

DOI:10.3969/j.issn.2096-8248.2024.03.004

基于物候特征的连云港滨海湿地植被提取方法*

黄唯澄¹, 高祥伟¹, 陶洋¹, 王圳², 高亚军², 李子威¹, 鞠海建³

(1. 江苏海洋大学海洋技术与测绘学院, 江苏连云港 222005; 2. 连云港市林业技术指导站, 江苏连云港 222002;
3. 南通市江海测绘院有限公司, 江苏南通 226000)

摘要:滨海湿地是介于海陆间的特殊生态系统, 滨海湿地植被对其生态系统的功能具有重要影响。快速、准确的滨海湿地植被提取方法对滨海湿地的生态保护和管理具有重要意义。滨海湿地植被类型多为草本植被, 不同植被类型之间影像的光谱特征和空间特征相似, 可分离度小, 导致植被遥感分类难度较大, 而融合植被物候特征成为提高分类精度的重要手段。以连云港滨海湿地为研究区, 利用 PIE-Engine 遥感云计算平台, 获取 2022 年 72 景 Sentinel-2 影像构建 NDVI 时间序列模型, 运用傅里叶函数(Fourier)拟合植被物候特征曲线, 分析植被物候特征, 并融合物候特征进行植被分类。结果显示:融合物候特征后, 植被分类总体精度为 83.83%, Kappa 系数为 0.76, 相较于单时相影像方法, 分类精度提高了 16.6 个百分点, Kappa 系数提高了 0.23。因此, 利用植被物候特征能有效地提高分类精度。

关键词:滨海湿地植被; 物候特征; Sentinel-2 影像; PIE-Engine 平台; 时间序列

中图分类号: TP79; TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-8248(2024)03-0026-08

引用格式: 黄唯澄, 高祥伟, 陶洋, 等. 基于物候特征的连云港滨海湿地植被提取方法[J]. 江苏海洋大学学报(自然科学版), 2024, 33(3): 26-33.

Study on Vegetation Extraction Method of Lianyungang Coastal Wetland Based on Phenological Characteristics

HUANG Weicheng¹, GAO Xiangwei¹, TAO Yang¹, WANG Zhen²,
GAO Yajun², LI Ziwei¹, JU Haijian³

(1. School of Marine Technology and Geomatics, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China;
2. Lianyungang Forestry Technical Guidance Station, Lianyungang 222002, China;
3. Nantong Jianghai Institute of Surveying and Mapping Co., Ltd., Nantong 226000, China)

Abstract: Coastal wetland is a special ecosystem between land and sea. The vegetation of coastal wetland has an important influence on the function of its ecosystem. It is of great significance to study the rapid and accurate extraction method of coastal wetland vegetation for the ecological protection and management of coastal wetland. The vegetation types of coastal wetlands are mostly herbaceous vegetation. The spectral characteristics and spatial characteristics of images between different vegetation types are similar, and the separability is small, which leads to the difficulty of vegetation remote sensing classification. Fusion of vegetation phenological characteristics has become an important means to improve classification accuracy. In this study, the coastal wetland of Lianyungang was taken as the research area, and the PIE-Engine remote sensing

* 收稿日期: 2024-01-14; 修订日期: 2024-06-16

基金项目: 自然资源部滨海盐沼湿地生态与资源重点实验室开放基金项目(KLCSMERMNR2021102); 连云港市科技局项目(SF2240)

作者简介: 黄唯澄(2000—), 女, 江苏无锡人, 硕士研究生, 研究方向为海岸带土地利用变化遥感监测, (E-mail)202220215@jou.edu.cn.

通信作者: 高祥伟(1969—), 男, 山东菏泽人, 副教授, 博士, 研究方向为激光雷达技术与应用, (E-mail)gaowx2008@126.com.

cloud computing platform was used to obtain 72 scenes of Sentinel-2 images in 2022 to construct NDVI time series model. The Fourier function was used to fit the vegetation phenological characteristic curve, analyze the vegetation phenological characteristics, and integrate the phenological characteristics for vegetation classification. The results show that the overall accuracy of vegetation classification is 83.83% and the Kappa coefficient is 0.76 after the fusion of phenological features. Compared with the single-phase image method, the classification accuracy is increased by 16.6 percentage points and the Kappa coefficient is increased by 0.23. Therefore the use of vegetation phenological features can effectively improve the classification accuracy.

