引文格式：王宇,李连伟,郑直,等. 基于全卷积神经网络的近海紫菜养殖区提取与时空分析[J]. 地理空间信息, 2025, 23(11): 60-64. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2025.11.012

基于全卷积神经网络的近海紫菜养殖区提取与时空分析

王　宇[1]，李连伟[1*]，郑　直[1]，吴世玉[1]
（1. 中国石油大学（华东） 海洋与空间信息学院，山东 青岛 266580）

摘　要：紫菜养殖的动态监测和时空分布研究对海域资源管理和海洋环境治理具有重要意义。以连云港近海域为研究区，获取2020—2024年的Sentinel-2卫星遥感影像，构建基于全卷积神经网络（FCN）的紫菜养殖区提取模型并进行精度评定；再利用该模型提取研究区近5年的紫菜养殖区并进行时空特征分析。结果表明，在时间上紫菜养殖区规模呈先增后减的趋势；在空间上紫菜养殖区呈向深海域推进的趋势。研究成果可为其他养殖区提取方法提供参考，为研究区域海水养殖布局优化和海洋环境改善提供支撑。

关键词：FCN；紫菜养殖；时空变化；连云港市
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）11-0060-05

Extraction and Spatio-temporal Analysis of Offshore Laver Aquaculture Areas Based on Fully Convolutional Network

WANG Yu[1], LI Lianwei[1], ZHENG Zhi[1], WU Shiyu[1]
(1. College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum, Qingdao 266580, China)

Abstract: The dynamic monitoring and spatio-temporal distribution research of laver aquaculture are of great significance to the management of marine resources and marine environmental governance. Based on Sentinel-2 satellite remote sensing images from 2020 to 2024, we used the laver aquaculture area extraction model based on fully convolutional networks (FCN) to obtain the distribution map of laver aquaculture area in Lianyungang City, and analyzed the spatio-temporal change characteristics in the past five years. The results show that in terms of time pattern, the scale of aquaculture area shows a trend of first increasing and then decreasing. In terms of spatial pattern, the aquaculture area shows a trend of advancing to the deep sea. The research result can provide a reference for extraction methods in other aquaculture areas, and the optimization of marine aquaculture layout and the improvement of marine environment in Lianyungang City.

Key words: FCN, laver aquaculture, spatio-temporal change, Lianyungang City

紫菜养殖业在海洋水产养殖业中占据主要地位[1]。紫菜能通过光合作用固定CO_2，有助于缓解全球气候变化。紫菜的生长可为小型海洋生物提供栖息地和食物来源，促进海洋生物多样性[2]；但不合理的紫菜养殖会对海洋环境产生负面影响。紫菜养殖的年际变化与季节变化较大[3]，因此通过长时序遥感监测与分析对紫菜养殖进行长远规划具有重要意义。对紫菜养殖区的提取与时空特征分析有利于海洋管理部门更精确地掌握养殖区实时变化情况，保障养殖业的可持续发展和生态环境健康[4-6]。相较于常规紫菜养殖区信息获取手段，卫星遥感具有覆盖范围广、周期短、更新快、数据精度高、成本效益高等优势[7-8]。国内外已有诸多学者[9-11]基于卫星遥感影像和无人机影像进行了紫菜养殖区提取和动态监测，但大多采用传统提取方法，精度有待提高，且研究数据多为2020年之前的遥感影像。鉴于此，本文以连云港近海域为研究区，基于Sentinel-2卫星遥感影像，构建基于全卷积神经网络（FCN）的紫菜养殖区提取模型并进行精度评定；再利用该模型提取研究区2020—2024年的紫菜养殖区并进行时空特征分析。

1　研究区概况与数据来源

连云港市位于34°30′~35°20′N、118°30′~119°48′E之间，东临黄海、西靠淮河入海口、南邻江苏省南通

项目来源：国家重点研发计划子课题资助项目（2022YFC3103102-03）；中国科学院战略性先导科技专项子课题资助项目（XDA19060103）。
第一作者简介：王宇（2000—），硕士，研究方向为GIS开发与应用，E-mail：1227024720@qq.com。
通信作者：李连伟（1978—），博士，讲师，研究方向为海洋时空数据挖掘、数字孪生技术与应用、GIS应用与开发，E-mail：lilianwei78@163.com。

