

基于语义分割的水位监测方法研究

傅启凡^{1,2}, 路茗^{1,2}, 张质懿¹, 纪立¹, 丁华泽^{1*}

¹中国科学院上海微系统与信息技术研究所无线传感网与通信重点实验室, 上海 201800;

²中国科学院大学, 北京 100864

摘要 为了实现基于视频图像的水位自动监测,以及解决传统视频监测算法环境适应性差和鲁棒性低的问题,提出一种基于语义分割的视频水位监测方法。采用改进的DeepLabv3+算法并结合空间注意力机制、通道注意力机制和边缘细化模块对水位标尺图像进行分割,用来提取水平面坐标,根据相机标定结果的线性插值来计算实际水位值。实验结果表明,所提算法在水位标尺数据集上的平均交并比达到97.18%,优于DeepLabv3+和BiSeNet (Bilateral Segmentation Network)等语义分割算法;所提算法的检测平均像素误差率为0.76%,在实测环境下水位读数误差小于1 cm。相较于现有的传统图像处理水位监测算法和基于深度学习的水位监测算法,所提算法的环境适应性更强,鲁棒性更高,读数更精准,能够较准确地实现水体水位的自动监测。

关键词 图像处理; 数字图像处理; 水位测量; 语义分割; 注意力机制; 边缘细化

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0410004

Water Level Monitoring Method Based on Semantic Segmentation

Fu Qifan^{1,2}, Lu ming^{1,2}, Zhang Zhiyi¹, Ji Li¹, Ding Huaze^{1*}

¹Key Laboratory of Wireless Sensor Network and Communication, Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100864, China

Abstract In order to realize automatic water level monitoring based on video images and solve the problems of poor environmental adaptability and low robustness of traditional video monitoring algorithms, a video water level monitoring method based on semantic segmentation is proposed. The improved DeepLabv3+ algorithm, combined with spatial attention mechanism, channel attention mechanism and edge refinement module, is used to segment the water level scale image to extract horizontal coordinate, and the actual water level value is calculated according to the linear interpolation of camera calibration results. The experimental results show that the average intersection ratio of the proposed algorithm on the water level scale dataset reaches 97.18%, which is better than DeepLabv3+ and BiSeNet (Bilateral Segmentation Network) semantic segmentation algorithms. The average pixel error rate of the proposed algorithm is 0.76%, and the error of water level reading is less than 1 cm in the measured environment. Compared with the existing traditional image processing water level monitoring algorithm and water level monitoring algorithm based on deep learning, the proposed algorithm has stronger environmental adaptability, higher robustness, more accurate reading, and can achieve more accurate automatic water level monitoring.

Key words image processing; digital image processing; water level measurement; semantic segmentation; attention mechanism; edge refinement

收稿日期: 2021-01-22; 修回日期: 2021-02-25; 录用日期: 2021-03-22

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC1505204)

通信作者: *dinghz@mail.sim.ac.cn

1 引言

我国水资源存在时空分布不均匀的特点,进入汛期后各地降水增多,从而引发河流和湖泊水位的上涨,这对周边人民群众的生命财产安全造成威胁,故实时监控水位数据和构建河流水位监测预警系统对防洪抗洪有着重大意义。人工观测水位的方法效率较低,工作量大,难以保证全天监测。传统的自动水位监测仪器包括浮子式水位计、压力水位计和雷达式水位计等,但均存在安装成本高、环境适应性差和维护困难等问题^[1]。

近年来,各地水文站逐步引入视频监控系统,为基于视频图像处理的水位监控提供了有利条件。目前,基于视频的水位标尺读数法已经有了很多研究。兰华勇等^[2]利用水平投影法来定位水尺上下边缘,并利用垂直投影法来提取刻度并进行读数。林瑞凤等^[3]采用边缘检测算法来分割特征图像,从而获取水位高度信息。牛智星等^[4]采用大津法来分割水位标尺图像,并采用模板匹配法来匹配水位标尺上的刻度字符。周衡等^[5]采用图像差分法来提取水位变化区域,之后利用相机标定结果可以直接得到实际水位高度。黄战华等^[6]使用 Sobel 算子进行特征提取,采用投影分析法来判读水位标尺信息。张振等^[7]使用标准模板图像与水位标尺图像进行匹配,并使用二值图像的水平投影曲线来检测水位线。

基于深度学习的语义分割算法是利用深度神经网络来提取图像特征,并将图像中的每个像素点标记为一个类别,最终从图像中分割出目标区域。相比于使用人工提取特征的传统图像处理算法,基于深度学习的语义分割算法具有更高的鲁棒性。目前,国内外对语义分割算法进行了很多研究。Long 等^[8]提出全卷积语义分割网络 FCN (Fully Convolutional Networks), 其将所有全连接层替换为卷积层,最终提出了深度神经网络语义分割算法。Badrinarayanan 等^[9]提出了 SegNet 模型,在编码器-解码器中使用带有坐标的池化层解决了由多次池化造成的位置信息丢失问题。Ronneberger 等^[10]提出 U-Net, 即呈对称和 U 形的编码器-解码器结构,其提升了语义分割的性能。Lin 等^[11]构建了基于融合多尺度特征图的多路径语义分割网络 RefineNet (Refinement Networks), 结合残差连接提升了语义分割的准确度。Zhao 等^[12]使用大小不同的卷积核对同一特征图进行卷积,构建基于空间金

字塔池化的模型 PSPNet (Pyramid Scene Parsing Network)。Chen 等^[13-15]提出 DeepLab 系列网络,采用空洞卷积层可以解决由池化层带来的位置信息丢失问题,最新提出的 DeepLabv3+ 网络模型^[16]引入了空洞空间卷积池化金字塔模块并采用了编码器-解码器结构,从而大幅度提升语义分割的性能。

为了解决水位监测的问题,采用视频法进行监测具有成本较低、设备维护简单和安装部署方便等优点,但传统的视频图像处理算法使用人工来选择需检测的图像特征,故仅能针对特定环境,在实际部署时难以适应复杂多变的环境条件,鲁棒性较差。因此本文希望通过引入深度神经网络所提取的图像特征,来提升水位监测算法的环境适应性和鲁棒性。但将语义分割模型直接应用于水位监测任务仍存在问题:第一,目前基于深度学习的语义分割模型对于目标边缘的分割较为粗糙,分割结果中目标边缘易出现异常突起和凹陷,难以满足水位监测任务中对水位标尺底边分割精度的要求;第二,目前基于深度学习的语义分割模型中的编码器在提取特征信息的过程中,未能区分不同空间区域和不同特征通道的重要性,对关键特征缺乏进一步关注。在水位监测任务中,基于深度学习的语义分割模型容易存在水面倒影和阴影等相似区域与水位标尺混淆的问题。

