光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2023071901

多尺度特征融合U-Net的遥感影像黑臭水体智能检测

刘羿漩[1]，董兴鹏[1]，何胜文[2]，魏伶伶[2]，孙中平[3*]，白　爽[3]，李东浩[1]

（1. 中科星图智慧科技有限公司 行业应用事业部，山东 青岛 266000；
2. 中科星图股份有限公司 行业应用事业部，北京 101300；3. 生态环境部卫星环境应用中心 数据中心，北京 100094）

摘　要： 研究采用卫星遥感技术获取高分辨率遥感影像水体样本数据集，基于深度卷积神经网络从高分辨遥感影像中提取水体并进行黑臭水体智能监测，提出了一种改进U-Net的黑臭水体检测网络模型(IWDNet)。基于U-Net结构引入跳跃式多尺度特征融合，结合通道注意力机制、卷积注意力模块、通道与空间注意力机制生成不同多尺度特征融合注意力机制(MFFAM)模块进行对比，并引入空洞卷积扩大网络感受野，最终实现黑臭水体的识别检测。实验证明：基于跳跃式多尺度融合与CBAM注意力机制的黑臭水体检测网络(MFFCBAM-IWNet)模型有效提升了识别精度，在高分辨遥感影像水体样本数据集上表现最佳，总体精度达98.56%，Kappa系数达0.978 4。

关键词： 神经网络；遥感影像；黑臭水体检测

中图分类号： P237；X824；TP751　**文章编号：** 1001－5868(2023)05－0747－09

Intelligent Detection of Impaired Water in Remote Sensing Images Based on Multi-scale Feature Fusion U-Net

LIU Yixuan[1], DONG Xingpeng[1], HE Shengwen[2], WEI Lingling[2],
SUN Zhongping[3], BAI Shuang[3], LI Donghao[1]

(1. Industry Applications Division of Geovis Wisdom Technology Co., Qingdao 266000, CHN;
2. Industry Applications Division of Geovis Technology Co., Ltd, Beijing 101300, CHN;
3. Data Center, Satellite Environment Application Center of Ministry of Ecology and Environment, Beijing 100094, CHN)

Abstract: Satellite remote sensing technology was used to obtain high-resolution remote sensing image water body data set. Based on deep convolutional neural network, water body was extracted from high-resolution remote sensing images and intelligent monitoring of impaired water body was carried out. An Improved Water Detection Network (IWDNet) model based on the proposed U-Net was proposed. Firstly, based on the U-Net structure, skip multi-scale feature fusion was introduced, and different Multi-scale Feature Fusion Attention Mechanisms (MFFAM) modules were generated by combining SE, ECA and CBAM attention mechanisms for comparison. The dilated convolution was introduced to expand the network receptive field. Finally the recognition and detection of impaired water bodies were realized. Experiment results show that the MFFCBAM-IWNet model based on skip multi-scale fusion and CBAM attention mechanism effectively improves the recognition accuracy, and performs best on the high-resolution remote sensing image water body data set. The overall accuracy is 98.56%, and the Kappa coefficient is 0.978 4.

Key words: neural network; remote sensing image; impaired water detection

收稿日期：2023－07－19.
基金项目：国家重点研发计划项目(2021YFB3901105).
* **通信作者：**孙中平　**E-mail:** sunnybnu114@163.com

0 引言

受损水体中比较严重的一种类型之一为黑臭水体，黑臭水体问题是水体由于城市、农村工业化等不断污染，从而导致水体中出现过量有机物质和微生物群落，使得水体颜色变黑、味道变臭的一种恶臭现象。黑臭水体通常呈缺氧状态，其气味与臭鸡蛋类似，严重影响周围环境和居民的生活质量。良好的水体状态对于人类的生存发展是必不可少的[1-4]，因此受损水体的检测意义重大，可以加强废水治理，从源头上减少污染物排放，保障水质安全，维护生态平衡。目前，高分辨率遥感影像可以反映出地物的结构特征，它可以准确地获得水体位置、面积等信息，普遍应用于湖泊与水库检测、河流与水道检测等水体检测方面的研究。

国内外对于黑臭水体的研究始于19世纪，水体黑臭的主要成因是污染物的排放。Lazaro等[5]发现黑臭水体出现原因是水体中有机物被厌氧分解，从而产生发黑发臭现象的一种生物化学反应。张建军等[6]基于镇江水系对黑臭水体成因进行了调查，主要原因包括水体水位的大幅变化、泥沙淤积影响水体交换和污染物扩散。利用遥感技术对黑臭水体进行检测具有精度高、实时快捷、范围广阔等优势[7-8]。马跃良等[9]对珠江广州河段的水质污染进行监测，基于TM影像建立水质污染遥感预测模型。周寒等[10]结合改进SIFT算法，对传统遥感光学模型的动态特征算法进行改进，并将改进算法用于城市黑臭水体遥感动态影像特征识别。