市、北接山东省日照市和临沂市[12]；海域面积为6 677 km²，境内有全国八大渔场之一的海州湾渔场，沿岸有17条较大河流入海；属于季风气候区，夏季受东南季风影响相对湿热，冬季受西北季风影响相对温暖，年均气温为14~16℃，海水温暖、水质肥沃，适合紫菜生长[13]。紫菜养殖区主要集中分布于海州湾和连岛附近海域，养殖时间大致为10月—次年4月。

本文的研究对象为紫菜养殖筏架，由浮力球、绳索、竹子、木头搭建而成，在遥感影像中为黑色方形物体，多呈均匀分布。

本文采用高分辨率多光谱成像卫星Sentinel-2数据作为遥感影像数据源。Sentinel-2搭载的多光谱成像仪能在13个波段（从可见光到近红外）捕捉地表特征，分辨率分别为10、20和60 m，可用于陆地和海洋分类和监测[14-16]。根据目标物体的光谱、空间和几何特征，本文采用Sentinel-2的蓝光（B2，波长450~490 nm）、绿光（B3，波长540~580 nm）、红光（B4，波长640~680 nm）3个波段进行真彩色合成，使得目标物体和背景物具有明显差异。Sentinel-2卫星的时间分辨率为5 d，重访周期短，适用于长时序研究。本文选取研究区2020年3月17日—2024年3月1日的15幅10 m分辨率Sentinel-2的L2A级数据，其中10幅用于制作样本库，其余5幅用于提取研究区近5年的浮筏养殖区。

2　养殖区提取模型构建与测试

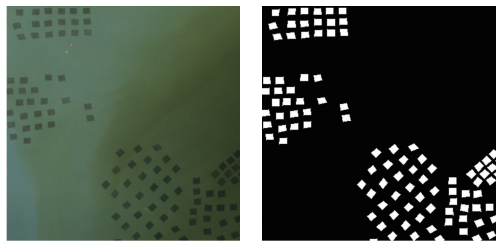
本文构建紫菜养殖区提取模型的具体步骤为：①收集研究区Sentinel-2遥感影像；②数据预处理，包括波段合成和影像裁剪；③通过样本标注、格式转换和样本增强构建样本库；④设置初始参数，进行模型训练和精度评定。

2.1　数据预处理

本文采用的Sentinel-2 L2A级产品已经过大气校正和几何校正[17]。由于真彩色影像的养殖筏与海水背景的差异较大，因此利用真彩色影像建立样本库。利用ENVI软件合成Sentinel-2 L2A级产品的B2、B3、B4三个波段，获得15幅10 m分辨率的Sentinel-2真彩色影像，影像大小为10 980像素×10 980像素。根据研究目标大小和计算机性能对影像进行裁剪，将10幅影像裁剪为400像素×400像素大小用于制作样本库，其余5幅影像裁剪为1 098像素×1 098像素大小用于提取养殖区。

2.2　样本库构建

研究区的一组样本由1幅10 m分辨率的400像素×400像素图像和与其对应的1幅400像素×400像素的标注图像组成。首先利用Labelme软件对有养殖浮筏的影像进行样本标注（图1a）；再将标注后的JSON文件转换为png文件，并转换为二值图像，得到标记真值，其中0代表非养殖区，1代表养殖区（图1b）。



a 样本数据　　b 标记真值

图1　样本库标记

大量样本不仅能获得更好的训练效果，而且能有效提高模型的可靠性。因此，对裁剪后图像和对应样本进行水平镜像、翻转90°、翻转180°、翻转270°以及放大1.5倍操作，共得到9 240组数据；再按照4∶1∶1的比例随机划分为训练集、验证集和测试集。

