

基于卷积神经网络的水产养殖区提取

刘滨洪

(福建省 197 地质大队, 福建 泉州 362011)

摘要:传统的水产养殖信息统计是通过管理部门实地观察获取, 时间效率和信息可靠性都较低, 难以满足现实研究需要, 而采用遥感技术结合卷积神经网络分类方法进行水产养殖区提取的方法能解决这一难点。本文根据哨兵二号影像上目标地物的特征修改 SegNet 卷积神经模型的结构, 提出一种简化的卷积神经网络模型 S-SegNet, 实现对近海养殖区遥感高精度自动识别。结果表明, S-SegNet 模型的分类效果相比 SegNet 模型有了明显的提高, 平均准确度、平均召回率和平均 F1-score 分别达到 88%、0.9 和 0.91, 为三沙湾水产养殖区的实时监测和科学规划提供了重要数据支撑。

关键词:三沙湾; 水产养殖; 卷积神经网络; 哨兵二号; SegNet

中图分类号:P237 **文献标识码:**A **文章编号:**1672-5867(2023)11-0074-04

Extraction of Aquaculture Area Based on Convolutional Neural Network

LIU Binhong

(6197 Geological Brigade of Fujian Province, Quanzhou 362011, China)

Abstract: While the traditional aquaculture information statistics obtained through the field observation of the management department is difficult to meet the needs of practical research because of the low time efficiency and information reliability, the method of remote sensing technology combined with convolution neural network classification for aquaculture area extraction can address the problem. In this paper, the structure of SegNet convolution neural network model is modified according to the characteristics of target objects on Sentinel-2 images, and a simplified convolution neural network model S-SegNet is proposed to realize high-accuracy automatic recognition of offshore aquaculture area. The results show that the classification effect of S-SegNet model is significantly improved compared with SegNet model, and the average accuracy, average recall and average F1-score are 88%, 0.9 and 0.91 respectively, which provides important data support for real-time monitoring and scientific planning of Sansha Bay aquaculture area.

Key words: Sansha Bay; aquaculture; convolutional neural network; Sentinel-2; SegNet

0 引言

近十年来, 全国近海岸水产养殖业整体规模发展较快, 其中三沙湾成为全国最大的大黄鱼网箱养殖地区, 海带、紫菜、龙须菜等大型藻类因较高的生产能力和经济效益, 养殖规模也快速扩大^[1]。遥感具有获取大面积地面信息的独特优势, 在目标地物监测等方面应用广泛, 是获取水产养殖有关信息的一种新技术手段。马艳娟等^[2]基于 ASTER 数据, 分析不同波段上养殖区水体和非养殖区水体光谱反射率数值的差异性, 利用比值指数的原理构建水产养殖区域的归一化差异指数 NDAI 和 MEI, 实验结果表明在目标地物的分类上取得了更高的精度。林桂兰^[3]在 2003 年以高空间分辨率的 IKONOS 影像为例, 对

比不同缩放程度下的分类方法与基于空间特征及纹理结构的分类方法, 获取厦门沿海的水产养殖分布信息。王晓轩^[4]利用面向对象思路分别对 SPOT-5 和 TM 影像进行最优尺度分割和分类规则的实验, 再结合光谱和纹理等特征能在珠江口养殖区域的分类上取得较高精度。传统分类方法中影像的特征提取和选择需要通过反复对比实验, 卷积神经网络模型通过卷积层对光谱及空间信息进行分析获取图像上丰富的细节特征, 在无需人工对影像进行特征提取、选取组合、分类模型参数设置等的情况下有较高的分类精度。本文以宁德市三沙湾海域为研究区, 通过调整 SegNet^[5] 网络模型的结构得到适用于哨兵二号影像上藻类养殖区和网箱养殖区的信息提取, 获取水产养殖区的产量和面积等数据。

