

文章编号: 1671-7449(2026)03-0371-11

J. Test Measur. Technol., 2026, 40(3): 371-381.

基于多尺度和多注意力机制的水库水位分割方法

王文媛^{1,2}, 党长营^{1,2*}, 李建素^{1,2}, 李忠华^{1,2}, 陈雪丽^{1,2}, 常文彪^{1,2}, 马泽兵^{1,2}

(1. 中北大学 机械工程学院, 山西 太原 030051;

2. 金属凝固控制与增材制造山西省重点实验室, 山西 太原 030051)

摘要: 针对现有水库水位分割方法面临的计算参数量大、水位多尺度特征提取不充分、水位细节特征关注不足等挑战, 提出了一种基于多尺度和多注意力机制的水库水位分割方法(DEGNet), 实现了水库水位的高精度分割。首先, 采用轻量级MobileNetv2作为骨干网络, 并融入轻量级卷积注意力模块, 降低了计算参数量, 增强了水位特征信息提取能力; 其次, 创新性地提出了多尺度信息融合模块, 有效捕捉并融合了水位多尺度特征图的空间信息, 极大增强了特征空间的表现力; 最后, 在编码区融入全局注意力机制, 有效聚焦水位细节特征, 进而实现水库水位的高精高效分割。实验结果表明, 相较于PSPnet、Hrnnnet、DeepLabv3+等方法, 所提方法在平均交并比(MIoU)和平均像素准确率(MAP)上分别提高了4.9个百分点和7.76个百分点, 达到了98.75%的MIoU和99.43%的MAP, 在分割精度和检测精度方面展现出显著的优越性。

关键词: 水位分割; 多尺度信息融合; 注意力机制; 轻量化

中图分类号: TH764

文献标识码: A

DOI: 10.62756/csjs.1671-7449.2026027

引用格式: 王文媛, 党长营, 李建素, 等. 基于多尺度和多注意力机制的水库水位分割方法[J]. 测试技术学报, 2026, 40(3): 371-381.

WANG Wenyuan, DANG Changying, LI Jiansu, et al. Reservoir water level segmentation method based on multi-scale and multi-attention mechanisms[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2026, 40(3): 371-381.

Reservoir Water Level Segmentation Method Based on Multi-Scale and Multi-Attention Mechanisms

WANG Wenyuan^{1,2}, DANG Changying^{1,2*}, LI Jiansu^{1,2}, LI Zhonghua^{1,2},
CHEN Xueli^{1,2}, CHANG Wenbiao^{1,2}, MA Zebing^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Shanxi Key Laboratory of Controlled Metal Solidification and Additive Manufacturing, Taiyuan 030051, China)

Abstract: To address the challenges faced by existing reservoir water level segmentation methods, such as large computational parameters, insufficient extraction of multi-scale water level features, and inadequate attention to detailed water level features, a reservoir water level segmentation method (DEGNet) is proposed based on multi-scale and multi-attention mechanisms, achieving high-precision segmentation of reservoir water levels. First, a lightweight MobileNetv2 is employed as the backbone network, integrated with a convolutional

【收稿日期】2025-06-05

【基金项目】太原市“揭榜挂帅”项目(2024TYJB0104); 山西省科技创新人才团队专项资助项目(202304051001015); 山西省科技重大专项计划“揭榜挂帅”项目(202201150401019)

【作者简介】王文媛(2002—), 女, 硕士生, 主要从事机器视觉研究。E-mail: 1610624346@qq.com。

*【通信作者】党长营(1983—), 男, 副教授, 博士, 主要从事人工智能、精密测量、机器视觉研究。E-mail: dcy@nuc.edu.cn。

block attention module (CBAM), for reducing computational parameters and enhancing the extraction capability of water level features. Secondly, an innovative multi-scale information fusion module (ESPP) is proposed to effectively capture and fuse spatial information from multi-scale water level feature maps, significantly enhancing feature spatial expressiveness. Finally, a global attention mechanism (GAM) is incorporated into the encoding region to focus on detailed water level features, thereby realizing high-precision and efficient segmentation of reservoir water levels. Experimental results demonstrate that, compared to methods such as PSPNet, HRNet, and DeepLabv3+, the proposed method achieves improvements of 4.9 and 7.76 percentage points in mean intersection over union (MIoU) and mean average precision (MAP), respectively, reaching 98.75% MIoU and 99.43% MAP, respectively, and exhibits significant superiority in both segmentation accuracy and detection precision.

Key words: water level segmentation; multi-scale information fusion; attention mechanism; lightweight

0 引言

水位检测作为智慧水利体系构建中的核心要素,在实现水资源管理精细化、调度高效性、预防洪涝灾害有效化等方面均扮演着至关重要的角色^[1]。其中,水库水位检测不仅是水资源优化配置与可持续利用策略制定的基础,也是保障水库结构安全、预防潜在风险以及维护周边生态环境平衡的必要方式。

传统的水库水位检测方式除人工观测外^[2],各类测量传感器也被用于水位自动化监测中,如浮子式水位计^[3]、压力式水位计^[4]、超声波式水位计^[5]、雷达式水位计^[6]、激光式水位计^[7]、视觉传感器等。前两者为接触式水位计,在检测过程中存在安装复杂、受环境因素影响大及后期维护困难等问题;相较之下,后几者非接触式水位计测量精度较高,设备稳定,对环境因素敏感度低,但其成本高昂,不具备广泛应用能力。

随着信息化、智能化进程的不断推进,采用图像识别技术进行水库水位监测的方法已成为研究与实践的热点。目前,主要分为基于传统计算机视觉的水位检测技术和基于深度学习的水位检测技术^[8]。在基于传统计算机视觉水位检测技术中,常规图像处理方法主要包括图像滤波^[9]、边缘检测^[10]、图像差分^[11]、阈值分割^[12]等。然而,在资源受限且特征不足的情况下,传统技术的性能会大幅下降。

