

DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2412570

基于单目视觉的无水尺水位测量方法*

刘子奇^{1,2}, 李丹勋^{1,2}, 朱德军^{1,2}, 曹列凯^{1,3}

(1. 清华大学水利水电工程系 北京 100084; 2. 清华大学水圈科学与水利工程全国重点实验室 北京 100084;
3. 华北电力大学水利与水电工程学院 北京 102206)

摘要:水位是水文监测的关键要素,其精准测量对洪涝灾害防御和水量计量具有重要的意义。随着智慧水利建设和视频设备的大规模部署,基于图像处理的水位识别方法发展迅速,是目前水利量测领域的前沿方向。本文提出了一种基于单目视觉的无水尺水位测量方法。该方法采用深度学习构建水面分割模型,自动从水岸图像中提取水位线;再根据相机标定得到的空间映射关系,结合断面约束,计算水位线像素坐标对应的三维空间坐标,进而处理得到水位值。该方法应用于室内河工模型水槽实验,水面分割准确,水位线平均错误分割像素个数为 0.825,计算水位值的平均绝对误差约为 1.5 mm,均方根误差约为 1.9 mm。实验结果表明该方法准确测量了水位的变化过程。

关键词: 水位测量;单目视觉;水位线提取;深度学习;相机标定

中图分类号: TH764 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.60

Monocular vision-based gaugeless water level measurement

Liu Ziqi^{1,2}, Li Danxun^{1,2}, Zhu Dejun^{1,2}, Cao Liekai^{1,3}

(1. Department of Hydraulic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2. State Key Laboratory of Hydrosience and Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 3. School of Water Resources and Hydropower Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Water level is a key element of hydrological measurement. Accurate water level measurement is of great significance for flood disaster prevention and water metering. With the construction of intelligent hydraulic engineering and the large-scale deployment of video equipment, the water level recognition methods based on image processing have been processed rapidly, which is currently cutting-edge research interest in the field of water level measurement. This article proposes a monocular vision-based gaugeless water level measurement method. Firstly, deep learning techniques are used to formulate a water surface segmentation model enabling automated waterline detection from water edge images. Subsequently, utilizing spatial mapping derived from camera calibration and sectional constraints, 3D coordinates corresponding to waterline pixels are computed. Finally, statistical methods are applied to compute the water level. The method is applied to an indoor flume experiment to validate its accuracy. The average number of falsely segmented pixels on the water line is 0.825, which shows that the water surface segmentation is accurate. The mean absolute error and root mean square error are 1.5 mm and 1.9 mm, respectively. The results show that the method can accurately measure the variation process of water level.

Keywords: water level measurement; monocular vision; water line detection; deep learning; camera calibration

0 引 言

水位作为水文测量的关键要素,是水资源配置和水旱灾害防御的基础支撑数据。我国水资源分布不均,空

间上南方多北方少东部多西部少,时间上夏秋冬春少,年际变化率较大^[1]。同时,我国是世界上洪涝灾害多发频发的国家之一,2022 年我国主要江河发生 10 次编号洪水^[2],洪涝干旱灾害导致的直接经济损失占当年各类自然灾害总损失的 75.50%。水资源与水安全问题严重

收稿日期:2024-03-02 Received Date: 2024-03-02

* 基金项目:国家重点研发计划课题项目(2022YFC3201803)、国家自然科学基金项目(U2243240)、湖南省水利科技项目(XSKJ2023059-05)资助

影响国民经济发展,水资源高效配置和洪涝灾害有效防御依赖于水位数据的实时精准监测,开展水位测量方法研究具有重要意义。

在长期的水文观测实践中,发展出多种水位测量方式。传统水位测量方法主要分为人工水尺读数法和传感器^[3](压力、超声、雷达等)自动采集法两大类^[4],已广泛应用于水位测量实践。近年来,随着智慧水利建设^[5]和信息技术发展,监控摄像机遍布各河流与水库,基于图像的水位识别方法^[6]逐渐应用于水位监测。该方法通过解析水岸监控图像中的水位信息,提供监控点位的实时可视化水位数据,有效补充河湖非水文测站区域的水位监测数据,建设维护成本较低,应用前景广泛。水位获取过程主要分为水位线提取和水位计算两个步骤:首先从图像中获取水位线的像素坐标,计算对应的高程坐标并处理得到水位数据。根据是否有物理水尺,水位计算方法可进一步分为有水尺水位计算方法和无水尺水位计算方法。

水位线提取方法包括图像处理方法和深度学习方法。基于像素灰度值的图像处理方法^[7-10]被广泛运用于水位线提取,根据图像中水位线两侧的像素灰度值变化显著的特点,计算像素灰度值的变化率确定水位线。基于时间图像序列的图像处理方法^[11]通过选取一段时间内连续拍摄的水岸图像,识别短时间内灰度值变化的位置作为水位线。随着人工智能技术的迅速发展,深度学习开始应用于水位线提取,该方法基于大量水岸数据训练卷积神经网络^[12](convolutional neural networks, CNN)、U-Net^[13]、DeepLab v3+^[14]等语义分割模型,可自动高效地分割水面和非水面像素点,进而采用图像二值化和边缘提取算法识别出水位线^[15-20]。

水尺水位计算方法的核心原理是处理水尺图像中的一个兴趣区域(region of interest, ROI)来计算水位值。对于平视视角,一般通过计算水位线与参考高程线的相对距离推算水位值^[20-22]或统计识别水尺上特殊标识的数量估算水位值^[23-25]。对于斜视视角,一般标定得到图像中像素点和世界坐标之间的透视转换关系^[26-27],以此转换关系计算图像中水位线在水尺平面上的坐标,进而确定水位值。实践中,水尺水位测量精度一般为1 cm,但汛期水草和水面漂浮物容易在水尺处聚集^[28-29],显著影响水位线识别,降低水位识别精度。

