

SegNet 卷积神经网络与 MRF 的海洋浮筏养殖信息提取

王心哲¹, 邓棋文¹, 王际潮², 范剑超³

¹ 大连工业大学, 自动化系, 大连 116034

² 香港城市大学, 数据科学学院, 香港 999077

³ 国家海洋环境监测中心, 海洋遥感室, 大连 116023

Information Extraction of Marine Floating Raft Agriculture Based on SegNet Convolutional Neural Network and MRF Model

Xinzhe Wang¹, Qiwen Deng¹, Jichao Wang², Jianchao Fan³

¹ (Dalian Polytechnic University, Dalian 116034)

² (City University of Hong Kong, Hong Kong 99907)

³ (National Marine Environment Monitoring Center, Dalian 116023)

Abstract: Raft aquaculture is an important type of utilization and development of marine resources, which occupies an important proportion in the national marine economy. With the expansion of aquaculture areas, the background of seawater becomes complex and diverse and the spectral characteristics are quite different, which is prone to noise and misjudgment and makes rafts location information extraction effect unstable. The deep learning model can extract the target information better, but could not perform perfectly at rafts' edge. According to characteristics of floating rafts and the above-mentioned methods, using high-resolution remote sensing images, a method of information extraction combining deep learning SegNet (semantic segmentation) and MRF (Markov random field) was proposed. In this method, two models are used to obtain the spatial detail information and depth discrimination feature information. SegNet model performs convolution and maximum pooling on the encoder to extract the feature information of raft aquaculture area and expand the receptive field, convolution and up-sampling on the decoder. It has excellent information extraction ability, deep discrimination of feature information, and can suppress noise, misjudgment and other phenomena. But lacks feature reuse and information transfer ability. For small and dense objects such as floating raft, the accuracy of low-level spatial details is low. So MRF is connected to the back end of the model, the feature information in the pixel space domain is calculated for clustering analysis to obtain the low-level spatial details of the target. Based on the depth feature information, the spatial feature information is largely retained, the edge information is improved, and the generation of connected regions is suppressed. The raft culture in Lianyungang adjacent sea area is selected as the research object to study the extraction results of different regions in the same image, and the method of step clipping is proposed to expand the data set. The floating raft aquaculture blocks in Lianyungang were square and densely distributed. The classification accuracy of experimental area A, B and C was 95.10%, 94.67% and 96.68% respectively. In order to reflect the value of this method, the extraction results of this method are compared with those of classical unsupervised algorithm and deep learning. It can be seen from the results that the classical unsupervised algorithm extracts low-level spatial detail features, which are easily interfered by the sea background and produce noise. The deep learning model is poor in processing the edge and shape of the target, and the accuracy needs to be improved. But the model can greatly reduce the loss of feature information and misjudgment caused by the sea background, and

收稿日期: 2021-02-25; 修回日期: 2021-**-**

基金项目: 国家自然科学基金项目(42076184, 41876109, 41706195); 高分重大科研专项(41-Y30F07-9001-20/22); 国家重点研发计划(2017YFC1404902, 2016YFC1401007)

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (42076184, 41876109, 41706195), High Resolution Special Research (41-Y30F07-9001-20/22), National Key Research and Development Program (2017YFC1404902, 2016YFC1401007).

通信作者: 范剑超 (jcfan@nmemc.org.cn)

effectively suppress the generation of noise. It also can extract different types of raft aquaculture areas accurately, and the classification accuracy is higher than 95%. The classification result is obviously better than the classical unsupervised algorithm and single deep learning model. Experiments show that the model can accurately extract the information of raft culture area in complex and diverse marine background, and improve the ability of automatic monitoring of mariculture.

Key words: Raft aquaculture; Convolutional neural network; Deep learning; Markov random field; Remote sensing image;

摘要 筏式养殖是海洋资源利用开发的重要类型,在国家海洋经济占有重要比重。利用经典无监督方法提取筏式养殖信息对目标的边缘信息保留较好,但受海水背景和光谱特征的影响较大,易出现噪声、误判等现象,使养殖区的信息提取效果不稳定。深度学习模型对目标信息的提取较好,但边缘信息误差较大,准确率较低。针对浮筏养殖的特点和上述方法的特点,提出了结合深度学习 SegNet (Semantic Segmentation) 和马尔科夫随机场(Markov Random Field, MRF)模型提取目标空间细节信息和深度判别特征信息。SegNet 模型在编码器上执行卷积和最大池化来提取筏式养殖区的特征信息和扩大感受野,深度判别特征信息,抑制噪声、误判等现象的产生。模型后端接入 MRF, 计算像素空间领域内的特征信息进行聚类分析来获取目标低水平的空间细节信息,在深度特征信息的基础上较大程度上的保留空间特征信息、完善边缘信息并能抑制连通区域的产生。实验选取连云港邻近海域的筏式养殖作为研究对象,研究同一图像不同区域的提取结果,提出按步长裁剪的方法进行数据集扩充。利用该模型极大的减少了特征信息丢失和因海水背景而产生的误判,有效抑制噪声的产生。对不同类型的筏式养殖区均能准确提取,分类精度高于 95%,其分类结果明显优于经典无监督算法和单一的深度学习模型。实验表明,该模型能满足在复杂多样的海洋背景中实现筏式养殖区信息的精确提取,提升海水养殖自动监测的能力。

关键词 筏式养殖; 卷积神经网络; 深度学习; 马尔科夫随机场; 遥感影像

中图法分类号 TP751.1

我国是海水养殖大国,大陆海岸线长达 18400km, 在世界上拥有发达的海水养殖业^[1]。近年来,随着人们对海产品的需求,养殖区域快速发展,我国海水养殖的面积和产量增长迅速,为中国提供了巨大的经济效益。但同时,养殖业的快速发展也给沿海地区带来了严重的生态环境问题^[2-3]。因此,快速、准确地提取养殖信息,为渔业部门合理规划、管理养殖用海,营造健康平衡的海水生态环境,具有十分重要的意义。

