

基于高光谱卫星影像的生长期互花米草指数构建

邵春晨¹, 杨刚^{1,2,3}, 孙伟伟^{1,2,3}, 左阳嫣¹, 葛苇婷¹, 杨素素¹

1. 宁波大学 地理与空间信息技术系, 宁波 315211;
2. 宁波大学 东海研究院, 宁波 315211;
3. 宁波陆海国土空间利用与治理协同创新中心, 宁波 315211

摘要: 近年来外来入侵植物互花米草迅速扩张, 对沿海区域经济社会的发展造成了一定干扰, 占据生态位, 危害当地生态系统稳定。精确的互花米草监测与制图对湿地生态系统的保护与恢复具有重要意义。当前研究识别互花米草以监督分类方法为主, 这一类方法所需样本量大、分类器复杂多样, 大区域互花米草的精细识别计算量大、效率低, 而且精度对样本质量的依赖性强。为了提高大区域互花米草快速精细识别的能力, 本研究提出了一种基于高光谱数据构建生长期互花米草指数的方法, 利用互花米草与其他盐沼湿地植被在近红外波段和短波红外波段存在明显光谱差异的特性, 选取差异敏感波段构建互花米草指数, 增大复杂滨海湿地环境下互花米草与其他盐沼湿地植被的特征差异, 有效减少“异物同谱”造成的滨海盐沼湿地植被难区分的现象。本研究选取黄河三角洲湿地和盐城滨海湿地区域作为研究对象, 通过野外调查和 Google Earth 高分辨率影像生成样本数据集, 基于生长期互花米草指数构建决策树对互花米草进行精细识别, 与 NDVI、EVI、支持向量机、随机森林、最大似然和人工神经网络方法进行互花米草提取结果对比验证。结果表明, 基于互花米草指数构建决策树的方法可快速、准确地实现复杂湿地生态系统中互花米草的提取, 提取精度优于其他方法, 在大区域互花米草快速识别方面具有更高的潜力。

关键词: 遥感, 互花米草, 植被指数, 互花米草指数, 高光谱数据, ZY1-02D

中图分类号: P2

引用格式: 邵春晨, 杨刚, 孙伟伟, 左阳嫣, 葛苇婷, 杨素素. 2024. 基于高光谱卫星影像的生长期互花米草指数构建. 遥感学报, 28(3): 635-648

Shao C C, Yang G, Sun W W, Zuo Y Y, Ge W T and Yang S S. 2024. Construction method of a *Spartina alterniflora* index based on hyperspectral satellite images. National Remote Sensing Bulletin, 28(3): 635-648 [DOI: 10.11834/jrs.20242621]

1 引言

互花米草 (*Spartina alterniflora*) 是一种典型的外来入侵物种, 对气候、环境的适应性和耐受性强, 通常广泛分布于亚热带到温带中含盐量高的潮间带上 (袁红伟等, 2009)。互花米草原产于美洲, 引入中国后推广至东部沿海省份的滨海滩涂种植, 主要用于中国沿海保护泥滩、促淤造陆、改善土壤肥力等用途, 具有一定的经济价值。然而近年来, 由于互花米草迅速扩张, 占据了本地植被的生态位, 对当地的生态系统造成了严重的

破坏, 国家环保总局已将互花米草列入外来入侵种名单 (李屹等, 2017)。

通过精确监测互花米草的分布, 可以为互花米草的整治以及滨海湿地生态系统修复工作提供参考, 为滨海湿地恢复和管理提供精准、及时的信息支持 (孟祥珍等, 2021)。这不仅有助于互花米草的整治, 也可以为滨海湿地的生态系统修复提供有力的数据基础。因此, 精确监测互花米草的分布情况对于保护滨海湿地生态系统具有重要意义。互花米草生长在交通可达性很低且受潮汐影响的滨海滩涂区域, 传统的人工调查手段不容

收稿日期: 2022-11-15; 预印本: 2023-12-01

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 42271340, 42122009); 宁波市科技创新 2025 重大专项 (No. 2022Z181, 2022Z189); 浙江省省立大学基本科研业务费专项 (No. SJLZ2022002); 宁波大学大学生科技创新计划 (No. 2023SRIP4503)

