

多源融合的船舶身份智能识别与验证技术

王永兴¹, 王涛², 韦扬¹

(1. 广西壮族自治区港航发展中心, 广西南宁, 530029;
2. 桂林电子科技大学 建筑与交通工程学院, 广西桂林, 541004)

摘要:针对船舶污染物监管场景需求,提出了船舶申报信息、船舶自动识别系统和摄像头图像检测多源融合的船舶目标智能识别和验证方法。从申报信息中获取船舶水上移动通信业务标识码身份,利用该标识码提取船舶自动识别系统参数,判断船舶是否达到现场;通过改进的YOLOv5检测模型从摄像头获取现场船舶的视觉目标检测框;采用视觉目标检测框与船舶自动识别系统目标在摄像头像素坐标系映射标定框的交叉匹配算法,完成船舶目标的融合验证。在SeaShips公开数据集上的试验表明,相较原始YOLOv5模型,提出的船舶视觉目标检测模型平均精确度指标提升了3.14%,达到80.83%;且利用TensorRT加速使得模型推理速度提升了73%,帧率达到64.18。船舶自动识别系统目标与视觉目标的匹配融合满足船舶污染物接收现场船舶身份的识别和验证需求。

关键词:视觉目标检测;多源融合;船舶身份;智能识别

中图分类号:TP391,U675.79 **文献标志码:**A

Intelligent Ship Identity Identification and Verification with Multisource Fusion

WANG Yongxing¹, WANG Tao², WEI Yang¹

(1. Shipping Development Center of the Guangxi Zhuang Autonomous Region, Nanning 530029, China;
2. School of Architecture and Transportation Engineering, Guilin University of Electronic Technology,
Guilin 541004, China)

Abstract: The multi-source ship identity identification and verification system is developed for ship monitoring at marine pollutant reception station. Ship declaration information, AIS data and camera monitoring images are used together for ship identification and ID verification. The ship's MMSI is obtained from its declaration information, and the position data of the ship is extracted from the AIS data associated with the MMSI to decide the ship's arriving at the pollutant reception station. Ship identity verification is achieved by means of monitoring camera system, where the visual target detection box associated with the ship is produced with the improved YOLOv5 and the cross-match to the AIS-data-mapped calibration frame is performed to fulfil ship identity verification. Tests are conducted with the data published by SeaShips, which shows that the average output accuracy of the presented design reaches 80.83%, a 3.14% improvement. With the help of TensorRT, the Inference speed of the model is raised by 73% and the frame rate reaches 64.18 fps, sufficient for marine pollutant reception station operation.

Key words: visual target detection; multisource fusing; ship Identity; intelligent identification

在船舶污染物协同监管过程中,现场船舶的真实身份对于排放可信性与违规取证至关重要。利用智能技术实现船舶身份自动识别与验证,对提升监管水平具有重要意义。

船舶身份识别可以采用船舶自动识别系统(Automatic Identification System, AIS)、射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)、视频图像等多种感知手段。近年来随着深度学习技术的发展,

收稿日期:2021-12-04

基金项目:广西壮族自治区科技厅重点研发项目(2021AB07045)

作者简介:王永兴(1971—),男,甘肃庄浪人,硕士,高级工程师,研究方向为数字航道、绿色港航。E-mail:gxwangyongxing@163.com

通信作者:王涛(1985—),男,江苏邳州人,博士,教授,研究方向为智能交通、交通安全。E-mail:wangtao@guet.edu.cn

与传统的 AIS 和 RFID 相比,由于具有主动感知的优点,基于视频图像的方法得到了广泛应用^[1]。例如,王益义研究了基于船舶标志牌的智能识别方法,利用深度学习模型实现了铭牌的定位分割提取、字符分割和字符识别算法,从铭牌识别船舶身份^[2]。当然,利用多传感器数据融合对来自同一目标的多源数据进行合成优化,往往能够获得比单一感知源更加精确和稳定的判断,这已经在自动驾驶、机器人环境感知以及混合增强现实等领域得到广泛验证和应用^[3-5]。

