



内河枢纽航道表面流态智能识别系统设计研究*

梁 锴¹, 李明伟², 韩 越¹, 田一博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: 针对内河枢纽航道表面碍航流态实时在线监测技术难题, 进行了融合深度学习与多模态数据增强的智能识别系统设计研究, 旨在突破传统测量技术无法实时在线监测的瓶颈, 提升通航安全保障能力。研究设计了包含图像采集和预处理、目标检测与识别、流速计算和流态分类、数据可视化等模块的表面流态智能识别系统, 并提出 3 项核心算法: 基于深度学习的大尺度粒子图像测速算法, 通过 LSPIV 计算流体速度场, 并用 BP 神经网络优化计算结果, 使测量相对误差降低至 3.48%; 基于 YOLO-BP 网络的多阶段风险感知算法, 结合 YOLOv5 目标检测与 BP 神经网络分类, 实现流态碍航风险动态评估, 准确率达 98.34%; 面向反光、雨雾等干扰的特殊工况数据增强算法, 采用小波分析、稀疏编码与暗通道理论, 有效提升了图像识别质量。通过长江三峡—葛洲坝枢纽河段实测验证, 系统单点监测范围约 400 m×500 m, 支持 7×24 h 连续运行, 可为内河枢纽航道提供高精度、全天候的流态监测技术支持, 对推动智能航运技术发展具有借鉴意义。

关键词: 流态识别; 流速测量; 实时监测; 智能航运

中图分类号: U612

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2025)11-0190-07

Design of intelligent identification system for surface flow state of inland waterway hub

LIANG Kai¹, LI Mingwei², HAN Yue¹, TIAN Yibo²

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

Abstract: To the technical challenge of real-time online monitoring of surface obstruction flow in inland waterway hubs, this paper conducts research on the design of an intelligent recognition system that integrates deep learning and multimodal data augmentation. The aim is to break through the bottleneck of traditional measurement techniques that cannot monitor in real-time online and improve navigation safety and security capabilities. A surface flow intelligent recognition system is designed, which includes modules such as image acquisition and preprocessing, object detection and recognition, flow velocity calculation and flow classification, and data visualization. Three core algorithms are proposed: a large-scale particle image velocimetry algorithm based on deep learning, which calculates the fluid velocity field through LSPIV and optimizes the calculation results using BP neural network, reducing the relative measurement error to 3.48%. A multi-stage risk perception algorithm based on YOLO-BP network, combined with YOLOv5 object detection and BP neural network classification, achieves dynamic assessment of flow obstruction risk with an accuracy rate of 98.34%. A special working condition data augmentation algorithm for interference such as reflection, rain and fog, using wavelet analysis, sparse coding and dark channel theory, effectively improves image recognition quality. Through actual testing and verification of the Three Gorges and Gezhouba hub section of the Yangtze River, the single point monitoring range of the system is about 400 m × 500 m, supporting continuous operation for 7×24 h. It can provide high-precision, all-weather flow monitoring technology support for inland waterway hubs and has reference significance for promoting the development of intelligent shipping technology.

Keywords: flow state recognition; flow velocity measurement; real time monitoring; intelligent shipping

收稿日期: 2025-02-26

*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: 梁锴(1985—), 男, 硕士, 高级工程师, 从事枢纽航道运行维护管理工作。

内河枢纽航道作为航运网络中的重要节点, 其通航安全与效率直接关系到国家水运经济的发展。受建造条件所限, 内河枢纽航道通常位于山区峡谷河段, 其复杂的地形条件使得大流量条件下泡漩水、扫湾水、剪刀水等典型碍航流态多发频发, 对船舶航行安全构成严重威胁。因此需对碍航流态进行实时监测与智能识别, 防范化解复杂流态导致的通航安全风险, 提高航道通行效率^[1-3]。

目前, 国内外学者在航道流态监测领域已取得一定进展: 黄国良等^[4]设计了一种内河无人航道测量船系统, 该系统采用声学多普勒流速剖面仪(acoustic Doppler current profiler, ADCP)快速获取大面积、高精度的流速数据, 但受设备部署限制难以满足实时性需求; 姚明经^[5]提出利用北斗+GPS 卫星遥感技术, 开展山区峡谷河段航道表面流速、流向观测, 提高了航道水文条件观测成果的质量、精度和效率, 但受卫星重访周期影响无法实现连续监测; 王媛媛等^[6]利用无人机遥感获取河道表面影像数据, 采用基于多重网格迭代的 PIV 算法, 可获得流态相关信息, 具有安全高效、分辨率高等优点, 但受天气和续航能力制约, 难以支撑全天候作业。这些方法虽各具优势, 但均存在实时性不足、环境适应性差等共性缺陷, 亟需突破复杂场景下的在线监测技术瓶颈。