近年来，随着计算机的CPU，GPU以及计算性能的提高，深度学习作为一种强大的方法被广泛应用于遥感影像处理中。其中卷积神经网络因其出色的特征学习能力和对输入的平移不变性而受到研究者的青睐。有很多研究将深度学习应用到黑臭水体的提取当中。Badrinarayanan等[11]采用了带池化索引的上采样结构，提出了SegNet算法；Chen等[12-14]提出了Deeplab系列，包括DeeplabV1，DeeplabV2和DeeplabV3，Deeplab系列中最新的DeeplabV3＋网络引入多孔空间金字塔池化(ASPP)网络模块[15]，使模型可以适应不同大小输入图像，并能够更好地获取图像全局特征信息，进一步提升分类精度；Ronneberger等[16]提出了U-Net网络模型，在网络中加入了反卷积与跳跃连接，使图像特征可传递到对应尺度，U-Net在近年来也被广泛用于遥感图像领域的分割[17-19]。

近年来，深度学习在遥感水体提取领域中的应用逐渐增加，王雪等[20]利用全卷积神经网络在对影像中水体进行提取之后，进一步对图像中的水体做出像素级别的分类；Guo等[21]在卷积神经网络结构基础上引入了多维密集连接，并将鄱阳湖地区的水体进行识别提取；邵琥翔等[22]以河北省廊坊市为研究区域，在U-Net基础上引入了注意力机制对黑臭水体进行了提取识别。

但是由于计算机软硬件处理能力的限制，训练样本需要进行切割，过大的尺度会消耗大量计算资源，而过小则会丢失全局信息，影响分类准确性。因此，样本尺度是决定模型训练效率和分类准确性的关键[23]。基于此，本研究提出了一种基于跳跃式多尺度融合并结合CBAM注意力机制的受损水体检测网络(MFFCBAM-IWNet)模型，用于实现从高分辨率遥感影像中自动准确地提取黑臭水体信息。该模型在遥感影像数据处理领域具有重要意义，能够为研究人员提供更多CNN模型的选项，同时对于水资源管理和利用、生态环境维护以及经济发展的促进也有积极的作用。

本文的技术研究主要分为3个部分，第1部分为数据集制作，第2部分为模型改进与训练，第3部分为模型预测。研究路线如图1所示。

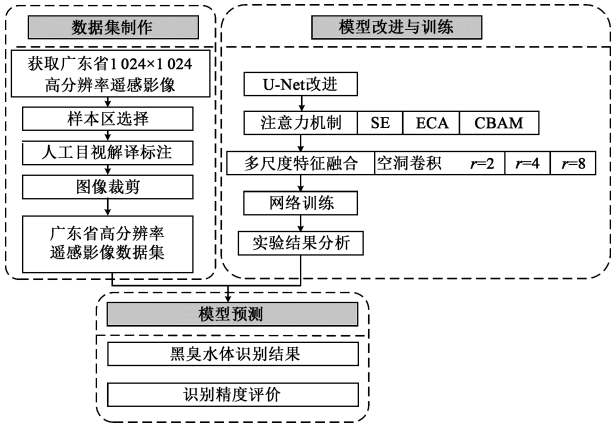


图1 技术研究路线

1 数据与研究区

1.1 数据来源

基于深度学习的黑臭水体智能检测提取方法需要高质量的数据集。本研究以国产高分一号、高分一号B/C/D2米水体反射率TIF数据、高分二号1米水体反射率TIF数据与高分六号卫星2米水体

反射率 TIF 数据为数据源，选取出广东省典型的陆表水体区域，并对其进行人工标注，生成广东省高分辨率遥感影像样本数据集。

高分一号卫星是我国高分辨率观测系统重大专项的首发卫星[24]，高分一号 B/C/D 系列卫星由三个性能相同的卫星组成，具备较高分辨率 PMS 传感器，高分二号卫星是中国第一批启动研制的国产民用光学卫星，具有高分辨率、寿命长与高定位精度等优点，高分六号卫星上也搭载较高分辨率的 PMS 传感器。高分一号、高分一号 B/C/D 系列、高分二号与高分六号卫星的 PMS 传感器的主要载荷指标如表 1 所示。

表 1　高分一号、高分一号 B/C/D、高分二号与高分六号卫星 PMS 传感器主要载荷技术指标

相机类型	波段数量	波长范围/μm	空间分辨率/m
全色	1	0.45～0.90	2
多光谱	4	0.45～0.52	8
		0.52～0.59	
		0.63～0.69	
		0.77～0.89	

本研究所用到的数据源于中国遥感卫星地面站所接收的遥感数据（http://ids.ceode.ac.cn）。通过人工挑选将研究区中黑臭水体水域划分出 400 景影像，遥感影像中其他地物种类复杂，且目前大部分黑臭水体已经得到相应治理，样本数量较少，因此经过辐射校正、几何校正、旋转镜像与增加椒盐噪声等方式得到 3 200 张高质量光学遥感影像集。部分数据增强后的数据集如图 2 所示。



图 2　数据增强后部分数据集

1.2　研究区

本文研究区为广东省韶关市，总面积约为 18 424 km²。广东省韶关市属于东经：113°16′～114°22′，北纬：24°46′～25°26′之间，韶关市是广东省下辖的地级市之一，位于广东省北部，地理位置相对较为靠近广州市。

