

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210061

基于语义分割的船闸水位检测方法研究^{*}

曹文卓¹, 王太固², 徐 兵², 冯玉凯³, 王化明¹

(1. 南京航空航天大学机电学院 南京 210016; 2. 扬州市港航事业发展中心 扬州 225009;
3. 扬州市港航事业发展中心运东船闸运行中心 扬州 225699)

摘 要:针对船闸水位传感器精度易受水质影响、传统图像检测方法适应性差等问题,提出一种基于语义分割和由粗到精策略的水位线检测方法,建立分段对照的标定模型计算水位。结合水位线长程相关性的特点,设计条带状空洞空间金字塔池化模块,针对分割边界模糊的问题,设计多路聚合上采样模块并引入在线困难样本挖掘,提升语义分割模型的分割精度。采用改进的语义分割模型在由原图像经压缩后的低分辨率图像中进行粗检测,分割图像中的水区域与非水区域,根据模型输出的掩膜图得到水位线的粗检测结果,然后在原图像中裁剪粗检测水位线的邻域并采用该模型进行精检测,得到水位线的精检测结果。建立分段对照的标定模型,获取像素坐标与世界坐标之间的映射关系,根据水位线精检测结果计算水位。在构建的水位图像数据集上进行试验,结果表明:在验证集上,改进后的语义分割模型粗检测和精检测的平均交并比分别提升了 2.58% 和 1.98%,水位线精检测结果的平均像素误差为 1.89 pixel,相比粗检测结果降低了 52.3%,以水尺人工观测的读数为基准,摄像机在 23 m 工作距离下水位测量结果置信水平为 95% 的不确定度为 0.026 m。所提方法对晴天、阴天、雨天、雪天等多种室外环境具有良好的适应性,为船闸水位检测提供了一种可行的方法。

关键词: 水位测量;水位线检测;语义分割;卷积神经网络

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

Research on water level detection of ship lock based on semantic segmentation

Cao Wenzhuo¹, Wang Taigu², Xu Bing², Feng Yukai³, Wang Huaming¹

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2. Yangzhou Development Center of Port and Waterway, Yangzhou 225009, China;
3. Yundong Shiplock Operation Center, Yangzhou Development Center of Port and Waterway, Yangzhou 225699, China)

Abstract: In terms of the issues that the accuracy of ship lock water level sensor is easily affected by the water quality and the poor adaptability of the traditional image detection methods, a waterline detection method based on semantic segmentation and coarse-to-fine strategy is proposed, and the calibration model with subsection control points is established to calculate the water level. Considering the characteristics of long-range dependence of waterline, the strip atrous spatial pyramid pooling module is proposed. To address the problem of inaccurate segmentation boundary, the multi-path aggregation upsample module is proposed and online hard example mining is introduced to improve the segmentation accuracy of the model. The improved semantic segmentation model is used to perform coarse detection, separates water and non-water regions in the low-resolution image, which is compressed from the original image, and obtains the coarse detection result of the waterline according to the binary mask output from the model. Then, crops the neighborhood of the coarse detected waterline in the original image and performs fine detection to obtain the fine detection result of the waterline. Finally, establishes the calibration model with subsection control points to build the relationship between pixel coordinates and world coordinates, and calculates water level by fine detection result. The experiments are implemented on the constructed water level dataset. Experimental results show that the improved semantic segmentation model increases mIoU by 2.58% and 1.98% for coarse detection and fine detection, respectively. The average pixel error of the fine detection result is 1.89 pixel, which is 52.3% lower than the coarse detection

收稿日期: 2022-07-04 Received Date: 2022-07-04

^{*} 基金项目: 江苏省交通运输科技项目(2017Y10)资助

result. With manual observation of the water gauge as the benchmark, when the working distance of the camera is 23 m, the uncertainty of the measurement result with a confidence level of 95% is 0.026 m. The proposed method has well adaptability for a variety of outdoor environments such as sunny, cloudy, rainy and snowy days, which provides an available method for water level detection of ship lock.

Keywords: water level measurement; waterline detection; semantic segmentation; convolutional neural network

0 引言

船闸是内河航运中一种联通不连续航道水域的通航建筑物,它能够使船舶克服航道上的集中水位落差并正常通行。船闸闸室内和引航道的水位会出现升降变化,在船闸通航过程中,只有当闸门两侧水位小于一定水位差时才能开启闸门,否则容易造成安全事故,因此,船闸水位检测是保障船闸安全运行的重要组成部分。目前,船闸水位检测主要采用水位传感器测量的方法,常用的压阻式水位计和激光式水位计易受水质影响,前者需要定期校准零点和灵敏度,维护工作量大,后者在水体较为清澈时无法稳定接收到反射的激光束,测量结果不准确,仅适用于浑浊水体的水位测量。