收稿日期: 2022-01-10

作者简介: 刘滨洪(1994-), 男, 福建泉州人, 助理工程师, 学士, 主要从事遥感技术应用研究工作。

1 研究区和数据

1.1 研究区域概况

本研究区选择福建省宁德市三沙湾海域。三沙湾^[6]地处福建省东北部霞浦、福安、宁德、罗源等市县间,四周被群山环绕,是由东冲半岛和鉴江半岛环抱而成的海湾,东西长 45 km,南北宽 25 km,面积约为 714 km²,海岸线曲折,总长 450 km,海湾水域开阔,湾内有三都岛、东安岛、青山岛等岛屿。三沙湾平均气温在 9.6 ℃—10.1 ℃之间,7—8 月最高,平均气温为 28.0 ℃—28.9 ℃。该湾汇集了 8 县(市)8 700 km² 流域的溪流,除交溪、霍童溪和七都溪等主要河流外,还有大量小河、溪涧汇入,水质的肥沃以及水温的适宜性都适合大型藻类和鱼类的生长^[7],是宁德市的主要水产养殖场所之一。

1.2 影像获取与预处理

Sentinel-2A 和 Sentinel-2B^[8] 都包含 13 个波段数据,其中最高分辨率 10 m 的波段有蓝、绿、红和近红外波,20 m 分辨率的波段有 6 个,60 m 分辨率的波段有 3 个。两颗卫星同时对地监测,可将重访周期缩短到 5 d,极大增强了 Sentinel 卫星对地表监测的能力。由于大型藻类在福建适合在温度 12 ℃—26 ℃ 的水质条件下生长,所以最佳的生长季节是冬季和春季,生长期为当年的 11 月到次年的 5 月,而网箱养殖区在遥感影像上是以渔排的方式展现,与养殖时间和水质条件等因素无关,在选取研究区影像时要结合水产品的养殖周期,选择藻类生长较为旺盛的时间节点影像进行养殖区提取实验,且数据均在研究区天气晴朗无云条件下获取,数据质量极高,取得最真实的三沙湾水产养殖监测研究效果。为满足训练样本数量的要求,共选取研究区不同时期的三景影像数据(见表 1)。

表 1 哨兵二号数据信息

Tab.1 The information of Sentinel-2 data

遥感卫星	成像时间	空间分辨率(m)
Sentinel-2A	2017-04-29	10
Sentinel-2B	2018-04-19	10
Sentinel-2B	2019-03-30	10

在国内可免费下载的哨兵二号影像为只经过正射校正和几何校正的 Level-1C 产品,因此,还需经大气校正和波段叠加等预处理。哨兵二号影像的大气校正预处理在 ENVI 和 ArcGIS 软件中无法完成,需用专门开发的软件 SNAP(Sentinel Application Platform),在电脑的命名行中输入大气校正操作执行命令即可自动完成。本研究仅用到哨兵二号影像中 4 个 10 m 分辨率波段(B8、B2-B4),打开 ENVI 软件,导入大气校正后的哨兵二号影像,选择这 4 个波段进行进行图层合并处理,初步完成预处理操作得到包含 4 个波段的 10 m 分辨率影像。

2 研究方法

2.1 SegNet 模型

卷积神经网络模型 SegNet 是 Vijay Badrinarayanan 等人在 2016 年提出的一种新的基于编码-解码的深度卷积神经网络模型,有较多的网络层数,可以较好地提取图像特征。模型架构如图 1 所示,该网络模型主要由编码网络

(Encoder Network)和解码网络(Decoder Network)两对称的部分组成^[9],其中编码网络部分是将原 VGG16 模型中的全连接层部分删除后留下的卷积层和池化层等部分构成。左侧 Input 将原始样本输入,通过编码层部分不断的卷积操作提取影像的高维特征,再经过解码层还原存储的特征和位置等细节信息,使得最后得到的图像与输入图像大小保持一致,最后通过右侧 Output 输出分类结果图。

