

一种基于图像识别的下凹式桥水尺读数识别算法

吕俊杰¹ 刘旭¹
Lǚ Junjie LIU Xu

摘要

针对现有下凹式桥梁水尺读数识别方法存在效率偏低、实施成本较高等问题,文章提出一种基于环境图像感知的下凹式桥梁水位刻度智能识别方法。首先对 YOLOv8 模型进行优化改进,嵌入注意力模块构建通道与空间特征关联,提升多摄像头布设场景下水尺目标检测与定位精度;其次结合光线反射成像原理,依托入射光与反射光映射关系完成夜间低照度图像增强,改善昏暗环境成像质量;最后在传统模板匹配数字识别基础上,构建依托刻度线特征的精准水位换算模型。经多实景场景实测验证,该水位识别算法实测绝对误差可达 1 cm,夜间识别准确率超 75%,日间识别准确率超 84%,各项指标均可满足工程实际应用要求。

关键词

防汛;内涝;水尺读数;刻度识别

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.06.001

0 引言

近年来,我国多个城市发生过短时间内降雨量陡增的情况,并且高速城市化进程伴随着排水设施建设滞后等问题,导致严重的城市内涝,对人民生命财产构成严重威胁。

在城市内涝中,下凹式桥积水情况较为常见。2012年北京“7·21”特大暴雨,395座下凹式桥中积水 30 cm 以上的 30 处,5 辆车被困,造成 1 人死亡;2021 年 8 月 17 日,海淀铁路桥下发生积水,水深 1.75 m,造成人员伤亡^[1]。如果能够有效地对水尺进行检测,司乘人员可能会改变路线及时避险,减少死亡发生。

目前,下凹式桥积水检测方式主要有依赖人工巡检、利用传感器网络和利用水位动力学内涝模型三种方式^[2-4]。人工巡检的方式,需要依靠人力,效率相对低下;传感器网络的方式,成本相对较高,覆盖范围有限;水文动力学内涝模型,计算复杂,计算周期较长。

针对以上存在问题,本文采用基于环境图像感知的方式进行下凹式桥水位识别,这种方式依托现有的监控摄像头对桥下水尺进行刻度检测识别,总体成本价格仅为传统传感器的 1/3。

为了提高多场景中下凹式桥下水尺检测的准确性,本文采用 YOLOv8 检测算法,并对其进行改进,引入注意力模块

建立通道之间的空间连接,以适应复杂多摄像头场景下水尺检测定位能力;针对夜间光线影响导致识别率低的问题,本文采用光线反射理论,依据入射光线和反射光线的关系,对夜间水尺图像进行增强,以提高识别精准率;针对水位识别精度低的问题,在模板匹配算法识别数字的基础上,提出了一种基于刻度线的水位计算模型。

在多个实际场景下进行了水尺刻度的实际验证,验证结果显示,本文的水位识别模型精度相比于人工识别误差 ± 1 cm,夜间识别率大于 75%,白天识别率大于 84%,满足实际应用需求。

1 算法流程图

算法流程如图 1 所示,首先,对采集的低照度水尺图像利用光照模型进行处理,得到清晰的图像数据;然后,利用改进 YOLOv8 模型进行水尺定位,并对倾斜的字符和刻度进行校正;最后,利用模板匹配法和水位模型识别出最终实际水位值。

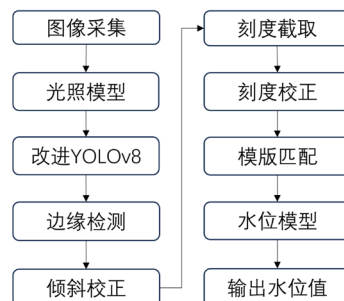


图 1 水位识别算法流程图

1. 正元地理信息集团股份有限公司 北京 101300

[基金项目] 中国冶金地质总局科研项目“城市洪涝灾害预警预报及排涝设施联合调度关键技术研究”资助(CMGBKY202410)

2 算法原理

2.1 水尺定位

2.1.1 光照模型

不同下凹式桥下水尺采集的图像质量不一，特别是在夜间光照不足时进行检测的情况，存在纹理模糊、亮度及对比度不足等问题^[5]。在实际检测水尺时极有可能存在无法提供照明的情况，且夜间照明时能见度不足以与白天相比，为提升夜间检测能力，进行光照处理^[6]。根据光照理论，物体的色彩属性主要是由自身的反射属性决定，与入射属性相关性较小，用公式表示为：