近年来,机器视觉技术发展迅速,一些学者开始研究将该项技术应用于水位检测领域。基于传统图像处理的水位检测方法通常以水尺为研究对象,读取水尺的读数^[1-3],或在水尺附近选取感兴趣区域,借助水尺上的刻度检测水位线^[4-7]。这些方法要求水尺刻度清晰,然而船闸的水尺由于长期使用及船舶碰撞摩擦,表面存在污损的情况,导致字符刻度不清晰,难以进行识别,因此,这些方法不适用于船闸场景。基于深度学习图像处理的水位检测方法具有更好的环境适应性,一些学者对此展开研究。程淑红等^[8]采用 U-Net 网络分割图像中的水体与非水体部分,然后提取水位线,与传统检测方法相比获得更高的准确率,但模型计算量大。廖赞等^[9]采用 ResNet50 网络将水位线检测任务转化为回归任务,即回归出水位线与图像左侧边界交点的坐标及水位线与水平方向的夹角,但回归任务通常自由度较大,模型很难收敛到全局最优解。Muhadi 等^[10]采用 DeepLabv3+网络从监控图像中分割水域,并将分割结果和从激光雷达数据中提取的水位标记值进行叠加,用来估计河流水位并观察水位波动。该方法将模型的骨干网络替换为预训练的 ResNet18,适合计算资源有限的应用场景。Pan 等^[11]采用滑动窗口裁剪水体与非水体的样本,并由神经网络分类得到样本的标签,寻找标签的边界并计算水位。该方法使用高度为 20 pixel 的窗口,在这一方向上的特征信息有限,难以获取长程相关性,容易分类错误。Steccanella 等^[12]采用修改后的 U-Net 网络分割图像中的水体和非水体,然后提取由水转向非水的像素点,并使用概率霍夫变换保留构成长边的像素,最后使用 RANSAC 方法进行线性回归得

到海水线。该方法由于只在低分辨率图像上进行检测,只能对海水线做到粗略定位。

以江苏省某船闸应用为例,水位检测摄像机工作距离远(23 m),在通航过程中闸室内水位变化大(5~6 m)、水位变化速率快(平均 70 cm/min)。在室外环境下易受天气、光照、阴影、遮挡等因素干扰,引入语义信息有利于区分闸室墙(背景)、水体与船舶三类别,检测出闸室墙与水体的边界,而非水体与船舶的边界或闸室墙与船舶的边界。同时,语义信息考虑上下文特征,当水面存在阴影或漂浮物时,能够对像素点正确分类。为了得到稳定的检测结果,采用基于深度学习语义分割的方法对水位图像进行分割,设计条带状空洞空间金字塔池化模块和多路聚合上采样模块,引入在线困难样本挖掘,以提升模型的分割精度。此外,为进一步提高水位线检测精度并充分利用高分辨率输入图像的信息,提出一种由粗到精策略的水位线检测方法,实现船闸水位图像中水位线的准确检测。最后,建立分段对照的标定模型获取像素坐标与世界坐标之间的关系,根据水位线检测结果计算水位。

1 船闸水位检测方法

1.1 基于 DeepLabv3+改进的轻量级水体语义分割模型

1) 水体语义分割模型总体结构

图1为提出的轻量级水体语义分割模型 WaterNet 的总体结构图,包含编码器和解码器两部分。在编码器部分,采用轻量的骨干网络 ResNet18 提取输入水位图像的特征,对特征图进行 32 倍下采样,以加快模型的推理速度。为了增强长程上下文信息,设计条带状空洞空间金字塔池化模块,采用空洞卷积、非对称卷积、全局池化和条带池化提取特征。在解码器部分,设计一种单次融合的多路聚合上采样模块来融合不同层的特征。最后,采用分割头与上采样生成输出特征图,它的分辨率与输入图像相同,通道维数与类别数相同。

2) 条带状空洞空间金字塔池化模块设计

水位线是墙面与水面的一条长距离交线,DeepLabv3+^[13]中空洞空间金字塔池化模块使用的均为方形卷积核,在面对水位线这类长程条带状结构的特征时,不可避免地会包含无关区域的干扰信息。结合条带池化^[14]的思想,设计条带状空洞空间金字塔池化模块,如图2所示,采用空洞卷积和非对称卷积分别提取局部方形特征和长程