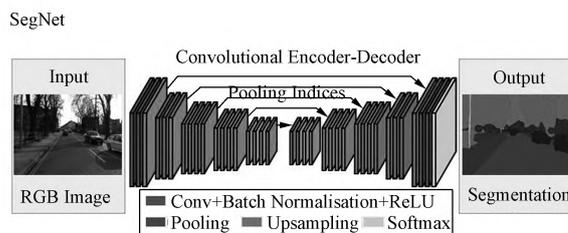


图 1 SegNet 网络结构示意图

Fig.1 The network structure diagram of the SegNet

2.2 模型构建

针对不同分辨率的高分辨率遥感影像,目标地物所展现出的各种特征存在差异,这会导致 SegNet 模型训练和预测的结果也不相同^[10]。哨兵二号的空间分辨率为 10 m,一个像元内覆盖 10 m×10 m 范围内的对象,因此,像元间的信息变化较小,图像纹理表现较为平滑。其次,一块藻类养殖区或网箱养殖区对象在影像上占据的像素数相对较少,在提取对象边缘处会出现混合像元,一个像素内往往会包含水体和藻类养殖区或者网箱养殖区。因此,SegNet 模型中的多层卷积的意义很小,不能发现更多的特征,甚至会引入更大的噪声,导致边缘处混合像元分类错误较多,影响整体信息提取精度。其次经典的卷积神经网络通过池化操作可以使卷积核获得较大的感受视野,由于对水产养殖区的信息提取,输出结果需要和原图大小一样,但是如果池化(pooling)层太多会导致反卷积过程中丢失太多的信息,因此,也要充分考虑到池化层存在的数量。

通过上述分析可知,卷积神经网络模型虽是遥感影像分类方法中一种快速准确的方法,但也不能直接套用。将卷积神经网络模型应用于三沙湾近海岸水产养殖区的哨兵二号遥感影像分类提取中,必须充分考虑到哨兵二号影像上藻类养殖区和网箱养殖区目标地物的占地面积以及影像的空间分辨率,设计出符合特征影像和目标对象的网络结构,真实有效地提高信息提取的准确度。在不同模型层数的实验中,同样使用先前制作好的哨兵二号影像样本集,将 3 个波段的 64×64 大小样本集作为网络模型训练的输入,采用相同的激活函数和分类函数 softmax,在相同的实验环境下设置相同的训练参数进行实验,保证实验结果的准确性和可靠性。实验的训练精度曲线如图 2 所示。

由上图的实验结果可以看出,当卷积神经网络模型中编码部分层数为 3 时(包含 7 个卷积层和 3 个池化层),模型的训练精度最高。但随着卷积神经网络深度的增加,水产养殖区的分类精度也逐渐下降,原始 SegNet 模型

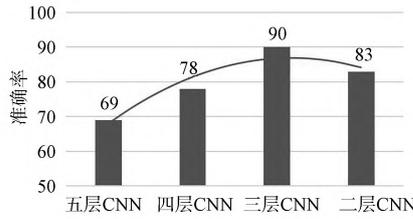


图 2 模型不同深度下的准确率

Fig.2 The accuracy of the model at different depths

深度最深,其分类的精度也是最差。当卷积神经网络模型中编码部分层数为 2 时,分类的精度也低于编码部分层数为 3 的模型。这说明模型的深度在一定程度上会影响特征地物分类的精度,当模型深度越深,训练过程中模型参数数量也急剧增加,就需要提供足量特征信息丰富的样本供网络进行迭代训练。有效删减卷积层和池化层数后的网络模型,更能准确有效地提取哨兵二号影像上的水产养殖区,得到简化后的模型 S-SegNet。

2.3 模型训练

先在预处理后的 3 景哨兵二号影像上,按照 500 像素×500 像素的尺寸在影像上各均匀选取并裁剪出 8 块影像。在 ArcGIS 中通过人工目视解译手绘绘制藻类养殖区、网箱养殖区和其他类 3 种属性区域作为真实样本标签,再将影像样本块和标签块利用 ArcGIS 中的导出深度学习的训练数据工具按照 64 像素×64 像素、步幅 16 切割成输入原始 SegNet 模型训练的样本和标签数据块。原始样本数据制作完成后为了增加训练数据量和有效确保分类的准确性,通过数据增强,对影像和标签进行水平和垂直翻转、旋转(0°、90°、180°、270°)增加样本数量,再分别按照 4:1 随机选取样本形成训练样本集和测试样本数据集。

利用深度学习 tensorflow 平台进行模型的实现,在训练前还要对 SegNet 模型的主要参数进行设置,初始学习率设置为 0.001,学习率衰减率为 0.1,优化方法选择“动量法”,动量参数设置为 0.9,权重衰减设置设置为 0.000 5,学习率变化频率设置为 2 000,批训练尺寸设置为 20,迭代次数设置为 30。硬件上为一台配置 GTX1080TiGPU 显卡的工作站。分类模型 SegNet 训练过程中,根据输出值和真实值之间的误差,采用反向传播算法不断调整权重参数,让模型的 Loss 值不断降低,直到 Loss 值趋于稳定并达到最高迭代周期次数,结束后得到训练好的模型。模型训练的流程如图 3 所示。

