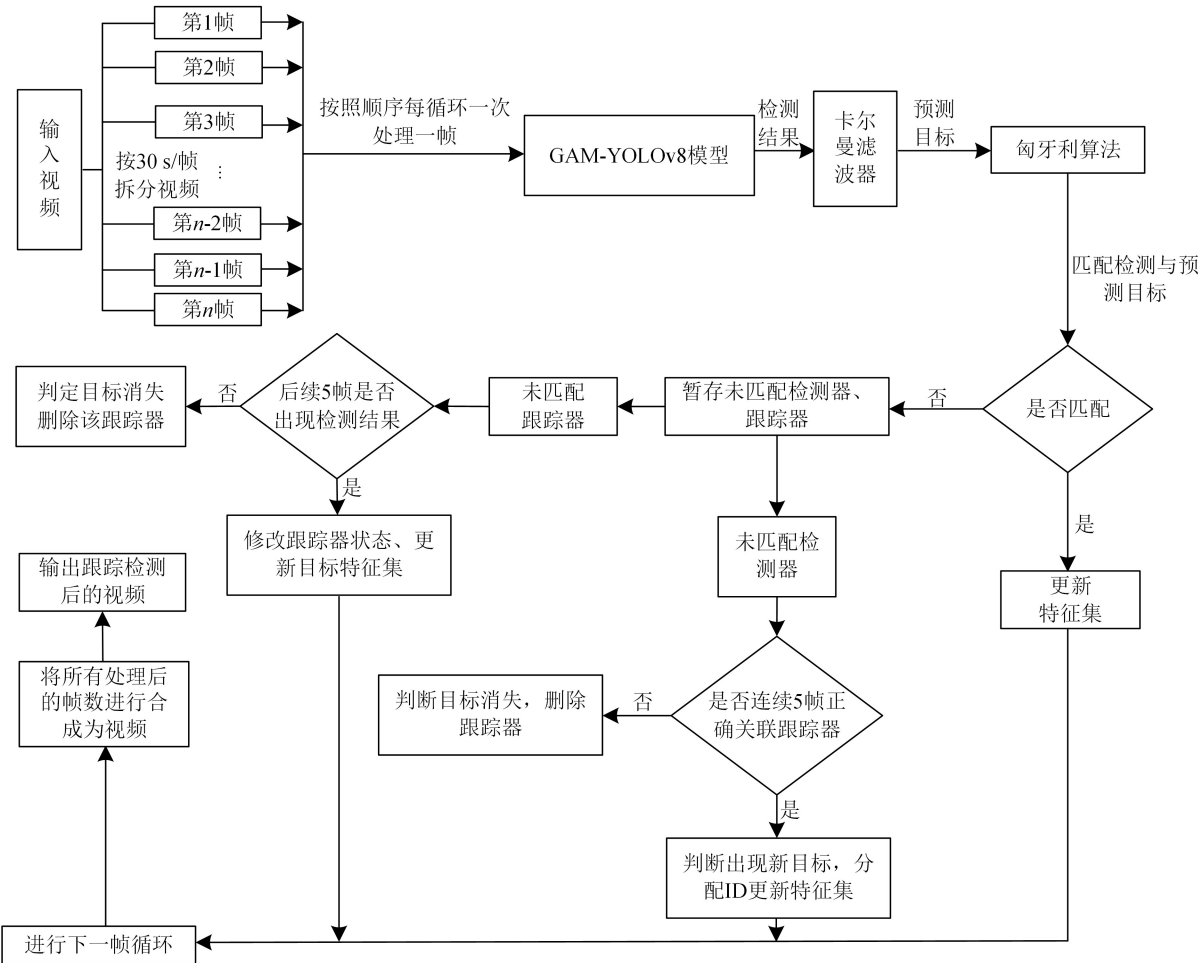


图 5 基于 GAM-YOLOv8 的遥感图像舰船目标跟踪方法流程

Fig.5 Flow of ship target tracking based on GAM-YOLOv8 remote sensing images

processing unit) 平台进行, 硬件环境为 NVIDIA GeForce RTX3090, 软件环境为 Windows10 操作系统、Pytorch2.3.1 框架和 python3.10, 并使用了 GPU 进行加速训练, CUDA (compute unified device architecture) 版本为 12.5。

