

引文格式: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(信息科学版),
2024,49(12):2261-2270.DOI:10.13203/j.whugis20230159



Citation: WANG Yanli, DONG Zhipeng, WANG Mi. *Ulva prolifera* Detection from High Resolution Remote Sensing Images Based on Dual-Path Convolutional Neural Networks[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(12): 2261-2270. DOI:10.13203/j.whugis20230159

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

王艳丽¹ 董志鹏² 王密³

1 山东科技大学测绘与空间信息学院, 山东 青岛, 266590

2 自然资源部第一海洋研究所, 山东 青岛, 266061

3 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉, 430079

摘要: 浒苔绿潮是一种危害巨大的海洋生态灾害。如何快速准确地检测出浒苔, 对其及时治理和促进海洋产业健康发展具有重要意义。针对高分辨率遥感影像浒苔检测中浒苔区域边界难以精确确定的问题, 提出一种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。首先, 基于高分辨率遥感影像中浒苔分布特性, 设计了一种双路卷积神经网络语义分割架构, 用于提取影像中浒苔区域和边界等属性特征; 然后, 提出一种基于浒苔边界辅助优化浒苔区域检测结果策略, 对初始浒苔检测结果优化处理获得精确浒苔区域检测结果; 最后, 进行定性对比实验和定量评价。结果表明, 所提方法对高分辨率遥感影像浒苔检测结果的F1分数、交并比和整体分类精度分别为88.25%、78.97%、98.99%, 能够实现对不同类型的浒苔精确检测, 获得良好的高分辨率遥感影像浒苔检测结果。

关键词: 浒苔; 高分辨率遥感影像; 卷积神经网络; 信息提取; 多特征融合

中图分类号: P237

文献标识码: A

收稿日期: 2023-05-04

DOI: 10.13203/j.whugis20230159

文章编号: 1671-8860(2024)12-2261-10

Ulva prolifera Detection from High Resolution Remote Sensing Images Based on Dual-Path Convolutional Neural Networks

WANG Yanli¹ DONG Zhipeng² WANG Mi³

1 College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China

2 The First Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266061, China

3 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping, and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Objectives: The green tide formed by *Ulva prolifera* (*U. prolifera*) is a harmful marine ecological disaster. The rapid and accurate detection is of great significance for timely management of *U. prolifera* and the healthy development of the marine industry. **Methods:** Because the boundary of *U. prolifera* area is difficult to be determined accurately in high resolution remote sensing images (HSRIs), an *U. prolifera* detection method for HSRIs based on dual-path convolutional neural networks (CNN) is proposed in this paper. First, a dual-path CNN semantic segmentation framework is designed based on the distribution characteristics of *U. prolifera* in HSRIs. The area and boundary of *U. prolifera* in HSRIs can be extracted simultaneously using the proposed framework. Then, the strategy for optimizing the initial *U. prolifera* area detection results based on *U. prolifera* boundary is proposed to improve the detection accuracy. **Results:** The experimental results show that the proposed method can extract *U. prolifera* accurately, with F1-score of 88.25%, intersection-over-union of 78.97% and over accuracy of 98.99%, which is better than other *U.*

基金项目: 山东省自然科学基金(ZR2022QD104, ZR2023QD113); 青岛市自然科学基金(23-2-1-73-zyyd-jch); 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室开放基金(22E01); 自然资源部海洋测绘重点实验室开放基金(2021A01)。

第一作者: 王艳丽, 博士, 讲师, 主要从事遥感影像高精度几何处理及信息提取。wangyanli@sdust.edu.cn

通讯作者: 董志鹏, 博士, 助理研究员。zhipengdong@fio.org.cn

prolifera detection algorithms. **Conclusions:** The proposed method can obtain good results for the detection of different types of *U. prolifera* in HSRIs.

Key words: *Ulva prolifera*; high resolution remote sensing image; convolutional neural network(CNN); information extraction; multi-feature fusion

浒苔(*Ulva prolifera*, *U. prolifera*)绿潮作为一种频发性的海洋生态灾害,每年对中国海洋产业的发展造成巨大损失^[1-2]。因此,如何能快速准确地检测出浒苔并对其状态进行监测,对浒苔绿潮及时治理、减少其危害和促进中国海洋产业健康发展具有重要意义。遥感影像具有观测范围大、重访周期短、多角度和多频次观测等特点,利用遥感影像浒苔检测已成为浒苔绿潮灾害监测的一种重要的技术手段^[3-5]。针对遥感影像浒苔检测,国内外学者开展了一些相关研究,根据浒苔检测过程中浒苔特征生成方式,浒苔检测方法可分为传统浒苔检测方法和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)浒苔检测方法。其中,前者需要人工设计浒苔特征对影像进行分类;而后者通过CNN结构自动学习与提取浒苔特征,实现浒苔检测。

传统的浒苔检测方法被广泛应用于不同类型的遥感影像浒苔检测,通常采用影像光谱比值指数、计算机视觉或二者相结合的方式实现影像浒苔区域检测。在影像光谱比值指数方面,采用归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、浮游藻类指数(floating algae index, FAI)、比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)、差值植被指数(difference vegetation index, DVI)和增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)等其中的一种或多种指数,实现中分辨率成像光谱仪、Landsat-8和Sentinel-2等影像中浒苔区域检测^[6-12]。在计算机视觉方面,半监督聚类算法、Canny算子和OTSU(maximal variance between clusters)阈值分割方法等被采用实现不同类型影像中浒苔区域检测^[13-16]。此外,一些研究将光谱比值指数与计算机视觉方法二者相结合实现影像浒苔区域检测^[17]。总之,传统浒苔检测方法多通过提取浒苔的光谱、纹理和叶绿素含量等特征,然后根据提取的特征对影像进行分类,实现影像中浒苔检测。该类方法对一定情况下的遥感影像浒苔检测可取得较好的效果,但由于遥感卫星复杂多变的拍摄条件,且每天产生大量的遥感影像,该类方法难以适应于不同环境下大数据量的遥感影像浒苔检测,算法的鲁棒性、普适性较弱。