本文立足于智能航运发展需求, 针对枢纽航道表面流态实时在线监测难题, 提出表面流态视频在线智能融合算法, 构建表面流态快速识别深度学习网络, 开发全实景智能数字增强监控软件, 建立内河枢纽航道表面流态智能识别系统, 为船舶安全通航和航道运行监测提供技术保障。

1 设计需求

1.1 大范围监测需求

典型枢纽航道断面宽度跨度较大, 传统监测手段难以兼顾覆盖范围和测量精度。以三峡枢纽石牌水道为例, 其航道最大宽度达 480 m, 需要监测的最小流态特征尺度仅 0.5~1.0 m。这就要求系统在保持 400 m×500 m 监测范围, 并实现 0.1 m/pixel 的

空间分辨率。

1.2 高精度实时监测需求

内河枢纽航道通常包含复杂的水流结构, 传统人工观测方法存在时效性差、主观性强等缺陷, 而 ADCP 等接触式测量设备难以实现大范围连续监测。因此, 系统需要具备快速响应能力和优于 95% 的测量精度, 以满足船舶实时避障的决策需求。

1.3 适应复杂环境需求

枢纽航道监测面临复杂多变的环境挑战: 水面反光问题, 日照条件下水面照度变化可达 5 个数量级; 雨雾干扰, 长江流域年均雾日达 40~60 d; 波浪干扰, 船舶通行时波高可达 0.5~1.2 m。这些因素会严重影响视觉监测系统的可靠性。因此, 系统必须具备强大的环境适应能力, 确保在各种工况下均能保持稳定的监测性能。

2 设计思路

针对上述设计需求, 本文研究基于深度学习的大尺度粒子图像测速算法, 通过摄像头在线大规模监测水域, 实现方圆 400 m 以上的监测范围; 研究基于 YOLO-BP 网络的多阶段风险感知算法, 建立碍航流态数据库, 实现流态碍航风险动态评估, 确保准确率达 95% 以上; 研究面向反光、雨雾等干扰的特殊工况数据增强算法, 采用小波分析、稀疏编码与暗通道理论, 确保在能见度小于 100 m 条件下仍能保持有效监测。

3 总体架构

系统总体架构见图 1, 重点包括以下模块。

1) 图像采集模块: 通过高分辨率固定图像采集设备, 实时收集航道表面的图像数据。

2) 图像预处理模块: 通过去噪、增强、归一化等预处理操作, 提高后续图像处理的准确性。

3) 特征提取模块: 通过卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)对图像进行深度特征提取, 为流态检测与识别提供了可靠的数据支撑。

4) 目标检测与识别模块: 利用先进的目标检测算法 (YOLOv5) 对图像中的流态特征进行定位、学习和分类, 为进一步的流速和流态分析奠定基础。

5) 流速计算模块: 采用大尺度粒子图像测速 (large scale particle image velocimetry, LSPIV) 技术, 通过分析图像序列中示踪粒子的运动路径计算流速场。