近年来,基于深度学习的水位检测技术备受关注。李欣宇等^[13]将优化后的 U-Net 模型与 Transformer 相结合,成功实现了恶劣环境条件下水位分割精度的提升。Sakaino^[14]提出了一种新的水位估计方法,该方法在提升检测速度、增强鲁棒性和提高准确性方面均取得了显著成效。夏平

等^[15]提出了一种智能视觉水位识别算法,该算法基于超像素分割与图像分割技术进行改进。然而,在面对特征不显著或动态变化的图像时,该算法的检测性能表现出一定的局限性,精度呈现不稳定趋势。程淑红等^[16]提出一种基于 U-Net 网络的水位图像分割方法,有效解决了水位特征不匹配、工作量大等传统难题,该研究主要聚焦于优化分割性能,未能充分评估并解决模型计算量大的问题。房爱印等^[17]对 YOLOv4 和 DeepLabv3+ 算法进行了优化并实现了二者的有效协同,从而精确定位并分割了水尺与水体交界区域,但在多尺度信息融合方面的处理尚显不足。DeepLabv3+ 网络融合空间金字塔池化与编解码器,缩减参数并提升效率^[18]。但在水库水位测量中,若特征稀缺且精度要求较高,该网络易因特征信息利用不足、细节恢复差而影响测量精度。

综上所述,针对当前水库水位分割存在计算数量大、多尺度信息融合不充分、关键特征关注不足等亟待解决的难题,本文提出了一种水库水位分割方法(DEGNet),以多尺度和多注意力机制为基础,在水库水位检测的高精度分割任务上取得了显著突破。

1 算法原理

本文 DEGNet 方法主要由特征提取模块、多尺度信息融合模块、全局注意力模块等部分组成,其网络架构如图 1 所示。特征提取模块在降低计算数量的同时,显著增强了水位特征信息的提取能力;多尺度信息融合模块能够高效地捕捉并融合水位多尺度特征图的空间信息,提升了特征空间的表现力;全局注意力模块则可精准地聚焦水位细节特征,进而实现水库水位的高精度、高效率分割。

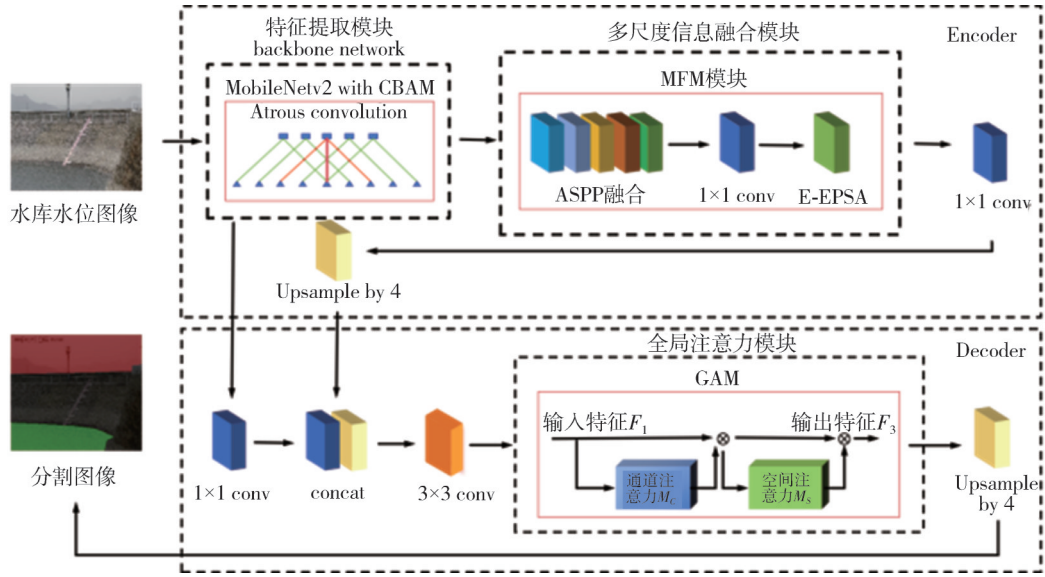


图 1 DEGNet 网络架构图

Fig. 1 DEGNet network architecture diagram

1.1 特征提取模块

在水库水位检测场景里,出于边缘设备应用及实时性需求,轻量级的网络结构更加适用于资源受限的环境,满足工程检测的需求。但现有的模型解码器中,Xception 主干特征(见图 2)提取网络计算参数量大,不利于水位高效检测。

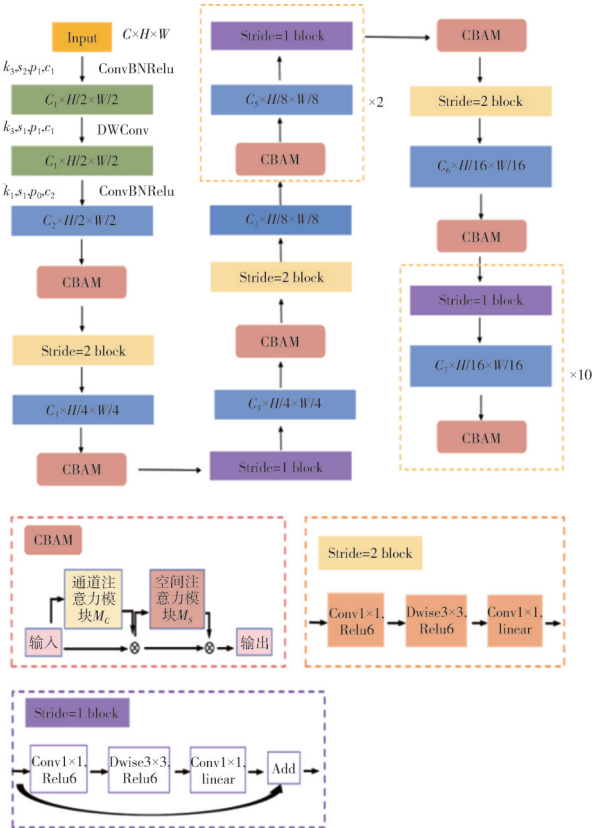


图 2 CBAM_MobileNetV2 模块结构图

Fig. 2 CBAM_MobileNetV2 module structure diagram

针对以上问题,提出利用 MobileNetV2、CBAM 为主干网络提取水位特征,不仅减小参数增量和计算负担,还增强了模型对水位关键信息的捕捉能力,全面提升了模型对水位信息的推理能力。