$$f(x, y) = R(x, y) \times L(x, y) \quad (1)$$

式中：反射分量 $R(x, y)$ 自身色彩属性不受外界影响，入射分量 $L(x, y)$ 主要受光源影响，属于低频部分，用公式表示为：

$$\lg[f(x, y)] = \lg[R(x, y)] + \lg[L(x, y)] \quad (2)$$

如果能得到入射分量 $L(x, y)$ ，则获得的反射分量 $R(x, y)$ 就是增强后的图像，用公式表示为：

$$\lg[R(x, y)] = \lg[f(x, y)] - \lg[L(x, y)] \quad (3)$$

$L(x, y)$ 估算用公式表示为：

$$L(x, y) = f(x, y) \otimes G(x, y) \quad (4)$$

式中： $\otimes$ 表示卷积运算， $L(x, y)$ 表示入射分量， $G(x, y)$ 用公式表示为：

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

式中： σ 表示高斯系数， σ 值越大，平滑效果越好，抑制噪声能力越好。

2.1.2 改进 YOLOv8 网络

本文使用鲁棒性强的 YOLOv8 模型进行水尺定位，YOLOv8 是一种提供多分辨率的目标检测网络，其在多场景应用中展现出了良好的能力^[7]，图 2 为本文改进水尺定位阶段的模型结构。在骨干网络和 Neck 部分，采用更丰富的 C2f 结构替换 C3 结构，并利用式（6）建立了通道之间的空间注意力模型^[8]。

$$k = \psi(C) = \left\lfloor \frac{\log_2(C)}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (6)$$

式中： ψ 为 C 与 k 之间的映射关系， γ 为 2， b 为 1， k 为卷积核的大小， C 为通道数。

2.2 水尺定位

2.2.1 倾斜校正

在实际进行水尺刻度线检测时，采集的图像通常存在倾斜的现象，因此需要对图像进行倾斜校正再进行字符读取计

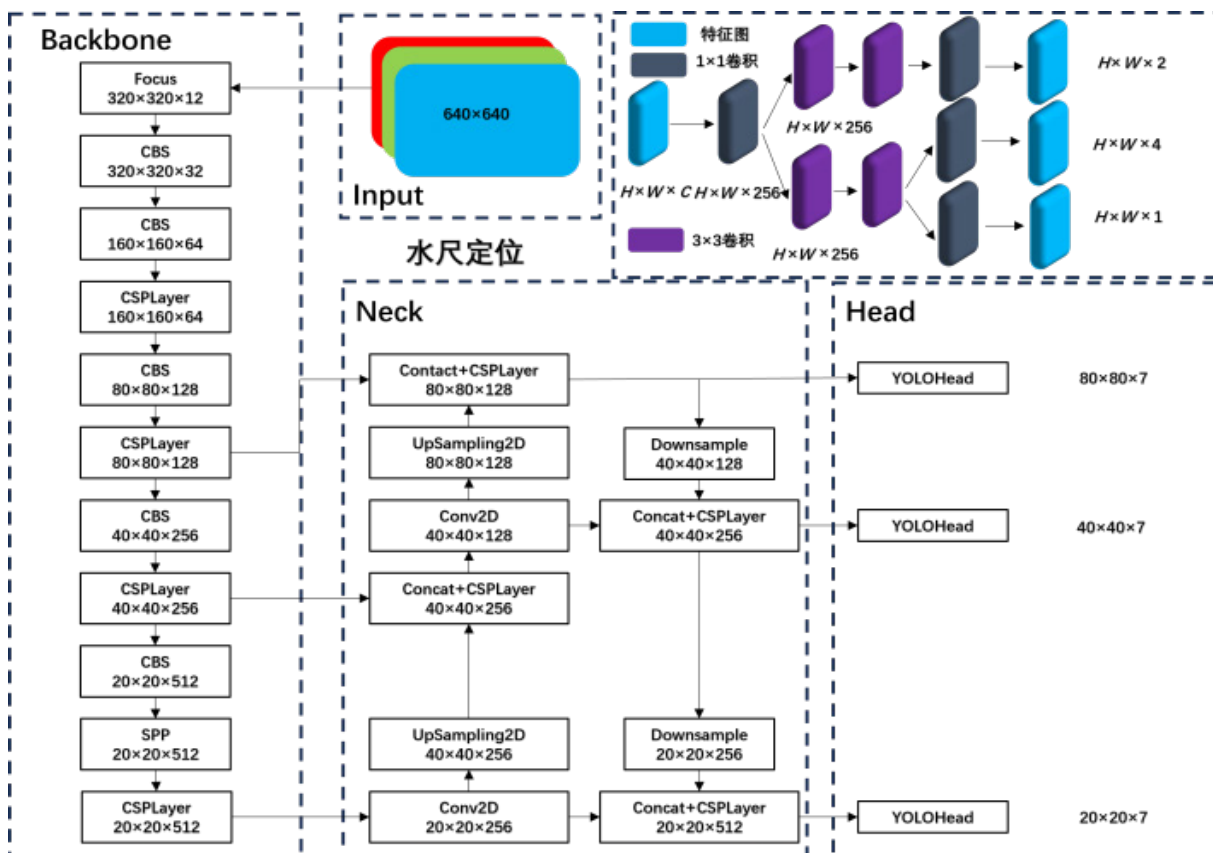


图 2 改进 YOLOv8 水尺定位网络

算。设图像 $f(x, y)$ 在 R^2 上有紧致集, 令 R 为倾斜变换, 则变换用公式表示为:

$$R(x') = \int_{-\infty}^{\infty} f(x' \cos \theta - y' \sin \theta, x' \sin \theta + y' \cos \theta) dy' \quad (7)$$

