引文格式:陈炎坤,陈超,刘劲松,等.一种结合物候特征的互花米草遥感指数[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(4):762-774.DOI:10.13203/j.whugis20240486

Citation:CHEN Yankun,CHEN Chao,LIU Jinsong,et al.A Remote Sensing Index of Spartina Alterniflora Based on Vegetation Phenological Characteristics[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(4):762-774.DOI:10.13203/j.whugis20240486

一种结合物候特征的互花米草遥感指数

陈炎坤[1,2] 陈 超[3] 刘劲松[4] 刘志松[2] 薛朝辉[1]

1 河海大学地理与遥感学院,江苏 南京,211100

2 浙江海洋大学信息工程学院,浙江 舟山,316000

3 苏州科技大学地理科学与测绘工程学院,江苏 苏州,215009

4 浙江省生态环境监测中心浙江省生态环境监测预警及质控研究重点实验室,浙江 杭州,310012

摘 要:互花米草作为一种入侵性盐沼植物,严重威胁中国海岸带生态健康。由于存在异物同谱和同物异谱现象,利用遥感图像识别互花米草往往精度较低。基于时间序列卫星遥感数据,构建了基于物候特征的互花米草遥感指数,精准识别互花米草空间分布。首先,对时间序列卫星遥感数据进行云量筛选和中值合成,计算归一化植被指数(normalized difference vegetation index,NDVI),构建NDVI时序堆栈。其次,利用Savitzky-Golay算法对NDVI时序数据滤波,结合两项傅里叶函数计算物候特征系数,分析不同地物的物候特征曲线及在物候特征空间的分布特点,构建互花米草遥感指数。最后,利用阈值法对互花米草遥感指数进行分割,并结合数字高程模型和数学形态学方法进行后处理,得到互花米草遥感信息提取结果。中国浙江省杭州湾南岸的实验结果表明,所提方法实现了互花米草的精准识别,总体精度、生产者精度、用户精度和Kappa系数分别为90.50%、91.50%、89.71%和0.81。

关键词:互花米草;两项傅里叶函数;Savitzky-Golay滤波;特征空间;物候特征;遥感指数

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-04-17

DOI:10.13203/j.whugis20240486 **文章编号**:1671-8860(2026)04-0762-13

A Remote Sensing Index of Spartina Alterniflora Based on Vegetation Phenological Characteristics

CHEN Yankun[1,2] *CHEN Chao*[3] *LIU Jinsong*[4] *LIU Zhisong*[2] *XUE Zhaohui*[1]

1 College of Geography and Remote Sensing, Hohai University, Nanjing 211100, China

2 School of Information Engineering, Zhejiang Ocean University, Zhoushan 316000, China

3 School of Geography Science and Geomatics Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China

4 Zhejiang Key Laboratory of Ecological and Environmental Monitoring, Forewarning and Quality Control, Zhejiang Province Ecological Environment Monitoring Centre, Hangzhou 310012, China

Abstract: **Objectives**: As an invasive salt marsh plant, Spartina alterniflora poses a significant threat to the ecological health of coastal areas in China. Due to different objects have same spectrum and the same objects have different spectrums, identifying Spartina alterniflora with remote sensing imagery is often plagued by low accuracy. Based on time series satellite remote sensing data, we construct a remote sensing index of Spartina alterniflora based on phenological characteristics to accurately identify the spatial distribution of Spartina alterniflora. **Methods**: First, the time series satellite remote sensing data were screened for cloud cover and median synthesis, and the normalized difference vegetation Index (NDVI) was calculated to construct NDVI time series data. Second, the NDVI time series were smoothed using the Savitzky-Golay filter, and coefficients of phenological characteristic were computed by the two-term Fourier function. These coefficients helped analyze the characteristic curves and distribution patterns of various objects within

基金项目:浙江省"尖兵""领雁"研发攻关计划(2023C03011);国家自然科学基金(42171311)。

第一作者:陈炎坤,博士生。研究方向为海岸带环境遥感及数学建模。chenyk0128@163.com

通信作者:陈超,博士,教授。chenchao@usts.edu.cn

the phenological characteristic space, enabling the construction of a tailored remote sensing index for Spartina alterniflora. Finally, the threshold method was used to segment the remote sensing index of Spartina alterniflora, and post-processing was performed in combination with the digital elevation model and mathematical morphology methods to obtain the remote sensing precise extraction results of Spartina alterniflora. **Results:** The experimental results on the south bank of Hangzhou Bay showed that the proposed method achieved accurate identification of Spartina alterniflora, with the overall accuracy, producer accuracy, user accuracy, and Kappa coefficient of 90.50%, 91.50%, 89.71% and 0.81 respectively. **Conclusions:** This study can offer a feasible solution for monitoring and extracting Spartina alterniflora, thereby providing important support for the high-quality, sustainable development of coastal resources.

Key words: Spartina alterniflora; two-term Fourier function; Savitzky-Golay filter; characteristic space; phenological characteristic; remote sensing index

作为一种禾本科的多年生草本植物,互花米草因其耐盐性,在沿海地区提供多种生态服务,包括保岸护滩、促淤造陆、抗风消浪[1-3]等。相比于其他湿地植被,互花米草繁殖迅速、物候期长,具有高效的固碳速率,常被用于沿海湿地的恢复和保护[4-5]。然而,由于管理不当,互花米草在中国海岸带快速扩张,对本土植被的生存空间、珍稀鸟类的食物来源、生物多样性的稳定和滨海湿地的生态安全构成威胁[6]。互花米草已被列入《中国第一批外来入侵物种名单》和《重点管理外来入侵物种名录》。因此,加强互花米草的监测和管理已经刻不容缓。

近年来,互花米草的综合防治已经成为国内外热点问题之一。如何精准获取互花米草的分布位置,成为当前亟需解决的问题。鉴于互花米草在滩涂中的分散性和破碎性,通过实地调查方法对其进行监测存在较大难度[7]。遥感技术通过卫星、无人机等平台获取了多时相数据[8-9],使得对互花米草进行大面积、长时间序列监测成为可能[10],为实时监测和分析互花米草的多尺度变化提供了一种有效方法。文献[11]基于SPOT6遥感数据和归一化植被指数(normalized difference vegetation index,NDVI)[12-13],提取了中国福建省宁德三沙湾互花米草空间分布区域。文献[14]利用机载高分辨率窄带高光谱图像结合机器学习算法,实现加拿大安大略省南部本土植被与入侵物种的精准分类。虽然高分辨率影像可以在空间上提供较为准确的研究结果,但数据成本过高,在大尺度研究中适应性较差。陆地卫星(Landsat)和哨兵2号(Sentinel-2)等卫星遥感数据具备适中的空间分辨率和较好的时间连续性,且数据易于获取,被广泛用于遥感科学研究。文献[15]基于Sentinel-2影像提出了一种物候NDVI(phenological NDVI,PNDVI),结合随机森林算法有效地提取出华南沿海区域的互花米草分布信息。文献[16]耦合多元Landsat影像构建像元级时间序列的XGBoost分类模型,精细识别长三角典型滨海湿地的盐沼类型。文献[17]提出了基于Sentinel-2影像的像素差分时间序列物候参数的分类方法,能够有效去除潮汐影响,提高对盐沼植被分类的精度和可靠性。

