

基于灰度拉伸的图像水位识别方法研究<sup>①</sup>

吴 婷<sup>②\*</sup> 褚泽帆<sup>\*\*\*</sup> 陈 城<sup>\*\*\*</sup> 朱建勇<sup>\*\*\*</sup>

( \* 水利部南京水利水文自动化研究所 南京 210012 )

( \*\* 水利部水文水资源监控工程技术研究中心 南京 210012 )

**摘 要** 图像法水位测量通过图像处理技术检测水位线,实现水位信息的自动获取。然而,由于现场环境光照条件复杂、清水倒影、成像分辨率低和视角倾斜的影响,水尺表面字符和刻度线的识别相当不可靠。为提高复杂光照条件下水位值的精度,本文设计了一种基于灰度拉伸的水位线检测方法。首先,构造一种新的结合卷积神经网络(CNN)和残差的去噪模型,在去除水尺图片噪声的同时能够较好地保持水尺的细节。然后,通过灰度直方图统计水面、背景、水尺部分的灰度值并进行分析,确定灰度拉伸的范围,明确水尺与水体部分的分界线来定位水位线。

**关键词** 灰度拉伸;卷积神经网络(CNN);残差学习;透视畸变

0 引 言

随着社会经济以及工业技术的不断进步,水资源以及水安全问题早已是人类生产活动中的重要构成因素。其中,水文信息监测技术的优劣性直接影响到水资源分配方案的制定以及河流和水库中灾情的预防<sup>[1-4]</sup>。因此,开发合理有效的水文监测技术尤为重要。近年来,相关专家一直在努力研究水位检测技术。最直接的检测方法是使用水位计读数的手动目视观测来获取水位数据信息,但这种方式在很大程度上受到技术人员主观因素的影响,消耗的人力也很多;其他非手动观察方法大多数是使用接触式或非接触式的传感器收集水位的模拟值,再将其转换成水位数据,但传感器检测方法普遍存在施工不方便、测量精度不高、仪器易被偷盗、长期运行可靠性无法保障等缺陷<sup>[5-10]</sup>。

随着《水文现代化建设技术装备有关要求》的实施,基于视频的水位监测开始投入到对河道、湖泊的水位测量以及城市道路积水监测,将这些技术应

用于水位测量成为一种新颖的图像式水位测量方法<sup>[11-14]</sup>。

本文通过设计基于灰度拉伸的图像水位识别方法,利用坐标定位从视频流中截取水尺图像进行透视变换和模板匹配,经过构造一种结合卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)<sup>[15-17]</sup>和残差<sup>[18-19]</sup>的图像去噪模型,在去除水尺图片噪声的同时能够较好地保持水尺的细节。然后,通过灰度直方图统计水面、背景、水尺部分的灰度值并进行分析,确定灰度拉伸的范围,明确水尺与水体部分的分界线来定位水位线,最终得出水位数据。整个水位测量过程精度高且造价较低,不易损坏,同时定期维护、校准的需求相对较低,可减少人工校准工作,实现无人值守,具有广泛的应用前景。

1 水尺定位

1.1 水位识别算法流程

水位识别的第一步就是进行水尺的定位,从复

① 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金(Y520019)资助项目。  
② 女,1992年生,硕士,助理工程师;研究方向:图像处理与模式识别;联系人,E-mail: wuting\_o529@126.com  
( 收稿日期:2020-05-15 )

杂的背景图片中截取水尺,利用透视变换和模板匹配倾斜的水尺进行校正。构建基于残差学习与 CNN 的图像去噪模型,对含水尺图形进行去噪处理,减少噪声对水位识别的影响,然后对去噪水尺图像进行灰度拉伸,明确水尺与水体区域,提取水位线,最后基于像素进行水位值的计算实现水位识别的测量,系统流程框图如图 1 所示。