针对船舶身份识别问题,基于多传感器的异构数据融合研究也日益增多。王晨曦研究了雷达与 AIS 数据融合方法,采用时空配准及野值剔除技术进行雷达与 AIS 航迹的粗相关,并基于加权协方差融合算法改进两者航迹融合效果^[6]。刘勇提出了多源卫星舰船目标观测信息融合应用中的目标关联、目标跟踪等关键技术^[7]。陈稳开展了光学和合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)多源遥感信息融合的舰船目标检测识别研究,提出了基于特征点匹配和轮廓提取等步骤的融合识别方法^[8]。马瑞鑫等提出了基于正态性隶属度函数计算模糊矩阵的多源异构数据融合方法,实现激光点云数据与 AIS 数据的船舶轨迹特征融合^[9]。甘兴旺等研究了视频、雷达和 AIS 等多传感器的数据融合,通过将雷达、AIS 目标位置与视觉图像目标进行关联,实现了在视觉图像识别框上显示船舶的水上移动通信业务标识码(Maritime Mobile Service Identify, MMSI)、坐标和航迹等信息^[10]。然而,目前多数研究采用的以 AIS 位置匹配视觉目标中心的方法在准确性和稳定性方面还有所欠缺。

针对船舶污染物监管的船舶身份验证需求及现有方法的不足,本文提出一种基于船舶申报信息、船舶 AIS 和摄像头图像检测多源数据融合的船舶目标智能识别和验证方法,以提升识别和验证的准确性和稳定性。

1 多源船舶数据的融合方法

本文提出的船舶申报、AIS 和摄像头图像检测的融合方法如图 1 所示。船舶提交污染物接收申请后,系统对经数字签名的用户信息进行验证并提取对应船舶的 MMSI,然后在实时 AIS 数据中检索该船舶 AIS 信息,判断船舶是否达到现场。同时,从污染物接收站的监控摄像头获取现场图像数据,利用基于 YOLOv5 + TensorRT 的改进检测模型进行船舶目标检测,在图像中画出目标检测框。结合污染物接

收站地理位置和摄像头参数,根据船舶的经度、纬度、船向、长宽和吃水等信息,基于成像原理将船舶在摄像头像素坐标系中进行映射得到标定框。最后,将 AIS 标定框与所有视觉船舶目标检测框进行匹配融合,如果融合成功则完成船舶身份识别,确认提交污染物接收申请的船舶确实已经抵达接收站现场。

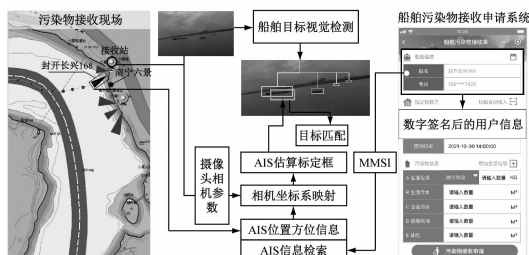


图 1 多源船舶数据融合方法

由于船舶身份准确性是船舶污染物协同监管系统良性运作的重要保障,因此,对申报单中的船舶身份信息采用了基于数字签名的加密与验签技术,如图 2 所示。其中,基于微服务架构在后端实现数字签名加密及其验签,系统利用私钥对船舶用户信息进行签名加密,前端用户填报接收单时系统再利用数字签名公钥验证以获取准确的船舶用户身份信息。

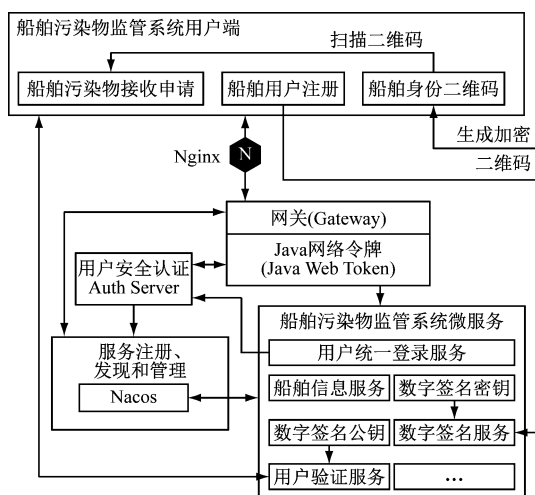


图 2 基于数字签名的船舶身份验证

2 船舶目标快速检测算法

2.1 面向小目标的 YOLOv5 模型改进

YOLO(You Only Look Once)是兼顾速度与精度的经典视觉目标检测算法,YOLOv5 是这一系列模型中综合性能最为出色的模型之一,其整体网络结构由骨干网络(Backbone)、特征增强(Neck)以及检测头(Head)三部分组成^[11],如图 3 所示,Bottle-NeckCSP 模块是其中的核心单元。