MobileNetV2 结合了深度可分离卷积、线性瓶颈和倒残差等技术,为模型保持高性能的同时,实现了高效推理^[19]。倒残差结构分为两个部分:主干部分采用 1×1 逐点卷积扩展, 3×3 深度卷积提取空间特征,再用 1×1 逐点卷积降维;残差边部分作为第二部分直接将输入与输出相连,保护特征的完整性。

同时,引入轻量级卷积注意力模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM)以加强对水位特征图信息量的提取^[20],促进信息的有效流动与利用。该模块将通道注意力模块(M_c)与空间注意力模块(M_s)以串行的方式紧密相连,在通道维度上通过 M_c 进行特征重标定,在空间维度上进一步关注重要区域,实现对特征信息的序列化、精细化处理^[21]。

1.2 多尺度信息融合模块

在网络架构中,空洞空间金字塔池化(Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP)主要包含空洞卷积层、全局平均池化层和特征融合三部分。通过不同采样率的空洞卷积层并行处理输入特征图,以捕获多尺度的上下文信息^[22]。该空洞卷积可在不进行降采样、不增加参数数量和计算量的情况

下,增大感受野(Receptive Filed, RF)。其感受野为

$$RF = (E_r - 1) \times (k - 1) + k, \quad (1)$$

式中: E_r 为膨胀率; k 为卷积核大小。

然而, ASPP单并行结构及提取特征平等度易致使解码器在水位信息获取方面存在欠缺。具体来讲,该模板存在以下问题: 1) 不同空洞率的特征图之间缺乏融合性,难以实现信息的共享以

及充分发挥多尺度空洞空间金字塔模块的效能,进而致使水位边界类细节信息丢失; 2) 缺乏对关键特征的甄别,在复杂场景图像里,天空、围栏、路面等大量冗余、无关的特征也被纳入后续计算,干扰精准决策。

针对以上问题,本文设计了一种新的多尺度信息融合模块(Multi-scale Information Fusion Module, MFM),如图3所示。

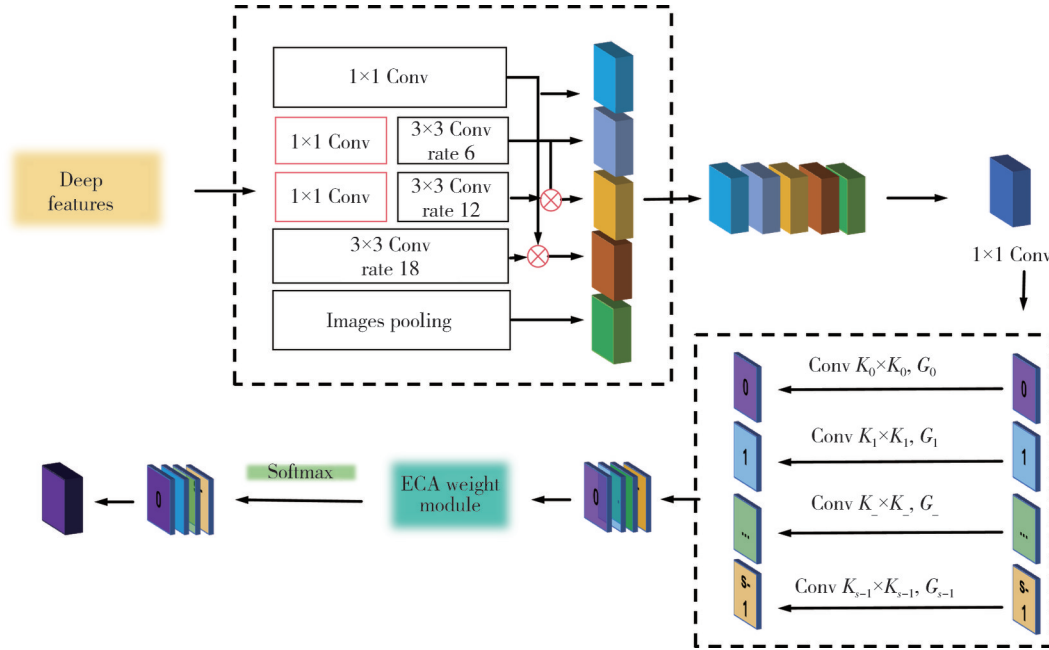


图3 EPPS 模块结构图

Fig. 3 EPPS module structure diagram

首先,在ASPP模块的分支2与分支3前端各自增设 1×1 卷积层。在ASPP各分支中,不同空洞率的卷积操作所生成的特征信息具有较高复杂性,而 1×1 卷积能够对水位关键特征予以强化凸显,同时抑制冗余信息,优化特征质量。

其次,鉴于分支4具备较大的空洞率,其计算需更为广阔的空间范围,若直接添设 1×1 卷积层,将会致使计算量显著攀升。因此,将分支4与分支1的水位特征信息予以融合,以此达成信息融合效果的最优化。为充分发挥ASPP多尺度特征提取优势,针对性设计分支2与分支3之间的水位信息融合机制。