以上研究在特定领域均取得了成功。然而,由于不同植被之间光谱的相似性,“异物同谱”使得利用单一遥感影像准确识别互花米草变得较为困难[18-19]。目前,通过结合多源遥感影像和多维特征进行互花米草的精确提取已成为研究的焦点,这种方法专注于在异物同谱和潮汐影响等复杂条件下有效识别和区分互花米草[20]。进一步的研究表明,结合物候特征进行互花米草提取可以显著降低植被光谱相似性导致的分类误差,提高分类的准确性[21-23]。基于这一发现,许多学者利用遥感数据来获取植物的物候特征,进而识别互花米草分布区域。文献[24]利用Sentinel-2影像构建物候特征曲线,以此来确定提取互花米草的最佳时间窗口,并成功地利用随机森林算法从影像中提取了互花米草。文献[25]提出了一种基于物候的增强型植被指数分类(phenology-based vegetation index classification,PVC)算法,获取了渤海沿海盐沼的空间分布和群落组成。文献[17]基于谷歌地球引擎云平台和随机森林算法,通过两项傅里叶函数拟合植被生长的物候曲线来获得物候特征参数,并将其作为输入变量,应用于随机森林分类器,成功提取了黄河三角洲、江苏中游和长江口地区的盐沼植被分布。文献[26]通过整合Landsat数据与年际潮汐观测数据开发了时间序列模型,并利用该模型得到的物候参数对江苏盐城盐沼植被进行分类,有效减少了潮汐对分类结果的影响。文献[27]结合多

源遥感影像构建像素级时间序列,增加可用观测数量并减少光谱反射率之间的差异,有效提高了盐沼植被分类结果的准确性。

综上,以上各方法针对特定数据源和研究区均取得了成功,较为准确地识别了互花米草空间分布,但也存在一些不足。一方面,方法的准确性极大地依赖于样本点的选取,复杂度较高,不确定性较大。另一方面,不同地理位置的同类型植被可能表现出不同的物候特征,限制了基于物候特征分类模型的泛化性。因此,本文针对同物异谱和异物同谱导致互花米草遥感信息提取存在精度较低、效果较差的问题,充分挖掘时间序列卫星遥感数据所蕴含的信息,利用不同植被的物候特征差异,选取可以表征植被物候的总体变化和一般变化的物候特征系数,构建一种简单、高效的互花米草遥感指数。通过互花米草遥感指数计算和阈值划分提取互花米草,以期解决传统方法依赖人工选取样本点和区域适用性较差的问题,实现互花米草的准确识别与自动提取。为了验证本文所提方法的鲁棒性与泛化能力,选择中国东部的4个典型海岸带区域(杭州湾南岸、崇明岛、盐城滨海湿地、黄河三角洲)进行实验。

1 研究区及数据源

1.1 研究区

杭州湾位于中国东部沿海,是钱塘江流入东海形成的喇叭状河口湾,东侧为舟山群岛,北侧与上海相邻,南侧为宁绍平原[28],属于亚热带季风气候,雨量充沛,植被多样性高,沿海生态系统丰富[29]。杭州湾地处长江三角洲沉积盆地,沉积物以淤泥质和砂质为主,形成了丰富的滨海湿地和滩涂资源,为众多动植物提供了理想的栖息环境,具备较高的生态保护价值[30]。研究区位于杭州湾南岸的滨海湿地中段,属于宁波市北部,处于河流与海洋交汇的关键区域[16],分布有互花米草、芦苇和海三棱藨草等典型盐沼植被,具有重要的生态学意义。研究区位置如图1所示。

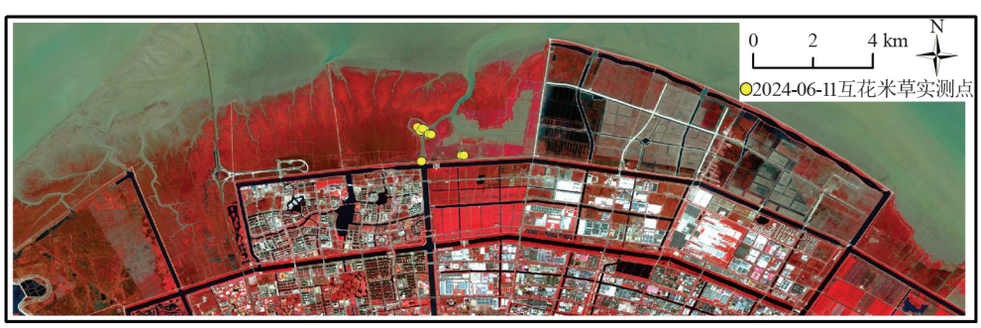


图1 研究区概况

Fig. 1 Geographical Settings of the Study Area

1.2 数据源

本文使用的数据包括Sentinel-2遥感数据、数字高程模型(digital elevation model,DEM)和实地测量数据,具体如表1所示。

表1 研究中使用的数据

Table 1 Data Used in the Study

数据类型	卫星	年份	传感器	分辨率/m	数据量	作用
卫星遥感数据	Sentinel-2	2022	MSI	10	75景	NDVI计算
DEM数据	Terra	2020	ASTER	30		分类后处理
实测测量数据		2024				精度验证

Sentinel-2由A、B、C 3颗卫星组成,它们具备宽幅、高分辨率的多光谱成像功能[31]。卫星搭载的多光谱成像仪(multispectral instrument,MSI)拥有13个成像波段,使得Sentinel-2能够为土地利用/覆盖变化、气候变化监测以及灾害响应提供极具价值的数据支持。本文使用的Sentinel-2产品为已经过辐射定标和大气校正的地表反射率数据。

本文同时使用美国国家航空航天局提供的30 m分辨率DEM,它提供了地表或地形表面的起伏信息。利用DEM能够有效地识别并排除不适合互花米草生长的区域,减少错误分类,提高生态研究和地理分析的准确性和实用性。

2 研究方法

研究基于谷歌地球引擎云平台,利用Sentinel-2时间序列遥感影像计算NDVI以拟合物候

特征曲线,结合两项傅里叶函数获取物候特征系数,构建互花米草遥感指数,并结合DEM和数学形态学方法进行后处理。具体技术路线如图2所示。

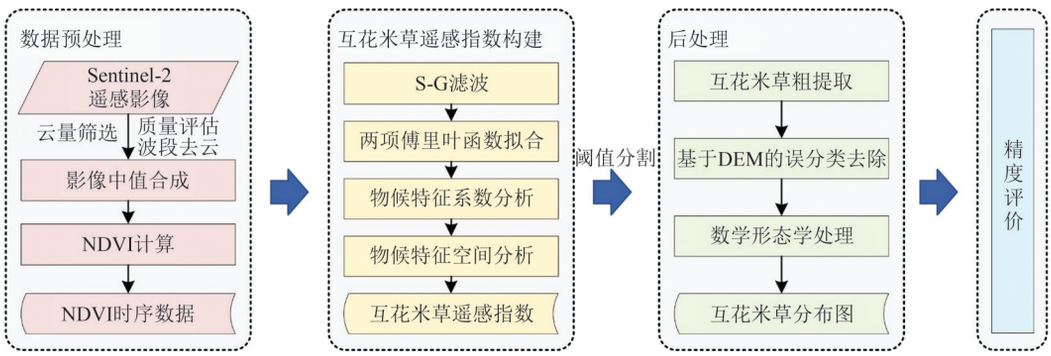


图2　互花米草提取流程

Fig. 2　Workflow for Spartina Alterniflora Classification

2.1　数据预处理

在谷歌地球引擎中选择覆盖研究区目标年份的Sentinel-2产品,筛选出云量小于80%的影像,建立密集时间序列影像集合[15]。为了减少云层干扰并保留关键的物候特征,对10 d内的遥感影像使用中值滤波,有效提升遥感数据的质量和实用性,确保了分析结果的准确性和科学性[32]。