韶关市地势复杂，有多条重要河流流经该市，水域较为丰富。其中最重要的是作为珠江主要支流之一的北江，北江流经韶关市东部，并对当地的水资源和经济起着重要作用。此外，还有南江、曲江等支流流经韶关市的部分区域。在韶关市范围内，分布着一些重要的水库，这些水库不仅为韶关市的供水提供重要的保障，同时也起到水利调节、发电等多种功能。著名的水库包括，位于韶关市乳源瑶族自治县的乳源水库，以及位于韶关市始兴县的百顷水库等。韶关市也有一些较大的湖泊，如华阳湖、红荔湖等。这些湖泊在一定程度上为当地生态环境和景观提供了丰富的资源。由于工业活动、农业排放、城市生活等因素，韶关市的水域可能存在水污染问题。工业废水和农业面源污染可能导致水体中出现重金属、化学物质和有机污染物等。这些污染物对水生态系统和人类健康都构成一定的威胁。

2　模型改进研究方法

2.1　模型总体框架

通过对基于深度卷积神经网络从高分辨遥感影像中提取水体并进行黑臭水体智能监测的前期研究，本文提出了一种改进 U-Net 的黑臭水体检测网络模型（Impaired Water Detection Network，IWDNet）。改进前的模型结构是基于 U-Net 实现的编解码器结构，首先引入了注意力机制，分析对比了 SE，ECA 与 CBAM 三种常用的注意力机制引入网络后的优化效果，然后引入空洞率分别为 1，2，4 和 8 的空洞卷积层生成不同尺度的特征层，并进行跳跃式特征融合，最终实现黑臭水体识别检测。

改进后的 IWDNet 的结构如图 3 所示。整个网络由编码器、解码器、多尺度特征提取模块与多尺度特征融合模块等四部分组成。编码器包含四个下采样模块，每个下采样模块包含一个 3×3 卷积层、一个注意力机制模块和一个 2×2 最大池化层；解码器包含四个上采样模块，每个上采样包含一个 3×3 卷积层和一个 2×2 反卷积层，并且在编码器与解码器之间引入跳跃连接操作，将编码器中每个模块得到的特征图放入对应的解码器中进行联合运算；多尺度特征提取模块包含四个空洞卷积率分别为 1，2，4 和 8 的空洞卷积层，生成尺度不同的特征图；多尺度

特征融合模块中利用降维对特征进行融合，从而使网络能够提取融合后的不同尺度特征。

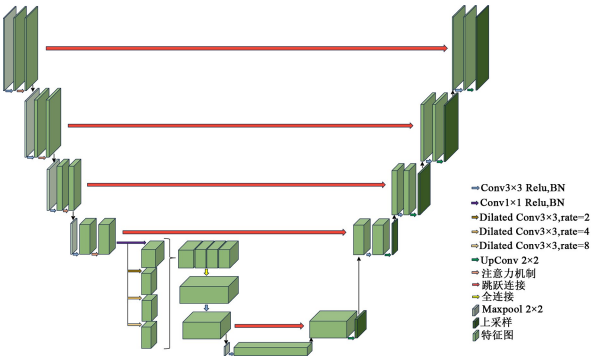


图 3 系统模型结构示意图

2.2 多尺度特征融合

U-Net 可以通过跳跃式聚合连接不同层次、尺度的特征图。高分辨率遥感影像中黑臭水体的提取相对来说较为困难，不仅正常水体例如海洋、河道、水库等，易于与黑臭水体混淆，还存在许多容易与水体混淆的地物，例如绿化、公路、水田等地物，为尽可能避免这些地物对黑臭水体识别检测进行混淆产生负面影响，增大提取难度，MFFCBAM-IWNet 基于 U-Net 引入不同空洞率的空洞卷积层作为多尺度特征提取器，能够提取包含黑臭水体特征的不同尺度的特征图。如图 4 所示，空洞卷积操作卷积核大小为 3×3，空洞卷积的空洞率 rate 分别为 1，2 和 4，rate>1 的空洞卷积作用在特征图上可以使感受野变大。空洞卷积随着卷积率增大可以使网络模型的感受野扩大，使网络获取更多图像的上下文信息，有效地将黑臭水体与其他水体、水体与其他地物识别出来。



(a) 空洞率为 1 (b) 空洞率为 2 (c) 空洞率为 4

图 4 空洞率分别为 1，2，4 的空洞卷积

2.3 注意力机制

2.3.1 SE 机制

2020 年 Hu 等[25]提出了 SE(Squeeze-and-Excitation)通道注意力机制，它是一种用于增强特征表示能力的深度学习模型机制。最初被提出用于图像分类任务，但也可以应用于其他计算机视觉任务和自然语言处理领域。SE-Net 主要包括 2 个步骤：首先通过卷积层进行特征提取，然后对每个通道使用全局池化操作获取信息，然后将全局信息传递给两个全连接层的卷积神经网络去学习通道的权重，然后将学习到的权重应用于特征图上的每个通道，增强有用通道的权重，最终将缩放的特征通道重新组合，形成特征表示。

