

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2024.02.004

DetSegNet: 一种基于检测和分割的高精度 水尺水位检测网络

房爱印¹, 王永贤², 尹曦萌¹, 王 鹏¹, 李忠义³, 刘 志³

(1. 浪潮智慧科技有限公司, 山东 济南 250001; 2. 北京邮电大学网络空间安全学院, 北京 100876;
3. 精英数智科技股份有限公司, 北京 100088)

摘要: 为了克服传统水位测量方法中水位边缘粗糙和检测精度不足的问题, 提出了一种高精度的水尺水位检测网络——DetSegNet。DetSegNet 在网络结构、损失函数等方面对 YOLOv4 和 DeepLabv3+ 算法进行了改进, 并将水尺刻度识别、水体区域分割、水位线检测和水位值计算等模块进行有效结合, 实现了对水尺与水体交界区域的高效定位和精确分割。实验结果表明, DetSegNet 在水尺图像数据集上的检测精度和速度均优于传统的检测方法; 现场测试表明, DetSegNet 的水位检测误差小于 1 cm, 满足水文监测的精度要求。

关键词: 水位检测; 深度学习; 图像处理; YOLOv4 算法; DeepLabv3+ 算法

中图分类号: P332.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2024)02-0028-07

DetSegNet: a high-precision water gauge level detection network based on detection and segmentation

FANG Aiyin¹, WANG Yongxian², YIN Ximeng¹, WANG Peng¹, LI Zhongyi³, LIU Zhi³

(1. Inspur Intelligent Technology Co., Ltd., Jinan 250001, China;

2. School of Cyberspace Security, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

3. Jingying Shuzhi Technology Co., Ltd., Beijing 100088, China)

Abstract: To solve the problems of rough water-level edge and insufficient detection accuracy in existing algorithms, this paper proposes a high-accuracy water gauge level detection network, called DetSegNet. Unlike traditional methods that use a single network for the water gauge recognition and the water segmentation, DetSegNet innovates in the network structure, loss function, etc., by improving the YOLOv4 and DeepLabv3+ algorithms. It effectively integrates modules for water gauge scale recognition, water area segmentation, waterline detection, and water level calculation, achieving efficient localization and precise segmentation of the interface area between the water gauge and the water body. Experimental results show that DetSegNet surpasses existing algorithms in terms of detection accuracy and speed on water gauge image datasets. Field tests demonstrate that water level detection accuracy of this method is less than 1 cm, meeting the accuracy requirements of hydrological monitoring.

Key words: water level detection; deep learning; image processing; YOLOv4 algorithm; DeepLabv3+ algorithm

水位检测是水文监测的重要任务之一, 精准检测江河湖泊、道路积水^[1]、暴雨内涝^[2]等水位数据是实现水资源精细管控、预防洪涝灾害、提高水文工作可靠性与高效性的关键环节^[3,4]。随着计算机视觉技术的发展, 将图像处理和人工智能等技术应用于水位检测成为一个重要的研究方向。

为提高水位监测的工作效率, 已有学者采用多种图像处理算法^[5]实现水位检测。Chen 等^[6]使用多模板匹配算法识别水尺上的字符, 并通过字符序列验证算法对识别结果进行校验, 将识别结果与水位计算公式结合以获得水位值; 张振等^[7]利用阈值分割水尺图像的水平投影曲线确定水位线位置, 将水位线位置转换至

作者简介: 房爱印(1986—), 男, 高级工程师, 主要从事智慧水利研究。E-mail: fangaiyin@inspur.com

通信作者: 王永贤(1998—), 男, 硕士研究生, 主要从事计算机视觉研究。E-mail: yxianwang@bupt.edu.cn

引用本文: 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.

