



基于 YOLOv5s 的航道表面碍航流态 识别方法研究*

梁 楷¹, 王梓鹤², 韩 越¹, 笕贤楠¹, 李明伟²

(1. 长江三峡通航管理局, 湖北 宜昌 443000; 2. 哈尔滨工程大学, 黑龙江 哈尔滨 150000)

摘要: 针对石牌弯道航段表面碍航流态在线监测难题, 进行图像目标检测应用研究。现有目标检测算法在流态识别领域应用较少, 因此在目标航段采集流态特征数据, 并自制表面碍航流态数据集 SOFSD。为保障检测速度与精度, 基于 YOLOv5s 框架, 结合 CA(坐标注意力机制)和 BiFPN(双向特征金字塔网络)构建 YOLOv5s-CA-BiFPN 模型, 并基于该模型提出一种新型航道表面碍航流态智能识别方法。试验结果表明: 相较于 YOLOv5s, YOLOv5s-CA-BiFPN 模型在精准率和召回率上分别提升 2.3% 和 0.8%, mAP@0.5 提升 1.3% 和 mAP@0.5:0.95 降低 2.2%, 在检测效果和泛化性能上均优于 YOLOv5s, 有效减少漏检与误检, 提升小目标检测能力。基于该方法构建航道表面碍航流态智能识别系统, 可为智慧航道建设提供参考。

关键词: 碍航流态; 目标检测; YOLOv5s; CA; BiFPN

中图分类号: U617

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2025)08-0195-07

Identification method of obstructive flow state on channel surface based on YOLOv5s

LIANG Kai¹, WANG Zih², HAN Yue¹, DA Xiannan¹, LI Mingwei²

(1. Three Gorges Navigation Authority, Yichang 443000, China; 2. Harbin Engineering University, Harbin 150000, China)

Abstract: Aiming at the problem of online monitoring of the obstruction flow state on the Shipai curved section, the application of image target detection is studied. The existing target detection algorithms are rarely used in the field of flow state recognition. Therefore, the flow state feature data are collected in the target section, and the surface obstruction flow state dataset SOFSD is self-made. To ensure the detection speed and accuracy, based on the YOLOv5s framework, combined with the CA (coordinate attention) and the BiFPN (bidirectional feature pyramid network) the YOLOv5s-CA-BiFPN model is constructed, and a new intelligent recognition method for the obstruction flow state on the channel surface is proposed based on the model. The experimental results show that the YOLOv5s-CA-BiFPN model improves the accuracy and recall rate by 2.3% and 0.8% respectively compared with YOLOv5s, and the mAP@0.5 is increased by 1.3% and mAP@0.5:0.95 is decreased by 2.2%. It is superior to YOLOv5s in both detection effect and generalization performance, effectively reducing missed detection and false detection, and improving the small target detection ability. Finally, an intelligent recognition system for obstructive flow on the waterway surface is constructed based on this method, which can provide reference for the construction of smart waterways.

Keywords: obstructive flow state; target detection; YOLOv5s; CA; BiFPN

水运作为重要交通方式, 具有运输能力大、环境污染小、成本低等优点, 近年来在国内大循环和交通强国战略的推动下迅速发展^[1]。然而, 随着船舶流量增加, 航道安全与稳定性问题成为

关键^[2]。长江三峡至葛洲坝水域在汛期存在复杂流态, 严重威胁船舶安全^[3-4]。现有三维模拟技术时效性不足, 传统监测设备难以实时识别碍航流态^[5]。因此, 表面碍航流态的高效识别成为航运安全领

收稿日期: 2024-11-27

*基金项目: 长江航务管理局重点科技项目(2024-CHKJ-007); 长江三峡通航管理局 A 类科技项目(KJ2022-02A)

作者简介: 梁楷(1985—), 男, 硕士, 高级工程师, 从事枢纽航道运行及维护管理工作。

域的研究重点。

现有表面碍航流态识别方法分为直接观测法和系统监测法。直接观测法依赖人工操作，受限于效率和环境条件，而基于深度学习的系统监测法，特别是机器视觉技术具有抗干扰强、实时性好、精度高等优势^[6]。