SE-Net 结构示意图如图 5 所示。

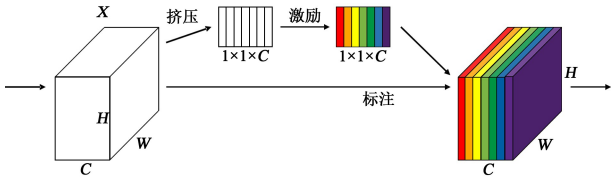


图 5 SE 结构示意图

2.3.2 ECA 机制

Wang 等[26]在传统的 SE 通道注意力机制的基础上进行了改进和优化，提出了结合高效通道注意力的深层卷积神经网络(Efficient Channel Attention for Deep Convolutional Neural Networks，ECA-Net)模型，ECA-Net 结构示意图如图 6 所示。ECA-Net 对于每个通道，在其上使用一维卷积操作，计算该通道与其相邻通道的相关性。将相关性进行归一化处理，以确保每个通道的权重在 0 到 1 之间，并将其应用于特征图的每个位置。ECA-Net 与 SE-Net 相比具有更低的计算成本，并且能够在保持良好性能的同时降低模型的复杂性。

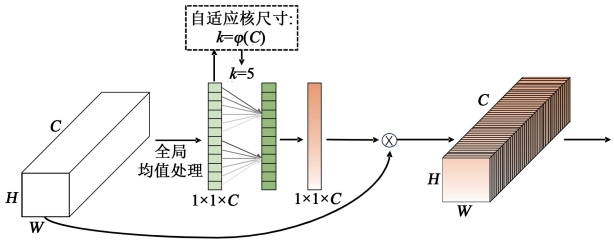


图 6 ECA 结构示意图

2.3.3 CBAM 机制

Woo 等[27]提出了卷积块注意力模块(Convolutional Block Attention Module，CBAM)，CBAM 结合了通道注意力和空间注意力，并在特征图上同时进行通道和空间维度的信息增强。它在特征提取的每个块中引入注意力机制，以自适应地学习通道和空间维度的重要性权重，并将这些权重应用于特征表示。CBAM 结构示意图如图 7 所示。

首先通过全局池化获取整个特征图全局信息，并将其输入到一个小型神经网络中，该网络由全连

接层组成，以学习每个通道的权重。然后将权重应用于特征图上的每个通道，缩放通道的特征。通过使用 SE 模块来学习特征图中不同空间位置的权重，分别应用最大池化和平均池化操作获得特征图的通道维度和空间维度的全局信息。将经过通道注意力和空间注意力加权的特征进行相加或拼接等操作，形成最终的特征表示。

通过结合通道注意力和空间注意力，CBAM 注意力机制能够同时考虑通道和空间维度的信息增强，使得模型可以更好地捕捉有用的特征信息，因此在计算机视觉任务中被广泛应用，如图像分类、目标检测等任务，以提升模型性能。

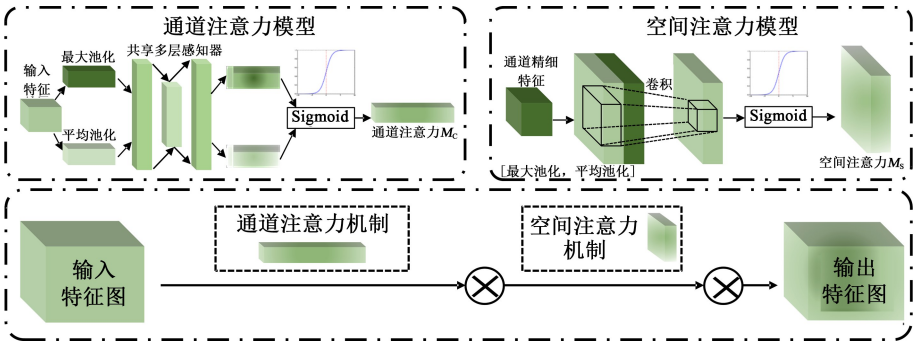


图 7　CBAM 结构示意图

3　结果与分析

3.1　对比方法

U-Net，DeepLabV3＋与本文方法共 3 种。各对比方法权重参数如表 2 所示。

表 2　对比方法权重参数

卷积神经网络	权重数量(M)	浮点计算量(G)	训练时间(s/epoch)
DeeplabV3＋	26.8	54.8	93.3
U-Net	17.3	160.6	75.5
MFFSE	20.6	174.5	86.6
MFFECA	19.3	155.3	79.5
MFFCBAM	23.7	175.2	82.8

从表 2 中可以看出融合 SE，ECA 与 CBAM 三种注意力机制的本文方法、DeeplabV3＋与 U-Net 几种模型的参数量以及计算量的对比，融合注意力机制的本文方法的训练时间低于 DeeplabV3＋的训练时间，高于 U-Net 的训练时间。

3.2　评价指标

混淆矩阵是评判模型优劣的一种指标，常用于评判分类器模型的优劣。表 3 代表一个二分类示例的混淆矩阵。表中，TP 表示正确提取为黑臭水体像素的数量；FP 表示错误提取为黑臭水体像素的数量；FN 表示错误提取为非黑臭水体像素的数量；TN 表示正确提取为非黑臭水体的像素的数量。

本文选取精确率与 Kappa 系数作为模型性能的评价指标，其中的参数计算基于混淆矩阵实现。

表 3　二分类混淆矩阵

混淆矩阵		真实值	
		Positive	Negative
预测值	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