Key words: coastal wetland vegetation; phenological characteristics; Sentinel-2 image; PIE-Engine platform; time series

0 引言

滨海湿地位于陆地和海洋的交错过渡地带,具有保护水源、调节气候、净化污染、维持海岸线稳定的功能,是地球表面生态系统的重要组成部分^[1]。自20世纪70年代以来,我国沿海地区经济发展迅速,在人类活动作用下滨海湿地的功能逐渐退化^[2]。为保护滨海湿地,我国于1979年引入米草。由于互花米草的无性繁殖能力强,导致种群面积剧烈扩张,与其他本土植被存在生态位竞争,对滨海湿地生态系统产生严重的影响^[3]。因此,研究滨海湿地植被的分类方法,加强植被监测,对滨海湿地生态保护具有十分重要的意义。

植被的物候特征是指发芽、叶片蔓延、抽穗、成熟和脱落的周期性变化,是生命活动的季节性现象。不同物种的物候特征各不相同,对应形成的不同地面景观可用于植被分类。随着计算机图像处理技术日趋成熟,遥感技术已广泛用于滨海湿地植被分类研究^[4]。由于滨海湿地植被结构复杂^[5],且植被间光谱差异性较小,互花米草与其他本土植被存在“异物同谱”的现象,依靠单时相影像很难有效区分^[6],而融入物候特征信息能够有效地减少因光谱相似导致的提取精度低等问题^[7]。

目前,已有许多研究者用月时间序列数据获取物候特征进行植被分类研究。美合日阿依·莫一丁等^[8]构建了NDVI和RENDVI月时间序列数据,对棉花种植区进行提取。Diao等^[9]利用月时间序列数据,采用不同的检测策略指示盐雪松的物候轨迹,评价分类精度并确定最佳物候窗口。Ai等^[10]基于GF-1月时间序列数据和物候特征制作上海长江口互花米草分布图,取得较好的分类结果。传统影像

获取和预处理费时费力,限制了月时间序列数据在植被分类中的应用,而以GEE为代表的遥感云计算平台使得快速构建高时间分辨率数据成为了可能。例如刘明月等^[11]基于GEE平台使用2020—2021年147景Sentinel-2影像,以天为单位构建互花米草NDVI时间序列,结合机器学习算法对互花米草进行提取。梁立成等^[12]基于GEE平台获取物候特征,对2017—2022年象山港互花米草进行动态监测。但是,受天气和潮汐的影响,滨海湿地影像的无效像元过多,可用性较差,导致影像的时间分辨率降低,影响植被物候特征的提取。近年来,许多研究者针对该问题提出像元级时间序列数据的构建。刘瑞清^[13]提出像元级SAVI时间序列及双Logistic植被物候特征拟合重构模型,实现了盐城滨海湿地的植被分类。郑嘉豪等^[14]将像元级时间序列数据和机器学习算法结合,探讨盐沼植被精细识别的可行性与稳定性。可以看出,遥感技术的发展已使研究者能够基于物候特征有效地解决植被“异物同谱”问题,如何利用遥感云计算平台应对滨海湿地不利环境的影响,提高影像的时间分辨率,构建完整时间序列数据并绘制植被物候特征曲线成为研究的关键。

因此,本文以植被类型分布较为典型的连云港滨海湿地为研究区,该区域的植被类型全面,但格局呈破碎化,适宜进行植被提取方法的研究。为此以Sentinel-2影像为数据源,通过PIE-Engine遥感云计算平台实现影像的去云、线性插值等操作,有效提高影像的利用率,以天为单位构建全年完整NDVI时间序列数据模型,运用傅里叶函数拟合曲线,探讨滨海湿地植被的物候特征,并基于物候特征设计面向对象分类方法,对比单时相影像分类结果,探讨物候特征在滨海湿地植被分类中的优势与可行性。

1 研究区及数据

1.1 研究区概况

本研究选择连云港滨海湿地(东经 118°24'03"~119°54'51", 北纬 33°58'55"~35°08'30")为研究区,具体范围包括连云港海岸线以里 2 km 缓冲区及连云港海岸带主要入海口湿地,如图 1 所示。连云港海岸带位于江苏省东北部、黄海之滨、海州湾西岸,海岸线全长约 211.59 km^[15]。海岸带内有新沂河、新沐河、绣针河、灌河等 10 余条东西走向的河流,形成了荻水口、临洪河口、青口河口、埭子河口、

兴庄河口、灌河口等几大入海口,构成连云港海岸带大面积滨海湿地^[15-16]。

研究区内属亚热带季风气候,海岸类型多样,以淤泥质海岸为主要类型;土壤湿度有利于植被生长,研究区内植被类型主要包括互花米草、芦苇和碱蓬。其中,互花米草是外来入侵物种,主要分布于海水涨潮淹水区;碱蓬是本土先锋植被,在盐田、养鱼塘及新填充区域等高盐环境中会优先生长,随着生长环境变化,在靠近海水淹没区容易被互花米草演替,在陆地容易被芦苇演替;芦苇根系发达,是研究区的优势本土植被,广泛分布于河流两岸及长期闲置的土地。