对预处理后的密集时间序列影像集合计算NDVI,构建NDVI时序堆栈。NDVI是一种常用的遥感指数,它利用植物叶绿素对特定光谱波段的吸收和反射特性来进行计算,常用于评估植被的健康状况和生长活力[12-13]。NDVI计算公式如下:

$$P_{\mathrm{NDVI}}=\frac{\rho_{\mathrm{NIR}}-\rho_{R}}{\rho_{\mathrm{NIR}}+\rho_{R}} \tag{1}$$

式中,ρ_{NIR}和ρ_{R}分别表示近红外波段和红波段的地表反射率。

在获取NDVI时间序列数据之后,为了提高数据质量和准确性,使用S-G算法对数据进行滤波。S-G滤波作为一种数字信号处理领域的技术,常用于信号平滑处理。S-G滤波器的核心思想是通过拟合一组近邻数据点上的多项式来平滑数据,进而保留信号的高频特征,如峰值和谷值[33]。S-G滤波器的操作原理是在每一个数据点处,以该点为中心取一定数量的邻近点(窗口大小),并在这个窗口内拟合一个多项式[34]。拟合的多项式的阶数以及窗口的大小是滤波器的关键参数,这两个参数决定了滤波的效果和平滑程度。S-G滤波的计算公式为:

$$Y_i^{*}=\sum_{k=-m}^{m}\frac{C_k Y_{i+k}}{N} \tag{2}$$

式中,i表示数据点在数据序列中的索引位置;m表示滤波窗口一侧的数据点数;k表示从中心数据点i出发,向左和向右延伸至窗口边界的索引偏移量;C_k表示第k个数据点的滤波系数;N表示窗口总大小;Y_{i+k}表示原始数据在$i+k$位置的值;Y_i^{*}为滤波后的NDVI值。

本文探究了S-G滤波器的最佳配置参数,结果表明,当$m=3$、$N=7$、多项式系数等于4时,S-G滤波器对于NDVI的过滤效果最好。具体地,对于每一个数据点,设定了一个包含该点及其左右3个点的7点窗口(窗口总大小$N=7$),并在这个窗口内应用4阶多项式进行最小二乘拟合。通过这种方法,每个窗口中的中心点数据被更新为多项式在该点的估计值,从而生成平滑且连贯的NDVI时序数据。S-G滤波前后如图3所示。

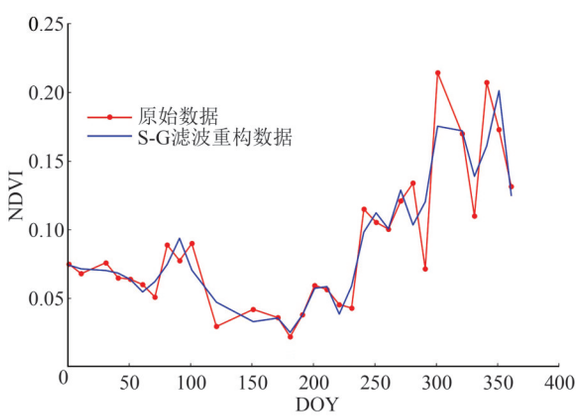


图3　S-G滤波重构时间序列对比图

Fig. 3　Comparison of S-G Filtering Reconstruction Time Series

通过图3可以发现,原始数据中存在几个显著的峰值和谷值,可能为云阴影、环境变化或其他因素引起的极端数据。应用S-G滤波重构后,这些极端值被有效抑制,数据的整体趋势显示出更高的平滑度和稳定性,有效地描绘了植被覆盖

随时间的变化趋势。

2.2 互花米草遥感指数构建

使用S-G算法滤波之后,得到去除噪声、较为平滑的NDVI时序数据。使用傅里叶函数对平滑后的NDVI时序数据进行拟合,得到表征植被物候特征的周期性曲线。傅里叶函数拟合是一种将复杂波形分解为若干简单正弦和余弦波的方法,可以将NDVI时间序列分解为基本频率及其高次谐波的组合[17,35-36]。相比于其他拟合函数,傅里叶函数具有更高的灵活性,可以通过改变函数的相位来发掘较小的植被物候波动,且参数数目可调节,在不同应用场景下均表现出优越的拟合性能。傅里叶函数的计算公式为:

$$f(t)=a_0+\sum_{n=1}^{\infty}(a_n\cos(n\omega t)+b_n\sin(n\omega t)) \tag{3}$$

式中,t表示时间;a_0为常数项;a_n和b_n为傅里叶系数,分别代表余弦和正弦的幅度系数;n是频率的整数倍数,称为谐波的阶数;ω为频率系数。

为了兼顾植被物候的总体变化和微小波动,选择两项傅里叶函数对NDVI时序数据进行拟合,具体公式为:

$$\begin{aligned}f_{\mathrm{NDVI}}(t)=&a_0+a_1\cos(\omega t)+b_1\sin(\omega t)+\\&a_2\cos(2\omega t)+b_2\sin(2\omega t)\end{aligned} \tag{4}$$

式中,$f_{\mathrm{NDVI}}(t)$表示某位置点t日期的NDVI值;t表示成像日期的年积日(day of year,DOY);ω为频率系数;a_0为某位置点所有日期NDVI的平均值,表示植被物候的总体变化;a_1和b_1表示植被物候的一般变化;a_2和b_2表示植被物候的微小波动。

应用两项傅里叶函数对每个像素点的NDVI时序数据进行拟合,得到5个表征物候特征的系数a_0、a_1、a_2、b_1、b_2,如图4所示。

由图4可知,杭州湾南侧互花米草在某些特定的物候特征系数上表现出较为一致的特征和规律。在特征系数a_0、a_2、b_2上,互花米草呈现高值,而在特征系数a_1、b_1上,呈现低值。特别地,在特征系数a_0和b_1上,互花米草与其他地物的边界较为清晰,展现出较强的可区分性。

为确保不同物候特征系数的可比性,将5个独立的物候特征系数进行归一化处理,使各图的数据范围均调整到0~1之间,确保拥有相同的量纲[37],进一步进行特征选择。归一化公式为:

$$x^*=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{5}$$

式中,x^*表示归一化处理后的像素值;x表示该像素原始像素值;$x_{\min}$和$x_{\max}$表示该影像中的最小像素值和最大像素值。

选取互花米草、芦苇、农田、水体、养殖塘、建筑6类海岸带区域典型地物类型,绘制地物特征曲线(图5),确定适合构建互花米草指数的物候特征系数。

由图5可以发现,互花米草的物候特征系数曲线呈现规律性的折线形态。在a_0特征上,互花米草普遍较高,芦苇同样维持在较高水平,但略低于互花米草。相比之下,建筑、养殖塘、水体、农田在a_0特征上呈现显著低值。在b_1特征上,互花米草特征值普遍较低,芦苇略高于互花米草,而建筑、养殖塘、水体、农田普遍较高。在a_1、a_2、b_2 3个特征值上,不同样本点间显示出一定的波动性,可区分性较小。