筏式养殖作为近海养殖的方式之一,主要是在水深 15m 以内的近海水域^[4]。当前基于高分辨率遥感图像对筏式养殖区的信息提取方法可分为:遥感影像目视解译、图像分割、纹理特征分析、面向对象的信息提取、基于空间结构分析的信息提取等方法。在利用图像处理对遥感图像进行信息提取方面,主要通过对目标的像素光谱信息进行分析提取。但由于海水养殖的浮筏密集且在影像上呈现出来的个体较小,容易受到天气、风浪、光谱差异等原因的影响。从而出现信息的丢失、误判、噪声等现象。深度学习模型通过对目标深度特征的提取,能够避免误判、噪声等现象的产生。但在网络深度判别目标特征时,特别是对浮筏这一类个体小且密集的目标信息进行判别时,易造成空间细节信息的丢失。

为避免上述现象的产生,提高提取精度,针对筏

式养殖在高分辨率遥感影像的特点,提出将 SegNet 深度学习模型与马尔科夫随机场结合,旨在在光谱特征、海洋背景变化多样情况下实现筏式养殖区信息的精确提取。在数据集的处理中提出使用按步长裁剪的方法,尽可能多的保留影像中的特征信息,用于提高网络的训练程度,且提高模型对特征的复用以及信息传递能力,避免图像因裁剪而导致边缘处信息的丢失。

主要贡献包括几个方面:

- 1) 提出将经典无监督方法与深度学习模型结合,基于深度学习对特征深度挖掘,对目标领域内的相关性进行分析,能完善空间细节特征,增强网络效果。
- 2) 提出按步长裁剪方法,提高特征复用能力、扩充数据集。
- 3) 实验结果表明,该模型满足在复杂多样的海洋背景中进行精确提取,有效抑制海水背景等带来的干扰。

1 相关工作

研究在不同的光谱特征下,不同的海洋背景下,利用深度学习模型和经典无监督算法对筏式养殖区遥感影像信息的准确提取。

Hu 等^[5]构建以广义局部二值模式和广义统计区域合并算法为核心的多特征集合模型,实现浮筏养殖提取。Wu^[6]利用 Landsat 8 OLI 中等分辨率卫星数据,提出了基于改进约束能量最小化的水产自适应分割提取算法。李俊杰等团队^[7]基于遥感影像纹理信息,利用中巴资源卫星 02 星多光谱数据对白马湖的围网养殖区进行分析。周小成等团队^[8]利用 ASTER 遥感影像的光谱信息和水产养殖地的纹理结构信息,实现近海水产养殖地的自动提取。Xu 等^[9]对广东省柘林湾海水养殖区,采用面向对象遥感分类方法实现对不同海水养殖模式的分类提取。Xu 等^[10]将光谱数据转换成光谱数据的矢量空间,对背景、蚀变异常等在空间结构特征进行剖析。Xu^[11]利用多源国产高分卫星遥感影像,采用面向对象分类方法,结合目视解译,对秦皇岛近海浮筏养殖信息进行提取,分析浮筏养殖分布范围与分布面积的年际变化。杨晓梅等团队^[12]基于 GF-2 图像,利用 RCF 深度学习模型对三都澳内的筏式养殖区进行提取。Geng 等^[13]提出深度协同稀疏编码网络,利用 SAR 图像进行海洋浮筏识别。郑智腾等团队^[14]利用 GF-2 数据,提出改进的双支网络模型网箱的信息提取方法。

深度学习模型 SegNet^[15-17]利用卷积层的计算提取特征,通过池化等方法来扩大网络的感受野,深度挖掘丰富的高度判别特征信息。具有深度信息特征提取能力和强泛化能力。对于浮筏养殖个头小、密集,整个浮筏养殖区的特征信息呈现离散的特点,网络可能出现边缘信息缺失等问题。以 MRF^[18-20]为后处理步骤计算图像中目标领域内的像素点空间概率信息。迭代计算以及空间结构规则化,提取浮筏的空间特征信息,完善筏式养殖区的边缘、领域以及各空间细节特征信息。该方法兼顾了高度判别信息和空间细节特征,有效克服了传统方法中出现的噪声现象和网络训练可能出现的信息漏提的问题,并增强了网络效果,提高了整个模型的分类精度。适用于筏式养殖区的信息提取领域,是一种精确有效的分类方法。

2 SegNet+MRF 筏式养殖信息提取

提取筏式养殖区信息的整体流程如图 1 所示,主要包含 3 阶段:(1)数据集制作:样本的选择、制作真值图、步长裁剪、真值图与原图匹配。(2)SegNet 模型建立:网络调整参数后进行迭代训练,并针对输出结果进行参数调整。(3)MRF 模型:将 SegNet 模型提取到的像素领域内的特征信息进行概率计算,增强模型的信息提取能力,提高分类精度,得到最终的分类结果。

2.1 数据集制作

研究区域为江苏省连云港市邻近海域的筏式养殖区,基于多元卫星遥感影像,利用 GIS 技术手段提取 2020 年中国近海养殖类型信息,并利用 Labelme、ArcGIS 和 ENVI 等绘制筏式养殖区边界制作真值图。在深度学习的训练中,样本的质量对网络的训练具有显著的影响。在样本选择的处理中,样本分为正样本和负样本:(1)正样本:正样本为筏式养殖区提取目标,正样本的选择尽量覆盖不同海水背景。(2)负样本:除筏式养殖信息以外不同光谱下的其他信息,均衡深度模型,降低误提率。样本的处理中,对含浮筏灰度值较浅的图片进行扩充,增强网络对该特征的训练,提高精度。使用按步长裁剪的方法进行样本增殖,提高样本数量,防止模型出现过拟合。

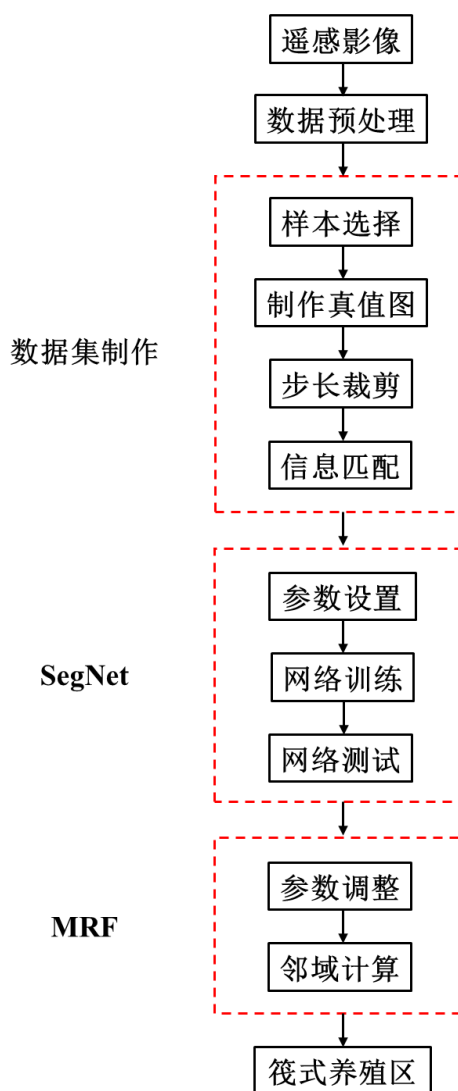


Fig.1 Raft culture information extraction process based on SegNet + MRF

图 1 SegNet+MRF 的筏式养殖信息提取流程

为了模型能够识别分析卫星数据,需要对数据进行预处理,可以减小误差,提高影像质量:

