doi: 10.6046/zrzyyg.2022305

引用格式:王建强,邹朝晖,刘荣波,等. 基于 U² - Net 深度学习模型的沿海水产养殖塘遥感信息提取[J]. 自然资源遥感, 2023,35(3):17 - 24. (Wang J Q, Zou Z H, Liu R B, et al. A method for extracting information on coastal aquacultural ponds from remote sensing images based on a U² - Net deep learning model[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(3):17 - 24.)

基于 U² - Net 深度学习模型的沿海 水产养殖塘遥感信息提取

王建强¹, 邹朝晖², 刘荣波³, 刘志松²

(1. 浙江省水文地质工程地质大队,宁波 315012; 2. 浙江海洋大学信息工程学院,

舟山 316022; 3. 潍坊市地下水及地质环境保护重点实验室,潍坊 261021)

摘要:针对近海沿岸复杂地理环境中"同谱异物"效应导致传统方法提取水产养殖塘边界模糊、精度较低的问题, 提出了基于 U² – Net 深度学习模型的沿海水产养殖塘遥感信息提取方法。首先,对遥感影像进行预处理,选择合 适的波段组合方式以区分养殖塘和其他地物;其次,通过目视解译进行样本制作;然后,利用 U² – Net 深度学习模 型训练并提取沿岸养殖塘;最后,利用局部最佳法确定养殖塘范围。实验结果表明,该方法平均总体精度达到 95.50%,平均 Kappa 系数、召回率和 F 值分别为 0.91,91.45% 和 91.01%;在养殖塘个数及面积评价方面,提取出 养殖塘区 19 块,共计 9.79 km²,区块数和面积的平均准确度分别为 94.06% 和 93.18%。本研究能够快速、准确地 开展海岸带区域养殖塘制图,能够为海洋资源管理和可持续发展提供技术支持。

关键词: U² - Net; 遥感图像; 水产养殖塘; 复杂海洋环境

中图法分类号: TP 79 文献标志码: A 文章编号: 2097 - 034X(2023)03 - 0017 - 08

0 引言

水产养殖是一种传统的渔业生产方式。根据联 合国粮食及农业组织的公开数据,全球水产养殖产 量从 20 世纪 90 年代的 1 500 万 t, 增至 2018 年的 8 200 万 t。中国作为最大生产国,其水产养殖对全 球鱼类总产量的贡献达到16.3%,水产养殖产量占 国内鱼类总产量的76.5%^[1]。沿海水产养殖塘是 水产养殖设施的重要组成部分,通常位于具有丰富 生物多样性和高生态价值的海岸带区域,2020年我 国池塘养殖面积占全国水产养殖面积的43%。养 殖塘属于完全或部分人造,养殖环境易受季节变化 影响,养殖过程中抗生素、杀虫剂等化学药剂的使用 容易造成环境退化和生物多样性破坏。根据《2030 年可持续发展议程》中可持续发展目标14"保护和 可持续利用海洋和海洋资源以促进可持续发展", 实现对养殖设施的科学管理是推进渔业生态可持续 发展的重要环节和手段。因此,准确获取水产养殖 塘信息对于渔业资源科学管理、海岸带环境治理具 有重要意义。

通常情况下,沿海水产养殖塘的信息获取以统 计调查的方式进行^[2]。结果较为准确,但费时费 力,并且统计数据往往受到人为因素的干扰。遥感 技术以成像速度快、观测范围广、成像谱段多、实践 序列长、经济效益好等特点,已经成为信息提取和目 标识别的主要手段^[3-4]。基于遥感技术的养殖塘信 息提取可分为5类:阈值分割法、区域生长法、基于 像元的分类法、面向对象的方法、基于深度学习的方 法^[5]。