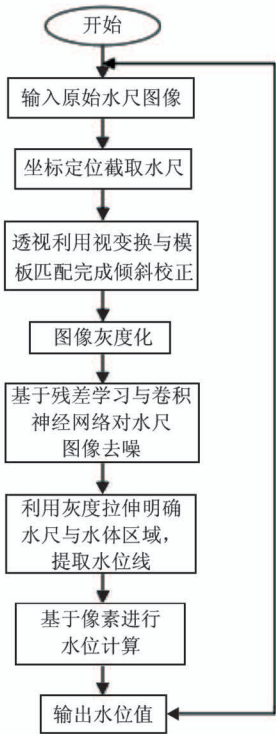


图 1 系统流程图

1.2 水尺区域定位

自然场景下原始的水尺图像中包含大量多余的环境信息,会造成图像处理的运算量大、运行过程缓慢等问题,因此有必要对水尺进行目标定位,其示意图如图 2 所示。本文将从摄像机采集到的视频图

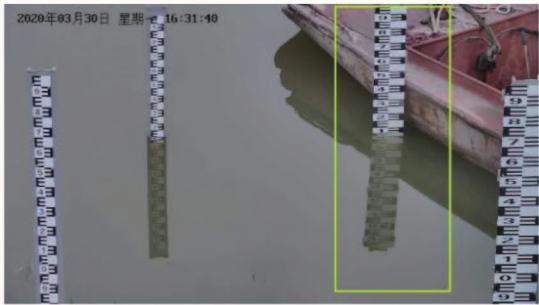


图 2 坐标定位水尺示意图

像,将每帧图形中的水尺区域设为目标区域,对目标区域进行坐标定位,截取图像中水尺部分的照片。

1.3 透视变换矫正变形图像

因为镜头角度等原因,容易导致水尺出现倾斜、变形等情况,为了方便后续处理通常需要进行图像矫正。这里用到仿射变换,根据水尺图像的“平直性”和“平行性”对图形进行透视畸变。本文用  $2 \times 3$  的矩阵来进行仿射变换。

$$A = \begin{bmatrix} a_{00} & a_{01} \\ a_{10} & a_{11} \end{bmatrix}_{2 \times 2} \quad B = \begin{bmatrix} b_{00} \\ b_{10} \end{bmatrix}_{2 \times 1} \tag{1}$$

$$M = [A \ B] = \begin{bmatrix} a_{00} & a_{01} & b_{00} \\ a_{10} & a_{11} & b_{10} \end{bmatrix}_{2 \times 3} \tag{2}$$

使用矩阵  $A$  和矩阵  $B$  对水尺图像进行变换,即对二维向量  $X$  做仿射变换,表示为

$$\begin{aligned} T &= A \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + B = M \cdot [x, y, 1]^T \\ &= \begin{bmatrix} a_{00}x + a_{01}y + b_{00} \\ a_{10}x + a_{11}y + b_{10} \end{bmatrix}_{2 \times 2} \end{aligned} \tag{3}$$

将透视变换的水尺图像进行模板配准,实现像素对齐,如图 3 所示。

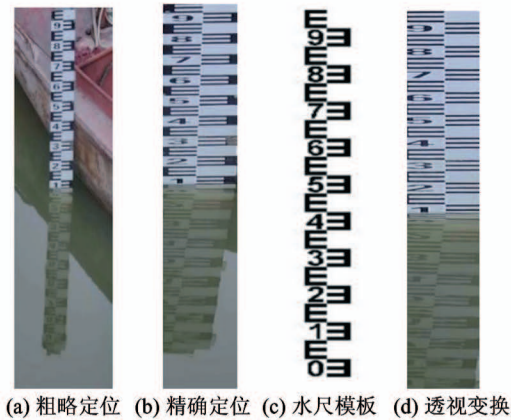


图 3 水尺透视畸变图

2 基于残差学习与 CNN 的图像去噪

摄像机采集图片多为彩色图像,在处理图像之前,先将图像灰度转换,而灰度化后的图像会存在一定的噪声影响,需要对其进行滤波去噪。为了较好地保留图像细节,本文把 CNN 作为主要结构,并加入残差网络,令网络输出为残差图像,构造一种新的