第一作者简介: 邵春晨, 研究方向为遥感影像处理和信息提取。E-mail: 935863330@qq.com

通信作者简介: 杨刚, 研究方向为遥感影像数据质量改善与信息提取、遥感滨海健康监测技术与应用。E-mail: yanggang@nbu.edu.cn

易实施(任广波等, 2021)。遥感技术在长时间序列、广泛尺度、实时动态和高精度调查方面具有卓越的能力, 为互花米草的监测提供了有效的应用途径(孙伟伟等, 2020)。目前, 许多研究致力于分析长时间序列遥感影像, 深入研究互花米草的动态变化, 这样能够更全面地了解互花米草在不同时间和空间尺度上的演变过程(李清泉等, 2016)。Wang等(2015)学者基于Landsat和SPOT 6遥感影像, 采用支持向量机SVM(Support Vector Machine)和面向对象的分析方法, 详细分析了温州乐清湾1993年—2015年间互花米草的蔓延模式和扩展速度。Liu等(2017)利用高分辨率遥感影像如SPOT 5和GF-1, 同样运用面向对象的方法获取2003年—2015年福建漳江口湿地内互花米草的分布情况, 研究结果揭示了互花米草在该时期呈现向海扩展的趋势。Li等(2020)使用Landsat数据提取了1985年—2015年浙江省的互花米草, 研究发现互花米草主要生长在海湾和河口区域, 并且伴随沉积过程逐渐向外扩张。Tian等(2020)提出了一种基于哨兵二号连续季节数据的淹没互花米草指数(SAI), 利用面向对象的随机森林RF(Random Forest)方法完成互花米草信息提取, 提取结果发现了互花米草在休眠期也有扩张的现象。任广波等(2021)基于GF-5高光谱影像, 开展了黄河三角洲滨海湿地互花米草分类和制图研究, 并比较不同分类方法, 结果表明SVM方法分类效果最好。

尽管高分辨率卫星和无人机遥感技术已经应用于盐沼湿地植被的动态监测, 但受限于滨海盐沼湿地植被生长环境复杂性, 已有的遥感变化监测研究仍存在不足(孙伟伟等, 2023)。不同滨海湿地特征的光谱受到土壤、水文、植被等因素的综合影响, “同物异谱”和“异物同谱”的问题在大范围内普遍存在, 限制了中等空间分辨率遥感影像在滨海湿地的精细分类(Li等, 2010)。目前的相关方法样本量大, 分类器复杂多样, 泛化能力差, 针对大区域互花米草的快速提取效率较低。而光谱指数具有简单、高效、可迁移和大规模适用性等显著优势(Bannari等, 1995; Feyisa等, 2014; Huete, 1988; Kaufman和Tanré, 1992)。高光谱遥感影像能够通过窄而细长的波段表现湿地的空间纹理信息实现对湿地地物的判别(童庆禧等, 1997), 且具有“图谱合一”的特点, 不仅可以大

尺度成像, 而且可以表征地物的精细光谱特征, 因此可以为光谱指数的构建提供充足的精细波段信息。

本研究提出一种基于高光谱数据的生长期互花米草指数构建方法, 利用互花米草与其他盐沼湿地植被在近红外波段和短波红外波段存在明显光谱差异的特性, 选取差异敏感波段构建互花米草指数, 以增大复杂滨海湿地环境下互花米草与其他盐沼植被的特征差异, 有效减少“异物同谱”现象造成的滨海盐沼湿地植被难区分的现象。以黄河三角洲湿地和盐城滨海湿地ZY1-02D高光谱影像为数据源, 通过分析生长期互花米草和其他盐沼湿地植被的空间分布和光谱特征之后, 提出一个互花米草生长期指数并建立决策树分类算法, 将互花米草从背景中精确提取出来, 达到滨海湿地互花米草快速准确提取目的。

2 研究区与数据源

2.1 研究区概况

本研究选择了两个典型互花米草生长的滨海湿地, 分别是黄河三角洲湿地和盐城滨海湿地, 如图1所示。

黄河三角洲湿地位于山东省东北部的东营市, 属典型河口湿地生态系统, 现为国家级自然保护区(张磊等, 2019)。从海洋至内陆大致呈“互花米草—泥滩—柽柳—芦苇”的格局, 芦苇生长在河流两岸, 植被带状清晰。互花米草于1990年引入该地区种植, 在2010年后爆发生长, 严重影响了黄河三角洲湿地的生态安全和生物多样性(Ren等, 2019)。

盐城滨海湿地位于江苏省盐城市, 研究区域为盐城滨海湿地珍禽国家级自然保护区的核心部分, 即丹顶鹤保护区。该区域位于江苏中部沿海, 涵盖了从射阳县的新洋港口到大丰县的斗龙港口之间的海岸段。西侧临近海堤, 东侧则为泥滩, 紧邻黄海, 地理位置处于典型的潮间带泥滩海岸地带(郑嘉豪等, 2023)。原有的盐城滨海湿地景观主要属于当地盐沼类型, 其植被种类相对稀缺, 以能耐盐的植物为主导。湿地内主要分布着芦苇、茅草、碱蓬等植物, 呈现出典型的向陆演替规律。自20世纪中叶以来, 引入外来植被导致了盐城滨海盐沼湿地植被类型和分布的明显变化。由于其