CNN作为广泛使用的深度学习模型,其不需要人为设计图像特征,可基于其特有的网络结构,根据海量数据和标注自行进行图像特征提取与学习;另外,在训练数据充足的情况下,模型具有良好的泛化能力,能够在复杂多变的条件下依然保持良好的鲁棒性和普适性。因此,基于CNN的高分辨率遥感影像浒苔检测已成为当前研究的热点^[18-21]。如文献[22]提出使用超像素分割算法对无人机航空遥感影像进行分割,然后将分割获得的每个超像素影像块输入CNN进行分类,实现影像中的浒苔检测。文献[23]提出一种基于CNN的EPNet架构用于MODIS影像中的浒苔分类,实现对MODIS影像的浒苔检测。文献[24]提出一种由粗到精的CNN影像分割架构,实现对地球静止海洋彩色成像仪(geostationary ocean color imager, GOCI)影像中浒苔覆盖区域检测与提取。文献[25]提出了SRSe-Net架构,首先对影像进行超分重建提高待检影像分辨率,然后基于语义分割架构对超分影像进行浒苔检测。文献[26]将SE(squeeze and excitation)模块融合到生成对抗网络中,基于设计的网络架构提取MODIS影像中浒苔区域。相较于传统的浒苔检测方法,基于CNN的浒苔检测方法对不同类型的遥感影像浒苔检测可取得更好的效果。但由于高分辨率遥感影像中浒苔区域存在边界模糊和弥散性分布等现象,如图1所示,现有CNN浒苔检测方法通常难以精确确定浒苔区域边界。

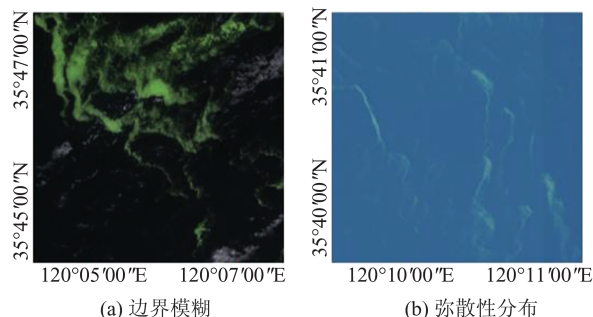


图1 高分辨率遥感影像浒苔分布特性样例

Fig. 1 Example of Distribution Characteristics of *U. prolifera* in High Resolution Remote Sensing Images

针对高分辨率遥感影像浒苔检测中浒苔区域边界难以精确确定的问题,本文提出一种基于双路卷积神经网络(dual-path convolutional neu-

ral networks, DPCNN) 的高分辨率遥感影像浒苔检测方法。首先,基于高分辨率遥感影像中浒苔分布特性,设计了 DPCNN 语义分割架构,用于提取影像中浒苔区域和边界等属性特征。然后,提出基于浒苔边界辅助优化浒苔区域检测结果策略,对初始浒苔检测结果优化处理获得精确浒苔区域检测结果。最后,通过定性对比实验与定量评价指标方法验证本文方法的有效性。

1 方法

1.1 实验区域和数据

大规模语义分割数据集是基于 CNN 语义分割架构发挥高性能的基础与关键。为此,本文通过收集不同辐射亮度、不同云雾覆盖量和不同光照强度的多源高分辨率遥感卫星影像,对多源影像数据进行处理建立大规模高分辨率遥感影像浒苔语义分割数据集。现有研究表明,浒苔多起源于中国苏北浅滩一带,然后向西北方向漂移,并在黄海快速繁殖爆发,最后在山东半岛登陆。因此,本文通过收集覆盖苏北浅滩至山东半岛范围内的高分一号(GaoFen-1, GF-1)B/C/D、高分二号(GaoFen-2, GF-2)和资源三号 02(ZiYuan3-02, ZY3-02)等多光谱影像数据进行本文方法的测试验证。其中 GF-1 B/C/D、GF-2 和 ZY3-02 的影像分辨率分别为 8 m、4 m 和 5.8 m;此外,高分辨率多光谱遥感影像包含蓝(0.45~0.52 μm)、绿(0.52~0.59 μm)、红(0.63~0.69 μm)和近红外(0.77~0.89 μm)4 个波段,本文中选取红、绿、蓝波段生成真彩色影像。在真彩色影像中,浒苔通常呈现为绿色,与近海岸地物、云和海水等有明显的区分,有利于影像中浒苔区域的检测与提取。

本文通过收集、裁剪和标注 GF-1 B/C/D、GF-2 和 ZY3-02 多光谱影像数据,建立浒苔语义分割数据集。在建立的浒苔语义分割数据集中,包含 1 334 幅尺寸大小为 512×512 像素的影像块,其中随机选择 800 幅影像块作为训练集、267 幅影像作为验证集和 267 幅影像作为测试集。

1.2 DPCNN 语义分割架构

基于 CNN 的语义分割架构通常对边界明显、与图像背景间像素梯度变化剧烈的目标区域具有良好的语义分割结果。而由于卫星传感器曝光时间和海洋波浪、潮汐、洋流等原因,高分辨率遥感影像中浒苔区域边界通常较模糊,存在弥散性分布现象,现有 CNN 语义分割架构难以精确检测影像浒苔区域边界。针对高分辨率遥感

