刘洋. 基于深度学习的多种类船舶智能识别系统及应用研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):187-192. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24091205

基于深度学习的多种类船舶智能识别系统及应用研究

刘 洋
(日照海事局,山东 日照 276826)

摘 要:近年来,作为人工智能的关键技术之一,机器学习、尤其是深度学习技术,因其在图像分类、目标检测等任务上的优异表现越来越多地被应用在船舶自动识别领域。本文基于船舶监管部门需求,创建了一个包含 16 类船舶、共 8 549 张图片的真实场景下的船舶数据集,手工标记后训练测试和分析了常用深度学习流行算法 YOLO 算法之 4 个版本的识别性能,并选取表现最优的算法设计实现了一款多种类船舶智能识别系统,识别精度达到 93.67%,为船舶管理部门提供了较为实用的监管辅助工具,最后探讨了该技术在船舶智能化监管中的应用场景和挑战。

关键词:多种类船舶识别;深度学习;YOLO 算法;船舶数据集;船舶自动识别系统;船舶智能化监管应用和挑战
中图分类号:U675.7 **文献标志码**:A **文章编号**:2095-2163(2026)06-0187-06

Deep learning-based intelligent recognition system for multi-species ships and applications study

LIU Yang
(Rizhao Maritime Safety Administration, Rizhao 276826, Shandong, China)

Abstract: In recent years, as one of the key technologies of artificial intelligence, machine learning, especially deep learning technology, has been increasingly applied in the field of ship image recognition due to its excellent performance in tasks such as image classification, target detection, etc. This paper constructs a ship dataset containing 16 types of ships and 8 549 images for the ship supervision department, compares the recognition performance of 4 versions of commonly used deep learning algorithms-YOLO, and designs a ship image recognition intelligent system with recognition precision of 93.67% based on the YOLO algorithm with best performance providing a more practical regulatory aid tool for ship management departments, finally discusses the application scenarios and prospects of this technology in the intelligent management of ships.

Key words: multi-species ships recognition; deep learning; YOLO algorithm; ship datasets; ship recognition system; intelligent ship management applications and challenges

0 引 言

随着全球贸易的增长和航运业的快速发展,海上交通量不断增加,海上碰撞、溢油等安全事故屡屡发生,给船舶管理带来不小的挑战。目前,自动识别系统(AIS)、船舶交通服务(VTS)、视频监控(CCTV)和雷达等技术在船舶交通监管、安全事故预防和海洋防污染等领域中发挥着重要作用。但也存在一些不足之处。比如,雷达和 VTS 系统在复杂的地形或气象条件下,存在监测盲区;AIS 系统容易受到信号干扰、设备故障或人为错误的影响导致数据准确性不够;系统信息孤立,不同系统之间的数据格式和通信协议存在不兼容现象,导致信息集成和共享困难;各系统提供的实时数据普遍需要人工分析和处理,给船舶管理人员不可避免地带来了一系列挑战;系统在面临紧急情况时缺乏有效的预警机制和协调措施,尤其是在高密度交通区域或复杂环境中,管理人员可能无法及时凭经验发现潜在的风险和问题,从而导致应对不及时。高效精准的船舶管理需要及时准确地获取海上船舶数据信息,并对船舶的状态和行为进行科学精准地分析、监控和管理,以确保海上交通安全。近年来,人工智能技术兴

基金项目:国家留学基金(202303210009)。
作者简介:刘 洋(1986—),女,硕士研究生。主要研究方向:海事信息化。Email:liuyang@sd.msa.gov.cn。
收稿日期:2024-09-12

起,尤其以深度学习为代表的神经网络方法因大数据、计算能力提升和算法改进而蓬勃发展。多层感知机(Multilayer Perceptron, MLP)、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)、循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)、你只看一次(You Only Look Once, YOLO)等等这些深度学习热门的算法,结合强大的 AI 硬件和 GPU,在图像识别领域取得了巨大成功。基于深度学习的船舶自动识别技术引入时下最流行的深度学习算法对船舶图像进行分析和计算,能够实现船舶的快速识别和分类[1]。该技术因识别精度高、效率快在船舶管理中的应用越来越广泛,包括船舶类型检测、标识识别、水尺识别[2]、姿态识别、活动识别[3]、救生衣穿戴识别、船员行为检测[4]、船舶智能导航、船舶智能安检[5]等多种应用场景,为船舶管理工作带来了前所未有的高效与便捷。