卓越的适应能力, 互花米草在海陆交界的滨海湿地上迅速扩张。近年来, 这一扩张已经对本地植被

的生长演替产生了严重的影响(刘瑞清等, 2021)。

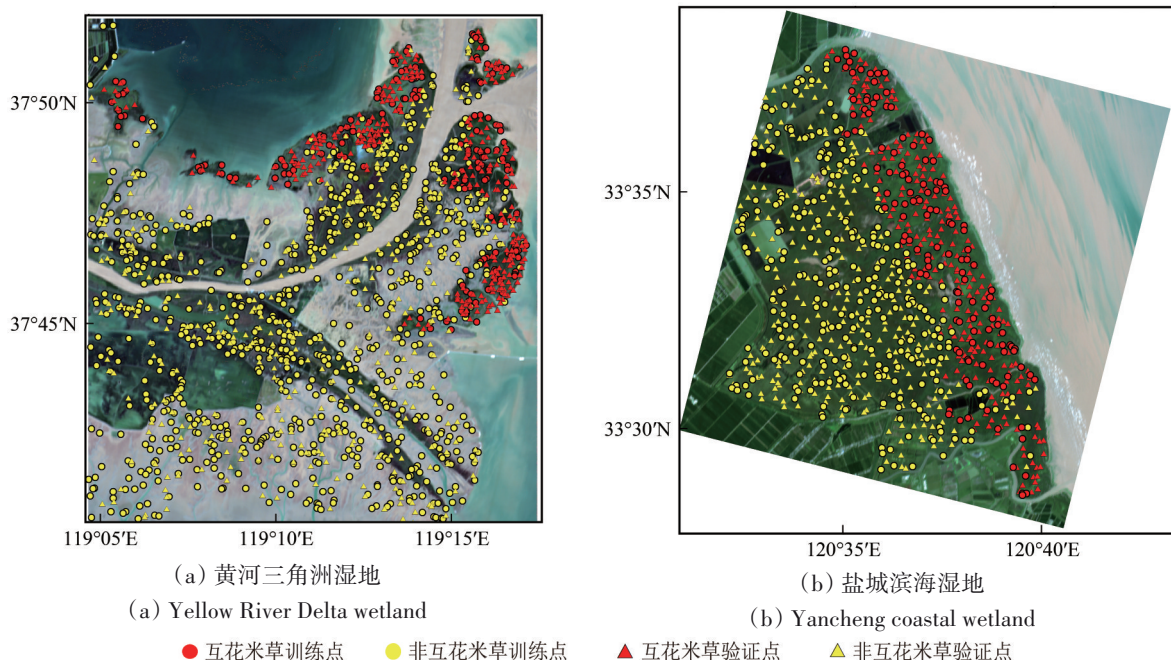


图1 研究区位置及样本点分布图

Fig. 1 Distribution of the study areas and samples

2.2 数据源

2.2.1 卫星数据

资源一号02D卫星(ZY1-02D)是中国于2019年9月12日发射的首颗民用高光谱卫星。其具有5 d的重访周期、60 km的幅宽以及30 m的空间分辨率。在可见光和近红外波段, 其光谱分辨率为10 nm, 而在短波红外波段为20 nm。总体上, 光谱范围涵盖了400—2500 nm的166个谱段。ZY1-02D卫星具有中等空间分辨率、高光谱分辨率、高时间分辨率的综合对地遥感观测能力, 满足国土资源高精度监测的需求(Sun等, 2021)。

本研究综合考虑了植被物候、卫星过境日期、云量等因素, 选取了9月份互花米草长势较为旺盛时期的影像, 且研究区内不受云层的影响。数据信息详见表1。

表1 研究区的高光谱影像信息

Table 1 Hyperspectral image information of the study areas

研究区	经纬度	条带号	获取时间
黄河三角洲湿地	119.24°E 37.94°N	784/115	2021-09-29
盐城滨海湿地	120.85°E 33.51°N	778/125	2020-09-06

2.2.2 样本数据

本研究通过野外实地采样和Google Earth高分辨率影像获取样本数据集, 使用ArcGIS 10.6在研究区域生成随机样本点, 然后通过人工判读确定每个样本点的类别, 并删除异常样本点。两个研究区的样本点类别根据当地主要盐沼湿地植被分布情况确定, 黄河三角洲湿地植被类别为怪柳、碱蓬、芦苇和互花米草, 盐城滨海湿地植被类别为茅草、碱蓬、芦苇和互花米草。为了更好的进行实验对比, 在分类过程中将两个研究区样本概括为互花米草与非互花米草两类。样本数据用于湿地植被光谱曲线对比、决策树阈值确定和精度评价。本研究将样本点其中70%用于监督分类方法训练, 30%用于精度验证。样本点具体位置和具体信息分布如图1和表2所示。

表2 研究区样本点信息

Table 2 Information of sample points in the study area

研究区	训练样本点/验证样本点			来源
	互花米草	非互花米草	共计	
黄河三角洲湿地	165/282	800/355	966/637	谷歌地球+实地
盐城滨海湿地	130/260	287/319	422/537	谷歌地球

3 研究方法

本研究利用选取的高质量 ZY1-02D 高光谱数据计算互花米草指数，并基于互花米草指数构建决策树对互花米草进行精确提取。首先，进行图像预处理以获得研究区的高光谱反射率数据；其次，确定差异敏感波段，构建生长期归一化互花米草指数 GNDSAI (Growing Period Normalized Difference *Spartina Alterniflora* Index)；接着，建立决策树来准确提取互花米草信息；最后，对分类结果进行定性和定量的精度评价。整体技术流程详见图 2。