无水尺水位计算方法主要基于立体视觉理论,计算水位线上像素点对应的三维坐标,并采用统计学处理得到水位值。2017年,石哈耀等^[30]基于双目立体视觉原理,控制双相机同步采集2张图像,匹配得到水位线同名点对,利用视差信息计算水位线同名点的三维坐标,水位识别平均误差为9.275 cm。2021年,Elthner等^[31]基于多目视觉原理,采用运动恢复结构算法(structure from

motion, SFM)重构水岸坡面的三维点云,并映射至图像平面中,对水位线上像素点搜索其附近特征点加权平均计算水位值,水位计算平均误差为1.1 cm。由于无水尺水位识别采用多相机配置,在室外应用场景中存在标定复杂、水岸线同名点匹配精度低、计算效率较低等难点。

综上,水位图像识别是一项重要的新兴测量技术,可为智慧水利建设提供关键技术支撑。其中水尺水位识别技术成熟,已初步应用于水文测量实践,但需在河湖现场布设专用物理水尺,增加额外硬件投入;同时,水尺在汛期易受水草和水面漂浮物聚集影响识别精度。无水尺水位识别技术尚处于研究阶段,依赖于多相机配置和立体视觉方法,在现场标定、同名点匹配精度、计算效率和场景适用等方面存在局限性。

为克服无水尺水位识别存在的多相机配置、标定复杂等难点问题,面向现场应用需求,开展基于单目视觉的无水尺水位测量方法研究:构建基于深度学习的水面分割模型自动提取水位线,建立基于单目视觉的无水尺水位计算方法,应用于室内模型实验并评估测量方法精度。该方法不依赖于物理水尺和多相机布置,可应用于河湖监控摄像头自动识别水位,为水利智慧感知提供一种新的技术方案。

1 无水尺水位测量方法

无水尺水位测量方法中,水位线提取方法利用深度学习神经网络模型对图像进行水面分割,并采用边缘提取算法提取水位线;水位计算方法利用单目视觉原理,新增断面约束条件,解算水位线像素坐标对应的世界坐标,进而计算水位值。计算流程见图1。

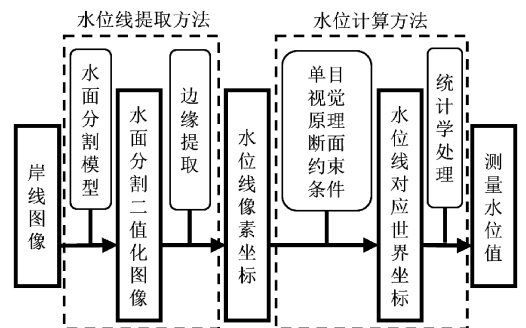


图1 无水尺水位测量方法流程图

Fig. 1 Flowchart of gaugeless water level measurement

1.1 水位线提取方法

使用深度学习训练神经网络模型,将水岸图像分割为水面部分和非水面部分;采用边缘提取算法,提取出水面部分的边缘轮廓线作为水位线。

1) 模型搭建

本研究采用语义分割模型 DeepLab v3+^[14] 进行水面分割。该模型框架采用编码器-解码器结构(如图 2 所示),可产生多尺度的语义信息实现精细分割效果,已广泛应用于语义分割任务。编码器使用带有空洞卷积的深度卷积神经网络和金字塔模块来提取图像特征,首先使用深度卷积神经网络从图像中提取低级特征,进一步使用金字塔模块通过不同大小的空洞卷积从低级特征中提取不同维度的高级特征。解码器则对提取的低级特征进行上采样并与高级特征拼接,再做进一步的卷积和上采样实现不同级别特征的融合,使模型能够从不同尺度分析图片,实现对图像各部分的分割。

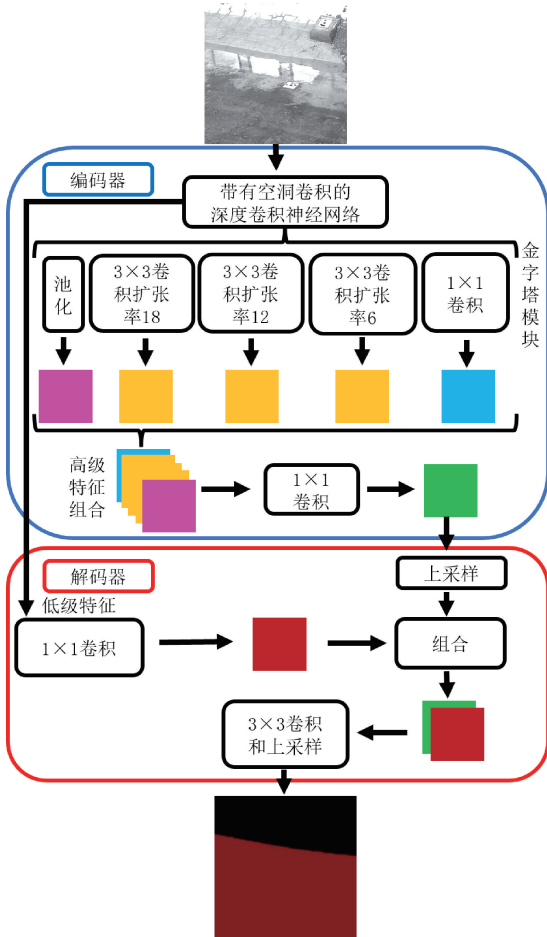


图 2 DeepLab v3+模型结构示意图^[14]

Fig. 2 Schematic diagram of the DeepLab v3+ model^[14]

2) 数据准备

水面分割模型的训练主要使用两组数据集:通用水面识别数据集和模型实验水面识别数据集。数据集图像均采用 LabelMe 软件标注水面和非水面像素,图片样例如图 3 所示,其中图 3(a)~(c)属于通用水面识别数据集,图 3(d)属于模型实验水面识别数据集。