2.3　模型训练

FCN是一种专门用于图像语义分割的深度学习架构，将原始神经网络的全连接层替换为卷积层，使得网络中全部为卷积层[18-19]。在FCN中输入图像经过5次卷积和池化操作，每次卷积操作都将图像缩小为原来的1/2，保存原图1/8、1/16、1/32尺寸的特征图；再对原图1/32尺寸的特征图进行反卷积，并与pool4层的预测结果进行融合；然后对融合结果进行反卷积，并与pool3层的预测结果进行融合；最后将得到的结果进行8倍上采样恢复到与输入影像尺寸。FCN网络结构见图2。

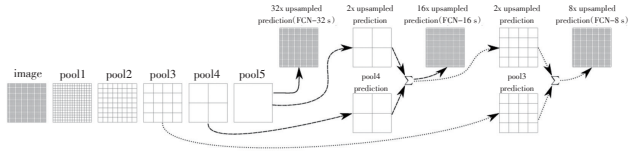


图2　FCN网络结构图

深度学习模型在训练和推断过程中通常需要大量计算资源，利用GPU可获得强大的并行计算能力和高效的数据处理能力，从而显著缩短开发周期和提高计算效率[20-22]。本文的硬件环境：CPU为Intel Xeon Gold 5118、GPU为NVIDIA TITAN XP、计算机内存为128 G；软件环境：平台操作系统为Windows Server 2016 Standard、编程语言为Python3.6.15、加速器为

CUDNN8.2.1、模型通过Tensorflow框架实现。在训练的同时，本文采用验证集的方式对训练过程中的网络模型性能进行评估，通过自适应学习速率，加速模型的训练进程。本文采用Adam优化器对训练过程进行优化，以Softmax作为损失函数。模型训练前需对参数进行初始化设置，本文设置迭代次数为200，初始学习率为0.000 1，批样本数量为16。结果表明，模型训练62 epoch后损失值趋于稳定，得到训练完成的FCN模型。模型训练损失值曲线见图3。

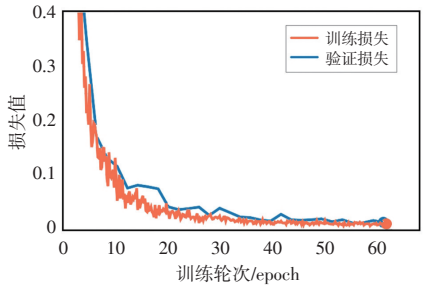


图3 FCN模型训练损失值曲线图

2.4 模型测试与精度评价

本文对训练完成的FCN模型进行精度评价，为便于显示，将测试集提取结果灰度值设置为0和255，其中4幅测试集影像提取结果见图4，上方为测试集影像，下方为提取结果。

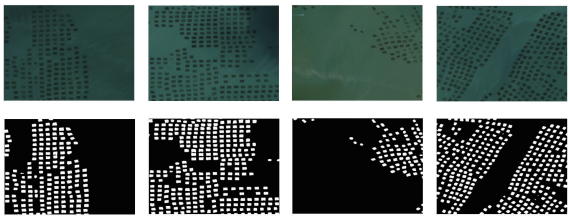


图4 养殖区提取结果图

本文选取精确度（Precision）、召回率（Recall）、F_1-score、Kappa系数作为为评价指标，这些指标根据混淆矩阵[23]计算得到。Precision为在所有预测为正类别的样本中，真实正类别的比例。Recall为在所有真实正类别的样本中，被正确预测为正类别的比例。F_1-score则是Precision和Recall的调和平均数。Kappa系数用于衡量模型预测值与真实样本之间的一致性程度。随机选取5个区域，利用FCN模型提取紫菜养殖区，提取结果见表1，可以看出，3个区域的Precision达到99%以上，平均值可达98.7%，说明提取结果精度较高，错提的像元较少；Recall的平均值为91.6%，说明漏提率较低，绝大多数养殖区被正确识别；F_1-score和Kappa系数的平均值分别为93.0%和92.4%，说明该模型能有效识别紫菜养殖区，稳定反映实际情况。