1 基于深度学习的船舶自动识别技术

基于深度学习的船舶自动识别技术通过图像获取和预处理、特征提取、模型训练、模型评测优化和模型应用五个步骤来实现对船舶的快速识别和分类。

目前,常用的船舶图像数据主要来自于监控摄像头[6]、卫星图像[7-8]、航拍图像[9]、网络搜索引擎等。为了消除初始船舶图像数据的噪声和不确定性,需要对获取到的船舶图像数据进行预处理(如图像去噪、尺寸标准化、颜色空间转换等)[10],随后为每张图像添加人工标记,标明图像中的船舶对象的位置和类别,创建一定规模的训练图像集,使得机器学习模型能够学习到正确的船舶分类信息。获取高质量、多样化的船舶图像数据且正确标记图像中的船舶对象对后续训练模型、提高识别准确率至关重要。特征提取阶段需要从图像中通过特定的方法提取出能够精确表征船舶重要特征的信息,如船舶的形状、颜色、轮廓和文字标识等[11]。常见的特征表示方法有向量化、直方图表示、局部二值模式(LBP)、尺度不变特征变换(SIFT)、方向梯度直方图(HOG)等。特征提取之后,深度学习算法如 CNN、RNN、LSTM 等,从已标记的图像数据中学习特征与标记之间的关系来训练模型[12]。为了提高训练模型的性能和表现,需要根据实际情况,结合船舶数据和应用问题的特性来选用适合的学习算法。训练完成后,常使用精确度(Precision)、召回率(Recall)、交叉验证(Cross Validation)、混淆矩阵(Confusion Matrix)、ROC 曲线等评估方法评测模型的优劣。针对效果不好的模型可以尝试通过调整模型参数、更换图像特征、扩充图像训练集等方式对模型进行调整和优化,从而进一步提高识别性能。完成模型训练和评估后,利用训练好的模型对新的船舶图像进行预测,最终实现对船舶图像的自动识别和分类。

与传统船舶自动识别技术相比,基于深度学习的船舶自动识别技术特点和优势较为明显。该技术能够从大量图像数据中自动学习到各种船舶的特征和模式,根据不同的船舶场景与任务调整和优化识别模型,以适应不同类型和规模的数据,具有更高的自动化程度、灵活性和更强的适应性。同时,还表现出更高的识别精度,能够在复杂的环境和多变的情况下准确识别船舶。

2 YOLO 算法

YOLO 算法自 2016 年由 Redmon 等学者[13]提出第一个版本(v1)以来,不断得到优化改进,如今已经成为深度学习领域的主流算法之一,在船舶图像识别领域得到了广泛的应用,并产生了重大影响[14]。YOLO 是一种基于 CNN 结构开发的快速实时目标检测算法,其主要思想是将目标检测任务转化为单个神经网络的回归问题。YOLO 算法仅让一个神经网络使用整个图像的特征作为输入来预测每一个边界框和类概率,从而实现对图像的所有类别的预测。这种设计能够在保持较高平均精度的同时实现训练速度的有效提升[13]。

YOLO 采用卷积网络从图像中提取特征,使用全连接层预测输出概率和坐标。YOLOv1 的网络结构包含 24 个卷积层和 2 个全连接层。交替出现的 1×1 卷积层减少了前几层的特征空间[13]。第一代 YOLO 算法的网络结构较为简单,后续各种版本的 YOLO 算法在此基础上陆续进行了改进优化,进一步提高了检测精度、速度和稳定性,但核心的基本原理基本保持不变。