2.2.2 数据来源

本研究数据来源于 Google Earth。在 Google Earth 遥感影像中找到各个航道、港口和河道, 对这些地方进行截取图片操作, 自制数据集, 得到 563 张关于带有舰船目标的图片; 然后通过 Labelimg 标签工具对遥感图片中的舰船目标进行打标签操作。由于截取的图片中包含了海洋航行的舰船、复杂航道上的舰船、云层厚度较厚条件下卫星成像的遥感图片等各种情况下的舰船遥感图像, 使用此数据集训练 GAM-YOLOv8 模型可以使模型更具有泛化性, 更好地提取不同情况下舰船目标的特征, 进一步提升基于 GAM-YOLOv8 模型在复杂条件下的目标检测性能。

针对数据集中遥感图像的舰船目标进行数量统计, 结果如图 6 所示。训练集中舰船数量为 2 610 艘, 测试集舰船数量为 677 艘。

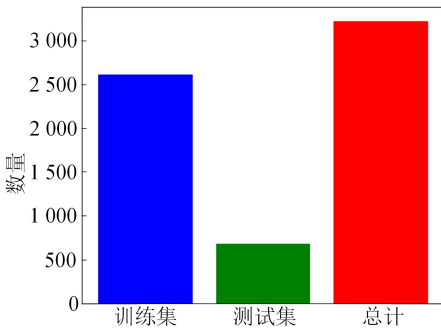


图 6 各数据集舰船数量

Fig.6 Number of data set

2.2.3 目标检测性能评价指标

为了更好地检测 GAM-YOLOv8 模型性能, 本文采用准确度、召回率和平均准确率精度作为评价指标。数学表达式如下:

$$P = \frac{N_R}{N_R + N_F}; \quad (5)$$

$$R = \frac{N_R}{N_R + N_Q}; \quad (6)$$

$$P_m = \frac{1}{|Q_R|} \sum_{q \in Q_R} P_{aq} \quad (7)$$

式中: P 为准确度; N_R 为检测出来的舰船数量; N_F 为没有检测出来的舰船数量; R 为召回率; N_Q 为没有检测出来的非舰船数量; P_m 为平均准确率精度; Q_R 为类别总数; q 为类别索引; P_{aq} 为第 q 类别的平均精度。

2.2.4 目标追踪性能评价指标

本文采用帧率、多目标跟踪准确度、多目标跟踪精确度、身份切换次数四个指标对目标追踪模型的性能进行评估。多目标跟踪准确度和多目标跟踪精确度的数学表达式分别为:

$$A_{MOT} = 1 - \frac{N_P + N_N + N_{IDSwitch}}{N_T}; \quad (8)$$

$$P_{MOT} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} d_{ij} \quad (9)$$

式中: A_{MOT} 为多目标跟踪准确度; N_P 为误检目标数量; N_N 为漏检目标数量; $N_{IDSwitch}$ 为身份切换次数, 即跟踪过程中目标标识被错误切换的数量; N_T 为真实的目标总数; P_{MOT} 为多目标跟踪精确度; M 为匹配目标数; N_i 为第 i 次匹配过程中成功匹配目标对的数目; d_{ij} 为第 i 次匹配第 j 个目标对预测边界框与真实边框之间的距离。

2.3 实验结果分析

2.3.1 目标检测算法对比实验

利用上文的数据集, 本文使用 5 种目标检测模型 (YOLO 系列模型 YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8, Faster R-CNN, SSD) 与改进的 YOLOv8 模型 (GAM-YOLOv8) 进行对比实验, 每个模型的迭代次数为 600 次, 实验结果如表 1 所示。根据实验结果, GAM-YOLOv8 模型在准确度、召回率和平均准确率精度评价指标上均表现最优, 分别达到了 0.883、0.957 和 0.942。与原始 YOLOv8 模型相比, GAM-YOLOv8 模型在准确度、召回率和平均准确率精度上分别提高了 7.6%、7.9% 和 6.0%。

我们对改进 YOLOv8 模型前后的计算复杂度进行了对比, 结果如表 2 所示。GAM-YOLOv8 在参数量、所占内存、GFLOP 上都比原始 YOLOv8 模型大, 意味着它具有更强的表示能力和学习能力。