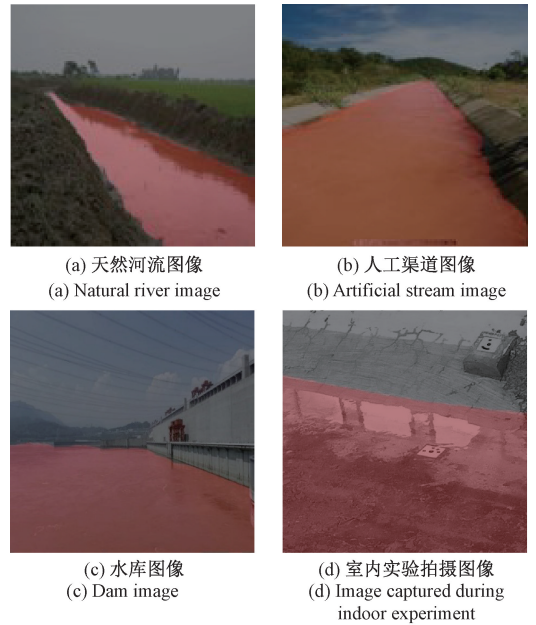


图 3 训练数据集图片及标注样例

Fig. 3 Samples of images and labels in training dataset

(1) 通用水面识别数据集:包括 864 张岸线图像,包括网络公开图像和自采集图像,其中网络公开图像来源包括公开数据集和政府机构发布图片(如表 1 所示)。数据集覆盖山区河流、平原河流、人工渠道、湖库等典型场景,包括汛期和非汛期等不同时段。

(2) 模型实验水面识别数据集:以模型实验图像为数据源对指定坡面窗口构建专用型水面识别数据集,各数据集包括 100 张 RGB 图片和对应的人工标注数据,覆盖室内实验过程中的典型水位和光照条件。从原始图像中截取尺寸为 512×512 pixel 且包含水面边界的子图像(如图 4 所示)和对标注图像制作数据集。

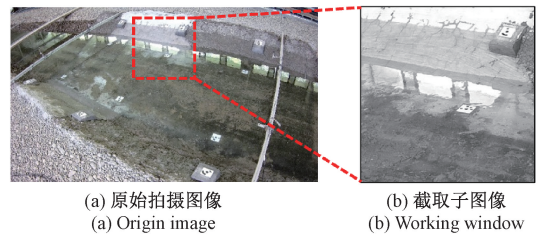


图 4 从原始拍摄图像截取处理窗口示意图

Fig. 4 Process of extracting working window from origin image

为提升模型的泛化能力,使用图像增广方法扩充数据集,对数据集图像混合使用随机水平翻转、随机旋转、随机裁剪、随机亮度调整方法增广得到通用水面识别数据集图像 4 320 张,模型实验水面识别数据集图像 500 张。

3) 模型训练

使用构造的数据集对模型进行训练。本研究模型训练过程分为两步:首先,对随机初始化参数的模型使用

表1 数据集图片来源
Table 1 Sources of dataset images

| 数据来源类型 | 数据来源 | 数据来源 |
|--------|----------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 公开数据集 | European Flood 2013 | https://archive.org/details/european-flood-2013 |
| | FloodX | https://zenodo.org/records/830501 |
| | ITSC Flood | https://www.dropbox.com/sh/grxleep1k9a0yziq/AAByrZYB-jGQoTv0Yp22JFa |
| | ADE Challenge Data 2016 | https://groups.csail.mit.edu/vision/datasets/ADE20K |
| | River segmentation dataset | https://zenodo.org/records/1003085 |
| 政府机构 | 日本国土交通省河川防灾情报数据 | https://www.river.go.jp/index |
| | 美国 USGS Hivis Dashboard | https://apps.usgs.gov/hivis/ |

通用水面识别数据集进行训练,将训练得模型作为基础模型,该模型具有一定的水面分割能力;进一步,对基础模型使用模型实验水面识别数据集进行训练,得到对应实验场景的水面分割模型。由于模型实验水面识别模型是基于通用水面识别模型,可加快模型的收敛速度,且使水面分割模型具有一定的泛化性。训练使用平均交并比 (mean intersection over union, MIoU) 作为评价指标,定义为该数据集每一个类的标签与预测值交集与并集比值的平均值,如式(1):

$$MIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{P_{ii}}{\sum_{j=0}^k P_{ij} + \sum_{j=0}^k (P_{ji} - P_{ii})} \quad (1)$$

其中, k 为类别, P_{ij} 为第 i 类像素点分类至第 j 类的个数。

4) 水位线提取

本研究主要采用边缘提取方法提取水位线,处理流程如图5所示。首先输入图像(图5(a)),采用训练的深度学习模型分割水面(图5(b));进一步地,采用 Suzuki 提出的轮廓检测算法^[32] 对水面分割图像进行外轮廓提取,处理得到水位线(如图5(c)中曲线所示)。

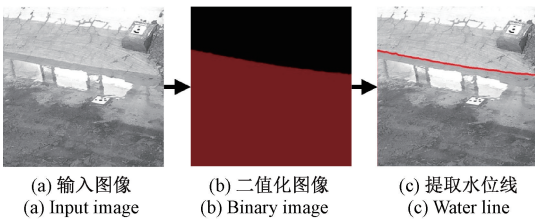


图5 边缘提取过程
Fig. 5 Process of edge extraction

提取过程中,分割得到的二值化图像中每个节点的值为0或1,通过光栅扫描逐点遍历值为1的节点及其所处连通块中的节点,将连通块中在4连通或8连通区域内存在值为0的节点的位置标记为边界点,提取出值为1的节点组成连通块的边界。由于在分割图像中水面部分

连通块的区域最大,为去除其它较小连通块的干扰,将边界点最多的连通块及其边界作为水面部分及水面轮廓。为确保水位线提取精度,去除水面轮廓的无用边界和水面分割精度较低的区域,仅选取图像中部约 3/5 图片大小区域(对本实验 512×512 的图片,区域为横坐标位于 100~400 范围内且纵坐标小于所有边界点纵坐标平均值)的边界点提取作为水位线(如图5(c)中曲线所示)。考虑到水位线位于水面区域像素和非水面区域像素之间,对水面区域上边缘外轮廓像素点坐标的纵坐标减去 0.5 个像素值作为水位线像素坐标。

1.2 水位计算方法

水位计算过程中,首先标定相机内外参数,结合断面约束,将水位线像素坐标(x_f, y_f)转换为世界坐标系中三维坐标(x_w, y_w, z_w),计算特征值作为水位值。

1) 相机标定

针对现场快速标定需求,考虑到现有镜头一般可忽略离心畸变,本研究采用经典的 Tsai 两步法^[33] 进行相机内外参数标定。Tsai 两步法假设镜头仅存在径向畸变,首先基于透视投影模型求解相机外参数,再通过非线性优化方法求解内参数。该方法不依赖传统棋盘格标定板,仅需在现场布设若干地面控制点即可完成标定,适用于现场环境的便捷标定。

