# 福建全省海洋藻类养殖区高精度智能提取方法研究

陈红梅1, 吴 婷<sup>2,3,4</sup>, 林万强<sup>2,3,4</sup>, 陈芸芝<sup>2,3,4</sup>, 罗冬莲1

(1.福建省水产研究所,福建 厦门 361013; 2.福州大学 数字中国研究院 (福建),福建 福州 350108; 3.福州 大学空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室,福建 福州 350108; 4.卫星空间信息技术综合应用国 家地方联合工程研究中心,福建 福州 350108)

摘 要:为建立适合省级尺度的海洋藻类养殖区高精度智能提取方法,推进海洋藻类养殖面积的准确测 算和变化监测,本文基于国产高分辨率遥感影像,对海洋藻类养殖区遥感智能提取方法进行研究。对 比 U-Net 模型、DeepLab V3+模型、MSUResUnet 模型在典型海洋藻类养殖区提取的结果, MSUResUnet 模型提取的准确率(accuracy)、召回率(recall)、平均交并比(mIoU)、F1分数(F1-score)较U-Net 模型提高 0.14%、0.84%、0.34%、0.32%,较 DeepLab V3+模型提高 0.18%、0.88%、0.40%、0.36%、因此, 选择 MSUResUnet 模型进行福建全省海洋藻类养殖区自动化提取。经提取结果统计,2022 年 7 月至 2023 年 5 月,福建全省海洋藻类养殖面积约为 345.6912 km<sup>2</sup>。 关键词:三沙湾;海洋藻类养殖;深度学习;高分辨率遥感影像

中图分类号: S951.4 文献标识码: A 文章编号: 1007-6336(2025)01-0116-10

# Research on high-precision intelligent extraction methods for marine algae aquaculture areas in Fujian Province

CHEN Hongmei<sup>1</sup>, WU Ting<sup>2,3,4</sup>, LIN Wanqiang<sup>2,3,4</sup>, CHEN Yunzhi<sup>2,3,4</sup>, LUO Donglian<sup>1</sup>

(1.Fisheries Research Institute of Fujian, Xiamen 361013, China; 2.Academy of Digital China (Fujian), Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 3.Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing of Ministry of Education, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 4.National and Local Joint Engineering Research Center for the Comprehensive Application of Satellite Space Information Technology, Fuzhou 350108, China)

Abstract: In order to develop a high-precision intelligent extraction method suitable for provincial-level marine algae aquaculture areas and to promote accurate calculation and change detection of these areas, this paper studies the remote sensing intelligent extraction method for marine algae aquaculture areas based on domestic high-resolution remote sensing images. Comparing the extraction results of the U-Net model, DeepLab V3+ model, and MSUResUnet model in typical marine algae aquaculture areas, the accuracy (Accuracy), recall, mean intersection over union (mIoU), and F1 score of the MSUResUnet model were improved by 0.14%, 0.84%, 0.34%, and 0.32% compared to the U-Net model, and were improved by 0.18%, 0.88%, 0.40%, and 0.36% compared to the DeepLab V3+model. Therefore, the MSUResUnet model was chosen for automated

收稿日期:2024-02-21,修订日期:2024-08-16

基金项目:福建省水产研究所科技引领专项(2022KJYL03);福建省自然科学基金项目(2022J01111);福建省省属公益类科研院 所基本科研专项(2023R1012005)

作者简介:陈红梅(1979-),女,福建龙岩人,助理研究员,硕士,研究方向为海洋遥感、地理信息系统和调查规划, E-mail: 563898690@qq.com

通信作者:陈芸芝(1982-),女,福建福州人,副研究员,博士,研究方向为资源与环境遥感, E-mail: chenyunzhi@fzu.edu.cn

extraction of marine algae aquaculture areas in Fujian Province. According to the extraction results, the total area of marine algae aquaculture in Fujian Province from July 2022 to May 2023 was approximately 345.6912 km<sup>2</sup>.

