

# 基于空谱融合与 AlexNet 算法的滨海湿地植被分类研究

许晨<sup>1</sup>, 卢霞<sup>2</sup>, 桑瑜<sup>1</sup>, 何爽<sup>1</sup>, 刘景选<sup>1</sup>

(1. 江苏海洋大学 海洋技术与测绘学院, 江苏 连云港 222005; 2. 苏州科技大学 地理科学与测绘工程学院, 江苏 苏州 215009)

**摘要:** 为提高遥感影像融合质量, 提升资源一号(ZY-1 02D)高光谱遥感影像滨海湿地植被分类精度, 提出将 ZY-1 02D 高光谱影像与空间分辨率为 10 m 的哨兵 2 号(Sentinel-2)影像进行 Brovey 融合, 并通过搭建 AlexNet 卷积神经网络对 ZY-1 02D 高光谱影像和 Brovey 融合影像的滨海湿地植被进行分类, 与支持向量机、随机森林和 BP 神经网络分类算法进行精度对比。研究结果表明: 经 Brovey 融合后, AlexNet、支持向量机、随机森林和 BP 神经网络算法的植被分类总体精度分别提高 15.60%、7.00%、14.80%和 10.00%, Kappa 系数提高了 21.35%、9.93%、18.97%、12.85%; 基于 Brovey 影像融合与 AlexNet 算法的植被分类精度最高, 总体精度为 92.40%, Kappa 系数为 89.42%。空谱融合配合 AlexNet 卷积神经网络有效解决了高光谱遥感影像在滨海湿地植被分类应用中精度较低的问题, 为滨海湿地植被资源动态监测提供技术和方法支撑。

**关键词:** ZY-1 02D; 滨海湿地; Brovey 影像融合; 植被分类; AlexNet 算法

中图分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1000-3096(2023)7-0001-11

DOI: 10.11759/hyxx20220614001

滨海湿地是介于海洋生态系统和陆地生态系统的中间地带, 能够涵养水源、调节气候、防止海岸侵蚀, 具有特殊的生态和经济价值。湿地植被在湿地生态环境维护与修复等方面发挥着不可替代的作用<sup>[1]</sup>。然而由于人为压力和全球气候变化的影响, 全世界已有约 25%~50%的滨海湿地已经丧失, 滨海湿地植被的生态功能显著下降<sup>[2-3]</sup>。因此, 采用更高效、更高精度的方法识别植被对于滨海湿地的生态保护相关工作十分重要。遥感技术以其低成本、高效和大范围观测等优势为湿地植被分类提供了有力支撑<sup>[4-5]</sup>。高光谱遥感技术于 20 世纪 80 年代快速兴起<sup>[6]</sup>。高光谱影像相较于传统遥感影像, 波段高达数百个, 波段间的连续性更强, 分类效果较好, 在进行植被分类相关工作已有广泛运用<sup>[7]</sup>。

常用于滨海湿地植被分类的传统机器学习方法, 如支持向量机(SVM, Support Vector Machine)<sup>[8-9]</sup>、随机森林(RF, Random Forest)<sup>[10-12]</sup>和 BP 神经网络(BPNN, Back Propagation Neural Network)<sup>[13-15]</sup>等, 分类精度不理想, 错分和漏分现象频发。自 2012 年 Alex Krizhevsky 等<sup>[16]</sup>提出 AlexNet 模型以来, 其以训练高效、结构精简和收敛稳定的诸多优势得到国内外学者的肯定, 为有效提取滨海湿地植被类别指明了新的方向。目前,

国内外学者利用 AlexNet 模型大多都还只是进行土地覆被分类的相关研究, 如 Yun Ge 等<sup>[17]</sup>采用 AlexNet、GoogleNet 和 VGG16 对高分辨率遥感影像进行地物分类; 党宇等<sup>[18]</sup>利用该模型对耕地和房屋进行提取, 两类地物正确分类隶属度优于 99%。

虽然高光谱遥感影像比传统遥感影像提供了更多的植被光谱信息, 但其空间分辨率较低, 单个像元内通常包含有多种植被的光谱信息, 更容易忽略空间特征细节, 增加误分类率<sup>[19-21]</sup>。另外, AlexNet 模型对不同遥感数据源及不同应用的分类效果尚不具备普适性, 基于高光谱遥感影像利用 AlexNet 模型开展滨海湿地植被分类研究鲜有报道。为丰富高光谱遥感技术在滨海湿地植被分类中的应用理论与方法, 以江苏盐城国家级珍禽自然保护区的核心区为研究区, 将 ZY-1 02D 高光谱影像与 Sentinel-2 高空间分辨率遥感

收稿日期: 2022-06-14; 修回日期: 2022-12-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(41506106); 江苏省自然科学基金项目(BK20221397)

[Foundation: National Natural Science Foundation of China, No. 41506106; Natural Science Foundation of Jiangsu Province, No. BK20221397]

作者简介: 许晨(1998—), 男, 江苏徐州人, 硕士研究生, 研究方向为高光谱遥感与滨海湿地环境遥感, E-mail: xuch@lreis.ac.cn; 卢霞(1976—), 通信作者, 女, 教授, 研究方向为滨海湿地生态环境遥感监测, E-mail: luxia3051@usts.edu.cn

进行 Brovey 影像融合, 搭建 AlexNet 卷积神经网络模型分别提取 ZY-1 02D 高光谱影像和 Brovey 融合遥感影像的滨海湿地植被分类信息, 并与 SVM、RF、BPNN 的植被分类精度进行比较分析, 得到更为精准的滨海湿地植被分类空间分布, 为开展湿地植被资源的调查和动态监测提供了强有力的技术支撑。

## 1 数据和方法

### 1.1 研究区概况

江苏盐城国家级珍禽自然保护区坐落于盐城市中部滨海地段, 东临黄海, 地理坐标为: 119°53'45"E—121°18'12"E, 32°48'47"N—34°29'28"N 之间, 是我国迄今为止最大的滨海湿地保护区<sup>[17]</sup>。研究区(图 1)北起射阳县新洋港口, 南至到大丰区斗龙港口。研究区内生态资源丰富, 多种植被交错生长分布复杂, 主要生长的植被类型包括互花米草、芦苇、碱蓬和茅草等<sup>[17]</sup>。自 20 世纪 80 年代互花米草被引种以来, 其大肆繁殖侵占了本土植被的生长空间, 严重影响保护区内植被资源的空间分布格局, 因此对滨海湿地植被资源采取动态监测刻不容缓。

