

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2026.01.003

融合语义分割与时空信息的水位智能识别方法

周 聂¹, 陈 华¹, 刘炳义¹, 易瑞吉², 魏 苗³, 许崇育¹

(1. 武汉大学水资源与水电工程科学国家重点实验室; 2. 国家能源集团科学技术研究院有限公司;
3. 国家能源集团新疆吉林台水电开发有限公司)

摘要: 针对复杂自然环境下因光照变化、干湿交替及背景干扰导致的水位识别精度低、稳定性差的问题,提出了一种融合语义分割与时空信息的水位智能识别方法。该方法通过构建融合残差连接、卷积注意力机制与空洞卷积模块的 FCN-RCA 模型,引入基于洪泛算法的图像分割优化方法,实现了对水体区域的高鲁棒性语义分割和结构完整性优化;利用仿射变换将分割结果映射至坡面物理空间,构建虚拟水尺实现水位的精确量化,结合视频帧的时空连续性信息,对水位边界进行时序一致性优化,以提升识别结果的稳定性与可靠性。新疆塔勒德萨依站的实例验证结果表明:该方法在多种气象、水文、光照条件下的平均交并比均超过 0.92,表现出优异的分割性能,且能准确提取水位边界;基于时空信息的动态水位优化方法有效保证了水位边界识别的稳定性与连续性,较优化前绝对平均误差(MAE)和均方根误差分别减小了 0.006、0.004 m,且纳什效率系数(NSE)提高了 0.024;长序列实测资料验证中水位识别 MAE 控制在 0.04 m 以内,NSE 最高达 0.997,证明该方法能够在复杂环境下实现厘米级水位识别,并具备良好的时序一致性和工程适用性。

关键词: 水位识别;FCN-RCA 模型;虚拟水尺;时空平滑;图像识别

Intelligent water level recognition method integrating semantic segmentation with spatiotemporal information

Zhou Nie¹, Chen Hua¹, Liu Bingyi¹, Yi Ruiji², Wei Miao³, Xu Chongyu¹

(1. State Key Laboratory of Water Resources and Hydropower Engineering Science, Wuhan University;
2. China Energy Science and Technology Research Institute Co., Ltd.;
3. China Energy Xinjiang Jilintai Hydropower Development Co., Ltd.)

Abstract: To address the low accuracy and poor stability of water level recognition in complex natural environments, which result from illumination changes, alternation between wet and dry conditions, and background interference, an intelligent water level recognition method that integrated semantic segmentation with spatiotemporal information was proposed. An FCN-RCA model was constructed by combining residual connections, a convolutional attention mechanism, and an atrous convolution module; an image segmentation optimization method based on the flooding algorithm was introduced, and highly robust semantic segmentation and structural integrity optimization for the water body area were achieved. The segmentation results were mapped to the physical space of the slope domain via an affine transformation to build a virtual water gauge, enabling precise quantification of the water level. By leveraging the spatiotemporal continuity of video frames, temporal consistency optimization was applied to the water level boundary to enhance the stability and reliability of the recognition results. The case study at the Taleldesayi Station in Xinjiang demonstrates that the proposed method achieves a mean intersection over union (mIoU) exceeding 0.92 under various meteorological, hydrological, and illumination conditions, exhibiting excellent segmentation performance and accurate extraction of water level boundaries. The dynamic water level optimization method based on spatiotemporal information effectively ensures the stability and continuity of water level boundary recognition. Compared with the pre-optimization result, the absolute mean absolute error (MAE) and root mean square error (RMSE) reduce by 0.006 m and 0.004 m, respectively, while the Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) increases by 0.024. In validation with long-term measured data, the MAE for water level recognition remains within 0.04 m, and the NSE reaches up to 0.997. These results confirm that the method can achieve centimeter-level water level recognition in complex environments, with good temporal consistency and engineering applicability.

Key words: water level recognition; FCN-RCA model; virtual water gauge; spatiotemporal smoothing; image recognition

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFC3209101)

作者简介: 周聂(1996—),男,博士研究生,主要从事智慧水利、视觉水沙要素监测与模拟研究。E-mail:niezhou@whu.edu.cn

通信作者: 陈华(1977—),男,教授,博士,主要从事智慧水利、流域智能监测与模拟研究。E-mail:chua@whu.edu.cn

水位监测是洪水预警、防灾减灾、水资源调度与河道综合治理的重要基础,高精度水位监测对提升流域管理效率与水安全保障能力具有重要意义^[1]。传统水位监测方法因其理论成熟、稳定性高,在水文监测中发挥着重要作用^[2]。然而,在山区河流、偏远地区或极端洪水等工况下,传统接触式方法面临布设困难、维护成本高、人工依赖性强等问题,难以实现水位的高频、连续、广覆盖监测^[3]。

随着智能感知技术的快速发展,基于图像识别的非接触式水位监测方法逐渐兴起,为实现全天候、远程化、自动化的水文信息获取提供了新途径^[4-6]。图像识别方法通常通过部署固定式摄像设备,采集水面及岸坡图像序列,并结合图像分割、边缘检测或深度学习模型提取水体边界与水位线信息,可在不直接接触目标水体的前提下,实现对水位变化的高时效监测^[7-8]。同时,具备布设灵活、成本较低、维护便捷等优势,尤其适用于野外复杂区域的水位动态获取^[9-10]。

近年来,国内外学者围绕图像水位识别的关键环节开展了大量研究^[11]。在图像预处理方面,常采用图像增强、直方图均衡与伽马校正等方式提高边缘清晰度和视觉质量^[3]。在水体分割方面,从早期基于阈值与边缘的传统方法,发展到以 FCN、U-Net、DeepLab 为代表的深度语义分割网络,显著提升了分割的精度与鲁棒性^[12-16]。在水位线提取方面,部分研究通过结构特征定位、边界检测与几何拟合等方式提取水位线,也有学者尝试引入激光雷达、水尺识别或图像深度估计增强其准确性^[17-18]。总体而言,现有研究已在方法多样化、模型精细化和处理自动化等方面取得了长足进展,为图像水位识别提供了坚实的技术基础。然而,现有方法虽在理想或可控的试验条件下表现良好,但在复杂自然工况中仍面临突出挑战。在实际应用中,光照条件随昼夜和天气变化剧烈波动,强降雨、大雾、积雪等会干扰水体与岸坡边界识别,洪水期的湍流和波浪亦加剧水位线定位难度,导致图像信号退化、误检增加^[19-20]。尽管深度分割方法在像素级精度上表现突出,其在强光照变化、复杂气象及显著水动力扰动下的鲁棒性与时序一致性仍有限,容易出现结果波动^[21-22]。此外,基于实体水尺的识别方法,因水尺表面字符易受遮挡与污染,难以保证在复杂环境下的长期稳定运行^[23-24]。上述因素均会显著影响图像分割的精度与水位提取的稳定性,使得现有方法在复杂环境中的鲁棒性与泛化能力受到显著制约^[25-26]。

