

基于 PSPNet 和 DBSCAN 的浒苔遥感影像快速解译方法设计

王元新, 吕新荣, 任 鹏

(中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院 青岛 266580)

摘要: 黄海海域浒苔每年的大规模爆发给海洋环境带来了严重危害, 采用遥感技术对其进行监测是当前应对浒苔灾害的最有效预警方法。遥感影像中, 浒苔多为离散小目标且形状不规则, 传统解译算法存在解译精度与效率不高的问题。针对该问题, 本文基于 PSPNet (金字塔场景解析网络) 网络, 嵌入 DAM (密集注意力模块) 注意力机制模块增强网络对遥感影像中浒苔区域的关注度实现了高精度浒苔检测, 然后采用 DBSCAN (基于密度的带有噪声的应用空间聚类算法) 聚类算法绘制浒苔区域轮廓, 给出了浒苔解译结果。MODIS (中分辨率成像光谱仪) 浒苔遥感影像的实验结果表明: PSPNet+DAM 模型能够实现高精度和高效率的浒苔检测; DBSCAN 聚类方法能快速地生成浒苔遥感影像解译图, 两者的结合可为浒苔灾害的预警和处置提供技术支持。

关键词: 浒苔检测; PSPNet; DBSCAN; DAM; 快速解译

中图分类号: TP391; TP75 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-1000(2025)02-0100-09

DOI: 10.12347/j.ycyk.20241024001

引用格式: 王元新, 吕新荣, 任鹏. 基于 PSPNet 和 DBSCAN 的浒苔遥感影像快速解译方法设计[J]. 遥测遥控, 2025, 46(2): 100-108.

Design of Rapid Interpretation Method for Enteromorpha Remote Sensing Images Based on PSPNet and DBSCAN

WANG Yuanxin, LYU Xinrong, REN Peng

(College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China)

Abstract: The annual large-scale outbreak of Enteromorpha prolifera in the Yellow Sea brings serious harm to the marine environment. Monitoring it by remote sensing technology is the most effective early warning method for dealing with the Enteromorpha prolifera disaster. In remote sensing images, Enteromorpha prolifera is mostly discrete small targets with irregular shapes, and traditional interpretation algorithms suffer from low interpretation accuracy and efficiency. To address this issue, this paper proposes a high-precision Enteromorpha prolifera detection method based on the PSPNet network, which embeds the DAM attention mechanism module to enhance the network's attention to Enteromorpha prolifera regions in remote sensing images. Then, the DBSCAN clustering algorithm is used to draw the contours of Enteromorpha prolifera regions and provide Enteromorpha prolifera interpretation results. Experimental results on MODIS remote sensing images of Enteromorpha prolifera show that the PSPNet+DAM model can achieve high-precision and high-efficiency Enteromorpha prolifera detection, and the DBSCAN clustering method can quickly generate interpreted images of Enteromorpha prolifera. The proposed framework in this paper can provide technical support for the early warning and disposal of Enteromorpha prolifera disasters.

Keywords: Enteromorpha prolifera detection; PSPNet; DBSCAN; DAM; Rapid interpretation

Citation: WANG Yuanxin, LYU Xinrong, REN Peng. Design of Rapid Interpretation Method for Enteromorpha Remote Sensing Images Based on PSPNet and DBSCAN[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2025, 46(2): 100-108.

0 引言

海洋生态系统作为地球上最为丰富和多样的

生态系统之一, 在维护地球生态平衡、调节气候、保护生物多样性等方面发挥着至关重要的作用。而浒苔的异常爆发会破坏海洋生态系统, 浒苔大

规模聚集会遮挡阳光、消耗水中氧气并影响其他海洋生物的生长,同时浒苔的死亡还会导致水体恶化并产生有害气体,造成环境污染,严重影响了沿海地区的渔业、旅游业等产业的发展。近年来,浒苔异常爆发现象越来越频繁,特别是在黄海水域,每年5月~9月期间会发生大规模的绿潮灾害。因此,基于浒苔遥感监测影像获取浒苔相关信息在浒苔灾害的预警和处置方面具有重要意义。

在浒苔检测方面,国内外诸多学者开展了广泛的研究。王艳丽等^[1]采用基于双路卷积神经网络对高分辨率遥感影像浒苔进行了检测,融合浒苔区域边界信息,可检测出小面积、边界模糊和弥散性分布的浒苔区域。王怡人等^[2]将自适应阈值算法用于浒苔检测,为浒苔全自动监测提供了可靠的技术支持,但对浒苔提取指数和其他卫星遥感数据的适用性有待进一步研究。任鹏等^[3]采用GAN(生成对抗网络)网络对大幅面的浒苔进行了检测,实现了大幅面的浒苔区域检测,且训练所需数据量较小。潘斌等^[4]提出了一种基于线性混合模型的方法对高光谱图像进行检测,有效克服了高光谱图像分辨率不足造成的浒苔面积估计不准确的问题。迟丽宁等^[5]运用关联规则挖掘出浒苔及其光谱之间的关联关系实现了浒苔检测,但识别规则还不够完善。Jin等^[6]设计了基于SE-GAN(Squeeze- and-Excitation Generative Adversarial Network,挤压与激励生成对抗网络)的MODIS(Moderate - Resolution Imaging Spectroradiometer,中分辨率成像光谱仪)浒苔检测方法,能够自动检测任何大小的MODIS图像中的浒苔。Yin等^[7]采用端到端E3FCN(优雅的端到端全卷积网络)全卷积网络对MODIS图像进行浒苔检测,实现了端到端训练且具有较高的精度,但训练所需数据量较大。Yu等^[8]在基于迭代阈值法和直方图双峰法的基础上,提出了自适应阈值浒苔自动检测方法,提高了浒苔检测的准确性并实现了浒苔提取的自动化。Ma等^[9]利用光学和SAR(Synthetic Aperture Radar,合成孔径雷达)组合图像研究黄海水域浒苔的空间分布,弥补了光学遥感影像中浒苔受到云雨遮挡而无法获取信息的不足。Wang等^[10]基于GF-1(高分一号卫星)影像,采用自适应阈值智能分区方法进行浒苔检测,相较于传统的NDVI(Normalized Difference Vegetation Index,归一化植被指数)和EVI(Enhanced Vegetation Index,增强型植被指数)方法,该方法有效提高了浒苔的监测精度。Tao等^[11]基于Patch-U-Net(基于分

