

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2023.05.004

基于图像语义分割的水位智能监测方法

张文静¹, 张 振¹, 黄 剑², 周 扬¹, 蒋 芸¹

(1. 河海大学计算机与信息学院, 江苏 南京 211100; 2. 赣江中游水文水资源监测中心, 江西 吉安 343000)

摘要: 为了解决现有基于灰度图像分割的水位线检测方法易受水面耀光、倒影等复杂光照条件的影响, 且在高洪期水尺易被漂浮物缠绕引起测量粗大误差的问题, 设计了一种基于深度学习的水尺水位智能监测方法。该方法采用不同条件下采集并由人工精确标注的水尺、水面和漂浮物三分类样本图像构建数据集, 训练深层全卷积神经网络, 实现了对水尺图像的逐像素分类预测, 最终在语义分割图像中检测水位线的像素位置, 将其转化为实际水位值。试验结果表明: 该方法能够克服传统方法在图像特征提取方面的不足, 提升图像分割对野外复杂变化环境的适应性, 实现测量有效性的识别, 达到水尺水位智能监测的目的, 测量的综合不确定度小于 3 cm。

关键词: 水位测量; 深度学习; 图像处理; 人工智能; 智慧水利

中图分类号: P332.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2023)05-0024-07

Intelligent water-level monitoring method based on image semantic segmentation

ZHANG Wenjing¹, ZHANG Zhen¹, HUANG Jian², ZHOU Yang¹, JIANG Yun¹

(1. College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. Hydrology and Water Resources Monitoring Center of the Middle Reaches of Ganjiang River, Ji'an 343000, China)

Abstract: To address the problem that the existing water-level detection method based on the gray image segmentation is susceptible to complex illumination conditions such as water surface flaring and reflection, and the problem of large measurement errors caused by the entanglement of floating objects during high flood periods, a deep-learning-based intelligent water-level monitoring method for staff gauge is designed. This method uses the three-class sample images of staff gauge, water surface, and floating objects, which are collected under different conditions and accurately labeled manually, to construct the data set, and then trains the deep fully convolutional neural network to perform the pixel-by-pixel classification prediction of staff gauge images. Finally, the pixel position of water line is detected in the semantic segmentation image, and transformed into the actual water level value. The test results show that the method can overcome the shortcoming of traditional methods in the image feature extraction, improve the adaptability of image segmentation to complex changing environments in the field, realize the recognition of measurement effectiveness, and achieve the purpose of intelligent monitoring of water level with the comprehensive uncertainty of measurement less than 3 cm.

Key words: water-level measurement; deep learning; image processing; artificial intelligence; intelligent water conservancy

水位是江河湖库的基本水文要素之一, 水位数据是防汛抗旱、灌溉、航运和水利设施建设和管理的基本依据, 及时可靠的水位自动监测对于提高防洪抗旱的预警预报水平具有重要意义。水尺通过读数来记录水位高度, 是最直观、最简单的水位测量工具, 但传统水尺测量需要人工定时观测, 自动化程度低, 人员劳动强度大。现有的自动水位计根据测量原理不同主要包括浮子式、压力式、超声波式及雷达式等^[1-3]。但这些设备在实际安装、使用和日常维护中存在一定的局限性, 普遍存在设备及安装成本高, 测量精度易受环境温度、水体泥沙含量及现场控制结构的影响, 测量结果不易校验, 需要工作人员定期维护等缺点^[4-5]。

近年来, 网络视频监控系统已在江河湖库中得到推广^[6-7], 传统基于图像的方法通过图像处理代替人眼

基金项目: 江苏省水利科技项目(2021070); 中国博士后科学基金面上项目(2019M651673); 浙江省水利厅科技计划项目(RB2037); 中央高校基本科研业务费专项经费资助项目(B200202187)

作者简介: 张文静(1998—), 女, 硕士研究生, 主要从事信息获取与处理研究。E-mail: wenjingz2022@163.com

通信作者: 张振(1985—), 男, 副教授, 博士, 主要从事光电成像与图像法测流技术研究。E-mail: zz_hhuc@163.com

引用本文: 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.