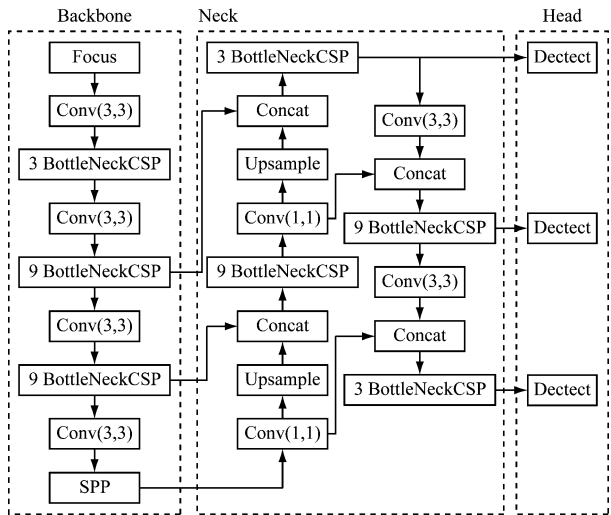


图3 YOLOv5 网络结构

对于船舶检测问题,由于距离较远,通常大部分船舶目标都表现为小目标。为了提高小目标船舶的检测效果,本文以YOLOv5作为基线网络进行针对

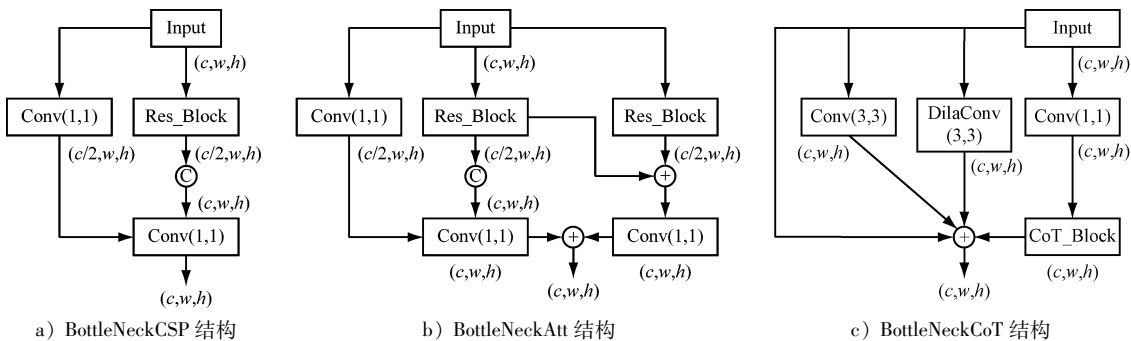


图4 YOLOv5 改进模型

此外,针对水面上船舶目标分布不均匀的特点,进一步优化特征增强(Neck)部分的BottleneckCSP。对于送入Head的特征图,本文利用Transformer思想对BottleneckCSP模块进行优化得到BottleneckCoT结构,如图4(c)所示。BottleneckCoT借鉴CoT-Net的思想,引入CoT_Block用于进一步捕获特征图的全局信息^[13],在保证推理速度的前提下,更好地关注图片中的散点信息,从而有助于提高具有分布不均匀特性的水面船舶整体检测能力。如图4(c)所示,为了丰富CoT_Block特征,设计了三个分支,第一个分支采用 3×3 的卷积,第二个分支采用 3×3 的空洞卷积,这两个卷积分支用于捕获不同局部感受野下的特征信息。第三个分支进行Transformer的计算,其中Transformer结构的核心为自注意力机制,自注意力的计算公式为:

$$f(\mathbf{X}) = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right)\mathbf{V} \quad (1)$$

式中: \mathbf{X} 为输入到self-attention计算的特征图; $f(\mathbf{X})$

性改进:1)改进骨干网络中的BottleneckCSP模块得到新的BottleneckAtt结构;2)改进特征增强部分的BottleneckCSP模块得到新的BottleneckCoT结构。

如图4所示,为了更好地检测出船舶小目标,利用注意力机制对骨干网络的BottleneckCSP模块进行改进,得到BottleneckAtt结构。计算机视觉中的注意力机制通常分为通道注意力机制和空间注意力机制,二者可以不同程度地提高模型对于感兴趣区域的识别能力^[12]。对于BottleneckAtt,本文把原有BottleneckCSP看作一个通道注意力提取模块,并增加了一个分支作为空间注意力提取模块以得到输入特征图完整的注意力权重。空间注意力分支采用 1×1 的卷积提取空间信息,然后与Res_Block的输出特征图进行融合,再经过一个 1×1 的卷积得到含有空间注意力权重的特征图。最终将分别含有通道注意力权重和空间注意力权重的特征图进行融合得到BottleneckAtt的输出。