以船舶目标检测为例,YOLO 算法在对船舶图像进行检测时首先将输入图像分成 S ×S 的网格。如果船舶对象的中心落在某个网格,则该网格负责对该对象的预测。每个预测框有 5 个基本参数:x, y, w, h, Confidence。其中,x, y 表示预测框中心坐标,是相对于网格单元左上角坐标点的偏移值;w, h 是预测框相对于整个图像的宽和高;预测框置信度 Confidence 的计算方法公式为:

$$\text{Confidence} = P_r(\text{obj}) \times \text{IoU}_{\text{pred}}^{\text{truth}} \quad (1)$$

其中，$\text{IoU}_{\text{pred}}^{\text{truth}}$ 表示预测框和真实边界框的交并比；$P_r(\text{obj})$ 表示预测框内有船舶对象的可能性，有为 1，没有为 0。

研究中，通过将每个网格预测的类别概率值 $P_r(\text{Class}_i \mid \text{Object})$ 和预测框的置信度 Confidence 相乘，就得到预测框各个类别的置信度。数学公式为：

$$P_r(\text{Class}_i \mid \text{Object}) \times \text{Confidence} = P_r(\text{Class}_i) \times \text{IoU}_{\text{pred}}^{\text{truth}} \quad (2)$$

通过设置阈值，过滤掉置信度较低的预测框，对保留的预测框进行非极大值抑制处理，得到最终的检测结果。

3　实验与分析

3.1　船舶数据集

本文选取了 3 545 张不同背景下真实世界的船舶图片，经过自动定向和尺寸标准化的预处理以及旋转、亮度和模糊度的调整扩充后，最终构建了一个包含 8 549 张图片的船舶数据集并进行了手工标记。该数据集共包括 16 类船舶，分别为散货船、油轮、集装箱船、杂货船、滚装船、液化天然气船 LNG、渔船、砂石船、拖轮、巡逻船、豪华游轮、沿海旅游客船、快艇、帆船、橡皮艇、木船（如图 1 所示），种类丰富，涵盖了沿海和内河范围内常见的船舶类型。