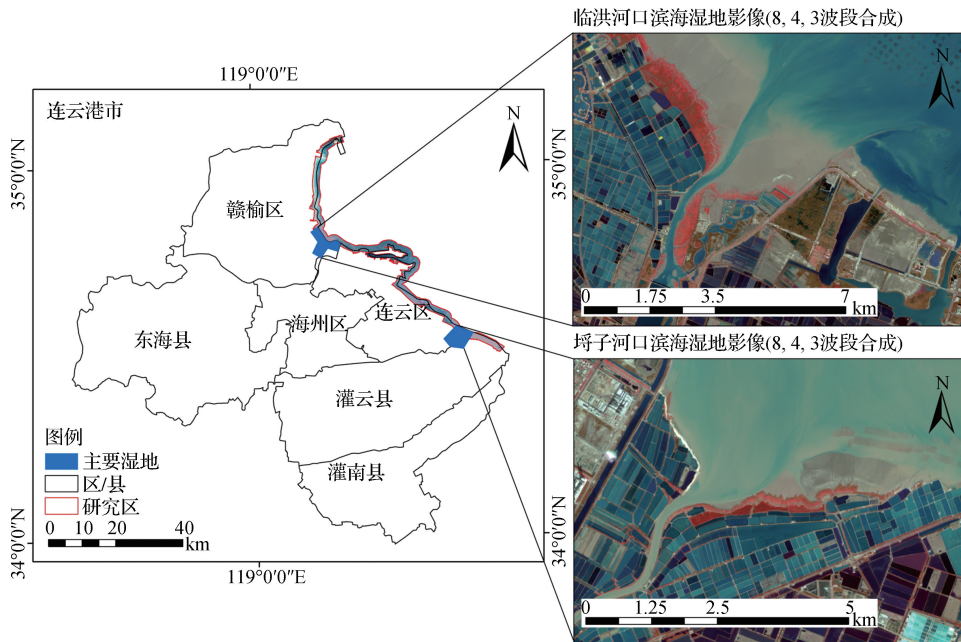


图 1 研究区概况

Fig. 1 Overview of study area

1.2 研究数据及预处理

本研究所用的数据为欧洲航天局(ESA) Sentinel-2 卫星数据。Sentinel-2 包括两颗极轨卫星,卫星上搭载的多光谱仪器(MSI)可获取高分辨率多光谱数据,包括可见光、近红外、短波红外光谱共 13 个波段,空间分辨率为 10~60 m。本研究通过 PIE 平台获取大气校正后的 L2A 级产品(COPERNICUS/S2_SR),投影为 UTM 50N/WGS1984,根据地物特点,选用空间分辨率 10 m 的红、绿、蓝、近红外 4 个波段开展物候特点和植被分类研究。研究数据包括 2022 年的 72 景影像数据,在全年各月份和四季上均匀分布,如图 2 所示,所有数据运用 QA60 波段进

行去云处理,掩膜后得到最终成果数据。

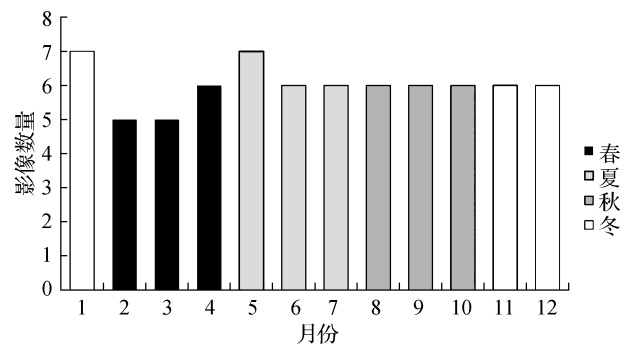


图 2 研究数据

Fig. 2 Research data

2 研究方法

2.1 样本区的选择

本研究的实地调查工作于 2022 年 2 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日两年时间内进行。芦苇、碱蓬、互花米草的空间分布特征及实地考察照片见表 1。