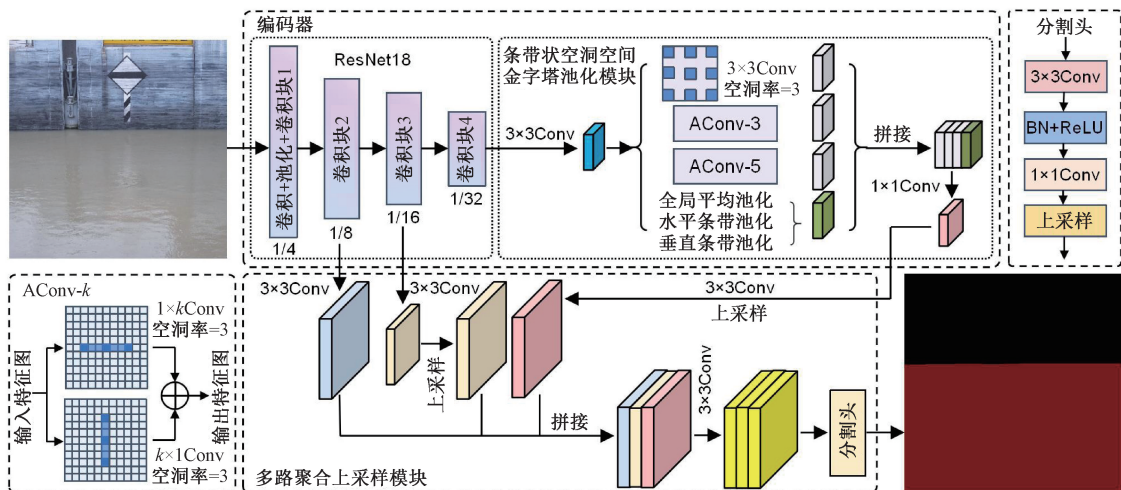


图1 WaterNet 语义分割模型总体结构图

Fig. 1 Overall architecture of WaterNet semantic segmentation model

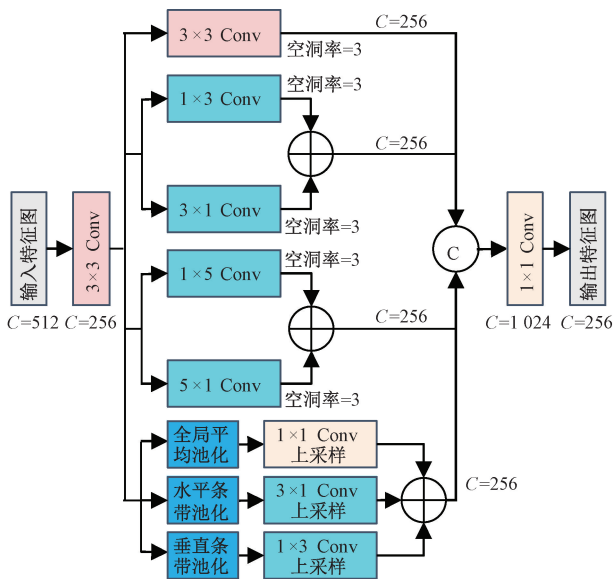


图2 条带状空洞空间金字塔池化模块

Fig. 2 Strip atrous spatial pyramid pooling module

条带状特征。由骨干网络输出的特征图首先经过 3×3 卷积提取局部特征并压缩特征维数,然后分为4个分支,其中第1个分支为空洞率为3的 3×3 卷积,用于获取局部方形特征;第2个分支由空洞率为3的 1×3 卷积和 3×1 的卷积组成,用于获取长程条带状特征;第3个分支与第2个分支类似,使用空洞率为3的 1×5 卷积和 5×1 的卷积,可以获得更长距离像素间的关系;第4个分支由全局平均池化、水平条带状池化和垂直条带状池化组成,嵌入全局上下文信息和条带状上下文信息。将4个分支的输出特征沿通道方向拼接,使用 1×1 卷压缩特征维数。水平条带状池化和垂直条带状池化分别作用于特征图的

W 维度和 H 维度,给定一个四维张量 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{N \times C \times H \times W}$, 其输出分别表示为:

$$\mathbf{y}_{n,c,i,1}^h = \frac{1}{W} \sum_{j=0}^W \mathbf{x}_{n,c,i,j} (\mathbf{y}^h \in \mathbf{R}^{N \times C \times H \times 1}) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_{n,c,1,j}^v = \frac{1}{H} \sum_{i=0}^H \mathbf{x}_{n,c,i,j} (\mathbf{y}^v \in \mathbf{R}^{N \times C \times 1 \times W}) \quad (2)$$

3) 多路聚合上采样模块设计

DeepLabv3+^[13] 引入语义分割常用的“编码器-解码器”结构,采用4倍特征图和16倍特征图进行上采样,没有充分利用8倍特征图中提取的特征信息。如图3所示,设计多路聚合上采样模块,将来自编码器高层的每一层特征依次上采样后沿通道方向拼接在一起,提升模型的多级特征融合能力。为减少模型的计算量,采用32倍特征图、16倍特征图和8倍特征图进行融合,融合后的特征图使用两个 3×3 卷积压缩特征维度并减小上采样过程中的混叠效应。该模块采用单次融合的方式,相比U型结构的网络,缓解逐层上采样时高层语义信息被稀释的问题。

4) 损失函数

常用于语义分割任务的多分类交叉熵损失函数对图像上所有的像素点都赋以相同的权重,然而,处于水位线附近的像素点更难进行分类,需要引导网络着重学习这些点的特征。因此引入在线困难样本挖掘^[15]策略,首先对所有像素点的损失按照降序排序,然后选取损失值大于阈值的点或损失值排列前1/16的点计算梯度并更新参数,使模型收敛更快、精度更高。

