



刘渡坤,王文娥,邵玲佳,曹启,胡笑涛. 基于语义分割的明渠水位图像监测方法[J]. 中国农业大学学报,2025,30(09):241-252.

LIU Dukun, WANG Wen'e, SHAO Lingjia, CAO Qi, HU Xiaotao. Research on open channel water level image monitoring method based on semantic segmentation[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2025,30(09):241-252.

DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2025.09.22

基于语义分割的明渠水位图像监测方法

刘渡坤 王文娥* 邵玲佳 曹启 胡笑涛

(西北农林科技大学 旱区农业工程教育部重点实验室,陕西 杨凌 712100)

摘要 针对灌区明渠水位监测中现有水位传感器易受环境干扰或水质条件影响,以及传统图像处理方法适应性差等问题,提出一种基于语义分割模型和最大轮廓检测算法的水位线检测方法,建立分段对照的水位标定模型计算水位。以 MobileNetV2 为骨干网络,通过引入额外跳跃连接与 CBAM 注意力模块对 U-Net 模型进行改进,提升水位线边缘的分割精度;结合最大轮廓检测算法提取水位线,有效消除漂浮物等干扰因素的影响;建立分段对照的水位标定模型,获取像素坐标与世界坐标的映射关系,实现从像素坐标到实际水位值的精确转换。对改进后的语义分割模型进行性能测试试验,同时搭建试验平台模拟实际灌区场景,并利用摄像头拍摄水位图像进行水位计算。试验结果表明:1)改进模型在通用水面识别数据集与模型试验水面识别数据集上的平均交并比相较于基准模型分别提升了 1.37% 和 0.88%;2)以人工观测的水位为基准,水位图像监测方法计算水位值的平均绝对误差约为 0.21 cm,平均相对误差约 1.0%。本研究提出的改进模型与水位图像监测方法在不同形状和材质的明渠以及多种光照条件下均表现出较好的适应性和稳定性,为灌区实际场景中明渠水位监测提供了一种可行的方案。

关键词 明渠水位监测;图像处理;深度学习;实时监测;智慧水利

中图分类号 TV123

文章编号 1007-4333(2025)09-0241-12

文献标志码 A

Research on open channel water level image monitoring method based on semantic segmentation

LIU Dukun, WANG Wen'e*, SHAO Lingjia, CAO Qi, HU Xiaotao

(Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas of Ministry of Education,
Northwest A&F University, Yangling 712100, China)

Abstract To address the issues such as existing water level sensors being susceptible to environmental interference or water quality conditions, and traditional image processing methods having poor adaptability of open channel water level monitoring in irrigation area, a water level line detection method based on the semantic segmentation models and maximum contour detection algorithms is proposed. A segmented reference water level calibration model is established to calculate the water level. Using MobileNetV2 as the backbone network, additional skip connections and CBAM attention modules are introduced to improve the U-Net model and enhance the segmentation accuracy of the water level edge. The maximum contour detection algorithm is combined to extract the water level line, which could effectively eliminate interference factors such as floating objects. To achieve precise conversion from pixel coordinates to actual water level values, a segmented reference water level calibration model is built to obtain the mapping relationship between pixel coordinates and world coordinates. The performance tests of the improved semantic segmentation model were conducted on datasets,

收稿日期: 2025-02-17

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(U2243235);国家重点研发计划(2022YFD1900402)

第一作者: 刘渡坤(ORCID:0009-0003-1795-7271),硕士研究生,E-mail: 2023050930@nwfau.edu.cn

通讯作者: 王文娥(ORCID:0000-0001-9997-8137),教授,博士生导师,主要从事流体机械与流体动力学、节水灌溉理论与技术研究,E-mail: wangwene@nwsuaf.edu.cn

while an experimental platform was set up to simulate real irrigation scenarios. Water level images captured by cameras were used for water level calculations. The experimental results show that: 1) Compared to the baseline model, the improved model achieved average intersection-over-union (IoU) improvements of 1.37% and 0.88% on general surface recognition datasets and model test surface recognition datasets, respectively, compared to the baseline model; 2) Using manual observations as the benchmark, the mean absolute error of the water level calculated by the image-based monitoring method was approximately 0.21 cm, with a mean relative error of about 1.0%. The improved model and water level image monitoring method proposed in this study demonstrate excellent adaptability and stability under different channel shapes and materials, as well as various lighting conditions, which can provide a feasible solution for open channel water level monitoring in actual irrigation scenarios.

Keywords open channel water level monitoring; image processing; deep learning; real-time monitoring; smart water conservancy

在智慧灌区建设中,明渠水位的自动测量是实现精准水资源管理的核心环节^[1],不仅直接影响灌区的供水调度和用水效率,而且为水情监测提供了关键数据支持,对提升灌区智能化水平、保障农业灌溉和生态用水安全具有重要意义。

传统的人工读尺方式因劳动强度大且易受主观因素和恶劣天气条件影响,难以满足现代灌区高效、精准的监测需求。近年来,随着自动化技术的发展,多种水位测量方法逐渐应用于实际场景。其中,接触式方法包括浮子式^[2]和压力式传感器^[3],而非接触式方法则包括超声波测距^[4]和激光测距^[5-6]等技术。然而,这些方法普遍存在成本较高、易受环境干扰以及水质条件影响、校准复杂以及维护专业性强等问题,在实际应用中面临一定局限性。随着智慧水利建设的深入推进和信息技术的快速发展,监控摄像头已广泛部署于灌区渠道和水库,为机器视觉技术在水位监测中的应用提供了硬件基础。通过机器视觉技术分析监控图像中的水情信息,实现了对监控点水位的实时监测,有效弥补了传统水文测点在空间覆盖上的不足,并因其较低的建设和维护成本显现出广阔的应用前景^[7]。

当前水位检测方法主要分为图像处理方法和深度学习方法。图像处理方法基于像素灰度值^[8-9]、背景差分^[10]和霍夫变化^[11-12]等图像处理技术,适用于拍摄有水尺或标记物的图像,但存在环境敏感性强、背景依赖性强、噪声干扰显著、动态适应性不足及参数调参复杂等局限性,导致其在复杂场景下稳定性差、测量精度低且维护成本高^[13]。相比之下,深度学习技术通过语义分割为复杂场景下的水体区域提取和水位线检测提供了新思路^[14]。例如,程淑红等^[15]提出了一种基于U-net的水位线检测方

法,通过图像分割提取水体与背景轮廓并利用边缘提取算法获取水位线,但未将分割结果转化为实际水位值,且实验环境较为单一。孙英豪等^[16]则通过U-Net神经网络识别水位线坐标,并结合数学模型计算水位值,该技术在昼夜环境下表现出较强的适应性和高精度。刘子奇等^[17]针对无水尺场景提出了一种基于单目视觉的水位测量方法,采用DeepLabv3+模型进行语义分割,并结合相机标定和断面约束计算水位值。尽管该方法精度较高,但需要精确的标定参数支持,且对低光照、强反光等复杂场景的适应性仍需进一步验证。

近年来机器视觉和深度学习技术已经应用于水位监测领域,但多聚焦于自然水体如河流、湖泊及洪水^[18-21],针对灌区明渠场景中的高精度水位识别方法研究仍较为匮乏。灌区明渠因其形状规格多样、材质差异及全天候监测需求,对水位识别技术提出了多重挑战。首先,环境干扰显著,光照波动(白天强光与夜间弱光)、侧壁阴影投射及水面反射现象易导致水体与渠壁界限特征弱化,增加语义分割模型的误判风险。其次,动态干扰频发(如漂浮物遮挡、瞬态水花飞溅)进一步加剧了水位线提取的难度,传统边缘检测算法易受此类瞬时噪声干扰,导致分割结果出现像素空洞、离群噪声或伪边缘。此外,不同断面结构与材质的特性差异要求水位识别方法具备跨场景普适性,而现有研究对此类复杂工况的适应性验证仍显不足。

