引文格式：王青青,王永杰,汪小渟,等. 利用高分二号影像提取红树林分布范围[J]. 地理空间信息, 2026, 24(5): 90-94. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.05.017

利用高分二号影像提取红树林分布范围

王青青[1]，王永杰[1]，汪小渟[1]，刘善伟[2]
（1. 星际空间（天津）科技发展有限公司，天津 300384；2. 中国石油大学（华东），山东 青岛 266580）

摘　要：红树林在抵御海浪、净化海水、保护海岸线等方面具有重要作用，但其生态系统较简单，缓冲能力较弱，一旦遭受破坏很难恢复，因此加强红树林湿地监测，准确掌握红树林分布范围与群落构成，对海岸带生态平衡与湿地资源管理具有重要意义。采用面向对象、DeepLabV3+等方法开展了基于高分二号影像的红树林分布范围多特征提取方法对比研究，旨在全面评估机器学习与深度学习方法在红树林提取任务中的性能差异，深入分析不同网络架构的深度学习方法的适用性。结果表明，DeepLabV3+方法能更好地表达红树林的轮廓细节信息，更适用于复杂场景下的红树林分布范围提取。

关键词：红树林；分布范围提取；面向对象；深度学习
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）05-0090-05

Mangrove Distribution Range Extraction Using GF-2 Images

WANG Qingqing[1], WANG Yongjie[1], WANG Xiaoting[1], LIU Shanwei[2]
(1. StarGIS (Tianjin) Technology Development Co., Ltd., Tianjin 300384, China;
2. China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China)

Abstract: Mangrove plays a great role in resisting waves, purifying seawater, and protecting coastlines, but the ecosystem of mangrove is relatively simple, the buffer capacity is weak, and it is difficult to recover once damaged. Therefore, strengthening the monitoring of mangrove wetlands and accurately grasping the distribution range and community composition of mangroves are of great significance for the ecological balance of coastal zone and the management of wetland resources. We used object-oriented, DeepLabV3+ and other methods to carry out a comparative research on the multi-feature extraction method of mangrove distribution range based on GF-2 images. The results show that the DeepLabV3+ method can better express the contour details of mangroves, and is more suitable for mangrove distribution range extraction.

Key words: mangrove, distribution range extraction, object-oriented, deep learning

红树林生长在海陆交界的滩涂浅滩区域，在防浪固堤、净化海岸等方面具有重要作用[1]。1950年以来我国红树林面积不断减少[2]，红树林的退化或丧失可导致生态系统稳定结构发生重大转变，甚至于消失[3]。因此，加强我国红树林湿地保护管理工作，掌握红树林现存分布范围[4]迫在眉睫。通常红树林的生长区域难以进行大规模野外踏勘[5]。遥感技术具有观测范围大、受地面限制少、无需进入现场等特点，能更加高效地监测红树林[6]，影像的空间分辨率一般高于30 m[7]。提取方法以面向对象方法为主，近年来深度学习方法的相关研究也在逐步增多。随着影像包含的地物信息越来越丰富，仅采用光谱信息难以取得很好的提取效果，而植被指数等信息的加入可增大不同树种类型之间的差异，增加种间区分度[8-9]。因此，本文以英罗港红树林为研究对象，基于国产高分二号（GF-2）遥感影像，采用面向对象与深度学习方法提取了红树林的分布范围，以实现对红树林的动态监测。

1　研究区概况与技术路线

本文以国产GF-2号多光谱影像为研究数据，选取广东省与广西壮族自治区交界处的英罗港（21°25′~21°37′N、109°42′~109°50′ E）作为研究区，包括广东省湛江市高桥国家级红树林自然保护区和广西山口国家级红树林自然保护区的核心地区。该区域红树林资源十分丰富，景观独特，混生群落较多，是多种珍稀鸟类与海洋生物的栖息场所，具有极高的观赏价值与研究意义。

本文围绕高分辨率遥感影像红树林分布范围提取，采用面向对象、DeepLabV3+等4种方法开展基于GF-2号影像的红树林分布范围多特征提取方法对比研究，并与目视解译结果进行对比分析，探讨适用于