调查过程在连云港市林业技术指导站的指导下进行, 对照研究区高空间分辨率影像, 主要通过实地

调查和室内手动勾绘完成样本区的选取。其中, 临洪河口湿地是各种植被类型分布较齐全的区域, 是研究的重点区域, 本研究所涉及的 3 种植被类型的样本区主要从该区域采集; 埭子河口湿地主要采集了芦苇和互花米草样本; 其他区域主要采集了互花米草样本。一共获得 474 个样本, 其中芦苇样本 155 个, 碱蓬样本 147 个, 互花米草样本 172 个, 如图 3 所示。474 个样本分为两部分, 50% 用于 NDVI 时间序列数据的构建, 50% 用于精度评定。

表 1 各植被空间分布特征及实地考察照片

Table 1 Spatial distribution characteristics of each vegetation and field survey photos

植被类型	影像	空间分布特征	实地考察照片
芦苇		芦苇呈簇状生长, 主要分布在临洪河两岸, 植被覆盖度较高, 斑块面积较大	
碱蓬		碱蓬花有柄簇生于叶腋的短柄上, 呈团伞状, 主要分布在邻近鱼塘、盐田等高盐环境中	
互花米草		互花米草呈簇状生长, 主要分布在海岸线、沿岸的潮汐带、入海河口	

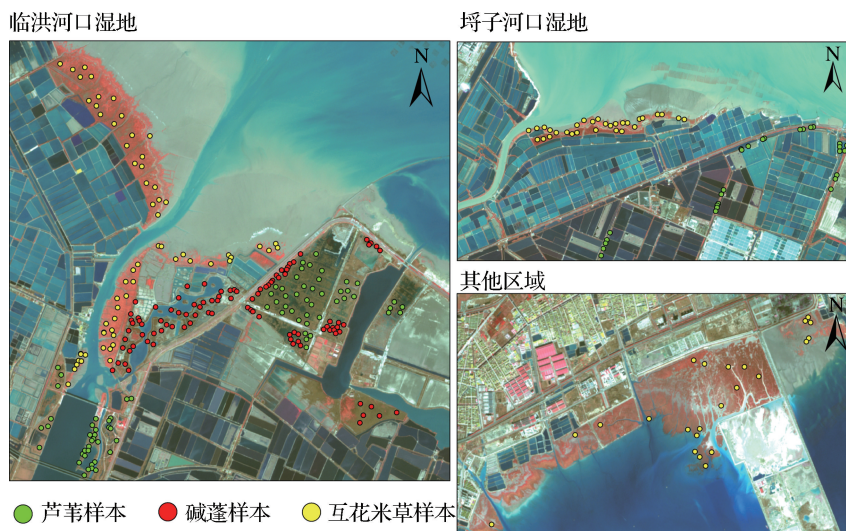


图 3 样本分布图

Fig. 3 Sample distribution

2.2 时间序列数据模型构建

由于归一化植被指数 NDVI(normalized difference vegetation index)能够较好地反映植被覆盖程度,指示植被生长状况,故本研究选取该指数构建时间序列数据模型,计算公式为

$$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_{Red}) / (\rho_{NIR} + \rho_{Red})。$$

式中: ρ_{Red} 和 ρ_{NIR} 分别为红、近红外波段的反射率。

本研究利用 QA60 波段筛选影像中的有效像元,被剔除的云层像元被设为 0 值。考虑到去云后的影像在时间序列上不足以体现完整的物候特征,对去云后的数据进行时间序列的线性插值,利用无云像素前后的最佳值填充图像中的空隙,填补时间序列数据的空缺,得到完整的时间序列数据模型。插值时间为影像前后 30 d,公式为

$$y = y_1 + (y_2 - y_1)((t - t_1)/(t_1 + t_2))。$$

式中: y_1 为前影像, y_2 为后影像, t 为插值后图像的时间戳, t_1 为前影像的时间戳, t_2 为后影像的时间戳。

在此基础上,利用多光谱影像计算 NDVI 值,求取各样本点在不同时间点 NDVI 均值,得到 NDVI

值随时间分布的散点图(见图 4)。以上实验均通过 PIE 平台实现。

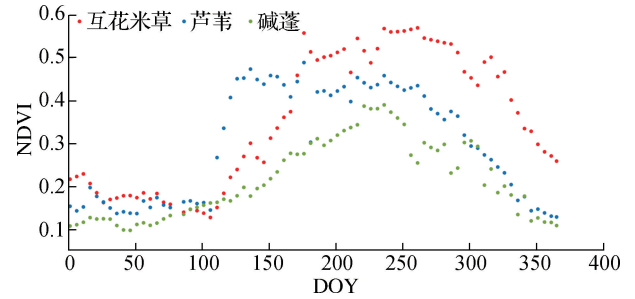


图 4 时间序列散点数据

Fig. 4 Time series scatter data

2.3 植被物候特征曲线拟合

原始时间序列数据会包含一定的噪声,这些噪声明显处于偏大或偏小,因此,运用傅里叶函数对时间序列散点数据进行拟合。拟合公式和回归评价指标如表 2 所示。各植被类型周期均设定为 1 年,得到 3 种植被的物候特征拟合曲线(见图 5)。