针对上述问题,本研究拟通过改进U-Net模型结构并结合通用与特定场景数据集训练模型,设计鲁棒的水位线提取及标定策略,构建一种明渠水位智能监测方法,以期在灌区明渠在复杂条件下的高精度水位监测提供可靠技术方案。

1 明渠水位监测方法

本研究的明渠水位监测方法包括3个核心步骤:1)水位标定。将摄像头布置在明渠一侧,利用标定尺进行精确标定,建立分段对照的水位标定模型。2)水位线检测。通过摄像头获取实时视频流并提取水位图像,结合改进的语义分割模型与最大轮廓检测算法实现水位线的精准定位。3)实际水位值计算。基于分段对照标定模型,将检测到的水位线像素坐标转换为实际水位值。

1.1 基于U-Net改进的水体语义分割网络模型设计

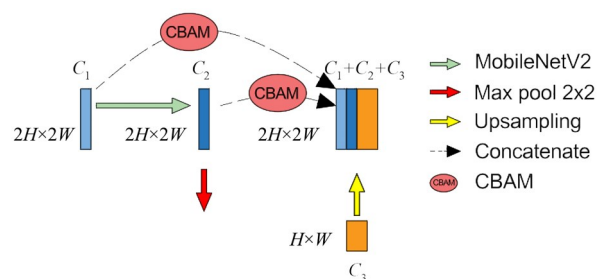
1.1.1 MobileNetV2骨干网络设计

U-Net^[22]是一种基于全卷积网络(FCN)改进的架构,由收缩路径(编码器)和扩张路径(解码器)组成,其核心创新在于引入了跳跃连接,将编码器中的特征图拼接到解码器对应层,从而有效保留图像细节并提升分割精度。为了进一步增强水体语义分割的能力,本研究采用MobileNetV2替代传统的VGG模块作为骨干网络。MobileNetV2^[23]的核心优势在于其引入了倒置残差结构(Inverted Residuals)和线性瓶颈层(Linear Bottlenecks)。具体而言,倒置残差结构通过ReLU6激活函数提取空间特征,确保网络对低对比度场景的适应性;线性瓶颈层则避免了非线性激活可能引发的信息损失,同时通过通道压缩完成高效的特征提取。倒置残差结构由3个关键部分组成:1)通过 1×1 逐点卷积扩展通道数,增加特征表达能力;2)利用 3×3 深度卷积提取空间特征,捕捉局部纹理和上下文信息;3)通过 1×1 逐点卷积减少通道数,完成特征压缩,降低计算复杂度。此外,跳跃连接的设计在特征传递过程中起到了关键作用,不仅保留了特征图的原始信息,而且显著提升了网络对复杂纹理和边缘细节的处理能力,从而进一步优化了水体分割的效果。

1.1.2 跨层连接增强与注意力机制融合

灌区明渠水位检测面临低对比度、光照不均匀等复杂场景的挑战,传统预处理方法难以有效应对这些难题。为此,本研究在U-Net解码器的上采样过程中引入了U-Net++的设计理念,通过增加额外的跳跃连接(Skip connections),实现多尺度特征的融合,从而显著提升对浅层细节的捕获能力。此外,在跳跃连接中融入CBAM(Convolutional block

attention module)模块,利用通道注意力(Channel attention)和空间注意力(Spatial attention)机制突出关键特征,进一步增强对水位线边缘的捕获能力。图像特征层的拼接策略见图1。



C_1 , C_2 , C_3 分别为不同特征层的通道数; H 和 W 分别为特征层的高度和宽度。

C_1 , C_2 , and C_3 is the number of channels in different feature layers, respectively. H and W is the height and width of the feature layers, respectively.

图1 图像特征层拼接策略示意图

Fig. 1 Schematic diagram of image feature layer splicing strategy

1.1.3 语义分割模型总体结构

本研究提出的WaterNet模型采用MobileNetV2作为骨干网络,替代传统U-Net架构,从而减少了参数量并提升运算效率。此外,在上采样阶段引入额外的跳跃连接,并在所有跳跃连接中嵌入CBAM模块,通过通道注意力和空间注意力机制强化对浅层特征及边缘细节的提取能力。这一设计有效提升了水体分割的精度。模型总体结构见图2。

1.1.4 交叉熵-Dice混合损失函数优化

在水位图像分割任务中,单一损失函数通常难以兼顾全局分割的稳定性和边缘细节的精度。交叉熵损失通过逐像素分类的方式确保了全局分割的稳定性,但在复杂边缘场景中容易导致边界细节模糊,从而引发精度损失;而Dice损失则通过最小化预测区域与真实区域之间的重叠差异,间接增强了模型对边界特征的敏感性,但可能导致背景信息弱化的问题。针对上述问题,本研究提出了一种融合交叉熵损失与Dice损失的混合优化策略,旨在实现2类损失的协同优化:一方面保留交叉熵损失对全局特征的稳定学习能力,另一方面引入Dice损失对边缘区域的强化约束。通过这种混合策略,不仅能够保持背景与前景的平衡,还能够在复杂场景下显著提升水体分割的边界精度和整体稳定性。混合损失的公式为:

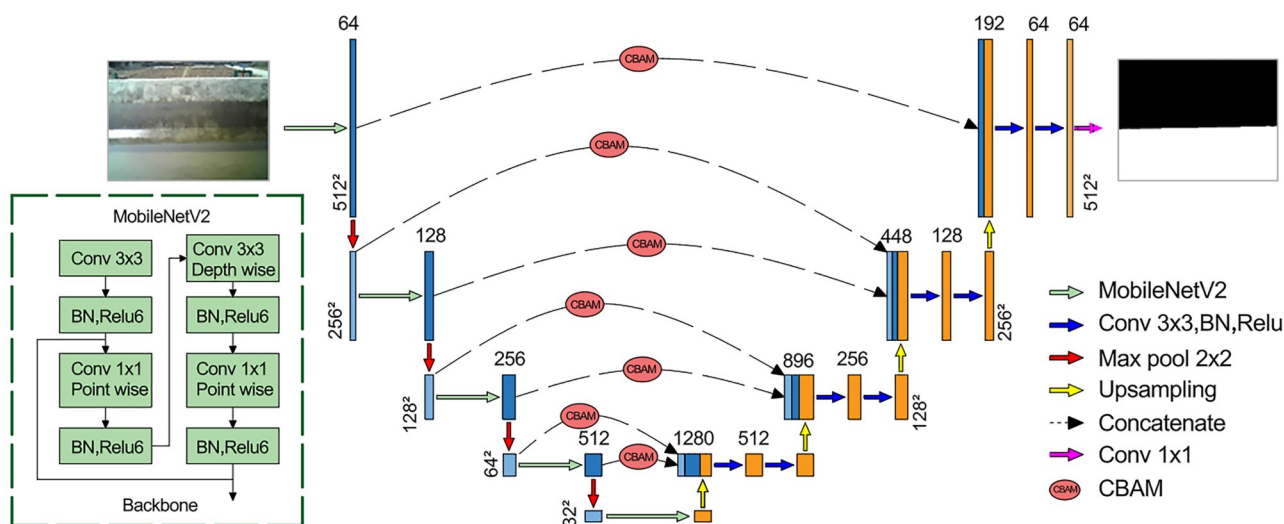


图2 WaterNet语义分割模型总体结构

Fig. 2 Overall structure diagram of the WaterNet semantic segmentation model

$$L_{CE} = -y \ln a - (1 - y) \ln (1 - a) \quad (1)$$

$$L_{Dice} = 1 - \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (2)$$

$$L = L_{CE} + L_{Dice} \quad (3)$$

式中: L_{CE} 为二分类交叉熵损失; y 为真实标签, $y=1$ 为水体, $y=0$ 为背景; a 为预测概率, 取值 $0 \sim 1$; L_{Dice} 为Dice损失; X 为预测结果; Y 为真实结果; L 为混合损失。