影像浒苔存在边界模糊和弥散性分布等特点,本文设计了一种适合高分辨率遥感影像浒苔检测的 DPCNN 语义分割架构,如图 2 所示。

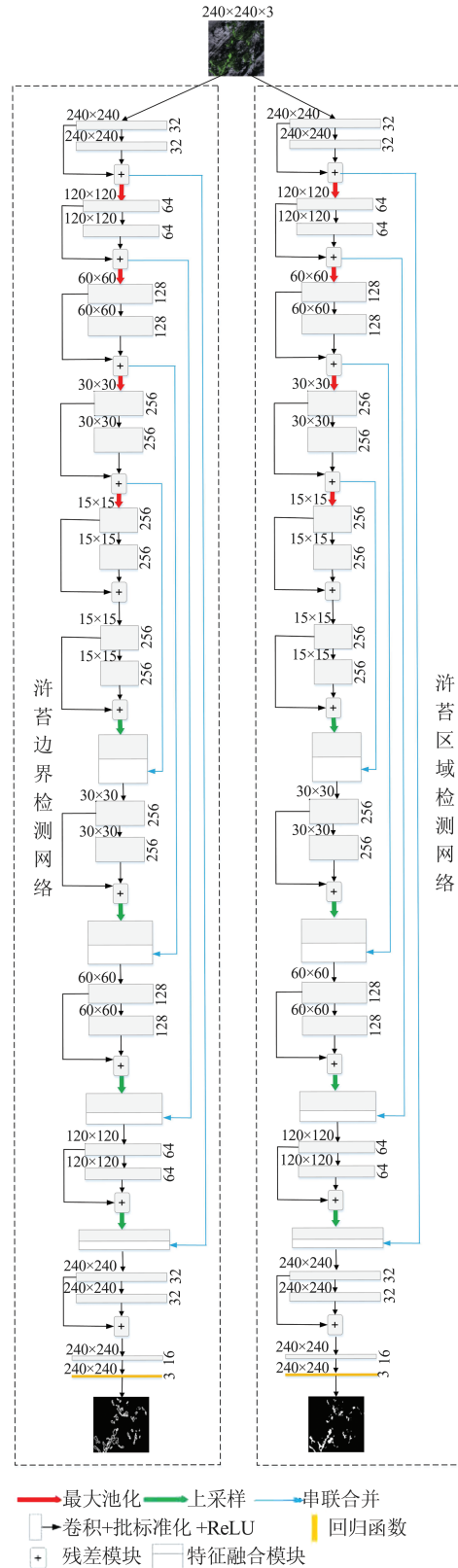


图 2 DPCNN 浒苔语义分割架构
Fig. 2 *U. prolifera* Semantic Segmentation Framework Based on DPCNN

DPCNN架构借鉴多属性目标特征融合检测思想,通过多任务训练损失函数实现影像中浒苔区域检测、边界检测等多属性特征的提取,对浒苔区域、边界等多属性特征融合处理,实现影像中各种类型的浒苔区域精确检测。如图2所示,该架构包含双路CNN,一路用于提取影像中浒苔区域,一路用于提取影像中浒苔区域边界;通过CNN强大的自适应目标特征提取与学习能力,获得高置信度的初始浒苔检测结果和边界依附性良好的浒苔边界检测结果。

在DPCNN遥感影像浒苔语义分割架构设计中,融合了残差模块优化训练网络参数、编码阶段底层特征位置信息与解码阶段高层特征语义信息相结合、输入影像与输出目标属性特征尺寸等尺度对称等优势,每路CNN语义分割网络包含网络编码和解码两个阶段。在编码阶段使用五级特征对影像特征进行提取,在每级特征上有两个特征图用于提取影像特征和一个残差模块优化特征图训练参数。在解码阶段,有六级特征用于影像特征提取,其中前五级特征中每级特征上有两个特征图,且融合了编码阶段对应级别底层的位置信息用于影像特征提取;第六级特征上只有一个特征图,用于提取的影像特征融合,进行像素类别分类。在第六级特征图后面衔接logistic层,用于将第五级特征输出值映射到0~1范围内,该层输出值用于计算网络训练损失和预测

$$L_{UPBDN}(\{UPB_{kijr}^{\xi}, UPB_{kijr}^*\}) = \left\{ \frac{1}{3hmn} \sum_k^h \sum_i^m \sum_j^n \sum_r^3 \left[((1 == UPB_{kijr}^*) ? 1 : \delta) \times (UPB_{kijr}^{\xi} - UPB_{kijr}^*)^2 \right] \right\}^{0.5} \quad (4)$$

式中, L 、 L_{UPDN} 和 L_{UPBDN} 分别为DPCNN语义分割架构、浒苔检测网络(*U. prolifera* detection network, UPDN)架构和浒苔边界检测网络(*U. prolifera* boundary detection network, UPBDN)架构训练损失函数;UP和UPB分别表示浒苔(*U. prolifera*, UP)和浒苔边界(*U. prolifera* boundary, UPB); λ 为UPDN架构和UPBDN架构训练损失平衡系数, λ 为0.4; h 为训练批量中包含的影像数; m 和 n 分别为输入影像的高度和宽度; UP_{kijr}^{ξ} 和 UP_{kijr}^* 分别为UPDN的logistic层在 (r, j, i, k) 位置的输出值和对应的归一化真值标注; UPB_{kijr}^{ξ} 和 UPB_{kijr}^* 分别为UPBDN的logistic层在 (r, j, i, k) 位置的输出值和对应的归一化真值标注;在训练UPBDN时,由于目标像素数与背景像素数存在较大差异,则平衡系数 δ 用于平衡目标像素数与背景像素数间的差异,本文设置为0.02。

在DPCNN高分辨率遥感影像浒苔语义分割

网络分类结果,其中logistic函数的计算式为:

$$s(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

式中, x 为第六级特征层输出值;

在DPCNN语义分割架构中,输入图像的高、宽和波段数分别为240、240和3,在最大池化层中,卷积核的尺寸和步长均设置为2,卷积层的卷积核尺寸、步长和扩充分别设置为3、1和1。在本文中,使用随机梯度下降法对网络参数进行训练,其中批量大小设置为 $10^{[27]}$ 。训练过程中动量和权重衰减分别设置为0.9和0.0001。在训练网络时,前50000次训练批量的学习速率设置为0.0001,后50000次训练批量的学习速率设置为0.00001。在本文浒苔和边界标注中,目标区域和背景区域分别用(255, 255, 255)和(0, 0, 0)表示。当网络进行参数训练时,浒苔和边界标注中的像素值除以255,将像素值映射到0~1,用于网络损失函数的计算。基于归一化后的真值标注与logistic层的输出值进行语义分割架构的训练损失,DPCNN语义分割架构训练损失计算如下:

$$L(\{UP_{kijr}^{\xi}, \{UPB_{kijr}^{\xi}, \{UPB_{kijr}^*\}\}) = \lambda L_{UPDN}(\{UP_{kijr}^{\xi}, UP_{kijr}^*\}) + (1 - \lambda) L_{UPBDN}(\{UPB_{kijr}^{\xi}, UPB_{kijr}^*\}) \quad (2)$$

$$L_{UPDN}(\{UP_{kijr}^{\xi}, UP_{kijr}^*\}) = \left[\frac{1}{3hmn} \sum_k^h \sum_i^m \sum_j^n \sum_r^3 (UP_{kijr}^{\xi} - UP_{kijr}^*)^2 \right]^{0.5} \quad (3)$$