结合 CNN 和残差的去噪方法。

2.1 网络结构

本文所设计的网络选择 19 层的 CNN 为主体,卷积层中的卷积核大小为  $3 \times 3$ ,数量为 64 个,权重初始化采用随机正交矩阵初始化,边缘填充(Padding)采取补 0 处理(SAME)模式,移除池化层,并在卷积层与 ReLU 激活函数之间加入了批量归一化。由于网络较深,为了解决梯度消失与梯度爆炸问题,并且提高去噪效果,在其中添加多个跳跃连接,构成残差网络,即完成两种网络的结合。同时选择网络的输出为残差图像  $v$ ,输入为含噪图像  $y$ ,网络对  $v$  进行学习,干净图像由含噪图像与残差图像相减获得,网络结构如图 4 所示。

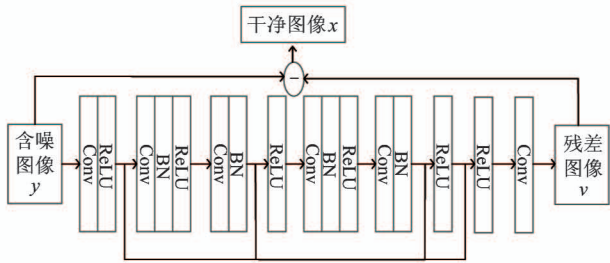


图 4 基于残差和 CNN 算法的网络结构

2.2 网络训练

对于网络的训练,本文选取 BSD400 数据集(灰

度图集)作为干净图像,将这些图像划分成  $40 \times 40$  大小的图像块来训练,批大小设置为 128,使用 random.normal 函数添加高斯白噪声,噪声水平为 25。优化算法选择 Adam 算法,默认学习率  $r = 0.001$ 。训练轮次为 100 次,其中前 30 次  $r = 0.001$ ,第 61 ~ 100 次  $r = 0.00005$ 。为了提高训练速度,使用图形处理器加速网络训练

2.3 测试结果

本文采用的评价指标为峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR),单位为 dB,其值越大代表去噪性能越好。下面给出了均方误差(mean square error, MSE)和 PSNR 的计算式。

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \tag{4}$$

$$PSNR = 10 \lg \left( \frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \tag{5}$$

为了突出将 CNN 与残差相结合的方法的不同,本文参照 CNN 的结构构建了去噪模型 1,对比本文模型、模型 1、三维块匹配算法(block-matching and 3D filtering, BM3D)对测试图像的去噪性能。通过查看 PSNR 来比较去噪性能,如图 5 所示。