式中: θ 表示变换中非零值相加达到最大时的角度, (x', y') 表示变换后的 (x, y) , 用公式表示为:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (8)$$

2.2.2 模板匹配

在确定数字区域后, 需要对该区域进行水尺字符识别。水尺字符数量有限, 包含 0、1、2、3、4、5、6、7、8、9 共计 10 种字符, 采用模板匹配法进行水尺字符识别。

首先建立一个水尺字符的模板库 (如图 3 所示), 对上一步提取的字符区域进行匹配。由于模板库的字符种类较少且字符均比较独特, 因此将归一化后的字符区域图像与模板库的水尺字符按位置进行点对点匹配, 根据灰度值是否相同, 相同的值为 1, 不相同的赋值为 0, 用公式表示为:

$$p = \frac{m}{M} \quad (9)$$

式中: p 表示匹配度, m 表示图像中匹配的像素点的数量, M 表示疑似字符区域的所有白色像素点数量。



图 3 模板库

2.2.3 水位模型

定义 E 刻度单元长度 L 为相邻 E 符号间距的像素中位数, 建立像素-物理尺寸转换关系为:

$$l = \frac{L}{5} \quad (10)$$

式中: 5 对应 E 刻度标准间隔 0.05 m。

设当前水位线距最近数字顶边界的像素距离为 H , 则最终水位值计算模型定义为:

$$h = 10A + 5 - \frac{\Delta H}{l} \quad (11)$$

当水面覆盖当前数字时, 自动启用上阶数字进行递推计算。如图 4 所示, 水位读数为 8.8 cm。

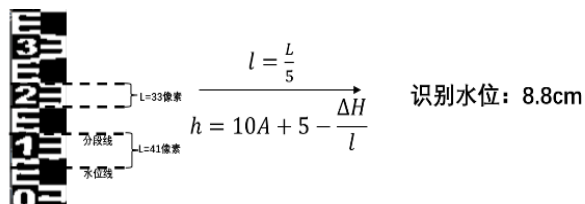


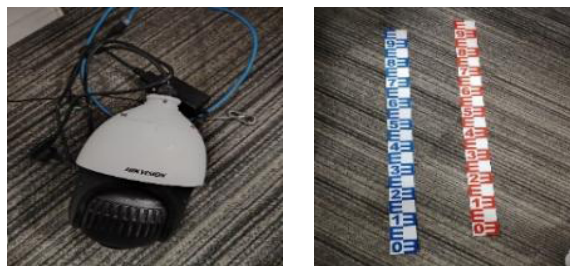
图 4 水位读数

3 实验与分析

3.1 数据采集

3.1.1 硬件设备

本课题采用 DS-2DC4423IW-D 球形相机进行图像采集, 如图 5 (a) 所示; 采用公制电子水尺所示进行积水刻度测量, 如图 5 (b) 所示。



(a) 摄像机 (b) 水尺

图 5 硬件设备

3.1.2 采集策略

数据采用 8 000+ 摄像头下采集到的视频数据, 将视频数据抽帧为图片共 96 000 帧, 包括不同时间 (48 000) 和不同天气条件 (48 000) 两部分。其中, 不同时间条件下的数据获取方式截取时间为上午 10:00、下午 13:00、下午 15:00、傍晚 18:00、凌晨 2:00 及清晨 5:00 共 6 个时段的数据, 共计 48 000 帧; 不同天气下的数据获取方式为截取晴天、多云、阴天、雨天、雪天、雾霾 6 种天气下的数据, 共计 48 000 帧。

3.2 评估指标

为了更好地验证模型的性能, 本文以精准度 (Precision, P)、召回率 (Recall, R) 作为评价指标。

精确度代表在被预测为正例的样本中, 被预测正确的样本所占的比例; 召回率代表在实际为正例的样本中, 被预测正确的样本所占的比例:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (13)$$

3.3 训练参数

本文使用 GPU 进行训练, 实验环境显卡为 NVIDIA GeForce RTX3090, 24 260 MiB, CUDA11.3, Python310 为编程语言, Adam 为优化器。训练参数如表 1 所示。