1.2 由粗到精水位线检测方法

直接在摄像机采集的高分辨率图像上进行检测速度较慢,在压缩后的低分辨率图像上进行检测会降低精度,

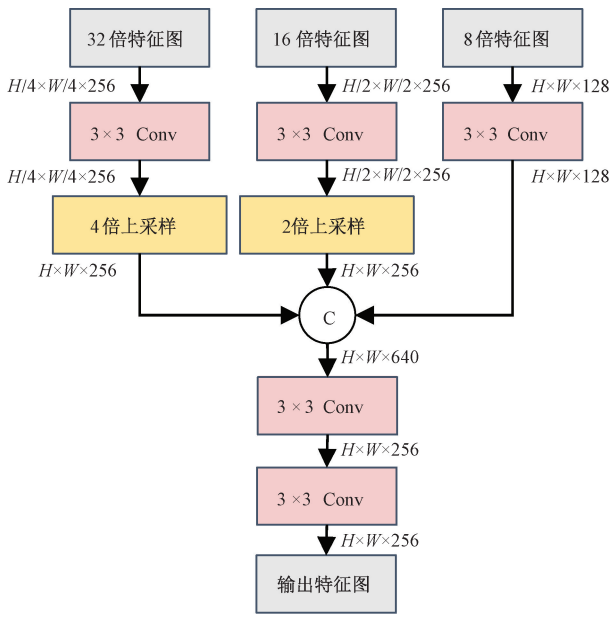


图3 多路聚合上采样模块

Fig. 3 Multi-path aggregation upsample module

因此,提出一种由粗到精的水位线检测方法,依次在低分辨率图像和裁剪的高分辨率图像上进行检测,兼顾检测精度与速度。图4为由粗到精水位线检测流程,首先对水位图像进行压缩得到低分辨率图像,采用语义分割模型进行粗检测,得到具有闸室墙、水体与船舶3种类别语义信息的掩膜图像,在掩膜图像上使用边缘检测得到水位线粗检测结果,由于采用语义信息,得到的是闸室墙与水体的边界。然后在原水位图像上裁剪粗检测水位线的邻域,在裁剪的图像上采用语义分割模型进行精检测,得到分割结果并提取边界点,使用RANSAC方法进行直线拟合得到水位线精检测结果。

1.3 水位标定模型与计算

建立分段对照的水位标定模型,将像素坐标系下的水位坐标转换为世界坐标系下的水位值。如图5所示,标定绳上预先设置有等间距 h_w 分布的标定点 $\{P_{w1}, P_{w2}, \dots, P_{wn}\}$,在图像中对应有点 $\{P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in}\}$ 。摄像机倾斜向下拍摄,由于透视关系,图像中相邻点之间的距离不相同,在整个高度方向上采用线性插值计算水

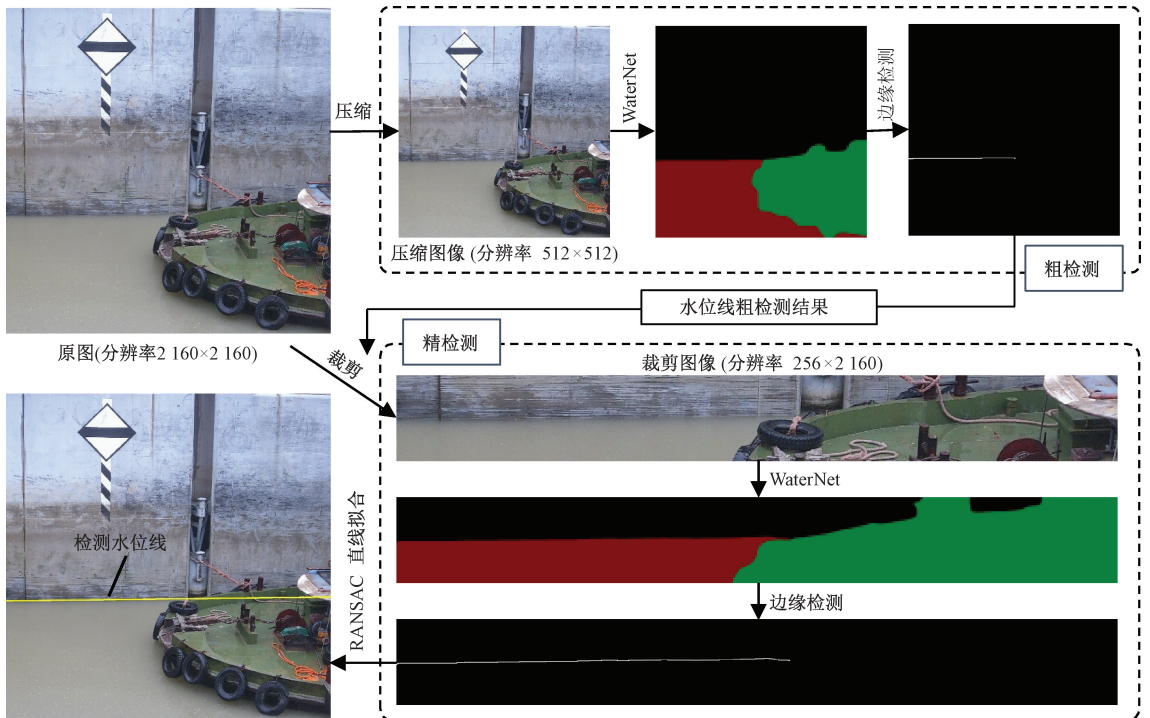


图4 由粗到精水位线检测流程

Fig. 4 Coarse-to-fine waterline detection procedure

位会产生较大的误差,因此采用分段对照的方法建立像素坐标与世界坐标之间的关系,在每一段上进行线性插值。给定水位图像中的水位坐标为 P_l ,分段对照索引 $k = 1, 2, \dots, n - 1$,则水位值为:

$$P_w = \begin{cases} P_{w(k)} - \frac{P_l - P_{l(k)}}{P_{l(k+1)} - P_{l(k)}} h_w, & P_{l(k)} \leq P_l < P_{l(k+1)} \\ P_{w(n)} - \frac{P_l - P_{l(n)}}{P_{l(n)} - P_{l(n-1)}} h_w, & P_l \geq P_{l(n)} \end{cases} \quad (3)$$

表 1 语义分割模型水体分割性能对比

Table 1 Comparison with semantic segmentation models on water segmentation performance