第一作者简介：王青青（1997—），硕士，助理工程师，研究方向为行业解决方案编写，E-mail：17602212853@163.com。

高分辨率卫星遥感影像的红树林分布范围提取方法。

2　实验方法

2.1　植被指数特征提取

由于植被在红光与近红外波段的反射率、吸收率具有较大差异，因此对二者进行线性或非线性组合运算后可表达不同类型的地物信息[10]。为了更好地提取红树林分布范围，本文通过归一化植被指数[11]（NDVI）、增强植被指数[12]（EVI）、归一化差异水体指数[13]（NDWI）来增加不同地物间的区分度。NDVI在计算植被覆盖度、估算生物量、监测植被生长情况等方面应用广泛，可增强植被信息，在一定程度上反映植被当前的生长情况。EVI是对NDVI的改进，引入蓝光波段可减少大气气溶胶和土壤噪声对植被的影响，适用于植被生长茂密区域。NDWI可最大程度地突出水体信息。水体在近红外波段的吸收率最高，而植被在近红外波段的反射率最高，因此结合该指数可去剔除水体对红树林提取时的影响。3种指数的取值范围均为−1~1。

$$\mathrm{NDVI}=\frac{\rho_{\mathrm{NIR}}-\rho_{\mathrm{Red}}}{\rho_{\mathrm{NIR}}+\rho_{\mathrm{Red}}} \tag{1}$$

$$\mathrm{EVI}=\frac{2.5(\rho_{\mathrm{NIR}}-\rho_{\mathrm{Red}})}{\rho_{\mathrm{NIR}}+6\rho_{\mathrm{Red}}-7.5\rho_{\mathrm{Blue}}+1} \tag{2}$$

$$\mathrm{NDWI}=\frac{\rho_{\mathrm{Green}}-\rho_{\mathrm{NIR}}}{\rho_{\mathrm{Green}}+\rho_{\mathrm{NIR}}} \tag{3}$$

式中，ρ_{NIR}、ρ_{Red}、ρ_{Blue}、ρ_{Green}分别为植被在近红外、红光、蓝光、绿光波段的反射值。

2.2　面向对象的分割算法

Baatz M等[14]在1999年首次提出面向对象的相关概念，将待分类的遥感影像分割为多个子区域，即对象。该方式解决了像素级分类带来的“椒盐”现象，并取得了良好的分类精度。自此面向对象的方法在分割领域应用颇多，其中最常用的方法为多尺度分割。多尺度分割通常需要尺度参数与形状因子两个参数，尺度参数是基于影像结果加权影像的均一性设置的，值越大，分割的轮廓越大，分为颜色和形状两个标准，二者之和为1；形状因子由平滑度和紧致度决定，二者之和为1，平滑度反映对象周围的流畅程度，紧致度反映整体的紧致程度。

2.3　语义分割算法

自1998年起人工神经网络逐步应用于图像分割领域[15]。语义分割融合了目标检测、图像分割的概念，将一幅图像分为具有不同含义的对象，且每个对象的像素都具有对应的类别，是图像分割的一种。本文选取全卷积神经网络[16]（FCN）、U-Net[17]、DeepLabV3+[18]3种经典语义分割网络模型进行对比实验。随着时代不断发展和计算机性能逐渐提高，分割算法由原始的分水岭等无监督分类算法转变为卷积网络，其中FCN标志着语义分割进入了深度学习领域。FCN通过卷积层替换原来的全连接层，再进行上采样解决了原本池化层对图像尺寸的限制；最终采用Softmax得到所有像素点的分类类别，是语义分割网络模型中第一个采取端到端的网络模型，实现了像素级的分类。U-Net是基于FCN改进的网络模型，网络结构与字母U极为相似。因其网络结构简单、训练耗时短，逐渐得到各研究领域的关注，已被广泛应用于遥感影像分割等众多研究方向。U-Net包括编码和解码两部分，可同时获取影像的空间信息与上下文信息。编码部分由两个3×3的卷积模块和一个2×2的最大池化模块组成，卷积用于提取特征，最大池化用于降低维度，降低图像分辨率，池化后通过跳跃连接进行特征融合并作为下一层的输入。该网络在下采样过程中通过不断降低影像分辨率来得到不同尺度的影像信息，使模型得到的影像信息更加完整。解码部分由一个上采样的卷积层和两个3×3的卷积层组成一个上采样结构。上采样用于恢复因池化导致的图像分辨率降低，可使低分辨率部分在保留高级特征的基础上变为高分辨率。网络结构最后一层的卷积层用于输出分类结果，与Softmax激活函数连接将分类结果转为概率值，最终通过获得的特征层对每一个像素点进行分类。DeepLabV3+在DeepLabV3模型的基础上增加了一层解码层，共有两层。模型通过编码获得影像特征，再通过解码得到每个像素点对应的类别。DCNN为深度卷积神经网络，主干网络通常采用Resnet或Xception[19]分类网络。DeepLabV3+的特色之一是具有带有空洞卷积的空间金字塔池化模块[20]（ASPP），可进一步获取影像的多尺度信息，还可提高影像边界分割准确度。空洞卷积操作可在维持特征图大小不变的同时保持感受野与原始网络感受野大小相同，有利于获取更加丰富的语义信息，是DeepLabV3+模型分割的关键。ASPP包括一个1×1的卷积操作、3个不同膨胀率的空洞卷积操作和一个全局平均池化操作，其中Output_stride为输入影像与输出特征图之间的尺度之比。