Key words: Sansha Bay; marine algae culture; deep learning; high resolution remote sensing image

藻类养殖是福建省海水养殖重要的养殖类 型,在福建省海洋经济和生态领域占有重要地位 和作用。及时准确获取海洋藻类养殖分布信息, 计算藻类养殖面积并进行产量估算,实现高效变 化监测,对推进海上养殖转型升级、推动海洋经 济高质量发展具有重要意义。

卫星遥感凭借监测范围广、时效性强、经济 效益高等优势,在海洋藻类养殖提取中得到广泛 应用。对于海洋藻类养殖提取研究,最初大多数 学者[1-4] 是从海上养殖的光谱特征、纹理特征等 角度出发实现提取,例如刘晓等<sup>[4]</sup>利用 SPOT5 假彩色影像分析筏式养殖区光谱及纹理特征,依 据纯水体亮度受悬沙分布影响较大的特点设计 了以领域分析为基础的筏式养殖提取方法。后 来,部分学者就此方法结合机器学习,使筏式养 殖的提取得到了进一步的发展。王庭刚<sup>[5]</sup> 基于高分二号影像,结合光谱信息特征进行近海 养殖提取,结果表明,利用面向对象进行分类,其 整体效果要优于面向像元方法。初桂兰等<sup>[6]</sup>基 于高分一号影像,采用结合纹理特征的支持向量 机方法实现对江苏省连云港近岸海域藻类养殖 提取,相较其他分类方法,精度得到了提升。此 外,也有学者利用大津法(Otsu)进行浮筏藻类养 殖提取,并且实现了高效率的自动化提取。程博 等<sup>[7]</sup> 通过融合多源特征,利用 Otsu 阈值法分别 提取了筏式养殖及渔排网箱养殖,其中筏式养殖 提取达到了不错的提取效果。张丽玉等<sup>[8]</sup>针对 传统 Otsu 算法进行改进, 提出 GA-Otsu 算法用 于宁德三沙湾海洋藻类养殖快速自动化提取。

上述方法对于更为复杂、更为精细的提取任 务,提取效果不佳,特征信息容易丢失,并且泛化 能力差。同时,随着高分辨率遥感影像的出现, 这些方法存在的提取不足问题更为突出。相比 中低分辨率遥感影像,高分辨率遥感影像具有明 显的空间分辨率优势<sup>[9]</sup>,需要模型增强对目标地 物空间特征、边缘特征、上下文特征等特征的学

习能力,提高信息提取精度。深度学习因其强大 的提取能力被广泛用于提取任务。Ronneberger 等<sup>[10]</sup>在FCN基础上提出U-Net模型,该模型由 一个可估计深浅层次信息的收缩路径和实现捕 捉定位信息的对称扩展路径组成,在各项提取任 务上均取得不错的效果。随着深度学习网络的 加深,积累的卷积和池化容易导致特征信息丢 失, DeepLab V3<sup>[11]</sup>的提出解决了此问题, 即有效 利用空洞卷积和空洞空间池化金字塔(ASPP) 进行特征信息获取。而后 DeepLab V3+<sup>[12]</sup>在 DeepLab V3 的基础上加入了一个解码器模块, 使模型精细细节的提取能力得到有效提升。目 前,深度学习在海水养殖提取研究大多基于 U-Net 模型进行。费东<sup>[13]</sup>将全卷积神经网络与深 层特征进行融合,基于 U-Net 提出用于提取筏式 养殖的端对端的 UP-Net 模型, 精度相比于传统 模型得到进一步的提升,并且有效减少了养殖间 存在的"粘连现象"。Cui 等<sup>[14]</sup> 基于 U-Net 改 进的 UPS-Net 很好地实现了筏式养殖提取,并且 有效解决了"粘连现象"。Liu等<sup>[15]</sup>结合 U-Net 模型结构提出一种基于 Swin Transformer 的 SRUNet 模型来提取筏式养殖,结果证明该模型 有效减少了特征信息丢失并且具有较强的鲁棒 性。刘继鹏等<sup>[16]</sup> 基于 ASP-U-Net 模型, 利用国 产高分辨率的 GF-1 及 GF-2 影像进行海水养殖 区分类,与传统 FCN、U-Net 等模型相比,均取得 较好的提取效果。吴婷等<sup>[17]</sup>在基于 U Net 模型 改进的 ResUNet 模型基础上, 通过引入模块构 建 MSUResUnet, 利用 Sentinel-2 影像实现福建 全省近海筏式及网箱养殖的高精度提取。为进 一步扩大感受野,获取更为丰富的海洋藻类养殖 提取上下文信息,部分学者利用 DeepLabV3+模 型或改进该模型进行提取。如何显锦等[18]采用 DeepLab V3+模型,基于高分辨率遥感影像完成 钦州湾养殖网箱及排筏等非均质地物提取。 Deng 等<sup>[19]</sup> 基于 DeepLab V3+模型,设计了多尺