块的U型全卷积网络)方法,采用类平衡拼图重采样策略,提高了遥感树种分类的性能。Ananias等^[12]基于OC-SVM(One - Class Support Vector Machine,单类支持向量机)方法检测浒苔,得到了较高准确度的检测结果,但其计算成本较高。Shutler等^[13]基于统计的背景减除技术对浒苔进行检测,结合了时间和空间信息,且无需对区域进行特定的调整。Xie等^[14]基于OORFC(Out-of-Range Random Forest Classifier,超范围随机森林分类器)网络对浒苔进行检测,实现了SAR图像中的高准确度浒苔检测。Li等^[15]提出了一种基于MFCN的方法检测浒苔,该方法具有更高的F1分数,且具有更好的详细变化检测结果。Wang等^[16]提出名为AlgaeMask的实例分割架构用于浒苔检测,该构架增强了网络特征提取能力并获得了较高的检测精度。Liang等^[17]采用EVI和OSTU(最大类间方差法)算法提取浒苔分布信息,算法能在有效时间内最大程度满足紧急监测的要求。

大部分浒苔检测模型存在检测精度和检测效率无法兼顾的问题,如自适应阈值法检测浒苔依赖参数的设置,需反复进行实验,效率较低;已有的深度学习浒苔检测方法需要的数据量较大、模型复杂度高且计算量较大,无法实现浒苔的快速检测。

为了实现高精度和高效率的遥感影像浒苔检测,本文以PSPNet(Pyramid Scene Parsing Network,金字塔场景解析网络)模型为基础,嵌入DAM(Dual Attention Module,注意力机制模块),实现了浒苔的高精度特征提取,并结合DBSCAN聚类算法构建了浒苔遥感影像的快速解译方法,以期对黄海水域浒苔灾害的预警和处置提供技术支持。

1 数据与方法

1.1 数据来源与预处理

1.1.1 数据来源

本实验所使用的数据集是时间分辨率为1 d,空间分辨率为250 m的MODIS光学影像。空间范围为黄海水域,纬度范围为35°05'N~38°N,经度范围120°10'E~123°20'E,时间范围为2019年6月~7月。实验中,MODIS数据一共使用了70幅影像,其中55幅用于训练,15幅用于测试。

1.1.2 图像预处理

为增强浒苔与背景的对比度和消除陆地上植被的干扰,对MODIS影像中的浒苔集中区域使用归一化植被指数和海陆分离方法对浒苔图像进行预处理。

① 归一化植被指数

根据波段之间的比值提取植被信息的算法被称为植被指数(VI, Vegetation Index)。不同的植被指数适用于不同的应用场景。SAVI(土壤调节植被指数, Soil-Adjusted Vegetation Index)在土壤背景明显的区域较为有效, 但不适用于海上浒苔目标的提取。NDVI主要采用红光波段和近红外波段的差异来计算, 适用于水体监测。因为浒苔和陆地植被光谱特征相近, 即红光波段吸收强、近红外波段反射强的特征, 所以适用于陆地植被的植被参数同样适用于浒苔。浒苔在近红外波段处有较强的反射, 其反射率值较高; 而在红光波段处有较强的吸收, 反射率值较低。因此归一化植被指数(NDVI)可通过计算近红外波段和红光波段之间的差异来量化浒苔的生长情况。NDVI方法可以减少背景对浒苔的影响, 例如大气和云层, 突出浒苔植被信息, 增强图像中的浒苔。计算NDVI会损失蓝光、绿光、短波红外等波段信息, 只保留红光和近红外的波段信息。但是蓝光、绿光、短波红外等波段主要用于区分不同地物、估计大气成分、提取土壤信息等方面。对于海上的浒苔目标来说, 红光和近红外波段的组合已经充分反映了浒苔生长情况, 因此损失的波段信息不会影响我们对浒苔目标的检测。

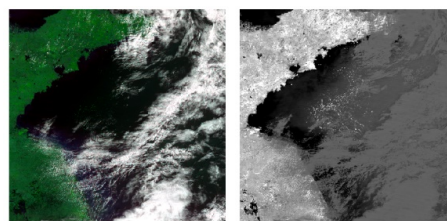
计算方法如下:

$$I_{NDVI} = \frac{\lambda_{NIR} - \lambda_R}{\lambda_{NIR} + \lambda_R} \quad (1)$$