6) 流态分类模块: 利用深度学习模型, 对获取的流速数据进行模式识别与流态分类, 实现对不同流态类型的有效识别。

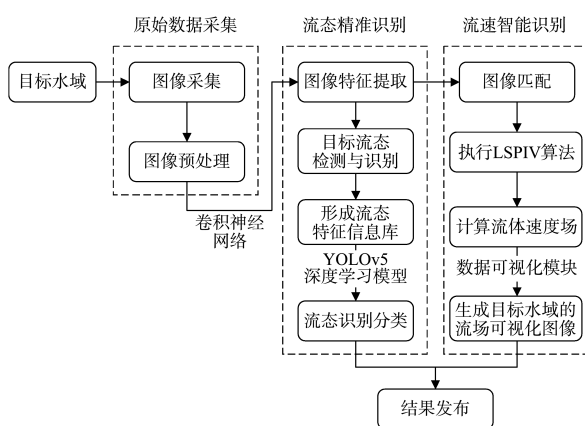


图1 系统总体架构

Fig. 1 Overall system architecture

4 核心算法设计

4.1 基于深度学习的大尺度粒子图像测速算法

大尺度粒子图像测速技术 (LSPIV) 通过记录天然颗粒的图像序列, 分析粒子的位置变化计算流体速度场。深度学习通过神经网络模型 (如 BP 神经网络) 对 LSPIV 流速数据进行修正和优化, 可显著提高测量的精度和可靠性^[7-9]。基于 BP 神经网络的深度学习模型基本结构包括输入层 (x)、隐藏层 (y) 和输出层 (z), 见图 2, 输入层接收 LSPIV 计算的初始流速数据, 隐藏层通过非线性映射提取复杂模式和误差特征, 输出层生成修正后的流速值。训练过程如下。

步骤 1: 初始化神经网络。在开始训练之前, 需要初始化神经网络的参数, 包括权重 w 和偏置 b 。这些参数通过随机初始化确定。

步骤 2: 正向传播。在正向传播过程中, 输入

样本从输入层开始, 经过隐含层, 最终到达输出层。在每一层中, 神经元的输出都是根据上一层的输出作为本层的输入和当前的权重 w 、偏置 b 计算得出的。这个过程会一直持续到最终的输出层, 并给出网络对输入样本的预测结果。

步骤 3: 计算误差。一旦前向传播完成, 就可以通过损失函数来计算预测结果与实际结果之间的误差, 见式 (1)。

$$M_{SE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (1)$$

式中: n 为样本数量; $\bar{y}_i$ 为第 i 个样本的预测结果; y_i 为第 i 个样本的实际结果。

步骤 4: 反向传播。在反向传播过程中, 误差会通过网络反向传播回去, 用来更新权重和偏置。通过计算损失函数对权重和偏置的梯度, 使用梯度下降算法来更新权重和偏置, 以减小误差, 见式 (2)。

$$w_{i,j}^{new} = w_{i,j} + \Delta w_{i,j} = w_{i,j} - \eta \frac{\partial E_k}{\partial w_{i,j}} \quad (2)$$

式中: $w_{i,j}$ 为权重; $w_{i,j}^{new}$ 为更新后的权重; η 为学习率; $\frac{\partial E_k}{\partial w_{i,j}}$ 为损失函数对权重的梯度。

步骤 5: 迭代优化。反复进行上述过程, 直到达到预设的迭代次数, 或者误差小于阈值。在每次迭代中, 网络都会根据新的权重和偏置进行前向传播和反向传播, 以不断优化模型性能。

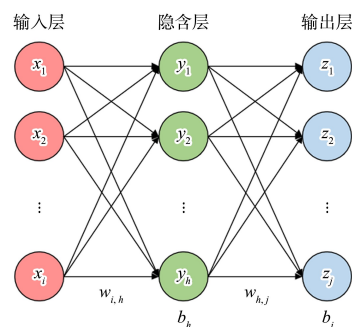


图2 BP神经网络算法模型结构

Fig. 2 BP neural network algorithm model structure

4.2 基于 YOLO-BP 网络的表面流态碍航风险感知算法

该算法从表面流态的识别入手, 通过多阶段

的信息处理和特征学习, 最终实现对流态特征及其风险的全方位感知, 算法流程见图 3。YOLO 网络将输入图像划分为多个网格, 每个网格预测一个或多个目标框, 并对目标框中的类别、位置和置信度进行评分。通过特征金字塔网络 (feature pyramid networks, FPN) 对图像的多尺度特征进行提取和融合, 增强了模型对流态特征的适应能力。使用锚点机制在面对多变的流态场景时依旧能够提供稳定的检测性能。使用损失函数对目标位置、类别和置信度进行评估, 确保模型在检测流态特征时具有高精度和低误差。BP 神经网络输入层接收来自 YOLO 检测模型的流态特征数据, 隐藏层对输入数据进行非线性变换预测其可能的碍航风险等级, 输出层根据流态特征数据给出风险预测值。