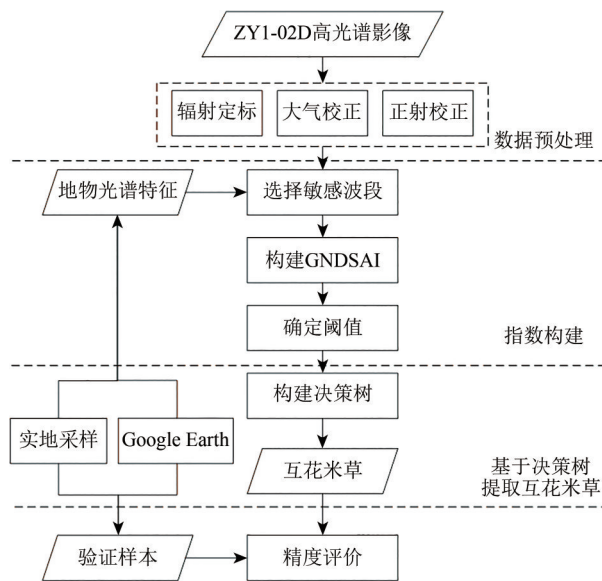


图 2 互花米草提取工作流程图

Fig. 2 Workflow of *Spartina alterniflora* extraction

3.1 影像预处理

ZY1-02D 高光谱数据下载自中国自然资源卫星遥感云服务平台 (<http://sasclouds.com/chinese/normal/>[2022-11-15])。下载数据为 1A 级产品，在计算指数之前需要进行包括辐射定标、大气校正、正射校正和坏波段去除等预处理工作。首先，原始影像均校准为表面反射率数据；其次，采用 FLAASH 模块对数据执行大气校正；然后，利用 30 m 的全球数字高程模型 (DEM) 数据对高光谱数据进行正射校正 (Hou 等, 2022)；此外，去除数据中的坏波段和噪声波段；最后，对数据进行裁剪以获得研究区。所有预处理工作基于 ENVI 5.3 软件完成。

3.2 生长期归一化互花米草指数构建

通常而言，植被在近红外波段的光谱特性主

要由植物叶片内部组成所调控，健康的绿色植物通常有将近一半的反射率和透过率，吸收率则很小。在可见光波段，不同种类的植物之间的差异相对较小，而在近红外波段，它们的反射率则表现出明显的差异。在短波红外波段，植物对光的光谱响应主要受到 960、1100、1400 和 1900 nm 附近水分的显著吸收带的影响，这一范围内的水分含量强烈影响植物在该波段的反射率，尤其是多层叶片的结构。在红外波段，植物对来自阳光的能量吸收程度与叶片内的总水分含量和叶片厚度密切相关。叶片水分增加会显著降低植物在短波红外波段的反射率。(田亦陈等, 2010)。

本研究收集了两个研究区 ZY1-02D 高光谱影像中主要盐沼湿地典型植被类别 (互花米草、芦苇、碱蓬、怪柳和茅草) 的样本计算并分析了各类别的平均光谱曲线 (图 3)。根据各类植被的光谱差异特性，选择合适的差异敏感波段构建互花米草指数。由于本研究选取的两个研究区的数据日期不一样，同时也受地理位置影响，植被所处的物候期也存在差别，因此两个研究区的平均光谱曲线略有不同，但用于构建光谱指数的差异敏感波段的特征几乎相同。如图 3 所示：在近红外波段 ρ_{765} 和 ρ_{842} 处，互花米草的反射率高于其他盐沼湿地植被，芦苇次之，碱蓬、怪柳和茅草较低；在短波红外波段 ρ_{1644} 和 ρ_{2216} 处芦苇的反射率高于其他盐沼湿地植被，互花米草和碱蓬反射率接近，怪柳和茅草较低。

在对上述盐沼湿地植被的光谱曲线进行分析后，基于植被光谱特征，本研究提出了生长期归一化互花米草指数 GNDSAI (Growing Period Normalized Difference *Spartina Alterniflora* Index)，计算公式如下：

$$\text{GNDSAI} = \frac{\rho_{765} - \rho_{1644} + \rho_{842} - \rho_{2216}}{\rho_{765} + \rho_{1644} + \rho_{842} + \rho_{2216}} \quad (1)$$

式中， ρ_{765} 、 ρ_{842} 、 ρ_{1644} 和 ρ_{2216} 分别是中心波长为 765 nm、842 nm、1644 nm 和 2216 nm 的反射率。

式 (1) 中，分子 $(\rho_{765} - \rho_{1644})/(\rho_{765} + \rho_{1644})$ 和 $(\rho_{842} - \rho_{2216})/(\rho_{842} + \rho_{2216})$ 用于增大互花米草和其他盐沼湿地植被之间的差异。通过引入归一化差值运算并借鉴其优越特性，这一方法无需进行复杂处理，即可有效消除与太阳高度角、卫星观测角度和大气条件有关的辐照度条件的变化和阴影噪