针对上述问题,本文基于 DeepLabv3+ 语义分割模型提出一种基于注意力机制和边缘细化模块的改进语义分割算法。采用边缘细化模块来提升模型对水位标尺边缘的分割精度,引入注意力机制来提升模型对关键特征的注意程度。最后采用线性插值法进行读数,可以实现高精度、高鲁棒性的实时水位数据监测,为水利监测提供新型智能工具。

2 算法原理

2.1 算法流程

本文使用的水位检测算法主要基于语义分割模型提出的,该算法主要分为模型训练和在线监测两个流程。模型训练流程:首先由人工标注水位标尺的训练数据集;然后搭建基于改进 DeepLabv3+ 模型的语义分割网络;最后将数据集输入模型中进行训练,保存训练结果。在线监测流程:首先通过网络来实时获取由安装在水文站的摄像头拍摄到的水位标尺图像,并将图像输入训练好的语义分割模型中,得到语义分割结果;然后对分割结果中的孤立小区域进行去除并

取最小外接矩形的底边,得到水平面在水位标尺图像中的位置坐标;最后采用线性插值法将水平面的像素坐标转化为实际长度,读取水位数值。

2.2 基于语义分割的水平面检测

2.2.1 DeepLabv3+模型

DeepLabv3+是由谷歌团队提出的语义分割模型,包括编码模块和解码模块。编码模块包括主干深度卷积神经网络和空洞空间卷积池化金字塔(ASPP)模块。主干深度卷积神经网络可以根据需求来选择不同的模型,用于提取图像的特征。ASPP模块是带有空洞卷积的空间金字塔结构,用于结合不同尺度的采样结果,其中空洞卷积能够在不使用池化与下采样操作的情况下增大感受野。解码模块的输入为主干神经网络所输出的低层特

征和ASPP模块所输出的高层特征,将高层特征图上采样至与低层特征图相同的大小并将二者进行合并,将合并结果通过双线性插值上采样的方式来恢复目标的空间信息与局部细节信息,从而得到最终的输出结果。

2.2.2 改进DeepLabv3+模型

原始DeepLabv3+模型在进行水位标尺分割的过程中,容易出现水位标尺区域遗漏、背景区域误分割和边缘位置分割不精确等问题。针对以上问题,在DeepLabv3+模型的基础上进行改进,即嵌入空间注意力和通道注意力机制并引入边缘细化结构,改进后的模型如图1所示,其中scSE为scSE(spatial and channel Squeeze & Excitation)为引入的空间注意力和通道注意力机制模型。

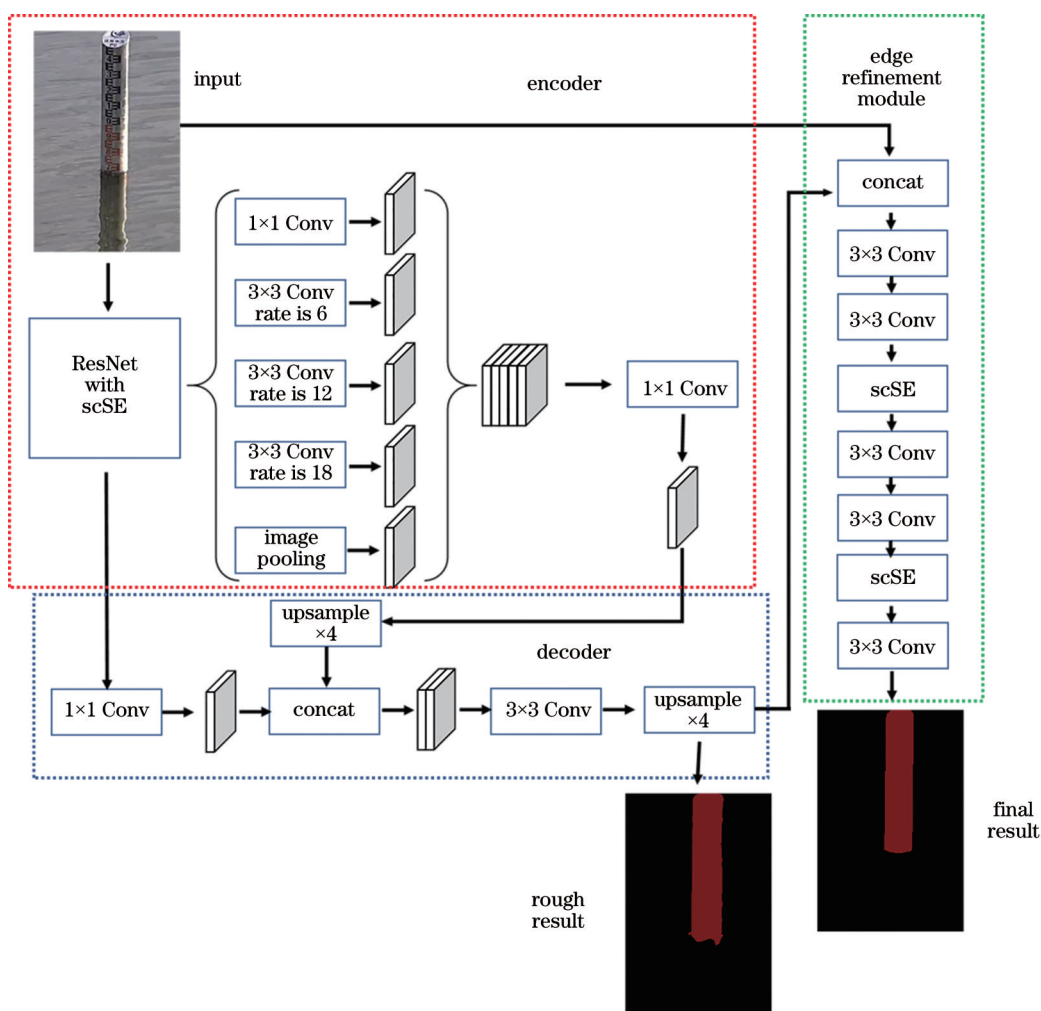


图1 改进的DeepLabv3+模型的结构

Fig. 1 Structure of improved DeepLabv3+ model

2.2.3 嵌入注意力机制的主干网络

在一般的卷积神经网络中,对每一通道的特征图都给予相同程度的关注。但在实际场景中,不同

通道的特征图具有不同的重要程度。SENet(Squeeze-and-Excitation Networks)^[17]通过自学习的方式可以得到每个通道的重要性权重。在SENet