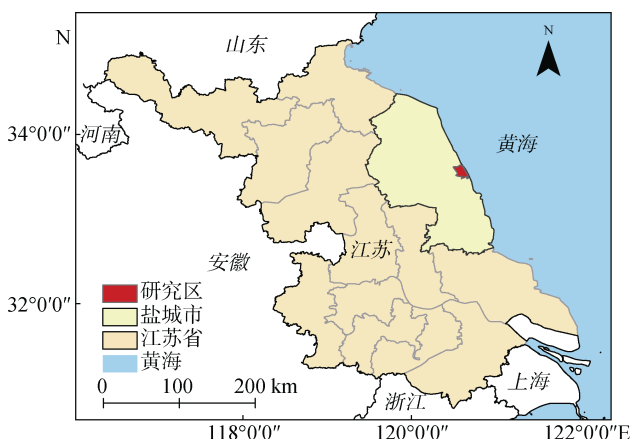


图 1 研究区位置

Fig. 1 Location of the study area

### 1.2 遥感数据获取与预处理

本文选用 2021 年 7 月 10 日空间分辨率为 30 m 的 ZY-1 02D 高光谱卫星遥感影像和同时相空间分辨率为 10 m 的 Sentinel-2 遥感影像作为数据源。ZY-1 02D 卫星搭载的高光谱相机载荷的光谱范围为 0.40~2.50  $\mu\text{m}$ , 共 166 个谱段, 光谱分辨率在可见光至近红外范围内为 10 nm, 在短波红外范围内为 20 nm。对原始影像进行投影变换、辐射校正、大气校正、Brovey 影像融合和影像裁剪等预处理。

### 1.2.1 空谱融合

Gram-Schmidt、主成分变化等融合方法获得的影像兼具高光谱和高空间分辨率的特点, 导致数据量剧增, 容易出现维度崩坏现象, 所以采用 Brovey 融合算法实现空谱融合, 该算法在提升遥感影像空间分辨率的同时, 减少数据量, 较好保持高光谱影像原有的光谱信息<sup>[22]</sup>。其基本思想是先采取归一化的方式处理低空间分辨率影像中选定的三个波段, 然后将归一化处理的波段分别与高分辨率的全色影像进行乘积运算得到新的三个成分<sup>[23]</sup>。由于 Brovey 融合方法是对高光谱图像和高分辨率数据进行彩色合成, 需要最大程度上保持图像的颜色特征, 且植被在 450 nm 蓝波段(B)、540 nm 绿波段(G)和 650 nm 红波段(R)的反响最大, 所以选取 ZY-1 02D 高光谱影像中的真彩色合成波段(R: band29、G: band19、B: band10)与 Sentinel-2 高分辨率影像中的近红外波段(band8)进行融合。

### 1.2.2 训练样本及可分离性分析

通过实地调研, 并参考已有的盐城滨海湿地植被分类成果<sup>[5, 24-26]</sup>, 研究区的植物类型主要为互花米草、芦苇、碱蓬和茅草。利用 Sentinel-2 高分辨率遥感影像结合实地考察选取可分离度较高的训练样本。训练样本的可分离度采用 Jefferies-Matusita(JM)系数来判断, 当系数大于 1.8 时, 代表各类别训练样本的可分离度达标, JM 系数值越接近 2, 样本的可分离度就越高<sup>[13]</sup>。经统计, 高光谱遥感影像和 Brovey 融合影像的训练样本的可分离度结果都在 1.85~2.00 之间, 各类别样本的可分离性较好。深度学习所需的训练样本影像利用 Matlab 软件进行随机变换扩增, 最终得到训练样本影像和验证样本影像总计 40 000 张, 其中每类地物的训练样本影像 6 000 张, 验证样本影像 2 000 张。

## 1.3 AlexNet 卷积神经网络

### 1.3.1 模型结构

经多次比对实验, 拟采用 AlexNet 模型。该模型初始化时共有 25 层, 连接数为 24, 学习深度为 8。如图 2 所示, 该模型的主体结构由 5 个卷积层(Conv)和 3 个全连接层(Fc)搭建而成。Conv 层的作用是利用卷积核提取输入的不同特征, 并输出特征图传递给下一层。Conv 层运算公式:

$$P_n = f\left(\sum_{n=m} P_{n-1} \otimes M_n + V_n\right), \quad (1)$$

其中:  $P_n$  为第  $n$  层的特征图;  $f$  为非线性激活函数;  $M_n$  为第  $n$  层卷积核矩阵;  $V_n$  为第  $n$  层的偏移向量。

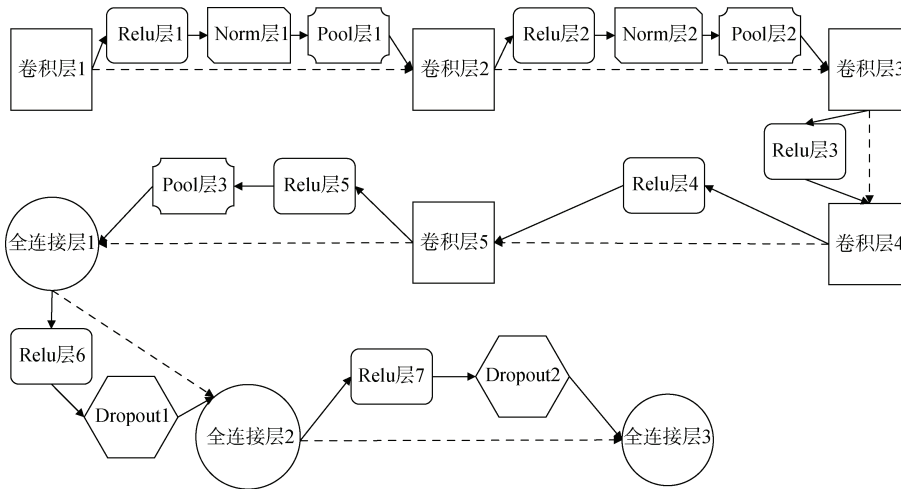


图2 AlexNet 模型主体结构  
Fig. 2 Main structure of the AlexNet model

AlexNet 模型通过在 Conv 层和 Fc 层之间插入 7 个 ReLU 激活函数(公式 2)来加快模型训练时的收敛速度, 并且有效防止了过拟合现象的出现。

$$\text{ReLU}(x) = \text{Max}(0, x), \quad (2)$$

其中,  $x$  为上一个 Conv 层的运算结果。

AlexNet 模型添加了 2 个归一化层(Norm)对经过 ReLU 激活函数处理后的部分特征进行归一化, 本质上是一个平滑激活函数。同时, Norm 层的归一化操作还可以将所得结果再次输入到模型中, 从而进一步提取到影像的深度特征<sup>[27]</sup>。公式如下:

$$b_{x,y}^i = a_{x,y}^i / \left[ k + b \sum_{j=\max(0, i-n/2)}^{\min(N-1, i+n/2)} (a_{x,y}^j)^2 \right]^c, \quad (3)$$