基于单目视觉成像原理,世界坐标系与像素坐标系转换关系如式(2),其中, \mathbf{R} 为旋转矩阵, \mathbf{T} 为平移向量, f_x 和 f_y 为焦距, (C_x, C_y) 为图像的成像中心, k 为径向畸变系数, r 为像素点到成像中心的距离。

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix} \quad \mathbf{T} = \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix}$$

$$(x_f - C_x)(1 + kr^2) = f_x \frac{(r_1 x_w + r_2 y_w + r_3 z_w + T_x)}{(r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + T_z)}$$

$$(y_f - C_y)(1 + kr^2) = f_y \frac{(r_4 x_w + r_5 y_w + r_6 z_w + T_y)}{(r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + T_z)} \quad (2)$$

2) 水位线坐标计算

由单目视觉原理可知,图像中水位线任意像素点 (x_f, y_f) 对应于三维空间中的一条直线,该直线与河岸坡面的交点即为该像素点对应的空间点 (x_w, y_w, z_w) 。因此,本研究基于标定得到的相机内外参数,解算水位线像素对应的直线在世界坐标系的方程,联立坡面约束条件和直线方程,求解交点得到该像素在世界坐标系的三维坐标(如图6所示)。根据河岸坡面类型,可采取不同的交点求解方法。

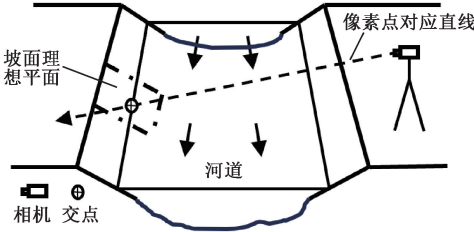


图6 单目视觉水位计算原理

Fig. 6 Principle of monocular vision-based water level calculation

(1) 理想平面。假设河岸坡面为一个理想平面,其世界坐标系内的方程为式(3)。

$$a_w x_w + b_w y_w + c_w z_w = d_w \quad (3)$$

对于水位线中任意像素点 (x_f, y_f) ,根据式(2),得到该像素点对应直线的方程式(4):

$$\begin{bmatrix} 10 - (x_f - C_x)(1 + kr^2)/f_x \\ 01 - (y_f - C_y)(1 + kr^2)/f_y \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} + T = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

对式(4)进行化简,得到式(5)即为直线方程:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 10 - (x_f - C_x)(1 + kr^2)/f_x \\ 01 - (y_f - C_y)(1 + kr^2)/f_y \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{K} \cdot \mathbf{R} \cdot \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} = -\mathbf{K} \cdot \mathbf{T}$$

联立坡面方程式(3)和直线方程式(5),得到总方程组式(6):

$$\begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{K} \cdot \mathbf{R} \\ a_w \ b_w \ c_w \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} -\mathbf{K} \cdot \mathbf{T} \\ d_w \end{bmatrix} \quad (6)$$

(2) 非理想平面。若实际河岸坡面并非一个理想平面,可采用分段直线或样条曲线方程表征河岸坡面。将坡面沿垂直河道方向(Y轴)分成 n 段,每一段坡面分别用不同的方程表示如式(7)所示。计算直线与坡面交点时,分别联立直线方程和每一段坡面方程求解,若解算值

位于该段坡面内则将其作为有效坐标点,否则舍弃该解算值。根据应用场景,在相机对岸区域,像素点对应的直线与多段方程之间至多只存在一个交点。

$$\begin{cases} b_1 y + c_1 z + d_1 = 0 & y_1 \leq y < y_2 \\ b_2 y + c_2 z + d_2 = 0 & y_2 \leq y < y_3 \\ \vdots & \vdots \\ b_n y + c_n z + d_n = 0 & y_n \leq y < y_{n+1} \end{cases} \quad (7)$$

3) 水位值计算

计算水位线像素点的世界坐标,得到高程坐标集,其中第 i 个像素点对应的高程为 z_i 。针对标定中世界坐标系与水位参考坐标系不一致的问题,应进行高程坐标转换。假设实验前已测定某一高程为 z_{std} 的位置对应水位坐标系高程为 Z_{std} ,则可将高程坐标序列转换为水位值序列,其中高程 z_i 对应的水位 $Z_i = Z_{std} + z_i - z_{std}$ 。

对水位数据进行统计学处理,计算表征当前时刻图像水位的统计值。本研究采用 Grubbs test 异常值检测法^[34]剔除异常值,该方法假定数据服从近似正态分布,采用迭代测试剔除数据中误差较大的异常值至其中不存在异常值。根据式(8)计算观测值 $G_{calculated}$ 。

$$G_{calculated} = \frac{\max_{i=1, \dots, N} |Z_i - \bar{Z}|}{s} \quad (8)$$

其中, N 为数据总数, Z_i 为第 i 个水位值, s 为标准差,再根据式(9)计算临界值 $G_{critical}$ 。

$$G_{critical} = \frac{N-1}{\sqrt{N}} \sqrt{\frac{t_{\alpha/(2N), N-2}^2}{N-2 + t_{\alpha/(2N), N-2}^2}} \quad (9)$$

其中, $t_{\alpha/(2N), N-2}$ 为分位点位置。若观测值大于等于临界值,说明数据存在异常值,将数据中与平均数差距最大的数作为异常值剔除。重复对数据进行检测直至观测值小于临界值,说明异常值已被全部剔除。在剔除异常值后,计算水位值序列的中位数作为该时刻测量的水位值。

2 实验方案

2.1 实验设置

实验水槽长约50 m,宽约1.7 m,为卵石河床,其中测量段采用喷浆加固,实验现场设备布置见图7。水位由河道上方架设超声水位计进行测量,水位采集频率为0.5 Hz,精度为0.1 mm。河道图像由岸边架设一台单目相机和一台双目相机同时进行拍摄,图像采集频率均为0.2 Hz,单目相机分辨率为2560×1440,双目相机分辨率为1280×720。现场布置12个环形编码标识物作为地面控制点,均匀分布在河道两侧的河床与河岸区域,并位于图像上下左右4个分块,标识物尺寸为10 cm×10 cm。