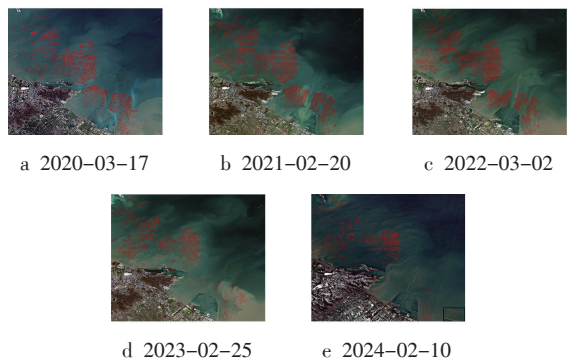
表1 提取结果精度评价表/%

区域	Precision	Recall	F_1-score	Kappa系数
区域1	98.5	92.9	94.1	92.7
区域2	97.8	93.1	93.9	93.1
区域3	98.9	90.3	92.5	92.3
区域4	99.1	93.3	93.6	94.1
区域5	99.5	88.7	91.3	90.2
平均值	98.7	91.6	93.0	92.4

3 养殖区提取与时空变化分析

3.1 养殖区提取

利用训练好的养殖区提取模型对研究区的养殖区进行提取。由于利用原始影像进行提取的精度较低，因此先将原始影像分割为100张1 098像素×1 098像素的影像，再分别进行提取，最后拼接成完整的图像。本文基于研究区2020—2024年的Sentinel-2卫星遥感影像进行提取，并将提取结果与原始遥感影像进行叠加。遥感影像来源于欧空局网站（https://dataspace.copernicus.eu/news），最终结果见图5。



a 2020-03-17　b 2021-02-20　c 2022-03-02

d 2023-02-25　e 2024-02-10

图5 2020—2024年连云港近海紫菜养殖区提取结果

3.2 养殖区时空变化分析

根据2020年Sentinel-2遥感影像，连云港市紫菜养殖区大致可分为A、B、C三个区域（图6），区域A为秦山岛以西、连岛以北海域，养殖区最多、分布最广；区域B为连岛延伸线以南到徐圩港西北侧，养殖区面积最小；区域C为徐圩港东侧海域，养殖区数量适中。基于2020—2024年养殖区提取结果，统计区域A、B、C的养殖区面积，结果见图7，可以看出，3个区域的养殖区面积均呈先增后减的变化趋势。2020—2024年连云港海域总养殖面积分别为8 578、12 850、11 474、7 006和4 751 hm^2。对2020—2024年研究区紫菜养殖区的提取结果进行逐年叠加分析，并叠加显示到遥感影像上，结果见图8。