1.2 基于最大轮廓检测的水位线检测算法

利用语义分割模型对水体区域进行分割时, 灌区明渠场景的复杂性可能引入多种干扰因素, 影响分割精度。一方面, 渠壁浸润和瞬态水花可能导致水体与背景边界模糊(图3(a)), 引发误分类(图3(b)); 另一方面, 漂浮物遮挡则可能造成水体区域部分像素缺失(图4(a)), 导致分割结果中出现不连续的像素空洞(图4(b))。这些干扰因素在复杂环境下难以完全消

除, 给水位线的精确提取带来挑战。为应对上述问题, 本研究在扩充数据集以提升模型鲁棒性、优化语义分割算法的基础上, 引入OpenCV库中的轮廓检测算法, 用以替代传统的Canny边缘检测算子。具体方法为: 从语义分割结果中提取轮廓信息, 并检索面积最大的轮廓。由于最大轮廓的上边缘通常与实际水位线高度吻合, 因此可以直接将其纵坐标作为水位线的像素坐标。相较于传统边缘检测算法, 最大轮廓检测算法在处理有瑕疵的语义分割结果时展现出显著优势, 主要体现在以下2个方面: 1) 对于渠壁浸润引起的离群噪声(图3(c)和(d)), 最大轮廓检测算法能够有效抑制噪声干扰, 避免其对水位线提取的影响; 2) 对于漂浮物遮挡导致的像素空洞(图4(c)和(d)), 该算法能够充分利用水体区域的空间连续性, 准确恢复水体区域的完整性。这一改进为复杂环境下的水位线检测提供了更为可靠的技术支持。

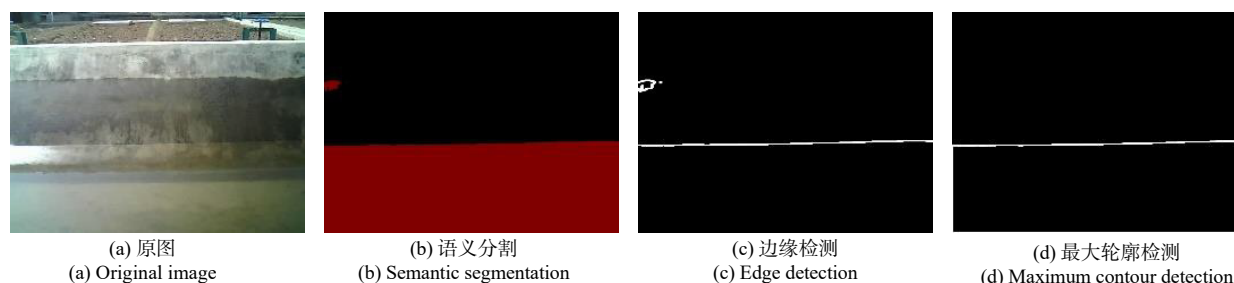


图3 渠壁浸润时边缘检测与轮廓检测效果对比

Fig. 3 Comparison of edge detection and contour detection effects when the channel wall is wetted

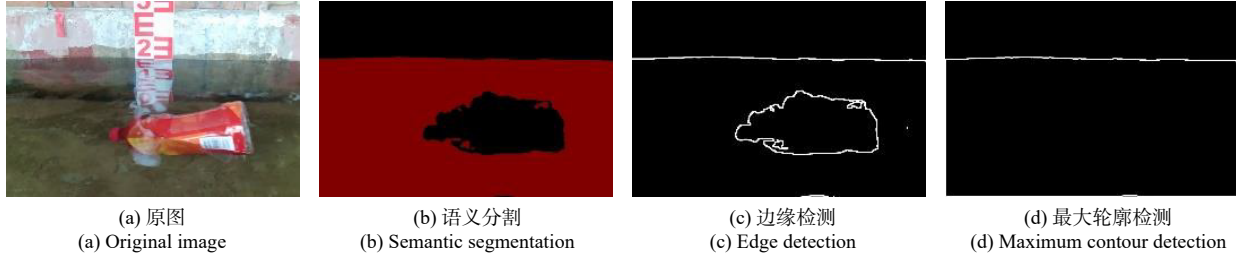


图4 漂浮物遮挡时边缘检测与轮廓检测效果对比

Fig. 4 Comparison of edge detection and contour detection effects when obscured by floating objects

1.3 水位标定模型及计算

摄像头采集水位图像时,空间投射点与图像中的像素坐标点一一对应^[24],因此,标定尺竖直方向上以 $\Delta H=1\text{ cm}$ 等间距分布的标定点 $\{H_1, H_2, \dots, H_n\}$ 在图像中的对应像素点为 $\{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ 。然而,由于摄像头拍摄角度引起的透视效应,标定尺的垂直投影会发生扭曲,导致图像中相邻像素点之间的间距呈现非线性变化。如果采用简单的线性插值方法进行处理,将不可避免地引入几何形变误差。为解决这一问题,本研究采用分段对照的方法,通过对标定点进行分段插值来适应像素间距的非线性变化,从而在每一段内获得更高的计算精度。给定水位线像素坐标 h 及分段索引 $k=1, 2, \dots, n$,则水位计算公式为:

$$H = \begin{cases} H_k - \frac{h - h_k}{h_{k+1} - h_k} \Delta H, & h_k \leq h < h_{k+1} \\ H_n - \frac{h - h_n}{h_n - h_{n-1}} \Delta H, & h \geq h_n \end{cases} \quad (4)$$

式中: H 为计算得到的实际水位值,cm; ΔH 为标定尺刻度间距,cm; h 为水位线像素坐标; $H_k(k=1, 2, 3, \dots, n)$ 为标定点的高度值,cm; $h_k(k=1, 2, 3, \dots, n)$ 为标定点对应的像素点坐标。利用上述模型,可将水位线坐标 h 映射为实际水位值 H 。在标定过程中,标定尺提供了关键控制点。水位标定完成后,保留标定尺以便后续校准,确保测量精度的可靠性。

2 试验验证与分析

2.1 语义分割模型性能测试

2.1.1 数据集准备及模型训练配置

本研究采用PASCAL VOC数据集格式,使用LabelMe工具对图像进行精确标注,区分水面与非水面像素。模型训练基于以下2组数据集:1)通用

水面识别数据集:包含2 320张与水相关的静态图像,其中1 888张来自ADE20K数据集^[25],432张来自Water segmentation datasets数据集^[26]。这些图像覆盖了湖泊、运河、河流、海洋和洪水等多种场景,涵盖了不同环境条件、光照变化以及多种视角,确保了典型场景的均衡代表性;2)模型试验水面识别数据集:由最大分辨率1 280像素 $\times$ 720像素的摄像机采集,包含1 998张明渠水位图像。这些图像包含了实际应用场景中的复杂条件,包括不同明渠类型、光照条件(白天太阳光及夜间LED补光)以及有无标定尺的情况。