阈值分割法是通过选择合适的阈值对图像进行 二值化操作从而得到识别目标的分割方法^[6-7]。此 类方法实现简单、计算量小,但该方法只考虑了图像 单一波段的信息,抗干扰性较差。区域生长法是通 过聚合生长点附近性质相似的像素点或者子区域形 成更大区域的分割方法^[8]。此类方法计算简单,对 于较均匀的连通目标有较好的分割效果。但需要人 为确定生长点,分割结果受噪声点影响严重。基于 像元的分类方法根据同类地物在遥感图像上的表现 特征,利用最大似然分类器^[9]和随机森林分类器^[10]

收稿日期: 2022-07-27;修订日期: 2022-08-24

基金项目:国家自然科学基金项目"人类活动影响下的群岛区域海岸线时空演变机制分析"(编号:42171311)资助。

第一作者:王建强(1982-),男,硕士,工程师,研究方向为水文地质调查。Email: joson@ bolts - nut. com。

通信作者: 邹朝晖(1998 -),男,硕士研究生,研究方向为深度学习、遥感图像目标识别。Email: zouzh_tab@163.com。

等进行类别属性划分。此类方法虽然计算便捷,但 分类结果容易受到"同谱异物"和"同物异谱"现象 的影响。面向对象方法综合考虑了光谱统计特征、 形状、大小、纹理和相邻关系等因素,分类的结果不 再以单个像素为基础,而是形成同质影像对象^[11]。 该方法不仅有效抑制光谱变异引起的"椒盐"效应, 还能减少"同谱异物"造成的地物错分现象。此类 方法的分类结果随图像分辨率的增加而提升,但分 割的尺度和参数较难确定需要反复调整。基于深度 学习的方法通过组合不同卷积层构建神经网络来进 行。深度学习作为一种重要的人工智能研究工具, 只要提前洗定样本对模型参数不断更新迭代,即可 自动学习目标特征,从而识别目标对象。此类方法 更稳定,受"同谱异物"等其他影响因素干扰较小, 模型泛化能力更高,被广泛应用于计算机视觉、自然 语言处理^[12]和医疗图像处理^[13]等方面^[14-21]。

目前,影响沿海水产养殖塘识别结果的主要因 素有以下2点:复杂环境中存在多处干扰源,"同谱 异物"现象严重。水田、稻田、盐田和沿岸河渠等地 物类型与水产养殖塘光谱特征较为相似,在利用传 统方法的时候通常很难找到合适阈值。沿海水产养 殖塘图像特征不稳定。在遥感图像上,不同生产阶 段的养殖塘表现特征不同,给多时相遥感信息提取 带来了挑战。尽管水产养殖塘内部光谱特征不稳 定,但其边缘构成单一,几何形态相对稳定。近年 来,众多学者利用深度学习算法在目标识别^[22]、显 著性分析^[23]和遥感信息提取^[24-25]等方面取得了较 好效果。

因此,本文针对传统沿海水产养殖塘遥感信息 提取方法中存在的问题,基于 U² – Net 深度学习模 型开展研究,以突破传统方法在复杂地理环境下提 取养殖塘信息存在的不确定性。本文研究能够为海 岸带空间资源调查、海洋资源科学管理、人类可持续 发展提供重要的数据支撑和技术支持。

1 研究区及其数据源

1.1 研究区域

研究区六横岛地处舟山群岛南部,全岛面积达 140 km²,是舟山第三大岛屿,地理位置如图1所示。 六横岛深水岸线绵长,港口优势显著,围塘养殖面积 居舟山市榜首,是舟山最重要的水产养殖乡镇之 一^[26]。依托区位优势,六横岛临港产业快速发展形 成船舶修造、港口物流、临港石化、海洋旅游四大产 业板块^[27]。



图 1 研究区区位示意图 Fig. 1 Location of the study area

1.2 数据源

Landsat 是美国航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)发射的陆地卫 星系列,从1972年以来已经发射了9颗卫星,其中, Landsat6卫星发射失败。Landsat 系列卫星均为近 极地太阳同步轨道,以同一地方时、同一方向通过同 一地点,保证遥感观测条件基本一致,Landsat1— Landsat3卫星重返周期为18d,其余卫星为16d。 目前,Landsat 系列卫星已经连续对地观测50a,积 累了大范围、长时间序列的地表遥感影像数据,被广 泛地应用于对地观测研究中^[28]。