其中, λ_R 为 MODIS 图像的红光波段, λ_{NIR} 为 MODIS 图像的近红外波段。

本文中浒苔图像为多波段图像, 图1(a)为合成的假彩色图像。经过NDVI变换后, 为突出浒苔信息, 图像从多波段图转换为灰度图, 如图1(b)所示。

② 海陆分离



(a) 假彩色图像 (b) 灰度图像
(a) Pseudo color image (b) Grayscale image

图1 假彩色及灰度图像

Fig.1 Pseudo-color and grayscale images

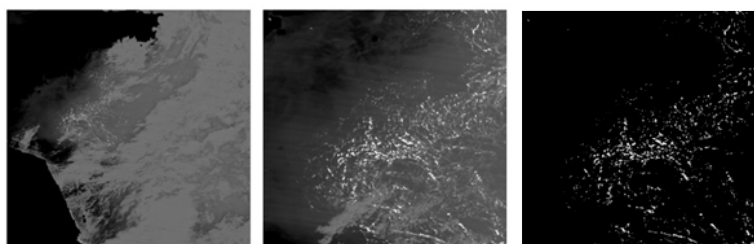
由于浒苔只在海洋中存在, 所以陆地上的植被会影响海上浒苔的分类, 因此需要进行海陆分离以去除陆地植被的影响。本文中使用Google Earth Engine(谷歌云端地理空间分析平台)对灰度图进行海陆分离, 使用Gennadii Donchyts(根纳季·东奇茨, 遥感技术、环境建模与全球水系分析专家)包提取水体, 进行矢量化获得陆地区域的多边形轮廓, 最后简化和提取海岸线实现海陆分离, 结果如图2(a)所示。

③ 图像裁剪

原始浒苔遥感影像分辨率为3 000×3 333, 与模型要求不匹配, 因此本文根据海陆分离处理之后的图像确定浒苔集中区域, 并将其裁剪成适合模型的大小。本文裁剪后的分辨率为512×512, 如图2(b)所示。

④ 标签

由于浒苔在图像中的形状极不规则, 且呈现出大片分布和零星分布相结合的现象, 完全采用人工标注需要花费大量的时间和人力。本实验采用阈值法和手动调整相结合的方法生成标签。首先, 设定合适的阈值识别浒苔的大概区域, 然后, 通过手动调整, 删除不正确的区域并添加缺失的区域, 生成对应的标签和地表实况图。结果如图2(c)所示。



(a) 海陆分离图像 (b) 裁剪后图像 (c) 图像的真实标签
(a) Sea and land separation (b) Cropped image (c) Ground truth of the image

图2 海陆分离, 裁剪及标签图像

Fig. 2 Sea and land separation, cropped images and ground truth of the image.

1.2 基于 PSPNet 和 DBSCAN 的浒苔影像快速解译

1.2.1 PSPNet 架构

PSPNet 是一种用于图像语义分割的深度学习网络^[18], 通过引入金字塔池化模块(Pyramid Pooling Module, PPM), 利用不同大小的池化核来捕获不同尺度的上下文信息, 实现了对影像的分割。选择 PSPNet 作为目标检测网络, 主要是因为它具有全局上下文信息提取能力、高精度分割与边界检测能力、多尺度处理能力、高效的训练和推理性能, 拥有广泛的应用场景, 并且具备处理复杂背景和多目标的能力。这些特点使得 PSPNet 成为一个非常适合用于复杂目标检测任务的深度学习网络, 能够在多种实际应用中提供高质量的目标检测结果。该模型能够准确地对图像进行像素级别的分类, 识别出图像中不同区域的语义类别, 目前已应用于自动驾驶、医学影像分析、视频监

控等领域。鉴于 PSPNet 的多尺度信息融合和高效性的能力, 本文将其引入到浒苔检测领域。

在浒苔检测领域中, MODIS 影像是最常用的遥感数据。但 MODIS 数据空间分辨率较低, 且背景较为复杂, 受天气影响(如云层遮挡)较大等。此外, MODIS 影像中的浒苔目标往往具有不规则的边缘和复杂的形状, 且分布状况不统一, 存在大片分布和零星分布相结合的状况。针对 MODIS 影像空间分辨率低且背景复杂等特点, 本文设计了一种基于 PSPNet 的浒苔检测架构, 如图 3 所示。该架构主要以 PSPNet 模型为基础, 通过嵌入 DAM 注意力机制模块^[19]来改善 PSPNet 网络无法处理好边缘细节和离散小目标的问题。DAM 注意力机制模块如图 4 所示。金字塔池化模块 PPM 通过结合多尺度的上下文信息, 提升模型在处理不同尺度物体时的表现, 特别是对图像中的全局上下文理解能力。PPM 结构图如图 5 所示。