测量段坡面设置光滑坡面(图8中左侧虚线窗口)和粗糙坡面(图8中右侧实线窗口)对比区。



图7 实验现场及装置

Fig. 7 Experimental site and device

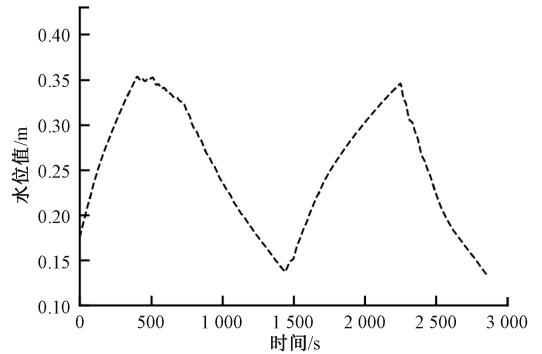


图10 水位计实测值随时间变化图

Fig. 10 History of observed water level

3 实验分析

3.1 现场标定效果

基于原始畸变图像提取地面控制点(编码标识物)像素坐标,结合实测地面控制点世界坐标,采用Tsai 两步法^[33]标定相机内外参数。应用该参数对原始图像(图8)进行畸变校正,效果如图11,标定参数可有效校正顺直河段和水位计测架,图像畸变校正效果良好。进一步,计算在该参数下各地面控制点的像素误差,其中 x 方向均方根误差为0.775个像素, y 方向均方根误差为1.398个像素,标定参数可靠。标定结果表明,在现场合理布置地面控制点(覆盖左右岸不同高程及图像区域)的基础上,Tsai 两步法可实现少量控制点条件下的相机内外参数解算,有效降低现场标定难度。



图11 畸变校正后图像

Fig. 11 Image after distortion correction

3.2 水位线提取效果

模型训练结果见表2,通用水面识别模型的MIoU为96.207%,模型实验水面识别模型的MIoU均大于99%,水面分割模型训练精度高。

使用训练的水面分割网络对验证集图像进行分割,水位线提取效果图如图12,图中曲线为水面区域的轮廓。根据标注结果对图像分割结果进行分析,统计结

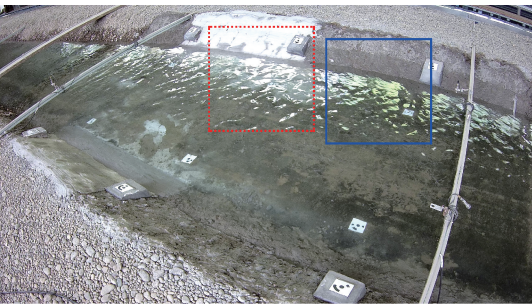


图8 实验现场拍摄图像

Fig. 8 Image taken at experiment site

2.2 实验过程

1) 实验准备

布置相机和水位计,测试图像和水位数据的记录。使用全站仪测量地面控制点和坡面特征点坐标(图9),采用Tsai 两步法标定相机参数,评估标定精度。

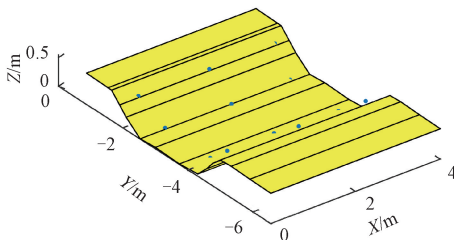


图9 测量断面及地面控制点示意图

Fig. 9 Model of measured section and ground control points

2) 实验测量

调节水泵功率和下游尾门控制水位连续升降(图10),该时间段内水流较为平稳,水位的最大变化幅度为0.2193 m,总时长约1 h。期间,单目相机和双目相机连续采集实验图像629张,超声水位计连续采集水位数据。数据采集完毕后关闭水泵。

表 2 水面分割模型性能

Table 2 Performance of water surface segmentation model

| 训练集 | MIoU/% |
|-----------|--------|
| 通用水面识别数据集 | 96.207 |
| 光滑坡面数据集 | 99.646 |
| 粗糙坡面数据集 | 99.506 |
| 双目相机数据集 | 99.223 |

果为每张图像平均标注错误的像素个数,以及该值平均到水位线上每一个像素点的平均标注错误像素个数。具体结果见表 3,可见平均到水位线上每个像素点的标注错误像素个数较少,说明提取水位线偏离原位置的像素距离较小,准确率较高。

表 3 验证集水面分割像素误差

Table 3 Pixel error of water surface segmentation in valid dataset

| 分割窗口 | 图像平均错误像素个数 | 水位线平均错误像素个数 |
|--------|------------|-------------|
| 光滑坡面窗口 | 422.34 | 0.825 |
| 粗糙坡面窗口 | 603.80 | 1.179 |
| 双目相机窗口 | 494.40 | 0.966 |

3.3 水位识别精度

为验证单目视觉方法精度,以水位计实测水位值作为参考值,选取平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和均方根误差(root mean square error, RMSE)评价光滑坡面与粗糙坡面场景的水位识别精度。同时,基于双目相机采集图像,分别采用单目视觉方法和双目立体视觉无水尺水位识别方法^[30]解算水位,对比分析两种方法的精度。水位计算结果见表 4 和图 13。在光滑坡面和粗糙坡面上,单目视觉方法计算水位值平均绝对误差分别为 1.5 mm 和 2.0 mm,均方根误差分别为 1.9 mm 和 2.7 mm;使用双目相机中的左相机拍摄图像进行计算,在光滑坡面上单目视觉方法计算水位值平均绝对误差为 2.4 mm,均方根误差为 2.8 mm;使用双目相机拍摄的图像对进行计算,在光滑坡面上,双目视觉方法计算水位值平均绝对误差为 21.5 mm,均方根误差为 26.7 mm。3 组单目视觉方法计算结果的误差均小于双目视觉方法计算结果。图 13 中 3 组单目视觉方法计算值曲线都基本与水位计实测值曲线重合。

1) 坡面粗糙度影响

对比分析单目视觉方法在光滑坡面和粗糙坡面的计算结果。由于在单目视觉方法中假定坡面为一理想平面,而实际坡面表面凹凸不平并非理想平面,坡面越粗糙其表面与理想平面方程的差别越大,水位计算误差越大。