的基础上,scSE模型^[18]引入了通道注意力和空间注意力两种注意力机制,分别对应通道注意力(cSE)模块和空间注意力(sSE)模块两个部分。

cSE模块将特征图进行平均池化可以得到 $C \times 1 \times 1$ 大小的向量,将向量通过两个全连接层并使用Sigmoid函数进行归一化。将结果和原特征图进行通道合并,可以得到带有通道注意力的结果。计算过程为

$$z_k = \frac{1}{H \times W} \sum_i^H \sum_j^W u_k(i, j), \quad (1)$$

$$\hat{U}_{cSE} = F_{cSE}(U) = [\sigma(\hat{z}_1)u_1 \sigma(\hat{z}_2)u_2 \cdots \sigma(\hat{z}_C)u_C], \quad (2)$$

式中: H 和 W 分别表示特征图的高和宽; z_k 表示第 k 层特征图全局池化后的结果; $u_k(i, j)$ 表示输入的第 k 通道特征图中第 i 行第 j 列的值; \hat{U}_{cSE} 表示通道注意力模块输出; F_{cSE} 表示通道注意力模块映射函数; $\sigma(\cdot)$ 表示Sigmoid函数; u_C 表示原输入第 C 通道上的特征图; \hat{z} 表示 z 通过两层全连接层后的结果; U 表示输入特征图通道集合。

sSE模块首先对输入特征图进行通道压缩,得到 $1 \times H \times W$ 大小的特征图;然后采用Sigmoid函数进行归一化,得到空间注意力分数图;最后将结果与原特征图相乘,得到带有空间注意力的结果。计算过程为

$$q = W_{sq} \times U, \quad (3)$$

$$\hat{U}_{sSE} = F_{sSE}(U) = [\sigma(q_{1,1})u^{(1,1)} \cdots \sigma(q_{i,j})u^{(i,j)} \cdots \sigma(q_{H,W})u^{(H,W)}], \quad (4)$$

式中: q 表示通道压缩结果; W_{sq} 表示采用 1×1 大小的卷积核对输入特征图进行通道压缩得到的结果; $u^{(i,j)}$ 表示原输入特征图在空间位置 (i, j) 上的通道向量。将cSE和sSE模块的输出相加,得到最终的输出结果。

考虑到在水位标尺的分割任务中,不同空间区域的特征重要性不同,不同通道的特征重要性也不相同,故将注意力机制嵌入Deeplabv3+模型的特征提取主干网络ResNet^[19]中,以获取更具代表性的特征。

残差结构是ResNet模型的主要组成部分,如图2所示,其中 x 为输入原始信息, $F(x)$ 为模型参数映射函数。在原卷积块的基础上添加残差连接,即将前一层的输出直接传送到后面层的输出结果中,以解决深度网络在训练过程中出现梯度消失的问题。图3为一个嵌入注意力机制的残差结构,它由残差块和注意力机制模块构成,在卷积模块后加入cSE模块和sSE模块,从而构成带有注意力机制的残差

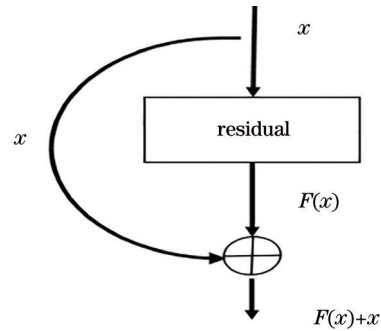


图2 ResNet的残差结构

Fig. 2 Residual structure of ResNet

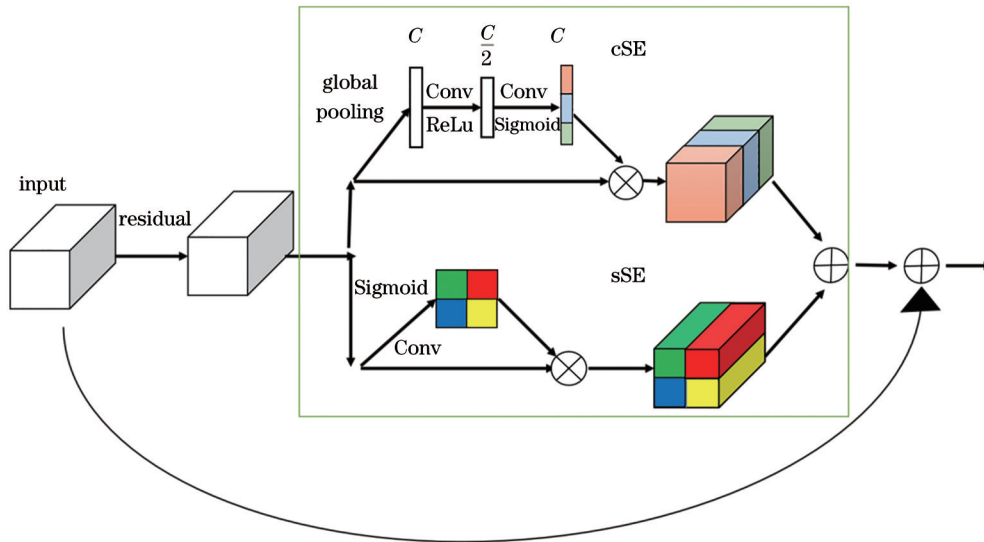


图3 带有注意力机制的残差结构

Fig. 3 Residual structure with attention mechanism

结构,其中 \oplus 为加运算, \otimes 为乘运算。

使用带有注意力机制的残差结构来代替特征提取主干网络 ResNet 中原有的残差块,从而构成改进的 DeepLabv3+ 主干网络。

2.2.4 边缘细化模块

在水位监测的任务中,水位标尺的分割精度直

接影响了水平面检测的准确性。基于改进 DeepLab 的语义分割模型能够从图像中分割出水位标尺区域,但对于水位标尺边缘的分割准确性较差。为了优化模型的边缘定位性能,进一步提升水平面检测的准确性,在模型中引入了边缘细化模块,如图 4 所示。