国内外学者已提出多种基于视觉系统的目标监测模型与算法。魏小邦^[7]提出基于摄像头测距的船舶辅助导航方法；杨名^[8]通过 Faster R-CNN 框架实现了复杂水面条件下的船舶检测；Dechesne 等^[9]采用双阶段检测算法提升了船舶识别精度和速度。尽管已有研究对船舶检测有所贡献，但针对表面碍航流态的专门检测研究仍较少。此外，现有主流的单阶段与双阶段检测网络存在精度与速度的平衡问题，YOLO 算法作为单阶段网络，能够提高检测速度，并保持较好的精度^[10]。

本文提出基于改进 YOLOv5s 的表面碍航流态识别算法 YOLOv5s-CA-BiFPN，该算法具有高精度、低漏检率和弱小目标检测能力，适用于复杂航道场景。针对目前缺乏表面碍航流态数据集，本文自建了 SOFSD 数据集。最后，基于该模型构建的识别系统经过实地验证，能够有效检测内河航道中的碍航流态。

1 航道表面碍航流态特征分析

在长江上游航道里程 22.5~23.8 km 处的石碑弯道凸岸侧部署摄像机，对航道表面流态特征进行全面捕捉，并对 15 d 全天候实际观测数据进行统计分析，发现航道表面长期存在较多突起向上的不稳定流及大范围泡漩水、单向环流和回流，且随着流量增加，泡漩强度和范围增大，航行条件十分恶劣。从中提炼出主要碍航流态特征见表 1。

表 1 表面碍航流态类型及特征
Tab. 1 Types and characteristics of surface obstruction flow state

碍航流态类别	碍航流态特征
漩水(漩涡、竖轴下漩水)	中心有明显凹陷,每个漩水有逐渐形成加剧、消失的过程,平面位置会产生移动
泡水(鼓喷水)	通常由漩水伴生或河底起伏引起,可能使航船偏离航向或倾覆

2 YOLOv5s 目标检测算法

采用 YOLOv5 框架进行航道表面碍航流态检测。YOLO 算法将目标检测转化为统一的回归问题，实现图像像素到边界框坐标及类别概率的映射，具有高效的实时检测能力。YOLOv5 作为新版本，具有推理速度快、准确度较高、轻量化及易于部署等优点，支持多尺度检测，适用于多样化的应用场景。

YOLOv5 包括 5 个版本，主要区别在于模型的深度和宽度。结合实际应用的识别精度与速度需求，本文选取 YOLOv5s 作为基础框架。YOLOv5s 结构包括输入层、主干网络 (Body)、特征融合网络 (Neck) 和检测分类网络 (Head)。输入图像经过主干网络提取初步特征，进入特征融合网络进行增强，最后在 Head 模块中完成目标的识别与分类。

为提高小目标检测能力，YOLOv5s 采用 Mosaic 数据增强策略，并引入自适应锚框机制和自适应缩放功能，提升了检测精度与效率。模型核心特征提取模块包括 Focus、CBS、C3 和 SPPF 模块，其中 Focus 模块通过优化卷积层提升特征提取效率；CBS 模块通过卷积、批量归一化和激活函数，提升训练稳定性与非线性表达能力；C3 模块优化了模型的层次特征捕捉能力；SPPF 模块则通过精简池化层提升了计算效率。Neck 部分采用扩展的 PANet 架构，通过自上而下和自下而上的特征融合，提高模型的泛化能力。Head 模块则通过卷积层输出目标位置和类别，采用非极大值抑制 (NMS) 优化检测框，确保每个目标对应唯一检测框。YOLOv5s 的损失函数由定位损失、置信度损失和类别损失 3 部分构成，其中定位损失使用 CIoU 衡量边界框偏差，置信度损失通过交叉熵判断目标是否存在，类别损失衡量目标分类的准确性。

尽管 YOLOv5 模型具有显著优势，但由于在 COCO 数据集上训练，数据特征与表面碍航流态差异较大，因此需要针对具体应用环境重新训练，并优化现有模型以应对复杂航道场景和小目标流态识别问题。

3 YOLOv5s 算法改进

3.1 注意力机制

坐标注意力机制 (coordinate attention, CA) 是一种

增强的注意力模块, 旨在弥补传统方法忽略坐标位置关系的不足^[11], CA 注意力机制流程见图 1。与 BAM 和 CBAM 等方法主要捕获局部关系不同, CA 通过编码横向和纵向位置信息, 扩展网络对空间信息的关注范围。CA 模块首先通过 $(H, 1)$ 和 $(1, W)$ 池化核提取水平和垂直方向的位置信息, 然后通过 1×1 卷积、批量归一化(BN)和激活函数进行编码。坐标信息通过全局池化嵌入, 增强空间结构捕捉能力, 并通过卷积精确化。最后, CA 模块通过 sigmoid 激活函数减少模型复杂度, 并通过加权输入特征图描述长距离依赖关系。