其中, 常量  $k$ 、 $N$ 、 $b$  和  $c$  为已知参数,  $k=2$ ,  $N=5$ ,  $b=10^{-4}$ ,  $c=0.75$ ;  $a_{x,y}^i$  表示经过 ReLU 激活函数处理的坐标  $(x, y)$  处第  $i$  次卷积操作的结果;  $n$  为  $(x, y)$  处第  $n$  次卷积操作。

池化层(Pool)的应用在不改变特征的尺度同时, 对特征进行降维从而有效减少网络训练过程中出现的过拟合现象。Pool 层运算公式:

$$P_n = \text{Sub}(p_{n-1}), \quad (4)$$

其中, Sub 表示下采样。

Fc 层是起到分类的作用, 它通过将 Conv 层、Pool 层和 ReLU 激活函数等操作学到的特征重组传送到最后的分类结果。

此外, Fc 层后的随机失活层(Dropout)会随机使一些神经节点失活, 让模型丢弃部分冗余特征从而减少模型训练过程中出现的过拟合现象<sup>[20]</sup>。

### 1.3.2 训练环境及相关参数

研究采用的计算机处理器型号为 AMD R7-5800H

with Radeon Graphics 3.20 GHz, 运行内存 16GB, 显卡型号为 NVIDIA GeForce RTX 3060, 显卡内存 6GB; 软件采用 Matlab2021b。

使用 Matlab 软件搭建 AlexNet 模型, 训练模型的求解器采用 Sgdm, 共训练 10 轮, 批尺寸为 128, 学习率为 0.01, 并采用随机镜像翻转、水平旋转和放大缩小等方法对训练样本进行增强, 训练准确率变化见图 3。训练准确率在第八轮训练时已趋于稳定, 此时网络能够从样本中学习到的特征已经达到饱和状态。

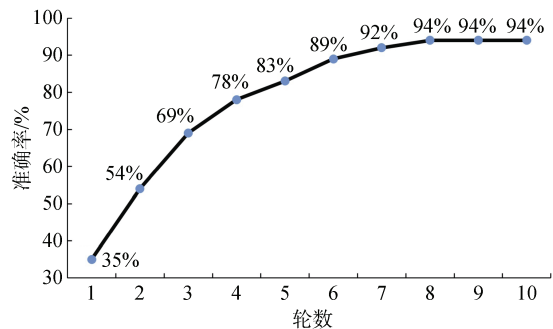


图3 准确率变化曲线  
Fig. 3 Variation curve of accuracy

### 1.4 分类精度评价方法

利用 ArcGIS 软件在研究区内随机生成 500 个采样点用于精度验证。精度验证因子包括总体精度(OA, Overall Accuracy)、Kappa 系数、各类别的用户精度(UA, User Accuracy)和制图精度(PA, Producer Accuracy)<sup>[13]</sup>。通过这些因子对 SVM、RF、BPNN 和 AlexNet 卷积神经网络的分类精度进行对比。

总体精度计算公式如下:

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (5)$$

其中,  $TP$  为真正类;  $TN$  为真负类;  $FP$  为假正类;  $FN$  为假负类。

Kappa 系数的计算结果值通常位于 0 到 1 之间, 数值越大植被的分类精度越高, 表达式如下:

$$Kappa = \frac{OA - P_e}{1 - P_e}, \quad (6)$$

其中,  $P_e$  计算公式如下:

$$P_e = \frac{(TP + FN) * (TP + FP) + (FP + TN) * (FN + TN)}{(TP + FP + TN + FN)^2}, \quad (7)$$

用户精度和制图精度分别用来评价各类别的错分和漏分现象。UA、PA 计算方法如公式(8)、(9):

$$UA = 1 - \frac{P_f}{P}, \quad (8)$$

$$PA = 1 - \frac{P_l}{P}, \quad (9)$$

其中,  $P$  为某类别的总像元数;  $P_f$  为错分像元数;  $P_l$  为漏分像元数。

## 2 结果与分析

### 2.1 滨海湿地植被分类结果

利用 SVM、RF、BPNN 和 AlexNet 四种算法对 ZY-1 02D 高光谱影像和 Brovey 融合影像进行滨海湿地植被分类(基于 ZY-1 02D 高光谱影像分类结果分别记为 H\_SVM、H\_RF、H\_BPNN、H\_AlexNet; 基于 Brovey 融合影像的分类结果分别记为 B\_SVM、B\_RF、B\_BPNN、B\_AlexNet)。SVM 算法的核函数采用径向基(RBF)<sup>[6, 28-29]</sup>, 惩罚参数为 100, Gamma 系数为 0.33; RF 算法的选择树数量为 100, 特征数量采用平方根的方法<sup>[30-32]</sup>, BPNN 算法的学习率为 0.01, 均方根误差为 0.001, 训练迭代次数为 20 000 次<sup>[15, 33]</sup>。得到初步分类结果后, 经主次分析、聚类分析和分类结果聚合等分类后处理获得盐城滨海湿地植被分类的空间分布, 其中基于 ZY-1 02D 高光谱影像的植被分类结果如图 4a-d 所示, 基于 Brovey 融合影像的植被分类结果如图 5a-d 所示, 局部可视化分类结果如图 6。