为 \mathbf{X} 的自注意力值; \mathbf{Q} 为 \mathbf{X} 的查询矩阵; \mathbf{K} 为 \mathbf{X} 的索引矩阵; \mathbf{V} 为 \mathbf{X} 本身的特征矩阵; d_k 为 \mathbf{K} 的方差。 \mathbf{Q} 、 \mathbf{K} 、 \mathbf{V} 的计算公式为:

$$\begin{cases} \mathbf{Q} = \mathbf{J}^Q \mathbf{X} \\ \mathbf{K} = \mathbf{J}^K \mathbf{X} \\ \mathbf{V} = \mathbf{J}^V \mathbf{X} \end{cases} \quad (2)$$

式中, \mathbf{J} 为 \mathbf{Q} 、 \mathbf{K} 、 \mathbf{V} 的参数矩阵,在训练过程中通过反向传播进行更新。可以看到,对于特征图 \mathbf{X} 的一个像素点,通过Transformer的一次计算就与特征图的其他像素建立关联,相比于卷积的局部感受野,可以更好地捕获全局信息。最终,将三个分支的输出特征图和原始特征图进行融合,得到BottleneckCoT的输出特征图。

以YOLOv5m(medium版本)为基线网络,利用Pytorch实现改进的模型,并在图像输入尺寸为 640×360 像素的公开数据集SeaShips^[14]上进行对比试验,对比结果如表1所示。平均精确度(Mean Average Precision, mAP)为重要的评价指标,mAP.5代表

交并比为 0.5 的 mAP 值, mAP. 5 : .95 代表交并比从 0.5 到 0.95 的 mAP 的平均值。准确度 (Precision) 和召回率 (Recall) 的计算公式为:

$$\begin{cases} P = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FP}} \\ R = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FN}} \end{cases} \quad (3)$$

式中: P 为准确度; R 为召回率; n_{TP} 为被正确分类为正样本的数量; n_{FP} 为被错误分类为正样本的数量; n_{FN} 为被错误分类为负样本的数量。从表 1 可以看出, 在引入 BottleNeckAtt 模块之后, 相比原始

表 1 各模型检测结果指标对比

模型	平均精确度/%		准确度/%	召回率/%
	mAP. 5	mAP. 5 : .95		
YOLOv3	98.73	78.77	96.53	96.55
YOLOv5m	98.74	77.69	96.82	96.02
YOLOv5m + BottleNeckAtt	98.78	79.59	97.27	97.00
YOLOv5m + BottleNeckAtt + BottleNeckCoT	98.88	80.83	97.66	96.03

2.2 基于 TensorRT 的模型加速

船舶目标检测模型需要嵌入到 Web 应用系统, 视频数据的读取、图像加载以及代码执行效率等都会影响模型的实际推理速度。如果仅仅利用训练好的模型直接进行推理, 往往会出现检测速度无法达到实时性要求的问题。因此, 本文基于 TensorRT 进一步对训练好的模型进行加速。

TensorRT 是可以在 NVIDIA GPU 硬件下运行的推理框架, 可提升模型在 NVIDIA GPU 上运行的速度。本文利用 PyTorch torch2trt 加速库, 对模型网络结构进行重构, 将具有相同结构的并联卷积层进行合并。合并操作的主要计算公式为:

$$\begin{cases} Y = conv3_1(X) + conv3_2(X) \\ Y = (w_1 \cdot X + b_1) + (w_2 \cdot X + b_2) \\ Y = (w_1 + w_2) \cdot X + (b_1 + b_2) \\ Y = w \cdot X + b = conv3(X) \end{cases} \quad (4)$$

式中: X 为特征图; $conv3$ 是卷积核为 3×3 的卷积操作, w 和 b 分别为其权重和偏置; $conv3_1$ 和 $conv3_2$ 是两个关联的卷积操作, 其权重向量分别为 w_1 和 w_2 , 偏置向量分别为 b_1 和 b_2 ; Y 为输出。公式第一行代表两个具有相同结构且同时对 X 进行并联卷积操作的计算; 通过第二行到第四行的计算可以看出, 将两个并行操作的卷积进行合并, 虽然改变了模型结构, 但是并没有影响模型推理过程。