(1)图像辐射定标、大气校正、几何校正、图像融合等工作^[21]。使用辐射校正和大气校正处理多光谱、全色数据,保持目标图像的纹理和光谱特征信息。选取控制点对影像进行几何校正。利用最近邻扩散算法融合图像,使用中值滤波消除噪声,并利用直方图对影像进行增强。

(2)为了能够使用模型对卫星图进行数据处理,需将卫星图转化为模型能处理的格式,并对卫星图的四个波段进行选择,选择三个波段用于网络模型训练。

(3)便于模型计算,在制作数据集之前应先将遥感图裁剪成模型能够处理的合适大小^[22]。采取按步长裁剪的方式,且对不能进行整数裁剪的图像进行自动补零。

(4)通过专家解译制作真值图。

2.2 步长裁剪

在已有的大量近海养殖数据集的基础上,该模型新提出按步长的裁剪方法,如图2所示。其作用如下:

(1)增大样本数据集,使其满足模型训练的需要,避免模型过拟合。(2)提高特征复用性和训练精度。该方法能解决在筏式养殖区提取的情况下,特征信息训练不够以及筏式信息丢失的问题。以及利用该方法的逆变换,能实现无损拼接。裁剪方法:自定义设置裁剪图像的高度、宽度和步长,对不能进行整数裁剪的图像进行补零。计算公式如下所示:

$$\textcircled{1} \text{ 若 } \frac{SR-R}{P} = 0$$

$$\text{line} = \frac{SR-R}{P} + 1 \quad (1)$$

$$\text{num} = 0 \quad (2)$$

$$\textcircled{2} \text{ 若 } \frac{SR-R}{P} \neq 0$$

迭代计算 x ($x < SR$), 当其满足:

$$((x-1) \times P + R) - SR < R - P \quad (3)$$

时, 取最小值:

$$\text{line} = x \quad (4)$$

$$\text{num} = ((\text{line} - 1) \times P + R) - SR \quad (5)$$

式中, SR 是被裁剪图像的宽度, R 为自定义裁剪图像的宽度, P 为自定义步长, num 为补零位数, line 为行(列)数。通过更改 R 、 P 可以得到在不同 SR 下自动补零 num 减少信息丢失使其整裁。

裁剪过程分为①可整裁与②不可整裁两个部分。

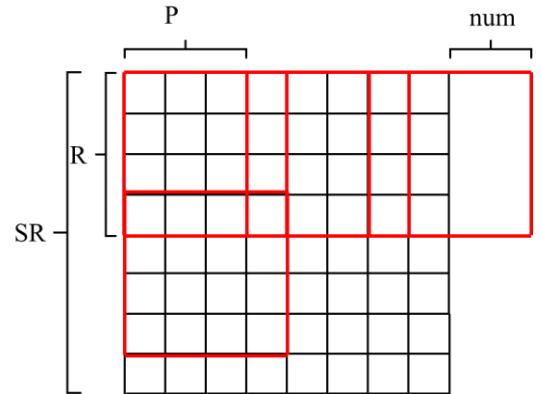


Fig.2 Cut diagram by step size

图2 按步长裁剪示意图

2.3 模型构建

在进行浮筏养殖信息提取时需要利用空间信息和较大的感受野。经典的深度学习模型中大都采用最大池化的方式来获取感受野,易造成边缘等空间信息的丢失,而传统方法对特征信息的计算易导致噪声、连通等情况的产生。针对该问题,提出在深度判别信息方面,利用 SegNet 扩大感受野,获取丰富的高度判别特征信息,从而抑制噪声、连通等现象的产生。在空间细节信息方面,采用 MRF 提取筏式养殖的细节特征,锐化边缘、减少漏提等,从而增强网络效果。

2.3.1 SegNet 特征提取模型

SegNet 模型主要基于 VGG 结构搭建“编码器-解码器”对称结构,从而得到的语义分割网络^[23]。SegNet 包含 Encoder 和 Decoder 两个部分。

Encoder: SegNet 的编码网络与 VGG 的相似,通过卷积提取特征,最大池化增大感受野,压缩图片。作用是当输入图像上进行小的空间位移时保持平移不变。多层的下采样使输出特征的每一个像素都包含着大量的空间信息。而多层交替的下采样和最大池化,可以使其具有较好的鲁棒性。

Decoder: 上采样相当于池化的逆过程。通过反卷积使得图像分类后特征重现,还原到图像原始尺寸,最后通过 Softmax, 输出不同分类的最大值,得到最终分割图。

2.3.2 马尔科夫随机场

针对筏式养殖区密度大,海水背景复杂,传统深度学习网络判别信息特征时可能出现边缘信息缺失、目标空间细节信息丢失。为了保证筏式养殖区的空间细节特征,引入马尔科夫随机场来提取目标空间特征信息,从而增强网络效果。在二维的数字图像中,作

为一种基于统计的图像分割算法,通过计算一个像元与领域内各像元的相互关系,计算像素邻域内的概率,完善养殖区的边缘和空间特征信息,如图3所示。

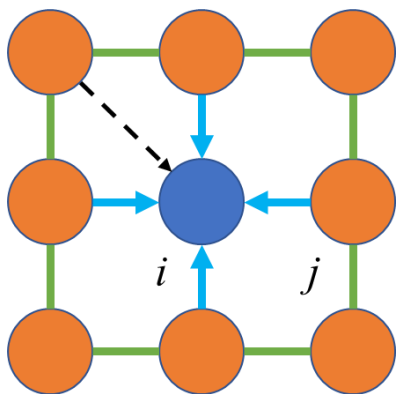


Fig.3 Markov Random Field

图 3 MRF

假设输出像素灰度是 S , 分类结果为 W 。计算公式如(6)所示:

$$P(W|S) = \frac{P(S|W) * P(W)}{P(S)} \quad (6)$$

其中 $P(S|W)$ 是 $P(W|S)$ 的似然函数 (已知像素标记为 W 的情况下, 真实像素灰度的概率), $P(W)$ 是该模型的先验概率 (标签概率), $P(S)$ 是观察到的像素灰度概率, 一般设为一个常数。求 $P(W|S)$ 的最大值, 即求 $P(S|W) * P(W)$ 的最大值。