最后,加入增强的金字塔空间注意力机制(Enhanced Pyramid Spatial Attention Mechanism, E-PSA)。将输入水位特征图 X 利用池化操作按不同尺度将其拆分成 $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 个子特征图,构建金字塔结构。各尺度对应图像不同层级信息,大尺度捕捉整体轮廓,小尺度聚焦细节,并行

处理以防干扰。

$$X_i = \text{Pooling}(X, s_i), \quad (2)$$

式中: Pooling 为池化函数; s_i 为第 i 个子特征图对应的下采样尺度。

拆分后的子特征图 X_i 各自进入独立分支,经卷积层与激活函数组合处理,获取表征自身重要性的描述子 F_i ,再经Softmax归一化得到注意力权重 W_i ,权重越大,对应特征越关键。

$$F_i = \text{Act}(\text{Conv}(X_i)), \quad (3)$$

$$W_i = \text{Softmax}(F_i), \quad (4)$$

式中: Conv 为卷积运算; Act 为激活函数。

子特征图 X_i 与权重 W_i 逐元素相乘强化关键特征,按金字塔结构反向拼接各尺度加权子特征图 X_i^w ,融合信息输出综合特征图 Y ,输送至后续网络层辅助精准决策。

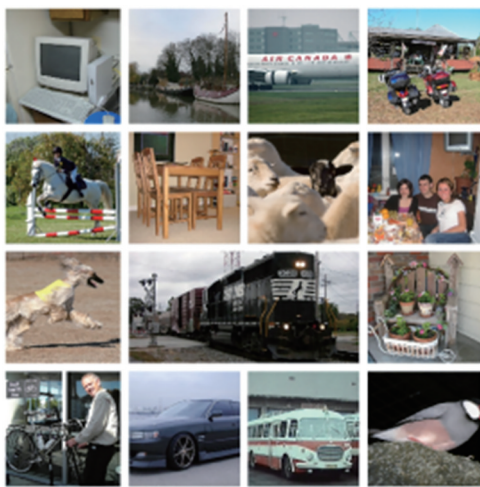
$$X_i^w = W_i X_i, \quad (5)$$

$$Y = \text{Concat}(X_1^w, X_2^w, \dots, X_n^w). \quad (6)$$

1.3 全局注意力模块

在水库水位检测场景下,受采集设备与水位距离远这一客观条件限制,所获取的图像具有特殊性。传统卷积操作的感受野有限,难以捕捉到图像远距离区域之间的语义关联,而分割任务常需要依据场景中的全局上下文做出判断。全局注意力机制(Global Attention Mechanism, GAM)的视野特性使其能够跨越较大空间距离,捕捉长距离的依赖关系,进而辅助生成连贯、合理的分割结果。因此,本文方法在解码器区域引入了GAM注意力机制。串联融合通道与空间注意力机制通过维度重塑和双层感知器增强跨通道特征依赖,经 Sigmoid 归一化生成权重图,随后优化空间维度,用两卷积层整合信息,并引入缩减比平衡性能与复杂度^[23],对输入水位特征图在双维度上实施精细关注度分配。给定输入特征图 $F_1 \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$,中间状态 F_2 和输出 F_3 定义为

$$F_2 = M_c(F_1) \otimes F_1, \quad (7)$$



(a) 原始图像



(b) 训练样本

图 4 VOC2012 数据集示例

Fig. 4 Example of VOC2012 dataset

2.1.2 BmWater 数据集

为验证本文 DEGNet 方法性能,建立了水库水位图像数据集 BmWater。本研究对北京密云水库区域进行数据拍摄采集,从中随机选取 4 376 张涵盖白天、黑夜、雾天、光照不均等多种复杂情况的水位图像(见图 5),确保了数据集的全面性和代表性。

利用 Labelme 标注工具对数据集图像进行人

$$F_3 = M_s(F_2) \otimes F_2, \quad (8)$$

式中: M_c 、 M_s 分别为经过通道和空间注意力的输出权值; $\otimes$ 为特征图加权乘法运算符号。

2 实验与结果

2.1 数据集与环境配置

实验采用 VOC2012 和 BmWater 数据集以验证本文 DEGNet 方法。公共数据集 VOC2012 评估其泛化能力和鲁棒性,并通过实际工程数据集 BmWater 论证其在水库水位场景中的有效性和准确性。

2.1.1 VOC2012 数据集

VOC2012 数据集通常被用于评估对象识别、分类、目标检测、图像分割及其他视觉理解任务的算法性能。VOC2012 数据集共包含 20 个类别,涵盖日常生活中的常见物体,如人、动物、交通工具以及室内物品,总图片数量为 17 125 张,其中,2 913 张图片被标注用于分割任务训练和验证,示例如图 4 所示。

工标注,并将水位数据集按照 8:2 比例划分为训练集与测试集,从中随机抽取 3 580 张作为训练图片,796 张作为测试图片。

2.1.3 环境配置

基于 Windows10 操作系统下搭建 PyTorch 深度学习框架进行实验,实验环境的软硬件配置信息如表 1 所示。

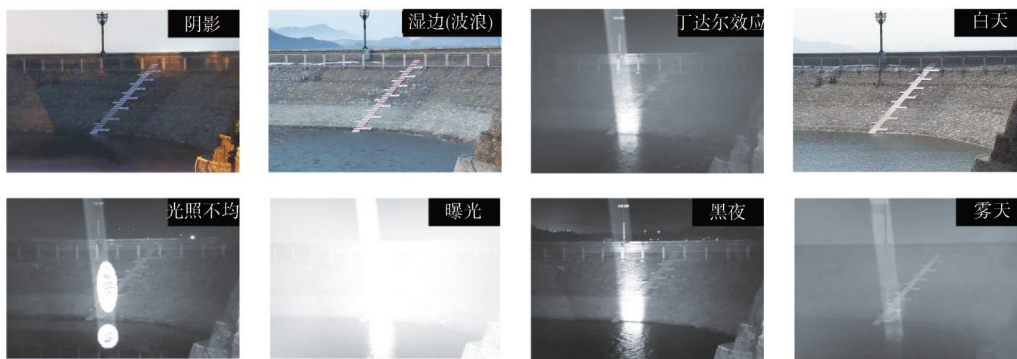


图 5 数据集样本示例

Fig. 5 Examples of dataset sample

表 1 实验软硬件环境设备

Tab. 1 Experimental software and hardware environment equipment

实验环境	配置说明
硬件环境	CPU: 12th Gen Intel(R) Core(TM) i5-12400F GPU: NVIDIA GeForce RTX 3060 内存: 64 GB
软件环境	操作系统: Windows10 专业版
开发环境	Pycharm 集成开发环境
算法编程环境	Pytorch 深度学习框架