架构测试过程时,将其两个logistic层输出值乘以255,映射到0~255范围内。使用式(5)对两个logistic层映射后的值计算,生成两个单波段影像^[28]。单波段影像像素值与设定的阈值200比较,如果大于或等于阈值,则预测结果中与该单波段影像对应位置处的像素为浒苔或者浒苔边界,反之为背景像素,进而获得影像的初始浒苔检测结果和浒苔边界检测结果。

$$\psi_{ij} = B_{ij}^1 \hat{\xi}_1 + B_{ij}^2 \hat{\xi}_2 + B_{ij}^3 \hat{\xi}_3 \quad (5)$$

式中, ψ_{ij} 为单波段影像中位置 (i, j) 的像素值; B_{ij}^1 、 B_{ij}^2 和 B_{ij}^3 分别为logistic层在位置 (i, j) 的输出值; $\hat{\xi}_1$ 、 $\hat{\xi}_2$ 和 $\hat{\xi}_3$ 为转换系数,分别设置为0.299、0.587和0.114。

1.3 边界辅助浒苔区域优化策略

基于DPCNN浒苔语义分割架构可获得高分辨率遥感影像的初始浒苔区域检测结果和浒苔

边界检测结果,其中在初始浒苔区域检测结果中,可准确地检测出影像中明显的浒苔区域,但难以检测出处于影像浒苔区域边界位置模糊、弥散性分布的浒苔区域;在浒苔边界检测结果中,可准确地获得影像中不同类型的浒苔区域边界,因此通过浒苔边界检测结果辅助优化初始浒苔区域检测结果,可准确地检测出影像中不同类型的浒苔区域。针对如何基于浒苔边界优化初始浒苔区域检测结果,本文提出一种基于边界辅助浒苔区域优化策略,该策略具体实施过程如图 3 所示。在图 3 中,首先将浒苔初始检测结果与浒苔边界检测结果叠加,在叠加结果中浒苔区域存在一些间隙和噪声。本文通过统计分析提出两种规则,对叠加后的浒苔区域进行判断优化处理,消除浒苔区域的间隙和噪声,进而获得准确的影像浒苔区域。

规则 1:在叠加结果中,基于影像像素为浒苔或非浒苔的类别标签进行区域增长,如果某个非浒苔区域的像素数小于 300,则该区域为影像浒苔区域内部间隙,将该非浒苔区域像素标签转变为浒苔。

规则 2:在区域增长结果中,如果某个浒苔区域的像素数小于 100,则该浒苔区域为噪声,将该区域像素标签转变为非浒苔。

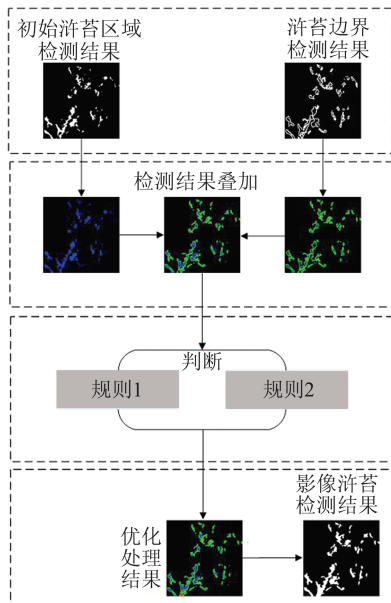


图 3 边界辅助浒苔区域优化过程

Fig. 3 Boundary Assisted Optimization Process for *U. prolifera* Area

1.4 评价准则

本文中使用时定性与定量对比评价验证本文方法的有效性。其中,定性评价使用目视判别;

定量评价使用准确率 P 、召回率 R 、F1 分数、交并比(intersection-over-union, IOU)和整体分类精度(over accuracy, OA)等指标^[29]。F1 分数的取值范围为 $[0, 1]$,当 F1 分数值越大,说明算法的浒苔检测结果精度越高,反之亦然。IOU 的取值范围为 $[0, 1]$,当 IOU 值越大,说明算法的浒苔分割结果与真值标注越一致,反之亦然。OA 的取值范围为 $[0, 1]$,当 OA 值越大,说明算法的影像分类精度越高,反之亦然。上述指标的计算式分别为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$F1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (8)$$

$$IOU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (9)$$

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (10)$$

式中,TP(true positive)表示正确检测影像中浒苔像素数;FP(false positive)表示将影像中浒苔像素错误检测为背景像素数;TN(true negative)表示正确检测影像中背景像素数;FN(false negative)表示将影像中背景像素错误检测为浒苔像素数。

2 实验结果与分析

将本文方法与其他先进的浒苔检测算法进行对比测试,全面验证本文方法的有效性。本文所有实验的运行平台为一台包含 NVIDIA Quadro M4000 图像显卡(8 GB 显存)、Inter CPU E5-2667 v4 @ 3.20 GHz 双核处理器和 16 GB 内存的服务器。

2.1 消融实验

使用建立的高分辨率遥感影像浒苔语义分割数据集对本文方法进行测试验证,测试验证结果如表 1 所示,其中 Baseline 和 Baseline+BA 分别代表本文方法的初始浒苔检测结果和边界辅助(boundary assistance, BA)优化后浒苔检测结果。由表 1 可知,Baseline+BA 的 F1 值相对于 Baseline 提高了 0.26%,表明通过边界辅助优化可提高初始浒苔检测结果的检测精度;Baseline+BA 的 IOU 值相对于 Baseline 提高了 0.4%,表明通过边界辅助优化可使初始浒苔检测结果与真值标注更一致;Baseline+BA 的 OA 值相对