度特征超像素优化方法,构建了 CANet 模型用 于提取网箱及筏式养殖区。刘颖<sup>[20]</sup> 基于 Landsat 影像,利用改进的 DeepLab V3+模型实现了辽东 半岛围海养殖区提取。此外,也有少部分学者则 是利用其他深度学习模型进行筏式养殖提取。 如刘岳明等<sup>[21]</sup> 基于高分辨率的 GF-2 影像,利用 深度学习 RCF 网络模型对宁德三都澳筏式养殖 区进行提取。王心哲等<sup>[22]</sup> 在刘岳明等人提出的 方法的基础上,将无监督方法与深度学习模型相 结合,提出了用于进行筏式养殖提取的 SegNet-MRF 模型,结果表明,该模型优于其他经典无监 督算法和单一的深度学习模型。

综上所述,目前水产养殖提取研究大多基于 单一的中低分辨率遥感影像进行提取或基于小 规模研究区利用高分辨率影像完成提取任务。 针对大区域尺度下的海水养殖提取任务,大多研 究是基于 Landsat 及 Sentinel 等中低分辨率遥感 影像开展海水养殖提取方法研究。而对于小区 域尺度下的海水养殖提取任务,部分研究则是利 用高分一号、高分二号等高分辨率遥感影像来 实现小区域内藻类、贝类以及网箱等各类海水 养殖精细化提取。但目前,利用高分辨率遥感影 像开展省级大区域尺度的海水养殖提取方法研 究相对较少,特别是基于高分辨率遥感影像进行 大范围、大规模海洋藻类养殖提取研究。随着 国产高分辨率数据的丰富,利用多源遥感数据进 行大范围的提取成为可能,但要求提取模型具备 较强的泛化能力和鲁棒性以满足不同卫星遥感 影像的提取需求。因此,本文采用U-Net模型、 DeepLab V3+模型以及 MSUResUnet模型等深度 学习模型,利用多源国产高分辨率遥感影像,开 展海洋藻类养殖区智能提取方法研究,实现海洋 藻类养殖大范围高精度提取,为海洋藻类养殖面 积准确测算与变化监测提供技术支撑。

# 1 数据与方法

# 1.1 研究区概况

福建省位于我国东南沿海地区,东北与浙江 省毗邻,西北与江西省接界,西南与广东省相连, 东南与台湾省隔海相望,是我国重要的对外经济 交流中心。福建省地处亚热带季风气候区。福 建省海域面积达到 13.6 万平方公里,海岸线狭长曲折,位居全国第二,是名副其实的海洋大省。