针对上述问题,本文提出了一种融合语义分割与时空信息的水位智能识别方法,并以新疆塔勒德萨依站实测资料为基础,系统开展方法验证与精度评估,以期构建高频、智能、可靠的视觉水文监测系统提供理论支持。

1 水位智能识别方法

以视频图像为输入,经过多阶段处理实现水位的精准识别与异常过滤步骤如下:①预处理。通过特征点匹配、透视变换和图像重采样实现抖动消除与图像校正。②高精度语义分割。构建结合残差连接机制、卷积注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)^[27]与空洞卷积结构(atrous spatial pyramid pooling, ASPP)^[28]的 FCN-RCA 模型,以提升水体区域分割的准确性和鲁棒性。③语义分割优化。引入基于洪泛算法的后处理方法,提高水体边界的完整性与精细度,开展坡面空间重建,利用仿射变换与图像标定将分割结果映射至物理空间,并结合双向垂直搜索策略,确定水位边界。④结合箱线图与 Z-score 标准化方法进行异常值检测与过滤,实现水位识别结果的稳定输出。具体的技术路线如图 1 所示。

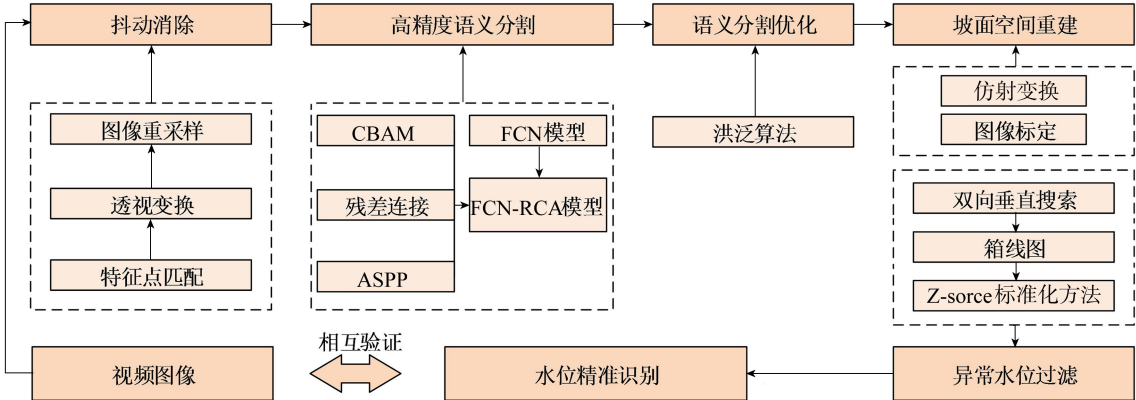


图 1 水位智能识别方法技术路线

Fig. 1 Technical route of intelligent water level recognition method

1.1 基于 FCN-RCA 模型的水体语义分割方法

为提升水体语义分割的鲁棒性,在传统 FCN 主干网络基础上,集成残差连接机制、CBAM 与 ASPP 构建 FCN-RCA 模型,旨在通过三者协同作用,提升模型在复杂场景下的语义分割精度与泛化能力,其网络结构如图 2 所示。

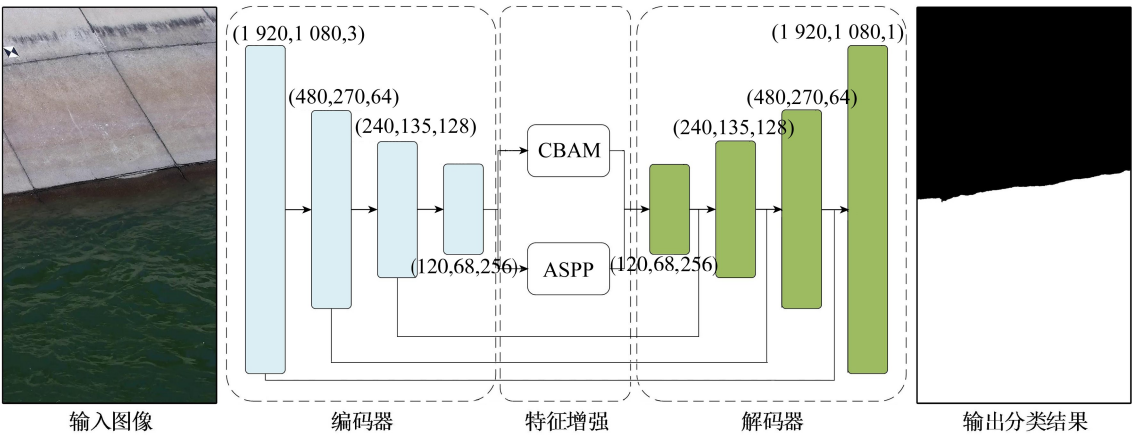


图 2 FCN-RCA 模型结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of FCN-RCA model structure

针对传统 FCN 在深层网络中易出现梯度消失与特征退化的问题,研究在编码器与解码器之间嵌入轻量级残差连接模块。通过构建跨层跳跃路径,实现高分辨率浅层特征与低分辨率深层特征的对齐与融合,提升边界信息表达能力。具体地,设第 l 层浅层特征为 $F_l \in \mathbf{R}^{H \times W \times C}$ (H 和 W 分别为输入浅层特征的空间分辨率, C 为浅层特征通道数),第 L 层深层特征为 $F_L \in \mathbf{R}^{H \times W \times D}$ (D 为深层特征通道数),特征融合过程可表示为:

$$F = \text{Conv}_{1 \times 1} \{ \text{Concat}[F_l; \text{UpSample}(F_L)] \} \tag{1}$$

式中: $\text{Conv}_{1 \times 1}$ 为卷积核大小为 1×1 的卷积层,用于对拼接后的多尺度特征进行通道维度映射与融合; Concat 为通道拼接; UpSample 为双线性插值上采样。