于 Baseline 提高了约 0.01%, 表明通过边界辅助优化可提高初始浒苔检测结果的分类精度。综上所述, 通过边界检测结果辅助优化初始浒苔检测结果, 可以提高本文方法对影像浒苔区域的检测精度, 获得更好的高分辨率遥感影像浒苔检测结果。

表 1 消融实验结果对比

方法	P	R	$F1$	IOU	OA
Baseline	0.969 3	0.805 7	0.879 9	0.785 7	0.989 8
Baseline+BA	0.850 1	0.917 5	0.882 5	0.789 7	0.989 9

2.2 分步检测结果评价

本文选取 5 张代表性影像, 对所提方法的实验结果进行目视评价, 结果如图 4 所示。由图 4 可以看出, 影像 1 中相对于真值标注, 初始浒苔检测结果存在一些漏检现象, 而优化后的浒苔检测结果与真值标注基本一致, 且对红色矩形区域内弥散性分布的浒苔, 经过边界检测结果优化处

理, 可明显消除初始浒苔检测结果中的漏检现象。在影像 2 中, 对于红色矩形区域内的小面积弥散性分布的浒苔, 在初始浒苔检测结果中难以被识别, 经过边界检测结果辅助优化可准确地识别出小面积弥散性分布的浒苔。在影像 3 中, 对于红色矩形框内小面积弥散性分布的浒苔区域, 在初始浒苔检测结果中难以被精确检测, 而经过边界检测结果辅助优化后可精确地检测出小面积弥散性分布的浒苔。在影像 4 中, 对于红色矩形框内边界模糊的浒苔区域, 在初始浒苔检测结果难以被精确检测, 而在优化后的浒苔检测结果中, 经过边界辅助优化可准确地检测出边界模糊的浒苔区域。在影像 5 中, 对于红色矩形区域内边界模糊且弥散性分布的浒苔区域, 在初始浒苔检测结果中难以被精确检测, 而在浒苔优化检测结果中, 边界模糊且弥散性分布的浒苔区域可被精确检测。

上述实验结果分析表明, 在基于 CNN 语义分割架构的初始浒苔检测结果中难以检测出影

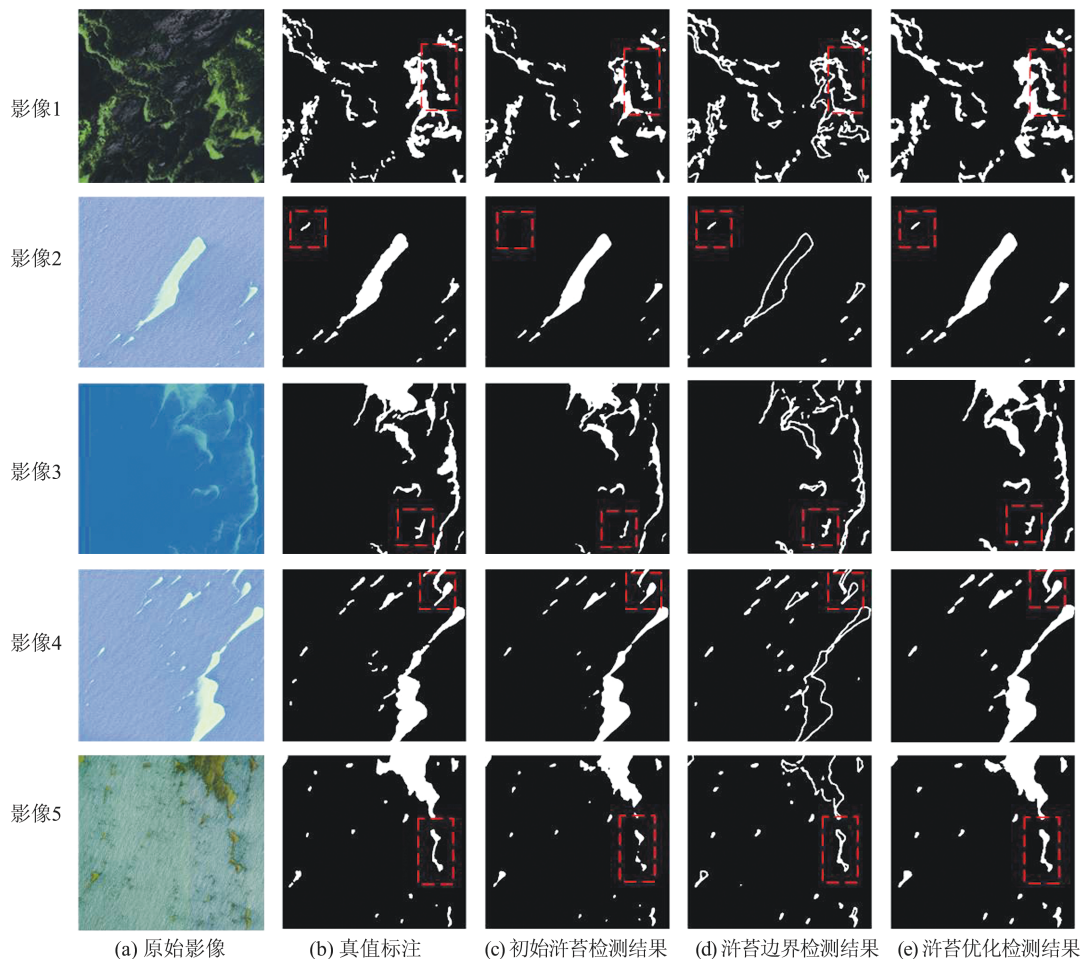


图 4 本文方法实验结果样例

Fig. 4 Experimental Results of the Proposed Method

像中边界模糊、弥散性分布的浒苔区域,而通过浒苔边界检测结果优化处理初始浒苔检测结果,可准确地检测出影像中边界模糊、弥散性分布的浒苔区域,获得良好的高分辨率遥感影像浒苔检测结果。因此,本文方法中通过对影像浒苔区域和边界等多属性特征的融合处理,可获得精度更好的高分辨率遥感影像浒苔检测结果。