经 TensorRT 加速后的模型, 由于针对 GPU 做

YOLOv5m, mAP. 5 : .95 提升了 1.9%, 进一步引入 BottleNeckCoT 后 mAP. 5 : .95 提升了 3.14%, 达到 80.83%, 而且检测精度达到 97.66%, 召回率为 96.03%, 检测效果显著提升。

图 5 显示了具体的视觉检测效果对比。通过图中箭头指向可以看出: 对于第一行图片, 本文模型有效地检测出了小尺寸的船舶目标; 对于第二行和第三行图片对应的多船会遇或遮挡场景, 本文模型有效地避免了漏检和误检的现象。因此, 本文的方法明显具有更强、更准确的船舶小目标检测能力。

了优化, 可以在维持模型精度的同时大幅提高推理运行速度。

测试结果表明, 本文提出的船舶检测模型经 TensorRT 加速后在保证检测精度不变的情况下, 帧率 (FPS) 提升了 73%, 达到 64.18。

3 视觉目标与 AIS 目标匹配融合

3.1 摄像头视角下 AIS 船舶尺度测算

船舶污染物协同监管系统可以根据用户身份提取对应船舶的 AIS 数据, 并从中获取与摄像头时间同步的船舶经纬度位置、船向、航速、船长、船宽和吃水等信息。基于摄像头的地理位置和相机参数, 可以从 AIS 数据中测算出船舶在摄像头视角下的尺度 (包括长度和高度), 用于映射到像素坐标系进行目标框标定。

首先, 判断 AIS 目标船舶是否在摄像头的视域之内。利用目标船舶和摄像头的经纬度通过反正切公式计算目标船舶与摄像头的方位角 A 。接着计算 A 与摄像头光轴方向的角度差, 如果小于摄像头视角的一半, 则目标船舶落在摄像头视域之内, 继续匹配。

其次, 设船长为 L , 船宽为 W , 则摄像头视角下的目标船舶长度 L_{obj} 的计算公式为:

$$\begin{cases} L_{obj} = |L \times \cos \theta| + |W \times \sin \theta| \\ \theta = H_1 - A \end{cases} \quad (5)$$

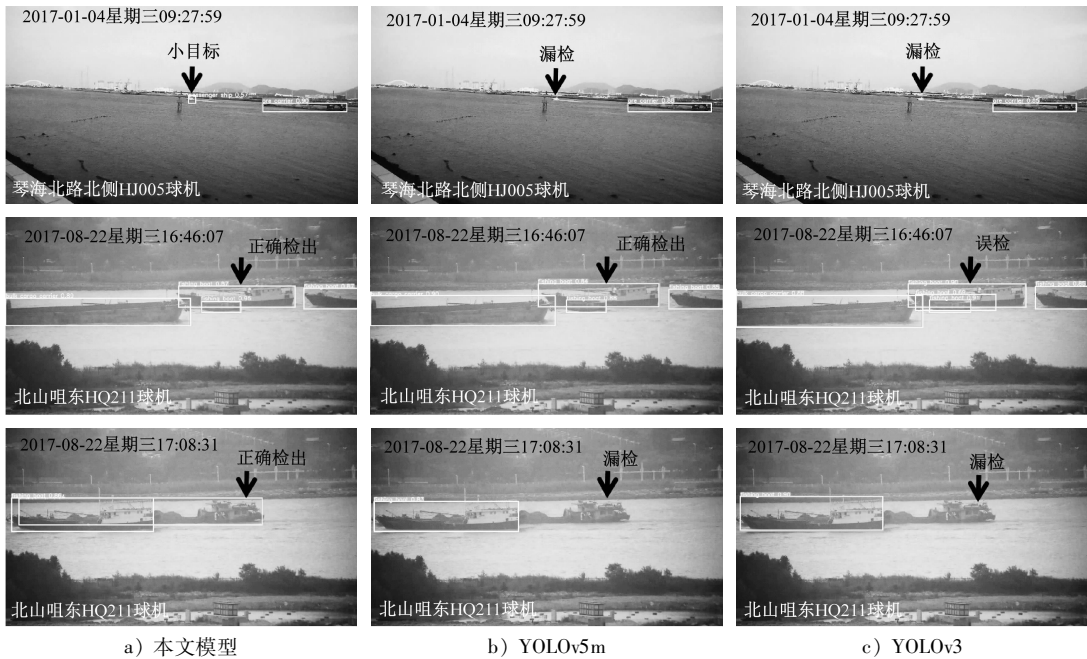


图5 船舶目标检测效果对比

式中: H_i 为目标船舶的艏向; θ 表示目标船舶艏向与摄像头视线的夹角。

最后,估算摄像头视角下目标船舶高度。由于AIS信息不包含船舶高度,因此根据我国内河船舶的尺寸进行经验性估算,考虑吃水情况,水面高度 H_{obj} 估算公式为:

$$H_{obj} = \frac{L+W}{6} - d \quad (6)$$

式中, d 为从AIS获取的船舶吃水深度。

3.2 AIS目标船舶在像素坐标系的映射

摄像头空间坐标系与图像坐标系和像素坐标系的相对位置关系如图6所示。

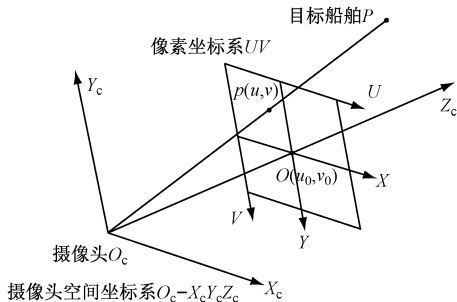


图6 摄像头坐标系关系图

图中, $O_c - X_c Y_c Z_c$ 为摄像头空间坐标系, O_c 为相机所在位置, $O_c Z_c$ 为相机的光轴。 $O - XY$ 为图像坐标系, O 为原点,是光轴在图像坐标系中的映射。 UV 为像素坐标系,像素坐标系平面与图像坐标系平面重合,原点为图像左上角, O 位于图像中心,坐标为 (u_0, v_0) 。设 P 为相机空间坐标系中一点,代表目标船舶的实际位置, p 为 P 的成像点,其映射在图像

坐标系的位置为 $p(x, y)$,在像素坐标系中的位置为 $p(u, v)$ 。对 u, v 进行求解的公式为:

$$u = u_0 + \frac{fV_Z \tan(A - V_p - \theta_N)}{W_p} \quad (7)$$

$$v = v_0 + \frac{fV_Z \tan(B - V_T - \theta_H)}{h} \quad (8)$$

式中: f 为相机焦距; V_p, V_T, V_Z 为摄像头的云台参数,分别为云台全方位移动及镜头变焦、变焦控制的参数; θ_H 为相机云台零方位角与水平面的夹角, θ_N 为相机云台在水平方向与地理真北的夹角; W_p 为像素的宽度; h 为像素的高度; A 为目标船舶与摄像头的方位角; B 为目标船舶和摄像头的连线与水平面夹角。

$p(u, v)$ 为目标船舶中心点在像素坐标系下的映射,利用摄像头的成像原理可以进一步解算出目标船舶在像素坐标系下的长度和高度,从而进行目标框标定。相机成像的基本原理为:

$$\frac{1}{U} + \frac{1}{V} = \frac{1}{f} \quad (9)$$

式中: U 为物距; V 为像距; f 为摄像机焦距。由目标船舶与摄像头的位置信息可算出它们的距离 L_{AB} ,作为物距 U ;那么根据摄像头已知的焦距即可通过公式(9)计算得到像距 V ,再由 $K_p = U/V$ 可得出成像比例。由成像比例,得出目标船舶在像素坐标系下的长度(L_p)与高度(H_p),其计算公式为:

$$\begin{cases} L_p = \frac{L_{obj}}{K_p} \\ H_p = \frac{H_{obj}}{K_p} \end{cases} \quad (10)$$

以 $p(u,v)$ 为图形中心,根据 L_p 和 H_p 可得目标船舶在像素坐标系下四个角点的坐标,最终得到目

标船舶在像素坐标系的标定框,如图7中的白色方框所示。



图7 AIS目标船舶在像素坐标系的标定框(白色)

3.3 AIS 标定框与检测框的交叉匹配

交并比(Intersection over Union, IOU)是计算视觉目标检测框与 Ground-Truth 重叠度,用于衡量准确性的常用指标。IOU 可用于计算 AIS 标定框与视觉目标检测框的交叉重叠程度,其计算公式为:

$$I_{\text{IOU}} = \frac{b_{\text{ais}} \cap b_{\text{od}}}{b_{\text{ais}} \cup b_{\text{od}}} \quad (11)$$