这些数据表明, GAM-YOLOv8 模型在舰船检测领域具有较高的应用价值, 为相关研究和实际应用提供了有力的模型选择。

基于 GAM-YOLOv8 对数据集进行舰船目标检测的结果如图 7 所示。从图 7 中可以看出, 使用

表 1 目标检测模型实验结果

Table 1 Experimental results of target detection models			
模型名称	准确度	召回率	平均准 确率精度
Faster R-CNN	0.736	0.826	0.839
SSD	0.763	0.831	0.842
YOLOv5	0.809	0.935	0.922
YOLOv7	0.854	0.932	0.914
YOLOv8	0.821	0.887	0.889
GAM-YOLOv8	0.883	0.957	0.942

注:SSD, single shot multiBox detector.

表 2 改进前后检测模型计算复杂度

Table 2 Calculation complexity of detection models before and after improvement			
模型名称	参数量	所占内 存/MB	GFLOP
YOLOv8	3 006 038	6.2	8.1
GAM-YOLOv8	3 454 136	7.3	13.0

注:GFLOP, 十亿次浮点运算。

GAM-YOLOv8 算法对遥感图像中的舰船目标进行检测时,准确度表现优异,表明该算法在舰船目标检测任务中具有出色的性能。

2.3.2 目标跟踪算法对比实验

本文利用原始 YOLOv8 模型与 DeepSORT 结合算法与本文的 GAM-YOLOv8 与 DeepSORT 结合算法进行对比实验,评估舰船跟踪系统的性能。实验使用的视频中每一帧图像尺寸为 1 920×1 080。实验环境与上文目标检测环境一致。实验结果如表 3 所示。

表 3 目标跟踪模型实验结果

Table 3 Experimental results of target tracking models				
方法	帧率	多目标跟踪 准确度/%	多目标跟踪 精确度/%	身份切 换次数
YOLOv8- DeepSORT	10.7	56.35	71.23	70
本文方法	12.6	60.24	72.56	63

根据实验结果,我们发现 GAM-YOLOv8 与 DeepSORT 结合的方法(本文方法)在各项指标上

均优于 YOLOv8-DeepSORT 方法。在时间复杂度方面,GAM-YOLOv8 与 DeepSort 结合方法的帧率达到了 12.6,显著高于 YOLOv8-DeepSORT 的 10.7,表明其在实时性方面具有更好的表现。同时,GAM-YOLOv8 与 DeepSORT 结合的方法在多目标跟踪准确度和多目标跟踪精确度上分别达到了 60.24%和 72.56%,相较于 YOLOv8-DeepSort 的 56.35%和 71.23%,显示了更高的跟踪准确度和精度。此外,该方法在身份切换次数上也减少为 63 次,低于 YOLOv8-DeepSORT 的 70 次,这进一步证明了其在维持目标身份稳定性方面的优势。因此,GAM-YOLOv8 与 DeepSORT 结合的方法在舰船跟踪系统中展现出更加优异的性能。

2.3.3 消融实验

为了进一步验证 RGB-HSV 数据增强技术和 GAM 模块对原始 YOLOv8-DeepSORT 算法跟踪性能的提升,对实验改进部分进行了消融实验,结果如表 4 所示。以原始的 YOLOv8-DeepSORT 为基准,单独加入 RGB-HSV 数据增强技术和 GAM 模块时,多目标跟踪准确度指标和身份切换次数会有性能上的提升,当两者结合到一起应用于 YOLOv8-DeepSORT 时,改进的效果最佳,与原始 YOLOv8-DeepSORT 模型相比,在帧率、多目标跟踪准确度、多目标跟踪精确度上分别提升了 17.7%、6.9%、1.9%,身份切换次数降低了 10.0%。

表 4 消融对比实验

Table 4 Ablation comparison experiment					
RGB-HSV 数 据增强	GAM 模块	帧率	多目标 跟踪准 确度/%	多目标 跟踪精 确度/%	身份切 换次数
		10.7	56.35	71.23	70
✓		11.2	58.47	70.15	65
	✓	9.8	57.12	69.88	68
✓	✓	12.6	60.24	72.56	63