福建省海洋藻类养殖区主要位于三沙湾、湄 洲湾、东山湾及诏安湾等地。其中,三沙湾作为 福建省具有代表性的典型海水养殖区(图1),水 产养殖业发达,其位于福建省宁德市东南部,属 亚热带海洋性季风气候区,年均气温为17℃~ 19 ℃,年均水温约为 20.3 ℃。相比于福建省其 他海洋藻类养殖区域,三沙湾海域面积较大,约 为 714 km<sup>2</sup>, 由东吾洋、官井洋、盐田港、白马 港、卢门港、东冲口等组成,并且湾内藻类养殖 规模庞大,养殖品种较为齐全,养殖密度较高,主 要养殖紫菜、海带、龙须菜等,是我国著名的海 洋藻类养殖地。通过无人机实地调查验证发现 (图 2、图 3), 龙须菜养殖与海带养殖的遥感卫星 图像特征和无人机图像特征相似度较高。为此, 通过文献查阅<sup>[23]</sup>结合实地调研,进一步确认三 沙湾海域内龙须菜养殖面积最大,主要位于湾内 三都岛和青山岛周边海域。而海带养殖面积次 之,主要位于湾内盐田港及东吾洋等海域。综合 以上因素考虑,本文为优洗最佳模型获取福建全 省海洋藻类养殖分布信息,将三沙湾作为模型提 取对比研究区。





福建省海洋藻类养殖主要包括海带、龙须 菜、紫菜等,主要以筏式(浮筏)进行养殖。不同 海洋藻类养殖采用的筏式结构不同,在遥感影像



#### 图 2 实地考察点位图(无人机实地航拍点)





图 3 部分考察点无人机航拍结果展示

Fig. 3 Display of UAV aerial photography results at some inspection points

上呈现不同的形态,如图4所示。其中,图4所 示的海带养殖图像位于福州市连江县官坞海域, 紫菜养殖图像位于宁德市霞浦县三沙海域,龙须 菜养殖图像位于福州市罗源县鉴江海域。



图 4 海洋藻类养殖遥感影像

Fig. 4 Remote sensing image of marine algae culture

# 1.2 遥感数据来源与预处理

从福建省自然资源卫星遥感影像云服务平台(https://www.fjgis.net/)获取福建省近海国产GF-2、GF-7、GF-1、ZY-3等高分辨率遥感影像数据,共计22景影像。影像具体信息见表1。

在使用数据前,利用 ENVI 软件对数据进行 预处理(包括辐射定标、大气校正、正射校正以 及图像融合等)。其中,图像融合方面考虑国产 GF-2、GF-7、GF-1、ZY-3等卫星均搭载了全色 (空间分辨率高、光谱分辨率低)和多光谱(空间 分辨率低、光谱分辨率高)相机,需将全色波段 与多光谱波段融合成同全色波段空间分辨率一 致的多波段遥感影像,本文利用 NNDiffuse Pan Sharpening 融合算法进行图像融合(融合前后对 比见图 5)。



#### 图 5 图像融合前后对比图

Fig. 5 Comparison diagram before and after image fusion

1.3 研究方法

1.3.1 技术路线

首先,对获取的国产高分辨率遥感影像图进 行预处理(辐射定标、大气校正、正射校正以及 图像融合等)。其次,在完成预处理后进行数据 集制作,对遥感影像及对应的标签数据以同样像 元大小分割,按照一定(初始设定为8:1:1)比 例将制作好的数据集划分为训练集、验证集、测 试集三个部分,并分别用于U-Net<sup>[10]</sup>、DeepLab V3+<sup>[12]</sup>、MSUResUnet<sup>[17]</sup>等三种深度学习模型训 练与测试。最后对测试结果进行精度评价以择

表 1 海洋藻类养殖提取所用的遥感数据

 Tab.1
 Remote sensing data for marine algae culture extraction

卫星	分辨 爽/m	采集时间		
高分一号 (GF-1)	<u>率/m</u> 2.0	2023-02-25、2023-04-16	2	
高分二号 (GF-2)	1.0	2022-07-24、2022-07-29、2022-09-21、 2022-10-11、2022-12-19、2023-05-01、 2023-02-26、2023-03-08、2023-05-01	13	
高分七号 (GF-7)	0.8	2022-07-14、2022-12-18	3	
资源三号 (ZY-3)	2.0	2023-01-08、2023-02-26、2023-03-03	4	