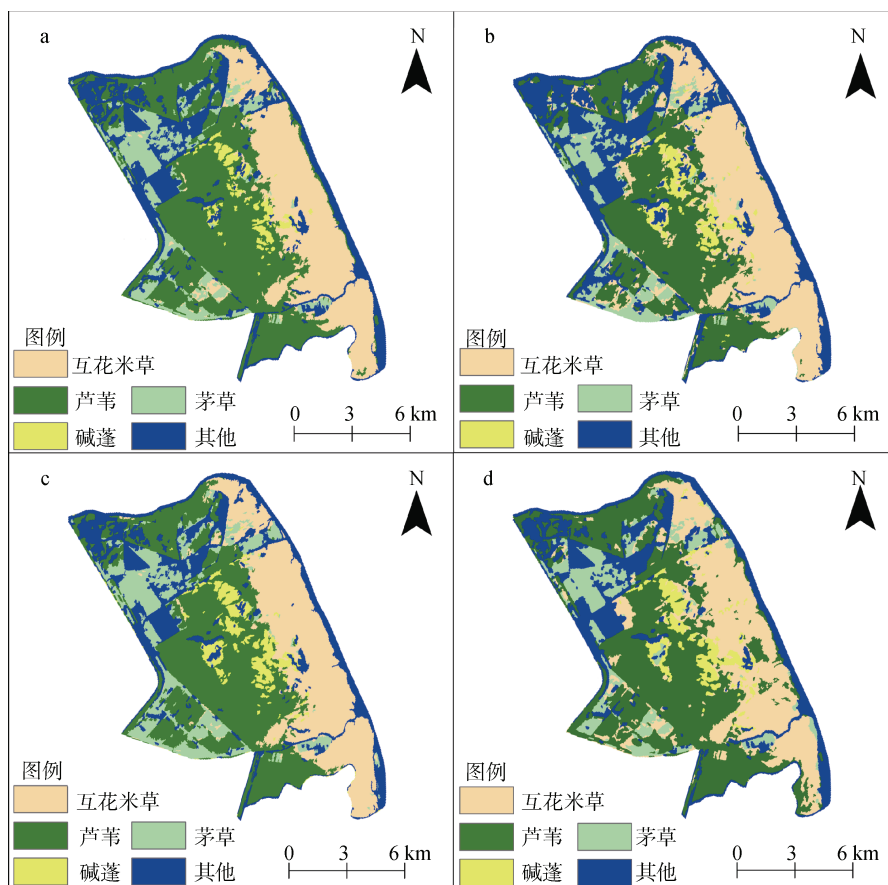


图 4 基于 ZY-1 02D 高光谱影像分类结果图

Fig. 4 Classification results based on ZY-1 02D hyperspectral image  
a: H\_SVM; b: H\_RF; c: H\_BPNN; d: H\_AlexNet

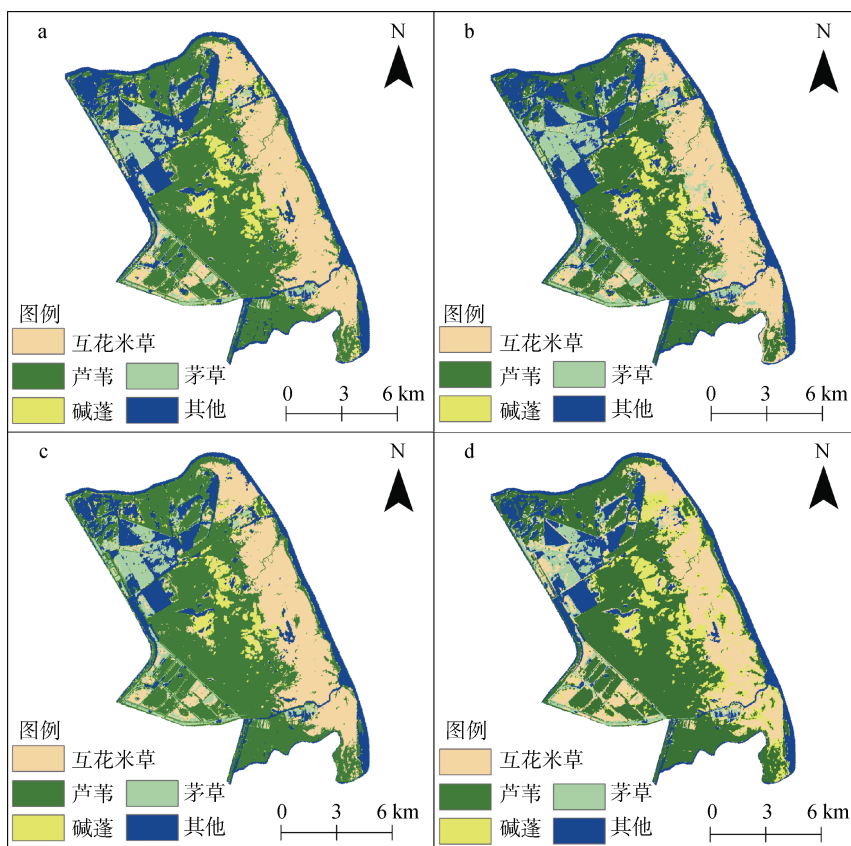


图 5 基于 Brovey 融合影像分类结果图

Fig. 5 Classification results based on Brovey fusion image  
a: B\_SVM; b: B\_RF; c: B\_BPNN; d: B\_AlexNet