DeepLabV3+模型的分割步骤具体包括：①通过DCNN获得图片浅层与深层的有效特征层，编码部分

采用不同膨胀率的膨胀卷积对影像进行深层特征提取，并堆叠获得的特征，利用1×1的卷积调整通道数，获得较高语义信息的特征层；②解码部分采用浅层特征进行1×1卷积，并与深层特征进行堆叠，即特征融合，再进行3×3卷积操作提取特征；③利用Resize将结果调整为同样大小的输出影像，获得分割结果。

3 实验参数设置

3.1 植被指数特征提取

本文选取GF-2号影像数据预处理后4个波段中的红树林、水体与其他3种地物各200个样本点，生成不同位置的植被指数值。不同地物的植被指数分布见图1，可以看出，3种指数中红树林数值区间与水体、其他地物间存在较大差异，能稳定反映植被信息。在叶绿素的吸收作用下，植被光谱反射曲线在红光波段的反射率较低，而叶肉组织的反射作用促使植被在近红外波段具有较高的反射率，因此可通过添加植被指数来增加红树林与其他地物之间的光谱差异性，从而提高红树林分布范围提取精度。将提取的植被指数特征与原始影像组合构建特征组合影像集合，包括GF-2号影像蓝光、绿光、红光、近红外波段4个原始光谱特征，NDVI、EVI、NDWI等3个植被指数特征。

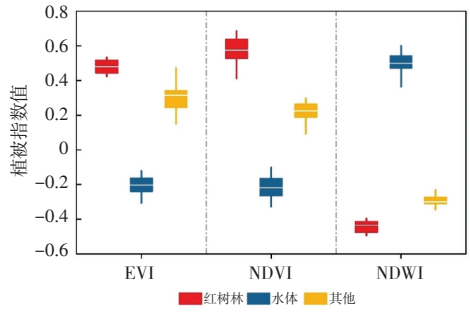
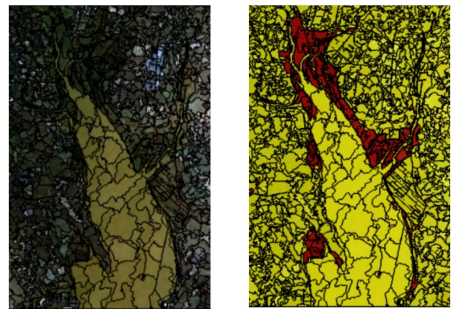