优模型。基于最优模型获取福建省海洋藻类养 殖分布信息并统计面积,技术路线如图 6 所示。



图 6 技术路线 Fig. 6 Technology roadmap

# 1.3.2 MSUResUnet 模型

MSUResUnet<sup>[17]</sup>模型是在 U-Net<sup>[10]</sup>模型的基础上,引入 ResUnet<sup>[24]</sup>模型的残差单元模块 (residual unit, RU)、条形池化模块<sup>[25]</sup>(strip pooling, SP)、条形卷积模块<sup>[26]</sup>(multi-directional strip convolutional, MSC)、上下文感知单元 (context-aware unit, CU)等, 网络结构如图 7 所 示。其中,条形池化用于跳跃连接以增强浅层信 息与深层信息间的联系;条形池化卷积模块用于 获取更为丰富的特征信息;上下文感知单元用于 连接编码器与解码器以挖掘上下文信息,提升模 型深层次特性信息获取能力。



图 7 MSUResUnet 模型结构

Fig. 7 MSUResUnet model structure diagram

# 1.4 精度评价指标

采用准确率(accuracy)、精确率(precision)、 召回率(recall)、平均交并比(mIoU)和 F1 分数 (F1-score)评价模型的性能,各评价指标公式如 下所示:

$$\operatorname{accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$
(1)

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$
(2)

$$\operatorname{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3}$$

$$F1\text{-score} = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{(\text{precision} + \text{recall})}$$
(4)

mIoU = 
$$\frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^{k} \frac{TP}{TP + FN + FP}$$
 (5)

其中:TP为预测正确的正样本数量;FP为负

样本被误判为正样本的数量; TN为预测正确的 负样本的数量; FN为正样本被误判为负样本的 数量。

# 2 结果与讨论

## 2.1 三沙湾海洋藻类养殖提取

选择福建省宁德市三沙湾作为典型海洋藻 类养殖区进行提取,以择优模型。首先,利用资 源三号遥感影像作为提取三沙湾海洋藻类养殖 的遥感影像数据,并且同对应标签一致,均以 256×256的像元大小进行分割,共分割 1123 对数 据。同时,为保证数据在训练时更好地拟合,在 原有分割生成的 1123 对数据的基础上,使用同 样的分割方式分割小范围(福州市罗源湾)藻类 养殖区资源三号影像及其对应标签,以用于增加数据集,即数据集从原有的1123对数据增加至1682对数据。其中,增加后的训练集有1320对、验证集有181对、测试集有181对。

提取实验基于 pytorch 深度学习框架, NVIDIA RTX 2080显卡, 以 adam 作为训练优化 器, 并设置 batchsize 为 8, 迭代轮数 epoch 为 100, 初始学习率为 0.001, 选取交叉熵损失(结合 Dice 系数)作为损失函数, 分别利用 U-Net 模 型、DeepLab V3+模型以及 MSUResUnet 模型进 行训练。各模型训练及测试结果如图 8 所示。 结果表明, MSUResUnet 模型相比于其他两个网 络模型, 其提取的效果较好, 并且部分细节的提 取也相对完整, 特别是藻类养殖边界信息的提 取。MSUResUnet 模型能够较为完整地获取边 界特征。



图 8 宁德三沙湾模型训练及测试结果



各模型的精度评价结果见表 2。由表 2 可 得:利用 MSUResUnet 模型进行提取,相比于 U-Net 模型及 DeepLab V3+模型,在准确率、精准 率、召回率、平均交并比以及 F1 分数等各项评 价指标中,除精准率外均为最高,分别达到 94.01%、87.26%、91.28%、86.29%、89.22%,而 U-Net 模型在精准率上为三种模型中最高,为 87.42%, DeepLab V3+模型则在各项评价指标中 均为最低(精准率除外)。因此,总体来看,本文 所使用的 MSUResUnet 模型要优于 U-Net 模型 及 DeepLab V3+模型,进一步证明该模型在海洋 藻类养殖提取上具有较好的性能。