认为每一类的像素点均服从正太分布, 建立高斯密度函数:

$$P(S|W) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

通过对不同类别的 $P(S|W) * P(W)$ 计算各类别的最大概率。利用最大概率的标签作为下一次计算的类别, 重复上述步骤直到迭代结束。

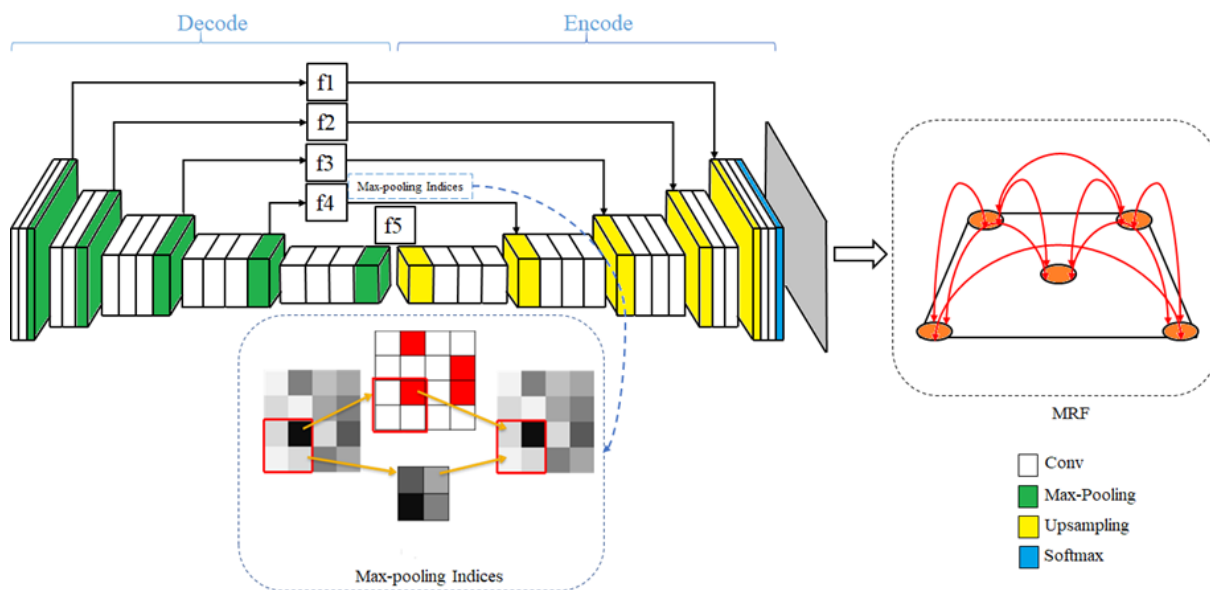


Fig.4 Schematic diagram of SegNet + MRF model structure

图 4 SegNet + MRF 模型结构示意图

对遥感影像的信息提取,需要足够的感受野和空间信息。但深度学习模型为获取足够的感受野时,会一定程度的减低空间分辨率,从而导致信息丢失的情况。如图4所示,在该模型前端采用深度学习 SegNet 的方法来获取目标的深度信息,降低噪声产生的概率。后端接入 MRF 提取目标的空间细节特征信息,增强模型的信息提取效果、减少了网络中特征信息的丢失,提高了网络效果和图像的分类精度。

其中 f1 至 f5 分别表示经过 1 至 5 次最大池化所得到的特征图,在网络测试中常采用不同层数的特征

图进行效果测试。

3 实验仿真与分析

实验选择连云港市领近海域的筏式养殖区作为研究对象。在养殖信息的监测中提出采用 SegNet 深度学习模型与 MRF 结合进行处理分析。为了比较该模型在不同区域同一图像的提取结果,在整个研究过程中,本文增加与传统方法和深度学习模型的比较。体现该模型在筏式养殖区信息提取上的优异程度,以

及 SegNet 和 MRF 两者结合的重要性。

3.1 数据集处理

图 5 为连云港市的遥感影像, 该图为原始图像的一部分, 为了方便网络训练和分析, 并在原始图像中按照上述按步长的方式进行裁剪。大小为 1000×1000 像素, 对该图进行人工手绘信息标记, 绘制转换的真值图如图 6 所示。

为对模型进行精度验证, 选用 A、B、C 三个矩形实验区域, 每个区域的大小为 100×100 像元。三个区域在信息提取时易受到海水背景、浮筏灰度、养殖密集等干扰产生误差。因此选用这三个区域的测试来体现该模型的高精度和对于未采取样本的适用能力, 并用于估算整个浮筏养殖区的精度。

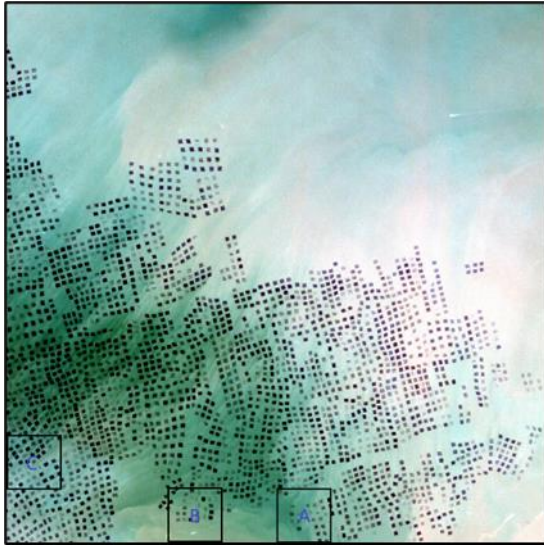


Fig.5 Original map of raft culture area

图 5 筏式养殖区原图



Fig.6 True value map of raft culture area

图 6 筏式养殖区真值图

3.2 精度评价方法

对分类效果的评估标准采用混淆矩阵, 计算正确预测样本的所占百分比, 其计算方法及公式如下:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (8)$$