精确率(accuracy)为遥感影像中正确分类的像素个数和整体像素个数的比值，计算公式如下式：

$$PA=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{1}$$

Kappa 系数(The Kappa Index，Kappa)可以整体评价黑臭水体提取的精度，计算公式如式(2)与式(3)所示。

$$P_e=\frac{(TP+FN)\times(TP+FP)}{(TP+TN+FP+FN)^2}+\frac{(TN+FP)\times(TN+FN)}{(TP+TN+FP+FN)} \tag{2}$$

$$Kappa=\frac{PA-p_e}{1-p_e} \tag{3}$$

3.3　实验环境与参数设置

实验选择基于 Pytorch 深度学习框架实现，实验训练过程中，优化器 Optimizer 选择 Adam，损失函数选择二分类交叉熵(Binary Cross-Entropy，BCE)损失函数。在非线性激活函数前，增加 Gauss 变换和线性变换层。学习率固定位为 0.000 1，训练和验证集输入网络批次大小均设置为 4，迭代轮数(epoch)设置为 80。

这些超参数经多次实验得到，为了分析各网络模型的客观性，所有网络模型选择早停法(Early

Stopping)解决过拟合问题,可以保存验证集上性能表现最好的模型权重参数。实验的硬件环境配置与软件环境配置如表 4 和表 5 所示。

表 4 实验环境硬件配置

硬件配置	内容
CPU	Intel(R) Xeon(R) Silver 4210R CPU@2.40 GHz
GPU	NVIDIA Quadro RTX 4000
显存	8 G×2
内存	64 G

表 5 实验环境软件配置

软件环境	内容
操作系统	Window 10
编译语言	Python3.7
深度学习框架	Pytorch1.10.0
CUDA	CUDA10.2

3.4 消融实验与分析

在消融实验中确定最佳注意力机制与最佳迭代次数。实验过程中,探索本文方法最适合的融合注意力机制,并对迭代轮数进行优化,在固定学习率下进行消融实验对比,确定最佳迭代轮数,更替 SE,ECA 与 CBAM 三种不同注意力机制模块进行结果对比分析。消融实验采用自适应学习率方式进行优化,使用整体精度评价指标 accuracy 与 Kappa 系数对实验结果进行整体评估。实验的固定初始学习率为 0.000 1,训练过程中损失随迭代次数增加而收敛的过程如图 8 所示,训练过程验证集上的 accuracy 随训练迭代次数增加而上升的过程如图 9 所示。

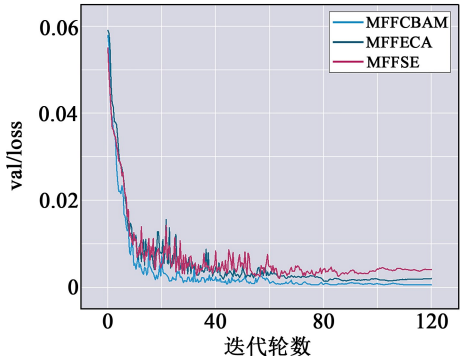
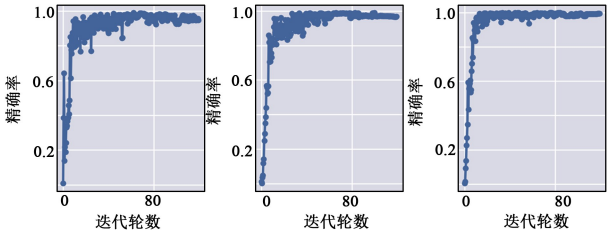


图 8 验证集上 loss 收敛过程



(a) MFFSE (b) MFFECA (c) MFFCBAM

图 9 融合不同注意力机制后验证集上 accuracy 增长过程

由图 8 与图 9 可知,训练迭代轮数为 80 epochs 时,网络模型训练效果较好,此时曲线已趋于平缓,损失值 Loss 已收敛,因此选定 80 作为迭代轮数。注意力机制消融实验结果整体江都评价指标如表 6 所示。由表 6 可知,融合了 CBAM 注意力机制的网络模型的精确度和 Kappa 精度指标最高分别达到 98.56%和 0.978 4,这是由于 CBAM 与 SE,ECA 相比结合了通道注意力和空间注意力,同时考虑两个维度的信息增强,使模型更好地捕捉到有用的特征信息。因此确认选择 CBAM 作为本文模型融合注意力机制进一步优化。

表 6 注意力机制消融实验结果

网络模型	MFFSE	MFFECA	MFFCBAM
OA(%)	97.57	97.96	98.56
Kappa	0.953 4	0.969 1	0.978 4

3.5 对比实验与分析

确定将 CBAM 作为最佳注意力机制引入到网络模型后,进一步将本文提出方法(MFFCBAM-IWNet)与其他常用提取卷积神经网络模型进行比较,在黑臭水体测试集上提取结果的定量精度评价如表 7 所示。

表 7 不同方法对比试验结果

方法	OA(%)	Kappa
DeeplabV3+	91.68	0.903 5
U-Net	92.72	0.914 6
MFFCBAM-IWNet	98.56	0.978 4

从表 7 可以看出,本文方法在 OA 和 Kappa 两个精度指标上分别达到 98.56%和 0.978 4,显著高于其他卷积神经网路模型。所有方法中,DeeplabV3+性能表现较差,OA 和 Kappa 两个指标相对较低,这主要是因为网络结构中的没有将对应尺度编码层输出特征图和解码层输入特征图进行融合,但并未实现语义信息增强。本文提出的 MFFCBAM-IWNet 在 OA 与 Kappa 两个精度指标上远低于其他 CNN 模型。从客观评价指标上观察可知,在对比方法中嵌入了 CBAM 注意力机制的神经网络模型对黑臭水体的识别提取能力要显著优于改进前的其他模型,无论是 OA 值还是 Kappa 系数都有明显提升,说明了本文改进方法的有效性。