表 2 三沙湾海洋藻类养殖提取精度评价

Tab.2 Accuracy evaluation of marine algae culture extraction in Sansha Bay

	准确率	精准率	召回率	平均交并比	F1分数
U-Net	93.87%	87.42%	90.44%	85.95%	88.90%
DeepLab V3+	93.83%	87.37%	90.40%	85.89%	88.86%
MSUResUnet	94.01%	87.26%	91.28%	86.29%	89.22%

基于 MSUResUnet 模型完成对三沙湾海洋 藻类养殖提取,整体提取结果如图 9 所示。通过 图 9 可知:三沙湾海洋藻类养殖十分稠密并且养 殖面积较大,主要分布于湾内北部的盐田港 (图 9a)、东南部的官井洋(图 9b)以及东北部的 东吾洋(图 9c)等区域。依提取结果统计,该区域 养殖面积约为 98.5736 km<sup>2</sup>。





Fig. 9 Extraction results of marine algae culture area in Sansha Bay, Ningde

2.2 福建省海洋藻类养殖提取

通过三沙湾海洋藻类养殖提取结果可以得 出, MSUResUnet 模型在海洋藻类养殖提取任务 中具有良好的提取性能, 故将其应用于福建全省 海洋藻类养殖提取, 以获取全省海洋藻类养殖分 布信息及面积统计信息。同提取三沙湾藻类养 殖的方式一致, 制作全省海洋藻类提取数据集, 利用 MSUResUnet 模型进行训练及测试,最终提取的结果如图 10 所示。由结果图可以看出,海洋藻类养殖在福建省近岸海域广泛分布,主要集中分布在三沙湾(图 10a)、罗源湾、黄岐半岛(图 10b)、

湄洲湾(图 10d)、诏安湾(图 10e)等海域。依据 提取结果,对全省海洋藻类养殖面积进行统计, 结果表明,2022年7月至2023年5月,福建全省 海洋藻类养殖面积约为345.6912 km<sup>2</sup>。



图 10 福建省海洋藻类养殖区提取结果 Fig. 10 Extraction results of marine algae culture area in Fujian Province

2.3 讨论

U-Net 模型及 DeepLab V3+模型作为深度学 习语义分割经典基底模型现已广泛应用于各项 提取任务中,即通过改进这两种经典基底模型以 实现高精度提取。海洋藻类养殖的提取因所使 用的遥感影像分辨率不同、养殖区域特性差异 等,使得对模型的提取性能要求更高。目前除构 建新的网络模型之外,在模型中引入模块也是提 高模型性能的方法之一。MSUResUnet 模型则 是基于编解码器的语义分割残差网络模型结构, 结合海洋藻类养殖在遥感影像上的特性,通过引 入针对性模块进行改进,从而实现更为精细的提 取,并且改进后的模型更符合复杂海洋藻类养殖 信息提取任务的需要。考虑到海洋藻类养殖在 遥感影像上多呈现黑色长条形状,在模型中加入 条形池化有助于提高模型提取性能<sup>[27]</sup>,为此, MSUResUnet 模型在编解码跳跃连接处加入条 形池化模型,以进一步提升模型提取海洋藻类养 殖的能力。同时,结合条形结构在海洋藻类养殖 提取的作用,在MSUResUnet模型中将以往常规 卷积替换成条形卷积,充分发挥条形结构的优 势,实现高精度提取。利用 MSUResUnet 模型进 行提取,其提取准确率、精准率、召回率、平均交 并比及 F1 分数分别为 94.01%、87.26%、91.28%、 86.29%、89.22%。从总体上看, MSUResUnet模 型要优于 U-Net 模型及 DeepLab V3+模型, 证明 对模型进行改进,在提升海洋藻类养殖提取精度 方面发挥着重要作用,并且改进后的模型具备较 强的鲁棒性及泛化能力,将其应用于其他区域提 取任务依然适用。