注. 以原始的 YOLOv8-DeepSORT 为基准,“✓”表示加入此项改进。

使用 GAM-YOLOv8-DeepSORT 对卫星遥感视频中的舰船目标进行实时跟踪的目标监测结果如图 8 所示。从图 8 中可以清晰地观察到舰船的实时航行轨迹和目标跟踪效果,进一步证明了本研究提出的目标跟踪算法在跟踪能力方面表现出色。

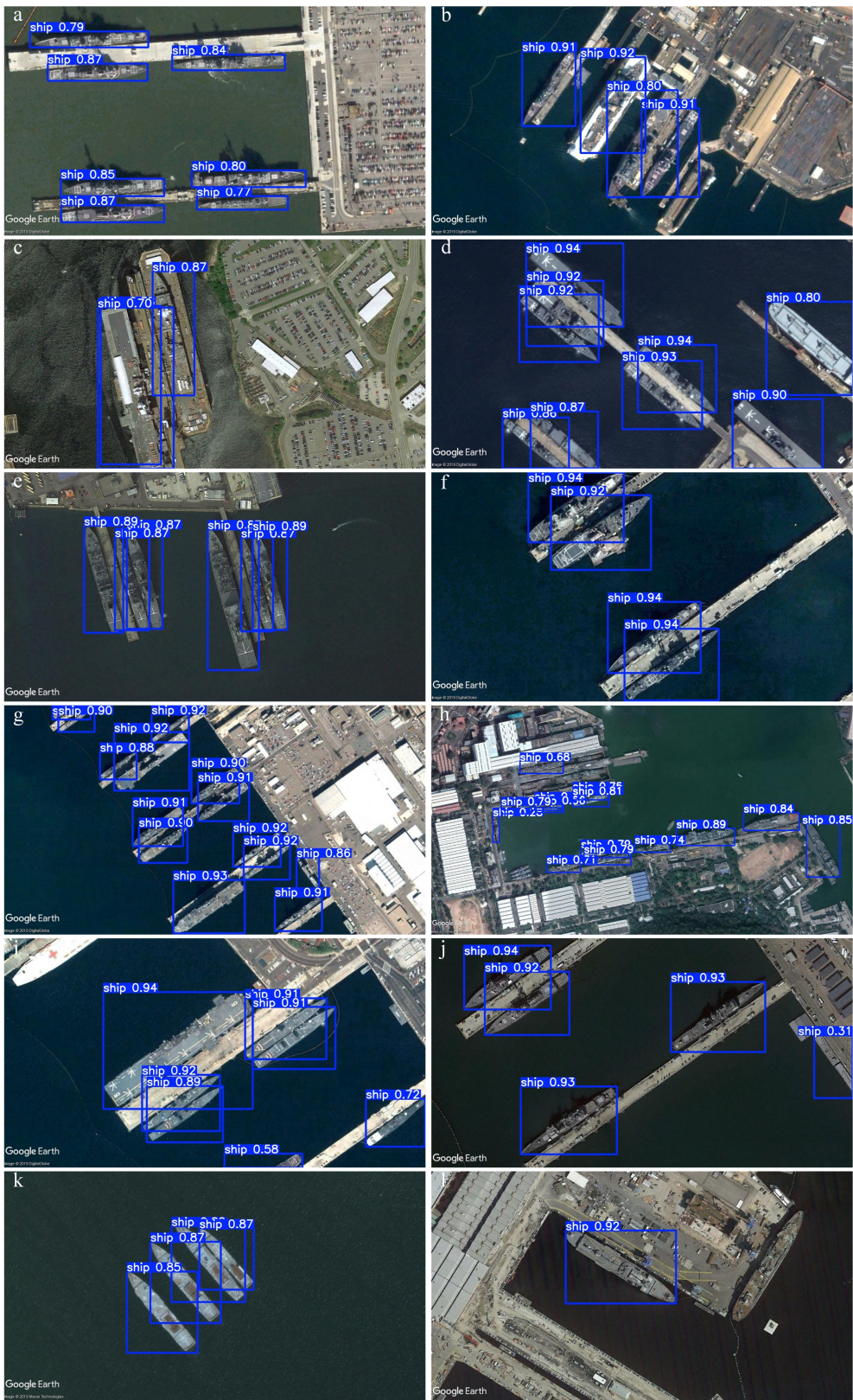


图 7 GAM-YOLOv8 模型目标检测结果图

Fig.7 Target detection results of GAM-YOLOv8 mode



a. 离岸舰船跟踪效果图;b. 云雾遮挡下舰船跟踪效果图。

图 8 跟踪舰船目标图

Fig.8 Tracking ship target diagram

3 结论

1)本文针对光学卫星遥感图像中舰船目标频繁出现且难以追踪的问题,成功提出了一种改进的卫星遥感图片舰船目标追踪及轨迹绘制方法——GAM-YOLOv8 与 DeepSORT 结合的方法。通过在 YOLOv8 模型中引入 GAM 模块,显著提升了模型在卫星遥感图像特征提取方面的能力,进而增强了舰船目标的追踪精确度和轨迹绘制的稳定性;采用基于 RGB-HSV 融合颜色空间转换卷积模块的数据增强技术扩充数据集,进一步提高了模型的训练效果和准确度。

2)GAM-YOLOv8 与 DeepSORT 算法结合的方法在准确度、召回率、平均准确率精度等方面相较于原始 YOLOv8 模型均有显著提升,且在帧率、多目标跟踪准确度、多目标跟踪精确度和身份切换次数等性能指标上表现更为优异。与原始 YOLOv8 模型相比,GAM-YOLOv8 模型在准确度、召回率和平均准确率精度上比分别提高了 7.6%、7.9% 和 6.0%,在帧率、多目标跟踪准确度和多目标跟踪精确度上分别提升了 17.7%、6.9% 和 1.9%,身份切换次数降低了 10.0%。

3)本文的研究成果为卫星遥感图像中舰船目标追踪和轨迹识别领域提供了一种有效的解决方案,具有一定的研究贡献和实践价值。

参考文献(References):

[1] 林雨准,刘智,王淑香,等. 基于卷积神经网络的光学遥感影像道路提取方法研究进展[J]. 吉林大学学报(地球科学版),2024, 54(3): 1068-1080.

Lin Yuzhun, Liu Zhi, Wang Shuxiang, et al. Research Progress of Road Extraction Method for Optical Remote Sensing Images Based on Convolutional Neural Network[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2024, 54(3): 1068-1080.