2.2 参数设置

实验采用分阶段训练策略,融合迁移学习的理念,将训练过程划分为冻结与解冻两个阶段。在冻结阶段,为了有效节约计算资源与存储空间,模型的特征提取主干网络被锁定,不参与权重更新,仅对网络的其他部分(如分类器层)进行微调。此策略旨在加速训练进程的同时,保留主干网络预训练得到的宝贵特征提取能力,具体参数设置如表 2 所示。

表 2 参数设置

Tab. 2 Parameter settings

阶段	参数	配置说明
冻结阶段	训练轮数	50
	批处理大小	8
	学习率	0.007
解冻阶段	训练轮数	100
	批处理大小	4
	学习率	0.000 07

2.3 实验及结果分析

2.3.1 评价指标

为了验证本文 DEGNet 方法分割的精确性和有效性,实验采用像素精度 (Pixel Accuracy, PA)、类别平均像素准确率 (Mean Pixel Accuracy, MPA) 以及平均交并比 (Mean Intersection over Union, MIoU) 作为评价指标。

PA 指标衡量预测正确的水位像素数占总水位标记像素数的比例,反映模型像素级分类准确性。MPA 计算各类别像素正确分类概率的平均值,用于全面评估模型对不同类别的识别能力。MIoU 对每一类预测与真实结果的交集、并集比值求和再平均,该指标兼顾预测准确性与空间一致性,能更全面评估模型分割性能。

$$PA = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (9)$$

$$MPA = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ij}}{\sum_{j=0}^k p_{ij}}, \quad (10)$$

$$MIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ji} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}}, \quad (11)$$

式中: i 为真实值; j 为预测值; TP 为真实标签为水位且被分割为水位的像素个数; FP 为真实标签为背景但被分割成水位的像素个数; $k+1$ 为类别数; P_{ij} 为将 i 预测成 j , 为 FN; P_{ji} 为将 j 预测成 i , 为 FP; P_{ii} 为将 i 预测成 i , 为 TP。

2.3.2 VOC2012 数据集实验分析

采用公共数据集 VOC2012 作为基准测试平台,对比分析本文 DEGNet 方法与主流分割方法的性能表现。这些对比方法涵盖了 DeepLab 类型网络(包括 DeepLabv2、DeepLabv3+)、PSPNet、Hnet 以及 U-Net。通过在 VOC2012 数据集上测试,不仅充分验证了本文方法的有效性,还为后续算法的优化与改进奠定了坚实的基础,提供了有力的数据支持和理论依据。实验结果对比如表 3 所示,本文 DEGNet 方法的 MIoU 达到了 76.51%,相较于传统的 PSPNet 方法,其性能提升了 11.1 百分点。同时,DEGNet 的 MPA 和 PA 分别为 88.46% 和 99.42%,远超其他卷积神经网络模型。尽管在迭代速度方面,DEGNet 在

所有方法中排名并不领先,但与绝大多数方法相比,其速度差异较小。

表 3 VOC2012数据集实验结果对比

Tab. 3 Comparison of experimental results on VOC2012 dataset

方法	$MIoU/\%$	$MPA/\%$	$PA/\%$	损失值		解冻阶段迭代速度/(次·s ⁻¹)	
				总损失值	验证损失值	训练阶段	验证阶段
DeepLabv3+	71.61	80.70	90.67	0.155	0.165	2.25	3.05
PSPNet	65.41	80.10	89.77	0.201	0.179	2.96	3.04
Hrnet	70.24	80.21	90.94	0.137	0.132	4.04	7.55
DeepLabv2	65.62	80.13	89.82	0.196	0.197	2.53	3.09
U-Net	57.37	68.01	90.12	0.112	0.296	2.37	2.60
DEGNet	76.51	88.46	99.42	0.008	0.010	2.01	2.59

2.3.3 BmWater数据集实验分析

1) 不同注意力机制对比实验

在水库水位检测中,选择适当的注意力机制对提升系统性能至关重要。为验证本文引入注意力机制的有效性,对比了3种机制在相同任务上的表现,如图6所示。

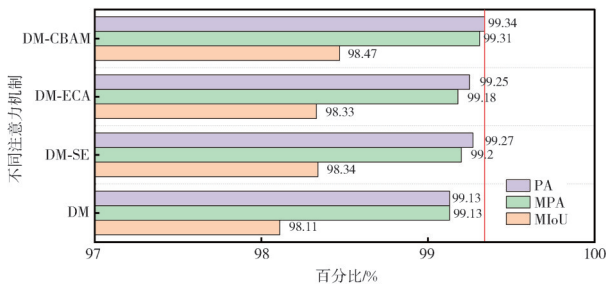


图 6 注意力机制对比

Fig. 6 Comparison of attention mechanisms

图6表明,相较于挤压和激励(Squeeze-and-Excitation, SE)模块与高效通道注意力机制(Efficient Channel Attention, ECA)这类单通道注意力机制^[24],卷积块注意力模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM)在核心性能指标上展现出了显著