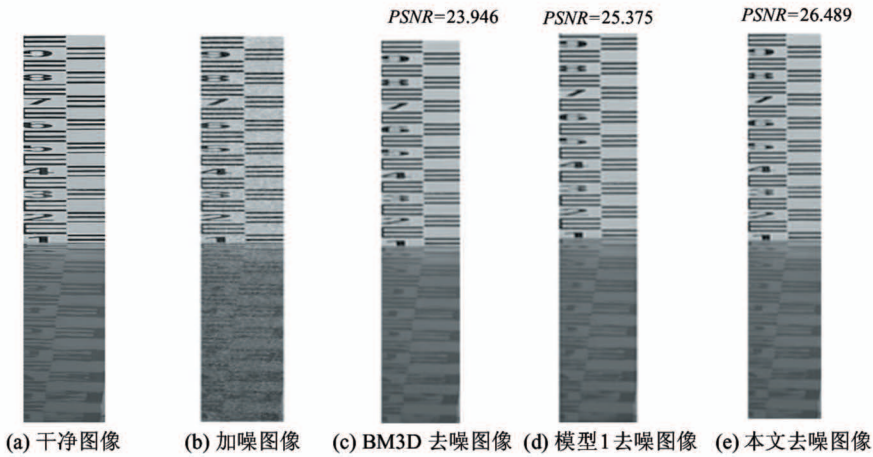


图 5 图像去噪

从图 5 可以看出,本文所训练的基于残差学习与 CNN 的去噪方法 PSNR 值高于 BM3D 去噪和模型 1 去噪,去噪效果相对较优。

3 灰度拉伸

图像的灰度拉伸就是对图形的灰度对比度进行

拉伸,扩展灰度图像灰度动态范围的处理,过程使用线性的分段函数进行计算实现。主要作用是通过灰度级分层,使图像兴趣区域和非兴趣区域分界明显,使用灰度拉伸可以改善输出照片的质量。假设原图像的灰度为 $f(x,y)$ ,拉伸后的灰度为 $F(x,y)$ ,本文应用基于灰度直方图的阈值分割算子,灰度拉伸的原理示意图如图 6 所示。

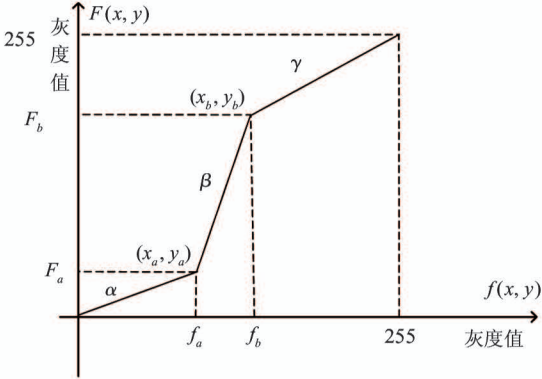


图 6 灰度拉伸原理示意图

原图中的图像目标区域的灰度分布在 $[f_a, f_b]$ 范围内,灰度拉伸的目的是使目标区域的灰度范围变为 $[F_a, F_b]$ 。改善较暗区域的灰度区间,可使直线的斜率 $\beta > 1$ ;改善较亮区域的灰度区间,可以使直线的斜率 $\beta < 1$ ,从而输出理想的照片。

$F(x,y) =$

$$\begin{cases} \alpha \cdot f(x,y) & 0 \leq f(x,y) < f_a \\ \beta \cdot (f(x,y) - f_a) + F_a & f_a \leq f(x,y) < f_b \\ \gamma \cdot (f(x,y) - f_b) + F_b & f_b \leq f(x,y) < 255 \end{cases}$$

(6)

其中,  $\alpha = \frac{F_a}{f_a}, \beta = \frac{F_b - F_a}{f_b - f_a}, \gamma = \frac{255 - F_b}{255 - f_b}$ 。

观察本文中的水尺,受光照强度的影响,水体部分出现亮面,使得水尺在水面出现严重倒影,导致很难确定水位线的位置。本文利用灰度图像水平投影和灰度直方图对图形中水尺区域和水体区域进行统计分析,如图 7、图 8 所示确定灰度拉伸的范围为 $[80, 100]$ ,斜率 $\beta = 0.4$ ,使得水体部分变暗。