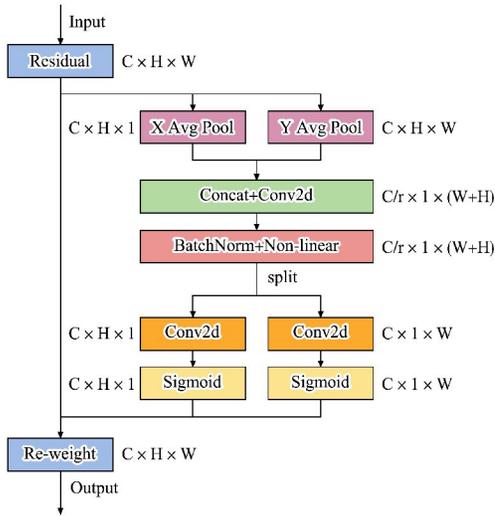


图 1 CA 注意力机制流程

Fig. 1 CA attention mechanism process

3.2 特征融合网络

随着网络层数增加, 深层特征语义丰富但细节减少, 给小目标检测带来挑战。单一依赖浅层特征会削弱性能, 因此多尺度特征融合被广泛采用。在 YOLO 系列中, Neck 部分的特征融合对检测准确性至关重要。YOLOv3 借鉴 FPN 进行特征融合, 但路径单一, 未充分融合特征。为提升效果, 本文借鉴双向特征金字塔网络 (bidirectional feature pyramid network, BiFPN) 思路 (图 2), 对 YOLOv5s 的 Neck 结构进行优化, 提出 YOLOv5s-CA-BiFPN 模型 (图 3), 通过多层特征融合实现深浅层特征的双向跨尺度连接, 增强了特征图表达能力, 改善信息传递, 减少分辨率变化带来的信息损失, 从而提高了小目标检测性能^[12]。

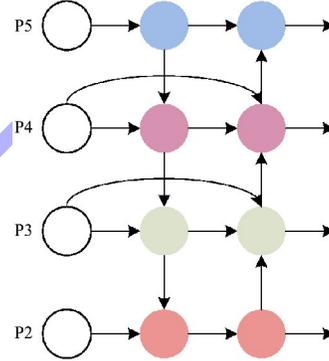


图 2 BiFPN 网络结构

Fig. 2 BiFPN network structure

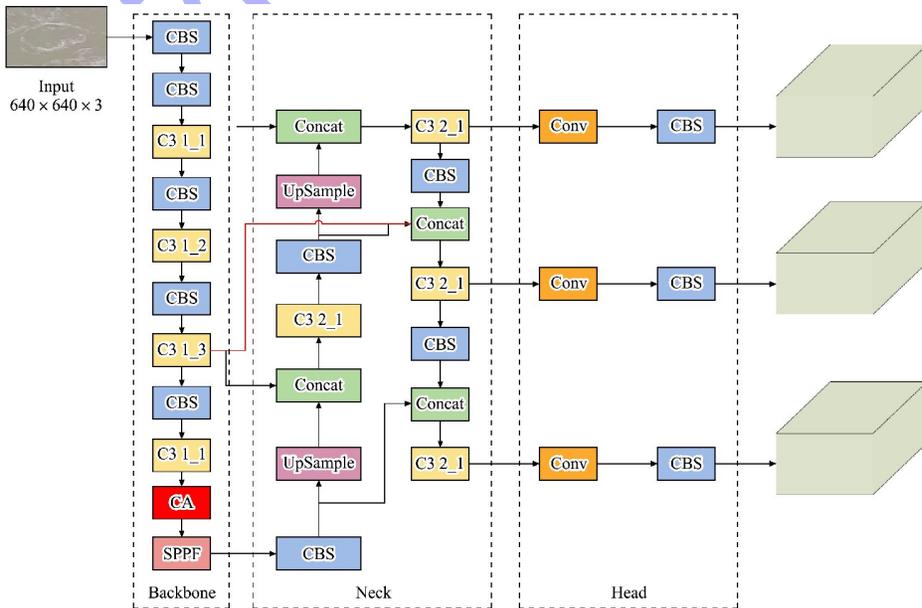


图 3 YOLOv5s-CA-BiFPN 网络结构

Fig. 3 YOLOv5s-CA-BiFPN network structure

4 试验与分析

4.1 试验环境与参数配置

在模型训练过程中, 优化器采用随机梯度下降(SGD)进行训练, 将迭代次数设置为 00 轮次(epoch), 权重衰减系数设置为 0.000 5, 初始学习率设置为 0.01, 学习率动量因子设置为 0.937, 批量大小设置为 150, 批量大小 batch-size 设置为 16。具体试验环境见表 2。