表 2 拟合公式及回归评价指标

Table 2 Fitting formula and regression evaluation index

植被类型	拟合公式	均方根误差 (RMSE)	拟合优度 (R^2)
芦苇	$y = 0.304 - 0.147\cos(0.017x) - 0.077\sin(0.017x)$	0.05	0.86
碱蓬	$y = 0.215 - 0.09\cos(0.017x) - 0.08\sin(0.017x) - 0.004\cos(2 \times 0.017x) + 0.02\sin(2 \times 0.017x)$	0.02	0.93
互花米草	$y = 0.352 - 0.103\cos(0.017x) - 0.186\sin(0.017x) + 0.01\cos(2 \times 0.017x) + 0.005\sin(2 \times 0.017x)$	0.03	0.95

注: x 为一年中的日期(day of year, DOY), y 为拟合的 NDVI 值。

由图 5 可知,拟合曲线展现了各类植被的物候变化趋势。从曲线的变化趋势来看,3 种植被的物候特征明显不同,为基于物候特征的植被分类提供了依据。在 3 种植被中,互花米草的物候周期明显滞后于芦苇和碱蓬,并且在春季和冬季分别展现出 2 个关键的物候特征。互花米草在春季生长季开始晚,于 5 月上旬进入生长期,比芦苇和碱蓬晚约 1 个月;在冬季生长季结束晚,于 12 月开始进入叶片衰落阶段,过程持续至次年 1 月,此时的芦苇和碱蓬已完全进入衰落状态。芦苇于 4 月初开始生长,4 月底开始变绿,同时 NDVI 值快速上升,在 5 月中旬进入生长旺盛期,7—8 月达到 NDVI 峰值,10 月底开始衰落,NDVI 值快速下降,11 月后完全枯萎。碱蓬的物候周期与芦苇类似,但 NDVI 值完全低于芦苇和互花米草,NDVI 峰值

的时间晚于芦苇 1 个月,10 月开始逐渐枯萎,在 10 月末开始变红。

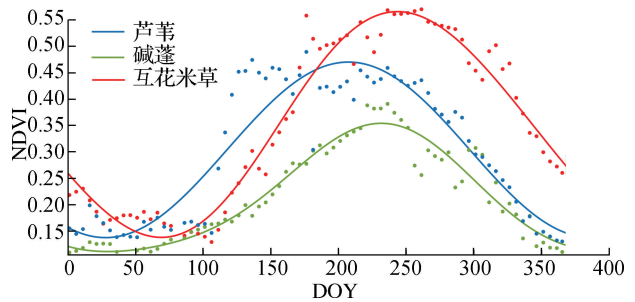


图 5 3 种植被的物候特征拟合曲线

Fig. 5 Fitting curve of phenological characteristics of 3 vegetations

2.4 基于物候特征的连云港滨海湿地植被分类

基于物候特征采用多时相影像和单时相影像对植被进行分类,探讨物候特征对分类精度的影响。根据“2.3”节中植被物候特征的分析结果,选择物候特征显著的 3 期影像(见表 3)进行决策树和随机森林分类,选择 3 种植被区分较大的 12 月份影像用于

单时相分类。在执行分类前,选择时相 2022 年 8 月 24 日的影像区分植被和非植被区,该时相影像植被生长旺盛,NDVI 值达到峰值,能较好提取植被区(植被区域 $NDVI \geq 0.17$),并在植被区域的基础上进行后续实验。所有的分类均采用面向对象的技术,涉及的信息参数如表 3 所示。

表 3 影像信息、分类特征及分类方法

Table 3 Image information, classification features and classification methods

研究方法	影像时间	分类特征	分类方法
单时相影像分类	2022/12/2	红、绿、蓝、近红外光谱均值;红、绿、蓝、近红外光谱标准差;NDVI	随机森林
多时相影像(基于物候特征)分类	2022/5/16	NDVI	决策树
	2022/11/2		
	2022/12/2		

2.4.1 多尺度分割 多尺度分割算法是自下而上的区域增长算法,能够综合考虑影像对象的轮廓、纹理、光谱特征等来分割影像,形成独立的对象。算法参数包括形状因子、颜色因子和分割尺度大小。本研究设置形状因子为 0.1,颜色因子为 0.5,尺度大小通过多层尺度参数优选法(estimation scale parameter 2, ESP2)确定,得出最优尺度区间为 30~40。因此,选用 30 和 40 尺度进行分割实验(如图 6 所示),经目视解译综合判定,最终确定 40 为最优分割尺度。