标准水尺模板中获得水位值。孙维亚等^[8]采用改进的 Canny 算子进行边缘检测和形态学闭运算,利用仿射变换得到矫正后的水尺区域,通过关键字识别和边缘特征投影计算实时视频流中每一帧的实际高度。

随着深度学习技术的发展,YOLO 系列^[9]、SSD^[10]等目标检测算法以及 FCN^[11]、U-net^[12]等语义分割算法在计算机视觉领域表现卓越,使基于深度学习的水位自动识别成为可能。通过深度学习模型提取图像特征并识别水尺和获取水位线,可以增强水位检测算法的环境适应性。一些学者引入目标检测算法进行水位识别研究;王磊等^[13]提出了一种实时水位识别算法,由 YOLOv3 对象检测和 ResNet 刻度识别模型构成,该算法具有准确率高、泛化能力强、识别速度快、环境适应能力强等特点,但需要大量的训练样本。夏平等^[14]基于改进的超像素与图割算法,提出了一种智能视觉水位识别算法,但该算法对特征不明显或动态图像检测效果较差,缺乏稳定性。同时,基于语义分割网络模型的水位识别技术也受到了关注。程淑红等^[15]利用 U-net 语义分割网络检测水位线,但该方法受图像质量影响较大,难以应对复杂环境。傅启凡等^[16]采用改进的 DeepLabv3+算法,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,以实现

对水位的智能识别。

使用图像处理方法需要高要求的前期预处理,并且容易受到现场环境的影响。而深度学习神经网络模型可以更好地适应当前环境,并提高算法的准确性。但是,使用深度学习神经网络模型的水位检测精度受到模型设计和计算量的限制,并且模型很难应用于样本较少、实时性要求较高的场景。鉴于此,本文提出的 DetSegNet 综合采用了以下策略实现优化目标:①在原 YOLOv4^[17]算法上设计了改进的检测网络和损失函数,从而实现水尺刻度字符位置的高效定位,并充分利用这些位置信息合理地分割水尺底部与水体的交界区域图像;②设计基于 DeepLabv3+算法^[18-19]的轻量级语义分割网络,实现对交界区域图像水体与非水体区域的精确分割;③综合多种图像处理技术提取水位线的位置坐标;④借助线性插值法将水位线坐标换算成实际水位值。通过优化以期能为实现复杂环境下的精准、快速水位检测提供参考。

1 研究方法

1.1 整体框架

基于 DetSegNet 的水尺水位检测算法的整体框架如图 1 所示,该算法可分为水尺刻度字符识别与交界区域定位、水位线检测与水位值计算两个核心模块。

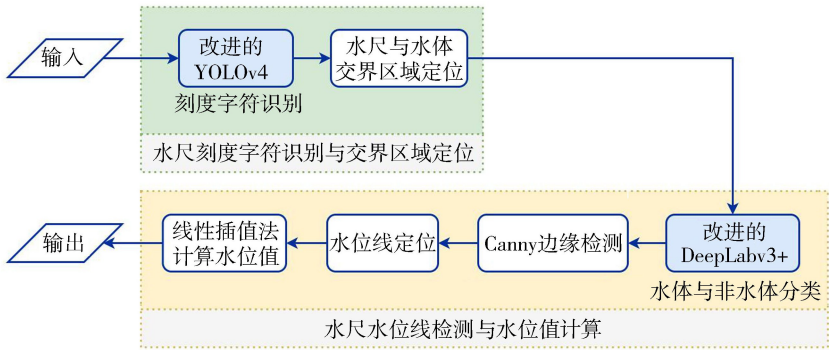


图 1 基于 DetSegNet 的水尺水位检测算法整体框架

Fig. 1 General framework for water gauge level detection algorithm based on DetSegNet

1.1.1 水尺刻度字符识别与交界区域定位

利用改进的 YOLOv4 算法对水尺上的刻度字符进行识别,根据识别字符的中心位置拟合水尺的中心直线方程,并计算各个字符中心在该直线上的投影点坐标。按照规则定位交界水面的中心点,裁剪出包含水尺与水体的交界区域图片。

1.1.2 水尺水位线检测与水位值计算

首先将交界区域图片分为水体和非水体两类,并将其作为输入,采用改进的 DeepLabv3+算法进行训练。其次,使用训练好的模型对小区域图片进行预测,得到分割结果,并对分割结果进行 Canny 边缘检测,以提取水面区域的边缘线。然后,对边缘线上的点进行统计并计算平均坐标,根据得到的平均坐标计算水位线中心在水尺中心直线上的投影。最后,使用线性插值像素比例换算方法,将得到的水位线投影点的像素坐标转化

为实际分数标度,结合米刻度标度,读取水尺水位值。

1.2 基于改进 YOLOv4 算法的水尺检测方法

1.2.1 改进的 YOLOv4 算法

为了在复杂环境下提高水尺刻度字符目标检测性能,并解决检测网络中梯度消失和较大参数运算量的问题,本文对原 YOLOv4 算法的特征融合方式进行改进。受注意力机制的启发,引入注意力模块,加强深层空间和通道细粒化信息的利用,增强上下文信息的表征,从而提高刻度字符目标的检测性能。