表 1 水尺定位训练参数

图像分辨率	训练次数	Batch Size	初始学习率	衰减系数
640×640	100	128	0.002	0.000 5

3.4 结果分析

在水尺定位上,改进后的水尺定位识别结果如图 6 所示,可以看出在不同场景下的白天和黑夜,定位效果较好。

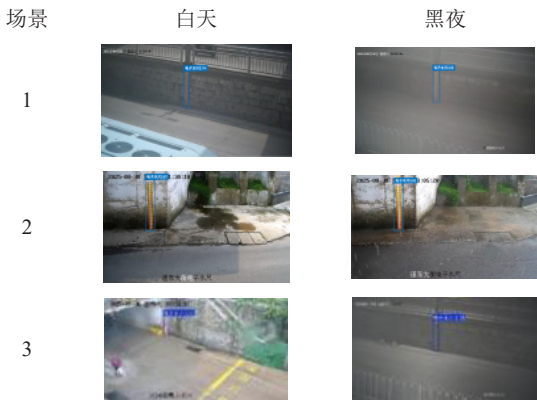


图 6 水尺定位结果图

表 2 所示为本文算法在不同场景下,分别在白天和夜晚进行识别的量化结果,可以看出白天环境下测试结果精准率、召回率均值大于 84%,夜间条件下均值大于 75%。在刻度识别上,如表 3 所示,本文提出的基于刻度的水位识别模型,在不同场景下和人工读数对比,绝对误差仅 1 cm,满足实际应用需求。

表 2 不同场景下水尺识别结果

场景	时间	<i>P</i>	<i>R</i>
1	白天	0.853	0.865
	黑夜	0.762	0.773
2	白天	0.821	0.835
	黑夜	0.735	0.751
3	白天	0.836	0.854
	黑夜	0.735	0.765
4	白天	0.851	0.838
	黑夜	0.759	0.762
5	白天	0.837	0.845
	黑夜	0.785	0.743
6	白天	0.844	0.868
	黑夜	0.749	0.751

表 3 不同场景下与人工读数对比结果

场景	人工识别 /cm	算法识别 /cm	绝对误差 /cm
1	10.6	10.4	0.2
2	15.4	16.2	0.8
3	8.3	7.4	0.9
4	4.5	5.1	0.6
5	27.9	27.2	0.7
6	9.5	9.0	0.5

4 结语

水位的精准测量对排水内涝预警具有重要意义,本文在研究了现有水位检测方案的优缺点后,针对现有水位识别方案效率低、成本高等缺陷,设计了基于图像的识别模型进行水尺提取与水位刻度识别。着重分析了夜间低照度环境下水尺识别的处理方案,并在多个复杂场景下进行了水尺刻度识别的实际验证,验证结果显示,本文刻度识别精度相比于人工识别误差 ± 1 cm,水尺夜间识别率大于 75%,白天识别率大于 84%,极大降低了人工成本,满足实际应用需求。

参考文献:

[1] 刘欣艳,张旭.下凹式桥积水警示标识系统设计[J].中国防汛抗旱,2023,33(2):64-68.

[2] 叶祖超,刘京城,林道宽,等.一种基于神经网络的潮位水尺读数智能化识别方法[J/OL].海洋湖沼通报(中英文),1-10[2026-05-13].https://link.cnki.net/urlid/37.1141.P.20240826.1821.002.

[3] 叶华锋,孙宗康,毛奕升,等.基于无人机的船舶水尺智能视觉检测系统[J].中国高新科技,2024(24):61-63.

[4] 肖宝坤.基于生成对抗网络的智慧航道水蚀水尺刻度重构与识别[D].重庆:重庆理工大学,2025.

[5] 郭林啸,丁勇,李登华.基于深度学习的水管式沉降仪数据采集方法[J].中国农村水利水电,2024(10):205-211.

[6] 吴文玉,李磊,邵月景,等.基于机器视觉与深度学习的船舶水尺智能识别技术研究与应用[J].软件,2024,45(7):44-46.

[7] 孙传猛,魏宇,李欣宇,等.复杂场景下无水尺水位的影像水位反演智能检测方法[J].测绘学报,2024,53(3):558-568.

[8] 刘子奇,李丹勋,朱德军,等.基于单目视觉的无水尺水位测量方法[J].仪器仪表学报,2024,45(7):27-37.

【作者简介】

吕俊杰(1991—),男,山东济南人,硕士,工程师,研究方向:计算机视觉、智能控制算法理论研究及工程应用。

刘旭(1985—),男,山东济南人,硕士研究生,高级工程师,研究方向:城市生命线安全、城市治理研究。

(收稿日期:2025-11-28 修回日期:2026-06-02)