模型结构	骨干网络	粗检测			精检测		
		PA/%	mIoU/%	Time/ms	PA/%	mIoU/%	Time/ms
ESPNetv2 ^[19]	ResNet18	96.79	92.09	47.2	95.74	91.19	127.3
DeepLabv3+ ^[13]		97.86	95.15	236.2	96.41	93.12	502.7
LEDNet ^[20]		98.22	95.52	105.8	96.76	93.43	266.8
BiSeNetv2 ^[16]		98.47	96.61	83.3	96.44	92.91	170.1
ICNet ^[17]	ResNet50	98.46	96.71	63.9	96.46	93.02	121.3
PSPNet ^[18]	ResNet50	98.70	96.96	203.2	97.17	94.25	340.9
U-Net ^[21]		98.87	97.14	1 065.3	96.12	90.96	2 063.9
WaterNet	ResNet18	98.94	97.73	148.7	97.22	95.10	291.7

图 7 为 U-Net、ICNet、DeepLabv3 + 和所提模型 WaterNet 的水体分割结果对比图,图中白色掩膜表示水体,黑色掩膜表示船舶。在图 7(a)中,水体与船舶为长程条带状特征,传统模型由于仅使用方形卷积核,不能有效

地捕获这种特征,分割结果较差,而所提模型采用条带状空洞空间金字塔池化模块,实现准确分割。在图 7(b)中,由于雪的干扰,ICNet 与 DeepLabv3+的粗检测结果在边缘部分存在误差,经过精检测后能够得到更准确的分

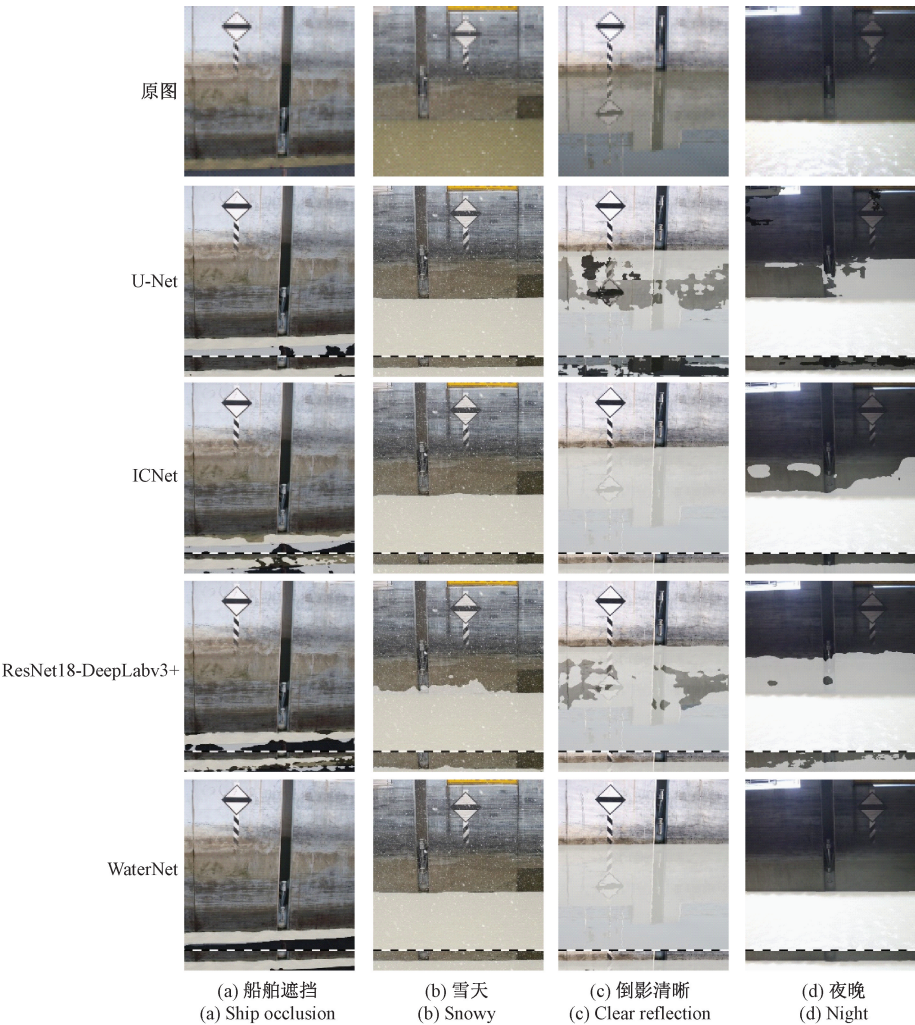


图 7 语义分割模型分割结果对比图(白色掩膜为水体,黑色掩膜为船舶)

Fig. 7 Comparison of segmentation results of semantic segmentation models (White mask for water, black mask for ship)

割结果,表明由粗到精策略有利于提高水位线检测精度。在图 7(c)水面倒影清晰和图 7(d)夜晚灯光照明的场景下,所提模型均能实现准确分割,而 U-Net 与 DeepLabv3+在图 7(c)的分割结果中出现孔洞,3 种模型在图 7(d)的分割结果均出现较大误差,表明所提模型的环境适应性更强。