优越性。CBAM在 $MIoU$ 指标上分别实现了0.13个百分点和0.14个百分点的提升。同时,CBAM在 MPA 指标也优于SE和ECA,分别高出0.11个百分点和0.13个百分点。值得一提的是,在CBAM的增强作用下, PA 达到了99.34%的高数值。

2) 分割网络对比实验

为了凸显本文方法的优势,将其与DeepLabv3+^[25]、PSPNet^[26]、Hrnet^[27]、YOLOv5^[28]等主流分割算法进行了对比分析(见表4)。

表 4 分割网络对比

Tab. 4 Comparison of segmentation networks

算法	$MIoU/\%$	$MPA/\%$	$PA/\%$
DeepLabv3+	97.79	98.83	98.97
PSPNet	97.26	98.64	98.78
Hrnet	98.11	99.13	99.13
YOLOv5	—	99.10	99.30
DEGNet	98.75	99.43	99.48

从表4可知,本文DEGNet方法在水库水位数据集上具有优秀的高精度分割性能。具体而言,DEGNet的 $MIoU$ 达到了98.75%,相较于基础网络DeepLabv3+,实现了0.96个百分点的提升。同时,在 MPA 与 PA 这两项关键评估指标上,DEGNet分别取得了99.43%和99.48%的高精度结果。

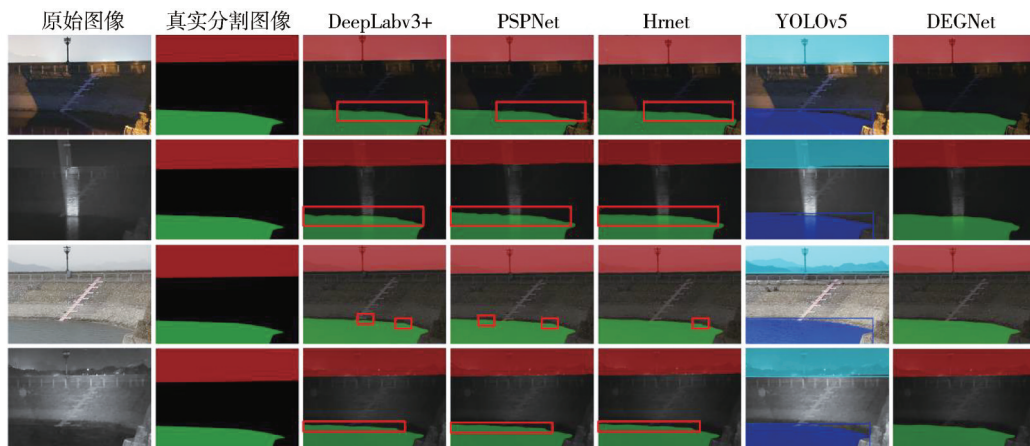


图 7 不同网络分割对比图

Fig. 7 Comparison of segmentation results from different networks

水库水位可视化分割结果如图 7 所示,直观地表明了 DEGNet 的优越性。与其它方法相比,DEGNet 不仅在水库水位的整体分割上更为准确,而且在边界细节的处理上也更加精细与完整。

3) 多样性数据集对比实验

为获得更精确稳定的性能评估,从水位数据集中划分出不同数据量的子集 W1、W2、W3,图片数分别为 1 000、2 000、3 000 张。通过在不同规模数据上轮流训练、测试模型,减少数据分割随机性影响,确保评估结果准确。DEGNet 在多个子数据集中都具有卓越性能。具体而言,其 *MIoU*、*PA* 两项指标的最小提升幅度分别达到了 1.25 个百分点和 1.09 个百分点,而在 W3 数据集中,MPA 指标更是高达 99.55%,相较于基础网络,实现了 1.06 个百分点的显著提升。

2.3.4 消融实验

为了验证本文所提方法的合理性,进行了消融实验,实验及结果如表 5 所示。

本实验以 DeepLabv3+ 为基准框架对比。实验组 3 相对实验组 1 进行了架构调整,并引入 CBAM 注意力机制,提升了 DEGNet 对水位关键特征的捕捉能力,降低了消耗且提高了准确率。实验组 4 在实验组 1 基础上提出 MFM 模块,对输入特征图多尺度、多路径处理,深挖并充分利用特征信息。实验组 5 在实验组 4 成果之上,于解码区引入 GAM,通过动态调整通道权重,提升水库水位检测准确率。

表 5 消融实验结果对比

Tab. 5 Comparison of ablation experiment results

结构	1	2	3	4	5
DeepLabv3+	✓	✓	✓	✓	✓
mobilenetv2		✓	✓	✓	✓
CBAM			✓	✓	✓
MFM				✓	✓
GAM					✓
<i>MIoU</i> /%	97.79	98.11	98.47	98.54	98.75
<i>MPA</i> /%	98.83	99.13	99.31	99.29	99.43
<i>PA</i> /%	98.97	99.13	99.34	99.37	99.48

综上所述,DEGNet 方法涵盖了从主干网络到特征提取,再到解码阶段的全方位优化,而且通过引入先进的注意力机制,有效地增强了本文方法的检测性能。

2.4 水位检测实验

为了验证本文方法在实际水位监测场景中的分

割性能与准确性,随机抽取了 400 张包含图像的样本,用于进行水位线分割精度测试。这些图像样本(见图 8)覆盖了广泛的水域环境、光照条件以及水位高度,确保了测试的全面性和代表性。