图1 植被指数分布

3.2 多尺度分割参数设置

相关研究表明，分割尺度在面向对象分割过程中作用显著[21]。若分割尺度过大，分割对象将包含多个不同地物，导致无法区分红树林与其他地物；若分割尺度过小，则会出现大量碎斑，导致同一个地物被分割为两个对象。本文通过多次试验，设置最佳分割尺度为300，平滑度为0.4，紧致度为0.6，分割结果见图2a，可以看出，该尺度下可良好的区分红树林与其他地物。在分割后的对象中分别选取红树林、其他地物两类样本进行分类，得到多尺度提取结果（图2b），图中红色区域为红树林，黄色区域为其他地物。



a 分割结果 b 提取结果

图2 面向对象的分割结果

3.3 语义分割实验参数设置

本文采用的主干网络为改进的Xception网络，网络结构见图3。首先在Entry flow中进行3×3的卷积操作；再采用3个1×1的深度可分离卷积操作代替普通3×3的卷积模块；然后在Middle flow中重复16次深度可分离卷积；最后在Exit flow中进行残差模块与深度可分离卷积操作。与ResNet相比，Xception将最大池化替换为带步长的空洞卷积，并在所有3×3的卷积后增加了BN层与ReLU激活函数，从而使模型计算量更少，耗时更短。

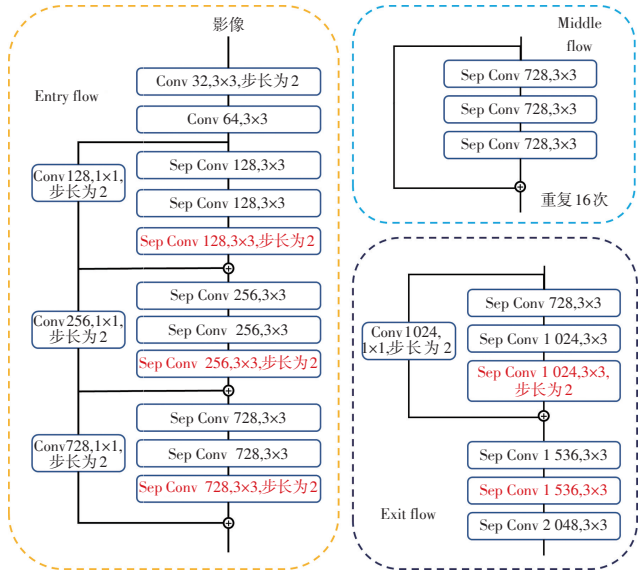


图3 改进的Xception结构

实验将原始影像数据与地面真值数据大小裁剪为128×128，各得到906张样本数据。设置样本训练集与测试集的比例为7∶3，训练迭代次数为450。以DeepLabV3+模型的训练过程为例，损失函数在迭代1 780次后模型趋于收敛，得到的DeepLabV3+模型训练结束后的模型与损失函数曲线见图4、5，可以看出，训练验证准确度为98.52%，训练耗时147 min48 s，随着迭代次数的增加，模型准确率处于平稳状态，模型未出现过拟合现象，模型训练效果良好。

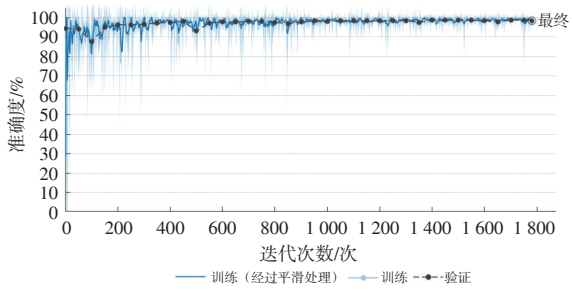


图4　模型训练曲线

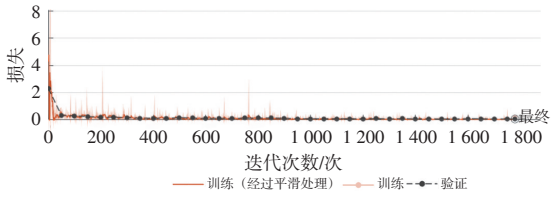


图5　损失函数曲线

4　研究结果分析

本文分别采用面向对象的方法与语义分割网络模型提取的红树林分布范围见图6，可以看出，4种方法的提取结果均与红树林目视解译结果较一致，未出现较明显的噪声现象；面向对象的方法得到的红树林范围边界更清晰；语义分割网络模型中DeepLabV3+模型的分割效果最优。