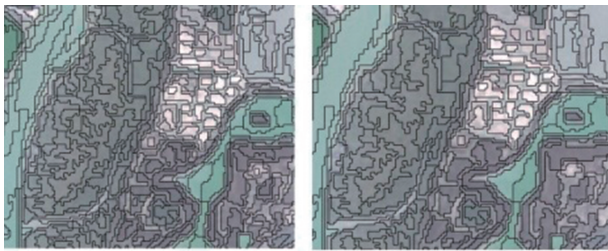


图 6 30 和 40 尺度分割结果对比

Fig. 6 Comparison of segmentation results at 30 and 40 scales

2.4.2 随机森林分类 随机森林(random forest, RF)算法是一种集成学习算法,将多种影像特征加入 RF 模型进行训练,通过不同特征组合投票的方式确定分类结果,可分离度高的特征是影响分类结果的重要因素。在所选取的不同物候期影像中,各波段光谱值的平均值和标准差能够表现出不同程度的差异,同时 NDVI 信息能够突出这种差异性。因此,本研究选取影像的均值、标准差和植被指数

NDVI 作为分类特征,单时相影像分类共选择 9 个特征参数用于 RF 模型训练,多时相影像分类共选择 27 个特征参数用于 RF 模型训练。选用的影像日期和特征参数的详细信息如表 3 所示。

2.4.3 决策树分类 基于植被物候特征选择表 3 中的 3 景影像,利用决策树方法对植被进行分类,主要依据 NDVI 阈值进行植被细分。详细的流程及阈值大小如图 7 所示。

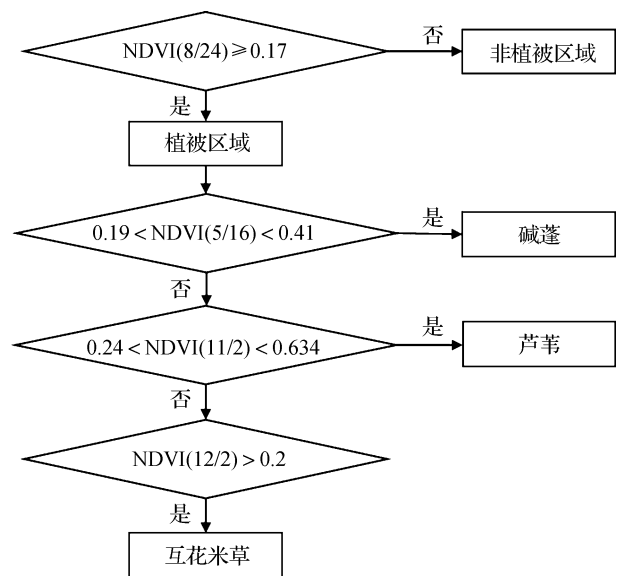


图 7 决策树分类模型

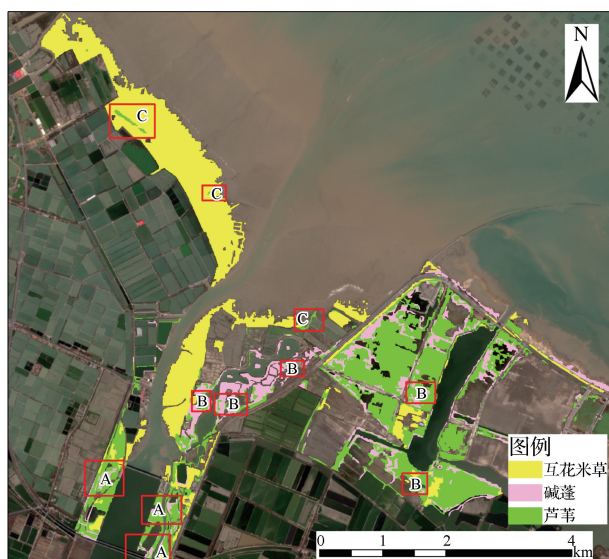
Fig. 7 Decision tree classification model