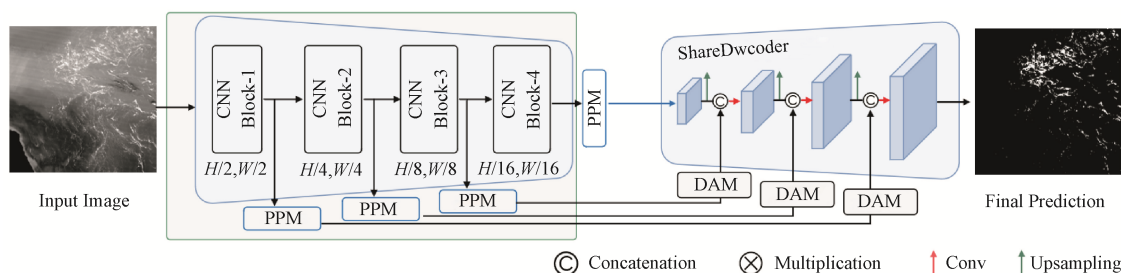


图 3 PSPNet+DAM 浒苔语义分割架构

Fig. 3 PSPNet+DAM Margin semantic segmentation architecture

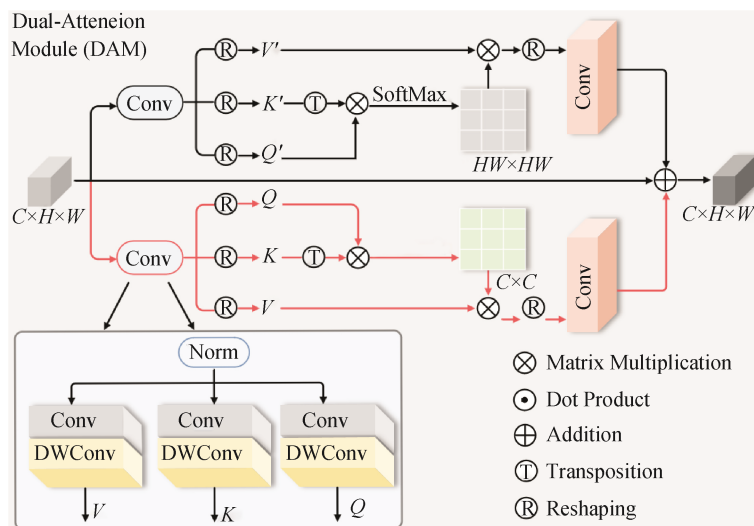


图 4 DAM 注意力机制模块

Fig. 4 DAM attention mechanism module

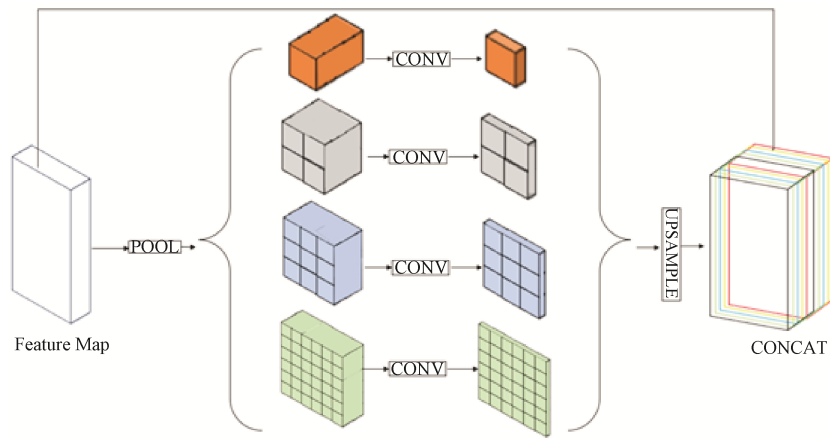


图 5 PPM 模块结构图

Fig. 5 Structural diagram of the PPM module

加入 DAM 通道注意力和空间注意力机制能够有效强化网络对浒苔特征的学习和表达。尤其是在低空间分辨率条件下, DAM 能够帮助网络更好地从相对模糊的图像中识别出细微的特征差异。DAM 的通道注意力机制通过精细的特征重加权, 能够更好地区分浒苔和其他地表目标, 减少背景对网络分割浒苔目标的影响。DAM 模块中的空间注意力机制可以增强模型对图像中重要空间位置, 特别是对浒苔边缘和形状等细节部分的关注, 有效地解决了浒苔目标边缘不规则且形状复杂的问题。增强的空间敏感性使得网络在处理这些复杂和细微的分布特征时更加有效。针对浒苔在不同尺度上表现出不同的分布特征的现象, DAM 模块通过空间注意力和通道注意力机制, 分别关注特征的空间关系与通道相关性, 对输入特征进行加权处理, 使网络能更高效地捕捉细节和上下文信息, 提升特征表达能力。

DAM 注意力机制模块中空间注意力模块数学原理如下:

$$\hat{X} = W_p \text{Attention}(\hat{Q}, \hat{K}, \hat{V}) + X \quad (2)$$

$$\text{Attention}(\hat{Q}, \hat{K}, \hat{V}) = \hat{V} \cdot \text{Softmax}(\hat{K} \cdot \hat{Q} / \alpha)$$

其中, X 和 $\hat{X}$ 分别为输入和输出的特征图, 矩阵 $\hat{Q} \in R^{\hat{H} \times \hat{W} \times \hat{C}}$, $\hat{K} \in R^{\hat{C} \times \hat{H} \times \hat{W}}$ 和 $\hat{V} \in R^{\hat{H} \times \hat{W} \times \hat{C}}$ 是将张量的原始尺寸 $\hat{H} \times \hat{W} \times \hat{C}$ 重整形后得到。 α 是一个可学习的缩放参数, 用于控制 softmax 函数之前 $\hat{K}$ 和 $\hat{Q}$ 点积的大小。 aux_weight 是在损失函数中引入额外的权重, 用于调整每个任务的损失对最终训练结果的贡献, 本文将 aux_weight 值设置为 0.5。PSPNet 模型使用辅助损失函数用于增强网络训练, 总的损