1.2.1.1 检测网络的改进

在 YOLOv4 算法中,融合特征网络的多次卷积操作将不同层次的特征图像融合成一个高维特征,这种方式虽然可以提高模型的检测能力,但也存在信息冗余问题。为了解决该问题,本文通过引入注意力机制增加对不同通道信息的关注度,减少信息冗余,提高目标检测的准确率。

SE(squeeze and excitation)^[20] 注意力机制是一种通道注意力机制,具体的操作包括 Squeeze 操作、Excitation 操作、Scale 操作。Squeeze 操作将输入的特征图像在通道维度上进行平均池化,得到每个通道的全局平均值,从而将每个通道的特征压缩成一个数字。这样,可以将每个通道的信息压缩到一个数值上,从而减少冗余信息。Excitation 操作则使用两个全连接层学习通道之间的关系,即通过权重参数 W_1 将 Squeeze 操作的结果进行降维,然后再通过激活函数 δ 进行非线性变换,最后再通过权重参数 W_2 进行升维,得到通道的权重向量 s 。在训练过程中,网络通过反向传播算法学习这些权重参数。而 Scale 操作则将通道权重向量 s 与原始特征图像 X 相乘,从而对每个通道的特征进行加权,得到经过注意力机制的特征图像 X_{SE} 。这样,就可以增加对不同通道信息的关注度,减少信息冗余,提高目标检测的准确率。

通过将 SE 注意力机制模块应用于 YOLOv4 算法,可以有效解决融合特征网络中信息冗余的问题,提高目标检测的准确率,增强 YOLOv4 算法对水尺字符的特征提取能力,进而提高字符分类和定位的准确率。

1.2.1.2 损失函数的改进

在 YOLOv4 算法的原始类别损失函数中,没有明确度量难易样本对类别损失的贡献,只使用交叉熵度量样本的差异性,而忽略了其他潜在特性。为了提升水尺检测的性能,本文利用 Focal Loss 函数^[21]对类别损失函数进行改进,使其能够同时度量难分类和易分类样本对总损失的贡献值。

1.2.2 水尺与水体交界区域的定位

a. 本文使用经过改进的 YOLOv4 算法对水尺图片进行预测,得到水尺刻度字符的预测输出。预测信息包括标签、置信度和预测框的位置信息,其中位置信息包括预测框的中心坐标 (x,y) ,以及预测框的宽度和高度。水尺刻度字符的识别结果如图 2(a)所示,图中可以观察到,识别目标包括左侧的分米刻度字符、右侧的米刻度字符和“M”字符。因此,通过计算所有刻度字符与“M”字符中心位置的距离,可以确定距离“M”字符最近的为米刻度,该字符的中心位置坐标记为 (x_m,y_m) ,刻度值记为 m 。此外,将识别的分米刻度字符的中心位置坐标记为 (x_i,y_i) ,刻度值记为 d_i ,其中 $i=1,2,\cdots,n,n$ 为分米刻度字符的数量。为避免摄像或水尺角度偏差导致的交界区域位置定位错误,本文采用了奇异值分解(SVD)方法解决最小二乘问题,以便基于分米刻度中心坐标 (x_i,y_i) 计算水尺所在的中心直线 L 。如图 2(b)所示,确定中心直线后,将每个分数刻度字符的中心点投影到该直线上,从而得到投影点 (x'_i,y'_i) 。同时,计算米刻度字符 (x_m,y_m) 与直线 L 之间的距离 S ,以便估计水尺的基本宽度。