2.4.4 精度评价 利用验证样本,采用混淆矩阵分别对 3 种分类结果进行精度评价^[17]。

3 结果分析

由于临洪河口湿地为植被分布较全面的区域,因此将临洪河口湿地作为分类结果展示和精度评定区域。图8~图10分别显示了以上3种分类方法的分类结果,表4为精度评定结果。

由图8可以看出,若不考虑物候特征,仅用单时相影像进行分类,会造成大量由于光谱相似导致的错分,如区域A芦苇被错分成碱蓬、区域B碱蓬被错分成芦苇、区域C互花米草被错分成芦苇。由表4可以看出,分类的总体精度和Kappa系数分别仅为67.23%和0.53,分类结果较差。



A—芦苇错分区域;B—碱蓬错分区域;C—互花米草错分区域。

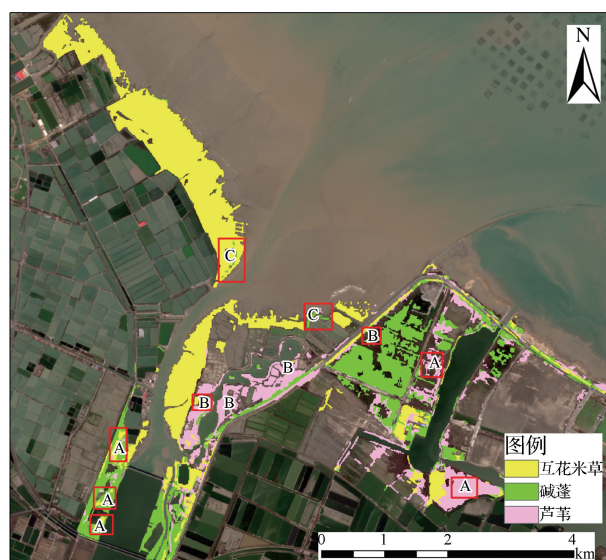
图8 单时相影像随机森林分类结果

Fig. 8 Random forest classification results of single-temporal image

多时相影像的决策树分类结果如图9所示。加入物候特征信息能够在一定程度上解决由于光谱相似导致的大面积错分,总体精度和Kappa系数也分别提升了7.24个百分点和0.11(见表4),但是仍然存在多处小区域的错分,如区域A和B均存在与其他两种植被间的错分。由于决策树方法使用NDVI阈值提取,混合像元问题会导致植被间的NDVI值接近,从而产生错分。

多时相影像的随机森林分类结果如图10所示。可以看出,该方法能够有效地解决上述提到的“异物

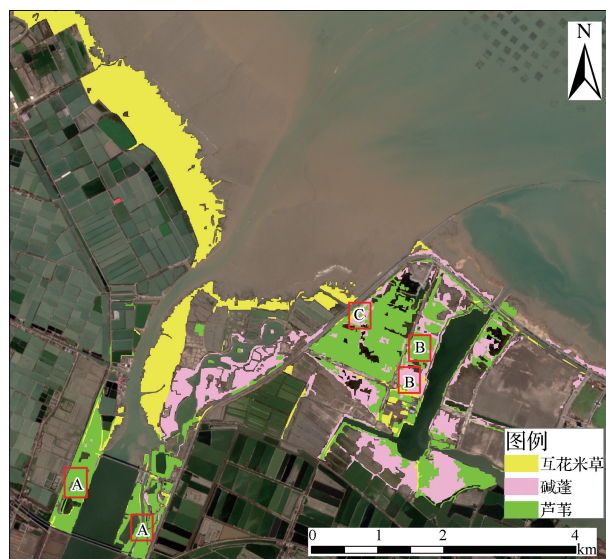
同谱”和“混合像元”问题,总体精度从67.23%提升至83.83%,Kappa系数从0.53提升至0.76(见表4),分类效果大大提高。提升最主要的在区域A和区域B,芦苇和碱蓬均被较好地识别,但是,在植被类型较为复杂或者植被覆盖度不高的区域,如区域C,也会存在一定的错分问题。



A—芦苇错分区域;B—碱蓬错分区域;C—互花米草错分区域。

图9 多时相影像决策树分类结果

Fig. 9 Decision tree classification results of multi-temporal images



A—芦苇错分区域;B—碱蓬错分区域;C—互花米草错分区域。

图10 多时相影像随机森林分类结果

Fig. 10 Random forest classification results of multi-temporal images

表4 不同提取方法的精度评定

Table 4 Accuracy evaluation of different extraction methods

研究方法	分类方法	芦苇		碱蓬		互花米草		总体精度/%	Kappa系数
		生产者精度/%	用户精度/%	生产者精度/%	用户精度/%	生产者精度/%	用户精度/%		
单时相影像分类	随机森林	79.22	57.55	44.33	82.69	88.52	88.52	67.23	0.53
多时相影像(基于物候特征)分类	决策树	79.22	81.33	59.79	89.23	91.80	87.50	74.47	0.64
	随机森林	92.21	80.68	74.23	96.00	88.52	93.10	83.83	0.76