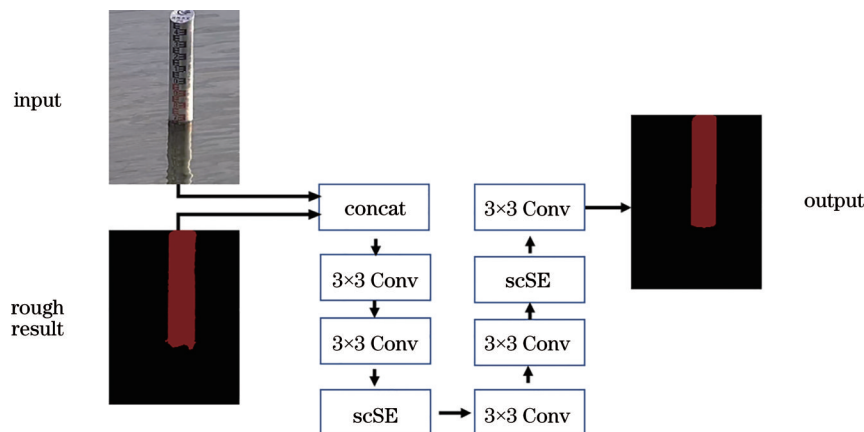


图 4 边缘细化模块的结构

Fig. 4 Structure of edge refinement module

边缘细化模块的输入是原图像和改进 DeepLab 分割模型的输出结果,将二者合并后进行处理^[20]。边缘细化模块由 5 个卷积层组成,在前 4 个卷积层后加入非线性激活函数,每个卷积层的卷积核大小均为 3,步长均为 1。同时,为了进一步提取有效特征,在第 2 层和第 4 层的卷积层后加入注意力模块,

将边缘细化模块的输出作为模型最终的输出结果。这一结构通过合并处理原始图像和语义分割的结果图,可以对分割结果进行精确修正。修正前后的效果如图 5 所示,边缘细化模块可以对原模型结果中边缘异常的凸起和凹陷部分进行优化,得到更精细的分割结果。

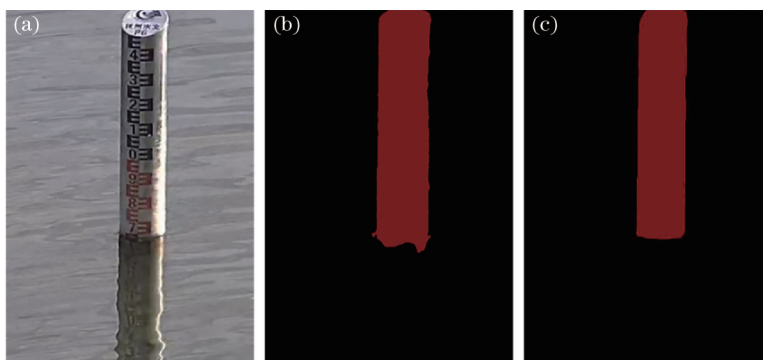


图 5 边缘细化模块修正前后的效果对比。(a)原始图像;(b)修正前;(c)修正后

Fig. 5 Effect comparison of edge refinement module before and after modification. (a) Original image; (b) before correction; (c) after correction

2.2.5 水平面线坐标的提取

从水位标尺的分割结果中可以提取水平面坐标,作分割结果中水位标尺区域的最小外接矩形,选取该最小外接矩形的底边作为水平面,底边的纵坐标作为水平面线的像素纵坐标。

考虑到水位标尺的形态规则且在图像中为较

大的完整体,图像中若出现孤立小区域则为误分割区域,因此在实际场景应用时可以对分割结果进行形态学处理。首先使用开运算对分割区域进行处理,去除分割过程中可能产生的错误孤立小区域,再取最小外接矩形的底边作为水平面。

2.3 水位读取

在不同的环境下,拍摄到的水位标尺图像可能出现刻度不清晰或无法观测到刻度的情况,此时无法通过分析刻度来读取水位标尺的读数,如图 6 所示。

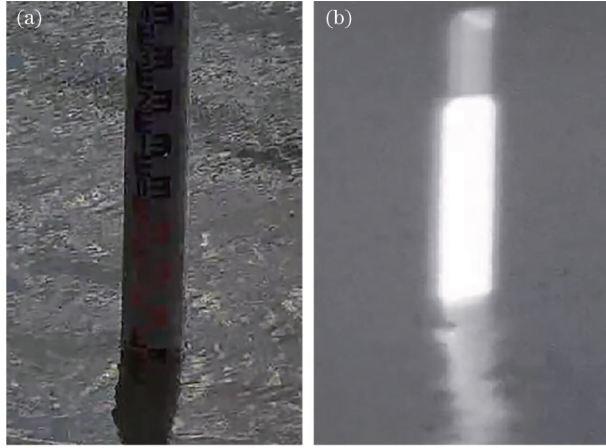


图 6 拍摄到的水位标尺图像。(a)水位标尺刻度不清晰;
(b)无法观测刻度情况

Fig. 6 Image of water level scale taken. (a) Scale of water level is not clear; (b) calibration cannot be observed

针对这一问题,本文采用线性插值法来读取水位值,在测量前固定摄像头的过程中进行标定工作。在拍摄到的水位标尺图像上每隔 5 cm 选取一个点并记录它的纵坐标像素值 Y_i 和对应的实际水尺长度 L_i ,共选取 n 个点,构成 $n-1$ 个像素区间,其中 i' 为每隔 5 cm 选取点集中的第 i' 个点。

在实际读数的过程中,将由算法得到的水平面纵坐标像素值 Y 、该点所在区间的上限像素坐标 $Y_{i'}$ 和对应的实际水位标尺长度 $L_{i'}$ 以及下限像素坐标 $Y_{i'+1}$ 和对应的实际水位标尺长度 $L_{i'+1}$ 代入

$$L = L_{i'} + \frac{L_{i'+1} - L_{i'}}{Y_{i'+1} - Y_{i'}}(Y - Y_{i'}) \quad (5)$$

中可以计算得到水平面所在位置对应的读数。

3 分析与讨论

3.1 建立数据集

由于缺乏公开的水位标尺数据集,本文利用多个水文站的水位标尺监控数据来构建数据集,选取的水位标尺图像来自中国江西省的水文监测站。标尺为直立式板条形标尺和矮桩形标尺,长度为 1~2 m,安装在水体两岸的一组直立桩上。水位标尺距离摄像头最近为 10 m,最远为 50 m。

选取的图像包含晴朗天气阳光直射下的水位

标尺图像、阴天照度较低情况下的水位标尺图像、雨天水位标尺图像、水面平静倒影清晰的水位标尺图像和水面波浪起伏较大的水位标尺图像等,以及水位标尺被树枝和渔网等漂浮物遮挡干扰的图像。实验中,在 1253 张图像中选取白天水位标尺图像 597 张、夜间水位标尺图像 509 张和不包含水位标尺的河流图像 147 张,对上述图像进行人工语义分割标注,划分为训练集 806 张,测试集 447 张,同时在训练的过程中使用翻转、裁剪和色域变换等数据增强的方式来扩充水位标尺数据集。

3.2 语义分割模型的测试

语义分割模型的评价指标主要有像素精度 (PA)、平均像素精度 (MPA) 和平均交并比 (mIoU),实验中选取 MPA 和 mIoU 两个指标对模型性能进行评价。