声，并同时增强植被的响应。将其除以2以保证计算得到的值域为 $[-1, 1]$ ，避免了数值差距过大，

以提高阈值稳定性，增强指数的适用性。

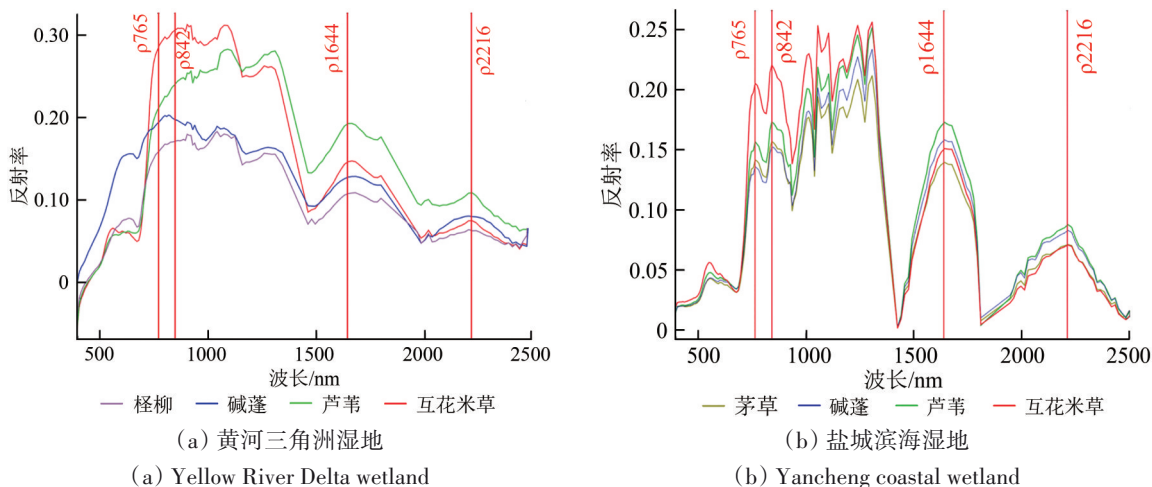


图3 基于ZY1-02D高光谱影像的湿地植被光谱曲线
Fig. 3 Spectral curves based on ZY1-02D hyperspectral images of the wetland vegetation

较高的GNDSAI值反映了像素为互花米草的概率较高，本研究通过统计样本的GNDSAI值，并根据统计结果确定阈值范围，通过多次实验和精度评价结果，具有最大分类精度的确定为最终的阈值。

3.3 基于决策树的互花米草提取

本研究提出了一种基于GNDSAI的决策树分类方案。首先，本研究使用改进的归一化水体指数(MNDWI)进行水陆区分，掩膜水体，然后基于GNDSAI从陆域范围提取互花米草。使用MNDWI区分水体和陆地的阈值参考已有文献(Xu, 2006)，具体计算公式如下：

$$MNDWI = \frac{Green - SWIR}{Green + SWIR} \quad (2)$$

式中，Green和SWIR对应高光谱数据中心波长为585和1644 nm的反射率。

如果MNDWI值 <0 ，则像素为陆地，否则为水体，互花米草的GNDSAI高于其他盐沼湿地植被，确定GNDSAI阈值范围提取互花米草，阈值的最大值和最小值需要经过样本的统计分析。具体决策树分类方案如图4所示。

3.4 对比实验分类方法

本研究将现有广泛使用的植被指数、监督分类、神经网络方法与基于GNDSAI的分类效果进行了比较。植被指数选择了归一化植被指数(NDVI)和增强型植被指数(EVI)，监督分类方法选择了

支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和最大似然法MLC(Maximum Likelihood Classifier)。NDVI是目前最为广泛使用的植被指数之一，能够反映植被的健康情况及长势；为了应对大气和土壤噪声，尤其是在密集植被区域，背景调整参数和大气修正参数在EVI中的应用，对于减缓饱和度起到了积极作用。计算公式如下：

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (3)$$

$$EVI = 2.5 \times \frac{NIR - Red}{NIR + 6 \times Red - 7.5 \times Blue + 1} \quad (4)$$

式中，NIR、Red和Blue对应于高光谱数据中心波长为670 nm、842 nm和473 nm的反射率。

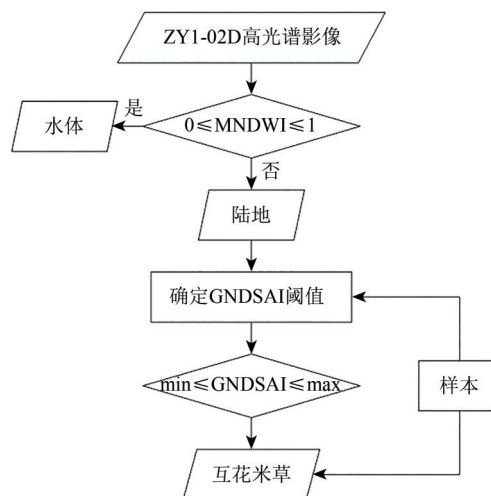


图4 决策树具体结构图
Fig. 4 The specific structure of the decision tree

SVM方法在遥感影像的监督分类中效果较好(Wang等, 2012)。本研究选择径向基核函数作为SVM的内核类型。

RF是一种非参数分类器,由若干个决策树组成,能够处理大尺度高维遥感数据(Belgiu和Drăguț, 2016; Dong等, 2020)。RF中的决策树数量是一个重要的参数,本研究通过实验选择100棵。