2.3 多种浒苔检测算法定量评价

为了进一步验证本文方法的有效,将本文方法与其他先进的高分辨率遥感影像浒苔检测算法进行定量评价。不同算法对上述高分辨率遥感影像浒苔语义分割数据集检测结果的定量评价见表 2。在表 2 中,本文方法的 $F1$ 值大于其他 5 种算法,表明相对于其他浒苔检测算法,本文方法可获得更准确的影像浒苔检测结果;本文方法的 IOU 值最大,说明本文方法的影像浒苔检测结果与真值标注更一致;本文方法的 OA 值大于其他浒苔检测算法,说明本文方法有更高的高分辨率遥感影像分类精度。上述实验分析结果表明,对于高分辨率遥感影像浒苔检测,本文方法的检测结果优于其他的浒苔检测算法,可获得更好的高分辨率遥感影像浒苔检测结果。

表 2 不同浒苔检测算法结果定量评价

Tab. 2 Quantitative Evaluation of Different *U. prolifera* Detection Algorithms in High Resolution Remote Sensing Images

方法	P	R	$F1$	IOU	OA
自适应阈值法 ^[14]	0.175 4	0.236 3	0.201 4	0.112 0	0.922 8
U-Net ^[24]	0.972 8	0.681 3	0.801 4	0.668 6	0.986 1
SegNet ^[25]	0.980 9	0.743 1	0.845 6	0.732 5	0.988 8
ResUnet-a ^[21]	0.571 5	0.739 1	0.644 6	0.475 6	0.966 4
EPNet ^[23]	0.972 6	0.684 4	0.803 4	0.671 5	0.986 2
本文方法	0.850 1	0.917 5	0.882 5	0.789 7	0.989 9

2.4 算法效率和模型复杂度对比评价

将本文方法与其他 CNN 影像语义分割算法的效率和模型复杂度进行定量评价,定量评价结果如表 3 所示。在表 3 中,本文方法的消耗时间小于其他 4 种语义分割算法,表明本文方法的效率优于其他语义分割算法,可高效地检测影像中浒苔区域。本文方法的模型参数数量和浮点运算量均小于其他 4 种语义分割算法,综合模型参数和浮点预算数对比结果表明,本文方法比其他的 CNN 语义分割算法具有更小的模型复杂度。上述分析结果表明,本文方法比现有的 CNN 语义分割算法具有更优的运算效率和模型复杂度。

表 3 不同 CNN 语义分割算法效率和模型参数定量评价
Tab. 3 Quantitative Evaluation of Efficiency and Complexity of Different CNN Semantic Segmentation Algorithms

网络	消耗时间/s	模型参数数量/MB	浮点运算量/G
U-Net ^[24]	0.17	131	114.89
SegNet ^[25]	0.14	124	79.76
ResUnet-a ^[21]	0.14	84.3	52.68
EPNet ^[23]	0.17	131	114.89
本文方法	0.11	46.4	46.93

2.5 浒苔检测结果目视对比评价

对 6 种浒苔检测算法的浒苔语义分割数据集检测结果进行目视对比评价,选取了 7 张影像浒苔检测结果样例,如图 5 所示。在影像 6 中,自适应阈值法、U-Net、SegNet、ResUnet-a 和 EPNet 等 5 种对比方法均难以检测出红色矩形框内弥散性分布的浒苔区域,而本文方法可准确地检测出来。在影像 7 中,5 种对比方法均难以检测出红色矩形框内小面积的浒苔,而本文方法的检测结果与真值标注基本一致。在影像 8 中,5 种对比方法均难以检测出红色矩形框内边界模糊的浒苔区域,而本文方法可获得良好的检测结果。在影像 9 中,5 种对比方法均难以精确检测出红色矩形框内小面积且弥散性分布的浒苔区域,而本文方法的检测结果与真值标注基本一致。在影像 10 中,对于红色矩形框内大范围弥散性分布的小面积浒苔区域,5 种对比方法均难以获得该区域准确的浒苔检测结果,而本文方法可良好地检测出该区域浒苔,获得与真值标注基本一致的浒苔检测结果。在影像 11 中,对于红色矩形框内弥散性分布的浒苔,5 种对比方法均难以精确检测,而本文方法融合了浒苔边界信息,可准确地检测出该区域浒苔。在影像 12 中,5 种对比方法均难以精确检测出红色矩形框内弥散性分布的浒苔,而本文方法可准确地检测出该区域浒苔,获得与真值标注基本一致的检测结果。

上述实验结果分析表明,本文方法对高分辨率遥感影像中不同类型的浒苔检测结果优于其他浒苔检测算法,且由于本文方法中融合利用了浒苔区域边界信息,可良好地检测出小面积、边界模糊和弥散性分布的浒苔区域,获得精确的高分辨率遥感影像浒苔检测结果。