根据互花米草和其他地物在物候特征系数上的变化规律,进一步选择a_0和b_1绘制物候特征空间图,分析各类地物在物候特征空间图上的分布特征,如图6所示。

图6为不同类型地物的空间分布图,其中,图6(a)为采样点,图6(b)为a_0与b_1物候特征空间散点图。由图6可以看出,互花米草与其他类型地物在a_0与b_1的物候特征空间中存在着明显的分布差异,区分性较强。互花米草主要集中在a_0的高值区和b_1的低值区,芦苇主要集中在a_0和b_1的中值区,农田主要覆盖了a_0的中—高值区域和b_1的中值区。相比之下,海水、养殖塘和建筑主要位于a_0的低值区与b_1的中—高值区。

互花米草的物候特征在a_0中呈现高值,而在b_1中呈现低值,这种独特的高低值组合使其在物候特征空间中与其他地物区别明显。因此,利用a_0和b_1的差异性物候特征组合,结合光学遥感技术中多种植被指数的构建技巧,构建互花米草遥感指数,可以有效区分互花米草和其他地物,准确提取互花米草空间分布。通过对a_0和b_1的数值进行差值计算(a_0-b_1),可以确保互花米草的值通常为正,且保持在中到高的范围内,而其他地物的差值计算结果则接近零或小于零。互花米草遥感指数公式如下所示:

$$H=\frac{a_0^*-b_1^*}{a_0^*+b_1^*} \tag{6}$$

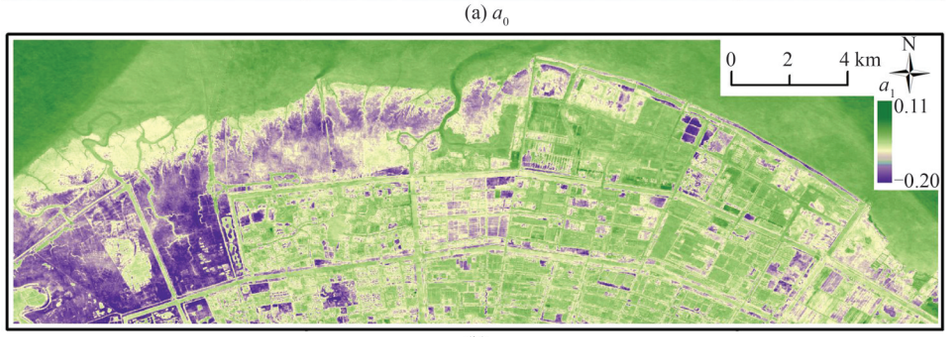
式中,H为互花米草指数;a_0^*和b_1^*代表物候特征系数a_0和b_1的归一化值。

采用式(6)计算互花米草遥感指数,结果如图7所示。

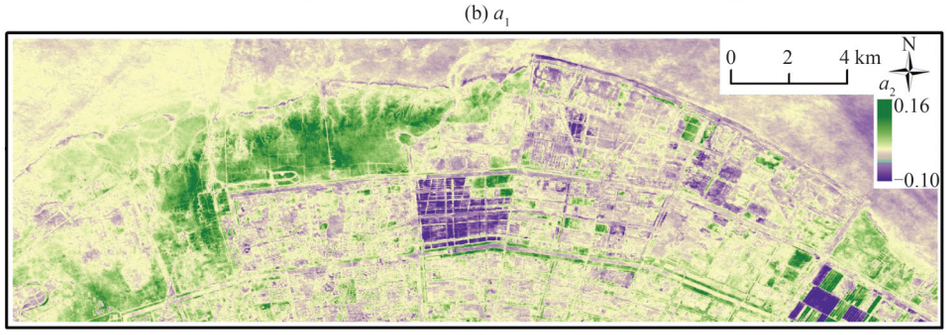
结合高分辨率卫星遥感图像与实地调查数据可以发现,图7中,互花米草分布区域的互花米



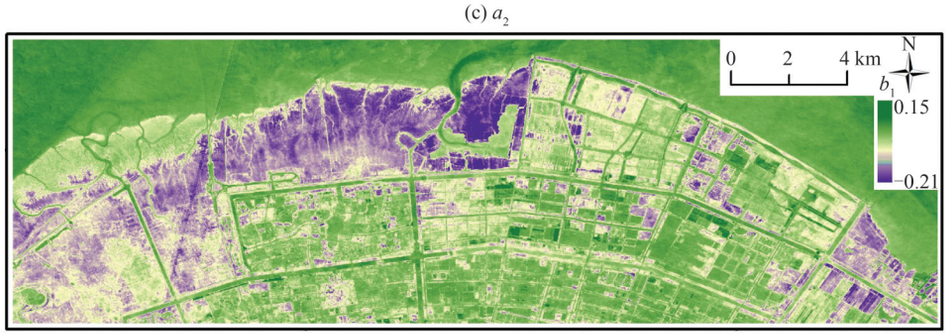
(a) a_0



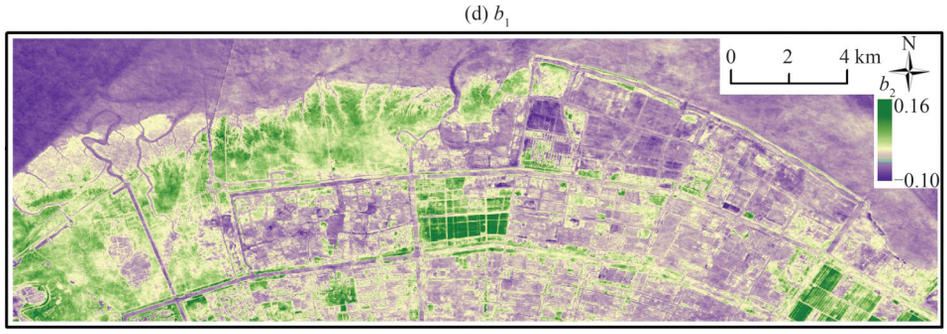
(b) a_1



(c) a_2



(d) b_1



(e) b_2

图 4　物候特征系数图

Fig. 4　Coefficients of Phenological Characteristic

草遥感指数值普遍较高,呈现明显的亮白色,芦苇分布区域则呈现出银灰色,与其他地物形成鲜明对比,为互花米草空间分布信息提取奠定了基础。

随后,通过阈值分割技术来识别互花米草。为确定最佳的分割阈值,分析研究区内互花米草

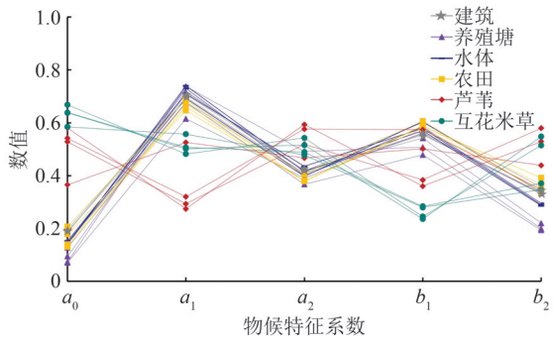


图5 物候特征系数曲线图

Fig. 5 Curve of Phenological Characteristic Coefficients

指数的频率直方图。通过对物候特征系数进行归一化处理和互花米草遥感指数计算,可以发现互花米草主要集中在指数大于零的区域。统计互花米草遥感指数的直方图,结合Sentinel-2影像确定互花米草遥感信息提取阈值。经过多次实验和精度评估,阈值为0.35时能够较为准确和完整地提取互花米草,精度最高。

2.3 基于DEM与数学形态学的后处理

由于图像噪声及滨海湿地复杂性的影响,基于阈值法得到的互花米草粗提取结果存在错分和漏分现象,表现为小斑块噪声和孔洞。本文基于DEM和数学形态学对阈值分割结果进行后处理,得到互花米草精提取结果。