根据目前数据源状况和本研究需求,选取 Landsat8 陆地成像仪(operational land imager,OLI) 所获取的卫星遥感影像开展相关研究。所选择数据 具体信息见表1。其中前4 景影像用于模型训练, 后4 景影像用于模型测试。

表 1 本文使用遥感数据情况 Tab. 1 Landsat image data

Tust I Dundsut mage dutu							
序号	卫星	发射时间	传感器	成像时间	空间分辨率/	m	
1				2018.07.26			
2				2019.07.29			
3				2020.12.22	20		
4	T J0	2012 02 11	OLI 2021.04. 2022.01. 2022.02. 2022.03.	2021.04.29			
5	Landsato	2015.02.11		2022.01.03	50		
6				2022.02.27			
7				2022.03.15			
8				2022.04.09			

2 研究方法

2.1 U² - Net 深度学习模型

近年来,多层特征整合策略和多尺度特征提取 是深度显著目标检测网络算法主要的改进方向。多 层特征整合策略强调提出一种复杂的整合方法,通 过综合利用网络每一层级提取的特征以提高网络识 别结果^[29-31]。多尺度特征提取则强调设计新的结 构模块,通过扩大感受野和丰富上下文信息以提高 模型性能^[32-33]。这些改进算法虽然优化了模型性 能,但也提高了硬件要求,增加了资源开销。

Ronneberger 等^[34]提出了一种与传统的深度卷 积神经网络模型不断加深卷积结构方式不同的深度 学习模型-----U-Net网络模型。U-Net网络模型 由编码、解码和特征融合3个部分构成。在编码过 程中,利用多层下采样提取更全面的特征:在解码 过程中,利用多层上采样还原特征结果:在特征融 合阶段,全连接编解码过程中产生的特征结果生成 显著性概率图。Qin 等^[35]在 U - Net 网络基础之上 提出一种二级嵌套 U 型结构的模型-----U² - Net 网 络模型。U² - Net 网络模型继承了 U - Net 网络模 型编解码的思想,但在每次采样时不再使用单一的 卷积层或者反卷积层,而是内嵌一个完整的 U 型残 差块结构(图2)以取代单一的卷积操作。U型残差 块结构解决了以往使用小型卷积核导致感受野过 窄,仅能提取局部细节的缺陷。同时减少了利用空 洞卷积导致的计算量过大的问题。U² - Net 网络模 型通过设计一种简单的框架,即可逐层提取多尺度 特征,从而提高识别效率。



Fig. 2 Residual U – blocks

2.2 基于 U² – Net 深度学习模型的沿海水产养殖 塘遥感信息提取

本文提出了一种基于 U² - Net 深度学习模型的 沿海水产养殖塘遥感信息提取方法,具体技术路线 如图 3 所示。



图 3 技术路线 Fig. 3 Workflow of the study

2.2.1 数据预处理

多光谱影像最佳波段的选取和合成是遥感信息 提取的重要组成部分,直接影响到结果的准确性及 有效性。Landsat8 遥感影像数据具有 11 个波段信 息,经过分析发现,短波红外波段(SWIR 1)、近红外 波段(NIR)、红光波段(Red)组合形式下,水产养殖 塘在遥感图像上表现特征最为明显。因此,本文选 择 SWIR 1(R),NIR(G),Red (B)的假彩色组合形 式进行后续操作。通过目视解译,人工标注所有的 水产养殖塘区域得到完整的标注图,标注图大小为 581 像素 ×581 像素。

2.2.2 训练样本制作

模型的训练效果受到训练样本质量影响较大, 为提高训练样本质量需要对裁剪后的影像进行筛 选,将其分为3类:该像素点每一时相下都是水产 养殖塘;该像素点部分时相下是水产养殖塘;该像 素点所有时相下均不是水产养殖塘。对前2类影像 进行数据增强,通过放大、缩小、旋转和翻转等操作 将样本集扩张到1600张。