自动检测水位线的读数,包括受人眼视觉启发的方法和基于机器视觉的方法,但这些方法存在一定的局限性。受人眼视觉启发的方法通过检测刻度线和识别字符来确定水位线的位置^[8-9],非常依赖刻度线和图像特征的可见性,在水尺局部污垢和损坏、图像分辨率低、自然光不足、人工光照过强等复杂条件下无法测量。基于机器视觉的方法首先检测图像中水位线的位置,然后利用变换关系将水位线像素坐标转换为实际水位读数^[10]。然而在野外实际应用中,水尺和拍摄设备之间的距离较远,导致图像分辨率较低、干扰噪声较多。此外野外环境光照强度的变化对成像效果的影响较大,晴天水面耀光、逆光、水体透明、水尺倒影强烈;阴雨天气水尺和水面的灰度值接近、图像信噪比降低;夜间人工补光过曝,使得传统基于灰度、边缘信息的图像处理技术很难准确地检测出水位线的位置,同时对于水位线处漂浮物缠绕水尺片等遮挡情况的测量结果无法进行有效性识别。

随着大数据技术和高性能计算设备的发展,深度学习技术逐渐应用于许多计算机视觉任务上^[11],传统图像处理方法仅利用低层次特征,难以有效解决复杂水流(波浪破碎、漂浮物缠绕)、光照条件(强光、阴影、反射)下的测量问题,而深度学习方法凭借深层结构,从输入图像的低层次特征中逐步抽象、提取出深层次特征,并以端到端方式自动完成分类,表现出优秀的分类性能^[12-13]。目前采用深度学习技术进行水位测量时仍然遵循传统基于图像的两类方法:①通过深度学习识别水尺刻度线和字符,根据刻度线和字符数量确定实际水位值的方法。例如:曹玉超等^[14]提出采用深度残差神经网络识别矿井水位标尺刻度的方法能够检测标尺的 E 型刻度字符,但是不能实现刻度字符到水位的转换,且训练测试样本过少,不能涵盖实际测量的各种条件;王磊等^[15]提出采用 ResNet 网络识别水尺在水面以上部分的刻度线数量,再结合水尺总长度换算成实际水位值,但是并未给出实际的网络模型结构和参数。②通过深度学习识别图像中水位线位置,再换算成实际水位值。例如:潘金秋等^[16]提出一种基于 CNN 的水位测量方法,利用设计的滑动窗口对查询图像进行分类,将水信息图像的 ROI (region of interest) 分为标尺类和水类,并将这些查询样本输入到训练好的 CNN 中,得到查询样本的标签,最后通过搜索标签的边界线来确定水位,但是滑动窗口大小对于测量结果的正确性和精度影响较大;程淑红等^[17]提出了一种基于 U-net 的水位线检测方法,使用 U-net 进行图像分割,得到去除外界因素干扰的水和背景的轮廓,再进行边缘提取获得图像的水位线,但未将水位线分隔结果转化为水位值,并且测量环境相对单一。基于深度学习的方法具有误差小、稳定性强的特点,但现有利用深度学习进行水尺和水面图像分类或者水位线检测的方法,未能在野外实际场景下实现全天候的水位测量,也缺乏针对复杂水流和光照条件的讨论分析。

图像语义分割是人工智能领域中一个重要的分支,随着全卷积神经网络 (fully convolutional network, FCN) 的出现,深度学习正式进入图像语义分割领域^[18]。针对现有方法存在的问题,本文设计了一种基于深度学习图像语义分割的水尺水位智能监测方法(以下简称 FCN 法),该方法通过构建 FCN 模型自动提取深层次的水尺图像特征,实现对水尺图像逐像素的分类预测,且能够自动识别测量结果的有效性,便于资料整理时进行人工核验。

1 测量方法

1.1 基本流程

图像法水尺水位测量的基本流程如下:①进行测量系统标定,方法是从摄像机拍摄的原始监控图像中人工选取水尺的 ROI,利用与正射水尺模板对应的角点坐标计算透视投影变换矩阵,进而利用该矩阵对水尺图像进行正射校正,实现像素对齐;②采集不同条件下的正射水尺图像构建样本数据集,人工标注图像中不同类型的区域得到标签图;③对构建的 FCN 模型进行训练,并将训练好的模型用于待测水尺图像的语义分割;④根据分割图像的水平投影曲线检测水位线在图像垂直方向的坐标并识别测量结果的有效性;⑤利用正射校正图像的物理分辨率(即物像尺度因子)将水位线坐标换算为实际水位值,并对多次测量结果进行滤波从而抑制随机误差。系统标定方法见文献[19],以下重点讨论水尺图像语义分割、水位线检测及有效性识别。