失为:

$$Loss = main_loss + aux_weight * aux_loss \quad (3)$$

其中, $main_loss$ 表示对分割 Input Image 使用的 softmax 损失, 衡量网络对输入图像每个像素的分类准确性, 优化网络分割的最终结果。 aux_loss 为辅助损失, 来自中间层的输出, 避免梯度消失。

1.2.2 DBSCAN 聚类算法

DBSCAN 是一种无监督模式的机器学习算法^[20], 不需要使用预先标记的目标来聚类数据点, 可极大提高浒苔遥感影像解译图的生成效率。DBSCAN 算法不需要指定集群数量, 能够避免异常值的出现, 尤其适用于浒苔这类任意形状和大小的目标群体。

DBSCAN 算法从任意未被访问的数据点开始, 检查其 ε -邻域内的数据点数量。如果该点是核心点, 则以该点为种子点开始构建一个新的聚类。通过迭代检查核心点邻域内的数据点, 将这些数据点添加到同一聚类中。当核心点邻域内的所有数据点都被访问完毕时, 该聚类形成完毕。如果某个边界点被添加到聚类中, 其邻域内的点也会被加入到同一聚类中。通过这种方式, DBSCAN 算法能够在数据中识别出具有足够高密度的区域, 并形成对应的聚类。DBSCAN 是一种基于密度的聚类算法, 通过探索点的邻域关系形成簇。首先, 将所有数据点初始化为未访问状态。随机选择一个未访问点, 标记 p 为已访问。如果 p 的邻域内点的数量超过设定的密度阈值, 则创建一个新簇, 将 p 及其邻域点加入簇 C , 并继续扩展簇, 将满足密度条件的点加入 ε -邻域, 直至无法扩展。若 p 不

满足密度要求, 则标记为噪声。重复这一过程, 直到所有点被访问, 最终输出所有簇及噪声点。DBSCAN 聚类算法原理如图 6 所示。

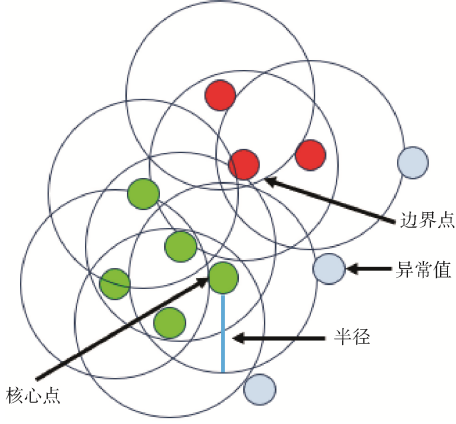


图 6 DBSCAN 聚类算法原理图

Fig. 6 Schematic diagram of the DBSCAN clustering algorithm

2 实验结果与分析

2.1 评价标准

为了评估本文所设计的浒苔检测方法在检测精度方面的性能, 采用 m 表示平均交并比 (Mean Intersection over Union, mIoU), P 表示精确度 (Precision), R 表示召回率 (Recall), $F1$ 分数作为评估标准。 $F1$ 分数取值范围为 $[0, 1]$, $F1$ 分数的值越大, 表明算法的检测结果精度 A 越高, 反之亦然。 m 的取值范围为 $[0, 1]$, m 的值越大, 表明算法的检测结果与真实值越一致, 反之亦然。为了评估本文方法在检测效率方面的性能, 采用检测图像的消耗时间 T 、 F_s 为浮点操作数 (Floating Point Operations per Second, FLOPs) 和 P_m 表示模型参数量 (params) 作为评估标准。

$$m = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{TP}{FN+FP+TP} \quad (4)$$

$$A = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

$$F1score = \frac{2 \times A \times R}{A + R} \quad (7)$$

$$F_s = C_i \times k^2 \times C_o \times W \times H \quad (8)$$

$$P_m = I \times O + O \quad (9)$$

2.2 浒苔检测实验结果与分析

为了验证本文所设计的浒苔检测方法的有效

性, 本文选用语义分割领域性能较高的 DeepLabv3+ 和 U-net 作为对比模型。本文实验平台为一台包含 NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop GPU、Intel(R)Core(TM)i7-12700H 处理器和 16 G 内存的服务器。

2.2.1 消融实验

为了验证注意力机制模块在浒苔提取中的作用, 本文选取了五组没有云层遮挡的 MODIS 实验结果, 如图 7 所示。从第 1 行到第 4 行依次为 NDVI 处理后的浒苔影像, 地表实况图, 未加入 DAM 模块的浒苔检测结果, 加入 DAM 模块后的浒苔检测结果。为更直观地比较加入 DAM 注意力机制模块前后的检测效果, 对图像局部区域进行放大处理, 如图 8 所示。