特征融合使得高分辨率低层特征与低分辨率高层特征形成互补,提升边界分割精度。在完成基础特征提取与多层级信息融合之后,为进一步引导模型聚焦于关键区域特征,同时抑制冗余背景干扰,在模型中引入了 CBAM。CBAM 由通道注意力机制与空间注意力机制串联构成,分别在特征图的通道与空间维度生成权重图,对输入特征进行逐元素加权,从而动态突出对分类或分割任务更具贡献的信息区域。

在自然场景中,水位线形态往往呈现出显著的尺度多样性,既包含细微的局部边缘特征,也具有较强延展性的整体结构。为有效提升模型对多尺度特征的捕获能力,在网络结构中引入了 ASPP。ASPP 由多个空洞卷积分支组成,每个分支使用不同的膨胀率以捕获不同尺度的局部与全局特征,并辅以全局平均池化分支引入全局上下文信息。各分支输出的特征在通道维度上进行拼接,从而形成一个融合多尺度语义信息的特征图,提升语义分割任务的性能。设输入特征为 $X \in \mathbf{R}^{H \times W \times C}$,ASPP 的输出特征可表示为:

$$Y = \text{Concat}[F, \text{AvgPool}(X)] \tag{2}$$

其中

$$F = (\text{Conv}_{3 \times 3}^{d_1}(X), \text{Conv}_{3 \times 3}^{d_2}(X), \text{Conv}_{3 \times 3}^{d_3}(X), \text{Conv}_{3 \times 3}^{d_4}(X))$$

式中: $\text{Conv}_{3 \times 3}^{d_i}$ 为不同膨胀率 (d_1, d_2, d_3, d_4) 的空洞卷积操作; AvgPool 为全局平均池化操作。此设计可以有效捕捉图像中的多尺度语义信息,从而提高分割性能。

针对水位识别的像素级分割任务,采用二分类交叉熵损失作为模型的优化目标:

$$B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{ y_i \ln \sigma(p_i) + (1 - y_i) \ln [1 - \sigma(p_i)] \} \tag{3}$$

式中: B 为二分类交叉熵损失; σ 为 Sigmoid 函数; y_i 为像素 i 的真实标签 (水体为 1,非水体为 0); $\sigma(p_i)$ 为通过 Sigmoid 函数对模型输出 p_i 转换后的概率值,其取值范围为 $[0, 1]$; N 为像素数量。

1.2 基于洪泛算法的图像分割优化方法

在强降雨、雪天等场景中,雨滴与雪花造成的模糊与遮挡效应显著削弱了水体边界的辨识度,常出现局部孔洞或边界误分等问题,影响水位识别的准确性。为此,引入了基于洪泛算法的图像分割结果优化方法,

利用区域连通性信息对漏分与错分区域进行自动识别与修正。

洪泛算法本质上是一种区域生长算法,通过像素相似性约束,不断扩展相邻像素以形成连通区域,常用于区域填充和连通性检测。设定一个起始点 $p_0=(x_0,y_0)$,从其八邻域出发,递归检查像素值是否满足填充条件,若满足则赋值为目标类别并加入队列,直至连通区域填满。

本文将图像划分为水体和非水体两类,误分情况主要为错分和漏分,修复误分区域步骤如下:①对初始分割结果进行二值化处理,其中非水体区域设置为 0,水体区域设置为 1;②以图像中正确划分的非水体为出发点,通过洪泛算法,将连通的非水体区域全部填充为水体;③填充完毕后,将其作为掩码 M_1 ,其中 $M_1(x,y)$ 为 0 处代表的即是水体划分为非水体的漏分区域,进而在原始图像中,令掩码图像中 $M_1(x,y)$ 为 0 位置所对应的原图像的 $I(x,y)$ 更新为 1,即完成漏分水体修正;④以图像中正确划分的水体为出发点,通过洪泛算法,将联通的水体区域全部填充为非水体,即将联通区域内所有的 1 设置为 0;⑤填充完毕后,将其作为掩码 M_2 ,其中 $M_2(x,y)$ 为 1 处即是非水体划分为水体的错分区域,进而在原始图像中,令掩码图像中 $M_2(x,y)$ 为 1 位置所对应的原图像的 $I(x,y)$ 更新为 0,即完成错分水体修正。

1.3 基于坡面空间重建的虚拟水尺构建方法

传统基于实体水尺的图像识别方法,通常依赖于对实体水尺的检测与识别,并通过字符识别、刻度提取等方式读取水位。然而,在野外环境中,实体水尺字符易受遮挡和污染,难以保证在复杂环境下的长期稳定运行。为此,引入虚拟水尺构建技术,通过建立图像坐标与坡面坐标系间的映射关系,替代实体水尺进行水位估算。

实际应用中,摄像机通常固定安装于渠坡一侧,并以一定倾角拍摄,导致图像存在畸变,使得像素坐标无法直接反映坡面上各位置的真实几何关系,需对图像进行空间几何还原,渠系边坡在宏观尺度上可视为二维平面,因此采用仿射变换实现从图像坐标系到坡面参考坐标系的映射关系构建。仿射变换是一类保持点间共线性与比例关系的线性几何变换,适用于摄像机姿态稳定、场景基本平面的应用场景。在二维平面假设下,仿射变换共含有 6 个自由度,至少需 3 组非共线对应点对以解算参数。该变换坡面控制点可通过全站仪、RTK-GPS 等高精度测绘设备直接测量,然后将其投影到定义的二维坡面坐标系中;图像中的对应点通常由人工标注高辨识度特征点获得。图像与坡面之间的空间映射关系建立后,构建虚拟水尺,实现水位线的量化定位与刻度映射。虚拟水尺基于图像-地形映射关系建立等距刻度系统,在图像中重构具有物理意义的尺度基准,从而支持水位的直接读取与数值估算。构建流程如下:①进行坐标系定义与原点选取,在坡面坐标系中选取一条与水位线近似垂直的参考直线作为虚拟水尺轴线,并设定其原点对应的坡面坐标;②开展尺度设定与刻度生成,根据设定的实际间距生成等间距刻度点,并将其对应的坡面坐标通过仿射变换逆映射至图像中,完成刻度位置的图像标定;③进行视觉呈现与高程标定,在图像中对各刻度位置进行可视化叠加显示,同时标注其在坡面坐标系中的真实高程数值,实现从图像直接读取水位值的功能。

相较于传统依赖实体水尺识别字符或刻度线的方式,虚拟水尺具有不依赖实物标志、灵活布设、抗环境干扰能力强、远程可视化读取等显著优势。图 3 为原始图像、经仿射变换后的几何校正图像以及基于重建结果叠加生成的虚拟水尺的示意图。