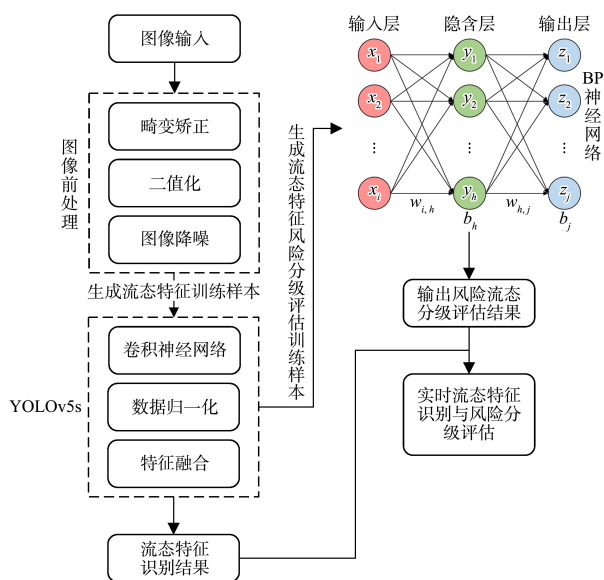


图 3 流态碍航风险感知算法流程

Fig. 3 Algorithm process of flow-state obstruction risk perception

多阶段融合的风险感知机制是本文的创新应用, 该机制的核心在于将检测和预测过程分为特征提取、特征分类、风险评估等多个阶段, 通过各阶段的精确处理和优化, 使系统能够动态适应不同流态环境的风险识别。第 1 阶段, YOLO 检测模型对航道表面流态进行特征提取, 形成检测结果的初步特征集合; 第 2 阶段, BP 神经网络接收 YOLO 模型输出的特征数据并进行风险评估, 为每个

检测到的流态特征提供个性化的风险评估; 第 3 阶段, 将检测出的流态特征映射到航道区域的风险图上, 实现流态检测与风险预测的无缝结合。

4.3 特殊工况条件下航道表面流态特征数据增强算法

水面反光噪声和雨雾天气等特殊工况对图像识别的影响较大, 其处理方法如下。

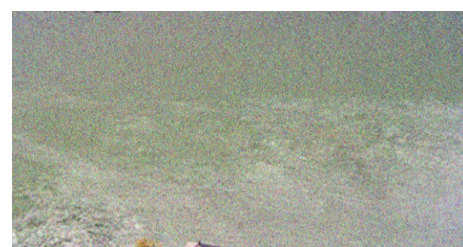
4.3.1 基于小波分析的图像反光去噪方法

基本流程是将含噪信号通过小波变换分解为一系列小波系数, 然后对小波系数进行阈值处理, 最后通过小波逆变换重构去噪信号。阈值处理的关键是保留大的小波系数, 而抑制小的小波系数。小波分析使用的小波函数是具有衰减振荡特性的有限能量函数, 见式(3)。

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(t) \psi[(t - b)/a] dt \quad (3)$$

式中: $f(t)$ 为信号函数; $\psi(t)$ 为母小波函数; a 为尺度因子; b 为平移因子。

该变换能够揭示信号在不同尺度和位置的特性。图像降噪对比效果见图 4。



a) 降噪前



b) 降噪后

图 4 图像反光降噪效果对比

Fig. 4 Comparison of image reflection and noise reduction effect

4.3.2 基于稀疏编码和卷积网络的雨水过滤方法

人类视觉系统对外界输入刺激采用低能量代价信息处理策略, 即稀疏编码 (sparse coding, SC)。将稀疏编码用作数据的预处理, 将预处理后的稀

疏数据放入卷积神经网络进行学习。通过不断进行对字典和编码的迭代优化,最终把 1 个图片分成 1 个字典的 2 个编码之和,这 2 个编码分别代表雨水的编码和背景的编码,从而将雨水进行单独提取和过滤,达到提高图像清晰度的效果。稀疏编码的数学表达见下式:

$$\{d, F\} = \underset{F, d}{\operatorname{argmin}} \|y - Fd\| + \lambda \|d\| \quad (4)$$

式中: y 为待处理的数; d 为待估计的稀疏向量; λ 为正则化参数; $k(1 \leq k \leq 2)$ 为稀疏测度,稀疏表示的关键是找到信号稀疏表示的字典 F ,卷积稀疏编码可以使用一个卷积核来表示图像任意位置的某个几何结构。