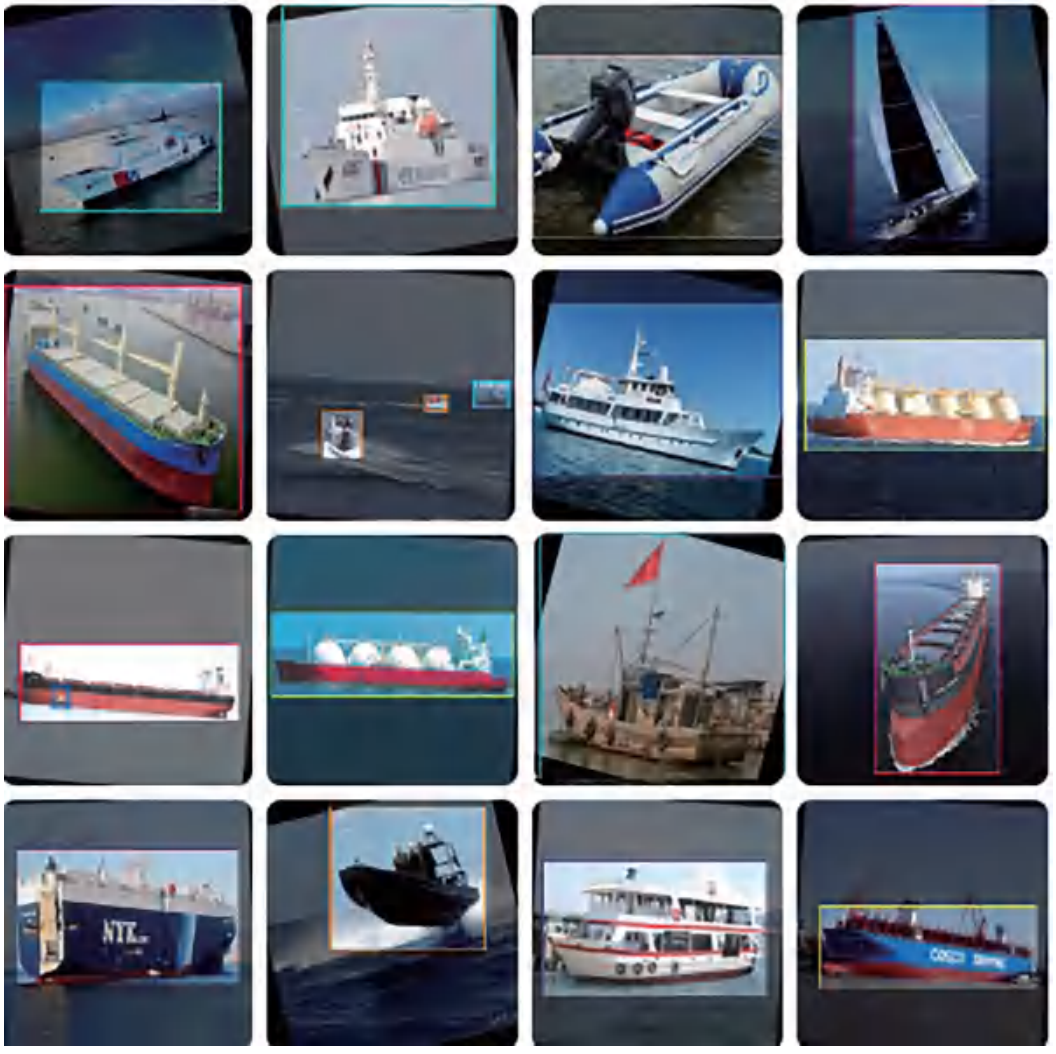
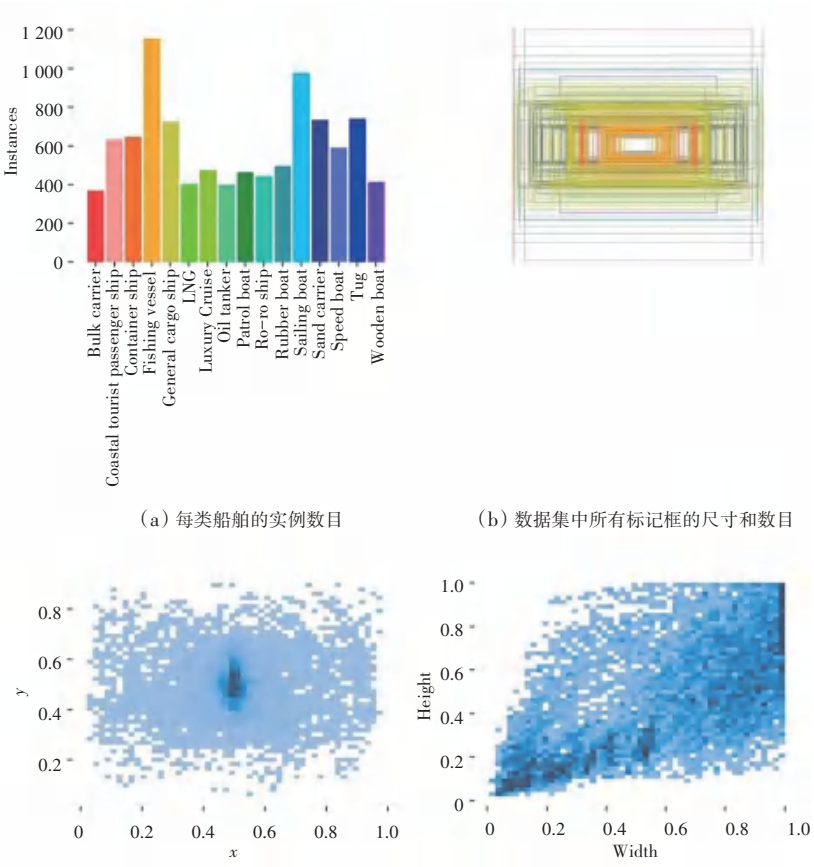


图 1　本文构建船舶图像集的部分示例

Fig. 1　Partial examples of the ship image set constructed in this paper

数据集分析如图 2 所示。本文构建的船舶图像集，每类船舶的数量较为均衡（除渔船、帆船因在海域常以群体出现、所以对象数目较多外，其他类别的对象数目约在 400～700 之间）。船舶对象尺寸不一，在图片上的分布常常并不仅限于中心位置，加上图像旋转、亮度和模糊度的调整处理，使其涵盖了不同视角、光照和清晰度下的船舶图像，有力保证了数据集的多样性和鲁棒性。