表 2 试验环境配置

Tab. 2 Experimental environment configuration

配置名称	版本参数
操作系统	Windows 11
CPU	Inter i5-12600kf×1
GPU	NVIDIA GeForce RTX 4070 Ti Super×1
内存	64G
软件工具	PYTHON3.8 ANACONDA3
深度学习框架	PYTORCH 2.4.1

4.2 试验数据集

为评估 YOLOv5s-CA-BiFPN 算法在表面碍航流态检测中的性能, 本文使用自制的 SOFSD 数据集进行试验验证。该数据集通过三峡—葛洲坝石牌弯道沿岸摄像头实时采集的视频流数据构建, 经过数据清洗, 剔除模糊和失真帧, 确保样本准确性。然后利用 YoloLabel 软件对数据进行标注。最终得到包含 7 167 张图像的数据集, 并按 6:2:2 的比例划分为训练集(4 300 张)、测试集(1 433 张)和验证集(1 434 张)。部分图像见图 4。



图 4 航道表面碍航流态数据集图片

Fig. 4 Dataset images of obstruction flow state on channel surface

4.3 试验评估指标

采用目标检测领域常见的精确率 P 、召回率 R 和平均精度均值 mAP 作为性能指标评估算法。“mAP@0.5”表示 IoU(交并比)阈值 0.5 下的平均精度, 而“mAP@0.5:0.95”则为 IoU 从 0.5 至 0.95 (步长 0.05)的平均精度, 平均精度均值越高表示模型性能越好。公式分别为:

$$P = \frac{P_T}{P_T + P_F} \quad (1)$$

$$R = \frac{P_T}{P_T + F_N} \quad (2)$$

$$A_p = \int_0^1 PRdR \quad (3)$$

$$m_{AP} = \frac{\sum_{i=1}^N A_{p,i}}{N} \quad (4)$$

式中: P_T 为正样本且被模型正确预测为正样本的样本数量; P_F 为负样本却被模型错误预测为正样本的样本数量; F_N 为正样本却被模型错误预测为负样本的样本数量; A_p 为平均精度, 表现为 $P-R$ 曲线下的面积; m_{AP} 为平均精度均值。

4.4 消融试验

为评估 YOLOv5s-CA-BiFPN 模型在表面碍航流态检测中的有效性, 探讨 CA 注意力机制和 BiFPN 特征融合网络的改进效果, 本次设计了消融试验。所有试验在统一环境下进行, 确保结果的可靠性。通过逐步引入改进策略, 对比分析各模块对检测性能的贡献。具体消融试验对比结果见表 3。

表 3 消融试验

Tab. 3 Ablation experiment

模块	精度/召回率/		平均精度	
	精度/ %	召回率/ %	平均精度 (0.5)/ %	平均精度 (0.5:0.95)/ %
YOLOv5s				
CA	√		0.932 68	0.755 23
BiFPN		√	0.942 04	0.770 70
CA BiFPN	√	√	0.950 14	0.764 30
CA BiFPN	√	√	0.954 01	0.761 51
CA BiFPN	√	√	0.865 97	0.641 18
CA BiFPN	√	√	0.885 25	0.612 47
CA BiFPN	√	√	0.875 32	0.630 51
CA BiFPN	√	√	0.877 44	0.626 93

注: “√”表示与表头名称相对应的模块正处于被使用状态。

由表 3 可知, 本文提出的两项改进措施有效提升了模型的均值平均精度(mAP@0.5), 具体增幅为: YOLOv5s-CA 提升 2.2%, YOLOv5s-BiFPN