藻类养殖作为海水养殖的主要养殖类型之 一,在海水养殖经济中占据着重要地位。本研究 基于 MSUResUnet 模型实现福建全省海洋藻类 养殖高精度智能提取,提取结果表明:藻类养殖 在福建省近海海域广泛分布,主要分布在三沙 湾、罗源湾、湄洲湾以及诏安湾等海域。这些海 域大多比其他海域更具备优良的海水养殖条件, 因而养殖规模较大且集中,养殖品种丰富。但 是,各海域都有一定的养殖容量,超过该海域养 殖容量容易触及生态环境红线,引起一系列环境 问题<sup>[28-31]</sup>。因此,利用高分辨率遥感影像获取省 级尺度下的海洋藻类养殖空间分布数据及面积 统计数据,有助于相关部门开展养殖变化监测, 并依据监测结果进一步合理规划海洋藻类养殖 区,实现海洋藻类养殖可持续发展。同时,所获 取的省级尺度海洋藻类养殖空间分布数据也能 为海洋环境评估、海水养殖产量估算等相关学 术领域研究提供重要数据支撑。此外,不同类型 的海洋藻类养殖在不同养殖区的养殖时间各不 相同。以福建省宁德市养殖海域为例,海带养殖 一般从每年的9月开始种苗,次年的4-5月收 割。而紫菜一般是每年9月播种,10月开始收 割到次年1月。由于选择单一时相的数据可以

将海洋藻类养殖进行识别,但无法区别海洋藻类 养殖品种,后续可以结合不同海洋藻类的生长规 律识别不同的养殖品种,这对相关部门实现养殖 精细化管理具有重要意义。

# 3 结论

(1)基于深度学习方法,利用 MSUResUnet 模型结合高分辨率遥感影像进行三沙湾海洋 藻类养殖提取,结果表明:相比 U-Net 模型及 DeepLab V3+模型, MSUResUnet 模型提取的精 度高,具有较强的泛化提取能力。通过提取结 果得出,三沙湾海洋藻类养殖提取面积约为 98.5736 km<sup>2</sup>。

(2)将 MSUResUnet 模型用于福建省全省海 洋藻类养殖提取,提取的结果较好。依据提取 结果进行面积统计得出:2022年7月至2023 年5月,福建省全省海洋藻类养殖面积约为 345.6912 km<sup>2</sup>。

(3)本文基于国产高分辨率遥感影像建立省 级尺度下的海洋藻类养殖高精度智能提取方法, 可为福建省海洋藻类养殖面积准确测算及变化 监测提供技术支撑,促进福建省海洋经济绿色高 质量发展。

#### 参考文献:

- 马艳娟, 赵冬玲, 王瑞梅, 等. 基于 ASTER 数据的近海水产 养殖区提取方法 [J]. 农业工程学报, 2010, 26(增刊 2): 120-124.
- [2] 朱长明, 骆剑承, 沈占锋, 等. 高分辨率遥感影像近海养殖区 自动识别方法 [J]. 大连海事大学学报, 2011, 37(3): 66-69.
- [3] 李凯强. 基于遥感观测的海岸带养殖用海水体光谱特征分析与分类研究 [D]. 青岛: 山东科技大学, 2020.
- [4] 刘 晓,黄海军,杨曦光,等.基于 SPOT 影像的筏式养殖区 提取方法研究 [J]. 测绘科学, 2013, 38(2): 41-43.
- [5] 王庭刚. 基于 GF-2 的近海养殖区遥感监测及环境污染负荷 评估 [D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
- [6] 初佳兰, 邵光辉, 赵建华, 等. 高分一号的浮筏养殖信息提取 方法 [J]. 测绘科学, 2020, 45(1): 92-98.
- [7] 程 博,刘岳明,刘旭楠,等. 基于多源特征融合的高分辨率 遥感图像近海养殖区提取方法研究 [J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(2): 296-304.
- [8] 张丽玉,陈芸芝,陈红梅,等.一种藻类养殖区自动化提取的 Otsu 优化算法 [J]. 集美大学学报 (自然科学版), 2022, 27(1): 24-36.