2.2.3 沿岸养殖塘遥感信息提取

U² – Net 网络模型由 6 层编码层、5 层解码层和 全连接层 3 部分构成(图 4)^[35]。每一层都包含一 个 U 型残差块用于提取多尺度特征。训练样本每 经过一个编码层都会向下传递采样后的训练样本, 同时将这一层训练结果传递给同一级别的解码层并 计算损失函数。当遍历完所有的编码层和解码层 后,会得到6张还原成与训练样本同一尺寸的提取 结果。最后在全连接层将所有的特征结果进行聚合 得到最终的识别结果与损失函数。通过不断迭代以 减少损失函数的值,从而提高模型识别效果。



图 4 U² - Net 网络结构示意图 Fig. 4 Construction of U² - Net

本研究硬件配置为 Quadro P2200 GPU, 深度学 习框架为 Pytorch 1.10.0, 操作系统为 Windows 10, 编程语言为 Python 3.9。使用 Adam 进行参数更新, Batch_size 为4, 迭代次数为 10 000, Batch_size 为4, 损失函数为二值交叉熵 *L*, 并根据多监督算法构建 目标函数式1,具体计算公式分别为:

$$L = \sum_{m=1}^{M} \omega_{\text{side}}^{(m)} l_{\text{side}}^{(m)} + \omega_{\text{fuse}} l_{\text{fuse}} , \qquad (1)$$

$$l = \sum_{r,c}^{H,W} \{ P_{G(r,c)} \ln P_{S(r,c)} + [1 - P_{G(r,c)}] \ln [1 - P_{S(r,c)}] \} , \qquad (2)$$

式中: M 为层数; $\omega_{side}^{(m)}$ 和 $l_{side}^{(m)}$ 分别为第 m 层权重参数和损失函数值; ω_{fuse} 和 l_{fuse} 分别为全连接层权重参数和损失函数值; H 和 W 分别为图像高和宽; r, c 分别为像素点坐标; $P_{G(r,c)}$ 为标签值; $P_{S(r,c)}$ 为预测值。

2.2.4 精度评价

精度评价是遥感信息提取不可获取的重要步骤,不仅能够评估所得结果的准确性和可靠性,还是 优化过程和调整参数的重要依据。本研究利用准确 率(*P*)、召回率(*R*)和F值3个精度指标进行养殖 塘提取结果的精度评价,具体计算公式分别为:

$$FN = \sum label_{th}(x) - map_{th}(x) , \quad (3)$$

$$FP = \sum map_{th}(x) - label_{th}(x) , \quad (4)$$

$$TP = \sum map_{\rm th}(x) - FN \quad , \tag{5}$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad , \tag{6}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad , \tag{7}$$

$$F = \frac{2PR}{P+R} \quad , \tag{8}$$

式中: *FN*, *FP*和*TP*分别为未被识别的养殖塘像素数、错误识别的养殖塘像素数、被正确识别的养殖塘 像素数; *label*_{th}(*x*)为二值化标注图中像素点的值; *map*_{th}(*x*)为二值化结果图中像素点的值。当 *label*_{th}(*x*) - *map*_{th}(*x*) > 0时,表示该像素点是真, 但分类结果为假,该像素点属于"漏分"。当 *map*_{th}(*x*) - *label*_{th}(*x*) > 0时,表示该像素点是假, 但分类结果为真,该像素点属于"错分"。

3 结果与分析

基于 U² - Net 深度学习模型,对 2022 年 4 个不同时相遥感影像的沿海水产养殖塘进行提取,得到研究区域水产养殖塘遥感信息提取结果。

3.1 模型性能评价

根据模型识别结果绘制 ROC 曲线和 PR 曲线。 ROC 曲线表达了模型分类结果中,真阳性率和假阳 性率之间的关系。ROC 曲线下方的面积称为 AUC。 当 AUC > 0.5 时,表示模型具有良好的分类结果; AUC 值越接近1,分类效果越好。图5 展示了本研 究所构建模型的 ROC 曲线,所有时相的 AUC 值都 近似于1。因此本研究构建的基于 U² – Net 的水产 养殖塘识别模型效果良好。