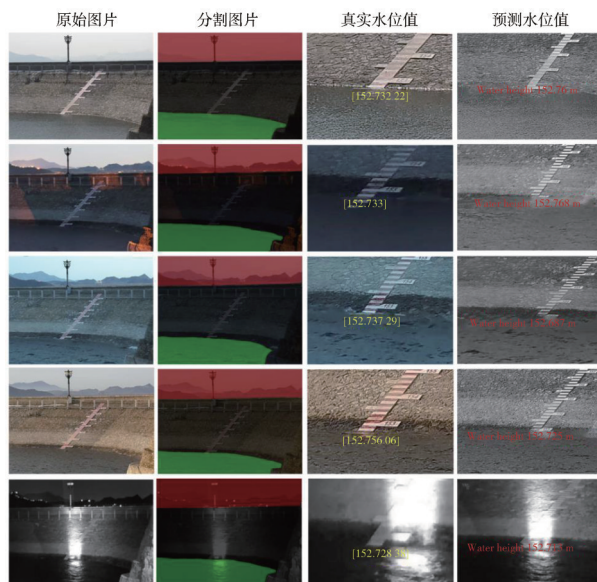


图 8 水位分割精度测试局部数据

Fig. 8 Partial data of water level segmentation accuracy test

图 9 为使用本文方法所测得的水位值与真实水位的差值数据,可以看到最大偏差控制在 0.06 m 以内,远低于实际应用中对于水位监测误差的要求;超过 80% 的水位差值低于 0.04 m,平均差值仅 0.016 m,最小差值低至 0.003 m。

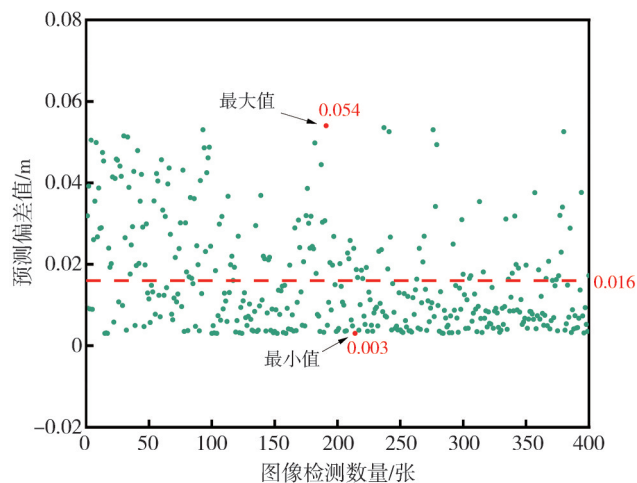


图 9 检测水位与真实水位差值图

Fig. 9 Difference between measured water level and actual water level

综上所述,通过本次实验验证可以清晰地看出,本文方法在实现对水位精准检测方面表现出

色,具有一定的工程应用价值。

3 结 论

针对现有水库水位分割方法面临的计算参数量大、水位多尺度特征提取不充分、水位细节特征关注不足等问题,本文提出了一种基于多尺度和多注意力机制的水库水位分割方法(DEGNet)。该方法在编码部分采用轻量级 MobileNetV2 网络作为骨干结构,降低了模型的计算复杂度,促进了模型在实际部署中的高效运行。同时引入 CBAM 注意力模块,通过整合通道和空间维度的注意力权重,使模型聚焦于图像中的关键水位信息;改进 ASPP 结构,实现多尺度特征的充分融合;引入 E_PSA 新模块,增强其在复杂场景下的分割性能。在解码部分,融合 GAM 机制,强化了各阶段的特征表示,有效聚焦水位细节特征,进一步提升模型对水位目标的分割精度。

针对实际水库水位监测场景构建了工程应用数据集,并进行了详尽的对比实验。实验结果显示,本文 DEGNet 方法在像素精度、类别平均像素准确率以及平均交并比指标上分别达到了 98.75%、99.43% 和 99.48%,充分证明了本文方法的有效性和鲁棒性,解决了现有水位分割存在的难题。

与主流分割方法相比,本文所提 DEGNet 方法在水位分割任务上展现出了卓越的性能,不仅在视觉效果上满足水位测量的要求,而且在像素级分割精度上处于领先优势。此外,本文方法预测的水位线与真实水位数据之间的最大偏差控制在 0.06 m 以内。这一成果为水位监测系统的智能化升级提供了强有力的技术支持,有望在水资源管理、洪涝灾害预警等领域发挥重要作用。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors declare no relevant conflict of interests.

参考文献

[1] 张茹,楼晨笛,张泽天,等. 碳中和背景下的水资源利用与保护[J]. 工程科学与技术, 2022, 54(1): 69-82. ZHANG Ru, LOU Chendi, ZHANG Zetian, et al. Utilization and protection of water resources under the background of carbon neutralization [J]. Advanced Engineering Sciences, 2022, 54(1): 69-82. (in Chinese)

[2] 刘凯华,严红平,沙宝银,等. 利用加权有向图的船

舶水尺重建与水位识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2023, 35(7): 1077-1085.

LIU Kaihua, YAN Hongping, SHA Baoyin, et al. Reconstruction of ship draft and water level identification using weighted directed graph [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2023, 35(7): 1077-1085. (in Chinese)

[3] 闫慧敏. 基于机器视觉的复杂背景下的河流水位检测[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.

[4] 刘春国,赵刚,孔令昌,等. 数字压力式水位仪观测误差与测试方法[J]. 大地测量与地球动力学, 2018, 38(1): 97-101.

LIU Chunguo, ZHAO Gang, KONG Lingchang, et al. Observation error and test method of digital pressure type water level instrument [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2018, 38(1): 97-101. (in Chinese)

[5] 库尔班江·依提. 水资源开发利用与水文水资源监测的关联性分析[J]. 能源与节能, 2021(12): 79-81.

KUERBANJIANG Yiti. Correlation analysis between water resources development and utilization and hydrological water resources monitoring [J]. Energy and Energy Conservation, 2021(12): 79-81. (in Chinese)

[6] 李海露. 枞阳闸水文站雷达水位计与人工观测水位比测研究[J]. 科学技术创新, 2024(3): 36-39.