式中: I_{IOU} 为计算得到的 IOU 的值; b_{ais} 代表 AIS 标定框; b_{od} 代表视觉目标检测框。

对于一个 AIS 标定框,将该框与所有目标检测框依次进行 IOU 计算,并选择得分最高的目标检测框作为 AIS 标定框对应的匹配候选框,然后设定一个阈值,如果其 IOU 大于阈值则匹配成功,完成多源融合的船舶目标识别与验证,若小于阈值则匹配失败,进入下一个匹配循环。

然而,通过试验发现 AIS 标定框与目标检测框的 IOU 值偏小而且不稳定。其主要原因在于 IOU 计算没有充分考虑到两个边框之间的距离信息、形状相似度信息以及对 AIS 估算误差的补偿。因此,对 IOU 进行针对性改进,提出 AIOG(AIS Interaction Over Ground-Truth)指标,如图8所示。

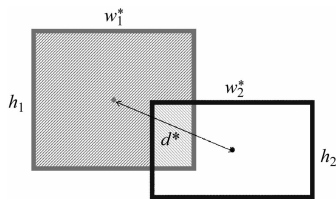


图8 AIOG示意图

AIOG 计算公式为:

$$I_{\text{AIOG}} = \sigma_1 I_{\text{PIOG}} + \sigma_2 d^* + \sigma_3 s^* \quad (12)$$

式中: I_{AIOG} 为计算得到的 AIOG 的值; σ_1 、 σ_2 、 σ_3 为三个变量的权重,分别设置为 0.5、0.3、0.2; I_{PIOG} 为 PIOG 的值,PIOG 为 IOU 的变体,是分子不包含并操作而直接采用检测框面积; d^* 为两框间的距离度量,基于欧几里得相似度计算,得到边框距离度量以及边框的形状相似性度量; s^* 代表边框的形状相似性度量,其计算公式为:

$$s^* = 0.4 \frac{\min(h_1, h_2)}{\max(h_1, h_2)} + 0.6 \frac{\min(w_1^*, w_2^*)}{\max(w_1^*, w_2^*)} \quad (13)$$

式中, h_1 、 h_2 、 w_1^* 、 w_2^* 分别为两个框的高度和宽度。考虑高度为估算值,因此为其相似度赋较低权重,以降低误差影响。

如图7所示,AIOG 表征的匹配度具有更高的分值和鲁棒性。在测试数据集中,平均 IOU 约为 33%,而平均 AIOG 约为 56%。若将阈值设为 50%,单帧匹配成功率可达 90% 以上。

4 结论与展望

针对船舶污染物监管应用场景,本文提出了基于数字签名和微服务的申报船舶身份信息加密和验证技术,提出了基于 YOLOv5 和 TensorRT 加速的视觉检测模型,以及 AIS 信息到摄像头像素坐标系统的映射及其与视觉目标框匹配技术,并通过三种技术的结合实现了船舶污染物接收现场的船舶身份的智能识别与验证。

为了更好地检测出船舶小目标,对 YOLOv5 骨干网络的 BottleNeckCSP 增加了通道注意力权重和空间注意力权重的融合;为了克服水面上船舶目标分布不均匀的问题,利用 Transformer 思想对 YOLOv5 特征增强部分的 BottleNeckCSP 模块增加了全局信息捕获能力。在公开数据集上的试验结果表明,本文提出的改进模型相比原始 YOLOv5 各项评价指标提升明显。而且,经 TensorRT 加速后的模型 FPS 可达 64.18,具备了很好的工程可用性。

利用相机成像原理的 AIS 信息到摄像头像素坐标系映射方法,实现了 AIS 与视觉检测目标的匹配融合。然而,由于忽视了成像畸变、船舶晃动和采用估计参数等原因,两者匹配度仍存在不小误差,但其精确度基本满足目标不密集的船舶污染物接收应用场景的匹配需求。在后续研究中,将进一步考虑垃圾回收船晃动等因素,提升 AIS 数据到摄像头像素坐标系的映射精度,并连续跟踪处理以获得稳定的