此外,不同方法对测试集中部分影像进行黑臭水体识别提取的识别结果如图 10 所示。由图 10 可知,根据第 1 行研究区部分影像可观察到,研究区域内黑臭水体与非黑臭水体分布的位置特征相似且难

以区分，第 2 行是通过人眼解译对影像进行标注后的标签，第 3 行是通过 DeeplabV3＋对相应影像进行黑臭水体识别的结果，第 4 行是通过 U-Net 对相应影像进行黑臭水体识别的结果，第 5 行是通过本文方法对相应影像识别结果。

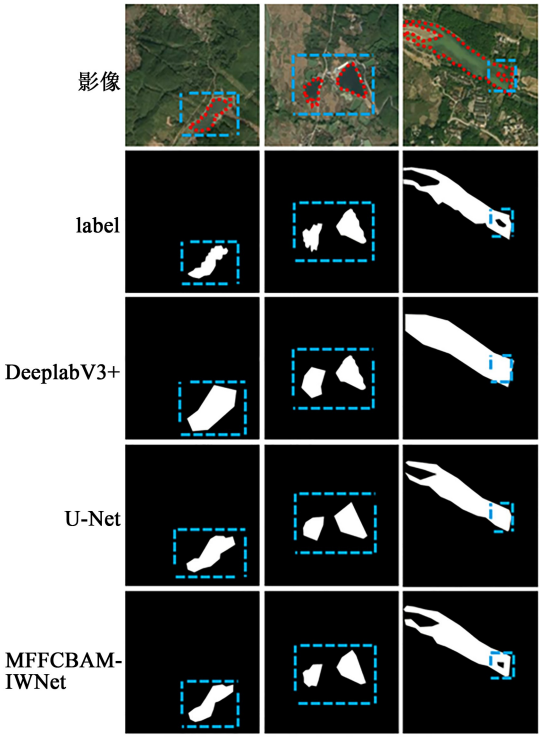


图 10　部分影像黑臭水体提取结果

以第 3 列为例，可以观察到第 5 行图像与第 3、4 行图像相比边缘更为清晰完整，且没有漏判错判小尺度黑臭水体像素的情况出现。根据图 10 主观观察分析可知，基于 U-Net 网络进行优化改进后的方法在地物种类多样，纹理特征复杂的情况下依旧表现出了较强的鲁棒性和良好的泛化能力。

本文在广东省等地共计检测到 30 个疑似受损水体点位，其中疑似受损河渠 27 处，疑似受损湖塘 3 处。以广东省韶关市某县为例实地考察调研，某县提取出的水体面积最小为 805 m^2，最大水域面积为 4 136 m^2，疑似黑臭水体水域总面积为 8 094 m^2。以广东省韶关市某县检测出的 1 例疑似黑臭水体的坑塘空间分布如图 11 所示。

该水体中心经度为 113.767 22，中心纬度为 24.009 44，面积为 653.173 m^2，以此水体为例，根据实验检测出的黑臭水体点位到现场考察得到的照片如图 12 所示。图 12 摄于某一工业园旁，水面漂浮浮萍 95%；略有异味，且未上报为黑臭水体，可为监管部门提供相关依据。

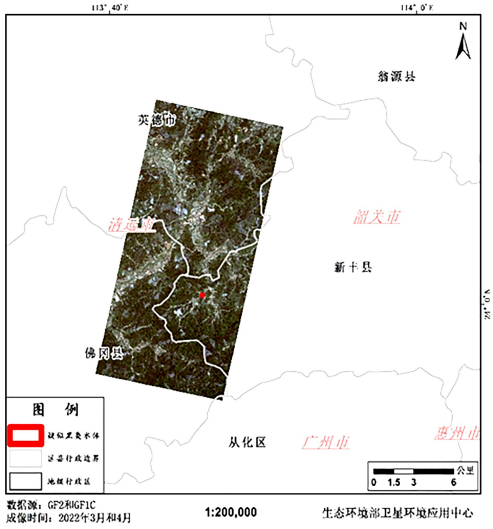


图 11　韶关市某县疑似黑臭水体空间分布

由图 10 主观观察分析可知，本文基于 U-Net 网络进行优化改进后的方法在地物种类多样，纹理特征复杂的情况下依旧表现出了较强的鲁棒性和良好的泛化能力，因为其网络结构中引入了注意力机制为 CBAM 与空洞率分别为 1，2，4 和 8 的空洞卷积层生成不同尺度的特征层，并进行跳跃式特征融合，使对应编码层和解码层之间的逐像素相加，有效增强语义信息。通过观察不同方法对黑臭水体的识别提取也可进一步证明本文改进方法的有效性。