MPA 是计算每一类别像素点的分类正确数目和该类像素点总数的比值,然后对所有类别求平均,计算公式为

$$x_{\text{MPA}} = \frac{1}{G+1} \sum_{g=0}^G \frac{p_{gg}}{\sum_{l=0}^G p_{gl}}, \quad (6)$$

式中: p_{gl} 表示本属于 g 类而分类结果为 l 类的像素点个数; G 表示总类别数。

mIoU 是计算每一类别的交并比并求平均,计算公式为

$$x_{\text{mIoU}} = \frac{1}{G+1} \sum_{g=0}^G \frac{p_{gg}}{\sum_{l=0}^G p_{gl} + \sum_{l=0}^G p_{lg} - p_{gg}}. \quad (7)$$

实验对比了本文提出的改进 DeepLabv3+ 算法、SegNet^[9]、U-Net^[10]、RefineNet^[11]、PSPNet^[12]、DeepLabv3+^[16] 和 BiSeNet (Bilateral Segmentation Network)^[21] 等常用语义分割算法在水位标尺分割任务中的平均像素精度和平均交并比性能,结果如表 1 所示,其中 IoU 表示单独计算水位标尺类别的交并比。从表 1 可以看到,本文提出的改进

表 1 不同语义分割算法的水位标尺分割性能对比

Table 1 Performance comparison of different semantic segmentation algorithms for water level scale segmentation

Algorithm	mIoU / %	IoU / %	MPA / %
SegNet	89.63	81.87	92.01
U-Net	92.77	86.91	94.46
RefineNet	93.58	88.63	95.36
PSPNet	95.31	91.89	97.98
BiSeNet	95.57	92.37	98.12
DeepLabv3+	95.96	93.26	98.69
Proposed algorithm	97.18	95.03	99.22

DeepLabv3+算法的 mIoU 值为 97.18%，在交并比和平均像素精度指标上均优于其他算法。

U-Net、PSPNet、DeepLabv3+和所提算法的实际分割效果如图 7 所示。从图 7 可以看到，使用 U-Net 和 PSPNet 进行分割，容易出现将水中倒影误分

割为水位标尺的问题，分割结果中出现孤立误分割区域；使用 DeepLabv3+算法进行分割，倒影误分割的问题有所改善，但水位标尺边缘的分割效果仍不理想，标尺边缘出现异常凸起或凹陷部分；本文提出的改进算法在水位标尺边缘分割的效果上优于

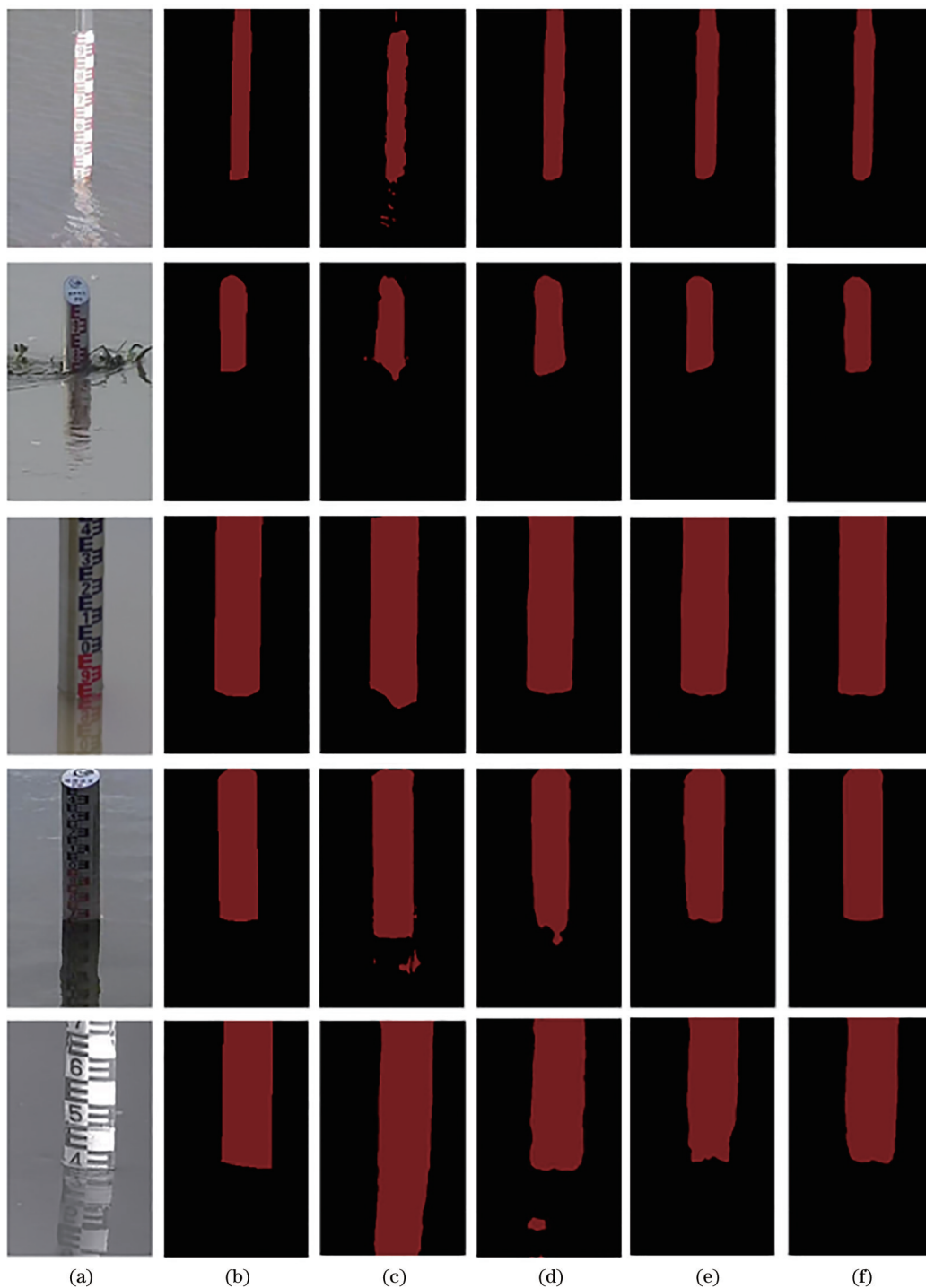


图 7 不同语义分割算法分割水位标尺的效果对比。(a)原始图像；(b)真值图；(c) U-Net；(d) PSPNet；(e) DeepLabv3+；(f)所提算法

Fig. 7 Effect comparison of different semantic segmentation algorithms on water scale segmentation. (a) Original image; (b) ground truth; (c) U-Net; (d) PSPNet; (e) DeepLabv3+; (f) proposed algorithm