为提升模型的泛化能力与识别精度,本研究将上述2组数据集合并进行训练,以增强模型对多样化场景的适应性。在训练前,数据集按照7:3的比例随机划分为训练集和验证集,以确保训练与评估过程的独立性和可靠性。本研究采用Pytorch框架进行训练,优化器为Adam,初始学习率为0.000 1,迭代200次。训练环境GPU为NVIDIA GeForce RTX 4060 Ti,内存8 GB,CPU为Intel Core i5-13400F,CUDA 11.8。

2.1.2 语义分割模型精度对比分析

为验证本研究提出的WaterNet模型在复杂场景下的分割性能,通过对比试验评估其与VGG-UNet^[22]、Attention-UNet^[27]、Unet++^[28]、DeeplabV3+^[29]等主流语义分割模型的性能差异。采用平均交并比(MIoU)、平均像素准确率(MPA)和像素准确率(PA)作为模型分割精度的评价指标,其计算公式分别为:

$$\text{MIoU} = \frac{1}{2} \left(\frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP}} + \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FN} + \text{FP}} \right) \quad (5)$$

$$\text{PA} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FN} + \text{FP}} \quad (6)$$

$$\text{MPA} = \frac{1}{2} \left(\frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} + \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}} \right) \quad (7)$$

式中:TP表示被正确分类为水体目标类别的像素

数量;TN表示被正确分类为背景(非目标类别)的像素数量;FP表示被错误分类为水体目标类别的背景像素数量;FN表示被错误分类为背景的水体目标类别像素数量。

表1示出本研究提出的 WaterNet 模型与常用语义分割模型在通用水面识别数据集和模型试验水面识别数据集上的性能对比结果。可以看出, WaterNet 模型在通用水面识别数据集上的 MIoU

达到 88.64 %,在模型试验水面识别数据集上的 MIoU 达到 99.37 %,均取得了最优性能。这验证了 WaterNet 在复杂场景和高精度任务中的显著优势。值得注意的是,模型试验数据集的 MIoU 普遍高于通用水面识别数据集,提升幅度达 10.29%~12.82%。这一现象归因于试验数据集对明渠水位场景的针对性优化,能够更好地模拟实际应用条件。

表1 不同语义分割模型在通用水面识别数据集和模型试验水面识别数据集上的性能对比

Table 1 Performance comparison of different semantic segmentation models on generic and model-specific water surface recognition datasets

%

模型结构 Model structure	通用水面识别数据集 Generic water surface recognition dataset			模型试验水面识别数据集 Model test water surface recognition dataset		
	MIoU	MPA	PA	MIoU	MPA	PA
VGG-Unet	87.27	93.40	94.51	98.49	99.28	99.25
Attention-Unet	86.64	93.07	94.20	98.76	99.40	99.38
Unet++	86.27	92.99	94.02	98.85	99.44	99.43
DeepLabV3	87.97	93.26	94.90	99.26	99.63	99.63
WaterNet	88.64	93.65	95.20	99.37	99.68	99.69

注:MIoU 为平均交并比;MPA 为平均像素准确率;PA 为像素准确率。表2同。

Note: MIoU represents Mean Intersection over Union; MPA represents Mean Pixel Accuracy; PA represents Pixel Accuracy. Same as Table 2.

所有模型在 MIoU、MPA 和 PA 等全局指标上表现良好,但这些指标可能掩盖边缘区域的分割缺陷。首先,边缘区域的分割难度显著高于大面积区域,因为边缘区域的像素点位于水体与背景的过渡区域,通常具有混合特征,导致模型难以准确分类;且在人工标注时,边缘区域可能存在一定的主观性或不确定性,使得训练数据中的标注不够精确,从而影响模型的学习效果。此外,由于边缘区域的像素点数量较少,当水体或背景区域占图像比例较大且分割准确时,即使边缘区域分割效果较差,整体 MIoU 仍会维持在较高水平。因此,明渠水位检测的核心挑战在于水体边缘的精确分割。

图5示出 VGG-Unet、Attention-Unet、Unet++ 以及本研究提出的 WaterNet 模型在水体分割任务中的对比结果。在图5(a)场景中,由于水面存在阳光反射和波浪干扰,VGG-Unet、Attention-Unet 和

Unet++ 在水体边缘的分割中均出现了明显的错误分割现象。在图5(b)和图5(d)场景中,WaterNet 能够准确分割水体,而 Attention-Unet 和 Unet++ 由于渠壁对比度降低以及水面波动的干扰,在图5(b₃)、(b₄)、(d₃)和(d₄)的分割结果中,错误地将水面上方的非水体区域识别为水体,严重影响结果;在图5(c)场景中,虽然原始图像的水体边界较为模糊,WaterNet 依然表现出最高的分割精度,而其他模型的分割结果在边缘处存在细微误差。通过对比各网络模型的分割效果可以发现,所有参与测试的模型均能够在一定程度上区分水体与非水体区域。然而,在处理水体边缘细节特征时,WaterNet 展现出更为出色的性能。相较于其他模型,WaterNet 对水体边缘的分割更加精细且流畅,能够更准确地贴合真实水体边界的形状,与原始水体图像的拟合度更高,体现了其在复杂场景下的优越性。