灰度拉伸后的图像如图 9(c) 所示,由于水尺刻

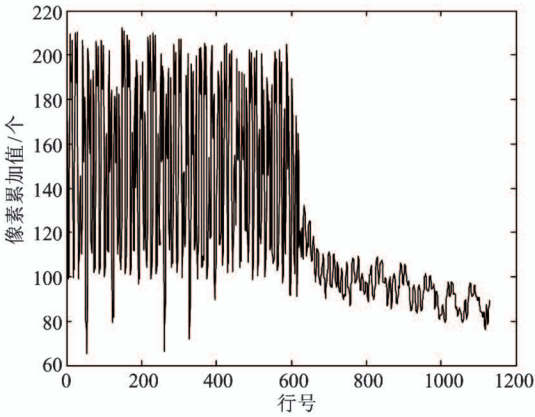


图 7 水平投影

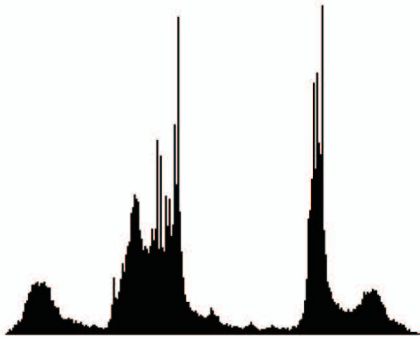


图 8 灰度直方图

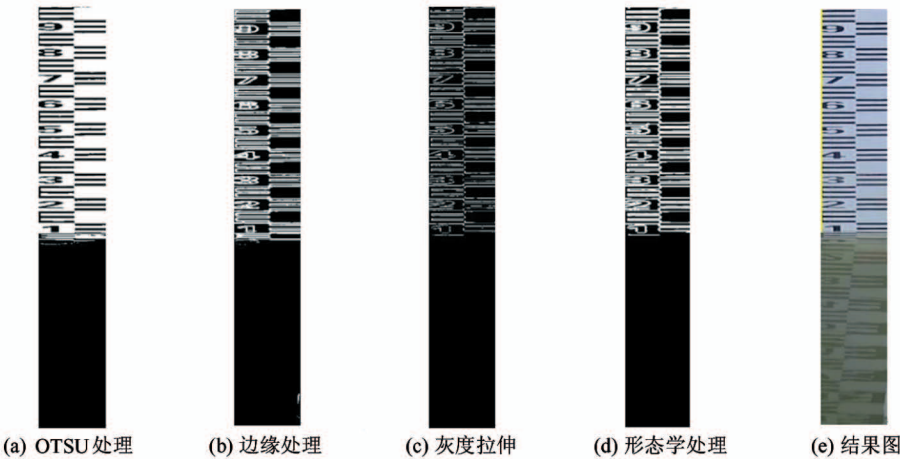


图 9 水位识别结果

度边缘依旧存在不连续的地方,因此对图 9(c) 图像进行一系列形态学处理操作。本文是对截取后的图像进行处理,所以选取  $3 \times 3$  的结构元素对水尺部分进行膨胀腐蚀操作,结果如图 9(d) 所示。在清水中,水尺与水体无明显分界线时,最大类间方差法(OTSU)法无法正确检测到水位线,水位数值误差大。由于水面镜面反射,水尺在水面倒影严重情况下,Sobel 算子边缘处理法在水平方向进行水位线检测时会将水尺倒影检测为水位线。相比较图 9(a) 基于 OTSU 处理和图 9(b) 基于 Sobel 算子边缘处理,本方法通过确定灰度拉伸的范围,明确水尺区域和水体区域,克服了水尺倒影、清水折射等问题,识别结果如图 9(e) 所示。实际的水位值为 1.11 m,本方法较 OTSU 和边缘算子检测提高了水位读取的精度,结果如表 1 所示。

表 1 OTSU 法、边缘算子法和灰度拉伸法误差测算

| 方法    | OTSU 法 | 边缘算子 | 灰度拉伸 |
|-------|--------|------|------|
| 水位值/m | 1.08   | 1.08 | 1.11 |
| 误差值/m | 0.03   | 0.03 | 0    |

4 实际水位值的计算结果分析

4.1 水位值的计算

系统在进行水位线的识别和提取后,便可进行最后实际水位值的计算。已知标准水尺的每个大写“E”代表的实际高度为 5 cm,如图 10 所示,设水尺顶部到底部的高度为  $L$ ,水尺总的像素高度为  $P_0$  (pixel),计算水尺顶部到水位线的像素高度  $P_1$ ,水尺顶部到水位线的实际高度为

$$h_1 = \frac{P_1 \times L}{P_0} \tag{7}$$

实际水位为

$$H = L - \frac{P_1 \times L}{P_0} \tag{8}$$

4.2 结果分析

为了验证本文算法的全面性和鲁棒性,选用不同场景下 65 张照片,包括大雨天气、夜晚场景、波浪场景、倒影、清水折射等,根据水文规约,误差允许的范围为  $\pm 2$  cm。图 11 给出了 OTSU 法、边缘处理