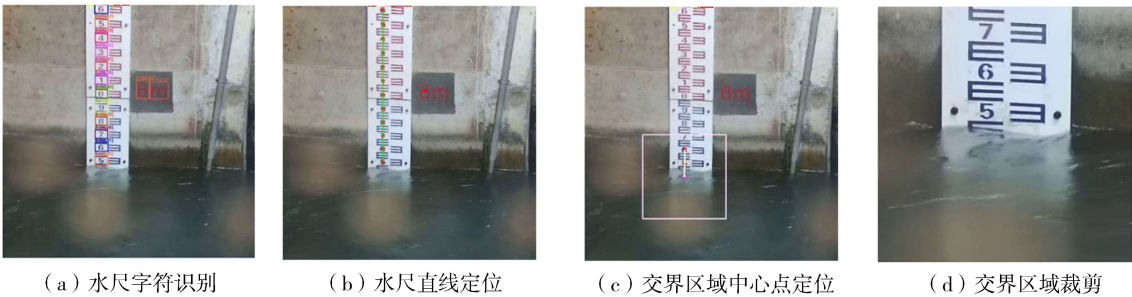


图 2 水尺与水体交界区域的定位过程

Fig. 2 Locating process of the interface area between water gauge and water body

b. 按照 y'_i 从小到大的顺序对分数刻度的中心投影点进行排序,选择倒数第一个投影点 P_0 和倒数第二个投影点 P_1 ,以 P_0 为基准点在 $\overrightarrow{P_1 P_0}$ 方向上计算距离该点 S 的另一个点 $P_c(x_c, y_c)$,如图 2(c)。以 P_c 为中心点,裁剪出边长为 $2S$ 的水尺与水体的交界区域,裁剪结果如图 2(d) 所示。假设原图像尺寸为 (W, H) (W 和 H 分别为图像的宽度和高度),可通过式(1)计算交界区域的左上角 $(x_{\min}, y_{\min})$ 和右下角 $(x_{\max}, y_{\max})$:

$$\begin{cases} x_{\min} = \max(0, x_0 - S) \\ y_{\min} = \max(0, y_0 - S) \\ x_{\max} = \min(W - 1, x_0 + S) \\ y_{\max} = \min(H - 1, y_0 + S) \end{cases} \quad (1)$$

式中 (x_0, y_0) 为 P_0 的坐标。

根据裁剪出的交界区域的左上角和右下角可以计算出裁剪后的尺寸 (W', H') :

$$\begin{cases} W' = x_{\max} - x_{\min} + 1 \\ H' = y_{\max} - y_{\min} + 1 \end{cases} \quad (2)$$

1.3 基于改进 DeepLabv3+算法的水位检测方法

1.3.1 改进的 DeepLabv3+算法

由于交界区域图片中只涉及水体和非水体两类语义信息,且边缘交界处包含丰富的细节信息,因此语义分割网络需要具备强大的细节特征提取能力。传统图像处理受光照和水面倒影等因素的影响较大,很难准确地定位水尺水位线的位置。然而,原 DeepLabv3+算法及其他语义分割网络模型是针对物体种类和特征较多、数据量较大的数据集进行设计的,因此采用的骨干特征提取网络较为复杂。例如,原 DeepLabv3+算法采用 Xception 作为主干网络提取特征信息,但该模型参数量大、结构复杂,不适合用于小区域的水尺水位线的提取,还会导致计算量大、训练困难等问题。因此,本文提出了一种基于改进 DeepLabv3+算法的轻量级语义分割算法,将原 DeepLabv3+算法中特征提取骨干网络替换成 MobileNetv3^[22] 网络,利用迁移学习加载预训练模型,既降低了模型复杂度,又提高了分割性能。另一方面,将 ASPP 模块中的卷积替换成深度可分离卷积^[23],通过学习特征通道维度的权重信息,对网络性能好的特征通道权重进行提升,抑制对网络性能不好的特征通道权重,提高了训练效率。

深度可分离卷积的结构如图 3 所示,它将卷积分为深度卷积和逐点卷积。对于输入特征图的每个通道,先进行卷积核大小为 3×3 的深度卷积,将每个通道的特征属性分离成 3 个通道的输出。接着,对每个通道进行 1×1 卷积得到最终的输出特征图。这种操作使得深度可分离卷积的性能与标准卷积相当,同时使用更少的参数进行特征学习,有效减少了模型的参数量。

1.3.2 水位线定位

为了从交界区域的分割结果中提取出水位线,按照如下步骤进行计算:①通过语义分割模型的输出信息提取水体部分的像素,去除非水部分,分割结果如图 4(a)(b) 所示。②对分割结果应用形态学操作、Ostu 阈值分割以及 Canny 算子进行图像去噪、增强和边缘检测,以准确提取水体与非水体部分交界区域中的边缘线(图 4(c))。③基于轮廓检测算法,统计检测图中的边缘像素点坐标,并计算所有边缘点的平均坐标。将平均坐标点在第 1.2.2 节计算的水尺中心直线 L 上进行投影,得到水位线在 L 上的中心投影点(图 4(d))。④根据第 1.2.2 节记录的分割区域在原图像中的相对位置,计算出水尺的水位线中心投影点的原始图像坐标 (x'_0, y'_0) ,则该坐标即为水位线在水尺中心直线上的平均投影点的位置。