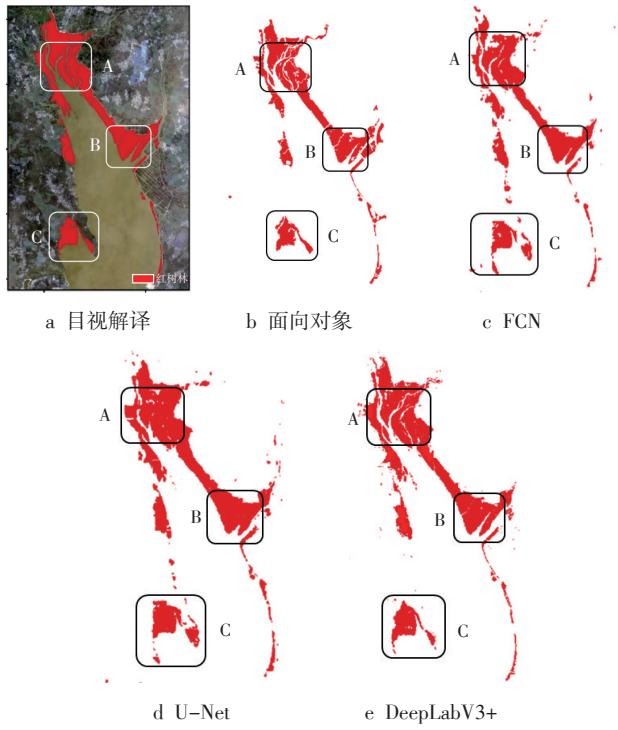
本文选取A、B、C三个区域进行局部对比分析：

1）区域A。U-Net模型对于边缘分割效果不明显，细节丢失严重，将红树林间的部分海水误认为红树林，与真实结果相差最大。其原因可能是，海水与红树林的交界处在光谱上较难区分。DeepLabV3+模型的分割结果具有较清晰的纹理与明显轮廓，具备优秀的边缘描绘性能。

2）区域B。4种方法提取的分布范围整体轮廓基本一致，但U-Net与FCN模型提取的边缘较粗糙，边缘分割不清晰；面向对象的方法与DeepLabV3+模型的分割更细化，红树林与海水分割明显，描绘的红树林边缘轮廓信息更加精细。

3）区域C。整体来看，面向对象方法与DeepLabV3+模型的分割效果较好，面向对象方法存在部分漏分现象，DeepLabV3+模型提取结果与目视解译结果基本一致，红树林轮廓细节清晰；U-Net与FCN模型分割结果存在部分斑块夸大现象，红树林周围部分其他地物被错分为红树林，导致红树林提取面积增大。

综上所述，DeepLabV3+模型的分割结果中仅存在少量错分现象，可识别细小的红树林斑块信息，清晰表达红树林的细节轮廓；面向对象的方法充分利用了像元间的光谱空间关系，采用基于对象的方式减轻了传统方法的“椒盐”现象，避免了红树林斑块的破碎化，使轮廓边界更加明显，纹理更清晰，分割对象轮廓边缘顺滑，分割效果更稳定；U-Net与FCN模型容易忽略红树林与其他地物的边界，分割结果较粗糙，较难区分红树林与海水的交界处，分割细节不明显，分割结果多连片分布，存在斑块边界提取不精确、边缘不清晰与错分现象，这可能是由于模型的泛化性不强，训练具有偶然性，数据不够均衡，导致模型分割时不够精细，对影像中的细节处理不敏感，丢失了部分细节信息。



a 目视解译　b 面向对象　c FCN

d U-Net　e DeepLabV3+

图6　红树林分布范围提取结果

不同分割方法提取结果的精度评价见表1。结果表明，从相对误差来看，面向对象方法的相对误差最小，U-Net模型最大，说明面向对象方法的结果更加接近真实情况，DeepLabV3+的相对误差为1.73%，提取结果较可靠；从提取精度来看，DeepLabV3+模型更适用于大范围分布的红树林提取。综上所述，DeepLabV3+模型提取红树林分布范围的效果最佳，提取优势最明显；相较于面向对象的方法，效果更加精细。