法、灰度拉伸法与人工测量水位的比较结果,图 12 给出了 3 种方法与人工测量水位的误差。由实验结果可知,在清水折射、倒影等场景下,OTSU 法和边缘处理的最高误差均超过 2 cm,达到 6 cm,而本文方法识别的水位误差不超过 2 cm,符合水文规约的要求精度。

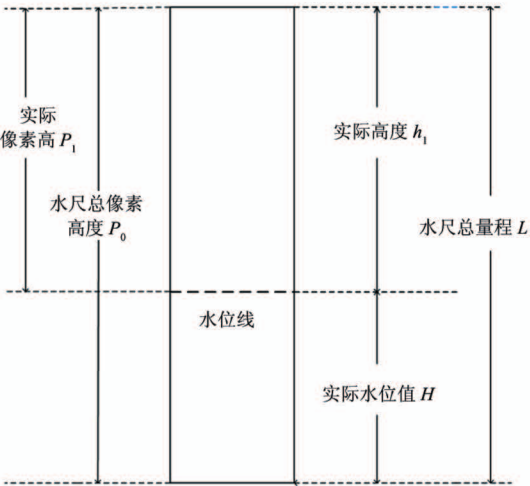


图 10 水位值换算示意图

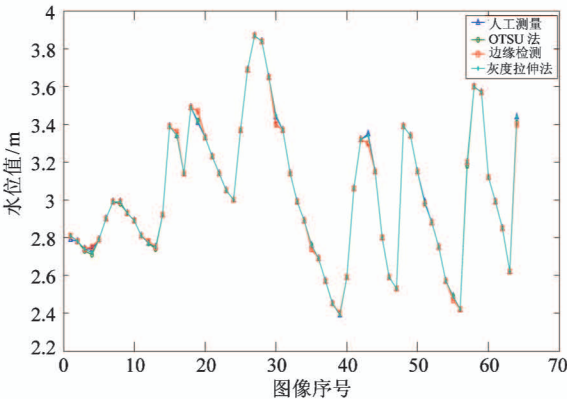


图 11 不同方法与人工测量的水位

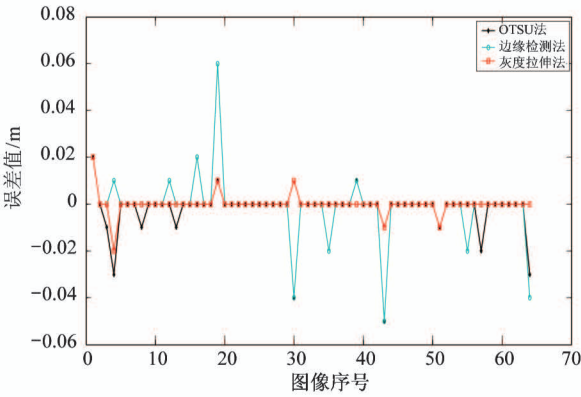


图 12 不同方法测得的水位误差

5 结 论

本文提出了基于灰度拉伸的图像水位测量方法。该方法通过直方图和水平投影统计水尺与水体的灰度分布特征,将水尺与水体分离开,从而解决了由于水尺倒影、水面折射等问题引起的测量误差,测量误差可控制在  $\pm 2\text{ cm}$ ,完成了水位值的提取。实验结果表明,该算法具有较高的鲁棒性。随着计算机和人工智能技术的普及,采用图像式测量方法来实现水位等级识别将成为成本低廉、高效、高精度的方法。