图 12　疑似为黑臭水体的坑塘

3.6　生态环境遥感智慧化监管系统实现

在对生态环境遥感智慧化监管系统进行数据流程、系统功能、系统接口、运行环境、性能需求、数据库建设需求等进行分析后，基于人工智能与遥感监测实现生态环境监管的智能化与自动化，整个系统分为任务协同与支撑分系统、数据集成与管理分系统、快速监管与评估分系统、线索推送与取证分系统以及综合展示与服务分系统。本文提出的

MFFCBAM-IWNet 模型对于黑臭水体识别提取的结果为系统中快速监测与评估分系统提供数据支撑，快速监测与评估分系统如图 13 所示。

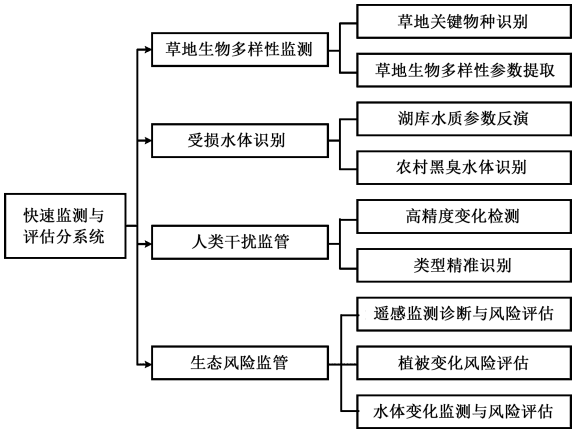


图 13 快速监测与评估分系统功能模块

快速监测与评估分系统实现对环境污染的快速监测和评估。通过多种技术手段，实现对污染源、传输途径和影响范围等方面的综合分析和评估，为监管部门提供及时、准确的环保监测服务。同时，该系统还能够进行环保决策支持和应急响应，帮助监管部门及时处理和治理环境污染事件，保障生态环境的健康和可持续发展。生态环境遥感智慧化监管系统界面如图 14 与图 15 所示。



图 14 生态环境遥感智慧化监管系统界面

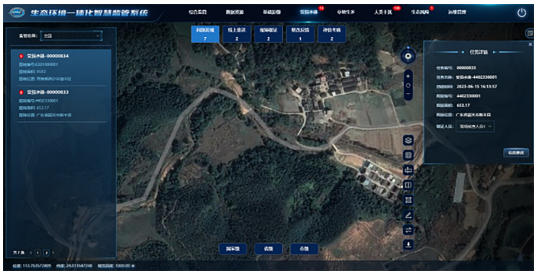


图 15 受损水体识别功能界面

4 结论

目前基于计算机视觉对遥感影像中的黑臭水体进行提取识别的研究较少，基于此，本文提出了一种基于跳跃式多尺度融合与 CBAM 注意力机制的黑臭水体检测网络模型对遥感图像中的黑臭水体进行识别提取，并通过实验证明了方法改进的有效性。

通过实验得出如下结论：1）通过对高分辨率遥感影像人工筛选分割、手动标注以及数据增强，得到广东省韶关市高分辨率黑臭水体影像数据集，按 9∶1 的比例将数据集分为训练集与验证集。2）融合了不同注意力机制模块的模型进行黑臭水体识别提取训练的两个评价指标总体精度 97%至 99%之间和 0.95 至 0.98 之间，引入不同注意力机制后的精度评估指标差别较小，通过消融实验确认引入最佳注意力机制为 CBAM。3）将 DeeplabV3＋，U-Net 与 MFFCBAM-IWNet 进行对比，发现基于卷积神经网络的识别方法总体精度和 Kappa 系数均在 91%和 0.90 以上，其中本文提出的 MFFCBAM-IWNet 明显优于 DeeplabV3＋与 U-Net。从客观和主观两方面分析均验证了算法改进的有效性，对黑臭水体的准确识别提取也为生态环境遥感智慧化监管提供了数据支撑。

参考文献：

[1] Feyisa G L, Meilby H, Fensholt R, et al. Automated water extraction index: A new technique for surface water mapping using landsat imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 140: 23-35.

[2] Bond N R, Lake P S, Arthington A H. The impacts of drought on freshwater ecosystems: An Australian perspective [J]. Hydrobiologia, 2008, 600: 3-16.

[3] Kondo H, Seo N, Yasuda T, et al. Post-flood-infectious diseases in Mozambique [J]. Prehospital and Disaster Medicine, 2002, 17(3): 126-133.

[4] Li K Z, Wu S H, Dai E F, et al. Flood loss analysis and quantitative risk assessment in China[J]. Natural Hazards, 2012, 63(2): 737-760.

[5] Lazaro T R. Urban Hydrology: A Multidisciplinary Perspective[M]. Ann Arbor Science Publishers, 1979.

[6] 张建军. 滨江城市水体污染的典型特征及保护对策[J]. 江苏环境科技, 2006(5): 43-45.
Zhang Jianjun. Protection countermeasures and typical characteristic of water body pollution of citys along the Yangtze river[J]. Jiangsu Environmental Science and Technology, 2006 (5): 43-45.

[7] 李佳琦，李家国，朱 利，等. 太原市黑臭水体遥感识别与地面验证[J]. 遥感学报, 2019, 23(4): 773-784.
Li Jiaqi, Li Jiaguo, Zhu Li, et al. Remote sensing identification and validation of urban black and odorous water in Taiyuan city [J]. J. of Remote Sensing, 2019, 23(4): 773-784.