提升 1.1%, YOLOv5s-CA-BiFPN 提升 1.3%。通过消融试验验证, 每次单独引入的改进均显著提高检测精度, 证明了方法组合的有效性。在 SOFSD 数据集上, 相比原算法, YOLOv5s-CA-BiFPN 精度提升 2.3%, 召回率提升 0.8%, mAP@0.5 提升 1.3%, mAP@0.5:0.95 降低 2.2%。试验结果表明, YOLOv5s-

CA-BiFPN 在检测精度和泛化能力上具有优势, 尤其适用于真实航道场景的表面碍航流态检测。

为直观评估模型性能, 选取部分航道场景中的表面碍航流态演变图像进行可视化对比, 结果见图 5。

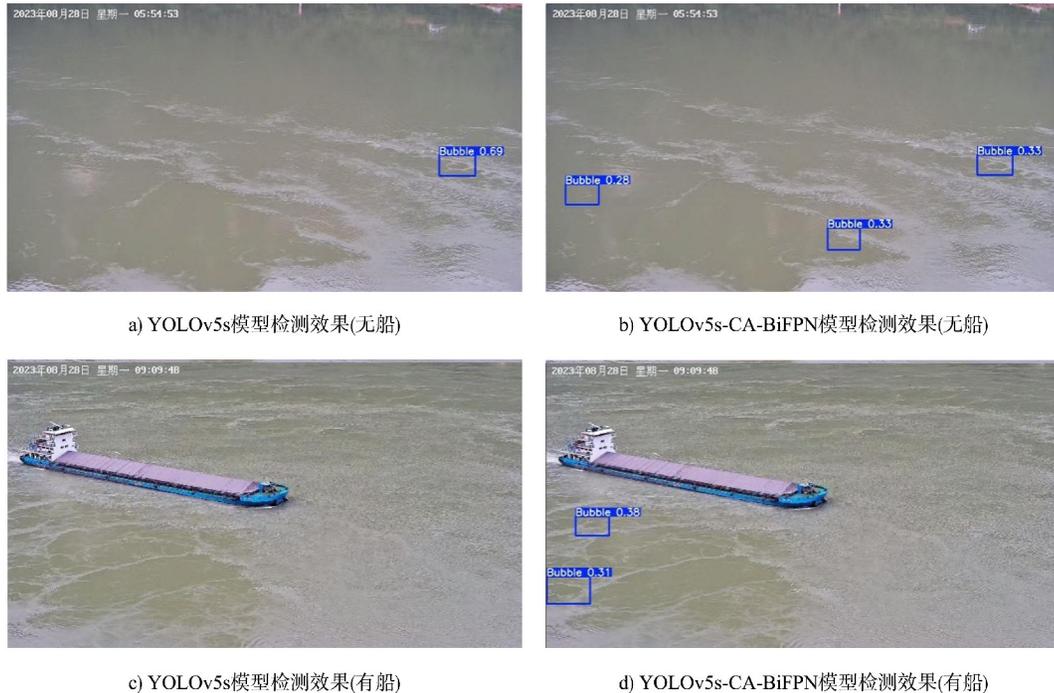


图 5 检测效果对比

Fig. 5 Comparison of detection effect

对比结果显示, YOLOv5s-CA-BiFPN 模型在所有测试图像中表现最佳, 成功识别多个碍航流态且无误检。而未改进的模型普遍存在漏检问题。这表明 YOLOv5s-CA-BiFPN 显著提升了小目标检测能力, 有效解决了漏检和误检问题, 满足复杂航道场景的检测需求。

4.5 不同模型对比试验

为体现网络性能的优越性, 将文中的 YOLOv5s-CA-BiFPN 模型与各主流模型进行比较, 包括 MobileNetV3、ShufflenetV2 及 YOLOv3。每种网络都使用默认的网络参数, 且在其他条件相同的情况下, 在 SOFSD 数据集上进行试验对比, 试验结果见表 4。

表 4 不同目标检测算法在 SOFSD 数据集上的对比试验

Tab. 4 Comparative experiments of different object detection algorithms on SOFSD dataset

模型	精度/ %	召回率/ %	平均精度 (0.5)/%	平均精度 (0.5:0.95)/%
YOLOv5s-CA-BiFPN	0.954 01	0.761 51	0.877 44	0.626 93
MobileNetV3	0.960 07	0.730 82	0.817 47	0.599 93
ShufflenetV2	0.955 50	0.728 03	0.812 17	0.574 37
YOLOv3	0.918 74	0.764 76	0.870 35	0.640 48