PR曲线描述了模型识别结果中准确率与召回 率之间的关系。PR曲线中准确率等于或近似等于 的点称为平衡点,该点代表的阈值是模型分类效果 最佳的阈值点。利用 PR曲线(图6)平衡点所代表 的阈值提取识别结果。在每张遥感影像中都随机选 择 50个"真"样本点和 50个"假"样本点。识别结 果中总共 200个水产养殖塘样本点正确分类 182 个; 200个非水产养殖塘样本点正确分类 182 个; 200个非水产养殖塘样本点正确分类 200个。 图7展示了4个时相中随机样本点的分类结果。表 2记录了4个时相中生产者精度、用户精度、总体精 度和 Kappa 系数等各项精度指标的结果。从图 6— 7 和表 2 可以看出,本研究构建的模型在 4 个时相 的实验中都得到了较好的分类结果,平均总体精度为95.50%,平均 Kappa 系数为0.91。



Fig. 6 Precision recall curve



Fig. 7 Error matrix and random sample point classification results

表 2	养殖塘遥感信息提取准确性评估	(样本点

Tab. 2 Accuracy assessment of aquaculture ponds

based	on	sample	e points

时相	生产者 精度/%	用户精 度/%	总体精 度/%	Kappa 系数
时相一	100.00	92.00	96.00	0.92
时相二	100.00	88.00	94.00	0.88
时相三	100.00	90.00	95.00	0.90
时相四	100.00	94.00	97.00	0.94
平均值	100.00	91.00	95.50	0.91

通过矢量化识别结果并叠加在合成影像中,舟 山六横岛2022年1—4月的水产养殖塘结果如表3 所示。结果显示,本研究采用的模型准确率、召回率 和F值分别介于81.16%~94.85%,82.67%~ 95.32%和81.91%~94.66%,具体识别精度如表4 所示。因此,该方法可以用于提取不同时相下的水 产养殖塘遥感信息。

表 3 养殖塘遥感信息提取结果 Tab. 3 Extraction results of aquaculture ponds



表4 养殖塘遥感信息提取准确性评估 Tab.4 Accuracy evaluation and extraction area of aquaculture ponds

area or aquaculture poilus						
时相	P/%	R/%	F/%			
时相一	94.00	95.32	94.66			
时相二	81.16	82.67	81.91			
时相三	92.33	94.18	93.24			
时相四	94.85	93.62	94.23			
平均值	90.59	91.45	91.01			

3.2 识别效果评价

由于六横岛水产养殖塘建设集约化程度高,水 产养殖塘大多集中呈区域分布。以Landsat8 影像数 据目视解译结果为基准,对遥感信息提取结果进行 识别效果评价。在区块数方面,4个时相准确度均 高于81.25%,平均准确度为94.06%,其中时相一 和时相四准确度为100%。最终共提取出水产养殖 塘区19块。在面积方面,4个时相准确度均高于 91.39%。提取出的面积介于4.46~9.79 km²,平均 准确度达到93.18%,具体结果如表5所示。

表 5 水产养殖塘提取结果定量评价 Tab. 5 Quantitative evaluation of

时相	水产养殖塘提取结果					
	区块数			面积		
	目视解译	识别结	准确	目视解译	识别结	准确
	结果/个	果/个	度/%	结果/km ²	果/km ²	度/%
时相一	19	19	100	10.27	9.75	94.94
时相二	16	13	81.25	4.88	4.46	91.39
时相三	20	19	95.00	9.16	8.50	92.79
时相四	19	19	100	10.46	9.79	93.59
平均值	18.50	17.50	94.06	8.69	8.13	93.18