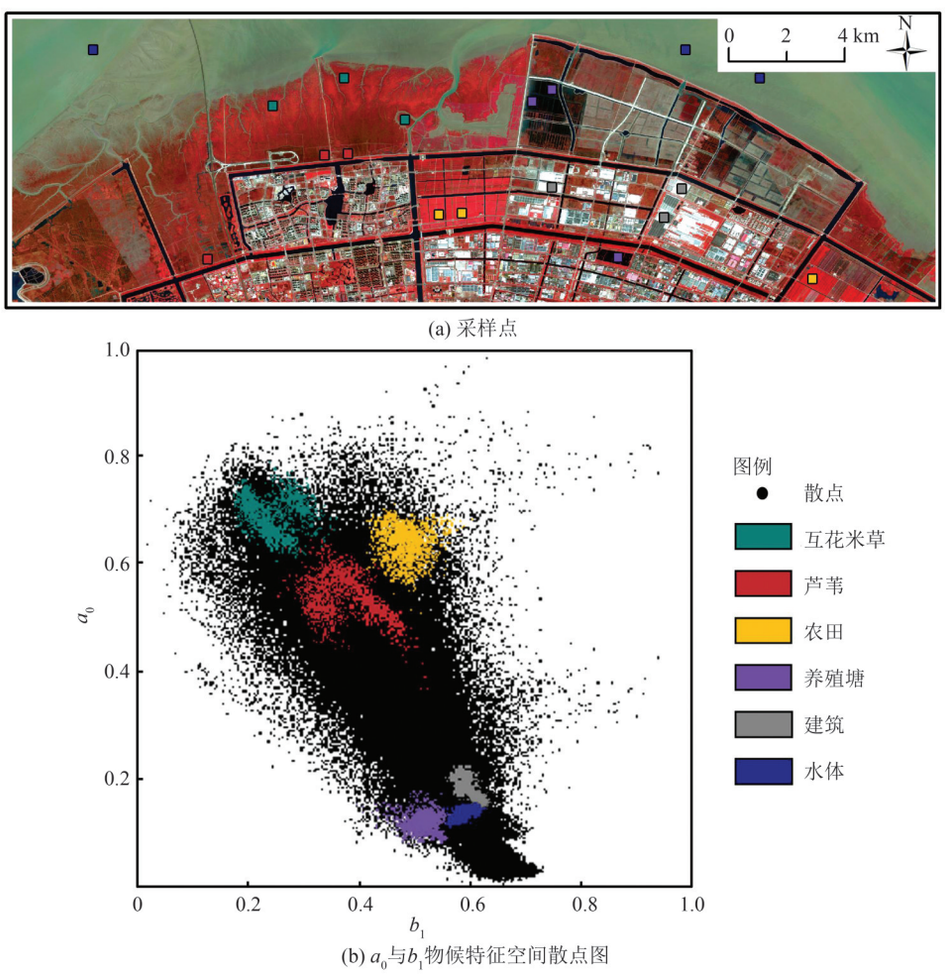


图6 不同类型地物的空间分布图

Fig. 6 Spatial Distribution of Objects with Different Types

DEM是一种表征地球表面起伏特征的信息,它在地形分析、地图绘制和水文研究等领域中得到了广泛应用[38]。受异物同谱的影响,互花米草分类过程中会出现误分,表现为面积较小的斑块。本文利用DEM数据对互花米草的遥感信息进行后处理。通过计算研究区域的高程分布,并结合实地调查与已有研究成果确定互花米草的适生高程范围,有效地排除不适宜互花米草生长的区域,从而减少误分,提升识别准确性。

数学形态学是图像处理和分析领域中的一种理论和技术,它通过集合的扩张和收缩等操作来提取图像的几何和拓扑特征,从而实现图像的简化、分割和特征提取等目的[19]。数学形态学的基本操作主要包括膨胀、腐蚀、开运算和闭运算

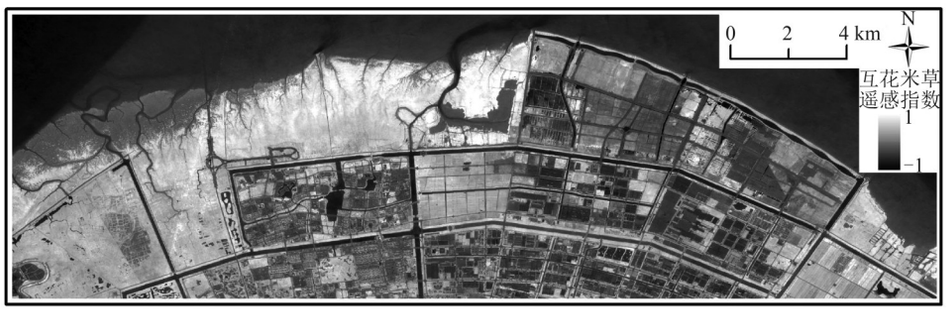


图 7　互花米草遥感指数图

Fig. 7　Remote Sensing Index of Spartina Alterniflora

等。受同物异谱的影响,互花米草分类过程中会出现漏分,表现为孔洞。本文在基于DEM数据处理的基础上,引入数学形态学方法,对目标区域进行开运算和闭运算。开运算对图像先腐蚀再膨胀,常用于抑制小斑块噪声,开运算的计算公式为:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \tag{7}$$

式中,A为原始图像;B为结构元素;$\ominus$表示腐蚀操作;$\oplus$表示膨胀操作;$A \circ B$表示对图像A进行开运算。闭运算则是对图像先膨胀再腐蚀,常用于填充孔洞,同时增强目标边缘特征,从而优化互花米草的提取效果,闭运算的计算公式为:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \tag{8}$$

式中,$A \bullet B$表示对图像A进行闭运算。

2.4　精度验证

精度评价是遥感信息提取过程中的一个关键步骤,用于验证和量化提取结果的准确性[39-40]。通过实地调查和高分辨率卫星遥感影像选取400个样本点,其中200个为互花米草,200个为其他地物,计算其整体精度(overall accuracy,OA)、生产者精度(producer's accuracy,PA)、用户精度(user's accuracy,UA)与Kappa系数。OA是最直观的评价指标之一,它表示被正确分类的像素数量占总像素数量的比例,PA代表地物类型实际为某类别的所有像素中,被正确分类为该类别的像素比例,UA表示分类结果中被标记为某一类别的像素中,实际上正确属于该类别的比例,Kappa系数则是一个更为复杂的统计量,用于衡量分类结果与实际结果的一致性。OA、PA、UA和Kappa系数的计算公式为:

$$P_{\mathrm{OA}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mathrm{X}_{ii}}{N} \tag{9}$$

式中,$\sum_{i=1}^{n} \mathrm{X}_{ii}$为正确分类的像素数;$N$为像素总数。

$$P_{\mathrm{PA}} = \frac{x_{ii}}{\sum_{k=1}^{i} x_{ki}} \times 100\% \tag{10}$$

式中,x_{ii}为被正确分类的某一类像素数;$\sum_{k=1}^{i} x_{ki}$该类别真实数据像素总数。

$$P_{\mathrm{UA}} = \frac{x_{ii}}{\sum_{k=1}^{i} x_{ik}} \times 100\% \tag{11}$$

式中,x_{ii}为被正确分类的某一类像素数;$\sum_{k=1}^{i} x_{ik}$为分类结果中该类所有像素数。

$$P_{\mathrm{Kappa}} = \frac{N \sum_{i=1}^{n} x_{ii} - \sum_{i=1}^{n} (x_i + x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^{n} (x_i + x_{+i})} \tag{12}$$