1.4 考虑时空信息的动态水位优化方法

自然场景下,受湍流扰动、波浪涌动等复杂水动力因素影响,河流水位常呈非稳态特性,瞬时水位波动剧烈、离散性强。传统依赖单帧图像或瞬时值的水位识别方法在水位陡涨陡落条件下易出现误判,难以满足高动态场景的稳定识别需求。为此,基于视频数据的时间连续性与空间冗余性,提出考虑时空信息的水位识别策略。从每段视频中

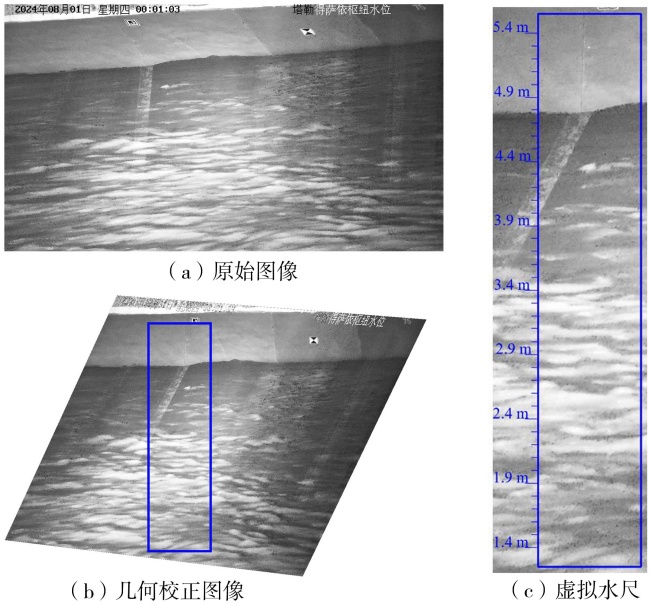


图 3 仿射变换示意图

Fig. 3 Illustration of affine transformation

提取 10 帧图像,在每帧中选取 15 个相邻位置点,形成 150 组时空分布的水位样本,通过多帧融合与空间平均抑制瞬时误差,提升识别稳定性。

为实现水位边界的精确定位,采用双向逼近的垂直搜索策略:①依据测点位置获取其在图像中的横向坐标 x ;②以图像顶端的非水体区域为起始点,自上而下搜索,定位到第一个水体像元,其垂向位置记为 y_1 ;③以图像底端的水体区域为起始点,自下而上搜索,直至检测到首个非水体像元,其垂向位置记为 y_2 ;④若在该垂线上满足 $y_1 - y_2 = 1$,则表明水位边界在该位置已被正确划分,相应水位识别值有效,若不满足此条件则判定该垂线位置存在错误分割。

同时,考虑到激波、漂浮物与强光等因素可能引发局部异常,进一步引入两阶段统计剔除机制。首先,采用箱线图法基于四分位距(I_{QR})检测并剔除初步异常值。箱线图的四分位数 Q_1 和 Q_3 分别为排序后数据集中位于第 25%分位数和第 75%分位数位置的值,则 I_{QR} 可以表示为:

$$I_{QR} = Q_3 - Q_1 \quad (4)$$

根据 I_{QR} ,异常值的判断范围的下限 L_{bound} 、上限 U_{bound} 分别为:

$$L_{bound} = Q_1 - 1.5I_{QR} \quad (5)$$

$$U_{bound} = Q_3 + 1.5I_{QR} \quad (6)$$

若某一数据值超出这一范围($[L_{bound}, U_{bound}]$),则该值被视为异常值。随后,对剩余样本使用 Z-score 标准化方法进行二次筛查。

1.5 模型评价指标

采用图像分割任务中常用的平均像素精度(MPA)和平均交并比(mIoU)衡量分割模型表现。其中 MPA 通过计算每个类别的像素准确率来评价模型的分割效果,并对所有类别像素准确率取平均,进而衡量模型的分割精度。mIoU 则通过计算每个类别的交集和并集比例,衡量预测的分割类型和真实标签区域之间的重叠度。

采用纳什效率系数(NSE)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)评估水位识别效果,全面验证识别模型的性能。NSE 取值小于或等于 1,越接近 1,拟合效果越好;RMSE 越接近 0,拟合效果越好;MAE 越接近 0,拟合效果越好。

2 实例验证

2.1 研究区域及数据集构建

为构建适用于自然复杂环境的高鲁棒性图像分割模型,基于新疆塔勒德萨依站于 2023 年 5 月 1 日至 2024 年 12 月 31 日采集的高清视频资料与通过实体水尺观测获取的实测水位数据,建立模型训练数据集。所采集的数据覆盖枯水、平水和丰水等典型水文过程,具备良好的时序连续性和代表性,有助于提升模型在多变水文条件下的适应能力与泛化性能。

在样本选取方面,考虑了多种复杂环境变化:①来流条件方面,样本覆盖低水位、中水位和高水位等不同流量场景,包含水体湍流与波浪涌动的情况,以反映水体边界形态的剧烈变化,提升模型在扰动水位线下的定位鲁棒性;②光照条件方面,样本涵盖晨昏、强光和夜间等不同亮度场景,覆盖昼夜交替导致的色彩与对比度剧烈波动,并包含逆光、耀斑与低照度等因素,确保模型在复杂光照下仍能保持较强的适应性;③气象要素方面,数据覆盖雨、雾和雪等典型天气过程,包含强降雨造成的图像模糊与水体边界遮蔽、雾气导致的信号对比度下降、积雪覆盖干扰坡面轮廓等自然现象,从而增强模型在多源噪声与图像信号降质环境下的分割鲁棒性。

图像数据通过定间隔抽帧方式从原始视频中提取,分辨率为 2 560 像素×1 440 像素。样本标注采用 Labelme 工具进行像素级语义精细标注,确保标签一致性和精度。在完成 1 000 张高分辨率图像标注的基础上,通过随机裁剪、旋转等方式生成 256×256 像素尺寸的增强样本共计 100 000 张。

2.2 图像分割效果评价

图 4 为本文构建的图像分割模型在多种典型环境条件下的水体分割表现。测试场景包括:低水、中水、高水 3 种来流情形,低光、耀光、夜间 3 种复杂光照场景,以及雾天、雨天、雪天 3 种高环境干扰条件,以期模拟野外长期运行过程中可能遭遇的典型干扰情形。在光照稳定、无明显干扰的情形下,模型可实现边界清晰、形态完整的水体区域分割,分割结果与人工标注高度一致,适用于各类水位变化场景。在低光、耀光和夜间等光照扰动下,尽管图像亮度和对比度有所波动,模型仍保持稳定的边界识别能力,显示出良好的光照适