4 结论与展望

本研究基于中等分辨率 Landsate8 OLI 卫星遥 感数据,使用 U² - Net 深度学习模型,实现了复杂地 理环境下沿海水产养殖塘遥感信息提取。在六横岛 4 个时相的实验表明,本研究采用的方法可以准确 提取沿岸养殖塘信息,提取结果位置准确、边界清 晰。方法的准确率、召回率和 F 值的平均值分别为 90.59%,91.45% 和91.01%。

本研究虽然实现了六横岛沿岸养殖塘遥感信息 准确提取,但仍然存在一些问题需要进一步研究: 验证模型在更高空间分辨率遥感图像上的有效性和 适用性;针对重点区域,基于长时间序列卫星遥感 影像开展沿岸养殖塘时空格局演变分析。

参考文献(References):

- [1] 联合国粮食及农业组织.2020年世界渔业和水产养殖状况:可 持续发展在行动[M].罗马:联合国粮食及农业组织,2020.
 Food and Agriculture Organization of the United Nations. The state of world fisheries and aquaculture 2020. Sustainability in action
 [M]. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations,2020.
- [2] 吴荔生,杨圣云.试论养殖水域生态系统结构优化与管理
 [J].海洋科学,2002,26(7):15-17.
 Wu L S, Yang S Y. Study on the structure optimization and management of aquaculture water ecosystem [J]. Marine Science, 2022,26(7):15-17.
- [3] 董金玮,吴文斌,黄健熙,等.农业土地利用遥感信息提取的研究进展与展望[J].地球信息科学学报,2020,22(4):772 783.

Dong J W, Wu W B, Huang J X, et al. State of the art and perspective of agricultural land use remote sensing information extraction [J]. Journal of Geo – Information Science, 2020, 22 (4):772 – 783.

- [4] Marco O, Kersten C, Claudia K. Large scale assessment of coastal aquaculture ponds with Sentinel – 1 time series data [J]. Remote Sensing, 2017,9(440):1-23.
- [5] 舒弥,杜世宏.国土调查遥感40年进展与挑战[J].地球信息 科学学报,2022,24(4):597-616.
 Shu M, Du S H. Forty years' progress and challenges of remote sensing in national land survey[J]. Journal of Geo - Information Science,2022,24(4):597-616.
- [6] Mcfeeters S K. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7):1425 - 1432.
- [7] 徐涵秋.利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体 信息的研究[J].遥感学报,2005,9(5):589-595.
 Xu H Q. A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index (MNDWI)[J]. Journal of Remote Sensing,2005,9(5):589-595.
- [8] 葛云峰,夏丁,唐辉明,等.基于三维激光扫描技术的岩体结构面智能识别与信息提取[J].岩石力学与工程学报,2017,36 (12):3050-3061.

Ge Y F,Xia D,Tang H M, et al. Intelligent identification and extraction of geometric properties of rock discontinuities based on terrestrial laser scanning[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2017, 36(12): 3050 - 3061.

- [9] Cusano C, Napoletano P, Schettini R. Remote sensing image classification exploiting multiple kernel learning [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(11):2331-2335.
- [10] 马 玥,姜琦刚,孟治国,等. 基于随机森林算法的农耕区土地利用分类研究[J]. 农业机械学报,2016,47(1):297-303.
 Ma Y,Jiang Q G, Meng Z G, et al. Classification of land use in farming area based on random forest algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2016,47(1):297-303.
- [11] 代晶晶,吴亚楠,王登红,等.基于面向对象分类的稀土开采区 遥感信息提取方法研究[J].地球学报,2018,39(1):111-118.

Dai J J , Wu Y N , Wang D H , et al. Object – oriented classification for the extraction of remote sensing information in rare earth mining areas [J]. Acta Geoscientica Sinica, 2018, 39(1): 111 – 118.

[12] 代晓丽,刘世峰,宫大庆. 基于 NLP 的文本相似度检测方法 [J]. 通信学报,2021,42(10):173-181.

Dai X L, Liu S F, Gong D Q. Text similarity detection method based on NLP[J]. Journal on Communications, 2021, 42(10):173 – 181.