2.4 模型预测

在模型预测过程中,需将预处理后待分类遥感影像切割为符合模型输入要求的尺寸,把分割后的影像块输入到训练好的模型中预测,得到原尺寸的分类结果,最后将所有的分类结果影像块按照分割前的位置拼接在一起,分类结果块拼接过程中重叠部分按照分类概率最大类别来定。

切分后的小尺寸影像块在输入模型进行卷积操作时,周围的像素点会在自动用零值补充缺失部分,所以影像预测的准确性上中心部分会高于边缘处,如果不加以处理直接拼接这些分割后的分类块,会出现明显的拼接

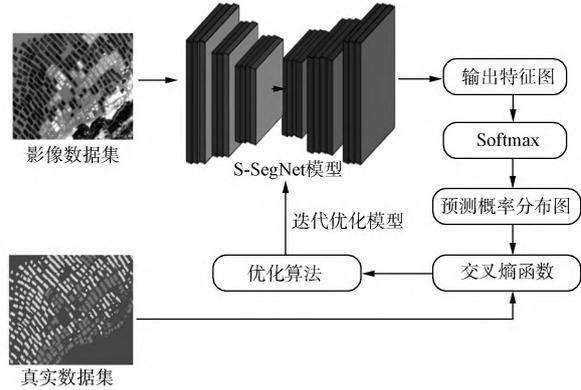


图 3 模型训练流程图

Fig.3 The flowchart of model training

痕迹^[11]。因此,可以使用边缘舍弃策略,采用滑动窗口的方式获取有一定重叠区域的图像块,对每一张预测的图像块保留中间某一区域的分类结果,舍弃边缘不准确的结果再依次拼接,这样能够避免明显的拼接痕迹。

3 结果与分析

将 2019 年三沙湾整个研究区的哨兵二号遥感影像作为测试样本,对比传统基于像素分类模型支持向量机、SegNet 模型下原始影像的分类结果和 S-SegNet 模型下原始影像的分类结果,选择分类精度评价中常用的准确率、召回率和 F1-score 作为本文精度评价指标^[12]。本文的研究目标为藻类养殖区和网箱养殖区,则只对这两类做精度评价。由表 2 可知,基于哨兵二号影像数据的 SegNet 模型分类精度相对较低,网箱养殖区和藻类养殖区的精确度、召回率都在 75% 以下,分类精度极差。

表 2 分类结果精度

Tab.2 The accuracy of classification result

地物类型	指标	SegNet	S-SegNet
藻类养殖区	F1-score	0.65	0.89
	准确度	67%	89%
	召回率	64%	87%
网箱养殖区	F1-score	0.74	0.91
	准确度	75%	88%
	召回率	73%	89%
平均	F1-score	0.65	0.91
	准确度	68%	88%
	召回率	0.70	0.9

原始 SegNet 是一种深度卷积神经网络,网络结构较深,适应于影像地物特征较为复杂多样的高分辨率影像。其次,卷积层数量较多的模型训练时,需要足够数量的样本集才能很好地构建参数,所以对于哨兵二号影像来说,直接利用原始 SegNet 模型并不能得到较好的分类效果。在哨兵二号分类结果图中(如图 4 所示),因影像分辨率低,背景海水的光谱信息和纹理等信息与藻类养殖区相似,地物的细节表达较为粗略,使得分类结果中养殖区与周边地物类别出现大片混淆,水产养殖区信息提取的准确性和轮廓的平整性较差。简化 SegNet 网络结构后,藻类养殖区和网箱养殖区的边界范围更精细,准确度、召回率、F1-score 都有较大的提升。