1.4 水位值计算方法

为计算水位值,需要综合考虑已识别的米刻度和通过水尺水位换算的分米刻度。由于水尺在图像中可能存在角度偏移、刻度不清晰等问题,因此需要基于水位线位置进行水位值换算。本文利用线性插值法计算水位线对应的实际水位值,该方法基于第 1.2.2 节和第 1.3.2 节的计算结果,并考虑了水尺图片的像素坐标

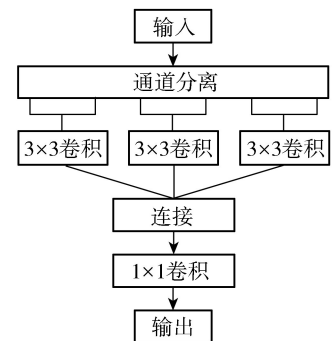


图3 深度可分离卷积结构
Fig.3 Depth-separable convolutional structure

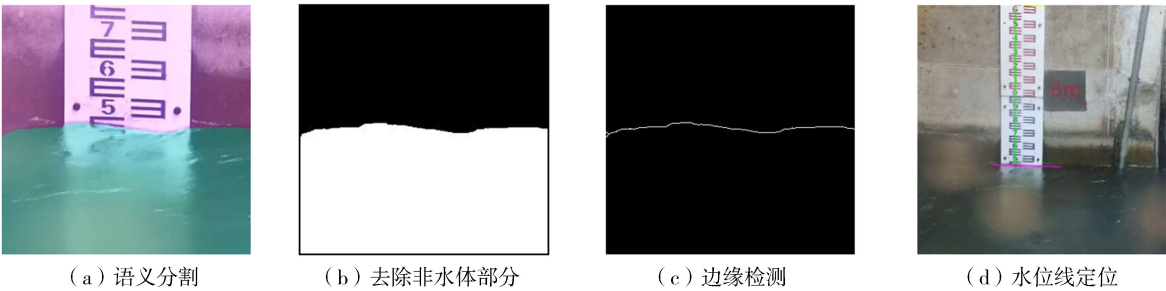


图 4 水位线定位步骤
Fig. 4 Positioning steps of water level line

与真实世界的空间坐标之间的映射关系。根据水尺图像中分米刻度中心投影点的纵向坐标 y'_i 以及该字符在水尺中对应的实际刻度值 d_i 的线性关系,计算水尺图像中水位线中心点对应的分米刻度值:

$$d = d_i - \frac{d_i - d_{i+1}}{y'_{i+1} - y'_i}(y'_0 - y'_i) \tag{3}$$

由于分数刻度处于 2 个米级的标度范围,例如在图 2(a) 中,位于“0”分米刻度之上的是 8 m 的刻度范围,位于“0”刻度之下的是 7 m 的刻度范围。因此,在实际计算中,需将位于“0”刻度之下的分数刻度转化为负刻度,则 $d \in (-10, 10)$ 。最后将米刻度和分米刻度加权相加(式(4)),即可得到水位线的实际刻度值 D (单位为 m),最终结果保留 2 位小数。以图 2 样本为例,最终计算得的水位线实际刻度值为 7.48 m。

$$D = m + d/10 \tag{4}$$

2 实例验证

用于训练的计算机硬件配置为 AMD Ryzen 7 5800X,NVIDIA RTX 3080(10 GB GDDR6X),32GB DDR4;软件配置为 Ubuntu 20.04 操作系统,Python 3.10 编程语言,Pytorch 1.7 深度模型框架。试验中使用 labelme 等工具进行数据标注。

2.1 数据集

对于目标检测任务,为训练和测试改进的 YOLOv4 算法,本文采用了某水利单位提供的水尺视频数据集,其包含了不同水位和不同环境下的水尺视频,共计提取 3 000 帧图像,其中 2 500 张作为训练集,300 张作为验证集,200 张作为测试集;对于语义分割任务,为训练和测试改进的 DeepLabv3+算法,利用 YOLOv4 算法的输出结果,结合水尺与水体交界区域的定位方法,对原始数据集的图像进行裁剪,共计获得 3 000 张交界区域图像,且数据集的训练、验证和测试集的划分比与目标检测任务一致。