应性。雾天条件下,由于图像对比度降低,分割精度略有下降,但整体误差较小。相比之下,雨天和雪天对模型性能影响较为显著。雨滴和雪花引起的模糊和遮挡,使得水体边界辨识度降低,部分区域出现错分或漏分,尤其在雪天条件下,岸上积雪的高反射性使水面与周边背景难以区分,误分区域显著增多。

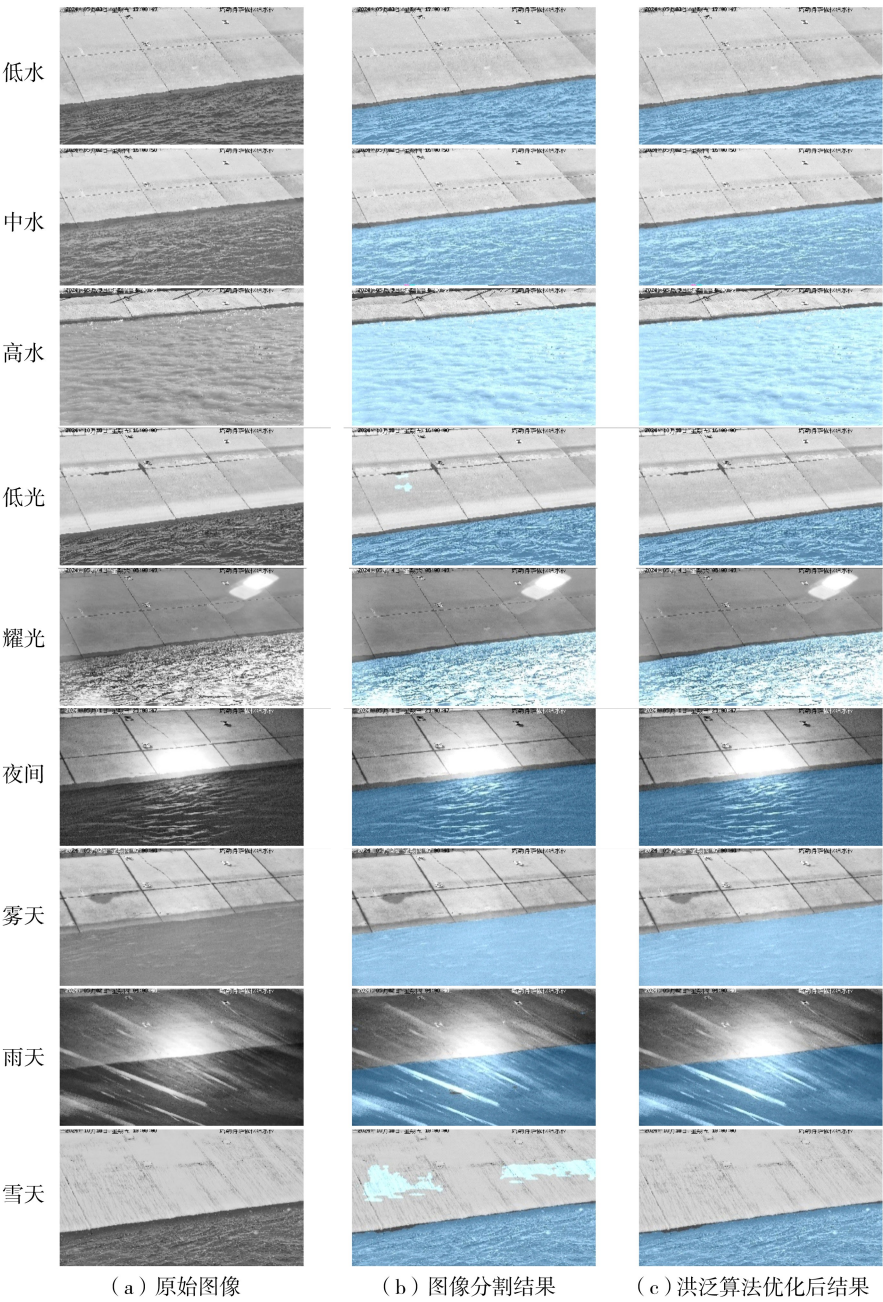


图 4 图像分割结果

Fig. 4 Image segmentation results

由图 5 可知,在正常光线和水位条件下,模型均实现了极为准确的图像分割,模型 mIoU 与 MPA 均超过 0.98,表现出极高的分割精度。低光条件下,mIoU 略降至 0.964,但总体鲁棒性仍良好。雨天和雪天情景中,模型性能明显下降,雪天场景的 mIoU 降至 0.748,MPA 降至 0.920,成为最具挑战的场景类型。经洪泛算法优化后,图像局部噪声导致的异常分割噪点得到有效剔除,图像分割效果得到有效提高。在光线良好条件下,分割效果提升并不明显,这主要是由于图像分割算法在无优化条件下,即能实现近乎完美的水位边界分割。而在降雨及降雪条件下,图像分割效果得到了有效提高,其 MPA 分别上升了 0.009 和 0.060,mIoU 同样呈增加趋势,分别提升了 0.017 和 0.173,表明本文的时空平滑优化方法对剔除异常误差、保证图像整体的分割效果稳定具有显著作用。

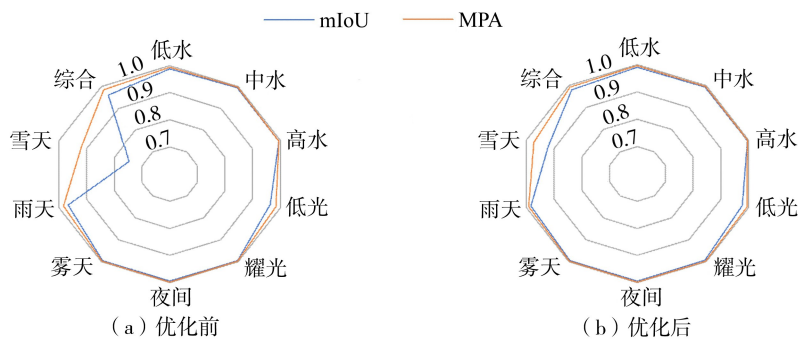


图5 模型经洪泛算法优化前后识别指标对比

Fig. 5 Comparison of recognition metrics of model before and after optimization with flooding algorithm