其他分割算法,能够更精准地分割出水位标尺和水平面的所在位置。

3.3 消融实验

为了验证通道注意力机制、空间注意力机制和边缘细化算法的有效性,本文进行了消融实验。实验对比了在原模型 DeepLabv3+ 的基础上,分别引入通道注意力模块、空间注意力模块、边缘细化模块,以及它们间相互组合构成的模型的语义分割效果。采用语义分割的 mIoU 和 MPA 指标进行评估,结果如表 2 所示。

表 2 引入通道注意力、空间注意力和边缘细化模块的消融实验结果

Table 2 Experimental results of ablation by introducing channel attention, spatial attention, and edge thinning module

Edge refinement	cSE	sSE	mIoU / %	MPA / %
			95.96	98.69
	✓		96.27	98.75
		✓	96.64	98.93
	✓	✓	96.86	99.03
✓			96.71	98.86
✓	✓		96.85	98.92
✓		✓	97.02	99.14
✓	✓	✓	97.18	99.22

从表 2 可以看到,相比于原始 DeepLabv3+,引入通道注意力模块和空间注意力模块后,模型的 mIoU 分别提升了 0.31 个百分点和 0.68 个百分点,MPA 分别提升了 0.06 个百分点和 0.24 个百分点;将二者组合起来使用,模型的 mIoU 提升了 0.90 个百分点,MPA 提升了 0.34 个百分点;当单独使用边缘细化模块时,模型的 mIoU 提升了 0.75 个百分点,MPA 提升了 0.17 个百分点;当同时使用通道注意力、空间注意力和边缘细化三个模块时,模型的 mIoU 提升了 1.22 个百分点,MPA 提升了 0.53 个百分点。综上所述,引入通道注意力机制、空间注意力机制和边缘细化算法均能提升模型的语义分割性能,而且同时使用三个模块能够取得更准确的分割结果。

3.4 水平面检测测试

实验使用平均像素误差和平均像素误差率作为水平面检测效果的评价指标。平均像素误差定义为所有测试图像中,水平面线的像素纵坐标 P_o 与实际纵坐标 P'_o 的差值的绝对值取平均,计算公式为

$$E_{\text{pix}} = \frac{1}{O} \sum_{o=0}^O |P_o - P'_o|, \quad (8)$$

式中: O 为测试图片数量。平均像素误差率定义为水平面线的像素纵坐标 P_o 与实际纵坐标 P'_o 的差值的绝对值,与水位标尺实际像素长度 L_o 的比值的平均,计算公式为

$$E_{\text{ppix}} = \frac{1}{O} \sum_{o=0}^O \frac{|P_o - P'_o|}{L_o} \times 100\%。 \quad (9)$$

实验结果如表 3 所示,可以看到本文提出的算法具有较低的平均像素误差。

表 3 语义分割算法的水平面检测效果对比

Table 3 Horizontal detection effect comparison of semantic segmentation algorithm

Algorithm	Pixel error	Pixel error rate / %
SegNet	13.38	3.18
U-Net	8.04	2.09
RefineNet	7.96	2.02
PSPNet	5.94	1.38
BiSeNet	6.63	1.55
DeepLabv3+	5.48	1.22
Proposed algorithm	3.73	0.76

同时对比本文提出的算法和文献[3,22]算法的实际水平面分界线检测效果,并计算像素误差和误差率,结果如表 4 所示。

表 4 不同水位测量算法的水平面检测效果对比

Table 4 Comparison of horizontal detection effects of different water level measurement algorithms

Algorithm	Pixel error	Pixel error rate / %
Algorithm 1	51.47	11.03
Algorithm 2	14.61	3.72
Proposed algorithm	3.73	0.76

算法 1 是由文献[3]提出的,采用改进的双阈值边缘检测方法对水位标尺进行分割处理来找到水平面的所在位置,实际检测效果如图 8(b) 所示。从图 8(b) 可以看到,算法 1 在水面存在倒影的情况下难以区分水位标尺倒影和真实水位标尺,水平面检测不准确,误差较大,平均像素误差达到 51.47,平均像素误差率为 11.03%,故在实际场景下无法正常工作。

算法 2 是由文献[22]提出的,采用目标检测算法和深度学习模型来得到水位标尺所在区域的矩形框,将矩形框的底边作为水平面。在测试集上平均像素误差为 14.61,平均像素误差率为 3.72%,实