式中,N为观测总数;x_{ii}为每个类别被正确分类的样本数;x_{i+}为混淆矩阵中第i行的元素之和;x_{+i}为混淆矩阵中第i列的元素之和。

3　结果与分析

3.1　互花米草遥感信息提取

选择2022年的Sentinel-2影像,进行云量筛选、质量评估波段去云等预处理操作,计算NDVI并利用S-G算法进行滤波,拟合两项傅里叶函数系数,计算互花米草遥感指数,基于阈值分割法得到互花米草粗提取结果,如图8所示。

结合谷歌地球高分辨率卫星遥感影像和实地调查的分析结果表明,基于互花米草遥感指数得到的互花米草粗提取结果(图8)与其实际分布较为吻合,但存在一些同物异谱造成的漏提取(表现为孔洞),同时在内陆区域存在异物同谱造成的误分类(表现为小斑块噪声)。

为了有效消除噪声并减少内陆植被的误分类,首先利用DEM数据排除了显著不适宜互花米草生长的区域,然后,采用数学形态学方法处

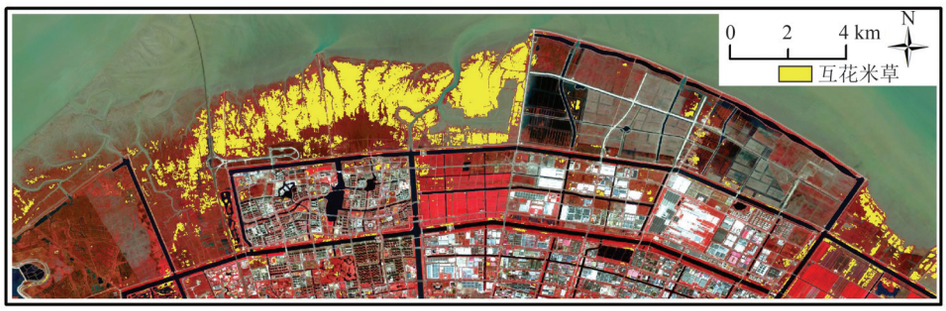


图8 互花米草粗提取结果

Fig. 8 Results of Crude Extraction of Spartina Alterniflora

理了由于异物同谱引起的噪声以及由同物异谱所造成的孔洞,得到的互花米草精提取结果见图9。

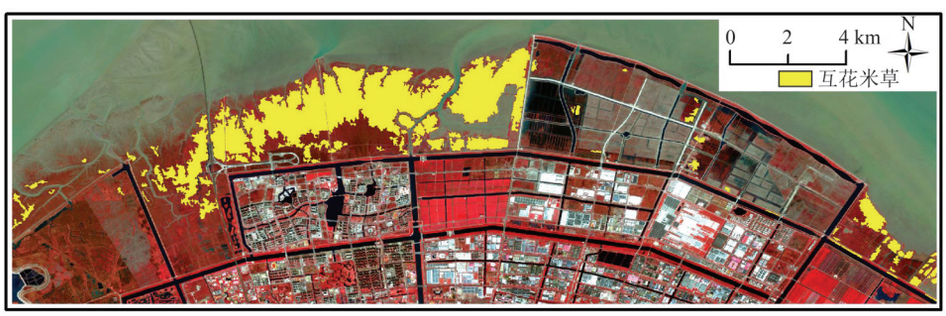


图9 互花米草精提取结果

Fig. 9 Results of Fine Extraction of Spartina Alterniflora

对比图8和图9可以发现,图9提取的互花米草空间分布更为完整,有效去除了误分和漏分。具体而言,互花米草在杭州湾大桥与其东侧沿岸沼泽区域,呈片状分布,覆盖范围广泛;而在大桥西侧,互花米草分布则呈斑块状,覆盖范围较小且分布零星。此外,在东边沿岸沼泽外侧区域还存在小范围的互花米草成片分布。

3.2 精度评价

基于样本点和互花米草遥感信息提取结果,统计了PA、UA、OA和Kappa系数,如图10所示。

	互花米草	非互花米草	PA
互花米草	183	17	89.71%
非互花米草	21	179	91.33%
UA	91.50%	89.59%	

OA为90.50%,Kappa系数为0.81

图10 混淆矩阵

Fig. 10 Confusion Matrix

图10表明,互花米草遥感信息提取结果较为准确,PA和UA分别为89.71%和91.50%,OA达到90.50%,Kappa系数为0.81,表明较多互花米草被准确识别,漏分误差较小,且被准确识别的互花米草占提取结果的比例也较大,较少受到其他地物干扰,用户可以从提取结果中获取更多有用信息。

4 讨 论

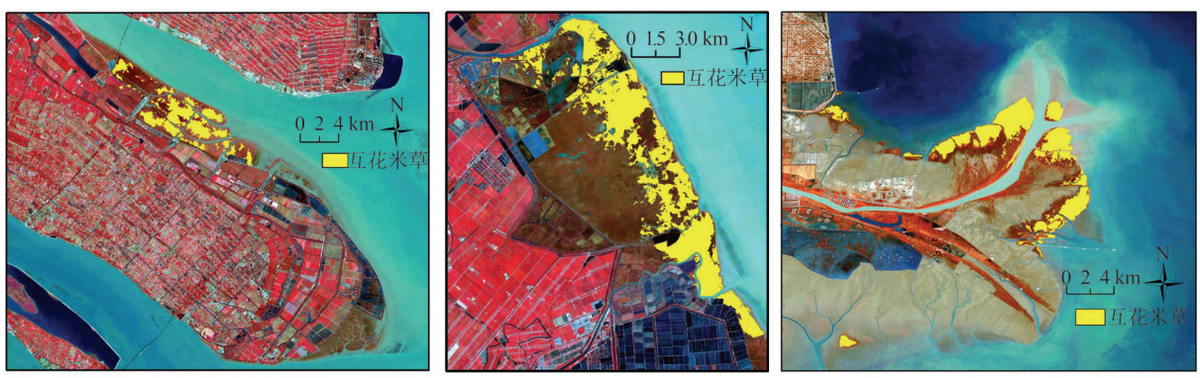
本文发展了基于物候特征系数的互花米草遥感指数,基于2022年的Sentinel-2年际卫星遥感影像和谷歌地球引擎云平台,实现了互花米草分布区域准确识别。

4.1 方法的优越性

与传统的植被指数不同,本文借助于遥感技术优势,基于地物之间的物候特征差异精准识别互花米草空间分布,细致分析了互花米草物候特征的特征曲线,明确了不同地物在物候特征空间上表现出的独特高值和低值差异,并选择最能突出表现互花米草的两个物候特征系数来构建互花米草遥感指数,有效地识别了杭州湾南岸的互花米草分布区域。这种方法能够充分利用植被在物候特征方面的整体变化和细微变化,准确区分互花米草与其他植被类型。

为了进一步验证本研究的鲁棒性和泛化性,选择Sentinel-2遥感影像,在崇明岛(2022年)、盐城滨海湿地(2020年)和黄河三角洲(2019年)区域展开实验,利用本文方法提取互花米草空间分

布区域,结果如图 11 所示。可以看出,崇明岛、盐城滨海湿地和黄河三角洲的互花米草遥感信息提取结果较为完整。在精度评价方面,崇明岛(2022 年)互花米草遥感信息提取结果的 OA 和 Kappa 系数分别为 93.97% 和 0.88,盐城滨海湿地(2020 年)的 OA 和 Kappa 系数分别为 94.43% 和 0.89,黄河三角洲(2019 年)的 OA 和 Kappa 系数分别为 95.25% 和 0.91。