雨水过滤对比效果见图 5。



a) 过滤前



b) 过滤后

图 5 雨水过滤效果对比

Fig. 5 Comparison of rainwater filtration effects

4.3.3 基于图像暗通道的雾气过滤方法

图像暗通道(dark channel)是指自然场景中的大多数像素在至少一个颜色通道上具有非常低的值^[10]。当图像中有雾气影响时,图片的暗通道将

会显著增大,通过分析图像的暗通道,可得出场景的全局大气光照和深度信息,从而去除雾霾。具体方法为:从暗通道图中按照亮度的大小取前 0.1% 的像素,并在这些位置中寻找对应的最高亮度点用于真实值的计算;结合大气散射模型,对有雾图像进行理论计算,通过透射率和大气光值可以得到去雾后图像;在这一过程中,首先得到粗透射率分布;其次运用软抠图法来实现透射率的优化;最后将以上 2 个值代入大气散射模型,即可得到去雾结果,图像去雾对比效果见图 6。暗通道的数学表达见下式:

$$J_{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} [\min_{c \in (r, g, b)} J_c(y)] \approx 0 \quad (5)$$

式中: Ω 为像素点 x 的邻域, y 为该邻域中的某一像素点,邻域大小通常指方形矩阵; r 、 g 、 b 分别为 red、green、blue 对应图像中不同的颜色通道; J_c 为该像素点中 3 个通道中的最小值通道, J_{dark} 为无雾图像中的暗通道值。



a) 去雾前



b) 75%去雾效果



c) 90%去雾效果

图 6 图像去雾效果对比

Fig. 6 Comparison of image fog removal effect

5 试验与验证

本文选取长江三峡—葛洲坝水利枢纽两坝间石牌弯道水域(长江上游航道里程 22.5~23.8 km 处)开展系统的试验与验证,布点方案见图 7。



a) 测点位置



b) 测点观测范围

图 7 数据采集设备布置

Fig. 7 Layout of data acquisition equipment

5.1 单点流态识别范围

根据现场测试获得的最终识别区域范围,识别区域呈梯形,在天地图上测得最小有效宽度约

417 m, 最大有效宽度约 683 m, 见图 8。

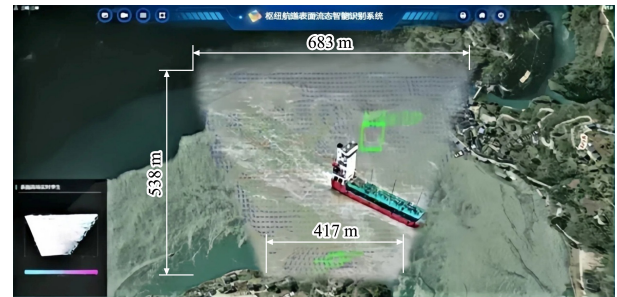


图 8 单点流态识别范围

Fig. 8 Single point flow recognition range

5.2 表面流态识别准确率

试验所用 7 167 张图像的 SOFSD 数据集按照 6:2:2 的比例分为训练集(4 300 张)、测试集(1 433 张)和验证集(1 434 张)。模型训练采用 GIoU Loss 作为边界框的损失函数,其中 box_loss 代表 GIoU 损失函数的平均值,其数值越低表明预测的边界框越精确;obj_loss 为目标检测损失的平均值,其数值降低意味着目标检测的准确性在提高。precision 指正确率,recall 指召回率。mAP,即平均精度均值,通过 precision 和 recall 2 个坐标轴绘制的图表所围成的面积来计算,它代表了平均准确率,mAP 的数值越高,说明模型的性能越好。IoU 是区分正负样本的阈值,mAP@0.5 指 IoU 阈值为 0.5 时的 mAP 值,而 mAP@0.5:0.95 则指在 0.5~0.95 的不同 IoU 阈值(步长为 0.05)下的 mAP。表面流态类型识别训练结果见表 1,表面流态识别准确率达 98.34%,识别效果见图 9。

表 1 表面流态类型识别训练结果

Tab. 1 Training results for surface fluid type recognition

box_loss	obj_loss	precision(准确率)	recall(召回率)	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
0.025 6	0.009 5	0.983 4	0.756 8	0.868 2	0.638 9