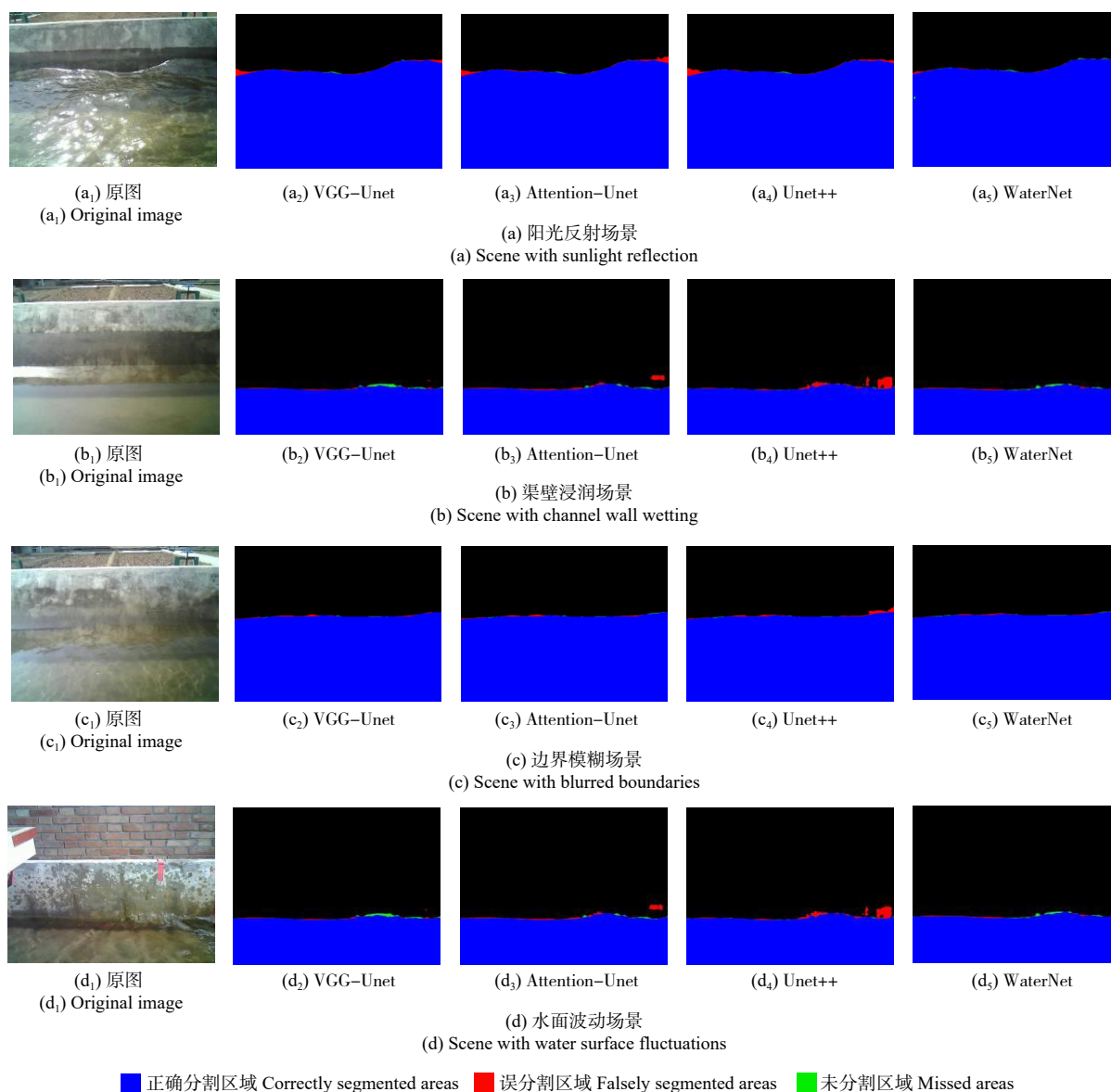


图5 典型场景中各模型的水体分割效果

Fig.5 Water body segmentation performance of different networks in water surface fluctuation scenarios

2.1.3 消融试验

为验证本研究改进的语义分割模型中各模块及策略的有效性,设计了消融试验。通过逐步引入不同的改进模块,分析其对模型性能的具体贡献。试验步骤如下:

1)以VGG-Unet作为基准模型进行训练;

2)将VGG-Unet的骨干网络由VGGBlock替换为倒置残差块(Inverted residual block),构建MobileNetV2-Unet,降低模型复杂度并提高特征提取效率;

3)在MobileNetV2-Unet的基础上增加跳跃连

接,通过融合浅层与深层特征,进一步增强模型的特征表达能力,特别是对复杂场景的理解能力;

4)在MobileNetV2-Unet+跳跃连接的基础上集成CBAM注意力机制,构建最终模型WaterNet,提升模型对关键特征的关注度,从而进一步优化分割性能。

消融试验结果见表2:逐步引入倒置残差块、跳跃连接和CBAM注意力机制显著提升了模型性能。最终构建的WaterNet模型在复杂场景(如通用水面识别数据集)和高精度任务(如模型试验水面识别数据集)中表现优异,MIoU和MPA分别达到

88.64%和99.37%,较基准模型提升1.37%和0.88%。上述改进策略有效增强了模型的特征提取能力,为明渠水位监测提供了高效可靠的语义分割工具。

表2 消融试验结果
Table 2 Ablation study results

模型结构 Model structure	通用水面数识别数据集 Generic water surface recognition dataset			模型试验水面识别数据集 Model test water surface recognition dataset		
	MIoU	MPA	PA	MIoU	MPA	PA
VGG-Unet	87.27	93.4	94.51	98.49	99.28	99.25
MobileNetV2-Unet	88.52	93.78	95.15	98.52	99.29	99.26
MobileNetV2-Unet + 跳跃连接	88.54	93.95	95.12	99.34	99.67	99.67
WaterNet	88.64	93.65	95.20	99.37	99.68	99.69

2.2 水位监测试验

2.2.1 试验系统搭建及方案设计

为验证本研究提出的水位监测方法在灌区复杂环境中的有效性和适应性,以测针人工读数为测量基准,开展了水位监测试验。试验于西北农林科技大学旱区农业工程教育部重点实验室进行,试验

系统结构见图6。图像采集设备的分辨率为800像素×600像素,刷新率为30帧/s;光照强度采用AS803检测仪测量,精度为1 lx;水位采用SCM60测针测量,精度为±0.1 mm;标定尺为100 cm×8 cm蓝白水尺和50 cm×8 cm红白水尺;夜间补光使用功率为28 W的LED灯。

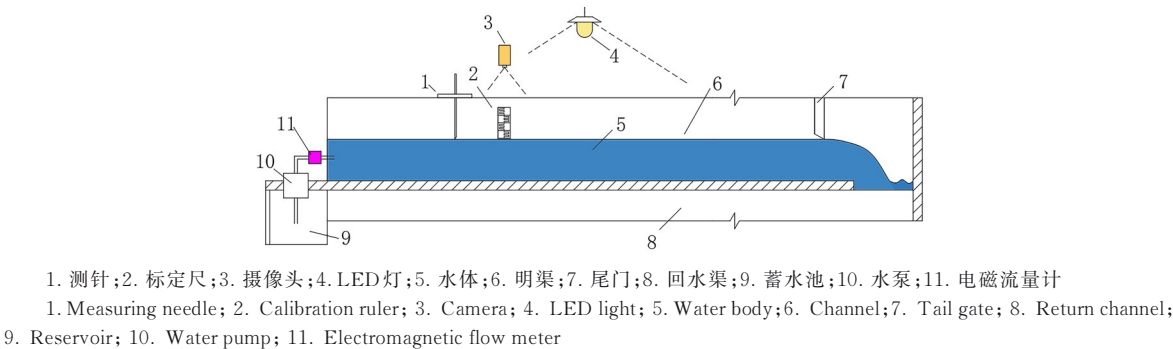


图6 明渠水位监测系统结构
Fig.6 Schematic diagram of the experimental system layout

水位测量试验拟在4种具有代表性的明渠中进行。这些明渠的设计规格与实际斗渠或农渠基本一致,涵盖矩形和梯形2种断面形状,以及混凝土和有机玻璃2种材质,以确保试验结果具有实际应用价值和可比性,具体参数见表3。考虑到灌区运行过程中需要满足全天候监测需求,本研究在多种光照条件下进行水位监测试验。室内试验通过可控光源调节光照强度,而室外试验则结合白天的自然光与夜间LED补光进行测试。在室外试验过程中,白天每小时记录1次光照强度,夜间则通过LED灯调控光照强

度,以全面验证系统在白天强光、夜间弱光以及过渡时段(如清晨和黄昏)等复杂光照条件下的监测性能。针对单条明渠的具体试验步骤如下:1)布置相关设备,并完成水位标定;2)调节水泵流量和尾门,待水流稳定后,测量当前环境的光照强度,并记录测针测量的实际水位值;3)移除测针后,采用本研究方法进行水位监测。每间隔60帧采集1次数据,同一工况下测定4或5种不同的水位值,各水位值间隔4~6 cm,取平均值作为检测水位值;4)重复步骤2)和步骤3),直至覆盖该明渠全部光照工况。

表 3 水位测量试验的明渠参数与光照范围

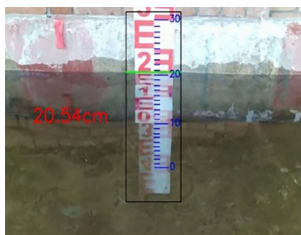
Table 3 Parameters of open channels and light intensity range for water level measurement experiments