(a) 崇明岛(2022年)　(b) 盐城滨海湿地(2020年)　(c) 黄河三角洲(2019年)

图 11　典型海岸带区域互花米草空间分布图

Fig. 11　Distribution Map of Spartina Alterniflora in Typical Coastal Zones

总体而言,本文构建的基于物候特征的互花米草遥感指数在多个典型海岸带区域取得了较好效果,能够突破传统监督分类方法对样本点选取的依赖,自动化程度较高,鲁棒性和泛化能力较强。本文研究可为互花米草空间分布的自动化、快速、准确识别提供新的技术手段,为海岸带生态监测及科学管理提供有效支撑。

4.2　方法的不足

本文通过结合 S-G 算法和中值合成算法有效去除由云层产生的噪声,通过采用两项傅里叶函数准确识别了杭州湾南岸区域植被的物候特征,构建了一种新的基于物候特征的互花米草遥感指数。然而,该方法仍存在一些局限性:物候特征提取受影像质量影响显著,部分年份影像质量较差,可能会导致物候特征系数的准确性降低,进而影响分类结果的精度。未来,可以引入多源遥感数据融合策略:如结合 Sentinel-2 与 Landsat 数据,以增加有效观测数据的数量,加强时间序列的密集性;引入合成孔径雷达数据,克服云层干扰,增强互花米草的全天候识别能力。植被的物候特征容易受区域地理环境、经纬度变化而产生差异,这会导致提取不同区域和不同年份的互花米草空间分布时,阈值选择困难。因此,可以尝试引入自适应阈值方法,利用机器学习或统计模型自动优化阈值,以提高模型的跨区域泛化能力。

此外,当前研究主要聚焦于互花米草的空间分布识别,未来可以拓展至长期动态监测和趋势分析,以量化其扩张速率,揭示时空演变规律。进一步,可构建基于时间序列遥感的生态监测模型,实现对互花米草扩散及清除过程的定量评估,为生态管理部门提供具前瞻性的决策支持。

5　结　语

本文针对互花米草遥感信息提取易受滨海湿地环境复杂性与植被类型多样性干扰的问题,构建了一种基于物候特征的互花米草遥感指数,充分利用物候特征知识实现了互花米草遥感精准提取。该方法通过选取物候特征、构建互花米草遥感指数、直方图阈值分割、后处理等,准确、高效地实现了滨海湿地复杂地理环境中的互花米草遥感信息提取。杭州湾南侧区域的实验结果表明,互花米草遥感信息提取结果较为完整,空间位置准确,边界范围清晰,准确度较高,OA、PA、UA 和 Kappa 系数分别为 90.50%、89.71%、91.50% 和 0.81。未来,可以结合多源遥感影像,增加研究时相内有效观测次数、克服云层干扰,从而支持互花米草的大区域、长时序监测。此外,构建自适应阈值分割方法,实现基于互花米草遥感指数的自动化识别也是后续研究内容之一。

参　考　文　献

[1]　管玉娟, 张利权, 陈春祥. 基于CO-CA的海岸带盐沼植被动态扩散模型研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2009, 34(6): 701-705.
GUAN Yujuan, ZHANG Liquan, CHEN Chunxiang. Study of Salt Marsh Vegetation Spread Dy-

namics Model Based on Conditions Optimized CA [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(6): 701-705.

[2] JACKSON M V, FULLER R A, GAN X J, et al. Dual Threat of Tidal Flat Loss and Invasive Spartina Alterniflora Endanger Important Shorebird Habitat in Coastal China's Mainland [J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 278: 111549.

[3] 江灿, 贾俊鹤, 杨颖, 等. 互花米草在中国的40年: 认知演变与治理对策[J]. 生态学报, 2024, 44(20): 8944-8956.
JIANG Can, JIA Junhe, YANG Ying, et al. Forty Years of Spartina Alterniflora in China: Cognitive Evolution and Governance Strategies[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2024, 44(20): 8944-8956.

[4] 程林, 刘西汉, 高翔, 等. 渤海湾滨海湿地互花米草分布与扩散特征[J]. 生态学报, 2024, 44(18): 8247-8257.
CHENG Lin, LIU Xihan, GAO Xiang, et al. Distribution and Diffusion Characteristics of Spartina Alterniflora in the Coastal Wetlands of the Bohai Bay [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2024, 44(18): 8247-8257.

[5] 李鹏, 普思寻, 李振洪, 等. 2000年以来胶州湾海岸线光学与SAR多源遥感变化监测研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(9): 1485-1492.
LI Peng, PU Sixun, LI Zhenhong, et al. Coastline Change Monitoring of Jiaozhou Bay from Multi-source SAR and Optical Remote Sensing Images Since 2000[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(9): 1485-1492.

[6] 艾顺毅, 李加林, 田鹏, 等. 基于Sentinel-2A影像的杭州湾南岸湿地植被特征及其候鸟生境分析[J]. 海洋通报, 2023, 42(1): 92-101.
AI Shunyi, LI Jialin, TIAN Peng, et al. Vegetation Characteristics and Habitat Analysis of Migratory Birds in the Southern Hangzhou Bay Wetland Based on Sentinel-2A Imagery[J]. *Marine Science Bulletin*, 2023, 42(1): 92-101.

[7] TIAN J Y, WANG L, YIN D M, et al. Development of Spectral-Phenological Features for Deep Learning to Understand Spartina Alterniflora Invasion [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 242: 111745.

[8] 李德仁. 从珞珈系列卫星到东方慧眼星座[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1557-1565.
LI Deren. From the Luojia Series Satellites to the Oriental Smart Eye Constellation [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1557-1565.

[9] 郑宇. 城市感知体系[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(10): 1770-1787.
ZHENG Yu. Urban Sensing Systems[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(10): 1770-1787.

[10] LI H Y, MAO D H, WANG Z M, et al. Invasion of Spartina Alterniflora in the Coastal Zone of China's Mainland: Control Achievements from 2015 to 2020 Towards the Sustainable Development Goals [J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 323: 116242.

[11] 周在明, 杨燕明, 陈本清. 滩涂湿地入侵种互花米草植被覆盖度的高空间分辨率遥感估算[J]. 生态学报, 2017, 37(2): 505-512.
ZHOU Zaiming, YANG Yanming, CHEN Benqing. Estimating the Spartina Alterniflora Fractional Vegetation Cover Using High Spatial Resolution Remote Sensing in a Coastal Wetland[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2017, 37(2): 505-512.

[12] ZENG Y L, HAO D L, HUETE A, et al. Optical Vegetation Indices for Monitoring Terrestrial Ecosystems Globally[J]. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2022, 3(7): 477-493.

[13] LIU Z S, CHEN Y K, CHEN C. Analysis of the Spatiotemporal Characteristics and Influencing Factors of the NDVI Based on the GEE Cloud Platform and Landsat Images[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(20): 4980.

[14] DAO P D, AXIOTIS A, HE Y H. Mapping Native and Invasive Grassland Species and Characterizing Topography-Driven Species Dynamics Using High Spatial Resolution Hyperspectral Imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 104: 102542.

[15] XU R L, ZHAO S Q, KE Y H. A Simple Phenology-Based Vegetation Index for Mapping Invasive Spartina Alterniflora Using Google Earth Engine [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 190-201.