3 结 语

针对高分辨率遥感影像浒苔区域边界难以精确检测的问题,本文提出一种基于 DPCNN 的

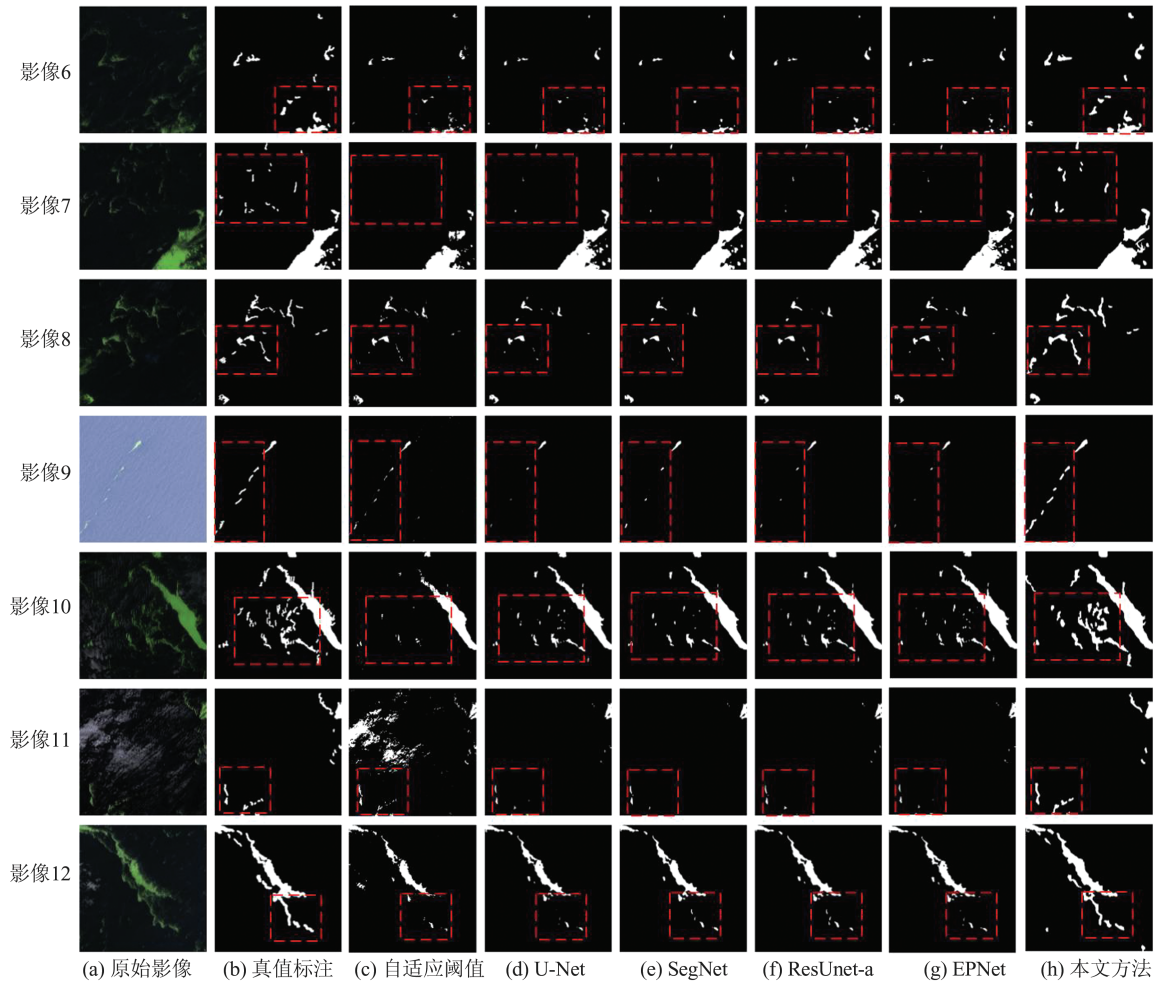


图5 6种浒苔检测算法对浒苔语义分割数据集检测结果样例

Fig. 5 Sample Detection Results of Six *U. prolifera* Detection Algorithms for Semantic Segmentation Dataset

高分辨率遥感影像浒苔检测方法。该方法通过将高置信度的初始浒苔检测结果与边界依附性良好的浒苔边界检测结果融合处理,实现对高分辨率遥感影像浒苔检测。此外,本文方法在网络架构设计中融合了残差模块优化训练网络参数、编码阶段底层特征位置信息与解码阶段高层特征语义信息相结合、输入影像与输出目标属性特征尺寸等尺度对称等优势。通过大规模高分辨率遥感影像浒苔语义分割数据集,对本文方法与其他的浒苔检测算法进行定性定量对比评价,实验结果表明,本文方法在检测精度、效率和模型复杂度方面均优于其他浒苔检测算法,可准确地检测出小面积、边界模糊和弥散性分布的浒苔区域,获得良好的高分辨率遥感影像浒苔检测结果。

参 考 文 献

- [1] Liu Feng, Pang Shaojun. Research Advances on Green Tides in the Yellow Sea[J]. *Advances in Marine Science*, 2012, 30(3): 441-449. (刘峰, 逢少军. 黄海浒苔绿潮及其溯源研究进展[J]. *海洋科学进展*, 2012, 30(3): 441-449.)
- [2] Xu Q, Zhang H Y, Cheng Y C, et al. Monitoring and Tracking the Green Tide in the Yellow Sea with Satellite Imagery and Trajectory Model[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(11): 5172-5181.
- [3] Qiu Yahui, Lu Jianbo. Advances in the Monitoring of Enteromorpha Prolifera Using Remote Sensing[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2015, 35(15): 4977-4985. (邱亚会, 卢剑波. 浒苔遥感监测研究进展[J]. *生态学报*, 2015, 35(15): 4977-4985.)
- [4] Wang Fajing, Sheng Hui, Su Jing, et al. Refined Extraction Method for Green Tide Coverage Area Based on GOCI Data[J]. *Journal of Geomatics*, 2018, 43(5): 24-27. (王法景, 盛辉, 苏婧, 等. 基于GOCI数据的绿潮覆盖面积精细化提取方法[J]. *测绘地理信息*, 2018, 43(5): 24-27.)
- [5] Pan X L, Meng D D, Ren P, et al. Macroalgae