由表 4 可知, 在 SOFSD 数据集上, YOLOv5s-CA-BiFPN 算法优于其他主流目标检测算法, 在精度和召回率上均优于对比模型。相较于原模型, mAP@0.5 分别提高了 7.3%、8.0% 和 0.8%, mAP@0.5:0.95 分别提高了 4.5%、9.2% 和降低 2.2%。试验表明, 该模型有效提升了表面碍航流态检测的准确性, 更适合真实航道场景的检测需求。

5 航道表面碍航流态智能识别系统构建

基于 YOLOv5s-CA-BiFPN 算法开发表面碍航流态智能识别系统。该系统由外界摄像头、服务器和可视化大屏组成。运行流程为：服务器端应用程序连接摄像头，获取视频流并传输至 YOLOv5s-CA-BiFPN 模型进行处理。模型生成检测结果后，若识别到表面碍航流态，触发报警机制并在可视化大屏上实时显示。系统在急弯航段的

实地检测效果见图 6。

该系统能够实时检测并精确标记航道表面可能影响航行的流态特征，针对潜在危险情况进行有效预警。基于 YOLOv5s-CA-BiFPN 深度学习算法，系统实现了高效的碍航流态识别，确保在复杂环境下的实时响应与干预。该设计为航道安全管理提供了关键支持，显著提升水上障碍识别与应对能力，保障了航道交通的畅通与安全。

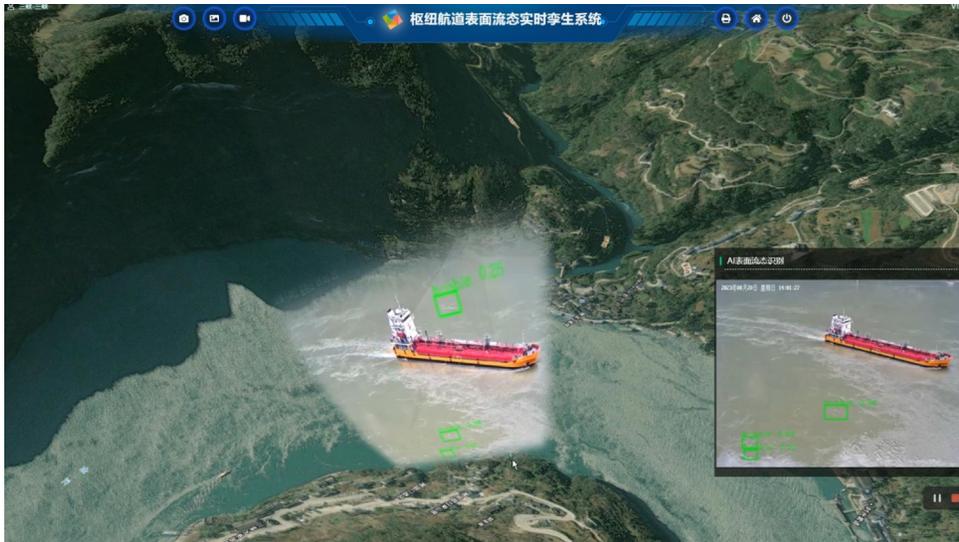


图 6 系统检测效果图

Fig. 6 Effect diagram of system detection

6 结论

1) 构建表面碍航流态特征数据集 SOFSD，为航道表面碍航流态识别研究工作提供基础数据支撑。

2) 基于 CA 注意力机制和特征融合网络 BiFPN 对 YOLOv5s 模型进行改进，使其精度提升 2.3%，召回率提升 0.8%，均值平均精度 mAP@0.5 提升 1.3%，可对表面碍航流态进行快速、准确识别。

3) 开发表面碍航流态智能识别系统，能够对复杂航道区段的碍航流态进行全天候智能识别，并在三峡枢纽河段石碑弯道水域进行了实践验证。

参考文献：

- [1] 李露露, 姚海元, 武哲宇, 等. 西江航运堵点分析及对策[J]. 水运工程, 2024(7): 18-23, 41.
LI L L, YAO H Y, WU Z Y, et al. Analysis and solutions on blockage points of Xijiang shipping [J]. Port & waterway engineering, 2024(7): 18-23, 41.
- [2] 王斐, 闫涛, 李少希, 等. 基于船舶安全通航的厢廊急弯段航道整治研究[J]. 水运工程, 2022(4): 146-150.
WANG F, YAN T, LI S X, et al. Channel regulation of sharp bend in compartment corridor based on safe navigation of ships [J]. Port & waterway engineering, 2022 (4): 146-150.
- [3] 李晓松, 孔宪卫, 蔡翼枫, 等. 长江上游典型碍航滩段航道整治数学模型及船舶仿真模拟研究[J]. 水道港口, 2024, 45(1): 35-42.