[2] 李臣,魏巍,刘晓波. 基于改进哈里斯鹰优化粒子滤波的目标跟踪方法[J]. 机械与电子,2024, 42(10): 22-27.

Li Chen, Wei Wei, Liu Xiaobo. A Mobile Target Tracking Method Based on Enhanced Harris Hawk - Optimized Particle Filtering [J]. Machinery and Electronics, 2024, 42(10): 22-27.

[3] 侯亚琨,彭珍瑞. 未知激励下基于改进强跟踪卡尔曼滤波的结构响应重构[J]. 机械强度,2024, 46(6): 1271-1278.

Hou Yakun, Peng Zhenrui. Structural Response Reconstruction Based on Improved Strong Tracking Kalman Filter with Unknown Excitation [J]. Mechanical Strength, 2024, 46(6): 1271-1278.

[4] 储岳中,徐波,高有涛,等. 基于近邻传播聚类与核匹配追踪的遥感图像目标识别方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(12): 2923-2928.

Chu Yuezhong, Xu Bo, Gao Youtao, et al. Technique of Remote Sensing Image Target Recognition Based on Affinity Propagation and Kernel Matching Pursuit[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2014, 36(12): 2923-2928.

[5] 章涛,吴仁彪. 近邻传播观测聚类的多扩展目标跟踪算法[J]. 控制与决策,2016, 31(4): 764-768.

Zhang Tao, Wu Renbiao. Multiple Extended Target Tracking Using AP Clustering [J]. Control and Decision, 2016, 31(4): 764-768.