2.3 水位边界识别效果评价

水体分割效果评价能够量化模型的整体分割性能,但由于分割指标主要衡量的是整体分割情况,且水体区域通常占据较大面积,因此整体分割指标往往偏高。然而,水位识别更关注的是水位边界的准确分割和定位,因为这直接影响最终的水位解译结果,因此进一步分析了模型对水位边界的识别效果。由图 6 可知,3 种来流情形下本文方法可稳定识别出干湿交界处的水位线,边界连续性与形态精度均与目视判断高度一致;在光照干扰场景(如低光、耀光与夜间)下,尽管图像对比度下降或存在强反射干扰,本文方法仍能准确提取水体边界;尽管气象要素干扰场景中存在雨滴条纹、飘雪遮挡等高频噪声干扰,本文方法仍能有效提取水体边界,仅在局部存在轻微扰动,表现出良好的鲁棒性,具备较高的工程适用性。

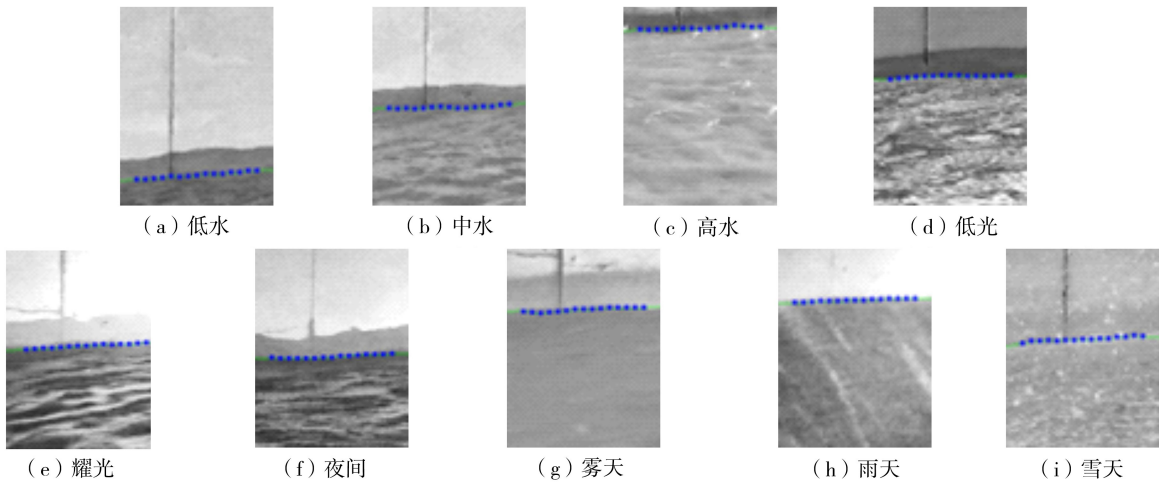


图6 水位边界识别结果

Fig. 6 Water level boundary recognition results

2.4 动态水位优化方法效果评估

选取水位波动较为明显的 2023 年 8 月 16 日实测数据,评估动态水位优化方法的有效性与适用性。由图 7(a) 可知,空间尺度上,各测点水位在短时间内整体较为平稳,箱体高度基本控制在 3 cm 以内,但局部仍存在一定差异,其中测点 12~15 的最大偏差超过 5 cm,显示这些位置存在异常波动。由图 7(b) 可知,时间尺度上,各视频帧的识别结果整体稳定,箱体高度在 4 cm 以内,但部分时刻最大差异仍可达 5 cm。这主要与局部水流速度较快、坡面碰撞激起浪涌有关,导致不同测点间存在差异。2023 年 8 月 16 日 9:00 的实测水位为 4.83 m,优化前识别值为 4.87 m,优化后为 4.84 m,异常水位修正策略可在一定程度上降低水位误差。

由图 8 可知,未采用动态水位优化方法优化前,识别结果与实测值间的 MAE、RMSE 分别为 0.037、0.038 m,NSE 为 0.875,已具有较高的准确性。经过异常值剔除后,识别精度进一步提升,MAE 降至 0.031 m,RMSE 降至 0.034 m,NSE 提升至 0.899。相比优化前,MAE 和 RMSE 分别减小了 0.006、0.004 m,NSE 提高了 0.024,表明基于时空信息的动态水位优化方法能够在一定程度上滤除由激波、浪花等非稳态干扰引起的识别偏差,增强模型鲁棒性。

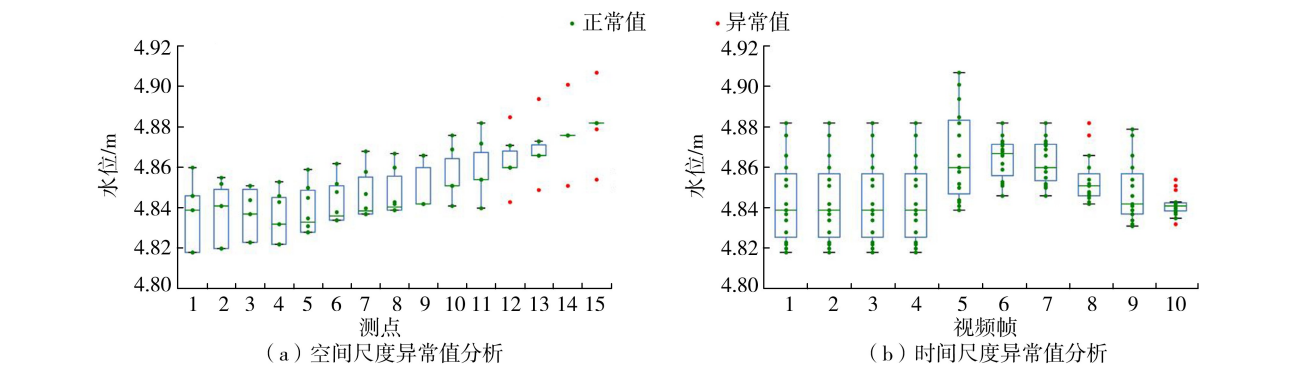


图 7 2023 年 8 月 16 日 9:00 异常值识别结果

Fig. 7 Anomaly recognition results at 9:00 AM on August 16, 2023

2.5 长序列实测资料验证

为评估本文方法在不同水文条件下的水位识别稳定性与精度,选取新疆塔勒德萨依站 2024 年 5 月、8 月、10 月 3 个典型月份中各 15 d 的连续实测数据进行比测分析。考虑 8 月上旬视频数据存在通信与供电中断问题,实际采用 8 月 15—31 日的数据,其余月份选用当月前 15 d 数据。