- LI X S, KONG X W, CAI Y F, et al. Mathematical model and ship simulation study on channel regulation of typical navigation obstructions in the upper reaches of the Yangtze River[J]. Journal of waterway and harbor, 2024, 45(1): 35-42.
- [4] 梁锴, 任伯浩, 李明伟, 等. 三峡枢纽典型碍航河段复杂流态分析[J]. 水运工程, 2024(7): 138-144, 164.
- LIANG K, REN B H, LI M W, et al. Complex flow pattern in typical navigation obstructed region of Three Gorges Project[J]. Port & waterway engineering, 2024(7): 138-144, 164.
- [5] 朱建军, 宋迎春, 胡俊, 等. 测绘大数据时代数据处理理论面临的挑战与发展[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(7): 1025-1031.
- ZHU J J, SONG Y C, HU J, et al. Challenges and development of data processing theory in the era of surveying and mapping big data [J]. Geomatics and information science of Wuhan University, 2021, 46(7): 1025-1031.
- [6] 李红伯. 基于改进 YOLOv5 的水上目标检测算法研究[D]. 镇江: 江苏科技大学, 2023.
- LI H B. Research on underwater target detection algorithm based on improved YOLOv5 [D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2023.
- [7] 魏小邦. 基于计算机视觉的内河船舶导航技术研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2018.
- WEI X B. Research on navigation technology of inland river ship base on computer vision [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2018.
- [8] 杨名. 水面复杂场景的运动船舶视频检测算法研究[D]. 南京: 南京大学, 2018.
- YANG M. Research on motion ship video detection algorithm for complex scenes in water [D]. Nanjing: Nanjing University, 2018.
- [9] DECHESNE C, LEFÈVRE S, VADAINÉ R, et al. Ship identification and characterization in sentinel-1 SAR images with multi-task deep learning[J]. Remote sensing, 2019, 11(24): 2997.
- [10] 刘越, 王亚飞, 王远, 等. 基于 YOLOv5s 改进的铁道异物侵限检测算法研究[J]. 长春工业大学学报, 2024, 45(6): 489-499, 585.
- LIU Y, WANG Y F, WANG Y, et al. Research on the improved railway foreign body intrusion limit detection algorithm based on YOLOv5s [J]. Journal of Changchun University of Technology, 2024, 45(6): 489-499, 585.
- [11] 宋传旗. 列车司机疲劳驾驶检测算法的应用研究[D]. 济南: 山东建筑大学, 2023.
- SONG C Q. Research on the application of train driver sleep-deprived driving detection algorithm [D]. Jinan: Shandong Jianzhu University, 2023.
- [12] 尚明鹏, 周敏, 陈燕军, 等. 融合 BiFPN 与 YOLOv5 网络的工厂火灾检测[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(10): 137-141, 146.
- SHANG M P, ZHOU M, CHEN Y J, et al. Factory fire detection with BiFPN and YOLOv5 [J]. Intelligent computer and applications, 2023, 13(10): 137-141, 146.
- (本文编辑 赵娟)

~~~~~  
(上接第 167 页)

- [9] 王勇. 潮汐影响下西江“三滩”的航道整治工程研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2008.
- WANG Y. Study on the channel regulation of “Santan” in Xijiang under influence of tides [D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2008.
- [10] 周仕龙. 航道整治工程中碍航段疏浚施工技术研究[J]. 运输经理世界, 2024(16): 153-155.
- ZHOU S L. Study on dredging construction technology of obstructing section in waterway regulation project [J]. Transport business China, 2024(16): 153-155.
- [11] 陆永军, 张华庆. 平面二维河床变形的数值模拟[J]. 水动力学研究与进展(A 辑), 1993, 8(3): 273-284.
- LU Y J, ZHANG H Q. Numerical simulation of 2-D river-bed deformation [J]. Journal of hydrodynamics (Ser. A), 1993, 8(3): 273-284.
- ( 本文编辑 王传瑜)