(a) 每类船舶的实例数目 (b) 数据集中所有标记框的尺寸和数目

(c) 边界框中心点相对于整幅图的位置分布 (d) 船舶目标相对整幅图的高宽比

图 2 数据集分析

Fig. 2 Data set analysis

3.2 实验环境与参数设置

本文进行模型训练的服务器配置信息见表 1。

表 1 实验环境配置表

Table 1 Configuration of the experimental environment

参数	配置
操作系统	Ubuntu 20.04
CPU	Intel Xeon E5-2698
GPU	NVIDIA Tesla V100
内存	128 G
CUDA	11.8
编译器	Python 3.10.12
深度学习框架	PyTorch 2.2.2

训练前所有图片大小均设置为 640×640,并按照 88∶8∶4 的比例划分训练集、测试集和验证集。初始学习率设为 0.01,网络设置 batch_ size 为 128,总迭代次数设置为 100。

3.3 实验结果分析

本文选取了目前使用较为广泛的 YOLOv5、YOLOv6、YOLOv7、YOLOv8 四个版本的 YOLO 算法分别在相同数据集上使用同样的实验环境和参数进行了训练和测试。每种算法根据模型的大小和复杂度分别选取了中等和小型模型进行训练,最终共获得 8 个模型。所有模型的检测结果对比见表 2。其中,P 表示查准率,R 表示查全率,mAP@0.5(%)表示使用 IoU 阈值为 0.5 时的平均精度。识别速度为 100 张图片识别时间的平均值(速度测试环境配置信息:操作系统、Win11,CPU Intel Xeon W-2235,内存 32 GB,GPU、NVIDIA Quadro P620)。

表 2 检测结果详细对比表

Table 2 Detailed comparison table of test results

模型	尺寸/M	P/%	R/%	mAP@0.5/%	识别速度/(s·张$^{-1}$)
YOLOv8m	49.6	93.21	87.44	93.67	0.103
YOLOv8s	21.5	93.66	86.09	92.98	0.046
YOLOv7	71.4	93.06	86.42	92.44	0.130
YOLOv7tiny	11.7	88.01	80.16	87.62	0.045
YOLOv6m	99.5	90.05	83.56	90.73	0.170
YOLOv6s	31.3	94.02	85.18	92.30	0.055
YOLOv5m	48.1	93.46	86.09	92.89	0.083
YOLOv5s	17.6	91.59	86.96	92.51	0.043

从表 2 中可以看出，在识别精度上 YOLOV8 算法表现优于其他算法。以 mAP@0.5(%)为准，YOLOv8m 在识别精度上达到 93.67%，比其他版本算法至少提高了近 1 个百分点，较表现最差的 YOLOv7tiny 提高了 6.05 个百分点。而在识别速度上，YOLOv8m 模型、YOLOv8s 模型较最快的 YOLOv5s 仅慢了 0.060 s 和 0.003 s。对更关注识别精度的一般用户来说，这种速度上的差距可以忽略不计。综上所述，在本文构建的船舶图像数据集上，YOLOv8 算法在识别性能上较其他 3 种算法表现出更明显的优势。

4　多种类船舶识别系统的设计与智能监管应用

基于上述实验结果，本文选用表现更优的 YOLOv8 算法进行了多种类船舶智能识别系统的设计与开发。识别效果和系统界面功能展示分别如图 3、图 4 所示。该系统可以快速检测图片、视频以及摄像头实时拍摄画面中的船舶对象和类别。界面同步展示检测对象的类别、坐标、置信度、每幅图片的预处理时间、检测时间和后处理时间以及检测到的船舶对象总数和类别。其中，摄像头功能在实际应用中可直接引入码头、岸边实时 CCTV 监控信号，为船舶管理部门提供实时监管工具，实用性较强。