2.4 消融试验

为验证改进语义分割模型所使用的模块及策略的有效性,在验证集上进行消融试验,结果如表 2 所示。试验的基线模型为 ResNet18-DeepLabv3+,该模型以 ResNet18 为骨干网络,使用 16 倍特征图和 4 倍特征图进行预测,计算量较大,推理时间较长。首先将预测的特征图修改为 32 倍特征图和 8 倍特征图,模型的推理速度提升 57.5%,但由于特征图分辨率变低,边缘信息变得模糊,检测精度 mIoU 下降 0.55%。然后修改空洞空间金字塔池化模块,加入非对称卷积获取长程条带状特征,使得水体与墙面的边界更易区分,mIoU 提升 0.53%,与基线模型接近。接着引入多路聚合上采样模块,该模块能够更好地融合不同层的特征,在少量增加推理时间的情况下,PA 和 mIoU 分别提升 0.25%和 0.84%。最后,在训练时使用在线困难样本挖掘策略,为了稳定训练过程,避免模型发散,将初始学习率修改为 0.002。由于该策略只在训练时用于监督模型,因此不会对推理时间产生影响,最终 PA 和 mIoU 分别达到 98.94%和 97.73%。可见,所使用的模块及策略都能有效提升所提模型在水体分割任务上的性能。

表 2 消融试验结果

Table 2 Results of ablation experiment				
序号	模型结构	PA /%	mIoU /%	Time /ms
A	ResNet18-DeepLabv3+	97.86	95.15	236.2
B	A+32 倍和 8 倍特征图	97.62	94.60	100.4
C	B+条带状空洞空间金字塔池化模块	97.84	95.13	126.4
D	C+多路聚合上采样模块	98.09	95.97	148.7
E	D+在线困难样本挖掘	98.94	97.73	148.7

2.5 水位线检测精度测试试验

1) 评价指标

将标定模型中标定点的像素横坐标代入直线方程,分别计算检测水位线与标注水位线在标定点的像素纵坐标,采用二者纵坐标之间的绝对误差作为水位线检测的像素误差,评价水位线检测精度。对验证集所有图像的水位线检测像素误差统计平均值、方差、第一四分位数和

第三四分位数,计算公式分别为:

$$pixel_error_i = |y_i - \hat{y}_i| \tag{7}$$

$$mean = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \tag{8}$$

$$var = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (pixel_error_i - mean)^2 \tag{9}$$

$$Q1 = sort(pixel_error)_{N/4} \tag{10}$$

$$Q3 = sort(pixel_error)_{3N/4} \tag{11}$$

式中: y_i 表示标注水位线在标定点的纵坐标, $\hat{y}_i$ 表示检测水位线在标定点的纵坐标, N 为验证集图像数, $sort$ 表示按升序排列。

2) 试验结果

对比文献[11]和[12]提出的水位线检测方法,在试验中文献[11]采用 ResNet18 网络和 20×512 输入分辨率,文献[12]采用其轻量化的 U-Net 网络和 512×512 输入分辨率。如表 3 所示,文献[11]的方法在船闸场景下精度较低,所提方法具有更高的检测精度,且相比于粗检测,精检测能够获得更好的检测结果。

表 3 水位线检测像素误差统计值

Table 3 Statistics of pixel error in waterline detection				
检测方法	平均值	方差	Q1	Q3
文献[11]	19.70	431.45	2.91	53.60
文献[12]	4.46	17.63	1.57	5.58
本文方法(粗检测)	3.96	12.40	1.34	5.82
本文方法(精检测)	1.89	3.78	0.66	2.26

图 8 为文献[11]、[12]和所提方法的水位线检测结果对比图,其中白线为标注水位线,黑线为检测水位线。在图 8(a)小雨天场景下,3 种方法均能获得较好的检测结果,雨线对水位线检测影响较小。在图 8(b)夜晚路灯照明场景下,文献[12]方法和所提方法能实现准确检测,文献[11]方法对窗口高度的取值较为敏感,检测结果容易出现误差。在图 8(c)雪天和图 8(d)晴天场景下,由于雪和阴影的干扰,文献[11]方法检测误差较大,所提方法相比文献[12]方法检测结果更为准确。在图 8(e)船舶遮挡场景下,由于水体面积较小,文献[11]方法和文献[12]方法检测存在误差,所提方法在水位线被遮挡的情况下仍能准确检测。在图 8(f)水面有漂浮物场景下,文献[11]方法所取窗口被漂浮物覆盖,无法检测到水位线,文献[12]方法和所提方法能完成水位线检测任务。所提方法在多种场景下测试时更为准确,相比于文献[11]方法和文献[12]方法水位线检测误差更小。