由图 9 可知,5 月水位呈波动上升趋势,变幅为 2.28 m,水位识别值与实测值吻合良好,且 NSE 为 0.997,MAE、RMSE 分别为 0.031、0.038 m,表明具有较高的识别精度。8 月水位波动频繁,平均水位为 4.61 m。在强降雨等复杂环境下,系统仍表现出良好的识别能力。如 8 月 19 日暴雨天气下,尽管图像受到条纹状噪声干扰,局部区域存在误分现象,但整体最大识别误差仍控制在 0.07 m 以内,显示出系统对恶劣气象条件具有一定的适应能力与稳定性。整体而言,在高波动期能较好跟踪水位变化过程,NSE 为 0.956,MAE 和 RMSE 分别为 0.027、0.033 m,表现出良好的动态适应性与识别精度。10 月水位整体偏低,平均水位为 2.90 m,水位整体呈波动下降趋势,变幅为 0.78 m;NSE 为 0.987,MAE、RMSE 分别为 0.022、0.026 m,表明水位识别结果具有较高的可靠性,可较好地反映退水期的水位变化过程。

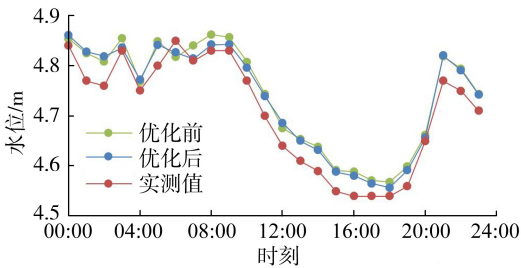


图 8 采用时空异常处理的 2023 年 8 月 16 日水位识别结果

Fig. 8 Water level recognition results using spatiotemporal anomaly processing

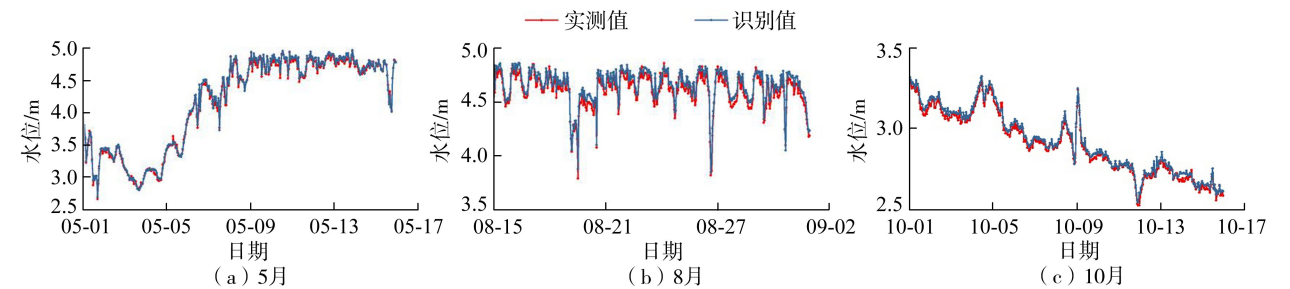


图 9 2024 年 5 月、8 月、10 月水位识别结果

Fig. 9 Water level recognition results on May, August, and October in 2024

整体而言,5 月涨水期、8 月强波动期以及 10 月退水期 3 个典型水文情形下,本文方法均展现出良好的识别稳定性与精度。各月水位识别误差控制在厘米级,NSE 均高于 0.95,能够有效应对不同水位变化特征下的边界波动与图像干扰。本文方法在实际复杂水文环境中具备良好的时序一致性与工程可用性,可为水位的连续自动监测提供可靠技术支撑。

3 结 语

本文提出了一种融合语义分割与时空信息的水位智能识别方法,该方法在新疆塔勒德萨依站的验证结果表明,在多种光照与水文条件下均表现出较高精度与稳定性,各场景下 mIoU 均超过 0.92,长序列实测验

证中水位识别 MAE 控制在 0.04 m 以内,NSE 最高达 0.997,证明本文方法能够在复杂环境下实现厘米级水位识别,并具备良好的时序一致性和工程适用性。

本文方法适用于岸坡规整、摄像机安装稳定的明渠、河道和水库等场景,在雾、降雨、积雪及漂浮物干扰下仍能保持较高识别精度。然而,在暴雨、暴雪等极端条件下,图像质量下降可能导致识别精度降低。未来可结合雷达等多源信息开展补充观测,并探索动态边界建模,以提升极端条件和复杂地貌下的水位感知能力。

参考文献:

[1] 程海云. 推进新时代长江水文高质量发展体系建设构想[J]. 人民长江,2023,54(1):88-97. (Cheng Haiyun. Conception on promoting construction of high-quality development system of Yangtze River hydrology in new era[J]. Yangtze River,2023,54(1):88-97. (in Chinese))

[2] 刘子奇,李丹勋,朱德军,等. 基于单目视觉的无水尺水位测量方法[J]. 仪器仪表学报,2024,45(7):27-37. (Liu Ziqi, Li Danxun, Zhu Dejun, et al. Monocular vision-based gaugeless water level measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2024,45(7):27-37. (in Chinese))

[3] Wu Zeheng, Huang Yu, Huang Kailin, et al. A review of non-contact water level measurement based on computer vision and radar technology[J]. Water,2023,15(18):3233.

[4] Dubey A K, Gupta P K, Dutta S, et al. An improved methodology to estimate river stage and discharge using Jason-2 satellite data [J]. Journal of Hydrology, 2015, 529:1776-1787.

[5] 王俊,熊明. 水文监测体系创新及关键技术研究[M]. 北京:中国水利水电出版社,2015.

[6] Giulietti N, Allevi G, Castellini P, et al. Rivers’ water level assessment using UAV photogrammetry and RANSAC method and the analysis of sensitivity to uncertainty sources[J]. Sensors,2022,22(14):5319.