1.2 水尺图像语义分割

1.2.1 数据集

基于深度学习的网络模型训练需要大量的样本数据,如果训练样本的数量太少,容易导致过拟合的问题。由于水尺水位测量目前没有直接可用的公共数据集,本研究基于该测点 2019 年 6—8 月出现洪水过程

的数据,选取不同天气、光照和水流条件下总计 1 850 张正射水尺图像(长 2 000 像素、宽 200 像素)构建数据集。其中训练样本集和测试样本集按照 8 : 2 的比例进行划分。图像标注采用 LabelMe 工具,将正射水尺图像按任意多边形区域方式标注为水尺、水面和漂浮物 3 种类型,生成 json 格式的标签文件以及 8 位 PNG 格式的标签图像,其中 3 种类型的标签值分别为 1、0、2。为便于人工辨识,将标签图像中的像素值扩大 100 倍得到着色图像。图 1 给出了光照条件分别为夜间人工照明、清晨昏暗光照、直射阳光、阴影投影、斜射阳光、无人工照明(从左到右)的正射水尺图像(图 1(a))及着色标签图像(图 1(b))。

1.2.2 FCN 法

FCN 以 VGG-19 网络作为基础网络,与 VGG-19 网络相比,全连接层全部换成卷积层,可以接受任意尺寸的输入图像,即将全连接层 FC-4096、FC-4096 和 FC-1000 替换为卷积层 conv17、conv18、conv19,卷积核的尺寸(宽,长,通道数)分别为(7,7,4 096)、(1,1,4 096)、(1,1, N),其中 N 为要预测的类别数,本文中 $N=3$,表示水体、水尺、漂浮物 3 个类别。分类时每经过一次卷积,特征图的分辨率就会降低一半,为了将特征图大小恢复到输入图像的相同尺寸,对特征图进行了上采样操作。

使用 Softmax 分类器做逐像素预测。Softmax 多分类层对各个输入分类器的概率值做指数计算,经归一化后,最大值所代表的类别即为分类结果,判断每个像素所属类别后计算损失函数,将 Softmax 多分类层的输出向量和样本数据的标签值做交叉熵处理:

$$H_x(y) = - \sum_i x_i \lg y_i \tag{1}$$

式中: $H_x(y)$ 为交叉熵,用来衡量模型分割结果与标签值之间的差异; x_i 为标签中第 i 个元素的值; y_i 为 Softmax 层输出向量($y_1, y_2, \dots, y_m$)的第 i 个向量数据。

利用从 ImageNet 分类网络上获得的模型参数初始化 FCN,训练后的网络用于测试图像的语义分割。输入图像为 24 位 2 000 × 200 像素的正射图像,分割后生成像素灰度值在 0 ~ 2 之间的 8 位 JPG 格式的结果图像。分割结果表明,水体、水尺和漂浮物部分的像素灰度值分别为 0、1 和 2。在后续的水位线检测中,对分割结果图像的每一部分像素灰度值进行 100 倍的扩展,即水体、水尺和漂浮物的灰度值分别为 0、100 和 200。

FCN 模型基于 TensorFlow 平台实现,模型训练在操作系统 Windows10 的工作站上完成,其 GPU 型号为 NVIDIA GeForce GTX 2080Ti,处理器为双路至强 E5-2678v3,内存为 32 GB,显存为 11GB。网络训练的初始学习率为 0.000 1,迭代次数为 2 万次,训练时长约为 7 h。

1.3 水位线检测

在分割后扩大像素灰度值得到的结果图中,对图像中的像素灰度值按行累加^[20]:

$$S(r) = B(r,1) + B(r,2) + \dots + B(r,w) \tag{2}$$

式中: $B(r,w)$ 为像素(r,w)处的像素灰度值; r 为当前像素的行坐标,取 $r=1,2,\dots,2\,000$; w 为像素的列坐标,取 $w=1,2,\dots,200$ 。各行像素的灰度累加值 $S(r)$ 构成了像素值水平投影曲线,如图 2 所示。