参考文献

[ 1 ] 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  
[ 2 ] 程高庆. 基于数字图像处理的水位标尺识别研究[D]. 广州:华南理工大学电子与信息学院,2017  
[ 3 ] 徐兴,洪添胜,岳学军,等. 基于数字图像的水位识别系统及其方法[J]. 排灌机械工程学报,2014,32(1):33-39  
[ 4 ] 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  
[ 5 ] 陈翠,刘正伟,陈晓生,等. 基于图像处理的水位信息自动提取技术[J]. 水利信息化,2016(1):48-55  
[ 6 ] Lin F, Chang W Y, Lee L C, et al. Applications of image recognition for real-time water level and surface velocity[C] // IEEE International Symposium on Multimedia, Anaheim, USA, 2013: 259-262  
[ 7 ] 周衡,仲恩东. 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  
[ 8 ] 胡国宝. 基于图像处理的船舶吃水检测系统的研究[D]. 武汉:武汉理工大学交通学院,2015  
[ 9 ] 姜兵. 基于图像识别的远程水位监测系统研究[D]. 西安:西安电子科技大学通信工程学院,2011  
[10] 徐志康,冯径,张之正,等. 一种结合卷积神经网络的水深自动测量方法[J]. 小型微型计算机系统,2019,40(4):793-797  
[11] 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  
[12] 杨振宇,李坚,陈静姝. 图像识别技术在水位监测中的比测分析[J]. 水资源研究,2020,9(2):218-225  
[13] Muste M, Ho H C, Kim D. Considerations on direct stream flow measurements using video imagery: outlook and research needs [J]. *Journal of Hydro-environment Research*, 2011, 5(4):289-30  
[14] 樊亚萍. 基于图像识别的水位监测系统的研究与实现[D]. 南京:南京邮电大学通信与信息工程学院,2020  
[15] 陈清江,石小涵,柴昱洲. 基于小波变换与卷积神经网络的图像去噪算法[J]. 应用光学,2020,41(2):288-295  
[16] 付秀丽,黎玲萍,毛克彪,等. 基于卷积神经网络模型的遥感图像分类[J]. 高技术通讯,2017,27(3):203-212  
[17] 白瑞君,李众,张启尧,等. 一种改进的深度卷积神经网络图像去噪算法[J]. 科学技术与工程,2019,19(36):247-252  
[18] 黎传琛,白勇,陈益民. 基于迁移学习的火焰图像识别技术研究[J]. 高技术通讯,2019,29(3):76-84  
[19] 杨斌,王翔. 基于深度残差去噪网络的遥感融合图像质量提升[J]. 激光与光电子学进展,2019,56(16):80-89

Study on image water level recognition based on grayscale stretching

Wu Ting\* \*\*, Chu Zefan\* \*\*, Chen Cheng\* \*\*, Zhu Jianyong\* \*\*

( \* Nanjing Automation Institute of Water Conservancy and Hydrology, Ministry of Water Resources, Nanjing 210012)

( \*\* Hydrology and Water Resources Engineering Research Center for Monitoring,  
Ministry of Water Resources, Nanjing 210012)

Abstract

The image method of water level measurement detects the water level line through image processing technology to realize the automatic acquisition of water level information. However, due to the effects of complex on-site ambient lighting conditions, clear water reflection, low imaging resolution, and oblique viewing angles, the recognition of characters and tick marks on the water gauge surface is quite unreliable. In order to improve the accuracy of the water level value under complex lighting conditions, a detection method of the water level is designed based on grayscale stretching. First of all, a new denoising model is constructed based on residual learning and convolutional neural network (CNN), which can maintain the details of the water gauge while removing the noise of the water gauge image. And then, the grayscale histogram is used to count the grayscale values of the water surface, background, and water gauge, and analyze to determine the range of gray stretch, and clarify the boundary between the water gauge and the water body to locate the water level.

**Key words:** grayscale stretch, convolutional neural network (CNN), residual learning, perspective distortion