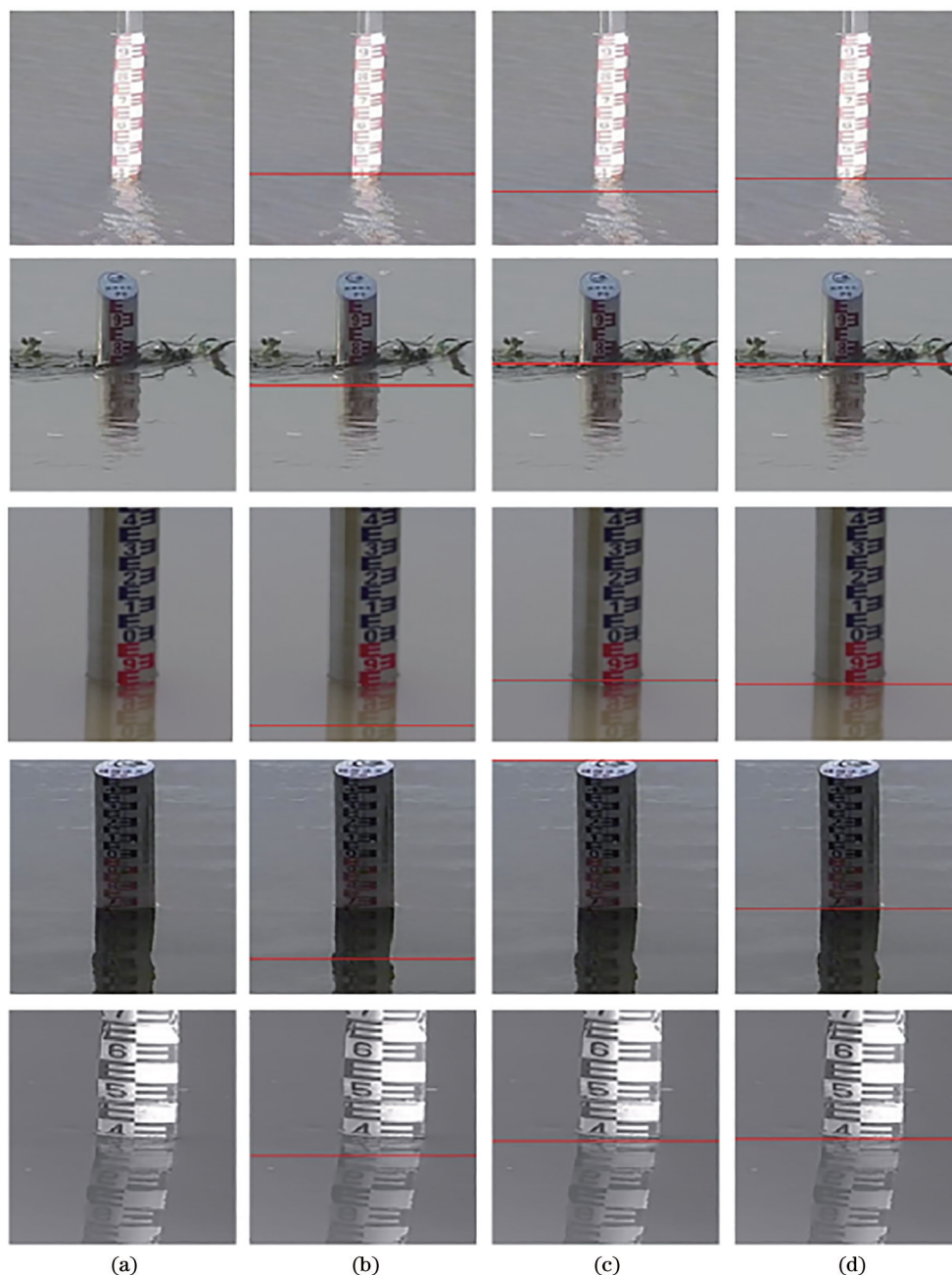


图 8 不同算法的水平面检测效果对比。(a)原始图像;(b)算法 1;(c)算法 2;(d)所提算法

Fig. 8 Horizontal plane detection effect comparison of different algorithms. (a) Original image; (b) algorithm 1; (c) algorithm 2; (d) proposed algorithm

际水平面的检测效果如图 8(c)所示。从图 8(c)可以看到,目标检测算法对于水位标尺边缘的定位不精确,而且在环境条件恶劣的情况下容易出现检测不到目标的情况。

相比于算法 1 和算法 2,本文提出的算法在实际测试的过程中检测更为准确,平均像素误差为 3.73,平均像素误差率为 0.76%,误差小于文献[3, 22]算法。

为了进一步测试本文算法在不同环境下的鲁棒性,选取多种极端环境对算法的水平面检测效果进行测试,结果如图 9 所示。其中图 9(a)为低光照环境,图 9(b)为强光照环境,图 9(c)为异物遮挡,图 9(d)为模糊的水位标尺图像,图 9(e)为水面平静倒影清晰情况,图 9(f)为夜间水位标尺图像,从左至右分别为原图像、语义分割算法分割结果、分割结果与原图像叠加结果和水平面检测结果。从图 9 可

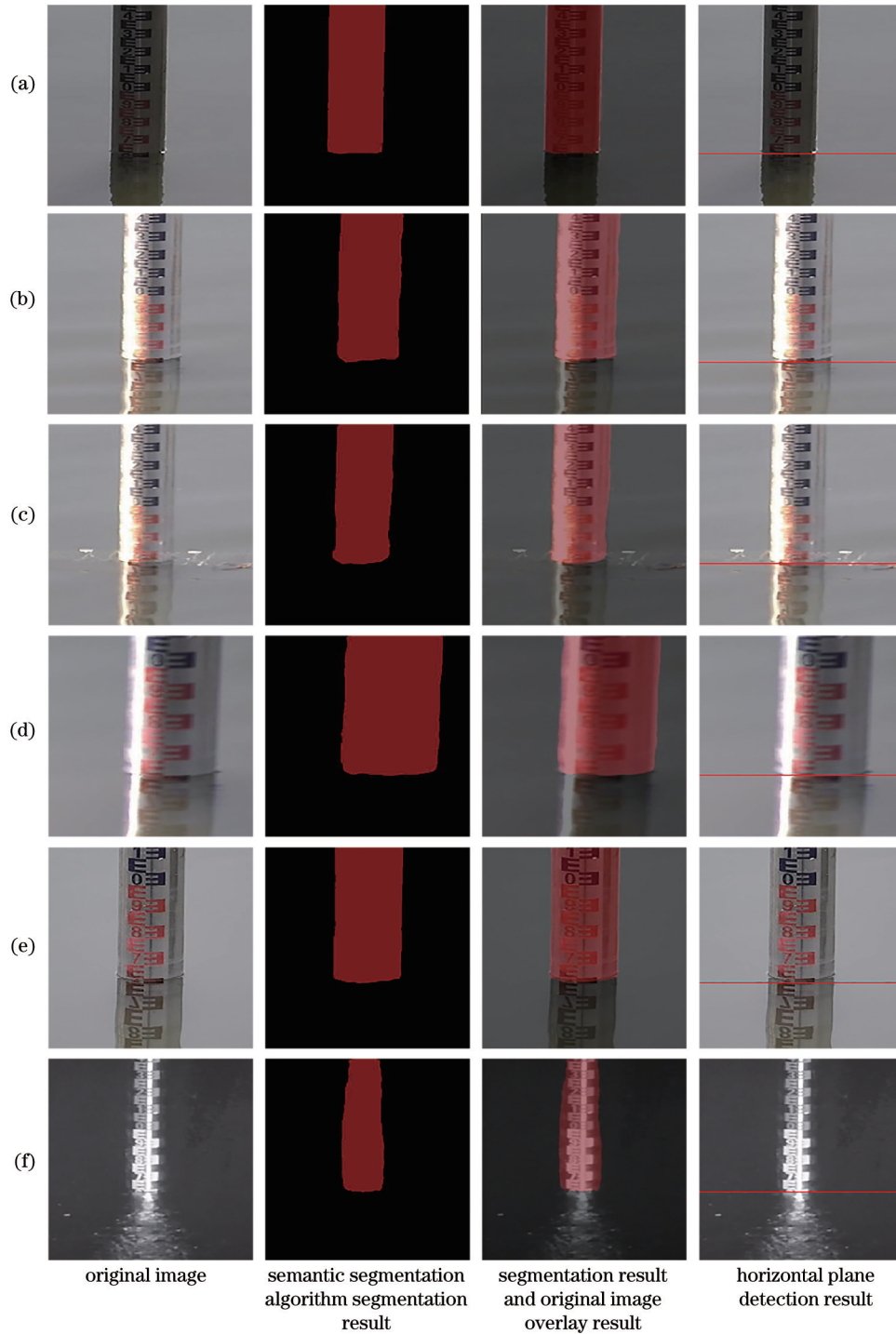


图 9 不同极端环境条件下算法的测试结果。(a)低光照环境;(b)强光照环境;(c)异物遮挡;(d)模糊的水位标尺图像;
(e)水面平静倒影清晰情况;(f)夜间水位标尺图像