明渠名称 Name	位置 Location	形状 Shape	材质 Material	规格 Specification	光照强度/lx Light intensity	
					白天 Day	夜间 Night
明渠 1 Channel 1	室内	矩形	混凝土	宽 0.5 m, 深 0.3 m	405~1 202	109~465
明渠 2 Channel 2	室内	矩形	有机玻璃	宽 0.3 m, 深 0.3 m	648~2 245	136~653
明渠 3 Channel 3	室外	矩形	混凝土	宽 0.5 m, 深 0.6 m	32 700~157 400	175~602
明渠 4 Channel 4	室外	梯形	混凝土	底宽 0.3 m, 深 0.6 m, 边坡系数 1.0	23 600~184 200	153~512

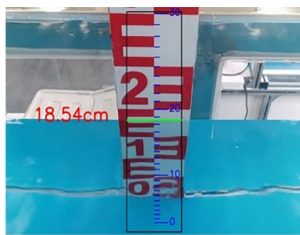
2.2.2 水位监测误差分析与讨论

本研究提出的水位监测方法在多类型明渠(图 7)中均展现出优异的水位检测精度。通过分段对照标定模型,水位监测系统可以精确获取标定尺各刻度的像素坐标与对应高程数据,继而在水尺前向生成蓝色

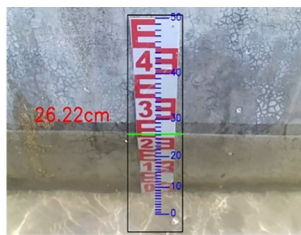
虚拟标尺。虚拟标尺刻度与实际标尺刻度高度吻合,充分验证了图像坐标系与世界坐标系转换的精确性与可靠性。此外,绿色检测水位线与实际水位线紧密贴合,进一步体现了该方法在水位监测中的高精度特性,为系统的准确性提供了直观且有力的佐证。



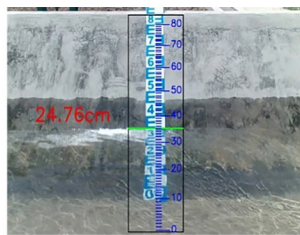
(a) 明渠1
(a) Channel 1



(b) 明渠2
(b) Channel 2



(c) 明渠3
(c) Channel 3



(d) 明渠4
(d) Channel 4

4 种明渠参数见表 3。图 8 和图 9 同。

The four types of open channel parameters are shown in Table 3. Same as Fig. 8 and Fig. 9.

图 7 不同类型明渠的水位检测示例

Fig.7 Examples of water level detection in different channels

光照强度对水位检测精度的影响存在显著阈值效应:当光照强度低于 200 lx 时,图像质量显著下降,导致语义分割模型难以准确捕获水体与背景的边界信息,从而使水位检测系统失效;而当光照强度超过 200 lx 时,系统进入正常工作状态。进一步针对 200 lx 以上光照条件的误差分析(图 8)显示:在光照强度小于 2 500 lx 的条件下,检测值与实际值的平均差值为 0.02 cm,最大误差为 0.68 cm,标准差为 0.23 cm;而在光照强度大于 2 500 lx 的条件下,平均差值为-0.05 cm,最大误差为 0.69 cm,标准差为 0.27 cm。值得注意的是,尽管光强持续增强导致平均误差出现-0.03 cm 的偏移量,但最大误差仅增加 0.01 cm,表明系统检测精度在光强超

过 200 lx 后已趋于稳定。此外,各有效光照区间内的最大误差均严格控制在 0.7 cm 以内,且标准差保持相近水平。这充分证明,在满足基础光照条件(>200 lx)的前提下,本监测系统对光照强度变化展现出良好的鲁棒性。

除光照强度外,明渠的断面形状和材质也对水位检测精度有一定影响。具体而言,明渠断面尺寸显著影响水力学特性,例如水流速度分布和水面波动幅度;同时,材质表面的粗糙度也会改变水流流态,从而对水位线的稳定性产生一定影响。图 9 示出白天和夜间条件下,不同形状和材质明渠水位检测的误差分布情况。明渠 4(室外梯形明渠,混凝土材质)的误差分布最为离散,白天平均绝对误差为 0.32 cm,夜间增大至

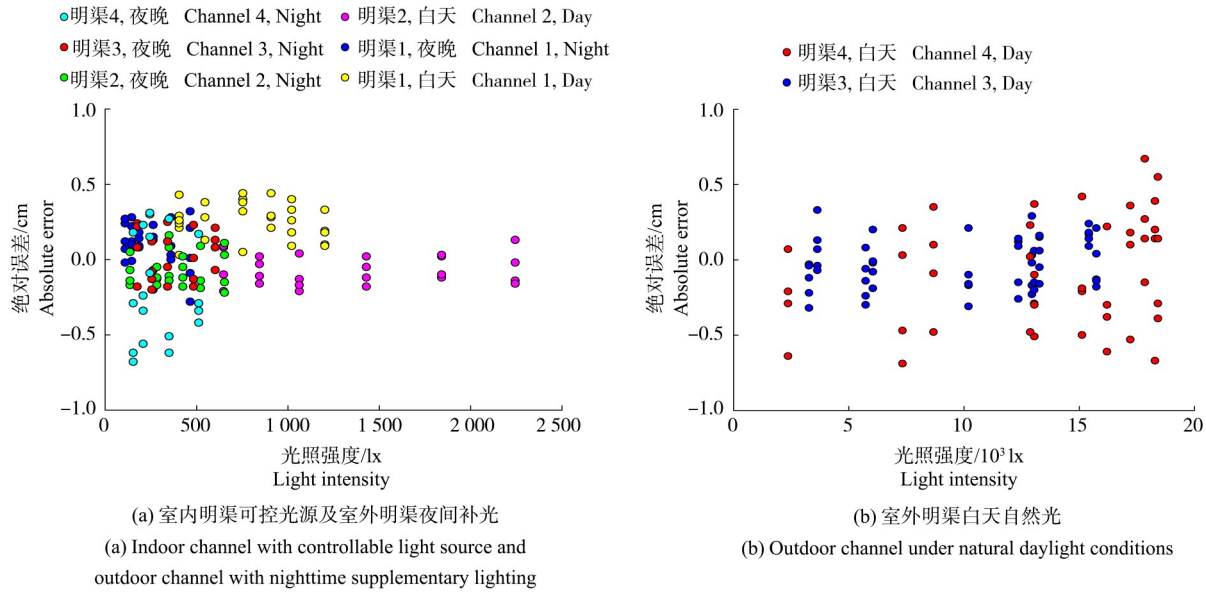


图8 不同光照条件下明渠水位检测绝对误差分布
Fig.8 Distribution of absolute errors in water level detection