高匹配度和成功率。

参 考 文 献

- [1] 付立,谷云辉.内河船舶身份自动识别及过闸调度收费技术研究[J].交通建设与管理,2014(20):183-187.
- [2] 王益义.基于计算机视觉的内河船舶身份识别研究[D].杭州:浙江工业大学,2009.
- [3] 李茂月,吕虹毓,河香梅,等.自动驾驶中周围车辆识别与信息地图构建技术[J].汽车安全与节能学报,2022,13(1):131-141.
- [4] 林晨浩,彭育辉.一种融合视觉与IMU的车载激光雷达建图与定位方法[J].福州大学学报(自然科学版),2022,50(1):82-88.
- [5] 王培元,关欣.混合增强视觉认知架构及其关键技术进展[J].中国图象图形学报,2021,26(11):2619-2629.
- [6] 王晨曦.雷达与AIS数据融合算法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2017.
- [7] 刘勇.多源卫星舰船目标观测信息融合技术研究[D].长沙:国防科技大学,2018.
- [8] 陈稳.基于光学和SAR遥感影像融合的典型目标检测识别研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2019.
- [9] 马瑞鑫,李子龙,陈静.基于多源异构数据融合的船舶目标检测与跟踪技术研究[J].水道港口,2021,42(3):392-398.
- [10] 甘兴旺,魏汉迪,肖龙飞,等.基于视觉的船舶环境感知数据融合算法研究[J].中国造船,2021,62(2):201-210.
- [11] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection[J]. arXiv:2004.10934, 2020.
- [12] GUO M H, XU T X, LIU J J, et al. Attention mechanisms in computer vision: A survey [J]. Computational Visual Media, 2022,8(3):331-368.
- [13] LI Y H, YAO T, PAN Y W, et al. Contextual transformer networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022: 1-13.
- [14] SHAO Z F, WU W J, WANG Z Y, et al. Seaships: A large-scale precisely annotated dataset for ship detection [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 20(10): 2593-2604.
- [3] WOJCIECH G, TERESA A, ZBIGNIEW B. The Influence of Ship Operational Parameters on Fuel Consumption[J]. Scientific Journals, 2013, 36(108): 49-54.
- [4] ARMSTRONG V N. Vessel Optimization for Low Carbon Shipping[J]. Ocean Engineering, 2013, 73: 195-207.
- [5] BIALYSTOCKI N, KONOVESSIS D. On the Estimation of Ship's Fuel Consumption and Speed Curve: A Statistical Approach [J]. Journal of Ocean Engineering and Science, 2016, 1(2): 157-166.
- [6] JUAN M G, EMILIO P V, YOLANDA A S, et al. Comparative Analysis Between Different Methods for Calculating On-board Ship's Emissions and Energy Consumption Based on Operational Data[J]. Science of the Total Environment, 2019, 650: 575-584.
- [7] MENG Q, DU Y, WANG Y. Shipping Log Data Based Container Ship Fuel Efficiency Modeling [J]. Transportation Research Part B Methodological, 2016, 83:207-229.
- [8] YANG L, CHEN G, RYTTER N G M, et al. A Genetic Algorithm-based Grey-box Model for Ship Fuel Consumption Prediction Towards Sustainable Shipping [J]. Annals of Operations Research, 2019, 1-28.
- [9] REICHEL M, MINCHEV A, LARSEN N L. Trim Optimization-Theory and Practice[J]. The International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation, 2014, 8(3): 387-392.
- [10] AHMED H, ESSAM E. The Impact of Optimizing Trim on Reducing Fuel Consumption[J]. 船舶与海洋工程: 英文版, 2016,(3): 179-184.
- [11] BESIKÇI E B, ARSLAN O, TURAN O, et al. An Artificial Neural Network Based Decision Support System for Energy Efficient Ship Operations[J]. Computers & Operations Research, 2016, 66(C): 393-401.
- [12] PETERSEN J P, WINTHER O, JACOBSEN D J. A Machine-Learning Approach to Predict Main Energy Consumption under Realistic Operational Conditions[J]. Ship Technology Research, 2012, 59(1): 64-72.
- [13] WANG S, JI B, ZHAO J, et al. Predicting Ship Fuel Consumption Based on LASSO Regression [J]. Transportation Research Part D Transport and Environment, 2017, 65: 1-8.
- [14] 谭景宝,许欢.基于主成分与Adaptive-Lasso的飞机油耗统计分析[J].长春师范大学学报,2018,345(8):13-17.
- [15] TIBSHIRANI R. Regression Shrinkage and Selection Via the Lasso [J]. Journal of the Royal Statistical Society Series B (Methodological), 1996, 58(1): 267-288.

(上接第132页)