- [13] 冯龙锋,陈 英,周滔辉,等. CT 图像肺及肺病变区域分割方法 综述[J]. 中国图象图形学报,2022,27(3):722-749.
 Feng L F, Chen Y, Zhou T H, et al. Review of human lung and lung lesion regions segmentation methods based on CT images[J].
 Journal of Image and Graphics,2022,27(3):722-749.
- [14] 柯丽娜, 翟宇宁, 范剑超. 深度边缘光谱 U Net 海水网箱养殖 信息提取[J]. 海洋学报, 2022, 44(2):132 – 142.

Ke L N, Zhai Y N, Fan J C. Marine cage aquaculture information extraction based on deep edge spectral U – Net[J]. Haiyang Xuebao,2022,44(2):132 – 142.

- [15] 郑智腾,范海生,王 洁,等.改进型双支网络模型的遥感海水 网箱养殖区智能提取方法[J].国土资源遥感,2020,32(4): 120-129.doi:10.6046/gtzyg.2020.04.17.
 Zheng Z T, Fan H S, Wang J, et al. An improved double - branch network method for intelligently extracting marine cage culture area [J]. Remote Sensing for Land and Resources,2020,32(4):120 -129.doi:10.6046/gtzyg.2020.04.17.
- [16] 武易天,陈 甫,马 勇,等. 基于 Landsat8 数据的近海养殖区自动提取方法研究[J]. 国土资源遥感,2018,30(3):96-105. doi:10.6046/gtzyyg.2018.03.14.
 Wu Y T, Chen F, Ma Y, et al. Research on automatic extraction method for coastal aquaculture area using Landsat8 data[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2018,30(3):96-105. doi;

10.6046/gtzyyg.2018.03.14.
[17] 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.
Liu Y M, Yang X M, Wang Z H, et al. Extracting raft aquaculture areas in Sanduao from high - resolution remote sensing images using RCF[J]. Haiyang Xuebao,2019,41(4):119-130.

[18] 苟杰松,蒋 怡,李宗南,等. 基于 Deeplabv3+模型的成都平原水产养殖水体信息提取[J].中国农机化学报,2021,42(3):
 105-112.

Gou J S ,Jiang Y ,Li Z N ,et al. Aquaculture water body information extraction in the Chengdu plain based on Deeplabv3+ model [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2021,42(3):105 – 112.

- [19] 文 可,姚焕玫,黄 以,等. 基于 GEE 的广西北部湾沿海水产养 殖池塘遥感提取[J]. 农业工程学报,2021,37(12):280-288.
 Wen K, Yao H M, Huang Y, et al. Remote sensing image extraction for coastal aquaculture ponds in the Guangxi Beibu Gulf based on Google Earth Engine[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2021,37(12):280-288.
- [20] 柳崇斌,徐 佳,王冬梅,等. 基于 GF-3 全极化 SAR 影像多特 征优选的水产养殖塘提取[J]. 农业工程学报,2022,38(4): 206-214.

Liu C B, Xu J, Wang D M, et al. Extracting aquaculture pond using multi – feature optimization of GF – 3 PolSAR imagery [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38 (4):206–214.

- [21] 李连伟,张源榆,岳增友,等. 基于全卷积网络模型的高分遥感 影像内陆网箱养殖区提取[J].山东科学,2022,35(2):1-10.
 Li L W,Zhang Y Y,Yue Z Y, et al. Extracting inland cage aquacultural areas from high - resolution remote sensing images using full convolutional networks model[J]. Shandong Science,2022,35 (2):1-10.
- [22] Mei H, Ji G P, Wei Z, et al. Camouflaged object segmentation with distraction mining[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021:8772 – 8781.
- [23] Han J, Ding J, Xue N, et al. Redet: A rotation equivariant detector for aerial object detection [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 2786 – 2795.