4 结论

本文以连云港滨海湿地植被为研究对象,使用2022年 Sentinel-2 影像数据集,构建了 NDVI 时间序列数据,利用傅里叶函数进行曲线拟合,分析植被物候特征,并基于植被物候特征进行随机森林和决策树分类,对比单时相影像的分类结果,探讨植被物候特征对分类精度的影响,得出以下结论。

(1) 物候特征信息为分类影像的时相选择提供了有力支撑。通过分析一年内共生植被生长状况获取物候特征,能为后续分类工作提供较充分的依据。

(2) 加入物候特征信息能够有效地提高分类精度。对比单时相影像分类结果,随机森林和决策树融合多时相影像分类后,分类结果精度都得到提高,一定程度上减少了由于光谱相似导致的错分现象。

本文研究也存在一些不足之处。由于 Sentinel-2 影像的空间分辨率为 10 m,对于植被密度不高、生长状况较差和受海水、潮汐影响的区域,混合像元问题仍然存在。后续研究中,可以考虑加入水体指数及结合高空间分辨率影像的光谱和纹理信息。

参考文献:

[1] 许晨,卢霞,桑瑜,等.基于空谱融合与 AlexNet 算法的滨海湿地植被分类研究[J].海洋科学,2023,47(7):1-11.

[2] SUN Zhigao, SUN Wenguang, TONG Chuan, et al. China's coastal wetlands: conservation history, implementation efforts, existing issues and strategies for future improvement[J]. Environment International, 2015, 79: 25-41.

[3] 李文琦,项琦,解雪峰,等.互花米草入侵对杭州湾滨海湿地土壤碳氮磷生态化学计量特征的影响[J].环境科学,2023,44(5):2735-2745.

[4] BRADLEY A B. Remote detection of invasive plants: a review of spectral, textural and phenological approaches [J]. Biological Invasions, 2014, 16(7): 1411-1425.

[5] 费鲜芸,何鑫坤,谢宏璇,等.基于 GF-1 卫星影像的临洪河口湿地遥感分类[J].江苏海洋大学学报(自然科学版),2021,30(2):50-57.

学版),2021,30(2):50-57.

[6] 孟祥珍,刘丹,黄可,等.基于植被物候特征的互花米草提取方法研究——以长三角湿地为例[J].海洋通报,2021,40(5):591-600.

[7] LIU Jinxiu, HEISKANEN J, AYNEKULU E, et al. Land cover characterization in west sudanian savannas using seasonal features from annual landsat time series [J]. Remote Sensing, 2016, 8(5): 365.

[8] 美合日阿依·莫一丁,买买提·沙吾提,李金朝.基于 Sentinel-2 时间序列数据及物候特征的棉花种植区提取[J].干旱区地理,2022,45(6):1847-1859.

[9] DIAO Chunyuan, WANG Le. Incorporating plant phenological trajectory in exotic saltcedar detection with monthly time series of Landsat imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 182: 60-71.

[10] AI Jinqian, GAO Wei, GAO Zhiqiang, et al. Phenology-based spartina alterniflora mapping in coastal wetland of the Yangtze Estuary using time series of GaoFen satellite no. 1 wide field of view imagery[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2017, 11(2): 026020.

[11] 刘明月,郑浩,陈星彤,等. GEE 支持下联合植被物候特征与机器学习的人侵植物互花米草提取[J].测绘通报,2023(6):36-43.

[12] 梁立成,傅晓强,张滨,等.基于 GEE 与随机森林的象山港互花米草动态监测[J].林业资源管理,2023(3):38-45.

[13] 刘瑞清.基于时间序列遥感影像及植被物候特征的滨海湿地分类研究[D].宁波:宁波大学,2022.

[14] 郑嘉豪,孙超,林昀,等.基于 Landsat 像元级时间序列的海岸带盐沼植被分类[J].遥感学报,2023,27(6):1400-1413.

[15] 刘景荣,王圳.连云港市滨海湿地现状及保护利用对策[J].现代农业科技,2018(10):237-239.

[16] 张帅,高帅,李宁,等.连云港市 4 个河口湿地越冬水鸟群落结构及多样性[J].生态与农村环境学报,2020,36(5):560-566.

[17] 常瑶,费鲜芸,王圳,等.基于无人机影像的连云港云台山林场樱桃种植面积提取[J].江苏海洋大学学报(自然科学版),2024,33(2):89-96.

(责任编辑:褚金红 实习编辑:易圣杰)