其中:

TP : 预测为正样本, 真值为正样本

FP : 预测为正样本, 真值为负样本

TN : 预测为负样本, 真值为负样本

FN : 预测为负样本, 真值为正样本

筏式养殖区信息提取的精度评价增加总体分类精度(OA)和 $Kappa$ 系数(K)。其中总体分类精度总体的计算公式如下:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^C M_{ii}}{N} \quad (9)$$

$Kappa$ 系数是计算分类结果与真值标记结果的一致性的指标, 其计算公式如下:

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (10)$$

其中 P_0 为准确率指标, 计算公式如下:

$$P_0 = \frac{\sum_{i=1}^C M_{ii}}{N} \quad (11)$$

P_e 为偶然一致性, 其计算公式如下:

$$P_e = \frac{\sum_{i=1}^C M_{ij} M_{ji}}{N^2} \quad (12)$$

式中, M 表示误差混淆矩阵, M_{ii} 表示正确预测的样本数, M_{ij} 表示类别 i 被错误预测为 j 的样本数。

3.3 参数分析

利用 Keras (以 Tensorflow 为后端) 进行模型的训练及仿真。网络优化目标参数选用交叉熵损失函数优化网络。在实验过程中, 为提升网络效果, 引入预训练的权重文件, 且在训练过程中反复引用前面训练较好, 准确率较高的权重文件。训练初期, 学习率设置为 0.05, 且下降世代设置为 2。模型出现过拟合的情况。为了防止此现象, 对网络进行调参, 网络加入 Early stopping, 学习率调整为 0.02 且下降世代设置为

3. 加入保存方式, 对每个世代的训练权重进行保存。

以上的参数设置皆经过反复的调试取得。

3.4 实验过程

网络测试初期, 在未具有大量数据集, 且未加入 MRF 的情况下, 在进行信息提取时出现了图像边缘处漏提严重、对海水错误分类、网络模型的过拟合严重等问题。现象如图 7 所示:

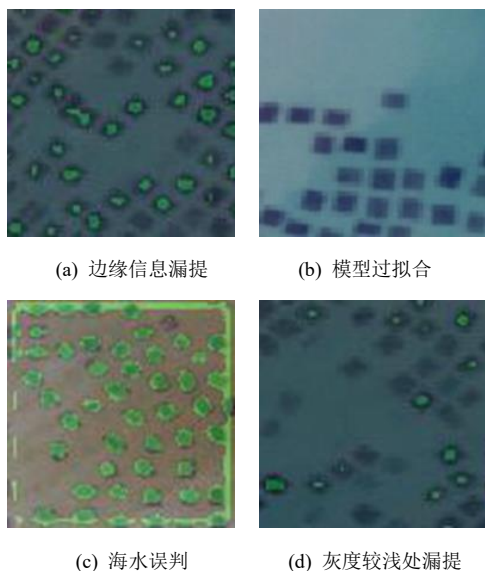


Fig.7 Process result display

图 7 过程结果

将提取结果 (呈绿色) 与原图叠加, 便于分析实验过程中出现的错误现象:

如图中所观察在图 7(a) 中, 出现了边缘信息漏提的现象, 对图像边缘处的信息未能准确识别。在图 7(b) 中, 出现了模型过拟合的现象, 未能对该图像进行信息分类。在图 7(c) 中, 出现了明显的错误分类现象, 将海水和边缘处的信息错误的进行分类。在图 7(d) 中, 一些灰度值较浅的像素信息, 网络模型未能正确识别, 造成了较多的空间信息丢失。

在深度学习模型训练中, 模型在训练特征不够的情况下, 易出现局部最小以及训练结果过拟合的现象, 对预测结果造成了较大的影响。且计算机迭代世代过低或过高, 也易造成信息误提、漏提和过拟合现象的产生。针对上述实验过程的提取结果, 为最大程度的保留筏式养殖区的空间细节信息、边缘信息, 提高精度。引入马尔可夫随机场, 对空间邻域内的信息特征进行概率计算。

3.5 实验结果

选取三个小面积区域的筏式养殖图进行信息提取, 并与 SegNet 和 MRF 进行比较, 结果如图 8 所示:

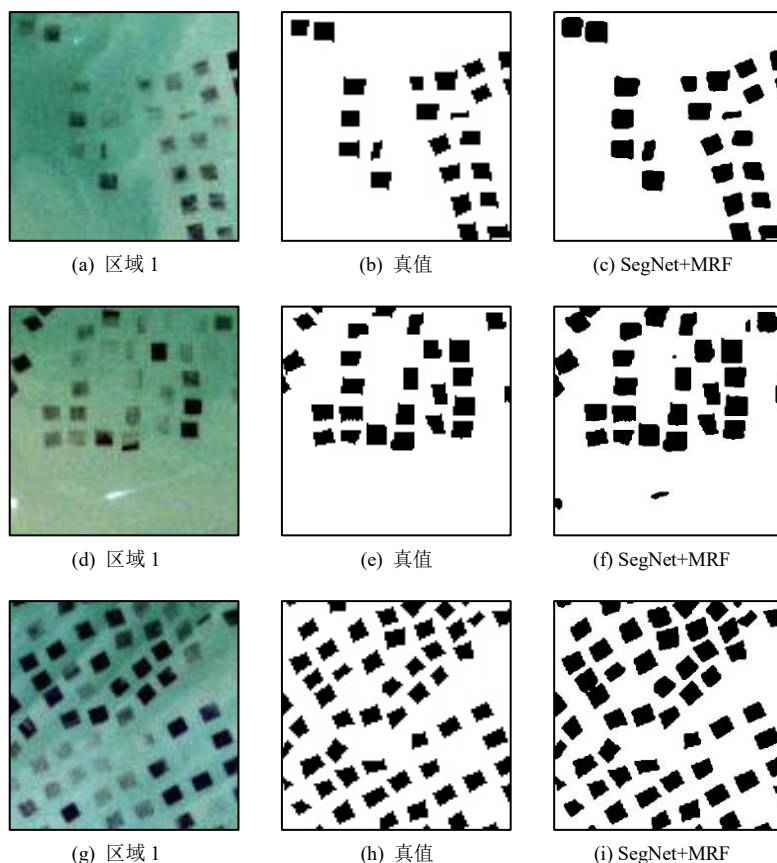


Fig.8 Experimental result

图 8 实验结果

以上的筏式养殖信息图均为模型在进行小面积的筏式养殖信息提取时得到的效果图。在此基础上,继续研究了 SegNet 对大面积筏式养殖区进行信息提取。裁剪方式仍采用按自定义步长裁剪的方法,实验结果如图 9 所示。