第3期

2023 年

- [24] Fang Z, Ren J, Sun H, et al. SAFDet: A semi anchor free detector for effective detection of oriented objects in aerial images[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19); 3225.
- [25] Zeng Z, Wang D, Tan W, et al. RCSANet: A full convolutional network for extracting inland aquaculture ponds from high – spatial – resolution images[J]. Remote Sensing, 2020(1):92.
- [26] 陈 超,陈慧欣,陈 东,等. 舟山群岛海岸线遥感信息提取及时 空演变分析[J]. 国土资源遥感,2021,33(2):141-152. doi: 10.6046/gtzyyg.2020248.
 Chen C, Chen H X, Chen D, et al. Coastline extraction and spatial -

temporal variations using remote sensing technology in Zhoushan Islands[J]. Remote Sensing for Land and Resource,2021,33(2): 141-152. doi:10.6046/gtzyyg.2020248.

- [27] Wang L, Chen C, Xie F, et al. Estimation of the value of regional ecosystem services of an arvhipelago using satellite remote sensing technology: A case study of Zhoushan Archipelago, China [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021(105):102616.
- [28] USGS. Landsat8, Landsat Missions [EB/OL]. https://www.usgs. gov/landsat - missions/landsat - 8.
- [29] Zhang P, Wang D, Lu H, et al. Learning uncertain convolutional features for accurate saliency detection [C]//Proceedings of the

IEEE International Conference on Computer Vision, 2017:212 – 221.

- [30] Deng Z, Hu X, Zhu L, et al. R3net: Recurrent residual refinement network for saliency detection [C]//Proceedings of the 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Menlo Park, CA, USA: AAAI Press, 2018:684 - 690.
- [31] Chen S, Tan X, Wang B, et al. Reverse attention for salient object detection[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018:234 - 250.
- [32] Zhang J, Liang Q W, Guo Q Q, et al. R2Net: Residual refinement network for salient object detection [J]. Image and Vision Computing, 2022(120):104423.
- [33] Zeng Y, Zhuge Y, Lu H, et al. Multi source weak supervision for saliency detection [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019:6074 – 6083.
- [34] 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. Springer, Cham, 2015;234 – 241.
- [35] Qin X, Zhang Z, Huang C, et al. U² Net: Going deeper with nested U – structure for salient object detection [J]. Pattern Recognition, 2020(106):107404.

A method for extracting information on coastal aquacultural ponds from remote sensing images based on a U^2 – Net deep learning model

WANG Jianqiang¹, ZOU Zhaohui², LIU Rongbo³, LIU Zhisong²

 Zhejiang Institute of Hydrogeology and Engineering Geology, Ningbo 315012, China; 2. School of Information Engineering, Zhejiang Ocean University, Zhoushan 316022, China; 3. Weifang Key Laboratory of Coastal Groundwater and Geological Environmental Protection and Restoration, Weifang 261021, China)

Abstract: Conventional information extraction methods for aquacultural ponds frequently yield blurred boundaries and low accuracy due to the effect of different objects with the same spectrum in complex geographical environments of offshore and coastal areas. This study proposed a method for extracting information on coastal aquacultural ponds from remote sensing images based on the U² – Net deep learning model. First, an appropriate band combination method was selected to distinguish aquacultural ponds from other surface features through preprocessing of remote sensing images. Samples were then prepared through visual interpretation. Subsequently, the U² – Net model was trained, and information on coastal aquacultural ponds extracted. Finally, the scopes of aquacultural ponds were determined using the local optimum method. The experimental results show that the method proposed in this study yielded the average overall accuracy of 95. 50%, with the average Kappa coefficient, recall, and F – value of 0.91, 91.45%, and 91.01%, respectively. Furthermore, 19 ponds were extracted, with a total area of 9.79 km². The average accuracies of the number and area of aquacultural ponds were 94. 06% and 93. 18%, respectively. The method proposed in this study allows for quick and accurate mapping of coastal aquacultural ponds, thus providing technical support for marine resource management and sustainable development. **Keywords**: U² – Net; remote sensing image; aquaculture pond; complex marine environment