设定水尺和漂浮物部分的固定灰度值阈值分别为 T_w 和 T_g 。在分割结果图的像素值水平投影中自上而下进行遍历, $S(r) < T_w$ 的像素行坐标为水体部分,记为 r_w ; $T_w \leq S(r) \leq T_g$ 的像素行坐标为水尺部分,记为 r_r ; $S(r) > T_g$ 的像素行坐标为漂浮物部分,记为 r_g 。通过式(3)计算水体部分垂直方向的像素长度,确定水位线位置 l :

$$l = r_{w2} - r_{w1} \tag{3}$$

式中: r_{w2} 为水体部分顶端像素的行坐标; r_{w1} 为水体部分底端像素的行坐标。

由于配准图像和模板图像在统一的坐标系下,可以直接采用模板图像的物像尺度因子 s 将水位线坐标换算为实际水位值 L (每个像素对应的实际长度为 1 mm):

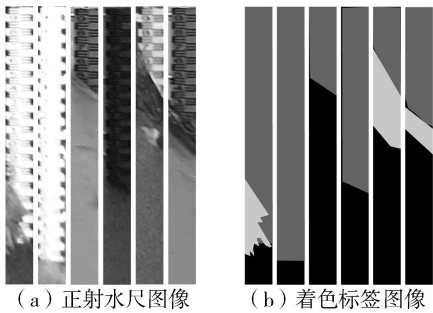


图 1 不同光照条件下的正射水尺图像及其着色标签图像

Fig. 1 Orthographic staff gauge images and label images under different illumination conditions

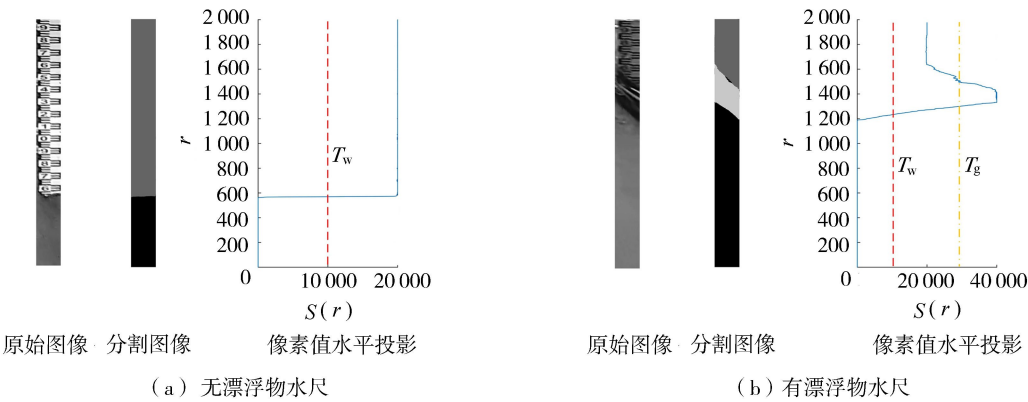


图 2 分割图像的像素值水平投影

Fig.2 Horizontal projection of pixel values in segmentation image

$$L = l/s \tag{4}$$

若 $r_r < r_g < r_w$, 即漂浮物部分像素行坐标位于水尺像素行坐标与水体像素行坐标之间,如图 2(b)所示,表示漂浮物缠绕水尺水位线区域。检测水位线时,预先设定一个固定阈值 $\delta = 10$,将各行像素灰度累加值 $S(r) > T_g$ 的次数记为 n 。漂浮物标志位 f 的初始化为 1,当 $0 < n \leq \delta$ 时,表示无漂浮物缠绕水尺;当 $n > \delta$ 时, f 值跳变为 0,表示水尺上缠有漂浮物,提醒用户需要人工校验结果。