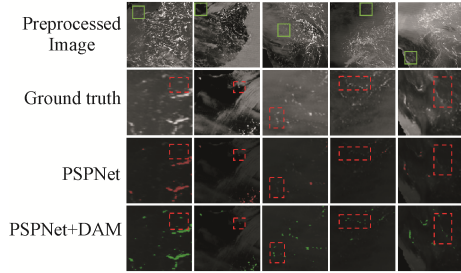


图 7 消融实验结果

Fig. 7 Ablation experimental results

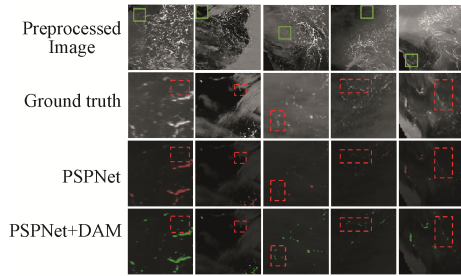


图 8 局部放大图

Fig. 8 Local enlarged experimental result

图 8 中第 2 行和第 3 行结果表明, 与地表实况图对比, 未嵌入 DAM 注意力机制的浒苔检测结果出现了漏检情况; 而加入 DAM 注意力机制模块后的检测结果与地表实况图基本相符。

消融实验评估结果见表 1。表 1 中, “PSPNet” 代表初始 PSPNet 网络的浒苔检测结果, “PSPNet+DAM” 表示加入 DAM 注意力机制模块后的结果。从各项指标来看, PSPNet 的 $F1$ 分数为 76.86%, PSPNet+DAM 则达到 82.64%, 加入 DAM 模块后, $F1$ 分数提升了 5.78%。mIoU 值方面,

PSPNet 为 80.27%, PSPNet+DAM 提升至 82.67%, 相比 PSPNet 提高了 2.4%。Precision 值上, PSPNet 是 94.64%, PSPNet+DAM 达到 96.12%, 相较于 PSPNet 提高了 1.48%。

表 1 消融实验评估指标

Table 1 Evaluation index of ablation experiments

(%)				
Model	mIoU	Precision	Recall	F1score
PSPNet	80.27	94.64	64.71	76.86
PSPNet+DAM	82.67	96.12	72.48	82.64

综上所述, 消融实验结果清晰地显示: 嵌入 DAM 注意力机制模块能够有效提升 PSPNet 网络对浒苔的检测精度。然而, 由于 MODIS 数据本身分辨率较低, 且浒苔目标的边界较为复杂, 即便加入了 DAM 模块, 仍存在少数漏检结果。此外, 训练数据不平衡也是重要因素, 个别训练集数据中背景占比过大, 使得模型过度学习背景特征, 进而导致少数目标出现错检现象。

2.2.2 对比实验

① 检测精度对比

图 9 呈现了基于 Deeplabv3+、U-net 以及本文所提方法这三种不同语义分割模型的浒苔检测实验结果。其中, 图中第 1 行展示的是经过预处理的浒苔影像, 第 2 行为对应的地表实况。从第 3 行至第 5 行, 则依次呈现了 Deeplabv3+、U-net 以及本文方法对浒苔的检测结果。通过纵向对比可以清晰地发现, Deeplabv3+ 与 U-net 在检测过程中出现了浒苔大面积漏检的情况; 而本文方法的检测结果与地表实况高度吻合, 展现出最高的检测精度。

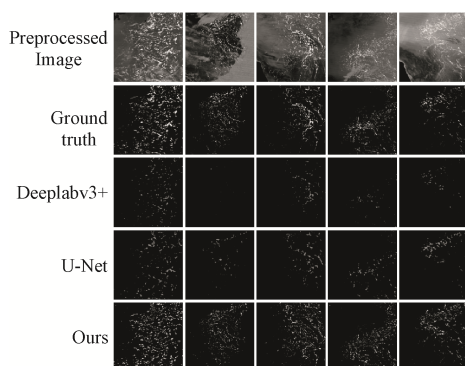


图 9 对比实验结果

Fig. 9 Comparison of experimental results of different methods for detection of Enteromorpha

为进一步量化评估本文方法与其他浒苔检测方法的性能差异, 表 2 给出了详细的定量评价结果。从表中数据可知, Deeplabv3+、U-net 和本文方法的 F1 分数分别为 33.20%、50.74% 和 82.64%; mIoU 指标分别为 62.61%、80.56% 和 82.67%。无论是 F1 分数所反映的综合精确率与召回率, 还是 mIoU 体现的预测结果和真实标签的重叠程度, 本文方法的数值均显著高于其他两种方法, 有力地证明了该方法在浒苔检测任务中具备最高的检测精度, 在实际应用中能够更精准地识别浒苔。

表 2 对比实验评估指标

Table 2 Evaluation index of comparative experiments

(%)				
Model	mIoU	Precision	Recall	F1score
Deeplabv3+	62.61	93.77	20.17	33.20
U-net	80.56	73.43	38.76	50.74
Ours	82.67	96.12	72.48	82.64

② 检测效率对比

本文方法与其他浒苔检测算法在效率和模型复杂度方面的对比结果如表 3 所示。由表 3 数据可知, 三种算法检测单幅影像的平均耗时分别为 1.29 s、2.26 s 和 1.34 s。三种算法的模型参数量分别为 23.7 MB、225.8 MB 和 112.6 MB, 浮点运算数分别为 16.44 B、255.83 B 和 160.68 B。尽管 Deeplabv3+ 的模型参数量和浮点运算数最小, 然而其检测精度相对较低。在实际业务应用中, 较低检测精度可能导致无法准确识别浒苔, 难以满足业务对检测准确性的要求, 因此该算法在实际业务场景中的应用存在较大局限性。