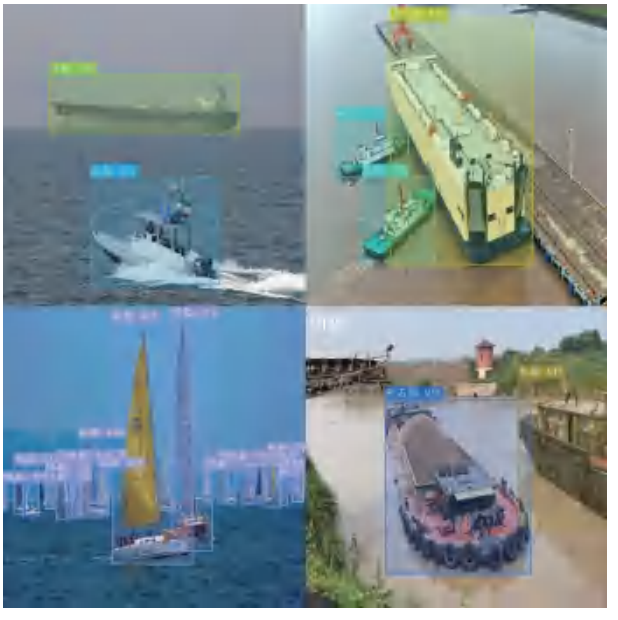


图 3　YOLOv8 算法识别效果

Fig. 3　Recognition effect of YOLOv8 algorithm

船舶自动识别在智能船舶监管中具有广泛的应用场景，该技术与现有的雷达[15-16]、AIS、VTS[17]、CCTV 系统等监管手段相结合，既可以实现多源数据的融合、识别准确性的改善、实时监测效率的优化，也能为监管决策提供技术支持，进而全面提升船舶交通管理效能。本文总结了 4 类具体智能化应用场景，包括：船舶识别和分类、船舶行为检测、航线规划和交通管制、事故调查与救援。



图 4　系统界面功能展示

Fig. 4　Display of system interface function

通过深度学习技术，可以对 CCTV 系统获取到的实时船舶图像根据船舶的形状、体积、标识及货物类型等特征进行快速识别和分类。这种精确的分类为船舶管理部门提供了更丰富的海上交通数据，协助其更准确地评估海上交通情况，从而制定有针对性的安全措施和有效策略。例如，对于海上渔船的识别，船舶管理部门可以更加关注其活动区域，以确保其不会与其他船只发生碰撞，进而减少意外事故的发生。结合船舶图像自动识别技术和 AIS、雷达和 CCTV 系统提供的多源数据，通过分析船舶的动态数据和图像特征，可以实现对船舶的异常、违规或危险行为检测，如超载、违规驾驶、非法捕捞、违规排放和海盗活动等，从而为管理人员及时提供警报和处理措施建议；还可以对 CCTV 图像中船舶状态进行评估，有利于及早发现船体损伤和维护需求等潜在问题，确保船只安全航行。通过实时监测船舶之间的距离和相对速度，分析船舶的历史航行数据和当前航行状态，还可以预测船舶的未来行动和航向，从而实现对辖区水域进出口船舶流量的短期预测[18]，帮助监管部门进一步优化船舶的航线规划，加强交通管制和安全预警，减少交通拥堵和碰撞事故发生。在海上突发事件和灾害发生时，利用船舶图像自动识别技术和 VTS 系统可以帮助快速确定

事故现场,了解受灾区域船舶分布情况,识别相关船只信息,搜索失踪船舶,监测人员落水并指引救援,从而提高搜救效率,最大限度地减少损失和风险[19]。船舶识别技术还可以为事故后续的调查和责任追究提供证据支持,通过分析事故发生前后的船舶位置、姿态信息,还原事故的过程和细节,帮助相关部门了解责任归属并制定相应的处理措施。