Fig.9 Results of SegNet + MRF in raft culture area of Lianyungang City

图 9 SegNet+MRF 对连云港市筏式养殖区提取结果图

以上的筏式信息图是由 SegNet + MRF 模型提取得到的。根据结果图可以看出,整个筏式养殖区的提取效果较好,只在极小范围的区域边界处以及灰度值较小的点,在网络预测的过程中发生了漏提,或出现了连通的情况。针对这个问题,后续可以通过增加特征训练或利用边缘提取等图像处理方法解决。

3.6 实验精度

SegNet + MRF 模型提取的筏式养殖区信息如图 8 所示,在精度验证时亦采用专家解译绘制标注信息的方法制作真值图,用于精度验证的真值。由于大面积筏式养殖区的面积应远大于被分割的单元块的大小。选取 A、B、C 区域进行精度评价,利用其精度估算整个模型的信息提取能力:

Table 1 Precision table of raft culture information extraction based on SegNet + MRF

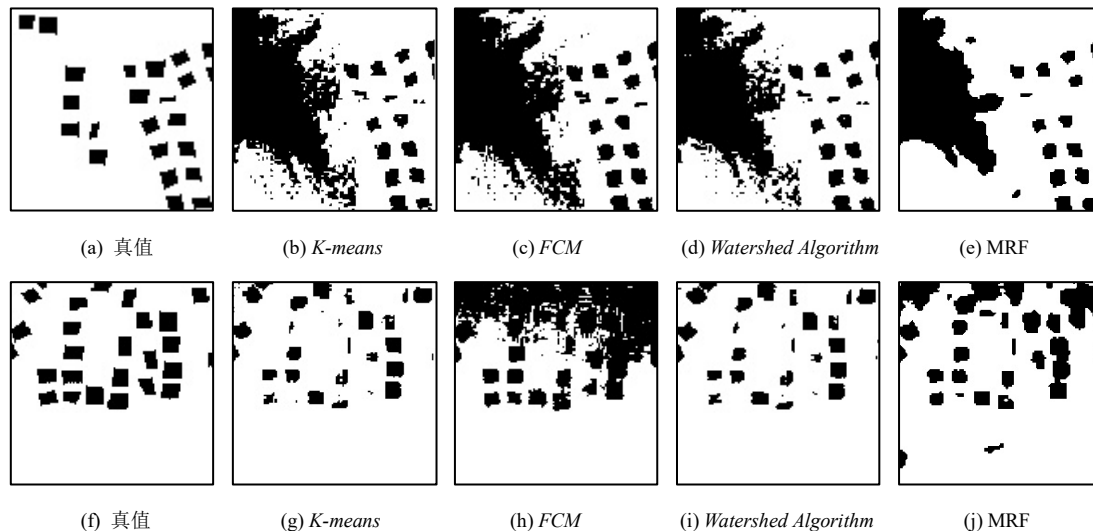
表 1 SegNet+MRF 的筏式养殖信息提取精度表

区域	Accuracy	K	OA%
A	95.10%	0.8196	88.37%
B	94.67%	0.7982	87.16%
C	96.68%	0.8341	89.71%
平均值	95.48%	0.8173	88.41%

表 1 展示了区域 A、B、C 的筏式养殖区的提取精度,3 个区域的准确率都超过了 90%,整体精度高于 87%。可以看出模型在进行筏式养殖区信息提取表现出了良好的适应能力和分类效果,漏提的部分较少。漏提或误判的主要原因是其光谱特征较弱、处于图像边缘、灰度值较浅以及 MRF 计算邻域时出现的小部分连通问题而造成的。

3.7 算法比较

由于不同海域的散射特性以及光谱特征等存在差异,为了验证该模型的有效性以及深度学习在海洋检测信息提取方面的可行性,将三个实验区域结果分别与 K-means、FCM 等方法进行比较分析。实验结果如图 10 所示。



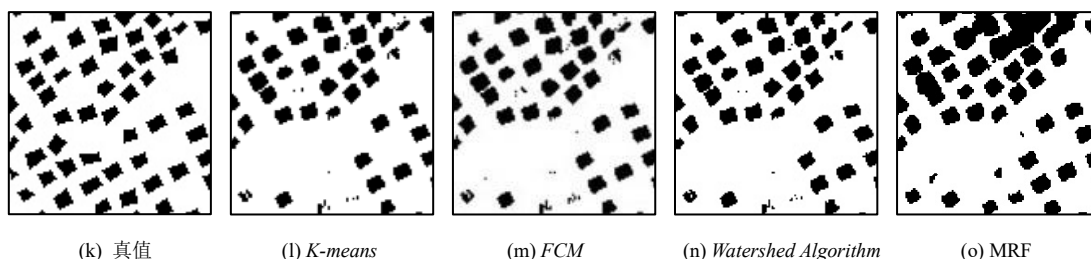


Fig.10 Clustering results of three experimental regions

图 10 三种实验区域的聚类结果图

Table 2 Classification results of five methods for experimental area

表 2 实验区域的 5 种方法分类结果

算法	Accuracy	K
K-means	68.73%	0.4375
FCM	53.58%	0.3626
MRF	75.03%	0.5465
Watershed Algorithm	76.64%	0.5812
SegNet+MRF	95.48%	0.8241

由结果可知,由于不同区域筏式养殖信息模糊程度和密集程度不同,测试结果中受

噪声的影响程度不同。在原始图像灰度值较浅处,上述聚类算法不能有效识别,而且易因周围海水而产生误判。特别是在实验区域 A 处,传统算法的聚类结果受海水背景影响特别大,在浮筏周围出现了大量噪声,效果也无法达到预期。而利用该模型能较大程度的避免受噪声和海水背景的影响,对不同海域,均能精确且快速的提取筏式养殖区的数据特征,具有良好的适应性和较高的精度。