[7] 李翊,兰华勇,严华. 基于图像处理和 BP 神经网络的水位识别研究[J]. 人民黄河,2015,37(12):12-15. (Li Yi, Lan Huayong, Yan Hua. Research on water-level recognition based on image processing and BP artificial neural network technology [J]. Yellow River,2015,37(12):12-15. (in Chinese))

[8] 栾清华,秦志宇,王东,等. 城市暴雨道路积水监测技术及其应用进展[J]. 水资源保护,2022,38(1):106-116. (Luan Qinghua, Qin Zhiyu, Wang Dong, et al. Review on monitoring technology of urban road waterlogging after rainstorm and its application[J]. Water Resources Protection,2022,38(1):106-116. (in Chinese))

[9] 孙英豪,丁勇,李登华,等. 基于图像识别的无标尺水位测量技术研究[J]. 水利水运工程学报,2023(4):91-97. (Sun Yinghao, Ding Yong, Li Denghua, et al. Research on measuring technique of water level without scale based on image recognition [J]. Hydro-Science and Engineering,2023(4):91-97. (in Chinese))

[10] 张文静,张振,黄剑,等. 基于图像语义分割的水位智能监测方法[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(5):24-30. (Zhang Wenjing, Zhang Zhen, Huang Jian, et al. Intelligent water-level monitoring method based on image semantic segmentation[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2023,51(5):24-30. (in Chinese))

[11] Van Daele R, Dance S L, Ojha V. Deep learning for automated river-level monitoring through river-camera images: an approach based on water segmentation and transfer learning[J]. Hydrology and Earth System Sciences,2021,25(8):4435-4453.

[12] 李欣宇,孙传猛,魏宇,等. 融合 Transformer 与残差通道注意力的恶劣场景水位智能检测方法[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(1):59-69. (Li Xinyu, Sun Chuanmeng, Wei Yu, et al. Water level intelligent detection method based on fuse Transformer residual channel attention mechanism in harsh environments [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2023,37(1):59-69. (in Chinese))

[13] 王宇,魏宇,孙传猛,等. 复杂恶劣环境下水位智能检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(11):119-131. (Wang Yu, Wei Yu, Sun Chuanmeng, et al. Research on intelligent detection method of water level in complex and harsh environment[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2023,37(11):119-131. (in Chinese))

[14] 傅启凡,路茗,张质懿,等. 基于语义分割的水位监测方法研究[J]. 激光与光电子学进展,2022,59(4):0410004. (Fu Qifan, Lu Ming, Zhang Zhiyi, et al. Water level monitoring method based on semantic segmentation[J]. Laser & Optoelectronics Progress,2022,59(4):0410004. (in Chinese))

[15] Wei Lifu, Kong Shihan, Wu Yuquan, et al. Image semantic segmentation of underwater garbage with modified U-Net architecture model[J]. Sensors,2022,22(17):6546.

[16] 张文静,张振,黄剑,等. 基于图像语义分割的水位智能监测方法[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(5):24-30. (Zhang Wenjing, Zhang Zhen, Huang Jian, et al. Intelligent water-level monitoring method based on image semantic segmentation [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2023,51(5):24-30. (in Chinese))

[17] 陈伟昌,杨跃,韦三刚,等. 基于 FMCW 的雷达式水位测量装置关键技术及算法实现[J]. 中国农村水利水电,2017(7): 99-102. (Chen Weichang, Yang Yue, Wei Sangang, et al. Key technologies and its implementation of water level measuring device based on FMCW radar[J]. China Rural Water and Hydropower, 2017(7): 99-102. (in Chinese))

[18] 白岗岗,侯精明,韩浩,等. 基于深度学习的道路积水智能监测方法[J]. 水资源保护,2021,37(5):75-80. (Bai Ganggang, Hou Jingming, Han Hao, et al. Intelligent monitoring method for road inundation based on deep learning[J]. Water Resources Protection, 2021, 37(5): 75-80. (in Chinese))

[19] 张衍,王剑平,张果,等. 图像法水位检测研究进展[J]. 电子测量技术,2021,44(13):104-113. (Zhang Kan, Wang Jianping, Zhang Guo, et al. Review of image water level detection[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(13): 104-113. (in Chinese))

[20] 孙传猛,魏宇,李欣宇,等. 复杂场景下无水尺水位的影像水位反演智能检测方法[J]. 测绘学报,2024,53(3):558-568. (Sun Chuanmeng, Wei Yu, Li Xinyu, et al. Intelligent detection method of image water level inversion for water level without water scale in complex scenes[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2024, 53(3): 558-568. (in Chinese))

[21] 房爱印,王永贤,尹曦萌,等. DetSegNet: 一种基于检测和分割的高精度水尺水位检测网络[J]. 河海大学学报(自然科学版),2024,52(2):28-34. (Fang Aiyin, Wang Yongxian, Yin Ximeng, et al. DetSegNet: a high-precision water gauge level detection network based on detection and segmentation[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2024, 52(2): 28-34. (in Chinese))

[22] 郭明辰,张润润,闻余华. 基于 PSO-LSTM 模型的平原河网汛期水位预测[J]. 水利水电科技进展,2024,44(6):64-70. (Guo Mingchen, Zhang Runrun, Wen Yuhua. Prediction of water level of plain river network during flood season based on PSO-LSTM model[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024, 44(6): 64-70. (in Chinese))

[23] 陈珺,黄燕华,洪朋,等. 基于机器学习模型的河道水位预测[J]. 水利水电科技进展,2023,43(3):9-14. (Chen Jun, Huang Yanhua, Hong Peng, et al. Prediction of river water level based on machine learning model[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2023, 43(3): 9-14. (in Chinese))

[24] 汪崎宇,张振,张田雨,等. 采用断面数据生成虚拟水尺的河道水位视觉测量[J/OL]. 河海大学学报(自然科学版),2025-05-28. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.TV.20250527.1651.010>. (Wang Qiyu, Zhang Zhen, Zhang Tianyu, et al. Visual measurement of water level in rivers using virtual water gauge generated by the cross-section data[J/OL]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2025-05-28. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.TV.20250527.1651.010>. (in Chinese))

[25] 李涛,徐高,梁思涵,等. 人工智能图像识别在水利行业的应用进展[J]. 人民黄河,2022,44(11):163-168. (Li Tao, Xu Gao, Liang Sihan, et al. Application progress of artificial intelligence image recognition in water conservancy industry[J]. Yellow River, 2022, 44(11): 163-168. (in Chinese))

[26] 陈永平,韩韬,邱超,等. 基于调和分析及 VMD-LSTM 混合模型的甬江河口水位预报方法[J]. 河海大学学报(自然科学版),2025,53(2):1-10. (Chen Yongping, Han Tao, Qiu Chao, et al. Water level forecasting method for the Yongjiang River Estuary based on harmonic analysis and VMD-LSTM hybrid model[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2025, 53(2): 1-10. (in Chinese))

[27] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Munich: Springer, 2018: 3-19.

[28] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, et al. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 40(4): 834-848.

(收稿日期:2025-08-06 编辑:刘晓艳)