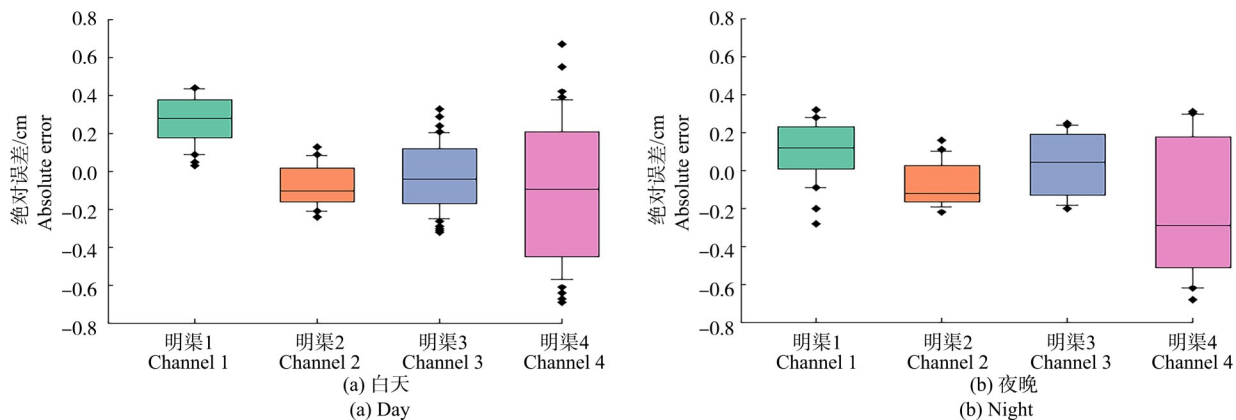


图9 水位绝对误差箱型图
Fig.9 Box plot of water level absolute error

0.36 cm;极值误差在夜间达到-0.68 cm。而明渠2 (室内矩形明渠,有机玻璃材质)的误差最小,白天平均绝对误差仅为0.11 cm,夜间0.12 cm;极值误差夜间为-0.22 cm。总体看,矩形明渠的误差低于梯形明渠,玻璃明渠的误差低于混凝土明渠,但所有误差均控制在可接受范围内,不会对监测结果的可靠性造成实质性影响。所有工况下的检测水位值与实际水位值高度一致,平均绝对误差为0.21 cm,平均相对误差为1.0%(图10)。这一结果再次验证了系统的高精度特性。

综上,明渠形状和材质对水位测量精度的影响较小,但光照强度是影响水位监测系统性能的关键因素。为确保测量精度,夜间补光应维持在200 lx

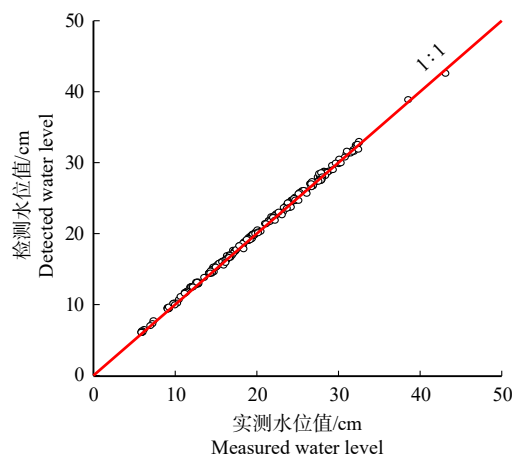


图10 检测水位与实测水位对比图
Fig.10 Comparison chart of detect water level and measured water level

以上。在此条件下,试验结果表明,本研究提出的水位监测技术具有较强的鲁棒性和适应性,不同明渠及光照强度下的水位测量误差均1 cm以内,满足GB/T 50138—2010《水位观测标准》^[30]精度要求。

3 结 论

本研究针对灌区明渠水位监测中复杂环境干扰及传统图像处理方法适应性差的问题,提出融合改进语义分割模型与最大轮廓检测算法的图像监测方法,通过理论分析和多场景试验验证,得出以下结论:

1) WaterNet模型通过集成MobileNetV2骨干网络、增强跳跃连接及CBAM注意力机制,在通用和试验数据集上的MIoU分别达88.64%和99.37%,较基准模型提升1.37%和0.88%。改进模型在低对比度与边缘模糊场景中表现显著优势,有效抑制渠壁浸润和水面波动导致的误分割。

2) 提出基于最大轮廓检测的水位线检测方法,通过提取水体区域最大外接轮廓的上边缘来检测水位线,有效减少环境因素干扰下语义分割结果中离群噪声和像素空洞的干扰。

3) 以人工测针读数为基准,本研究提出水位监测方法能够适应不同形状和材质的明渠以及多种光照条件,水位检测平均绝对误差为0.21 cm,平均相对误差为1.0%。

综上,本研究提出的模型与算法在灌区明渠水位监测中表现出较好的可靠性和环境适应性。借助人工智能与信息技术的深化发展,未来可通过模型轻量化与算法优化进一步提升精度及效率。随着智慧水利建设与监测设备的普及,该方法有望为灌区水位实时监测提供高性价比的智能化解决方案,具有广阔的应用前景。

参考文献 References

- [1] 陈明忠. 加快推进灌区现代化改造 促进灌区高质量发展[J]. 中国水利, 2021(17): 1-3
Chen M Z. Accelerating modernization of irrigation district for high quality development [J]. *China Water Resources*, 2021 (17): 1-3 (in Chinese)
- [2] 祝玲, 卢胜利, 马国华, 刘萍华, 王福平, 雷崇民. 智能浮子式水位计[J]. 传感器与微系统, 2006, 25(6): 52-54
Zhu L, Lu S L, Ma G H, Liu P H, Wang F P, Lei C M. Intelligent water level meter by the buoy [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2006, 25(6): 52-54 (in Chinese)
- [3] 刘春国, 赵刚, 孔令昌, 樊春燕, 樊俊屹. 数字压力式水位仪观测误差与测试方法[J]. 大地测量与地球动力学, 2018, 38(1): 97-101

- Liu C G, Zhao G, Kong L C, Fan C Y, Fan J Y. Observation error and test method of digital pressure type water level instrument [J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2018, 38(1): 97-101 (in Chinese)
- [4] 张羽, 沈强. 超声波及浮子式水位计在感潮河道水闸泵站中的应用与探讨[J]. 江苏水利, 2017(6): 6-9, 15
Zhang Y, Shen Q. Application and discussion of ultrasonic and float type water level gauge in sluice pump station of tidal river [J]. *Jiangsu Water Resources*, 2017(6): 6-9, 15 (in Chinese)
- [5] 张帆, 靳晓妍. 基于视频图像的嵌入式水位监测方法[J]. 中国测试, 2022, 48(12): 140-145
Zhang F, Jin X Y. Embedded water level monitoring method based on video image [J]. *China Measurement & Test*, 2022, 48(12): 140-145 (in Chinese)
- [6] 陈晓燕, 齐明杰, 程之恒, 张昱, 庄绪彩, 陈亮, 田源. 基于岸基激光雷达的水位智能监测技术[J]. 山东大学学报: 工学版, 2024, 54(2): 90-95, 102
Chen X Y, Qi M J, Cheng Z H, Zhang Y, Zhuang X C, Chen L, Tian Y. Intelligent technology for monitoring water levels based on shore-based LiDAR [J]. *Journal of Shandong University: Engineering Science*, 2024, 54(2): 90-95, 102 (in Chinese)
- [7] 张衍, 王剑平, 张果, 刘铭辉. 图像法水位检测研究进展[J]. 电子测量技术, 2021, 44(13): 104-113
Zhang K, Wang J P, Zhang G, Liu M H. Review of image water level detection [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(13): 104-113 (in Chinese)
- [8] 聂鼎, 张翼, 刘毅, 商峰, 黄涛. 基于图像处理的小型水库水位测量方法[J]. 水电能源科学, 2019, 37(11): 28-32
Nie D, Zhang Y, Liu Y, Shang F, Huang T. Water level measurement method of small reservoir based on image processing [J]. *Water Resources and Power*, 2019, 37(11): 28-32 (in Chinese)
- [9] 张振, 周扬, 王慧斌, 高红民, 刘海韵. 标准双色水尺的图像法水位测量[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(9): 236-245
Zhang Z, Zhou Y, Wang H B, Gao H M, Liu H Y. Image-based water level measurement with standard bicolor staff gauge [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(9): 236-245 (in Chinese)
- [10] 周衡, 仲思东. 基于视频图像的水位监测方法研究[J]. 半导体光电, 2019, 40(3): 390-394, 400
Zhou H, Zhong S D. Research on water level monitoring based on image processing [J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2019, 40(3): 390-394, 400 (in Chinese)
- [11] 刘铭辉, 车国霖, 张衍, 王剑平, 欧阳鑫. 一种不定长水尺图像水位测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 250-258
Liu M H, Che G L, Zhang K, Wang J P, Ouyang X. A water level measurement method for indefinite water gauge image [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(7): 250-258 (in Chinese)
- [12] 鲍江, 陶青川, 张鹏. 基于图像处理的水位线检测算法[J]. 水电能源科学, 2015, 33(4): 96-99, 210
Bao J, Tao Q C, Zhang P. Image processing based water level detection algorithm [J]. *Water Resources and Power*, 2015, 33(4): 96-99, 210 (in Chinese)
- [13] 江海洋, 刘林海, 李红石. 水位图像识别的场景问题处理方法和技术[J]. 水利信息化, 2020(1): 39-43
Jiang H Y, Liu L H, Li H S. Scene processing methods and technology for image recognition of water level [J]. *Water Resources Informatization*, 2020 (1): 39-43 (in Chinese)
- [14] Lin Y T, Lin Y C, Han J Y. Automatic water-level detection using single-camera images with varied poses [J]. *Measurement*, 2018, 127: 167-174
- [15] 程淑红, 赵考鹏, 张仕军, 张典范. 基于U-net的水位线检测[J]. 计量学报, 2019, 40(3): 361-366
Cheng S H, Zhao K P, Zhang S J, Zhang D F. Water level detection based on U-net [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2019, 40(3): 361-366 (in Chinese)
- [16] 孙英豪, 丁勇, 李登华, 谢东辉. 基于图像识别的无标尺水位测量技术研究