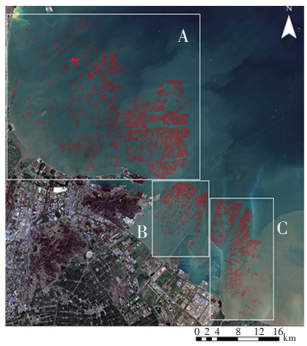


图6　2020年养殖区空间分布图

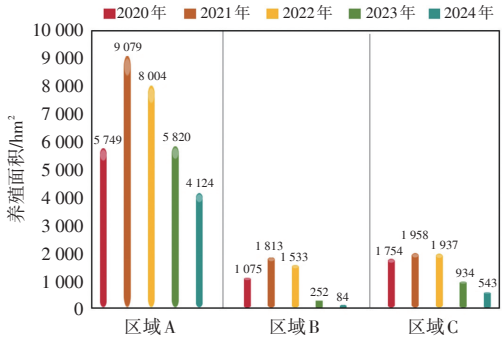


图7　2020—2024年不同区域养殖区面积

注：底图为2020-03-17连云港Sentinel-2影像。



2020—2021年　2021—2022年　2022—2023年　2023—2024年

图8　研究区域养殖区逐年变化情况图

本文分别对3个区域不同年份养殖区不变、增加和减少的像元面积进行统计分析，结果表明：区域A在2020—2021年养殖区面积约增加了4 500 hm²，增幅接近60%，只有极少数海域的养殖区面积减少；2021—2024年养殖区虽仍有小幅增加，但整体呈持续下降趋势，每年新增养殖区面积均为1 000 hm²，而每年减少的养殖区面积分别为2 000、3 200和2 700 hm²，年减少速率为20%~40%，2024年养殖区面积仅剩4 000余hm²。总体而言，距离海岸较近的海域养殖区减少幅度较大，而距离海岸较远的海域养殖区减少幅度较小。区域B在2020—2021年北部养殖区几乎未发生变化，而南部海域新增约900 hm²养殖区，但同时减少了约200余hm²养殖区；2022年的主要变化表现为西北部养殖区的缩减，面积约为630 hm²，约占2021年养殖区总面积的1/4，其余海域仅有少数养殖筏架的增加和减少；2022—2023年养殖区大规模减少，约为1 300 hm²，整体规模缩减了80%以上；2023—2024年养殖区持续减少，约减少200 hm²，2024年2月仅剩下零星几处养殖筏架，据调查养殖区的显著减少主要是由连云港市主动实施的压缩紫菜养殖规模政策所致[24]。区域C在2020—2021年养殖筏架增加规模略大于减少规模，养殖区总面积增加约200 hm²；2021—2022年养殖区总体规模变化较平稳，增加与减少面积均在300 hm²左右；2022—2024年原有近岸养殖区大规模减少，约减少了1 400 hm²，但在东北海域出现了小规模养殖区的增加，主要原因是连云港市大力推动紫菜养殖区向深海区域拓展。

综上所述，2020—2021年连云港近海紫菜养殖区面积增加，而2022—2024年则呈持续减少趋势。2020—2021年由于市场需求大、电商平台发展快、养殖技术提升，养殖区规模呈增加趋势。2022—2024年养殖区规模呈持续缩减趋势，其原因在于，2021年养殖规模骤然扩大，养殖区过密且缺乏有效管理，导致海水营养流失，水质变差；连云港市于2022年初宣布为实现科学养殖和推进近岸海域污染防治工作主动压缩紫菜规模，并将紫菜养殖向深海推进。

4　结　论

本文基于2020—2024年连云港近海域10 m分辨率Sentinel-2卫星遥感影像，利用FCN模型构建了紫菜养殖区提取模型并进行精度评定；在此基础上提取了研究区近5年的紫菜养殖区，并进行了时空特征分析。根据研究结果得出以下结论：

1）本文模型的Precision、Recall、F_1-score、Kappa系数分别为98.7%、91.6%、93.0%、92.4%，均达到90%以上，满足相关研究需要。

2）2020—2024年连云港紫菜养殖区面积先增后减，增加速率为49%，减少速率为20%~40%；在空间上近岸养殖区持续减少，深海养殖区缓慢增加。

本文还有值得改进的地方：受限于Sentinel-2卫星发射时间，本文选择时间跨度不够大，后续考虑更换遥感卫星进行更长时序的紫菜养殖区提取和时空分析；本文仅采用FCN模型进行紫菜养殖区的提取，后续考虑采用多个模型进行紫菜养殖区的提取并进行对比分析。