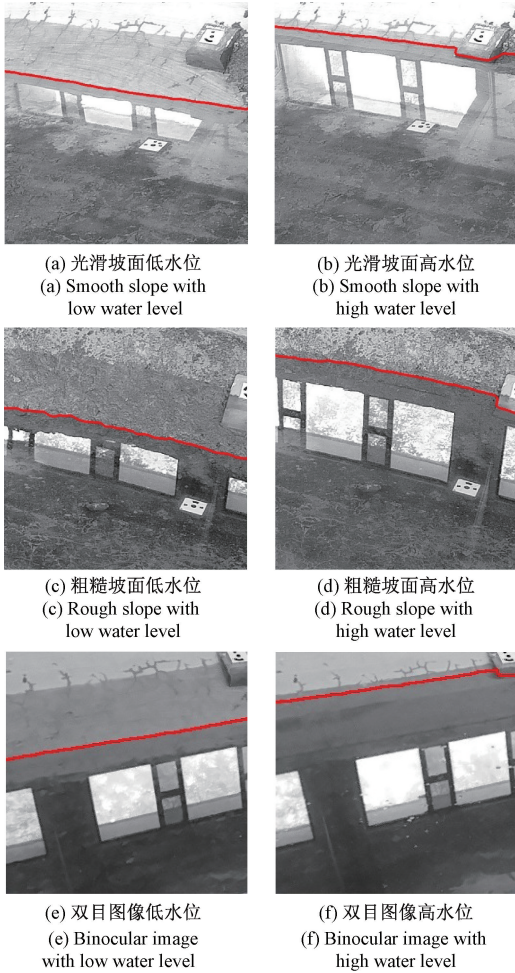


图 12 水位线提取结果

Fig. 12 Results of water line extraction

表 4 水位计算结果误差

Table 4 Error of water level calculation results

| 相机 | 分辨率 | 水位识别方法 | 测量窗口 | MAE/m | RMSE/m |
|-----------|-------------|--------------------------|--------|---------|---------|
| 单目相机 | 2 560×1 440 | 本文方法 | 光滑坡面窗口 | 0.001 5 | 0.001 9 |
| 单目相机 | 2 560×1 440 | 本文方法 | 粗糙坡面窗口 | 0.002 0 | 0.002 7 |
| 双目相机(左相机) | 1 280×720 | 本文方法 | 光滑坡面窗口 | 0.002 4 | 0.002 8 |
| 双目相机 | 1 280×720 | 双目立体视觉方法 ^[30] | 光滑坡面窗口 | 0.021 5 | 0.026 7 |

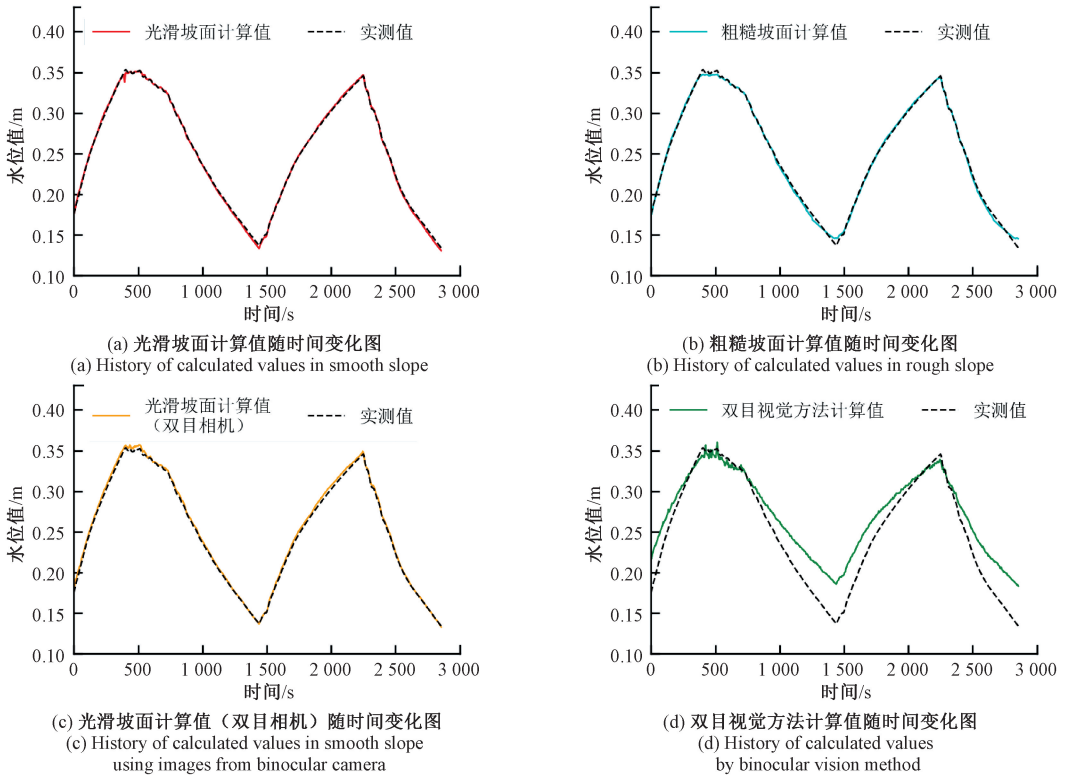


图 13 立体视觉算法计算值随时间变化图

Fig. 13 History of stereo vision-based calculated values

从实验结果(图 14~15)可知,光滑坡面水位识别结果略微优于粗糙坡面,其中低水位时段光滑坡面的计算结果明显优于粗糙坡面。主要原因在于,在大部分区域粗糙坡面和光滑坡面的差别较小,而在低水位区域坡面存在明显凹陷,理想平面位置高于实际粗糙坡面,导致计算得到的水位线位置偏高。