- 究[J]. 水利水运工程学报, 2023(4): 91-97
- Sun Y H, Ding Y, Li D H, Xie D H. Research on measuring technique of water level without scale based on image recognition[J]. *Hydro-Science and Engineering*, 2023(4): 91-97 (in Chinese)
- [17] 刘子奇, 李丹勋, 朱德军, 曹列凯. 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 Z Q, Li D X, Zhu D J, Cao L K. Monocular vision-based gaugeless water level measurement[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(7): 27-37 (in Chinese)
- [18] Steccanella L, Bloisi D D, Castellini A, Farinelli A. Waterline and obstacle detection in images from low-cost autonomous boats for environmental monitoring[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2020, 124: 103346
- [19] Chen J F, Liao Y T, Wang P C. Development and deployment of a virtual water gauge system utilizing the ResNet-50 convolutional neural network for real-time river water level monitoring: A case study of the Keelung River in Taiwan[J]. *Water*, 2024, 16(1): 158
- [20] 张文静, 张振, 黄剑, 周扬, 蒋芸. 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 W J, Zhang Z, Huang J, Zhou Y, Jiang Y. Intelligent water-level monitoring method based on image semantic segmentation[J]. *Journal of Hohai University: Natural Sciences*, 2023, 51(5): 24-30 (in Chinese)
- [21] 丁晓嵘, 耿艳兵. 联合上下文注意力机制的水位检测算法分析[J]. 北京水务, 2024(2): 66-72
- Ding X R, Geng Y B. Water level detection algorithm featured by a context attention mechanism[J]. *Beijing Water*, 2024(2): 66-72 (in Chinese)
- [22] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[M]. In: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015*. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241
- [23] Sandler M, Howard A, Zhu M L, Zhmoginov A, Chen L C. MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks[C]. In: 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake: IEEE, 2018: 4510-4520
- [24] 曹文卓, 王太固, 徐兵, 冯玉凯, 王化明. 基于语义分割的船闸水位检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(2): 238-247
- Cao W Z, Wang T G, Xu B, Feng Y K, Wang H M. Research on water level detection of ship lock based on semantic segmentation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(2): 238-247 (in Chinese)
- [25] Zhou B L, Zhao H, Puig X, Fidler S, Barriuso A, Torralba A. Scene parsing through ADE20K dataset[C]. In: 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu: IEEE, 2017: 5122-5130
- [26] Liang Y Q, Jafari N, Luo X, Chen Q, Cao Y P, Li X. WaterNet: An adaptive matching pipeline for segmenting water with volatile appearance[J]. *Computational Visual Media*, 2020, 6(1): 65-78
- [27] Oktay O, Schlemper J, Le Folgoc L, Lee M, Heinrich M, Misawa K, Mori K, McDonagh S, Hammerla N Y, Kainz B, Glocker B, Rueckert D. Attention U-Net: Learning where to look for the pancreas[EB/OL]. 2018: 1804. 03999. <https://arxiv.org/abs/1804.03999v3>
- [28] Zhou Z W, Rahman Siddiquee M M, Tajbakhsh N, Liang J M. UNet++: A nested U-Net architecture for medical image segmentation[C]. In: *Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support*. Cham: Springer International Publishing, 2018: 3-11
- [29] Chen L C, Zhu Y K, Papandreou G, Schroff F, Adam H. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]. In: *Computer Vision-ECCV 2018*. Cham: Springer International Publishing, 2018: 833-851
- [30] GB/T 50138—2010 水位观测标准[S]. 北京: 中国计划出版社, 2010
- GB/T 50138—2010 Standard for stage observation[S]. Beijing: China Planning Press, 2010 (in Chinese)

责任编辑: 刘迎春



第一作者简介: 刘渡坤, 硕士研究生, 就读于西北农林科技大学水利与建筑工程学院。在校期间获得专业奖学金8次。主要从事灌区水利信息提取相关工作, 参与国家自然科学基金项目、国家重点研发计划等科研课题。



通讯作者简介: 王文娥, 博士, 教授, 博士生导师。主要从事流体机械与流体力学、节水灌溉理论与技术研究, 中国水利学会水力学专业委员会委员, 《水利与建筑工程学报》编委。在 *Agriculture Water management*、*Flow Measurement and Instrumentation*、*Agronomy*、《中国农业大学学报》《农业工程学报》《水利学报》《水科学进展》《农业机械学报》《水力发电学报》等核心期刊及国际会议论文集上发表110余篇科研论文, 其中第一作者及通讯作者70篇(SCI/EI收录20篇), 申请专利6项; 编写科研专著1部、教材2部。参与完成的“渠灌类型区农业高效用水模式与产业化示范”获2003年陕西省科学技术一等奖、2004年完成的“内蒙古河套灌区下游早秋浇节水保墒决策支持系统”获内蒙古巴彦淖尔盟科技进步二等奖, 2008年以第一作者发表在《农业工程学报》上的文章获第六届中国科协期刊优秀学术论文二等奖。2020年获陕西省教学成果二等奖、西北农林科技大学教学成果特等奖。主持国家自然科学基金2项, 主持公益性行业(农业)科研专项课题、国家科技支撑计划项目子课题、“863”项目子课题、教育部博士点新教师基金项目、陕西省自然科学基金(面上、青年)、陕西省科技计划项目、杨凌示范区科技计划项目等10余项科研课题, 教改项目4项。