表 3 对比实验效率和模型参数

Table 3 compares the experimental efficiency and the model parameters

Model	消耗时间	params	FLOPs
Deeplabv3+	1.29 s	23.7 MB	16.44 B
U-net	2.26 s	225.8 MB	255.83 B
Ours	1.34 s	112.6 MB	160.68 B

上述实验结果表明: 本文方法更好地兼顾了浒苔检测的效率和精度。

2.3 聚类浒苔遥感影像解译实验结果与分析

为提升浒苔遥感影像解译图的生成效率, 本文运用聚类算法对上述获得的检测结果进行区域

划分。为验证 DBSCAN 算法的有效性, 本文选取了 Hierarchical 和 K-means 算法进行对比。

图 10 展示了三种聚类算法的实验结果。具体而言, 图 10 中, 第 1 行代表遥感影像, 第 2 行到第 4 行分别代表 DBSCAN、Hierarchical 和 K-means 算法对浒苔进行聚类并利用霍夫曲线绘制出轮廓的结果。从结果可以看出, DBSCAN 算法绘制的轮廓精准度最高, 这有助于更准确地界定浒苔区域, 而 hierarchical 和 k-means 算法绘制的轮廓存在重叠现象, 这种重叠可能导致浒苔区域的误判, 影响聚类效果。

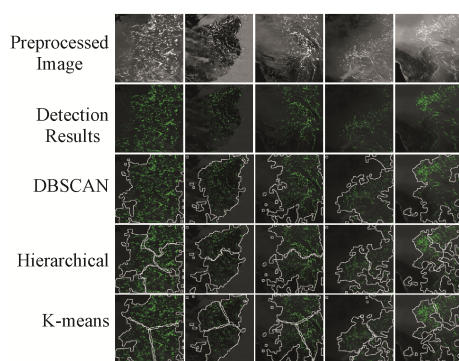


图 10 聚类算法实验结果

Fig. 10 Experimental results of the clustering algorithms

当前, 浒苔遥感影像解译普遍采用人工标注的方式。为清晰呈现本文所运用的 DBSCAN 算法解译与传统人工解译方法的差异, 表 4 展示了两者的对比数据。从表中数据可知, 人工解译每幅影像的平均耗时为 10.32 s, 而经 DBSCAN 算法聚类后解译的平均耗时仅为 1.32 s。由此可见, 采用 DBSCAN 聚类方法可显著提高浒苔遥感影像中浒苔区域的划分效率, 大幅缩短解译时间。

表 4 解译时间对比

Table 4 Comparison of interpretation time

解译方法	平均消耗时间
人工解译	10.32 s
聚类后解译	1.32 s

2.4 浒苔遥感影像快速解译图生成

经过 DBSCAN 聚类算法处理, 并运用霍夫曲线绘制轮廓后, 所得结果可依据影像的地理坐标信息, 快速生成浒苔遥感影像解译图, 具体结果见图 11 所示。

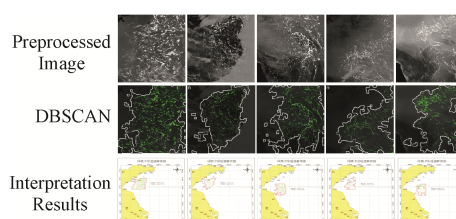


图 11 浒苔遥感影像快速解译图

Fig. 11 Rapid interpretation of enteromorpha

3 结束语

在当前的浒苔检测领域, 大多数模型存在无法同时兼顾精度和效率的问题。针对这一痛点, 本文提出了一种创新的浒苔遥感影像快速解译方法。该方法以 PSPNet 为基础框架, 通过嵌入 DAM 注意力机制模块, 并结合 DBSCAN 聚类算法, 实现了对浒苔检测性能的优化。

在数据处理阶段, 首先将 MODIS 遥感数据依次进行 NDVI(归一化植被指数)计算、海陆分离以及裁剪等预处理操作, 从而构建出用于训练和验证本文方法的数据集。这些预处理步骤能够有效筛选和整理原始数据, 为后续模型训练提供高质量的数据支持。

其次, 利用嵌入了 DAM 注意力机制的 PSPNet 模型, 构建出能够兼顾检测效率和精度的浒苔检测模型。DAM 注意力机制的引入, 使得模型能够更加聚焦于浒苔相关的关键特征, 从而提升检测的准确性, 同时也在一定程度上优化了计算资源的分配, 保障了检测效率。

最后, 运用 DBSCAN 聚类算法以及霍夫曲线对浒苔检测结果进行区域划分。DBSCAN 聚类算法能够根据数据点的密度分布, 自动识别出不同的浒苔区域, 而霍夫曲线则进一步精确勾勒出浒苔区域的轮廓。在此基础上, 结合影像的地理坐标信息, 快速生成浒苔遥感影像的解译图。

实验结果充分表明, 本文所构建的浒苔遥感影像快速解译方法成功地兼顾了浒苔检测的效率和精度。生成的浒苔遥感影像快速解译图能够为浒苔灾害的预警和处置提供有力的技术支持, 有助于相关部门及时、准确地掌握浒苔的分布情况, 从而制定科学有效的应对策略, 降低浒苔灾害对生态环境和人类活动的不利影响。