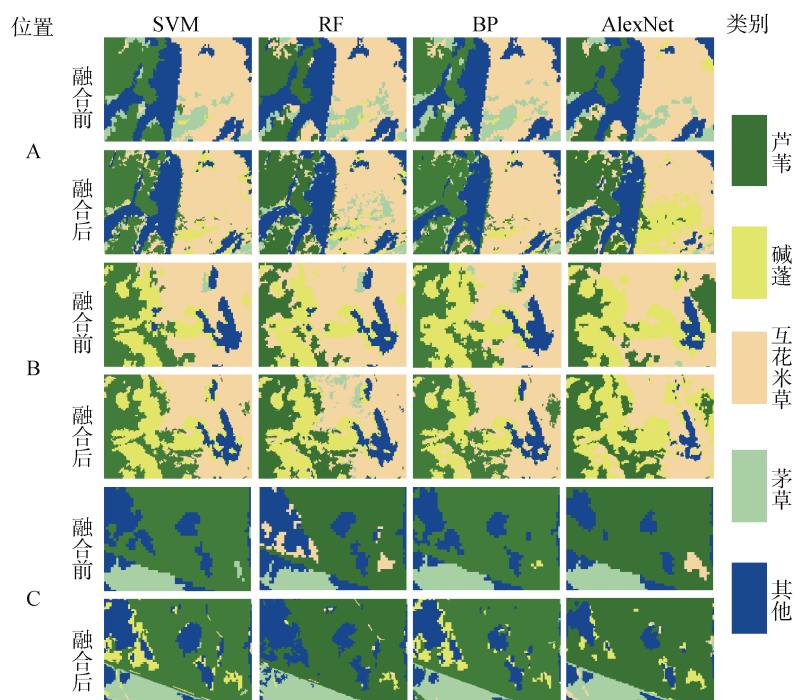


图 6 局部可视化分类结果图

Fig. 6 Locally visualized classification results

## 2.2 分类精度评价分析

利用目视解译结合实地考察选取的验证样本对

ZY-1 02D 高光谱影像和 Brovey 融合影像的植被分类结果计算混淆矩阵(表 1~8), 评价植被分类精度。

表 1 基于 H\_SVM 的植被分类混淆矩阵

Tab. 1 Vegetation classification confusion matrix based on H\_SVM

		百分比(%)						
类别	互花米草	碱蓬	芦苇	茅草	其他	PA	UA	
互花米草	80.58	33.33	10.41	5.88	1.37	80.58	62.88	
碱蓬	2.91	20.29	0.00	0.00	0.00	20.29	82.35	
芦苇	0.91	30.43	84.16	2.94	5.84	84.16	86.51	
茅草	9.71	8.70	3.17	79.41	2.74	79.41	51.92	
其他	3.88	7.25	2.26	11.76	90.41	90.41	78.57	
OA							75.20	
Kappa							65.52	

表 2 基于 H\_RF 的植被分类混淆矩阵

Tab. 2 Vegetation classification confusion matrix based on H\_RF

		百分比(%)						
类别	互花米草	碱蓬	芦苇	茅草	其他	PA	UA	
互花米草	78.64	33.33	21.72	2.94	2.74	78.64	52.26	
碱蓬	2.91	30.43	0.45	0.00	0.00	30.43	84.00	
芦苇	0.00	2.90	67.87	0.00	5.48	67.87	96.15	
茅草	14.56	10.14	2.71	64.71	1.37	64.71	43.14	
其他	3.88	23.19	7.24	32.35	90.41	90.41	58.41	
OA							68.00	
Kappa							57.41	

表 3 基于 H\_BPNN 的植被分类混淆矩阵

Tab. 3 Vegetation classification confusion matrix based on H\_BPNN

		百分比(%)						
类别	互花米草	碱蓬	芦苇	茅草	其他	PA	UA	
互花米草	76.70	28.99	10.41	0.00	2.74	76.70	63.71	
碱蓬	2.91	34.78	0.45	0.00	1.37	34.78	82.76	
芦苇	0.97	8.70	81.00	2.94	1.37	81.00	95.21	
茅草	16.50	14.49	4.98	91.18	2.74	91.18	43.66	
其他	2.91	13.04	3.17	5.88	91.78	91.78	76.14	
OA							76.00	
Kappa							67.54	

表 4 基于 H\_AlexNet 的植被分类混淆矩阵

Tab. 4 Vegetation classification confusion matrix based on H\_AlexNet

		百分比(%)						
类别	互花米草	碱蓬	芦苇	茅草	其他	PA	UA	
互花米草	76.70	36.23	10.86	0.00	0.00	76.70	61.72	
碱蓬	4.85	26.09	0.45	0.00	0.00	26.09	75.00	
芦苇	2.91	13.04	85.07	5.88	2.74	85.07	92.16	
茅草	13.59	10.14	0.90	85.29	1.37	85.29	54.72	
其他	1.94	14.49	2.71	8.82	95.89	95.89	76.92	
OA							76.80	
Kappa							68.07	

表 5 基于 B\_SVM 的植被分类混淆矩阵

Tab. 5 Vegetation classification confusion matrix based on B\_SVM

百分比(%)							
类别	互花米草	碱蓬	芦苇	茅草	其他	PA	UA
互花米草	83.50	34.78	4.98	11.76	1.37	83.50	68.25
碱蓬	3.88	47.83	2.26	0.00	0.00	47.83	78.57
芦苇	5.83	4.35	86.88	2.94	1.37	86.88	94.58
茅草	3.88	0.00	1.81	85.29	0.00	85.29	78.38
其他	2.91	13.04	4.07	0.00	97.26	97.26	77.17
OA				82.20			
Kappa				75.45			

表 6 基于 B\_RF 的植被分类混淆矩阵

Tab. 6 Vegetation classification confusion matrix based on B\_RF

百分比(%)							
类别	互花米草	碱蓬	芦苇	茅草	其他	PA	UA
互花米草	84.47	33.33	7.24	2.94	2.74	84.47	67.44
碱蓬	2.91	47.83	1.36	0.00	0.00	47.83	84.62
芦苇	1.94	5.80	86.88	2.94	0.00	86.88	96.48
茅草	7.77	0.00	0.90	94.12	1.37	94.12	74.42
其他	2.91	13.04	3.62	0.00	95.89	95.89	77.78
OA				82.80			
Kappa				76.38			

表 7 基于 B\_BPNN 的植被分类混淆矩阵

Tab. 7 Vegetation classification confusion matrix based on B\_BPNN

百分比(%)							
类别	互花米草	碱蓬	芦苇	茅草	其他	PA	UA
互花米草	85.44	34.78	2.71	5.88	1.37	85.44	72.73
碱蓬	0.97	52.17	1.36	0.00	0.00	52.17	90.00
芦苇	6.80	7.25	94.12	2.94	4.11	94.12	92.86
茅草	5.83	0.00	0.45	91.18	2.74	91.18	77.50
其他	0.97	5.80	1.36	0.00	91.78	91.78	89.33
OA				86.00			
Kappa				80.39			

表 8 基于 B\_AlexNet 的植被分类混淆矩阵

Tab. 8 Vegetation classification confusion matrix based on B\_AlexNet

百分比(%)							
类别	互花米草	碱蓬	芦苇	茅草	其他	PA	UA
互花米草	85.44	4.90	1.81	14.71	2.74	85.44	87.13
碱蓬	8.74	90.65	0.90	0.00	4.11	90.65	82.50
芦苇	5.83	4.45	95.93	0.00	0.00	95.93	96.80
茅草	0.00	0.00	1.36	85.29	1.37	85.29	87.88
其他	0.00	0.00	0.00	0.00	91.78	91.78	100.00
OA				92.40			
Kappa				89.42			