2 试验验证

2.1 测点及测量系统

测点位于中国江西省遂川县禾源镇坵下坪水文站,如图 3 所示。该站处于长江流域鄱阳湖区赣江水系,属国家三类水文站,主要承担小流域基本水文资料收集、提供禾源镇及沿江两岸防汛信息。该段上游有当地采石场,石材加工使得水体较为浑浊。河床由卵石、粗砂、细砂组成,断面稳定。右岸有防波堤,左岸由石头和岩石组成,比较稳定。汛期水位短时间内变幅可达 3 m,流速可达 3 m/s。水面有浮木、树枝、漂浮物等上游冲积的漂浮物,波浪和漂浮物对流量测量有一定的影响。水位采用站内浮子式水位计自动测量,可为水位比测提供参考值。以冻结基面为水位零点,历史最高水位为 72.18 m。

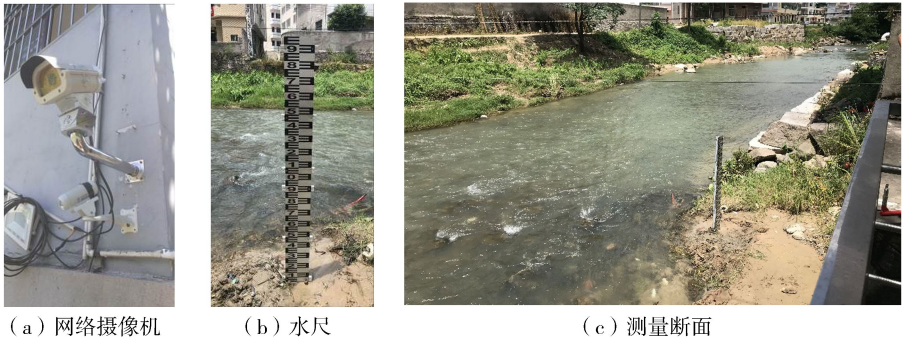


图 3 测量系统和断面

Fig.3 Measurement system and section

测量系统由硬件和软件系统两部分组成^[21]。硬件系统安装于河流右岸站房一侧,其中网络摄像机采用壁装支架安装,相对于水平面的俯仰角和横滚角分别为 32.2°和 0.1°;图像传感器的分辨率为 200 万像素,配备 4 mm 焦距的广角镜头;镜头表面贴 850 nm 滤光片使其固定工作于近红外波段以提高成像信噪比;视频数据采用 4G 路由器和 VPN 网关上传至云端的工控机进行分析处理。水尺布设于摄像机下游约 3 m 处,零点高程为 69.30 m;采用尺寸为 1 000 mm×200 mm 的黑白双色水尺片,量程为 2 m。软件系统基于网络摄像机软件开发工具包(SDK)和开源计算机视觉库 OpenCV 在 VC++ MFC 平台下开发。

2.2 结果与分析

为验证方法对于水位线检测和漂浮物识别的有效性,选取 2019 年 6 月 30 日的一个洪水过程进行测试。

观测过程起始于16:50,结束于19:10,包含了水位快速涨落及水尺被漂浮物缠绕遮挡的场景。水位测量以5 min为间隔、30 s为视频时长,共采集了29组数据,每组数据包含了25个测次,水位测量值为25个测次的中值滤波结果。试验中发现,测站浮子式水位计的进水管由于泥沙淤塞导致测井内水位变化滞后,其读数无法作为有效真值,因此增加了水尺水位的人工目测值作为参考,并与基于传统灰度图像分割的最大均值差法(maximum mean difference, MMD)^[22]进行了比较,如图4所示。

由图4可以看出:①16:50~16:55时段处于涨水前期,FCN法与浮子式水位计和目测值对比,平均误差均小于2 cm;②17:00~17:50时段处于涨水期间,FCN法与目测值对比,平均误差小于2 cm,其中17:00时MMD法的水位值偏大,原因是水位线模糊引起单次测量的水位线误检率高,摄像机俯仰角较大,透视畸变严重,使得水尺图像部分分辨率低,图像模糊,而FCN法对这种不利条件并不敏感,体现出在不良测量条件下FCN法的鲁棒性;③17:50~18:10时段水位开始回落,但并未受漂浮物影响,FCN法与目测值对比,平均误差小于2 cm;④18:10~19:10时段,受漂浮物影响,FCN法失效,水位线定位在漂浮物与水尺的分界线处,读数偏大,但能准确判定出该时间段内漂浮物缠绕水尺的不良测量条件,即漂浮物识别有效,漂浮物标志位 f 跳变为0,提醒用户需要人工校验结果,而MMD法无法识别出全部这些不良测量条件,水位线定位在漂浮物顶端。