参考文献

- [1] 王艳丽, 董志鹏, 王密. 基于双路卷积神经网络的高分辨率遥感影像浒苔检测方法[J]. 武汉大学学报, 2023, (1): 1-19.
WANG Yanli, DONG Zhipeng, WANG Mi. Ulva prolifera detection method for high resolution remote sensing images based on dual-path convolutional neural networks[J/OL]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2023, (1): 1-19.
- [2] 王怡人, 王胜强, 喻樾, 等. 一种提取南黄海浒苔的自适应阈值遥感算法[J]. 遥感信息, 2021, 36(2): 120-129.
WANG Yiren, WANG Shengqiang, YU Yue, et al. An adaptive threshold algorithm for detecting Ulva prolifera in Southern Yellow Sea by remote sensing[J]. Remote Sensing Information, 2021, 36(2): 120-129.
- [3] 任鹏, 李云, 吕新荣. 基于 GAN 的大幅面 MODIS 浒苔检测实验方案设计[J]. 实验技术与管理, 2022, 39(1): 36-40.
REN Peng, LI Yun, LYU Xinrong. Experiment scheme design of large area MODIS enteromorpha prolifera detection based on GAN[J]. Experimental Technology and Management, 2022, 39(1): 36-40.
- [4] 潘斌, 张宁, 史振威, 等. 基于高光谱图像解混的海洋绿藻检测算法[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(8): 353-357.
PAN Bin, ZHANG Ning, SHI Zhenwei, et al. Green algae detection algorithm based on hyperspectral image unmixing[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(8): 353-357.
- [5] 迟丽宁, 邵峰晶, 王常颖, 等. 基于关联规则的 MODIS 影像绿潮检测[J]. 青岛大学学报(自然科学版), 2012, 25(2): 58-61.
CHI Lining, SHAO Fengjing, WANG Changying, et al. MODIS images based on association rules green tide monitoring[J]. Journal of Qingdao University(Natural Science Edition), 2012, 25(2): 58-61.
- [6] JIN X F, LI Y, WAN J H, et al. MODIS green-tide detection with a squeeze and excitation oriented generative adversarial network[J]. IEEE Access, 2022, 10: 60294-60305.
- [7] YIN H, LIU Y, CHEN Q. An elegant end-to-end fully convolutional network (E3FCN) for green tide detection using MODIS data[C]// 2018 10th IAPR Workshop on Pattern Recognition in Remote Sensing(PRRS), Beijing, China: New York: IEEE, 2018: 1-6.
- [8] YU H F, WANG C Y, SUI Y, et al. Automatic extraction of green tide using dual polarization Chinese GF-3 SAR images[J]. Journal of Coastal Research, 2020, 102: 318-325.
- [9] MA Y F, WONG K, TSOU J Y, et al. Investigating spatial distribution of green-tide in the Yellow Sea in 2021 using combined optical and SAR images[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(2): 127.
- [10] WANG R, WANG C Y, LI J H. An intelligent divisional green tide detection of adaptive threshold for GF-1 image based on data mining[J]. Journal of Oceanography, 2019, 41(4): 131-144.
- [11] TAO Q, ZHU H W, ZHANG J G, et al. Patch-U-Net: tree species classification method based on U-Net with class-balanced jigsaw resampling[J]. International Journal of Remote Sensing, 2022, 43(2): 532-548.
- [12] ANANIAS H P, NEGRU G R. Anomalous behaviour detection using one-class support vector machine and remote sensing images: A case study of algal bloom occurrence in inland waters[J]. International Journal of Digital Earth, 2021, 14(7): 921-942.
- [13] SHUTLER D J, DAVIDSON K, MILLER P, et al. An adaptive approach to detect high-biomass algal blooms from EO chlorophyll-a data in support of harmful algal bloom monitoring[J]. Remote Sensing Letters, 2012, 3(2): 101-110.
- [14] XIE C, DONG J Y, SUN F, et al. Object-oriented random forest classification for Enteromorpha prolifera detection with SAR images[C]// IEEE International Conference on Virtual Reality and Visualization (ICVRV). New York: IEEE, 2016.
- [15] LI X H, HE M H, LI H F, et al. A combined loss-based multiscale fully convolutional network for high-resolution remote sensing image change detection[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2021, 19: 1-5.
- [16] WANG X L, WANG L, CHEN L Y, et al. AlgaeMask: An instance segmentation network for floating algae detection[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(8): 1099.
- [17] LIANG T, KE L N, FAN J C, et al. Green tide information extraction based on multi-source remote sensing data[C]//IEEE International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI). New York: IEEE, 2020.
- [18] HENGSHUANG Z, JIANPING S, XIAOJUAN Q, et al. Pyramid scene parsing network[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2017.
- [19] SYED Z, ADITYA A, SALMAN K, et al. Restormer: Efficient transformer for high-resolution image restoration [C]// IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York: IEEE, 2022.
- [20] SCHUBERT E, JORG S, MARTIN E, et al. DBSCAN revisited, revisited: Why and how you should (still) use DBSCAN[M]. New York: ACM Transactions on Database Systems, 2017.

[作者简介]

王元新 1998年生, 硕士。

吕新荣 1982年生, 副教授, 硕士生导师。

任 鹏 1981年生, 教授, 博士生导师。

(本文编辑: 杨秀丽)