从表 1~4 可以看出: 基于 ZY-1 02D 高光谱影像的四种算法分类精度最高的是 H\_AlexNet, 总体精度为 76.80%, Kappa 系数为 68.07%; H\_SVM 的总体精度为 75.20%, Kappa 系数为 65.52%; H\_RF 的总体精度为 68.00%, Kappa 系数为 57.41%; H\_BPNN 的分类效果次于 H\_AlexNet, 但是优于 H\_RF 和 H\_SVM, 总体精度为 76.00%, Kappa 系数为 67.54%。从分类精度提升方面来看, H\_AlexNet 较 H\_SVM 的总体精度提高了 1.60%, Kappa 系数提高了 2.55%; 与 H\_RF 相比, 总体精度提高了 8.80%, Kappa 系数提高 10.66%, 分类精度提升最大; 与 H\_BPNN 相比, 总体精度提高了 0.8%, Kappa 系数提高了 0.53%。

由表 1~4 和图 4a-d 可知: H\_SVM、H\_RF、H\_BPNN 和 H\_AlexNet 对芦苇的分类效果较为良好, 但是对碱蓬的分类效果都很差, 主要漏分为互花米草和芦苇; 在四种算法的混淆矩阵中, 互花米草和茅草的用户精度都远低于制图精度, 互花米草主要错分为芦苇和碱蓬, 茅草主要错分为互花米草和碱蓬; H\_AlexNet 的分类精度较其他三种算法相差不大, 仅对其他地物分类效果有所提升, 在对湿地植被分类时仍会出现许多错分现象。

结合表 1~8 和图 4a-d、5a-d 可知: 在进行 Brovey 融合之后, 四种算法的分类精度均有较大提升。分类精度最高的是 B\_AlexNet, 总体精度为 92.40%, Kappa 系数为 89.42%, 相比 H\_AlexNet 的总体精度高 15.60%, Kappa 系数提高 21.35%; B\_SVM 的总体精度为 82.20%, Kappa 系数为 75.45%, 相比 H\_SVM 的总体精度高 7.00%, Kappa 系数提高 9.93%; B\_RF 的总体精度为 82.80%, Kappa 系数为 76.38%, 相比 H\_RF 的总体精度高 14.80%, Kappa 系数提高 18.97%; B\_BPNN 的总体精度为 86.00%, Kappa 系数为 80.39%, 相比 H\_BPNN 的总体精度高 10.00%, Kappa 系数提高 12.85%。B\_AlexNet 在芦苇、互花米草、碱蓬和茅草的提取效果上相比其他七种分类结果都有很大幅度的提升, 有效地减少了错误分类, 四种植被的用户精度和制图精度均在 85% 以上。

从图 6 中可见: 在融合前, 由于高光谱影像分辨率较低, 缺乏大量的纹理特征, 且七月份的芦苇和互花米草的光谱特征较为相似, 四种算法对于这两种植被都出现了错分、漏分的现象; 在进行 Brovey 融合后, 影像加入的纹理特征使芦苇和互花米草的区分效果得到提升, 种间分类结果的边界更加完整平滑。但是 B\_SVM、B\_RF 和 B\_BPNN 算法在分类

完成后会出现些许“椒盐”现象, 而 B\_AlexNet 可以将卷积层和池化层提取到的局部特征通过全连接层进行整合, 消除传统算法产生的“椒盐”现象。基于 Brovey 融合影像的四种算法对茅草的分类结果都有很大改善, 但是 B\_SVM、B\_RF 和 B\_BPNN 对碱蓬的分类精度仍然很差, 制图精度远均低于用户精度, 主要漏分为互花米草。这主要是由于 Brovey 融合算法只能选取三个波段进行融合, 对波段的选择限制较大, 虽然提高了影像的空间分辨率, 但也使得光谱信息损失量较大, 造成融合影像中碱蓬和互花米草生长区域的光谱与空间存在失真问题。反观 B\_AlexNet, 利用卷积层将空谱融合影像的空间细节特征和光谱特征相结合, 将提取的特征不断叠加为深度特征并反复训练学习, 收敛速度、分类速度和网络模型结构较其他三种算法更快更稳定, 能够更好地区分碱蓬和互花米草。B\_AlexNet 在分类结果上也比其他算法的分类结果更符合研究区的实际植被分布。

### 3 结论

本文以江苏盐城国家级珍禽自然保护区的核心区为研究区, 基于 ZY-1 02D 高光谱遥感影像和 Sentinel-2 高空间分辨率遥感影像结合空谱融合技术, 采用 SVM、RF、BPNN 和 AlexNet 四种算法开展滨海湿地植被分类算法研究。通过以上研究, 得到以下结论:

(1) 对影像进行 Brovey 融合后, 影像在最大化保持了原有光谱特征的同时, 大大提高了空间细节特征。AlexNet、SVM、RF 和 BPNN 的总体精度分别提高 15.60%、7.00%、14.80% 和 10.00%, Kappa 系数提高 21.35%、9.93%、18.97%、12.85%; 使用 AlexNet 卷积神经网络的植被分类精度最高, 总体精度为 92.40%, Kappa 系数为 89.42%; 分类精度从高到低依次为 AlexNet 卷积神经网络、BP 神经网络、支持向量机、随机森林。

(2) 基于空谱融合的 AlexNet 算法进行的植被分类, 大大改善了互花米草和茅草错分的现象, 在一定程度上减少了碱蓬的漏分现象, 同时还保持了芦苇的分类效果, 有效解决了高光谱遥感影像在滨海湿地植被分类应用中精度较低的问题。

此次研究是基于空谱融合与 AlexNet 算法的滨海湿地植被分类研究, 空谱融合技术采用 Brovey 影像融合算法, 由于 Brovey 影像融合技术易受波段限制, 存在光谱与空间失真的问题, 未来可以考虑采



用成分替换法与神经网络相结合的算法提高融合影像的质量, 并配合其他深度学习网络模型, 进一步提高盐城滨海湿地的植被分类精度。

参考文献:

- [1] 张强. 湿地植被遥感分类研究进展[J]. 世界林业研究, 2019, 32(3): 49-54.  
ZHANG Qiang. Research progress in wetland vegetation classification by remote sensing[J]. World Forestry Research, 2019, 32(3): 49-54.
- [2] CHRISTOPHER A G, MICHAEL J O, JAMES B G, et al. Macroclimatic change expected to transform coastal wetland ecosystems this century[J]. Nature Climate Change, 2017(7): 142-147.
- [3] MATTHEW L K, MEGONIGAL J P. Tidal wetland stability in the face of human impacts and sea-level rise[J]. NATURE, 2013(504): 53-60.
- [4] WANG J, LIU Z J, YU H Y, et al. Mapping spartina alterniflora biomass using LiDAR and hyperspectral data[J]. Remote Sensing, 2017, 9(6): 589-601.
- [5] 游佩佩, 刘振波, 谢嘉伟, 等. 基于 GF-2 的江苏滨海湿地遥感深度学习分类算法研究[J]. 长江流域资源与环境, 2021, 30(7): 1659-1669.  
YOU Peipei, LIU Zhenbo, XIE Jiawei, et al. Research on deep learning algorithm remote sensing classification of Jiangsu coastal wetlands based on GF-2 image[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2021, 30(7): 1659-1669.
- [6] 梁亮, 杨敏华, 李英芳. 基于 ICA 与 SVM 算法的高光谱遥感影像分类[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(10): 2724-2728.  
LIANG Liang, YANG Minhua, LI Yingfang. Hyperspectral remote sensing image classification based on ICA and SVM algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(10): 2724-2728.
- [7] 程嵩阳, 熊玉洁, 姚瑶, 等. 结合倒置特征金字塔和 U-Net 的高光谱影像分类[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(8): 1994-2008.  
CHENG Songyang, XIONG Yujie, YAO Yao, et al. Hyperspectral image classification using an inverted feature pyramid network with U-Net[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(8): 1994-2008.
- [8] 孙伟伟, 任凯, 肖晨超, 等. 资源一号 02D 卫星高光谱与多光谱融合数据滨海湿地分类应用[J]. 航天器工程, 2020, 29(6): 162-168.  
SUN Weiwei, REN Kai, XIAO Chenchao, et al. Classification of coastal wetlands based on hyperspectral and multispectral fusion data of ZY-1 02D satellite[J]. Spacecraft Engineering, 2020, 29(6): 162-168.
- [9] SUN W W, LIU K, REN G B, et al. A simple and effective spectral-spatial method for mapping large-scale coastal wetlands using China ZY-1 02D satellite hyperspectral images[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2021, 104: 1-9.
- [10] 崔小芳, 刘正军. 基于随机森林分类方法和多源遥感数据的湿地植被精细分类[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(8): 113-116.  
CUI Xiaofang, LIU Zhengjun. Wetland vegetation classification based on object-based classification method and multi-source remote sensing images[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(8): 113-116.
- [11] 董迪, 曾纪胜, 魏征, 等. 联合星载光学和 SAR 影像的漳江口红树林与互花米草遥感监测[J]. 热带海洋学报, 2020, 39(2): 107-117.  
DONG Di, ZENG Jisheng, WEI Zheng, et al. Integrating spaceborne optical and SAR imagery for monitoring mangroves and spartina alterniflora in Zhangjiang Estuary[J]. Journal of Tropical Oceanography, 2020, 39(2): 107-117.
- [12] 刘瑞清, 李加林, 孙超, 等. 基于 Sentinel-2 遥感时间序列植被物候特征的盐城滨海湿地植被分类[J]. 地理学报, 2021, 76(7): 1680-1692.  
LIU Ruiqing, LI Jialin, SUN Chao, et al. Classification of Yancheng coastal wetland vegetation based on vegetation phenological characteristics derived from Sentinel-2 time-series[J]. Acta Geographica Sinica, 2021, 76(7): 1680-1692.
- [13] 何爽, 卢霞, 张森, 等. 基于 GA-BP 神经网络的临洪河口湿地土地覆盖分类算法研究[J]. 海洋科学, 2020, 44(12): 44-53.  
HE Shuang, LU Xia, ZHANG Sen, et al. Research on classification algorithm of wetland land cover in the Linhong Estuary, Jiangsu Province[J]. Marine Sciences, 2020, 44(12): 44-53.
- [14] BAO Y H, REN J B. Wetland landscape classification based on the BP neural network in DaLing Lake area[J]. Procedia Environmental Sciences, 2011, (10): 2360-2366.
- [15] 肖锦成, 欧维新, 符海月. 基于 BP 神经网络与 ETM+ 遥感数据的盐城滨海自然湿地覆被分类[J]. 生态学报, 2013, 33(23): 7496-7504.  
XIAO Jincheng, OU Weixin, FU Haiyue. Classification of coastal natural wetland cover in Yancheng based on BP neural network and ETM+ remote sensing data[J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(23): 7496-7504.
- [16] ALEX K, ILYA S, GEOFFREY E H. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 6(60): 84-90.
- [17] GE Y, JIANG S L, XU Q Y. Exploiting representations from pre-trained convolutional neural networks for high-resolution remote sensing image retrieval[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, (77): 17489- 17515.