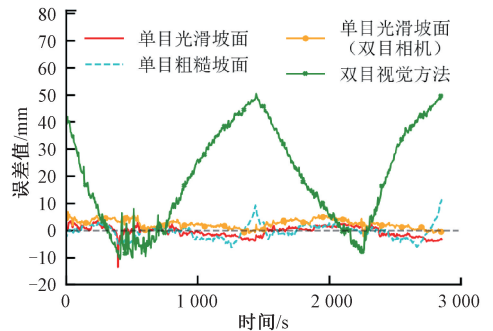


图 15 误差随时间变化图

Fig. 15 History of errors

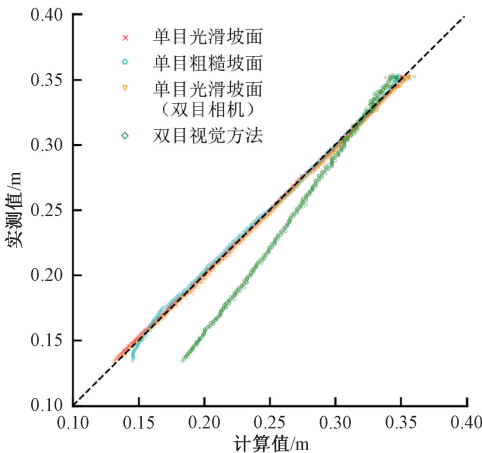


图 14 计算值与实测值对比图

Fig. 14 Comparison diagram between calculated values and observed values

2) 图像分辨率影响

比较单目视觉方法在光滑坡面的两组计算结果不同。使用单目相机(分辨率 2 560×1 440)拍摄图像进行计算的精度优于使用双目相机(其中的左相机,分辨率 1 280×720)拍摄图像。主要原因在于,本次实验中单目相机的图像分辨率高于双目相机,使用单目相机图像进行水面分割的精度更高,其水位计算误差更小。

3) 单目视觉方法与双目视觉方法对比

比较单目视觉方法和双目视觉方法的计算结果不同。对比图 13 (c) 和 (d), 在其它变量(水面分割图像、

相机标定参数、测量坡面)均相同的情况下,本文提出的单目视觉方法的精度高于已有的双目视觉方法。主要原因在于,一方面双目视觉方法的关键为同名点匹配精度,考虑到水位沿程波动和水位线分割精度,双相机水位线同名点难以实现精准匹配;另一方面,双目相机标定更为复杂,对精度的敏感度高。单目视觉方法由于引入了断面约束条件,避免了复杂的匹配求解过程,有效保障了测量精度。

4 结 论

本文提出了一种基于单目立体视觉的无水尺水位测量方法。该方法首先通过基于 Deeplab v3+模型训练的水面分割模型结合边缘提取算法自动从水岸图像中提取水位线,再通过相机成像原理计算相机内外参数,以此建立水岸坡面和水位线像素点直线的数学方程,联立方程求出水位线像素点的三维坐标,对水位线高程坐标做统计学处理得到水位值。将该方法应用于室内河工模型水槽实验,实验结果中单目视觉方法测量水位与水位计实测值变化趋势基本一致,在光滑坡面计算水位的均方根误差约为 1.9 mm,测量精度高于现有的基于双目立体视觉的水位测量方法,验证了该方法的可行性。

本文提出的方法与图像处理、深度学习等技术紧密相关。随着人工智能与信息技术的发展,该方法中处理步骤可进一步优化,提高算法的精度与效率。另一方面,随着智慧水利的建设和监控设备的推广,该方法的应用前景广阔。在未来,本文研究成果将有助于智慧水利建设,为水位数据实时监测提供了一种新的可选方案。

参考文献

[1] 刘晶, 鲍振鑫, 刘翠善, 等. 近 20 年中国水资源及用水量变化规律与成因分析[J]. 水利水运工程学报, 2019(4):31-41.
LIU J, BAO ZH X, LIU C SH, et al. Change law and cause analysis of water resources and water consumption in China in past 20 years [J]. Hydro-Science and Engineering, 2019(4):31-41.

[2] 《中国水旱灾害防御公报 2022》概要[J]. 中国防汛抗旱, 2023, 33(10):78-82.
Compilation group of China flood and drought disaster prevention bulletin. Summary of China flood and drought disaster prevention bulletin 2022 [J]. China Flood & Drought Management, 2023, 33(10):78-82.

[3] 屠佳佳, 沈冰, 张永超. 基于液面检测传感器的水位自动监测系统研究[J]. 浙江水利科技, 2021, 49(5):76-79.
TU J J, SHEN B, ZHANG Y CH. Research on automatic

water level monitoring system based on liquid level detection sensor [J]. Zhejiang Hydraulics, 2021, 49(5):76-79.

- [4] 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.
- [5] 陈继明. 智慧水利发展现状及关键技术研究进展[J]. 河南水利与南水北调, 2023, 52(2):101-102.
CHEN J M. Development status and key technology research progress of intelligent water conservancy [J]. Henan Water Resources & South-to-North Water Diversion, 2023, 52(2):101-102.
- [6] 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 K, WANG J P, ZHANG G, et al. Review of image water level detection [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(13):104-113.
- [7] SAKAINO H. Camera-vision-based water level estimation[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(21):7564-7565.
- [8] SABBATINI L, PALMA L, BELLI A, et al. A computer vision system for staff gauge in river flood monitoring[J]. Inventions, 2021, 6(4):6040019-6040094.
- [9] 周建国, 彭朵, 蒋卫国, 等. 智能全站仪大坝自动化监测时的辅助水位测量[J]. 长江科学院院报, 2023, 40(6):160-165.
ZHOU J G, PENG D, JIANG W G, et al. Auxiliary water level measurement during automatic dam safety monitoring with robotic total station [J]. Journal of Changjiang River Scientific Research Institute, 2023, 40(6):160-165.
- [10] 高能杰, 王化明. 基于纹理特征分割的船闸图像水位检测方法[J]. 机械制造与自动化, 2023, 52(2):177-180.
GAO N J, WANG H M. Waterline detection of navigation lock images based on texture feature segmentation [J]. Machine Building & Automation, 2023, 52(2):177-180.
- [11] ELTNER A, ELIAS M, SARDEMANN H, et al. Automatic image-based water stage measurement for long-term observations in ungauged catchments [J]. Water Resources Research, 2018, 54(12):10362-10371.
- [12] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11):2278-2324.