为更进一步地体现该模型的模型训练能力和引入 MRF 算法的重要性,体现该模型的泛化能力和准确性,与其它两种深度学习方法进行比较。实验结果如图 11 所示。

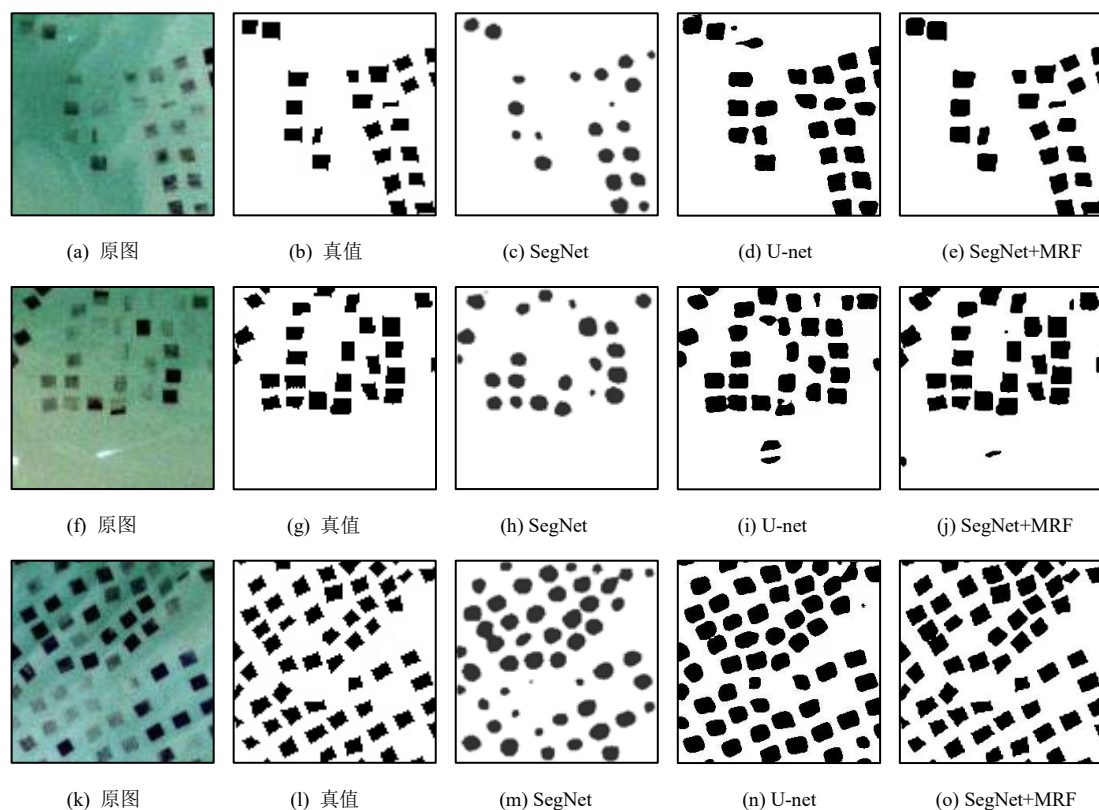


Fig 11 Comparison with classical deep learning model

图 11 与经典深度学习模型对比

Table 3 Classical deep learning model extraction results**表 3. 经典深度学习模型提取结果**

算法	Accuracy
SegNet	78.15%
U-net	93.89%
SegNet+MRF	95.48%

由结果可知, SegNet 与 U-net 易把浮筏形状处理成圆形或圆角, 间接的导致了目标形状的不准确, 精度有待提高。网络训练过程中, 易把除浮筏外的其他物体(如船只、海浪等)错误识别。与传统方法相比, 深度学习的方法不易产生噪声、浮筏之间连通和受到海水背景的影响, 但训练时间长, 且对数据集要求较高。该模型能有效结合深度学习 SegNet 模型和 MRF 模型, 针对筏式养殖块小、密集且离散的特点, 对特征信息进行有效提取, 缩短训练时间并提高分类效果。

4 总结

针对连云港市筏式养殖块细小且密集的特点, 提出用 SegNet+MRF 模型对筏式养殖区进行信息提取。在实验过程中有效针对浮筏养殖区的特点, MRF 计算像素空间领域内的特征信息进行聚类分析来获取目标低水平的空间细节信息。改善深度学习模型信息漏提、边缘信息丢失等问题。而 SegNet 深度判别特征信息, 能抑制噪声、误判等现象的产生。有效改善 MRF 在空间领域计算中出现的误判和连通现象, 二者互补结合取得了较好的效果。利用该模型的特点, 提出了按步长裁剪并自动补零等相关方法, 充分利用样本的空间、纹理等相关信息, 提高精度以及充分利用特征信息进行网络训练。获得了较高质量的提取结果, 精度达到了 95% 以上。且其分类结果优于经典无监督算法和单一的深度学习模型。而在进行其他事物的海洋监测方面, 该模型也会具有较好的表现, 相较于一些形状呈连通的海上事物, 则能更好的发挥该模型的作用。能在复杂多样的海洋背景中精确提取筏式养殖区信息, 提高海水养殖智能监测的效率。

参 考 文 献

- [1] Wang Mengmeng, Li Guoqing, Liu YiJie, Yang Hui and Zhou Yue. Dynamic changes of mariculture areas in eastern Shandong Peninsula in recent 20 years[J]. Journal of Applied Oceanography, 2017, 36 (03): 319-326. (in Chinese)
(王蒙蒙, 李国庆, 刘逸洁, 杨慧, 周越. 近 20 年来山东半岛东部海水养殖水面的动态变化[J]. 应用海洋学学报, 2017, 36(03): 319-326.)
- [2] Lu Duian, Cheng Jie, Mo Wei, Tan Yonghua, Sun Li, Liao Yibo. Pollution

and Ecological Restoration of Mariculture[J]. Ocean Development and Management, 2019, 36(11): 43-48. (in Chinese)

(吕兑安, 程杰, 莫微, 谭勇华, 孙丽, 廖一波. 海水养殖污染与生态修复对策[J]. 海洋开发与管理, 2019, 36(11): 43-48.)