2.2 模型训练

训练前,对模型的参数进行了设定。目标检测模型使用 Adam 优化器,初始学习率为 0.005,动量为 0.9,权重衰减为 0.0005。语义分割模型使用 NAdam 优化器,初始学习率为 0.001,权重衰减为 0.0001。除改进的 YOLOv4 算法使用 Focal Loss 函数改进类别损失的计算,其他的损失函数均与原模型保持一致。

为了避免过拟合,本文对水尺刻度字符检测任务的数据进行了增强处理,包括水平翻转、垂直翻转、旋转等操作。训练过程中,设定了 200 个 epoch,并使用学习率衰减策略逐渐降低学习率,以提高模型的精度和鲁棒性。对于水体分割任务,由于交界区域图像尺寸较小且模型经过轻量化处理,训练过程设定较小的 100 epoch 训练轮数,且采用超过 20 epoch 无优化则停止训练的早停策略。

2.3 结果及分析

实例验证最终目的是比较不同算法的水尺读数误差的差异,其中水位线的检测效果对算法最终水尺读数的准确度具有决定性的作用,同时,不同算法适配的水尺不同,导致读数换算模型也有所差异。因此,本文通过比较不同算法对水位线的检测精度,衡量不同算法的读数误差。本文使用平均像素误差(提取水位线与实际水位线像素坐标差的绝对值)作为评价指标^[8]。

由于环境变化、水体清晰度变化等因素的存在,部分方法对水尺水位线的检测结果存在异常。王磊等^[13]利用 YOLOv3 算法直接框图中的水尺然后提取水位线得到图像,该方法的平均像素误差为 18.72。由

于水尺目标在图像中的占比相对较小,水尺底部边缘的信息特征不明显,导致分割后的水尺边缘较为毛糙,且水尺底部存在异物时会将其错误分割,进而影响水尺底部边缘的分割精度,导致水尺水位线的位置检测不准确。Lin 等^[24]利用 DeepLabv3+算法直接在原图中分割水尺然后提取水位线得到图像,该方法的平均像素误差为 5.46。由于受光照影响水尺的颜色信息变化较大,在对颜色进行提取时,阈值不能自适应,影响了水尺的分割,导致水位线检测异常。刘铭辉等^[25]利用传统图像处理的方法通过水尺上的颜色信息对其二值化处理分割出水尺,然后提取水尺水位线,该方法的平均像素误差为 3.97。而本文算法利用 YOLOv4 算法分割水尺交界区域,然后利用改进的 DeepLabv3+算法分割该区域内的水体与非水体部分后提取水位线,平均像素误差为 3.54,小于上述 3 种算法。

此外,将本文方法得到的水位值与人工读取的水位值进行了对比,误差为 1 cm,满足现行 SL/T 243—1999《水位计通用技术条件》标准的要求,检测方法的准确等级相当于标准中水位计的 1 级准确度。

3 结 语

本文提出了一种对 YOLOv4 算法中目标检测网络和 DeepLabv3+算法中语义分割网络优化的水尺水位检测网络——DetSegNet。该网络首先利用改进的 YOLOv4 算法定位并分割水尺与水体的交界区域,然后利用改进的 DeepLabv3+算法对区域进行分割,并利用图像处理算法提取水面边缘线,最后通过统计边缘线像素坐标计算得到水位线的刻度。实例验证表明,DetSegNet 在水尺图像测试集上的检测精度和检测速度均高于其他对比算法,其中水位线分割的平均像素误差为 3.54,显著优于同类模型。现场测试表明,本文方法能够准确计算出水尺水位值,检测误差满足水位监测规范。

参考文献:

[1] 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))

[2] 姚蕊,杨群涛,张书亮. 城市暴雨内涝灾害脆弱性研究综述[J]. 水资源保护,2023,39(1):93-100. (YAO Rui,YANG Quntao,ZHANG Shuliang. Review on vulnerability of urban rainstorm waterlogging disaster[J]. Water Resources Protection,2023,39(1):93-100. (in Chinese))

[3] 孔锋. 透视变化环境下的中国城市暴雨内涝灾害:形势,原因与政策建议[J]. 水利水电技术,2019,50(10):42-52. (KONG Feng. Perspective on urban rainstorm waterlogging disaster in China under changing environment:situation,causation and policy suggestion[J]. Water Resources and Hydropower Engineering,2019,50(10):42-52. (in Chinese))

[4] 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))

[5] 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))

[6] CHEN G,BAI K,LIN Z,et al. Method on water level ruler reading recognition based on image processing[J]. Signal,Image and Video Processing,2021,15:33-41.