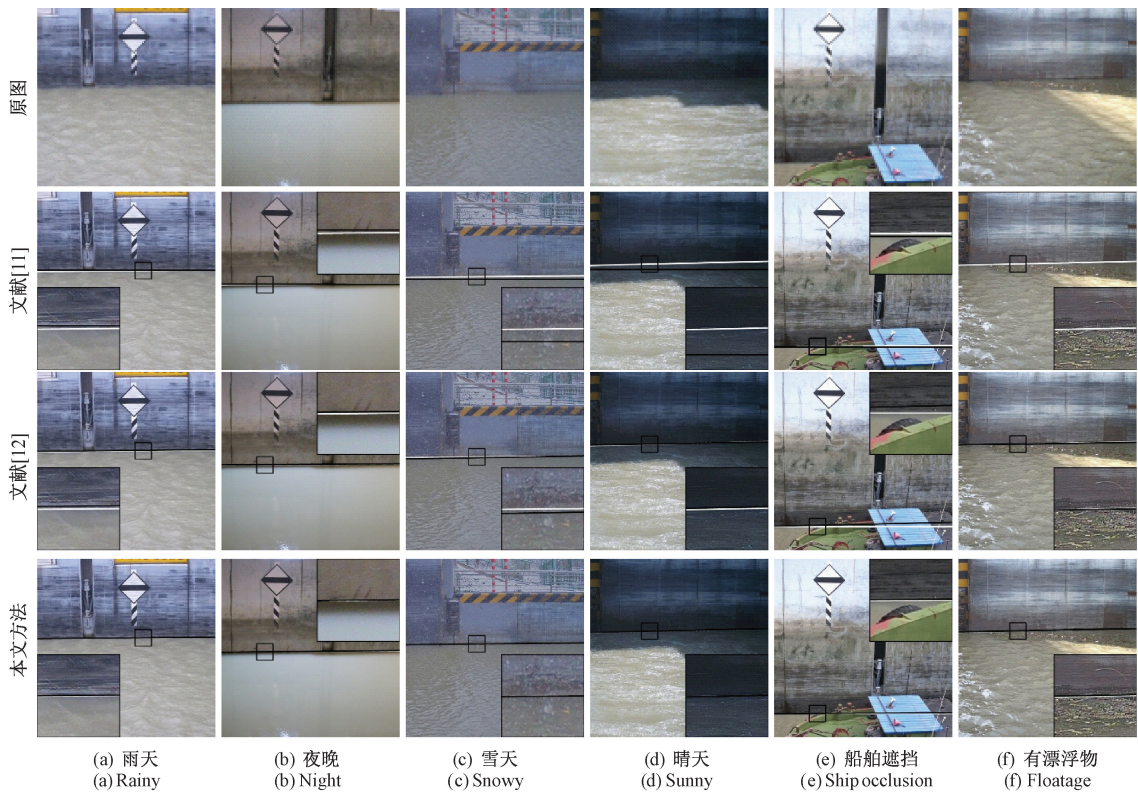


图 8 水位线检测结果对比图(白线为标注水位线,黑线为检测水位线)

Fig. 8 Comparison of waterline detection results(White for labeled waterline, black for detected waterline)

2.6 水位测量试验

1) 评价指标

以水尺人工观测的读数为测量基准,采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、系统误差、标准偏差估计值和不确定度来评价水位测量的准确度,其中,平均绝对误差的计算公式为:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P_{yi} - P_i|$$
 (12)

式中: P_{yi} 为所提方法检测水位, P_i 为人工观测水位, N 为观测次数。系统误差的计算公式为:

$$\delta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{yi} - P_i)$$
 (13)

标准偏差估计值的计算公式为:

$$\sigma' = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (P_{yi} - P_i - \delta)^2}$$
 (14)

置信水平为 95% 的不确定度计算公式为:

$$u_A = 2\sigma'$$
 (15)

2) 试验结果

选取船闸通航过程中闸室内泄水数据进行试验,整个泄水过程用时约 8 min,水位变化约 6 m。如表 4 所示,以水尺人工观测的读数为测量基准,所提方法测量结果置信水平为 95% 的不确定度为 0.026 m,相较于文献[11]方法和文献[12]方法更为准确。如图 9 所示,

表 4 水位测量评价指标

Table 4 Water level measurement evaluation criterion m

检测方法	平均绝对误差	系统误差	标准偏差	不确定度
文献[11]	0.044	-0.012	0.088	0.175
文献[12]	0.026	-0.007	0.029	0.059
本文方法	0.011	-0.003	0.013	0.026

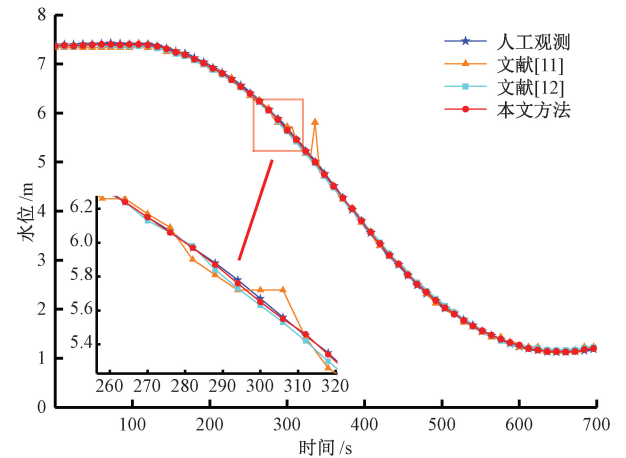


图 9 水位测量结果

Fig. 9 Water level measurement results

文献[11]方法的结果水位变化呈现阶梯状,文献[12]方法与所提方法的结果水位变化更为平滑,所提方法得到的水位更接近人工观测数据。

3 结 论

本研究提出了一种基于语义分割和由粗到精策略的水位线检测方法,建立分段对照的标定模型计算水位,为船闸水位检测提供了一种可行的方法。首先改进了DeepLabv3+语义分割模型,根据水位线长程相关性的特点设计了条带状空洞空间金字塔池化模块,针对分割边界模糊的问题设计了多路聚合上采样模块并引入在线困难样本挖掘策略,提升了模型的分割精度。然后提出了一种由粗到精策略的水位线检测方法,将检测过程分为粗检测和精检测两步,分别在压缩后的低分辨率图像和裁剪后的原图像上进行检测,提高了水位线检测的精度。试验验证在构建的水位图像数据集上,改进的语义分割模型粗检测和精检测的平均交并比分别提升了2.58%和1.98%,水位线精检测结果的平均像素误差为1.89 pixel,相比粗检测结果降低了52.3%,以水尺人工观测的读数为基准,水位测量结果置信水平为95%的不确定度为0.026 m,在部署设备上单次检测时间小于0.5 s。所提方法相比于现有检测方法具有更高的精度,并且对多种室外环境具有良好的适应性。