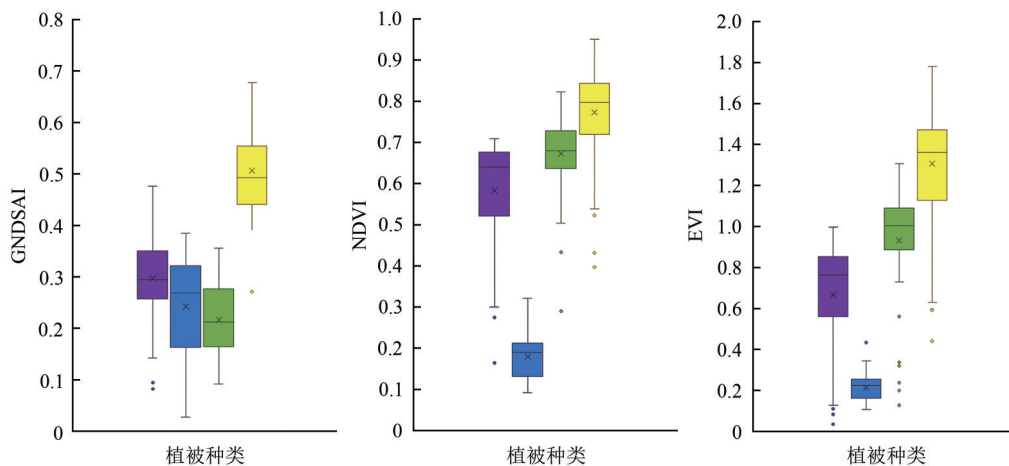
基于统计概率最大化理论的方法,MLC建立在贝叶斯准则的基础上,专注于统计特性的集群分布(龙玉洁等, 2020)。

人工神经网络ANN(Artificial Neural Network)是一种具有人工智能的分类方法。利用计算机模拟人脑结构和信息处理方式,将人脑的识别、记忆、思考等能力应用于图像分类(Parikh等, 1990)。本研究ANN方法基于ENVI 5.6深度学习模块完成。

精度评价通过定性和定量评价方法进行。定性评价是在先验知识的支撑下,对分类结果进行目视评价。为了进一步验证方法的有效性,即验证2个研究区基于GNDSAI方法提取互花米草的准确性,本研究基于混淆矩阵对提取结果进行定量评价,计算了生产者精度(PA)、用户精度(UA)、总体精度(OA)和Kappa系数等定量指标(Maxwell等, 2018)。由于互花米草是本研究的重点,因此将验证类别分为互花米草与非互花米草两类。

$$PA = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$UA = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$



(a) 黄河三角洲湿地

(a) Yellow River Delta wetland

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (7)$$

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

$$Kappa = \frac{OA - P_e}{1 - P_e} \quad (9)$$

4 结果与分析

4.1 阈值确定

阈值稳定性是指数构建和应用中的一个重要指标,滨海湿地场景具有强复杂性,本研究在两个研究区根据训练样本选取典型湿地植被,在黄河三角洲湿地选取怪柳、碱蓬、芦苇和互花米草,在盐城滨海湿地选取了茅草、碱蓬、芦苇和互花米草,生成箱型图,确定互花米草和其他盐沼湿地植被的平均值、最大值和最小值。最后,在两个研究区进行反复实验,通过反复实验得到最佳提取效果与精度以确定最终阈值。

图5直观地展示了两个研究区基于GNDSAI、NDVI和EVI样本统计值,可见:基于GNDSAI互花米草与其他盐沼湿地植被具有良好的分离能力,设置合理的阈值可以将互花米草与其他盐沼湿地植被有效分离;基于NDVI和EVI的区分能力相对较弱,即使是处于互花米草生长旺盛期,互花米草与其他盐沼湿地植被的数值分布仍有重合;由于两个研究区的植被长势和物候期的差异,互花米草提取的最佳阈值不同,最终黄河三角洲湿地的阈值下限确定为0.4,盐城滨海湿地确定为0.27。