- [3] Ottinger, M., Clauss, K., Kuenzer, C. Aquaculture: relevance, distribution, impacts and spatial assessments – a review. Ocean Coast. Manag, 2016, 119, 244-266.
- [4] Liu Congli and Liu Shilu. Maricultural Development Situations and Sustainable Development Problems in China[J]. Journal of Oceanography of Huanghai & Bohai Seas, 2001, 19(03): 100-105. (in Chinese)
(刘丛力, 刘世禄. 我国海水养殖业发展现状与可持续发展问题[J]. 黄渤海海洋, 2001, 19(03): 100-105.)
- [5] Hu Yuanyuan, Fan Jianchao and Wang Jun. Modifying generalized statistical region merging for unsupervised extraction of floating raft aquaculture in SAR images[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(5): 0610—0621. (in Chinese)
(胡园园, 范剑超, 王钧. 广义统计区域合并的 SAR 图像浮筏养殖信息提取[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(5): 0610—0621.)
- [6] Wu Yitian. Research on coastal aquaculture detection using remote sensing images[D]. University of the Chinese Academy of Sciences (Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences), 2017. (in Chinese)
(武易天. 基于遥感影像的近海岸水产提取方法研究[D]. 中国科学院大学 (中国科学院遥感与数字地球研究所), 2017.)
- [7] Li Junjie, He Longhua, Dai Jingfang and Li Jinlian. Extract enclosure culture in lakes based on remote sensing image texture information[J]. Journal of Lake Sciences, 2006, 18(04): 337-342. (in Chinese)
(李俊杰, 何隆华, 戴锦芳, 李金莲. 基于遥感影像纹理信息的湖泊围网养殖区提取[J]. 湖泊科学, 2006, 18(04): 337-342.)
- [8] Zhou Xiaocheng, Wang Xiaoqin, and Xiang Tianliang. Method of Automatic Extracting Seaside Aquaculture Land Based on ASTER Remote Sensing Image[J]. Wetland Science, 2006, 4 (1): 64-68. (in Chinese)
(周小成, 汪小钦, 向天梁. 基于 ASTER 影像的近海海水养殖信息自动提取方法[J]. 湿地科学, 2006, 4(1): 64-68.)
- [9] Xu Shan, Xia Lihua, Peng Haibo and Liu Xi. Remote Sensing Extraction of Mariculture Models Based on Object[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41 (05): 110-112. (in Chinese)
(徐珊, 夏立华, 彭海波, 刘曦. 基于面向对象的海水养殖模式遥感提取研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(05): 110-112.)
- [10] Xu Tiao. Remote sensing alteration information extraction based on spatial structure analysis of spectral data[D]. Central South University, 2011. (in Chinese)
(徐桃. 基于光谱数据空间结构特征分析的遥感蚀变信息提取研究[D]. 中南大学, 2011.)
- [11] Xu Wenjia. Remote sensing monitoring of the distribution of offshore floating raft culture in Qinhuangdao based on high-score satellite imagery[J].

- Hebei Fisheries, 2020, 000(004): 32-34, 63. (in Chinese)
- (徐雯佳. 基于高分卫星影像的秦皇岛近海筏式养殖分布遥感监测[J]. 河北渔业, 2020, 000(004): 32-34, 63.)
- [12] Liu Yueming, Yang Xiaomei, Wang Zhihua and Lu Chen. Extracting raft aquaculture areas in Sanduao from high-resolution remote sensing images using RCF[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2019, 41(4): 119-130. (in Chinese)
- (刘岳明, 杨晓梅, 王志华, 陆尘. 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.)
- [13] Geng Jie, Fan Jianchao, Chu Jialan and Wang Hongyu. Research on Marine Floating Raft Aquaculture SAR Image Target Recognition Based on Deep Collaborative Sparse Coding Network. Acta Automatica Sinica, 2016, 42 (4): 593-604. (in Chinese)
- (耿杰, 范剑超, 初佳兰, 王洪玉. 基于深度协同稀疏编码网络的海洋筏式 SAR 图像目标识别. 自动化学报, 2016, 42(4): 593-604.)
- [14] Zheng Zhiteng, Fan Haisheng and Wang Jie, etc. An improved double-branch network method for intelligently extracting marine cage culture area[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2020, 32 (4): 120-129. (in Chinese)
- (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)
- [15] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017:1-1.
- [16] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39(4): 640-651.
- [17] Simonyan K, Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition[J]. Computer Science, 2014.
- [18] Li Sudan, Zhang Cui and Wang Zhengzhi. SAR Target Segmentation Based on Markov Random Field[J]. Journal of Image and Graphics, 2002, 07(08): 794-799. (in Chinese)
- (酆苏丹, 张翠, 王正志. 基于马尔可夫随机场的 SAR 图象目标分割[J]. 中国图象图形学报, 2002, 07(08): 794-799.)
- [19] Chai Zhenhai, Qin Qin and Wang Ruli. Markov's Application in Visible Image Segmentation with the Airport[J]. Science Technology and Engineering, 2006, 006(006): 768-770. (in Chinese)
- (柴震海, 秦琴, 王汝笠. 马尔可夫随机场在可见光图像分割中的应用[J]. 科学技术与工程, 2006, 006(006): 768-770.)
- [20] Cao Lanying, Xia Liangzheng and Zhang Kunhui. SAR image segmentation using MRF model in wavelet domain[J]. Journal of Southeast University (Natural Sciences Edition), 2004, 34(06): 847-850. (in Chinese)
- (曹兰英, 夏良正, 张昆辉. 基于小波域 MRF 模型的 SAR 图像分割[J]. 东南大学 (自然科学版). 2004, 34(06): 847-850.)
- [21] Wang Rui, Wang Changying and Li Jinhua. Study of Green Tide Adaptive Thresholds for Remote Sensing Images Based on Data Mining[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2019, 41(004): 131-144. (in Chinese)
- (王蕊, 王常颖, 李劲华. 基于数据挖掘的 GF-1 遥感影像绿潮自适应阈值法去智能检测方法研究[J]. 海洋学报, 2019, 41(004): 131-144.)
- [22] Zhang Tao, Yang Xiaomei and Tong Liqiang, etc. Selection of best-fitting scale parameters in image segmentation based on multiscale segmentation image database[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2016, 28(4): 59-63. (in Chinese)
- (张涛, 杨晓梅, 童立强, 等. 基于多尺度图像库的遥感影像分割参数优选方法[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(4): 59-63)
- [23] Chen L C, Papandreou 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.



Wang Xinzhe, born in 1982. PhD, lecturer. His main research interests machine learning and artificial intelligence.



Deng Qiwen, born in 2000. BS. His main research interests include computer vision and artificial intelligence.



Wang Jichao, M. His main research interests include computer vision and machine learning.



Fan Jianchao, born in 1985. PhD, professor. His main research interests include intelligent extraction of ocean target information from multi-source remote sensing images.