- Monitoring from Satellite Optical Images Using Context-sensitive Level Set (CSLS) Model[J]. *Ecological Indicators*, 2023, 149: 110160.
- [6] Ding Yi, Huang Juan, Cui Tingwei, et al. The Decomposition Method of MODIS Images Enteromorpha Mixed Pixels Based on the Relation of NDVI to Abundance [J]. *Haiyang Xuebao*, 2015, 37(7): 123-131. (丁一, 黄娟, 崔廷伟, 等. 基于 NDVI 与丰度关系的 MODIS 影像浒苔混合像元分解方法 [J]. 海洋学报, 2015, 37(7): 123-131.)
- [7] Zhang Guangzong, Wu Mengquan, Sun Xiao, et al. The Inter-Annual Drift and Driven Force of *Ulva prolifera* Bloom in the Southern Yellow Sea [J]. *Oceanologia et Limnologia Sinica*, 2018, 49(5): 1084-1093. (张广宗, 吴孟泉, 孙晓, 等. 南黄海浒苔漂移轨迹年际变化规律及驱动因素 [J]. 海洋与湖沼, 2018, 49(5): 1084-1093.)
- [8] Hu L B, Zeng K, Hu C M, et al. On the Remote Estimation of *Ulva prolifera* Areal Coverage and Biomass [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 223: 194-207.
- [9] Yuan Chao, Zhang Jingyu, Xiao Jie, et al. The Spatial and Temporal Distribution of Floating Green Algae in the Subei Shoal in 2018 Retrieved by Sentinel-2 Images [J]. *Haiyang Xuebao*, 2020, 42(8): 12-20. (袁超, 张靖宇, 肖洁, 等. 基于哨兵 2 号卫星遥感影像的 2018 年苏北浅滩漂浮绿藻时空分布特征研究 [J]. 海洋学报, 2020, 42(8): 12-20.)
- [10] Wan Jianhua, Wan Xianci, Liu Shanwei, et al. MODIS Enteromorpha Extraction Algorithm Based on Multi-index Decision Fusion [J]. *Marine Environmental Science*, 2022, 41(2): 316-324. (万剑华, 万献慈, 刘善伟, 等. 多指数决策融合的 MODIS 浒苔提取方法 [J]. 海洋环境科学, 2022, 41(2): 316-324.)
- [11] Qi L, Wang M H, Hu C M. Uncertainties in MODIS-Derived *Ulva prolifera* Amounts in the Yellow Sea: A Systematic Evaluation Using Sentinel-2/MSI Observations [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 1501805.
- [12] Hu C M, Qi L, Hu L B, et al. Mapping *Ulva prolifera* Green Tides from Space: A Revisit on Algorithm Design and Data Products [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 116: 103173.
- [13] Wu S Y, Shao F J, Wang Y, et al. *Enteromorpha prolifera* Detection with MODIS Image Using Semi-supervised Clustering [J]. *Journal of Computers*, 2014, 9(5): 1259-1265.
- [14] Zhang Risheng, Yuan Mingting, Ding Junhang, et al. *Enteromorpha* Image Extraction Based on Image Threshold Segmentation [J]. *Techniques of Automation and Applications*, 2020, 39(2): 83-86. (张日升, 原明亭, 丁军航, 等. 基于图像阈值分割的浒苔图像提取 [J]. 自动化技术与应用, 2020, 39(2): 83-86.)
- [15] Zhang H L, Yuan Y B, Xu Y J, et al. Remote Sensing Method for Detecting Green Tide Using HJ-CCD Top-of-Atmosphere Reflectance [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 102: 102371.
- [16] 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. (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.)
- [17] Zhang G Z, Wu M Q, Wei J, et al. Adaptive Threshold Model in Google Earth Engine: A Case Study of *Ulva prolifera* Extraction in the South Yellow Sea, China [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(16): 3240.
- [18] Dong Zhipeng, Wang Mi, Li Deren, et al. Object Detection in Remote Sensing Imagery Based on Convolutional Neural Networks with Suitable Scale Features [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(10): 1285-1295. (董志鹏, 王密, 李德仁, 等. 遥感影像目标的尺度特征卷积神经网络识别法 [J]. 测绘学报, 2019, 48(10): 1285-1295.)
- [19] Guo Congzhou, Li Ke, Li He, et al. Deep Convolution Neural Network Method for Remote Sensing Image Quality Level Classification [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(8): 1279-1286. (郭从洲, 李可, 李贺, 等. 遥感图像质量等级分类的深度卷积神经网络方法 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(8): 1279-1286.)
- [20] Dong Z P, Wang M, Wang Y L, et al. Object Detection in High Resolution Remote Sensing Imagery Based on Convolutional Neural Networks with Suitable Object Scale Features [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(3): 2104-2114.
- [21] Li J Y, Zhang S J, Zhang C, et al. Distinguishing *Ulva prolifera* and *Sargassum horneri* by Using Multi-Feature-Based ResUnet Algorithm [J]. *Marine Geodesy*, 2023, 46(4): 376-401.
- [22] Wang S K, Liu L, Qu L, et al. Accurate *Ulva prolifera* Regions Extraction of UAV Images with Su-

- perpixel and CNNs for Ocean Environment Monitoring[J]. *Neurocomputing*, 2019, 348: 158-168.
- [23] Li X F, Liu B, Zheng G, et al. Deep-Learning-Based Information Mining from Ocean Remote-Sensing Imagery [J]. *National Science Review*, 2020, 7(10): 1584-1605.
- [24] Wan X C, Wan J H, Xu M M, et al. *Enteromorpha* Coverage Information Extraction by 1D-CNN and Bi-LSTM Networks Considering Sample Balance from GOCI Images [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 9306-9317.
- [25] Cui B G, Zhang H Q, Jing W, et al. SRSe-Net: Super-Resolution-Based Semantic Segmentation Network for Green Tide Extraction [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 710.
- [26] 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.
- [27] LeCun Y, Boser B, Denker J S, et al. Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition [J]. *Neural Computation*, 1989, 1(4): 541-551.
- [28] Dong Z P, Liu Y X, Xu W X, et al. A Cloud Detection Method for GaoFen-6 Wide Field of View Imagery Based on the Spectrum and Variance of Superpixels [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2021, 42(16): 6312-6329.
- [29] Yang Jun, Yu Xizi. Semantic Segmentation of High-Resolution Remote Sensing Images Based on Improved FuseNet Combined with Atrous Convolution [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(7): 1071-1080. (杨军, 于茜子. 结合空洞卷积的FuseNet变体网络高分辨率遥感影像语义分割[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(7): 1071-1080.)