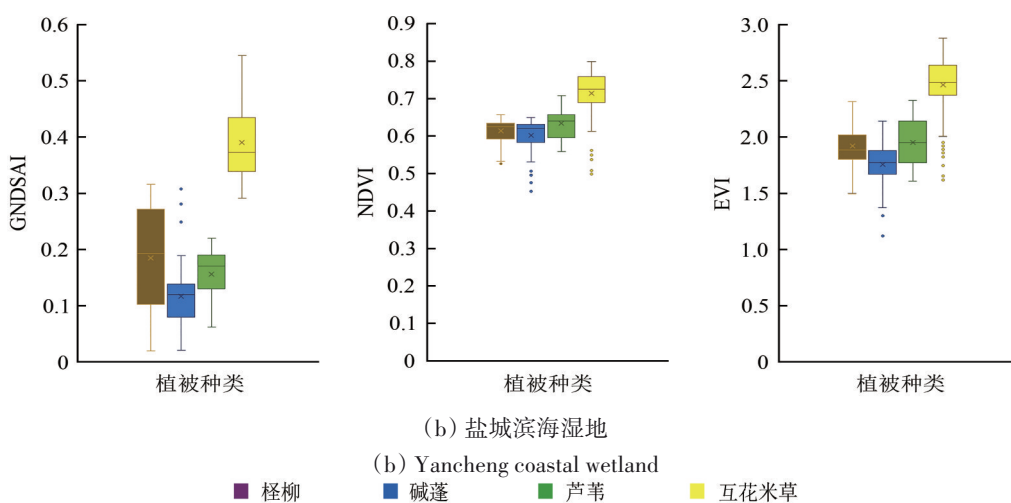


图5 两个研究区不同植被指数数值的箱型图

Fig. 5 Boxplot of different vegetation indexes value in the two study areas

4.2 提取效果及精度评价

本研究提取了黄河三角洲湿地2021年9月29日和盐城滨海湿地2020年9月6日的互花米草信息。如图6和图8所示，结合调研资料和Google Earth高分辨影像分析，基于GNDSAI的提取结果从目视解译中能够较好地展现黄河三角洲湿地和盐城滨海湿地的互花米草空间分布状况，符合其生态位分布。互花米草总体分布范围在近海一侧高盐度区域，呈陆向入侵态势。在黄河三角洲湿地，互花米草群落呈团块状分布，其周围生长有芦苇、

怪柳等盐沼湿地植被类型，大部分区域被高盐度滩涂所包围；在盐城滨海湿地，植被大致上呈从海向陆条带状分布，在群落衔接地带存在生态位重叠与芦苇、碱蓬等植被混合生长的现象。如表3所示：本研究提出的基于GNDSAI的决策树分类方法，在黄河三角洲湿地中，生产者精度和用户精度分别为92.55%和90.31%，Kappa系数为0.85；在盐城滨海湿地中，生产者精度和用户精度分别为91.45%和93.04%，Kappa系数为0.85。