Fig. 9 Test results of algorithm under different extreme environmental conditions. (a) Low light environment; (b) strong light environment; (c) foreign body occlusion; (d) blurred water level scales images; (e) calm and clear reflection of water; (f) nighttime water level scale images

以看到,在复杂的环境下所提算法仍能正常工作,准确检测到水平面位置。

3.5 读数测试

选取 24 h 内的水位数据进行测试,每隔 1 h 记

录一次数据,对比人工读取结果和算法读取结果,如表 5 所示,表中数据为水位标尺露出水面的长度。经过测试,所提算法的平均误差小于 1 cm,在实际环境中运行有较高的精确度。

表 5 算法读取水位与人工读取水位的对比分析
Table 5 Comparison and analysis of water level read by algorithm and manual

Moment	Manual reading /m	Algorithmic reading /m	Error /m	Moment	Manual reading /m	Algorithmic reading /m	Error /m
0:00	0.863	0.867	0.004	12:00	0.808	0.814	0.006
1:00	0.851	0.850	-0.001	13:00	0.795	0.798	0.003
2:00	0.848	0.852	0.004	14:00	0.786	0.792	0.006
3:00	0.845	0.850	0.005	15:00	0.789	0.794	0.005
4:00	0.837	0.846	0.009	16:00	0.793	0.798	0.005
5:00	0.834	0.830	-0.004	17:00	0.810	0.807	-0.003
6:00	0.828	0.819	-0.009	18:00	0.813	0.818	0.005
7:00	0.818	0.813	-0.005	19:00	0.815	0.809	-0.006
8:00	0.821	0.820	-0.001	20:00	0.831	0.822	-0.009
9:00	0.822	0.827	0.005	21:00	0.848	0.834	-0.014
10:00	0.826	0.819	-0.007	22:00	0.862	0.856	-0.006
11:00	0.803	0.800	-0.003	23:00	0.864	0.846	-0.018

4 结 论

本文提出了一种基于语义分割算法的水位监测方法,并对DeepLabv3+模型进行改进,利用空间注意力机制和通道注意力机制来提升网络的整体分割性能,使用边缘细化模块来提升网络对水位标尺边缘的分割精度。将改进的模型应用于水平面检测,可以解决传统水位监测算法受环境影响大和准确度低的问题。实验结果表明,改进的算法在水位标尺数据集上的mIoU值为97.18%,精度优于其他语义分割算法;平面像素误差率为0.76%,相比于其他水位监测算法能够更精确地检测到水平面位置。经过实地测试验证,改进的算法能够准确读取水位标尺读数,精度达到1cm,而且能够适应不同的环境,长时间部署仍能保持准确读数,相比于其他水位标尺读数算法有更高的准确度和鲁棒性。

参 考 文 献

[1] Zhang Y H. A brief discussion on model selection of water level gauge for mountain river[J]. Automation in Water Resources and Hydrology, 2008(4): 45-46.
张应辉. 浅谈山区型河流水位计的选型[J]. 水利水电自动化, 2008(4): 45-46.

[2] Lan H Y, Yan H. Research on application of the scale extraction of water-level ruler based on image recognition technology[J]. Yellow River, 2015, 37(3): 28-30.
兰华勇, 严华. 基于图像识别技术的水尺刻度提取方法研究[J]. 人民黄河, 2015, 37(3): 28-30.

[3] Lin R F, Xu H. Automatic measurement method for canals water level based on imaging sensor[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013, 32(8): 53-55.
林瑞凤, 徐海. 基于图像传感器的明渠水位自动测量方法[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(8): 53-55.

[4] Niu Z X, Hu C J, Ruan C, et al. The extraction and application of automatic water level monitoring system based on image gauge[J]. Electronic Design Engineering, 2019, 27(23): 103-107.
牛智星, 胡春杰, 阮聪, 等. 基于水尺图像自动提取水位监测系统与应用[J]. 电子设计工程, 2019, 27(23): 103-107.

[5] Zhou H, Zhong S D. Research on water level monitoring based on image processing[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2019, 40(3): 390-394, 400.
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.

[6] Huang Z H, Xiong H L, Zhu M, et al. Embedded measurement system and interpretation algorithm for water gauge image[J]. Opto-Electronic Engineering, 2013, 40(4): 1-7.
黄战华, 熊浩伦, 朱猛, 等. 嵌入式水尺图像检测系统与判读算法研究[J]. 光电工程, 2013, 40(4): 1-7.

[7] Zhang Z, Zhou Y, Wang H B, et al. Image-based water level measurement with standard bicolor staff gauge[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(9): 236-245.
张振, 周扬, 王慧斌, 等. 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.

[8] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional

- networks for semantic segmentation[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 3431-3440.
- [9] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(12): 2481-2495.
- [10] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Navab N, Hornegger J, Wells W M, et al. Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2015, 9351: 234-241.
- [11] Lin G S, Milan A, Shen C H, et al. RefineNet: multi-path refinement networks for high-resolution semantic segmentation[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 5168-5177.
- [12] Zhao H S, Shi J P, Qi X J, et al. Pyramid scene parsing network[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 6230-6239.
- [13] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, et al. Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs[EB/OL]. (2016-06-07)[2021-01-12]. <https://arxiv.org/abs/1412.7062>.
- [14] 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*, 2018, 40(4): 834-848.
- [15] Chen L C, Papandreou G, Schroff F, et al. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation[EB/OL]. (2017-12-05) [2020-01-12]. <https://arxiv.org/abs/1706.05587>.
- [16] Chen L C, Zhu Y K, Papandreou G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[M]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 11211: 833-851.
- [17] Hu J, Shen L, Albanie S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(8): 2011-2023.
- [18] Roy A G, Navab N, Wachinger C. Concurrent spatial and channel 'squeeze & excitation' in fully convolutional networks[M]//Frangi A F, Schnabel J A, Davatzikos C, et al. Medical image computing and computer assisted intervention-MICCAI 2018. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 11070: 421-429.
- [19] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [20] Xu N, Price B, Cohen S, et al. Deep image matting [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 311-320.
- [21] Yu C Q, Wang J B, Peng C, et al. BiSeNet: bilateral segmentation network for real-time semantic segmentation[M]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 11217: 334-349.
- [22] Wang L, Chen M E, Meng K K, et al. Research on water level recognition method based on deep learning algorithms[J]. *Water Resources Informatization*, 2020 (3): 39-43, 56.
- 王磊, 陈明恩, 孟凯凯, 等. 基于深度学习算法的水位识别方法研究[J]. *水利信息化*, 2020(3): 39-43, 56.