表1　红树林分布范围提取精度评定

方法	提取面积/hm²	相对误差/%	Kappa系数
面向对象	815.182	1.68	0.89
FCN	845.787	2.03	0.85
U-Net	852.586	2.86	0.84
DeepLabV3+	843.277	1.73	0.92

注：目视解译面积为828.925 hm²。

5 结 语

本文以红树林为研究对象，以高分辨率遥感影像为数据源，采用面向对象、DeepLabV3+、U-Net、FCN等4种方法开展了基于GF-2号影像的红树林分布范围多特征提取方法研究。结果表明，DeepLabV3+方法可以很好地描绘红树林的轮廓细节信息，更适用于高分辨率遥感影像的红树林分布范围提取。

参考文献

[1] 李想,刘凯,朱远辉,等. 基于资源三号影像的红树林物种分类研究[J]. 遥感技术与应用,2018,33(2):360-369

[2] 范航清,王文卿. 中国红树林保育的若干重要问题[J]. 厦门大学学报(自然科学版),2017,56(3):323-330

[3] 晏然,杨清书,冯建祥,等. 福建漳江口滨海湿地稳态结构演替及其驱动因素[J]. 应用海洋学学报,2025,44(1):157-166

[4] 奥勇,吴彦芸,张龙,等. 基于Sentinel-2数据的红树林快速提取方法[J]. 测绘科学,2024,49(7):123-133

[5] 吴后建,刘世好,贺东北,等. 中国红树林监测研究进展与展望[J]. 湿地科学与管理,2022,18(1):69-72

[6] 朱彬,廖静娟,沈国状. 红树林雷达遥感研究进展[J]. 遥感技术与应用,2021,36(5):959-972

[7] 郁林,党星海,纪婵,等. 珠海市湿地景观格局演变及其驱动力分析[J]. 地理空间信息,2021,19(11):48-53

[8] 吴玉琪,苏越,赵国帅,等. 基于无人机多光谱与PSPNet深度学习算法的红树林树种分类[J]. 林业勘察设计,2024,44(3):1-6

[9] 黄雨菲,路春燕,贾明明,等. 基于无人机影像与面向对象—深度学习的滨海湿地植物物种分类[J]. 生物多样性,2023,31(3):143-158

[10] Lorenzo E N,Jesus B D,Jara R J. Assessment of Mangrove Forest Deterioration in Zamboanga Peninsula, Philippines Using Landsat MSS Data[C]. Thirteenth International Symposium on Remote Sensing of Environment,1979

[11] Rouse J W,Haas R H,Schell J A,et al. Monitoring the Vernal Advancements and Retrogradation (Greenwave Effect) of Nature Vegetation. FinalRep. RSC 1978-4[R]. Texas:Texas A&M Univ.,1974

[12] Huete A, Justice C, Liu H Q. Development of Vegetation and Soil Indices for MODIS-EOS[J]. Remote Sensing of Environment,1994(49):224-234

[13] McFeeters S K. The Use of Normalized Difference Water Index (NDWI) in the Delineation of Open Water Features[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425-1432

[14] Baatz M, Schape A. Multi-resolution Segmentation: An Optimization Approach for High Quality Multi-scale Image Segmentation[C]. Beiträge zum AGIT-Symposium,2000

[15] Prakash H J, Samanta S, Rani C N, et al. Mangrove Classification Using Airborne Hyperspectral Avirisng and Comparing with Other Spaceborne Hyperspectral and Multispectral Data[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science,2021,24(2):273-281

[16] Shelhamer E,Long J,Darrell T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2015,39(4):640-651

[17] 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,2015

[18] Chen L C,Zhu Y,Papandreou G,et al. Encoder-decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation[C]. European Conference on Computer Vision, 2018

[19] 孟芳芳,许浩,方薇,等. 基于改进DeepLabV3+网络的卫星遥感图像林地提取[J]. 光学技术,2023,49(6):743-749

[20] 蔚铭阁,芮小平,邹亚荣,等. 基于CU-Net模型的红树林自动识别方法研究:以广东省珠海市淇澳岛为例[J]. 海洋学报,2023,45(3):125-135

[21] 郑艺,林懿琼,周建,等. 基于资源三号的雷州半岛红树林种间分类研究[J]. 国土资源遥感,2019,31(3):201-208