在16:50~19:10时段,除去18:10以后漂浮物缠绕水尺的时段,共有17组数据,表1显示了这一时期FCN和MMD法测量结果的均方根误差(RMSE)和不确定度。水位测量的系统不确定度 X'' 、随机不确定度 X' 、综合不确定度 X 的计算公式如下:

$$X'' = \sum_{i=1}^{N'} (L_{mi} - L_{ti}) / N'$$

(6)

$$X' = 2 \sqrt{\sum_{i=1}^{N'} (L_{mi} - L_{ti} - X'')^2 / (N' - 1)}$$

(7)

$$X = \sqrt{X'^2 + X''^2}$$

(8)

式中: N' 为比测次数; L_{mi} 为第 i 个测量值; L_{ti} 为第 i 个真值。

表1中 N_1 、 N_2 分别表示测量误差大于10 cm和2 cm的测量数。FCN法17组有效测量值的RMSE为1.73 cm,优于MMD法,综合不确定度在3 cm以内,满足水文测验的要求。测量值误差较大的原因是高速水流对水位计的冲击,造成图像中水位线的倾斜。

为了进一步对比FCN与MMD法的准确性,给出了4组洪水过程的测量结果,如图5所示(图中左侧为监控图像中水尺所在的区域,中间是FCN法的可视化结果图像,右侧为MMD法的可视化结果图像)。可视化图像包括最左侧的标准水尺模板图像以及右侧的25帧正射水尺图像,每帧图像的水位测量结果用白色线条标识,25帧的中值滤波结果用蓝色线条在模板图像上标识。从图5可以明显看出,受漂浮物影响,18:35时FCN法失效,水位线定位在漂浮物与水尺的分界线处,MMD法的水位线定位在漂浮物顶端。其余时间FCN法均能准确地定位出水位线,识别效果较好。

图6给出了上述4组测量过程中的水尺图像和分割结果(从左至右依次为监控水尺图像、正射水尺图像、水尺语义分割结果和可视化结果)。16:50处于涨水前期,水位较低,水位线相对水平,FCN法能准确分割出水尺区域,如图6(a)中红色区域所示。17:10高速水流冲击水尺,引起图像中水位线倾斜,如图6(b)所示,水尺分割区域的底端也符合水位线的倾斜情况。17:50高速水流冲击水尺顶端,引起图像中水位线倾斜。18:35水位回落,水位线附近漂浮物遮挡缠绕水尺,如图6(d)所示,FCN法能识别出漂浮物缠绕水尺的不良测量条件,并能有效分割出漂浮物区域,体现出FCN法的优势。

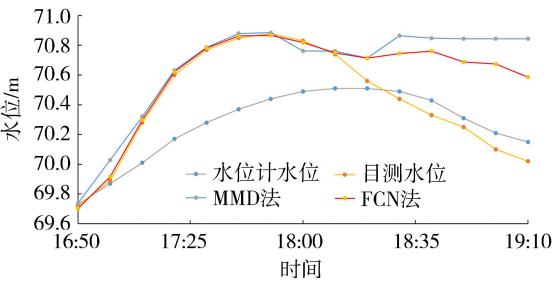


图4 6月30日水位测量结果

Fig.4 Water-level measurement results on June 30

表1 FCN和MMD法测量结果的RMSE和不确定度
Table 1 RMSE and uncertainty of measurements with FCN and MMD methods

方法	RMSE/cm	X'' /cm	X' /cm	X /cm	N_1	N_2
FCN	1.73	1.12	2.73	2.96	0	5
MMD	4.79	2.59	8.31	8.70	1	13