- [18] 党宇, 张继贤, 邓喀中, 等. 基于深度学习 AlexNet 的遥感影像地表覆盖分类评价研究[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(11): 1530-1537.  
DANG Yu, ZHANG Jixian, DENG Kazhong, et al. Study on the evaluation of land cover classification using remote sensing images based on AlexNet[J]. Journal of Geo-Information Science, 2017, 19(11): 1530-1537.
- [19] DIOLINE S, AJAY K M, ARUN K, et al. Hyperspectral and multispectral image fusion techniques for high resolution applications: a review[J]. Earth Science Informatics, 2021, (14): 1685-1705.
- [20] 郭慧婷, 韩波, 王雪, 等. 资源一号 02D 卫星高光谱与多光谱遥感影像融合方法[J]. 航天器工程, 2020, 29(6): 180-185.  
GUO Huiting, HAN Bo, WANG Xue, et al. Hyperspectral and multispectral remote sensing images fusion method of ZY-1 02D satellite[J]. Spacecraft Engineering, 2020, 29(6): 180-185.
- [21] 唐廷元. 基于无人机影像和深度学习的岩溶湿地植被信息识别研究[D]. 桂林: 桂林理工大学, 2020.  
TANG Tingyuan. Research on extracting vegetation information in Karst Wetland based on UAV images and deep learning[D]. Guilin: Guilin University of Technology, 2020.
- [22] 赵文驰, 宋伟东, 陈敏. 国产高分辨率遥感卫星融合方法比较[J]. 测绘与空间地理信息, 2019, 42(11): 154-158, 163.  
ZHAO Wenchi, SONG Weidong, CHEN Min. Comparison of fusion methods in domestic high resolution remote sensing[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2019, 42(11): 154-158, 163.
- [23] 肖昶, 余晓敏, 韩逸飞. 高分二号卫星影像融合技术研究[J]. 地理空间信息, 2018, 16(6): 13-16, 7.  
XIAO Chang, YU Xiaomin, HAN Yifei. Research on image fusion technology of GF-2 satellite[J]. Geospatial Information, 2018, 16(6): 13-16, 7.
- [24] 刘瑞清, 李加林, 孙超, 等. 基于 Sentinel-2 遥感时间序列植被物候特征的盐城滨海湿地植被分类[J]. 地理学报, 2021, 76(7): 1680-1692.  
LIU Ruiqing, LI Jialin, SUN Chao, et al. Classification of Yancheng coastal wetland vegetation based on vegetation phenological characteristics derived from Sentinel-2 time-series [J]. Acta Geographica Sinica, 2021, 76(7): 1680-1692.
- [25] 宗影, 李玉凤, 刘红玉. 基于面向对象随机森林方法的滨海湿地植被分类研究[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2021, 21(4): 47-55.  
ZONG Ying, LI Yufeng, LIU Hongyu. A Study of coastal wetland vegetation classification based on object-oriented Random Forest method[J]. Journal of Nanjing Normal University (Engineering and Technology Edition), 2021, 21(4): 47-55.
- [26] 邵亚婷, 卢霞, 叶慧, 等. 滨海湿地土地覆盖面向对象分类及变化监测[J]. 海洋科学, 2020, 44(1): 52-66.  
SHAO Yating, LU Xia, YE Hui, et al. Object-oriented classification and change monitoring of coastal wetland land cover[J]. Marine Sciences, 2020, 44(1): 52-66.
- [27] 付青, 罗文浪, 吕敬祥. 基于 AlexNet 和支持向量机相结合的卫星遥感影像土地利用变化检测[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(17): 282-290.  
FU Qing, LUO Wenlang, LV Jingxiang. Land utilization change detection of satellite remote sensing image based on AlexNet and support vector machine[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(17): 282-290.
- [28] 张策, 臧淑英, 金竺, 等. 基于支持向量机的扎龙湿地遥感分类研究[J]. 湿地科学, 2011, 9(3): 263-269.  
ZHANG Ce, ZANG Shuying, JIN Zhu, et al. Research on Zhalong Wetland classification based on support vector machines[J]. Wetland Science, 2011, 9(3): 263-269.
- [29] 张静, 张翔, 田龙, 等. 西北旱区遥感影像分类的支持向量机法[J]. 测绘科学, 2017, 42(1): 49-52, 58.  
ZHANG Jing, ZHAG Xiang, TIAN Long, et al. The support vector machine method for RS images' classification in northwest arid area[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017, 42(1): 49-52, 58.
- [30] 穆亚南, 丁丽霞, 李楠, 等. 基于面向对象和随机森林模型的杭州湾滨海湿地植被信息提取[J]. 浙江农林大学学报, 2018, 35(6): 1088-1097.  
MU Yanan, DING Lixia, LI Nan, et al. Classification of coastal wetland vegetation in Hangzhou Bay with an object-oriented, random forest model[J]. Journal of Zhejiang A&F University, 2018, 35(6): 1088-1097.
- [31] 耿仁方, 付波霖, 蔡江涛, 等. 基于无人机影像和面向对象随机森林算法的岩溶湿地植被识别方法研究[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(8): 1295-1306.  
GENG Renfang, FU Bolin, CAI Jiangtao, et al. Object-Based Karst Wetland vegetation classification method using unmanned aerial vehicle images and random forest algorithm[J]. Journal of Geo-information Science, 2019, 21(8): 1295-1306.
- [32] 李方方, 刘正军, 徐强强, 等. 面向对象随机森林方法在湿地植被分类的应用[J]. 遥感信息, 2018, 33(1): 111-116.  
LI Fangfang, LIU Zhengjun, XU Qiangqiang, et al. Application of object-oriented random forest method in wetland vegetation classification[J]. Remote Sensing Information, 2018, 33(1): 111-116.
- [33] 刘旭升, 张晓丽. 基于 BP 神经网络的森林植被遥感分类研究[J]. 林业资源管理, 2005, 1: 51-54.  
LIU Xusheng, ZHANG Xiaoli. Remote sensing classification of forest vegetation based on artificial neural network[J]. Forest Resources Management, 2005, 1: 51-54.

# Vegetation classification combining spatial–spectral feature fusion based on remote sensing and AlexNet algorithm in a coastal wetland

XU Chen<sup>1</sup>, LU Xia<sup>2</sup>, SANG Yu<sup>1</sup>, HE Shuang<sup>1</sup>, LIU Jing-xuan<sup>1</sup>

(1. School of Marine Technology and Geomatics, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China; 2. School of Geography Science and Geomatics Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China)

**Received:** Jun. 14, 2022

**Key words:** ZY-1 02D; coastal wetland; Brovey image fusion; vegetation classification; AlexNet algorithm

**Abstract:** The spatial structure information of ZY-1 02D hyperspectral remote sensing image loses a lot, which seriously affects its accuracy in coastal wetland vegetation classification. This paper proposed the application of Brovey fuse ZY-1 02D hyperspectral image with that of Sentinel-2 at a spatial resolution of 10 m and classified the coastal wetland vegetation of ZY-1 02D hyperspectral and Brovey fusion images by building an AlexNet convolution neural network. The accuracy of the classification algorithm was compared with that of the support vector machine, random forest, and back propagation neural network. The results showed that after the Brovey fusion, the overall accuracy of vegetation classification of AlexNet, support vector machine, random forest, and back propagation neural network was improved by 15.60%, 7.00%, 14.80%, and 10.00%, respectively, and the Kappa coefficient was improved by 21.35%, 9.93%, 18.97%, and 12.85%, respectively. The accuracy of vegetation classification based on Brovey fusion and AlexNet was the highest, with an overall accuracy of 92.40% and a Kappa coefficient of 89.42%. Space spectrum fusion and AlexNet convolution neural network effectively resolved the limitations of low accuracy of hyperspectral remote sensing image in the application of coastal wetland vegetation classification and provided technology and method support for the dynamic monitoring of coastal wetland vegetation resources.

(本文编辑: 康亦兼)