[16] 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.
ZHENG Jiahao, SUN Chao, LIN Yun, et al. Classification of Salt Marsh Vegetation Based on Pixel-Level Time Series from Landsat Images[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2023, 27(6): 1400-1413.

[17] SUN C, LI J L, LIU Y X, et al. Plant Species

Classification in Salt Marshes Using Phenological Parameters Derived from Sentinel-2 Pixel-Differential Time-Series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 256: 112320.

[18] 李营, 陈云浩, 陈辉, 等. GF-1WFV影像的翅碱蓬植被指数构建[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(12): 1823-1831.
LI Ying, CHEN Yunhao, CHEN Hui, et al. Construction of Suaeda Salsa Vegetation Index Based on GF-1 WFV Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(12): 1823-1831.

[19] CHEN C, SUN W W, YANG Z H, et al. Tracking Dynamics Characteristics of Tidal Flats Using Landsat Time Series and Google Earth Engine Cloud Platform[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2024, 209: 107751.

[20] 李欣, 杨宇辉, 杨博, 等. 利用方向相位特征进行多源遥感影像匹配[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(4): 488-494.
LI Xin, YANG Yuhui, YANG Bo, et al. A Multi-source Remote Sensing Image Matching Method Using Directional Phase Feature[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(4): 488-494.

[21] ZHANG X, XIAO X M, WANG X X, et al. Quantifying Expansion and Removal of Spartina Alterniflora on Chongming Island, China, Using Time Series Landsat Images During 1995—2018[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 247: 111916.

[22] 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.
MENG Xiangzhen, LIU Dan, HUANG Ke, et al. Extraction Method of Spartina Alterniflora Based on Vegetation Phenology Characteristics: A Case Study of Wetlands in the Changjiang River Delta[J]. *Marine Science Bulletin*, 2021, 40(5): 591-600.

[23] ZHANG X, XIAO X M, WANG X X, et al. Continual Expansion of Spartina Alterniflora in the Temperate and Subtropical Coastal Zones of China During 1985—2020[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 117: 103192.

[24] 巫磊, 吴文挺. GEE平台下结合滤波算法和植被物候特征的互花米草遥感提取最优时间窗口确定[J]. 地球信息科学学报, 2023, 25(3): 606-624.
WU Lei, WU Wenting. The Optimum Time Window for Spartina Alterniflora Classification Based on the Filtering Algorithm and Vegetation Phonology Using GEE[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2023, 25(3): 606-624.

[25] ZENG J, SUN Y H, CAO P R, et al. A Phenology-Based Vegetation Index Classification (PVC) Algorithm for Coastal Salt Marshes Using Landsat 8 Images[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 110: 102776.

[26] SUN C, LI J L, LIU Y C, et al. Tracking Annual Changes in the Distribution and Composition of Saltmarsh Vegetation on the Jiangsu Coast of China Using Landsat Time Series - Based Phenological Parameters[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 284: 113370.

[27] ZHENG J H, SUN C, ZHAO S S, et al. Classification of Salt Marsh Vegetation in the Yangtze River Delta of China Using the Pixel-Level Time-Series and XGBoost Algorithm[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2023, 3: 36.

[28] 梁锦涛, 陈超, 孙伟伟, 等. 长时序Landsat和GEE云平台的杭州湾土地利用/覆被变化时空格局演变[J]. 遥感学报, 2023, 27(6): 1480-1495.
LIANG Jintao, CHEN Chao, SUN Weiwei, et al. Spatio-Temporal Land Use/Cover Change Dynamics in Hangzhou Bay, China, Using Long-Term Landsat Time Series and GEE Platform[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2023, 27(6): 1480-1495.

[29] 肖锐, 蒋旭晨, 张鹏林. 城市群开发边界探究：以上海-杭州湾城市群为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(3): 439-448.
XIAO Rui, JIANG Xuchen, ZHANG Penglin. Study on Urban Agglomeration Development Boundary: A Case Study of Shanghai-Hangzhou Bay Urban Agglomeration[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(3): 439-448.

[30] ZHANG T, XIN X, HE F, et al. How to Promote Sustainable Land Use in Hangzhou Bay, China? A Decision Framework Based on Fuzzy Multiobjective Optimization and Spatial Simulation[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 414: 137576.

[31] 邵春晨, 杨刚, 孙伟伟, 等. 基于高光谱卫星影像的生长期互花米草指数构建[J]. 遥感学报, 2024, 28(3): 635-648.
SHAO Chunchen, YANG Gang, SUN Weiwei, et al. Construction Method of a Spartina Alterniflora Index Based on Hyperspectral Satellite Images[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(3): 635-648.

[32] LIANG J T, CHEN C, SONG Y Z, et al. Long-

Term Mapping of Land Use and Cover Changes Using Landsat Images on the Google Earth Engine Cloud Platform in Bay Area: A Case Study of Hangzhou Bay, China[J]. *Sustainable Horizons*, 2023, 7: 100061.

[33] 李鹏, 黎达辉, 李振洪, 等. 黄河三角洲地区GF-3雷达数据与Sentinel-2多光谱数据湿地协同分类研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(11): 1641-1649.
LI Peng, LI Dahui, LI Zhenhong, et al. Wetland Classification Through Integration of GF-3 SAR and Sentinel-2B Multispectral Data over the Yellow River Delta[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(11): 1641-1649.

[34] LI R M, XIA H M, ZHAO X Y, et al. Mapping Evergreen Forests Using New Phenology Index, Time Series Sentinel-1/2 and Google Earth Engine[J]. *Ecological Indicators*, 2023, 149: 110157.

[35] 王雨晨, 储栋, 管小彬, 等. 融合多源数据的近40年250 m NDVI生成与时空变化分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(4): 755-766.
WANG Yuchen, CHU Dong, GUAN Xiaobin, et al. Generation and Application of 250 m NDVI Dataset Covering 40 Years Based on Multi-source Data Fusion[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(4): 755-766.

[36] LIU M, HE W, ZHANG H Y. WPS: A Whole Phenology-Based Spectral Feature Selection Method for Mapping Winter Crop from Time-Series Images[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2024, 210: 141-159.

[37] 吴亚茜, 肖向明, 陈帮乾, 等. 近30年来盐城潮间带湿地盐沼植被物候遥感监测[J]. 江苏农业科学, 2018, 46(16): 264-270.
WU Yaqian, XIAO Xiangming, CHEN Bangqian, et al. Phenological Remote Sensing Monitoring of Salt Marsh Vegetation in Yancheng Intertidal Wetland in Recent Thirty Years[J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2018, 46(16): 264-270.

[38] 胡顺石, 黄春晓, 杨斌, 等. 自适应加权Savitzky-Golay滤波重构MODIS植被指数时间序列[J]. 测绘科学, 2020, 45(4): 105-116.
HU Shunshi, HUANG Chunxiao, YANG Bin, et al. Reconstruction of MODIS Vegetation Index Time Series by Adaptive Weighted Savitzky-Golay Filter[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2020, 45(4): 105-116.

[39] CHEN Y, CAO R Y, CHEN J, et al. A Practical Approach to Reconstruct High-Quality Landsat NDVI Time-Series Data by Gap Filling and the Savitzky-Golay Filter[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 180: 174-190.

[40] GIL-ALANA L A, YAYA O S. Testing Fractional Unit Roots with Non-linear Smooth Break Approximations Using Fourier Functions[J]. *Journal of Applied Statistics*, 2021, 48(13/14/15): 2542-2559.