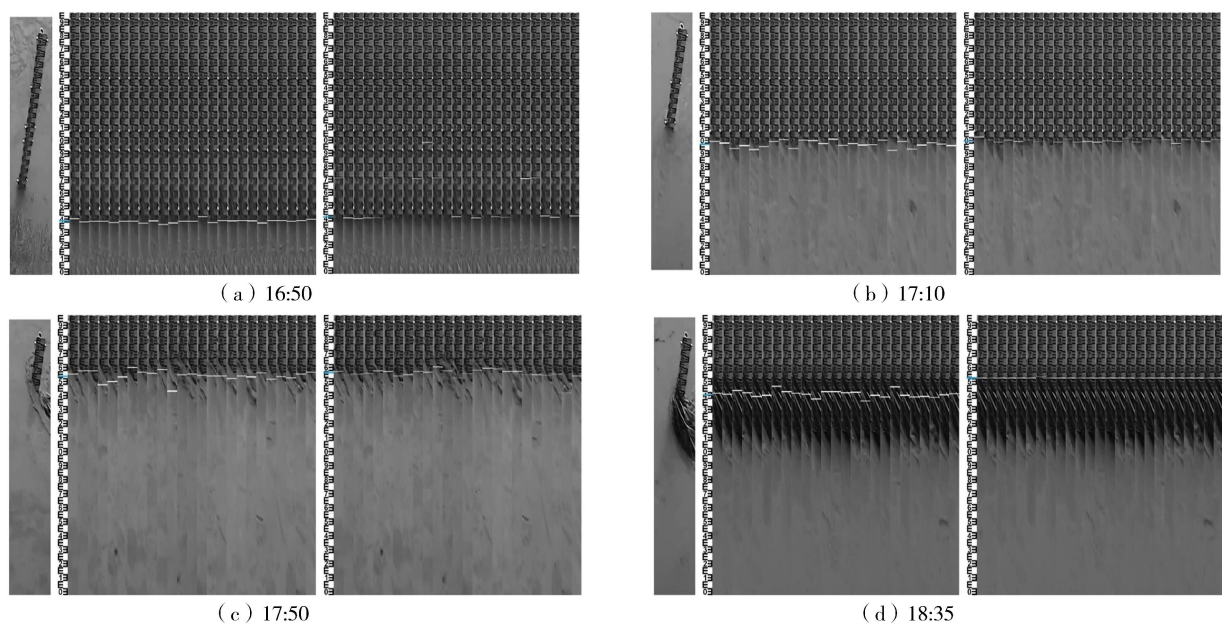


图 5 不同时刻水尺图像及测量结果

Fig. 5 Staff gauge images and measurement results at different times

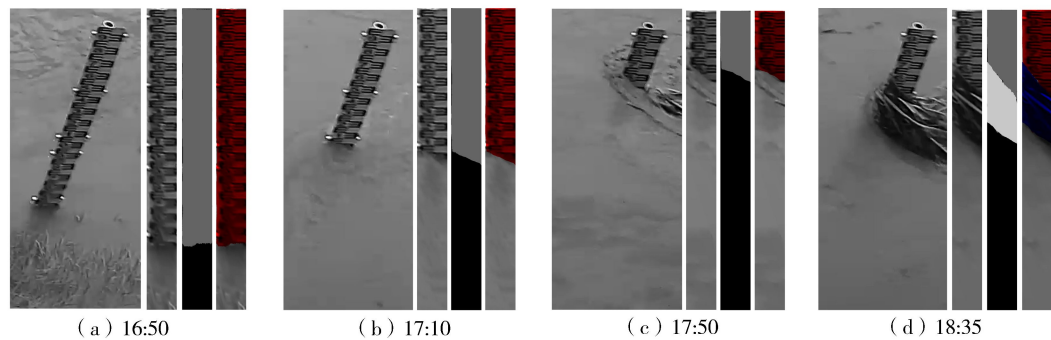


图 6 不同时刻水尺图像和分割结果

Fig. 6 Staff gauge image and segmentation results at different times

3 结 语

本文基于深度学习图像语义分割的思想,设计了一种基于深度学习的水尺水位智能监测方法。采用不同条件下采集并由人工精确标注的水尺、水面和漂浮物三分类样本图像构建数据集,训练深层 FCN 完成对水尺图像的逐像素分类预测,最终在语义分割图像中检测水位线的像素位置,将其转化为实际水位值。试验结果表明,FCN 法可对水尺图像进行像素级分割,使水位线检测的分辨率达到像素级,水位测量的综合不确定度小于 3 cm,满足水位观测标准的要求。FCN 法能对漂浮物缠绕水尺的不良测量条件进行有效性识别,达到水尺水位智能监测的目的,可以作为传统监测手段的有效补充。

参考文献:

[1] 张阳. 基于计算机视觉的河流水位测量系统设计[D]. 太原:太原理工大学,2014.