[8] 汪小钦，王钦敏，刘高焕，等. 水污染遥感监测[J]. 遥感技术与应用，2002(2)：74-77，119.
Wang Xiaoqin，Wang Qinmin，Liu Gaohuan，et al. Water pollution monitoring using remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application，2002(2)：74-77，119.

[9] 马跃良，王云鹏，贾桂梅. 珠江广州河段水体污染的遥感监测应用研究[J]. 重庆环境科学，2003(3)：13-16，59.
Ma Yueliang，Wang Yunpeng，Jia Guimei. Application of remote sensing in monitoring water pollution in Guangzhou section of the pearl river [J]. Chongqing Environmental Sciences，2003(3)：13-16，59.

[10] 周　寒. 改进 SIFT 算法的城市河流黑臭水体遥感影像动态识别研究[J]. 水利规划与设计，2018(12)：124-127.
Zhou Han. Improved SIFT algorithm for urban river black and odorous water body research on dynamic recognition of remote sensing image[J]. Water Planning and Design，2018(12)：124-127.

[11] Badrinarayanan V，Kendall A，Cipolla R. SegNet：A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2017，39(12)：2481-2495.

[12] Chen L C，Papandreou G，Kokkinos I，et al. DeepLab：Semantic image segmentation with deep convolutional nets，atrous convolution，and fully connected CRFs[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2018，40(4)：834-848.

[13] Chen L C，Papandreou G，Kokkinos I，et al. Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs[J/OL]. ArXiv，2014，1412：7062[2023-8-18]. https://arxiv.org/pdf/1412.7062.pdf.

[14] Chen L C，Papandreou G，Kokkinos I，et al. DeepLab：Semantic image segmentation with deep convolutional nets，atrous convolution，and fully connected CRFs[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2016，40(4)：834-848.

[15] 邵琥翔. 基于深度学习的黑臭水体遥感提取研究[D]. 福州：福建师范大学，2021.
Shao Huxiang. Remote sensing extraction of black-odorous water bodies based on deep learning[D]. Fuzhou：Fujian Normal University，2021.

[16] Ronneberger O，Fischer P，Brox T. U-net：Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// Inter. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention，2015：234-241.

[17] Li J T，Xu M L，Xiu H L. U-net network for building information extraction of remote-sensing imagery[J]. Inter. J. of Online and Biomedical Engineering，2018，14(12)：179-190.

[18] Shamsolmoali P，Zareapoor M，Wang R L，et al. A novel deep structure U-Net for sea-land segmentation in remote sensing images[J]. IEEE J. of Sel. Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing，2019，12(9)：3219-3232.

[19] Li R，Zheng S Y，Duan C X，et al. Multistage attention ResU-Net for semantic segmentation of fine-resolution remote sensing images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters，2021，19：8009205.

[20] 王　雪，隋立春，钟棉卿，等. 全卷积神经网络用于遥感影像水体提取[J]. 测绘通报，2018(6)：41-45.
Wang Xue，Sui Lichun，Zhong Mianqing，et al. Fully convolution neural networks for water extraction of remote sensing images[J]. Bulletin of Surveying and Mapping，2018(6)：41-45.

[21] Wang G J，Wu M J，Wei X K，et al. Water identification from high-resolution remote sensing images based on multidimensional densely connected convolutional neural networks[J]. Remote Sensing，2020，12(5)：795-795.

[22] 邵琥翔，丁　凤，杨　健，等. 基于深度学习的黑臭水体遥感信息提取模型[J]. 长江科学院院报，2022，39(4)：156-162.
Shao Huxiang，Ding Feng，Yang Jian，et al. Model of extracting remotely-sensed information of black and odorous water based on deep learning[J]. J. of Yangtze River Scientific Research Institute，2022，39(4)：156-162.

[23] 董秀春，刘忠友，蒋　怡，等. 基于 WorldView-2 影像和语义分割模型的小麦分类提取[J]. 遥感技术与应用，2022，37(3)：564-570.
Dong Xiuchun，Liu Zhongyou，Jiang Yi，et al. Winter wheat extraction of WorldView-2 image based on semantic segmentation method[J]. Remote Sensing Technology and Application，2022，37(3)：564-570.

[24] 云　影. 高分辨率对地观测系统重大专项首发星——高分一号卫星[J]. 卫星应用，2013(3)：72.
Yun Ying. High resolution earth observation system major project first satellite——GF-1 satellite [J]. Satellite Applications，2013(3)：72.

[25] Hu J，Shen L，Sun G. Squeeze-and-excitation networks [C]// Proc. of the 2018 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition，2018：7132-7141.

[26] Wang Q，Wu B，Zhu P，et al. ECA-Net：efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]// Proc. of the 2020 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition，2020：11531-11539.

[27] Woo S，Park J，Lee J Y，et al. CBAM：convolutional block attention module[C]// Proc. of the 15th European Conf. on Computer Vision，2018：3-19.

作者简介：

刘羿漩(1998—)，女，黑龙江省青冈县人，硕士，工程师，主要研究方向为遥感图像处理与模式识别；

孙中平(1978—)，男，山东省诸城市人，博士，正高级工程师，主要研究方向为生态环境遥感应用，信息系统研发。