参考文献

- [1] 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, 2017.
CHENG G Q. Research on water level scale recognition based on digital image processing[D]. Guangzhou:South China University of Technology, 2017.
- [2] 张超. 基于图像的水位标尺检测技术研究[D]. 成都:电子科技大学, 2021.
ZHANG CH. The research on the detection technology of water level ruler based on image [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021.
- [3] LIN F, CHANG W Y, LEE L CH, et al. Applications of image recognition for real-time water level and surface velocity[C]. 2013 IEEE International Symposium on Multimedia, 2013: 259-262.
- [4] 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.
- [5] KUO L CH, TAI CH CH. Robust image-based water-level estimation using single-camera monitoring [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-11.
- [6] LIN Y T, LIN Y CH, HAN J Y. Automatic water-level detection using single-camera images with varied poses[J]. Measurement, 2018, 127: 167-174.
- [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 ZH, ZHOU Y, WANG H B, et al. Image-based water level measurement with standard bicolor staff gauge[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(9): 236-245.
- [8] 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 SH H, ZHAO K P, ZHANG SH J, et al. Water level detection based on U-net [J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(3): 361-366.
- [9] 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.
- [10] MUHADI N A, ABDULLAH A F, BEJO S K, et al. Deep learning semantic segmentation for water level estimation using surveillance camera [J]. Applied Sciences, 2021, 11(20): 9691.
- [11] PAN J Q, YIN Y, XIONG J, et al. Deep learning-based unmanned surveillance systems for observing water levels[J]. IEEE Access, 2018, 6: 73561-73571.
- [12] STECCANELLA L, BLOISI D D, CASTELLINI A, et al. Waterline and obstacle detection in images from low-cost autonomous boats for environmental monitoring[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2020, 124: 103346.
- [13] CHEN L CH, ZHU Y K, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 801-818.
- [14] HOU Q B, ZHANG L, CHENG M M, et al. Strip pooling: Rethinking spatial pooling for scene parsing[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 4003-4012.
- [15] SHRIVASTAVA A, GUPTA A, GIRSHICK R. Training region-based object detectors with online hard example mining [C]. Proceedings of the IEEE Conference on

- Computer Vision and Pattern Recognition, 2016; 761-769.
- [16] YU CH Q, GAO CH X, WANG J B, et al. Bisenet v2: Bilateral network with guided aggregation for real-time semantic segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(11): 3051-3068.
- [17] ZHAO H SH, QI X J, SHEN X Y, et al. Icnnet for real-time semantic segmentation on high-resolution images[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 405-420.
- [18] ZHAO H SH, SHI J P, QI X J, et al. Pyramid scene parsing network [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2881-2890.
- [19] MEHTA S, RASTEGARI M, SHAPIRO L, et al. Espnetv2: A light-weight, power efficient, and general purpose convolutional neural network[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 9190-9200.
- [20] WANG Y, ZHOU Q, LIU J, et al. Lednet: A lightweight encoder-decoder network for real-time semantic segmentation [C]. 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2019: 1860-1864.
- [21] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015: 234-241.

作者简介



曹文卓, 2020 年于浙江工业大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉和工业物联网。

E-mail: cwenzhuo@nuaa.edu.cn

Cao Wenzhuo received his B.Sc. degree from Zhejiang University of Technology in 2020. He is currently a master student at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include machine vision and IIoT.



王太固, 1995 年于扬州大学公路桥梁专业毕业, 现为扬州市港航事业发展中心高级工程师, 主要研究方向为航道船闸养护等。

E-mail: 1543150236@qq.com

Wang Taigu graduated in the major of highway and bridge from Yangzhou University in 1995. He is currently a senior engineer at Yangzhou Development Center of Port and Waterway. He is mainly engaged in the maintenance of waterway and shiplock.



冯玉凯, 1992 年于扬州大学水利工程专业毕业, 现为扬州市港航事业发展中心运东船闸运行中心高级工程师, 主要研究方向为水运工程等。

E-mail: ydczfyk72@163.com

Feng Yukai graduated in the major of hydraulic engineering from Yangzhou University in 1992. He is currently a senior engineer at Yundong Shiplock Operation Center at Yangzhou Development Center of Port and Waterway. He is mainly engaged in water transport engineering.



王化明 (通信作者), 2004 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学机电学院教授, 主要研究方向为图像处理、机器视觉、机器人控制。

E-mail: hmwang@nuaa.edu.cn

Wang Huaming (Corresponding author) received his Ph.D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2004. He is currently a professor in the College of Mechanical and Electrical Engineering at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include image processing, machine vision, and robot control.