[2] CHETPATTANANONDH K,TAPOANOI T,PHUKPATTARANONT P,et al. A self-calibration water level measurement using an interdigital capacitive sensor[J]. Sensors and Actuators A:Physical,2014,209:175-182.

[3] 李桂彬,哈谦,邱文博,等. 导波式雷达水位计在潮位观测中的应用[J]. 海洋技术学报,2018,37(2):19-23. (LI Guibin, HA Qian,QIU Wenbo,et al. Application of guided-wave radar water level meter in tidal level observation[J]. Journal of Ocean Technology,2018,37(2):19-23. (in Chinese))

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

Chinese))

- [5] LO Shiwei, WU J H, LIN Fangpang, et al. Cyber surveillance for flood disasters[J]. *Sensors*, 2015, 15(2): 2369-2387.
- [6] LO Shiwei, WU J H, LIN Fangpang, et al. Visual sensing for urban flood monitoring[J]. *Sensors*, 2015, 15(8): 20006-20029.
- [7] 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))
- [8] 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. (LAN Huayong, YAN Hua. Research on application of the scale extraction of water-level ruler based on image recognition technology[J]. *Yellow River*, 2015, 37(3): 28-30. (in Chinese))
- [9] 石玉立, 夏振, 王林. 基于IDL的视频图像水位检测新算法[J]. *科学技术与工程*, 2014, 14(29): 114-116. (SHI Yuli, XIA Zhen, WANG Lin. A new algorithm of water level detection based on video image[J]. *Science Technology and Engineering*, 2014, 14(29): 114-116. (in Chinese))
- [10] 仲志远. 一种基于图像识别的水位测量算法[J]. *国外电子测量技术*, 2017, 36(6): 96-99. (ZHONG Zhiyuan. Method of water level data capturing based on video image recognition[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2017, 36(6): 96-99. (in Chinese))
- [11] SABBATINI L, PALMA L, BELLI A, et al. A computer vision system for staff gauge in river flood monitoring[J]. *Inventions*, 2021, 6(4): 79.
- [12] BAI Ganggang, HOU Jingming, ZHANG Yangwei, et al. An intelligent water level monitoring method based on SSD algorithm[J]. *Measurement*, 2021, 185: 110047.
- [13] 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))
- [14] 曹玉超, 范伟强. 基于不同深度识别算法的矿井水位标尺刻度识别性能分析与研究[J]. *煤炭学报*, 2019, 44(11): 3529-3538. (CAO Yuchao, FAN Weiqiang. Performance analysis and research of mine water level scale recognition based on different depth recognition algorithms[J]. *Journal of China Coal Society*, 2019, 44(11): 3529-3538. (in Chinese))
- [15] 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))
- [16] 潘金秋, 桂冠. 基于深度学习的物联网智能水位监控系统[C]//物联网与无线通信-2018年全国物联网技术与应用大会论文集. 北京: 中国工信出版集团, 人民邮电出版社, 2018: 219-223.
- [17] 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))
- [18] 李梦怡, 朱定局. 基于全卷积网络的图像语义分割方法综述[J]. *计算机系统应用*, 2021, 30(9): 41-52. (LI Mengyi, ZHU Dingju. Image semantic segmentation based on fully convolutional network[J]. *Computer Systems & Applications*, 2021, 30(9): 41-52. (in Chinese))
- [19] ZHANG Zhen, ZHOU Yang, LIU Haiyun, et al. In-situ water level measurement using NIR-imaging video camera[J]. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2019, 67: 95-106.
- [20] 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))
- [21] 张振, 高红民, 刘海韵, 等. 图像法测流系统在山区河流监测中的应用[C]//中国水利学会2018学术年会论文集第五分册. 北京: 中国水利水电出版社, 2018: 289-301.
- [22] ZHANG Zhen, ZHOU Yang, LIU Haiyun, et al. Visual measurement of water level under complex illumination conditions[J]. *Sensors*, 2019, 19(19): 4141.

(收稿日期: 2022-06-08 编辑: 施业)