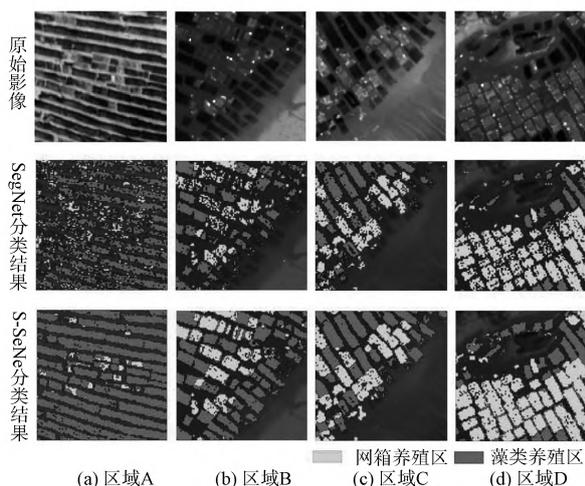


图 4 S-SegNet 与 SegNet 模型分类结果

Fig.4 The model classification results between S-SegNet and SegNet

4 结束语

本文在分析哨兵二号影像上水产养殖区的图像特征后,依据卷积神经网络模型结构中卷积层和池化层的原理,对网络模型结构进行简化来提高水产养殖区的分类精度。对比实验不同深度结构模型的训练精度,确定简化后的 S-SegNet 模型结构,并在哨兵二号影像上对水产养殖区的 3 种分类精度评价指标都有较高提升,为探究三沙湾水产养殖区的变化和水产养殖发展状况提供数据支撑,对三沙湾养殖区的合理规划和管理政策的研究制定具有重要借鉴意义。

参考文献:

[1] 张文博,马旭洲.2000 年来中国水产养殖发展趋势和方

向[J].上海海洋大学学报,2020(5):661-674.

- [2] 马艳娟,赵冬玲,王瑞梅.基于 ASTER 数据的近海水产养殖区提取方法对比研究[J].测绘通报,2011(1):59-63.
- [3] 林桂兰,孙飒梅,曾良杰.高分辨率遥感技术在厦门海湾生态环境调查中的应用[J].台湾海峡,2003(2):242-247,281.
- [4] 王晓轩.基于面向对象的海岸带水产养殖模式识别[D].广州:广州大学,2011.
- [5] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for Scene Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence 2017(12):1.
- [6] 刘剑锐,黄英钜.福州港三沙湾外水域通航安全规划的思考[J].中国港口,2016(3):50-52,58.
- [7] 廖红梅,林培华,高健.宁德市大黄鱼成鱼养殖现状及对策[J].贵州农业科学,2011,39(1):165-168.
- [8] 潘磊,孙玉军,王轶夫.基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据的杉木林地上生物量估算[J].南京林业大学学报(自然科学版),2020,44(3):149-156.
- [9] 唐文博.基于卷积神经网络的高分辨率多光谱遥感图像上的城区建筑物变化检测技术[D].杭州:浙江大学,2019.
- [10] 程清.一种面向农田提取的高分遥感影像分割模型[D].泰安:山东农业大学,2018.
- [11] 杨建宇,周振旭,杜贞容.基于 SegNet 语义模型的高分辨率遥感影像农村建设用地提取[J].农业工程学报,2019,35(5):251-258.
- [12] 程博,刘岳明,刘旭楠.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.

[编辑:刘莉鑫]

(上接第 73 页)

- [2] 林鸿,吴健华.融合随机森林和超像素分割的建筑物自动提取[J].测绘通报,2021(2):49-53.
- [3] 乔梦佳,王宇飞,赫晓慧,等.基于影像分割与 SVM 分类的城市建筑物提取研究[J].信息技术,2018(5):30-33.
- [4] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA: IEEE Computer Society, 2015.
- [5] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//In Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, Germany; Munich, 2015.
- [6] 冯凡,王双亭,张津,等.基于尺度自适应全卷积网络的遥感影像建筑物提取[J].激光与光电子学进展,2021,58(24):451-462.
- [7] ZHAO H, SHI J, QI X, et al. Pyramid scene parsing network[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii, USA: IEEE Computer Society, 2017.
- [8] CHEN L C, PAPANDEOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4): 834-848.
- [9] YUAN Y, CHEN X, WANG J. Object-Contextual representations for semantic segmentation[C]//ECCV 2020: European Conference on Computer Vision, Beijing: ECCV, 2020.
- [10] SUN K, XIAO B, LIU D, et al. Deep high-resolution representation learning for human pose estimation[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, [S.l.]: IEEE, 2019.
- [11] 赵紫旋,吴谨,朱磊.基于 GLNet 和 HRNet 的高分辨率遥感影像语义分割[J].红外技术,2021,43(5):437-442.
- [12] 季顺平,魏世清.遥感影像建筑物提取的卷积神经网络与开源数据集方法[J].测绘学报,2019,48(4):448-459.
- [13] LIU Y, CHU L, CHEN G, et al. PaddleSeg: A high-efficient development toolkit for image segmentation[EB/OL]. [2021-1-3]. <https://arxiv.org/abs/2101.0617>.

[编辑:刘莉鑫]