- [9] 王铭恺. 高分辨率遥感影像分类方法研究及在景观格局分 析中的应用 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2018.
- [10] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich: Springer, 2015: 234-241.
- [11] CHEN L C, PAPANDREOU G, SCHROFF F, et al. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation[EB/ OL]. (2017-12-05)[2024-06-15]. http://arxiv.org/abs/1706. 05587v3.
- [12] CHEN L C, ZHU Y K, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]//Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Munich: Springer, 2018: 801-818.
- [13] 费 东. 基于全卷积神经网络和深层特征融合的筏式水产 养殖区提取方法研究 [D]. 青岛: 山东科技大学, 2020.
- [14] CUI B G, FEI D, SHAO G H, et al. Extracting raft aquaculture areas from remote sensing images via an improved U-Net with a PSE structure[J]. Remote Sensing, 2019, 11(17): 2053.
- [15] LIU J, LU Y M, GUO X Z, et al. A deep learning method for offshore raft aquaculture extraction based on medium-resolution remote sensing images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2023, 16: 6296-6309.
- [16] 刘继鹏, 王常颖, 初佳兰. 基于 U-Net 的国产高分卫星影像 海水养殖区分类提取方法 [J]. 海洋环境科学, 2023, 42(3): 471-482.
- [17] 吴 婷, 陈红梅, 罗冬莲, 等. 基于条形卷积和上下文感知的 近海水产养殖提取方法 [J]. 福州大学学报 (自然科学版), 2024, 52(1): 37-44.
- [18] 何显锦, 蒙方鑫. 基于 DeepLab v3+模型的高分辨率影像养 殖用海信息提取 [J]. 安徽农业科学, 2022, 50(12): 208-213.
- [19] DENG J P, BAI Y Q, CHEN Z C, et al. A convolutional neural network for coastal aquaculture extraction from high-resolution remote sensing imagery[J]. Sustainability, 2023, 15(6): 5332.
- [20] 刘 颖. 辽东半岛围海养殖区提取与时空变化分析 [D]. 阜

新: 辽宁工程技术大学, 2023.

- [21] 刘岳明,杨晓梅,王志华,等. 基于深度学习 RCF 模型的三 都澳筏式养殖区提取研究 [J]. 海洋学报, 2019, 41(4): 119-130.
- [22] 王心哲, 邓棋文, 王际潮, 等. 深度语义分割 MRF 模型的海 洋筏式养殖信息提取 [J]. 山东大学学报 (工学版), 2022, 52(2): 89-98.
- [23] 张 智, 雷灵逸, 王飞鹏, 等. 三沙湾海水养殖固碳潜力评估 与空间格局分析 [J]. 海洋开发与管理, 2024, 41(2): 28-37.
- [24] ZHANG Z X, LIU Q J, WANG Y H. Road extraction by deep residual U-Net[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(5): 749-753.
- [25] HOU Q B, ZHANG L, CHENG M M, et al. Strip pooling: rethinking spatial pooling for scene parsing[C]//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2020: 4002-4011.
- [26] MEI J, LI R J, GAO W, et al. CoANet: connectivity attention network for road extraction from satellite imagery[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 8540-8552.
- [27] LU Y M, SHAO W, SUN J. Extraction of offshore aquaculture areas from medium-resolution remote sensing images based on deep learning[J]. Remote Sensing, 2021, 13(19): 3854.
- [28] 孙策策, 吴文涛, 刘 军, 等. 淡水养殖对长江氮磷输出的贡 献及其河口环境效应 [J]. 渔业科学进展, 2023, 44(1): 35-46.
- [29] LUO J H, PU R L, MA R H, et al. Mapping long-term spatiotemporal dynamics of pen aquaculture in a shallow lake: less aquaculture coming along better water quality[J]. Remote Sensing, 2020, 12(11): 1866.
- [30] HEJAZY M, NOROUZI R, ABDI F, et al. The impact of aquaculture activities on nitrogenous and phosphorous pollution of water resources in northern Iran[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2023, 16(4): 255.
- [31] AHMED N, TURCHINI G M. Recirculating aquaculture systems (RAS): environmental solution and climate change adaptation[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 297: 126604.

(本文编辑:曲丽梅)