参考文献

[1]　许海蓬，高光军，杨晖，等. 基于无人机可见光影像的紫菜养殖筏架信息提取方法及应用[J]. 应用海洋学学报，2024,43(1):75-83

[2]　龚其龙. 连云港市连云区紫菜产业发展现状调查及对策研

究[D]. 扬州:扬州大学,2022
[3] 王鑫华,刘建强,邢前国,等. 基于海岸带成像仪CZI的连云港紫菜养殖动态监测[J]. 海洋科学,2021,45(7):9-17
[4] 卢霞,顾杨,王晓静,等. 连云港近海紫菜养殖区遥感识别、空间变异和驱动分析[J]. 海洋科学,2018,42(7):87-96
[5] Meng D, Yang X, Wang Z, et al. Spatial Distribution and Differentiation Analysis of Coastal Aquaculture in China Based on Remote Sensing Monitoring[J]. Remote Sensing,2024,16(9):1 585
[6] Hou T T, Sun W W, Chen C, et al. Marine Floating Raft Aquaculture Extraction of Hyperspectral Remote Sensing Images Based Decision Tree Algorithm[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022(111):102 846
[7] 武义洲,胡德勇. 基于Sentinel-2卫星影像的滨海筏式养殖区提取研究[J]. 首都师范大学学报(自然科学版),2024,45(5):11-18
[8] 黄晓涵,黄文龙. 基于深度学习的多时序遥感影像水稻提取研究[J]. 地理空间信息,2023,21(8):61-64
[9] 侯英卓,纪灵,邢前国,等. 卫星遥感辅助的大型海藻养殖动态对比监测:以威海市为例[J]. 自然资源遥感,2023,35(2):34-41
[10] Lu X, Zhang Y, Zhang S, et al. Spatial Change Analysis of Porphyra Yezoensis Aquaculture in the Lianyungang Coastal Area by the Use of Remote Sensing and Geographic Information System Technology[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing,2019, 47:1 609-1 622
[11] 许海蓬,张彦彦,陈志远,等. 近10年连云港海域紫菜养殖区遥感监测与分析[J]. 现代测绘,2019,42(3):10-14
[12] 林辉,卢霞,王晓新,等. 江苏近海紫菜养殖区的空间扩张模式研究[J]. 海洋通报,2021,40(2):206-216
[13] 陈飞,张耀存,姜有山,等. 连云港海区养殖优质条斑紫菜原因研究[J]. 气象科学,2005,25(5):5 534-5 542
[14] 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
[15] 赵业隆. 基于哨兵2卫星水色异常水体识别与典型内陆水体水色时空变化分析[D]. 阜新:辽宁工程技术大学,2021
[16] 敦力民,尹海丹,马嵩. 基于哨兵2号时序影像的水华提取[J]. 地理空间信息,2024,22(1):44-48
[17] 胡姣婵,黄梦迪,于浩洋,等. 基于哨兵二号遥感影像的近海养殖区提取方法研究[J]. 海洋环境科学,2022,41(4):619-627
[18] 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
[19] 岳增友. 基于深度学习的高分影像养殖区提取方法[D]. 青岛:中国石油大学(华东),2021
[20] 张会影,刘雅林. 基于深度学习技术的研究[J]. 网络安全技术与应用,2024(8):41-43
[21] Mu R, Zeng X. A Review of Deep Learning Research[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 2019, 13(4):1 738-1 764
[22] 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
[23] 李龙坤,蔡玉林,徐慧宇,等. 基于卷积神经网络和数据融合的筏式养殖区提取[J]. 海洋学报,2023,45(8):155-165
[24] 龚其龙,徐啸涛. 连云港市连云区紫菜产业发展现状及SWOT分析[J]. 中国食品工业,2022(7):54-58

(上接第6页)

[15] 李昌元,刘国栋,谭博. 基于PCA和KPCA的高光谱遥感数据降维对比研究[J]. 地理空间信息,2022,20(7):89-93
[16] Sandler M,Howard A,Zhu M L,et al. Mobile NetV2:Inverted Residuals and Linear Bottlenecks[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,Salt Lake City, UT,USA,2018:4510-4520
[17] Hu W, Huang Y, Wei L, et al. Deep Convolutional Neural Networks for Hyperspectral Image Classification[J]. Journal of Sensors,2015(1):258 619
[18] Zhao W, Du S. Spectral-spatial Feature Extraction for Hyperspectral Image Classification: A Dimension Reduction and Deep Learning Approach[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2016,54(8):4 544-4 554
[19] Chen Y, Jiang H, Li C, et al. Deep Feature Extraction and Classification of Hyperspectral Images Based on Convolutional Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2016,54(10):6 232-6 251
[20] Roy S K,Keishna G,Dubey S R,et al. Hybrid SN: Exploring 3D-2D CNN Feature Hierarchy for Hyperspectral Image Classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2020,17(2):277-281
[21] Sun L, Zhao G, Zheng Y, et al. Spectral-spatial Feature Tokenization Transformer for Hyperspectral Image Classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2022,60:1-14