- [13] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[J]. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (AICCAI 2015)*, 2015:234-241.
- [14] CHEN L CH, ZHU Y K, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C]. *Computer Vision-ECCV 2018*, 2018:833-851.
- [15] 沈建军, 陶青川, 肖卓. 结合改进 Deeplab v3+网络的水岸线检测算法[J]. *中国图象图形学报*, 2019, 24(12):2174-2182.
- SHEN J J, TAO Q CH, XIAO ZH. Shoreline detection algorithm based on the improved Deeplab v3+ network[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2019, 24(12):2174-2182.
- [16] 廖赞, 段清, 刘俊晖, 等. 基于深度学习的水位线检测算法[J]. *计算机应用*, 2020, 40(S1):274-278.
- LIAO Y, DUAN Q, LIU J H, et al. Water line detection algorithm based on deep learning [J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(S1):274-278.
- [17] 王述强, 张飞, 艾小坚. 基于卷积神经网络的监控图像水位识别[J]. *江西水利科技*, 2023, 49(5):320-326.
- WANG SH Q, ZHANG F, AI X J. Water level recognition based on convolutional neural network for monitoring images [J]. *Jiangxi Hydraulic Science & Technology*, 2023, 49(5):320-326.
- [18] 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 Y H, DING Y, LI D H, et al. Research on measuring technique of water level without scale based on image recognition[J]. *Hydro-Science and Engineering*, 2023(4):91-97.
- [19] 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 X Y, SUN CH M, WEI Y, et al. Water level intelligent detection method based on fuse Transformer residual channel attention mechanism in harsh environments[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2023, 37(1):59-69.
- [20] 曹文卓, 王太固, 徐兵, 等. 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 ZH, WANG T G, XU B, et al. Research on water level detection of ship lock based on semantic segmentation [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(2):238-247.
- [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.
- [22] HIES T, PARASURAMAN S B, WANG Y, et al. Enhanced water-level detection by image processing[C]. *10th International Conference on Hydroinformatics*, 2012.
- [23] 黄林, 陶青川, 沈建军. 基于机器视觉的快速水尺刻度提取技术[J]. *现代计算机(专业版)*, 2018(6):15-19.
- HUANG L, TAO Q CH, SHEN J J. Fast water-level ruler acquisition based on machine vision [J]. *Modern Computer*, 2018(6):15-19.
- [24] XU ZH K, FENG J, ZHANG ZH ZH, et al. Water level estimation based on image of staff gauge in smart city[C]. *2018 IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computed, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation*, 2018,1341-1345.
- [25] 张静芳, 尹宪文, 李玉奎, 等. 智能图像水位识别解决方案与应用[J]. *水利信息化*, 2021(3):59-65.
- ZHANG J F, YIN X W, LI Y K, et al. Solution and application of intelligent image water level recognition[J]. *Water Resources Informatization*, 2021(3):59-65.
- [26] 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*, 2021, 42(7):250-258.
- LIU M H, CHE G L, ZHANG K, et al. A water level measurement method for indefinite water gauge image[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(7):250-258.
- [27] KUO L C, TAI CH CH. Robust image-based water-level estimation using single-camera monitoring [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71:5007611.
- [28] 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 W J, ZHANG ZH, HUANG J, et al. Intelligent water-level monitoring method based on image semantic segmentation[J]. *Journal of Hohai University (Natural*

Sciences), 2023, 51(5):24-30.

- [29] 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 Y, WEI Y, SUN CH M, et al. Research on intelligent detection method of water level in complex and harsh environment [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2023, 37(11):119-131.
- [30] 石晗耀, 陶青川. 基于双目视觉的水位测量算法[J]. 现代计算机(专业版), 2017(8):55-59.
SHI H Y, TAO Q CH. Water level measurement based on binocular vision [J]. Modern Computer, 2017(8):55-59.
- [31] ELTNER A, BRESSAN P O, AKIYAMA T, et al. Using deep learning for automatic water stage measurements[J]. Water Resources Research, 2021, 57(3):e2020WR027608.
- [32] SUZUKI S, BE K. Topological structural analysis of digitized binary images by border following[J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1985, 30(1):32-46.
- [33] TSAI R Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 1987, 3(4):323-344.
- [34] GRUBBS F. Procedures for detecting outlying observations in samples [J]. Technometrics, 1969, 11(1):1-21.

作者简介



刘子奇, 2023年于清华大学获得学士学位, 现为清华大学博士研究生, 主要研究方向为水利信息化。

E-mail: liuzq23@mails.tsinghua.edu.cn

Liu Ziqi received his B. Sc. degree from Tsinghua University in 2023. He is currently a

Ph. D. candidate at Tsinghua University. His main research interest is hydraulic informatization.



李丹勋, 1995年于清华大学获得学士学位, 1999年于清华大学获得博士学位, 现为清华大学教授, 主要研究方向为水利量测技术和泥沙运动力学。

E-mail: lidx@tsinghua.edu.cn

Li Danxun received his B. Sc. degree from Tsinghua University in 1995, and received his Ph. D. degree from Tsinghua University in 1999. He is currently a professor at Tsinghua University. His main research interests include hydrological measurement technology and mechanics of sediment transport.



朱德军, 2002年于清华大学获得学士学位, 2008年于清华大学获得博士学位, 现为清华大学副研究员, 主要研究方向为水沙运动、水动力-水环境模拟、水利量测与遥感。

E-mail: zhudejun@tsinghua.edu.cn

Zhu Dejun received his B. Sc. degree from Tsinghua University in 2002, and received his Ph. D. degree from Tsinghua University in 2008. He is currently an associate professor at Tsinghua University. His main research interests include water-sediment movement, hydrodynamics-water environment simulation and hydrological measurement and remote sensing.



曹列凯(通信作者), 2013年于武汉大学获得学士学位, 2019年于清华大学获得博士学位, 现为清华大学水利系助理研究员, 主要研究方向为水利量测技术和明渠水动力学。

E-mail: clk_thu@hotmail.com

Cao Liekai (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Wuhan University in 2013, and received his Ph. D. degree from Tsinghua University in 2019. He is currently a research assistant at Tsinghua University. His main research interests include hydrological measurement technology and open channel hydraulics.