LI Hailu. Comparative study on radar water level gauge and artificial observation water level at Zongyangzha hydrological station [J]. Scientific and Technological Innovation, 2024(3): 36-39. (in Chinese)

[7] XU Z, FENG J, ZHANG Z, et al. Water level estimation based on image of staff gauge in smart city[C]// 2018 IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computing, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation (SmartWorld/SCALCOM/UIC/ATC/CBDCOM/IOP/SCI), IEEE, 2018: 1341-1345.

[8] 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.

SUN Chuanmeng, WEI Yu, LI Xinyu, et al. Intelligent detection method of image water level inversion for water level without water scale in complex scenes [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2024, 53(3): 558-568. (in Chinese)

[9] 高能杰. 基于图像的船闸水位检测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2022.

[10] 林瑞凤,徐海. 基于图像传感器的明渠水位自动测量方法[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(8): 53-55.

- LIN Ruifeng, XU Hai. Automatic measurement method for canals water level based on imaging sensor [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013, 32 (8): 53-55. (in Chinese)
- [11] 姜桂婷, 李水艳. 基于连续小波变换及正则化方法的潮位分析[J]. 测试技术学报, 2022, 36(4): 308-313.
- JIANG Guiting, LI Shuiyan. Tidal level analysis based on continuous wavelet transform and regularization method [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2022, 36(4): 308-313. (in Chinese)
- [12] 牛智星, 胡春杰, 阮聪, 等. 基于水尺图像自动提取水位监测系统与应用[J]. 电子设计工程, 2019, 27 (23): 103-107.
- NIU Zhixing, HU Chunjie, RUAN Cong, et al. The extraction and application of automatic water level monitoring system based on image gauge[J]. Electronic Design Engineering, 2019, 27 (23): 103-107. (in Chinese)
- [13] 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 Xinyu, SUN Chuanmeng, WEI Yu, et al. Water level intelligent detection method based on fuse Transformer residual channel attention mechanism in harsh environments [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(1): 59-69. (in Chinese)
- [14] SAKAINO H. Camera-vision-based water level estimation[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(21): 7564-7565.
- [15] 夏平, 王峰, 雷帮军, 等. 基于超像素和图割算法的智能视觉水位识别[J]. 计算机仿真, 2021, 38(3): 430-436.
- XIA Ping, WANG Feng, LEI Bangjun, et al. Intelligent visual water level recognition algorithm based on super-pixel and graph cut segmentation[J]. Computer Simulation, 2021, 38(3): 430-436. (in Chinese)
- [16] 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)
- [17] 房爱印, 王永贤, 尹曦萌, 等. DetSegNet: 一种基于检测和分割的高精度水尺水位检测网络[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2024, 52(2): 28-34.
- FANG Aiyin, WANG Yongxian, YIN Ximeng, et al. DetSegNet: a high-precision water gauge level detection network based on detection and segmentation [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2024, 52(2): 28-34. (in Chinese)
- [18] 王琳琳, 孟良, 卜博雅, 等. 改进 DeepLabv3+ 模型的混凝土坝表观裂缝特征提取方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2024, 54(4): 929-936.
- WANG Linlin, MENG Liang, BU Boya, et al. Concrete dam apparent crack characteristic extraction based on improved DeepLabv3+ model[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2024, 54(4): 929-936. (in Chinese)
- [19] ZHU Q, ZHUANG H, ZHAO M, et al. A study on expression recognition based on improved mobilenetV2 network[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 8121.
- [20] 傅启凡, 路茗, 张质懿, 等. 基于语义分割的水位监测方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(4): 89-100.
- FU Qifan, LU Ming, ZHANG Zhiyi, et al. Water level monitoring method based on semantic segmentation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59 (4): 89-100. (in Chinese)
- [21] 牛思琪, 马睿, 许晓琳, 等. 基于改进 CBAM 注意力机制的 MobileNetV2 玉米种子品种识别研究[J]. 中国粮油学报, 2024, 39(3): 159-165.
- NIU Siqi, MA Rui, XU Xiaolin, et al. Mobile NetV2 maize seed variety recognition based on improved attention mechanism CBAM [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2024, 39(3): 159-165. (in Chinese)
- [22] LI F, MOU Y, ZHANG Z, et al. A novel model for the pavement distress segmentation based on multi-level attention DeepLabV3+ [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 137: 109175.
- [23] MAHAJAN C N, JADHAV A. Improved Yolov7 tiny with global attention mechanism for camouflage object detection [J/OL]. Journal of the Institution of Engineers (India): Series B, 2024. <https://doi.org/10.1007/s40031-024-01152-6>.
- [24] 王国刚, 罗香莲. 去伪影空洞残差与双向注意力金字塔增强的图像级联语义分割算法[J]. 测试技术学报, 2024, 38(6): 575-585.
- WANG Guogang, LUO Xianglian. Image cascade semantic segmentation algorithm based on deartifacting dilated residual and bidirectional attention pyramid enhancement [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2024, 38(6): 575-585. (in Chinese)
- [25] ZHU F, LI D, LI H, et al. Person re-identification based on an improved DeepLabv3+ semantic segmentation network[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 137: 109175.

- cial Intelligence, 2025, 157: 111384.
- [26] SAMUDRALA S, MOHAN C K. Semantic segmentation of breast cancer images using DenseNet with proposed PSPNet [J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(15): 46037-46063.
- [27] SHI J, CUI R, WANG Z, et al. Deep learning HRNet FCN for blood vessel identification in laparoscopic pancreatic surgery [J]. NPJ Digital Medicine, 2025, 8: 235.
- [28] 杨东宽, 高光磊, 尹诗雨, 等. 基于 DFES-YOLOv5s 的道路脱空病害智能检测优化算法研究[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2025, 46(4): 499-507.
- YANG Dongkuan, GAO Guanglei, YIN Shiyu, et al. Research on optimization algorithm for intelligent detection of road cavity diseases based on DFES-YOLOv5s [J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2025, 46(4): 499-507. (in Chinese)