[7] 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. (ZHANG Zhen,ZHOU Yang,WANG Huibin,et al. Image-based water level measurement with standard bicolor staff gauge[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2018,39(9):236-245. (in Chinese))

[8] 孙维亚,王达,许帅,等. 基于计算机视觉的水位检测算法[J]. 应用科学学报,2022,40(3):434-447. (SUN Weiya,WANG Da,XU Shuai,et al. Water level detection algorithm based on computer vision[J]. Journal of Applied Sciences,2022,40(3):434-447. (in Chinese))

[9] REDMON J,DIVVALA S,GIRSHICK R,et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2016: 779-788.

[10] LIU W,ANGUELOV D,ERHAN D,et al. Ssd: single shot multibox detector[C]//Computer Vision-ECCV 2016:14th European Conference. Amsterdam:Springer International Publishing,2016:21-37.

[11] LONG J,SHELHAMER E,DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE

- Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos;IEEE Computer Society,2015;3431-3440.
- [12] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015: 18th International Conference. Munich: Springer International Publishing,2015;234-241.
- [13] 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. (WANG Lei, CHEN Ming'en, MENG Kaikai, et al. Research on water level recognition method based on deep learning algorithms [J]. Water Resources Informatization,2020(3):39-43. (in Chinese))
- [14] 夏平,王峰,雷帮军,等. 基于超像素和图割算法的智能视觉水位识别[J]. 计算机仿真,2021,38(3):430-436. (XIA Ping, WANG Feng, LEI Bangjun, et al. Intelligent visual water level recognition algorithm based on super-pixel and graph cut segmentation[J]. Computer Simulation,2021,38(3):430-436. (in Chinese))
- [15] 程淑红,赵考鹏,张仕军,等. 基于 U-net 的水位线检测[J]. 计量学报,2019,40(3):361-366. (CHENG Shuhong, ZHAO Kaopeng, ZHANG Shijun, et al. Water level detection based on U-net[J]. Acta Metrologica Sinica,2019,40(3):361-366. (in Chinese))
- [16] 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):89-100. (FU Qifan, LU Ming, ZHANG Zhiyi, et al. Water level monitoring method based on semantic segmentation[J]. Laser & Optoelectronics Progress,2022,59(4):89-100. (in Chinese))
- [17] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. Scaled-yolov4: scaling cross stage partial network [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos;IEEE Computer Society,2021: 13029-13038.
- [18] CHEN L C, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). Berlin:Springer-Verlag,2018;801-818.
- [19] 张社荣,欧阳乐颖,王超,等. 基于 DeepLabV3+的骨料图像自动分割算法[J]. 水利水电科技进展,2022,42(6):28-32. (ZHANG Sherong, OUYANG Leying, WANG Chao, et al. Automatic segmentation algorithm of aggregate image based on DeepLabV3+[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2022,42(6):28-32. (in Chinese))
- [20] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos;IEEE Computer Society, 2018;7132-7141.
- [21] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. New York:IEEE, 2017;2980-2988.
- [22] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for mobilenetv3 [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Los Alamitos;IEEE Computer Society,2019: 1314-1324.
- [23] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. New York:IEEE, 2017;1251-1258.
- [24] LIN F, YU Z, JIN Q, et al. Semantic segmentation and scale recognition-based water-level monitoring algorithm[J]. Journal of Coastal Research,2020,105:185-189.
- [25] 刘铭辉,车国霖,张衍,等. 一种不定长水尺图像水位测量方法[J]. 仪器仪表学报,2023(7):250-258. (LIU Minghui, CHE Guolin, ZHANG Kan, et al. A water level measurement method for indefinite water gauge image[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2021(7):250-258. (in Chinese))

(收稿日期:2023-04-17 编辑:刘晓艳)