5 结束语

本文基于船舶监管部门需求,创建了一个包含 16 类船舶、共 8 549 张图片的真实场景下的船舶数据集,手工标记后训练测试和分析了 4 种常用 YOLO 算法的识别性能,并选取表现最优的算法设计实现了一款多种类船舶智能识别系统,识别精度达到 93.67%,为船舶管理部门提供了较为实用的监管辅助工具。尽管船舶自动识别技术在船舶管理中具有广泛的应用前景,但仍面临着一些挑战。例如,船舶图像数据受到光照、天气[20]、海况、遮挡等因素的影响,导致图像质量不一,这对自动识别算法的鲁棒性和泛化性也提出了挑战。船舶的类型、大小、形状各异,且随时可能处于不同的视角、姿态和运动状态,这使得设计通用的船舶识别算法变得更加困难。某些应用场景,如船舶交通管制、安全监控等,对船舶自动识别算法的实时性要求也比较高。因此,未来还需要不断研究改进深度学习算法,进一步优化训练数据,继而获取更高质量的智能识别模型,提升船舶自动识别技术的性能和可靠性。同时,结合领域知识和实际应用需求,不断开发该技术更多的应用场景,为船舶高质量监管提供更强大的工具。

参考文献

[1] CHEN G M, LIU Q H. Overview of ship image recognition methods based on computer vision[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2387: 012001.

[2] 沈益骏, 刘新, 黄昱洪, 等. 基于无人机的船舶水尺图像识别系统设计[J]. 中国口岸科学技术, 2023, 5(12): 29-35.

[3] 吴荣峰, 唐希源. 一种改进的 Mask R-CNN 卫星影像船舶尾迹检测方法[J]. 智能计算机与应用, 2022,12(2): 73-78.

[4] 张威特, 李俊松, 刘雁飞. 基于随机森林和 BP 神经网络的船舶驾驶员疲劳检测算法[J]. 智能计算机与应用, 2024,14(2): 140-143.

[5] 曾青山, 陈景锋, 黄加亮. 基于图像识别的智能船舶安检辅助系统构想[J]. 中国海事, 2017(10): 35-37.

[6] 罗涛. 针对海事视频监控的船舶目标检测算法研究[J]. 珠江水运, 2023(22): 62-64.

[7] 杜珺. 电子信息图像处理与卫星遥感技术在船舶目标识别中的应用[J]. 舰船科学技术,2018, 40(6): 130-132.

[8] 周慧, 褚娜, 陈澎. 复杂场景下的 SAR 图像船舶目标检测[J]. 大连海事大学学报, 2020, 46(3): 87-94.

[9] 光睿智, 安博文, 潘胜达. 基于无锚框网络的航拍航道船舶检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(15): 251-258.

[9] 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.

[10] 周林宏, 杨戈, 李娜, 等. 基于自适应图像增强和图像去噪的水面航行船舶识别方法[J]. 船舶工程, 2021, 43 (S2): 101-105.

[11] 高玉英. 船舶目标检测与跟踪技术的特征信息提取研究[J]. 舰船科学技术, 2022, 44(13): 178-181.

[12] 赵圆圆, 李月军, 李昌庆, 等. 基于深度神经网络的船舶图像识别检索研究[J]. 舰船科学技术, 2024, 46(3): 174-177.

[13] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ:IEEE, 2016: 779-788.

[14] 陈小娥. YOLO 算法在交通监控目标检测中的研究与应用[J]. 智能计算机与应用, 2020,10(6): 199-201.

[15] 赵海林, 汪永军. 一种岸基船舶雷达多目标跟踪分析系统[J]. 舰船电子对抗, 2024, 47(1): 15-22.

[16] 何春燕, 余晓玫, 高飞. 面向识别的船舶目标雷达回波技术研究[J]. 舰船科学技术, 2017, 39(22): 103-105.

[17] 孟繁林. 基于小波神经网络的 VTS 水域船舶交通流短期预测研究[J]. 中国海事, 2017(4): 45-47.

[18] 冼允廷, 邱伟健. 基于深度学习的多船舶目标跟踪与流量统计[J]. 微型电脑应用, 2020, 36(3): 11-14.

[19] 马凯强, 任利锋, 曾喆, 等. 顾及恶劣海况的船舶救援路径规划[J]. 海洋科学, 2021, 45(5): 39-46.

[20] 肖晶晶, 樊博彦, 杨雨婷. 雾环境下的船舶目标检测研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(3): 212-219.