图 9 流态识别现场测试效果图

Fig. 9 Flow state recognition on-site test effect diagram

5.3 表面流速测量误差

经深入调研,本文采用无人机搭载多普勒测速雷达作为对比测试的专业设备^[11]。无人机测流系统共划分了不同工况条件下的 5 条测量航线,每条航线 20 个测量数据,共 100 组测量数据。系统测量数据与无人机测量数据的对比见图 10,经计算,该系统表面流速测量相对该专业设备的误差为 3.48%。

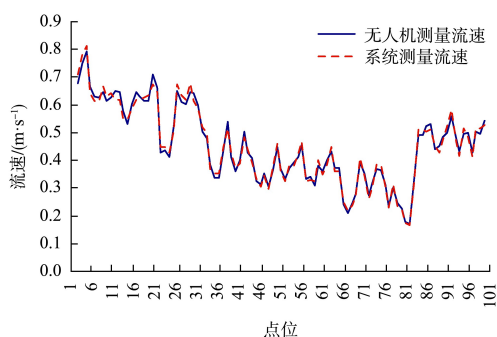


图 10 系统测量流速与无人机测量流速对比

Fig. 10 Comparison between system measurement flow velocity and unmanned aerial vehicle measurement flow velocity

6 结论

1) 本文针对内河枢纽航道表面碍航流态实时在线监测技术难题,设计了表面流态智能识别系统,该系统主要由图像采集模块、图像预处理模块、特征提取模块、目标检测与识别模块、流速计算模块、流态分类模块、数据可视化模块、系统集成与优化模块等模块组成。

2) 本文研发了基于深度学习的大尺度粒子图像测速算法,基于深度学习的算法设计,有效解决了传统方法在大尺度监测场景下的精度不足问题,显著提高了表面流速测量的准确性和可靠性;研发基于 YOLO-BP 网络的表面流态碍航风险感知算法,通过结合 YOLO 网络的快速检测能力和 BP 神经网络的分类优势,实现了对复杂流态的快速识别与风险评估;研发特殊工况条件下航道表面流态特征数据增强算法,有效提升了模型在特殊工况下的鲁棒性和适应性,确保了系统在复杂恶劣环境条件下的稳定运行。

3) 基于本文所述方法设计开发的系统在长江三峡枢纽河段进行了试验验证,结果表明:系统可实现 7×24 h 连续实时监测,单点测量范围约 $400 \text{ m} \times 500 \text{ m}$,表面流态识别准确率为 98.34%,表面流速测量相对误差为 3.48%,均满足系统设计指标要求,可为枢纽通航管理提供技术支撑。

参考文献:

- [1] 长江航道局. 长江干线航道通航条件影响评价技术指南[R]. 长江航道局, 2018.
Changjiang Waterway Bureau. Technical guidelines for impact assessment of navigation conditions in the Changjiang main line waterway [R]. Wuhan: Changjiang Waterway Bureau, 2018.
- [2] 陈明慧, 闫涛, 李晓松. 库区急弯航段船舶通航模拟试验[J]. 水运工程, 2022(5): 147-151, 158.
CHEN M H, YAN T, LI X S. Simulation test of ship navigation in sharp turn section of reservoir area [J]. Port & waterway engineering, 2022(5): 147-151, 158.
- [3] 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.
- [4] 黄国良, 徐恒, 熊波, 等. 内河无人航道测量船系统设计[J]. 水运工程, 2016(1): 162-168.
HUANG G L, XU H, XIONG B, et al. Design of unmanned vessel for inland river channel measurement [J]. Port & waterway engineering, 2016(1): 162-168.
- [5] 姚明经. 莲沱段航道北斗+GPS 表面流速流向观测[J]. 地理空间信息, 2023, 21(3): 136-138.
YAO M J. Surface current velocity and direction observation in Liantuo Channel by BDS + GPS [J]. Geographical information, 2023, 21(3): 136-138.
- [6] 王媛媛, 池佃东. 基于河道自然示踪物的无人机自然河流表面流场测量[J]. 西北水电, 2023(4): 38-41, 63.
WANG Y Y, CHI D D. Measurement of river surface flow field based on UAV remote sensing [J]. Northwest hydropower, 2023(4): 38-41, 63.
- [7] FUJITA I, MUSTE M, KRUGER A. Large-scale particle image velocimetry for flow analysis in hydraulic engineering applications [J]. Journal of hydraulic research, 1998, 36(3): 397-414.

(下转第 224 页)