[6] 任明亮,贾志强,盛庆红,等. 基于自适应平滑 KF -

- PDA 算法的舰船单目标跟踪[J]. 数据采集与处理, 2024, 39(6): 1470-1478.
- Ren Mingliang, Jia Zhiqiang, Sheng Qinghong, et al. Single Target Tracking of Ships Based on Adaptive Smoothing KF-PDA Algorithm[J]. Data Acquisition and Processing, 2024, 39(6): 1470-1478.
- [7] 王德铖, 张著洪. 基于果蝇视觉神经网络的单目标运动检测与跟踪[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(4): 1-11.
- Wang Decheng, Zhang Zhuhong. Fly Visual Neural Network Based Single Target Motion Detection and Tracking[J]. Intelligent Computer and Applications, 2024, 14(4): 1-11.
- [8] 曹伟, 王晓勇, 刘咸祥. 基于改进 VisionTransformer 模型的团队体育视频多目标跟踪深度学习框架[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2024, 45(6): 832-842.
- Cao Wei, Wang Xiaoyong, Liu Xianxiang. A Deep Learning Framework for Multi-Object Tracking of Team Sports Videos Based on the Improved Vision Transformer Model[J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2024, 45(6): 832-842.
- [9] 薛昱, 冯西安. 一种纯方位多目标跟踪的联合多高斯混合概率假设密度滤波器[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(11): 4295-4304.
- Xue Yu, Feng Xi'an. Joint Multi-Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density Filter for Bearings-Only Multi-Target Tracking[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2024, 46(11): 4295-4304.
- [10] Abbass M Y, Kwon K C, Kim N, et al. A Survey on Online Learning for Visual Tracking[J]. The Visual Computer, 2021, 37: 993-1014.
- [11] Liu S, Liu D, Srivastava G, et al. Overview and Methods of Correlation Filter Algorithms in Object Tracking[J]. Complex & Intelligent Systems, 2021, 7: 1895-1917.
- [12] Bertinetto L, Valmadre J, Henriques J F, et al. Fully-Convolutional Siamese Networks for Object Tracking [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Amsterdam: [s.n.], 2016: 850-865.
- [13] Li B, Yan J, Wu W, et al. High Performance Visual Tracking with Siamese Region Proposal Network [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Salt Lake City: [s. n.], 2018: 8971-8980.
- [14] Ren S, He K, 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.
- [15] Bewley A, Ge Z, Ott L, et al. Simple Online and Realtime Tracking [C]// IEEE International Conference on Image Processing. Phoenix: IEEE, 2016: 3464-3468.
- [16] Pramanik A, Pal S K, Maiti J, et al. Granulated RCNN and Multi-Class Deep Sort for Multi-Object Detection and Tracking[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2021, 6(1): 171-181.
- [17] Hou X, Wang Y, Chau L P. Vehicle Tracking Using Deep Sort with Low Confidence Track Filtering[C]// 16th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Taipei: IEEE, 2019: 1-6.
- [18] 宋宇康, 唐贵进. 基于双颜色空间与多网络融合的水下图像增强[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2023, 43(3): 44-56.
- Song Yukang, Tang Guijin. Underwater Image Enhancement Based on Dual Color Space and Multi-Network Fusion[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2023, 43(3): 44-56.
- [19] Liu Y, Shao Z, Hoffmann N. GlobalAttention Mechanism: Retain Information to Enhance Channel-Spatial Interactions [EB/OL]. [2021-12-10]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.05561>.
- [20] 欧阳继红, 王梓明, 刘思光. 改进多尺度特征的 YOLO_v4 目标检测方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2022, 60(6): 1349-1355.
- Ouyang Jihong, Wang Ziming, Liu Siguang. YOLO_v4 Object Detection Method with Improved Multi-Scale Features[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2022, 60(6): 1349-1355.
- [21] 李美霖, 芮杰, 金飞, 等. 基于改进 YOLOX 的遥感影像目标检测算法[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2023, 53(4): 1313-1322.
- Li Meilin, Rui Jie, Jin Fei, et al. Remote Sensing Image Target Detection Algorithm Based on Improved YOLOX [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2023, 53(4): 1313-1322.
- [22] Bodla N, Singh B, Chellappa R, et al. Soft-NMS: Improving Object Detection with One Line of Code

[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Venice: IEEE, 2017: 5561-5569.

[23] Liu S, Huang D, Wang Y. Adaptive nms: Refining Pedestrian Detection in a Crowd[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach: [s. n], 2019: 6459-6468.

[24] Saravanan G, Yamuna G, Nandhini S. Real Time Implementation of RGB to HSV/HSI/HSL and Its Reverse Color Space Models[C]// 2016 International Conference on Communication and Signal Processing, [S. l.]: IEEE, 2016: 462-466.