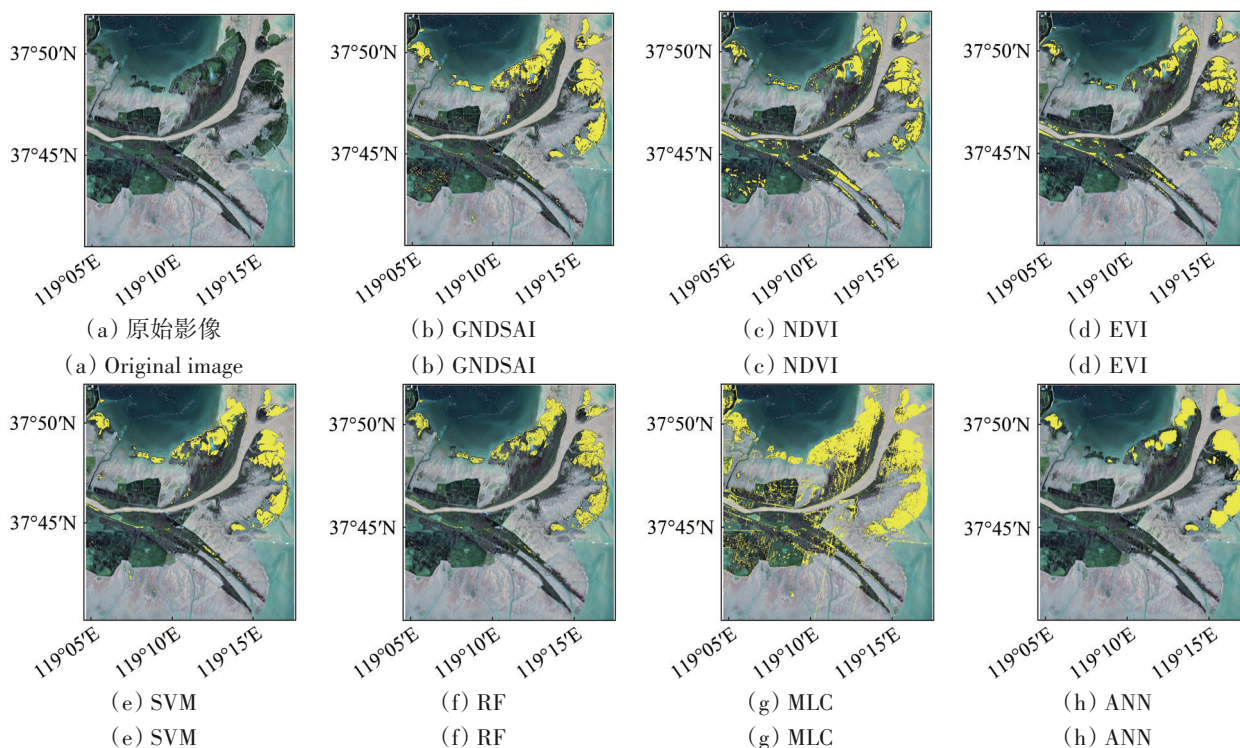


图6 黄河三角洲湿地互花米草提取结果对比

Fig. 6 Comparison of results in the Yellow River Delta wetland

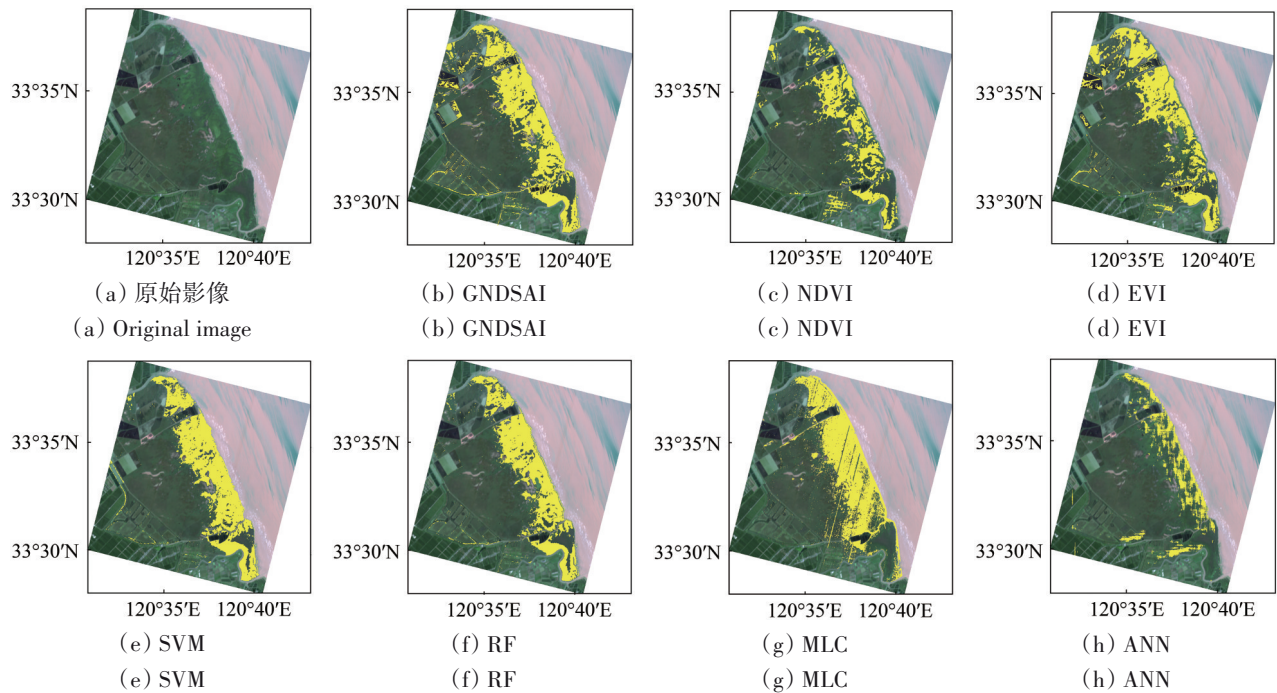


图7 盐城滨海湿地互花米草提取结果对比

Fig. 7 Comparison of results in the Yancheng coastal wetland

表3 两个研究区不同方法对互花米草提取结果的精度

Table 3 Accuracy of extraction results with different methods in the two study areas

研究区	指标	GNDSAI	NDVI	EVI	SVM	RF	MLC	ANN
黄河三角洲湿地	Kappa	0.85	0.54	0.52	0.75	0.78	0.75	0.79
	OA/%	92.32	83.37	83.59	87.77	88.24	87.24	88.40
	PA/%	92.55	65.98	59.79	81.56	77.30	96.81	74.47
	UA/%	90.31	73.56	78.38	89.84	95.20	79.13	99.06
盐城滨海湿地	Kappa	0.85	0.62	0.59	0.84	0.81	0.69	0.56
	OA/%	92.82	80.66	79.45	91.54	90.16	83.07	65.98
	PA/%	91.45	75.77	75.77	85.38	82.69	71.54	26.15
	UA/%	93.04	80.08	80.08	95.28	94.71	88.57	93.15
平均	Kappa	0.85	0.58	0.56	0.79	0.80	0.72	0.68
	OA/%	92.57	82.02	81.52	89.66	89.20	85.16	77.19
	PA/%	92.00	70.88	67.78	83.47	80.00	84.17	50.31
	UA/%	91.68	76.82	79.23	92.56	94.96	83.85	96.10

注: 加粗数值说明精度表现较好。

如图6和图7所示: 基于NDVI和EVI的目视提取效果较差, 两个研究区都存在较多误分和漏分情况。在黄河三角洲湿地中古河道区域部分芦苇误分为互花米草。在盐城滨海湿地中与芦苇和茅草都有较大程度的误分情况。基于SVM和RF的提取结果具备较高的提取效果和精度, 在互花米草与其他植被混生的区域表现良好, 漏分错分现象很少发生。由于RF在黄河三角洲湿地受到影像噪点的影响, 提取效果下降。MLC方法的提取效果和精度较差, 在两个研究区都有相当多的其他

湿地植被错分为互花米草。ANN方法同样在两个研究区都有相当多互花米草漏分现象。

如表3所示: 基于NDVI的分类方法, 在黄河三角洲湿地中生产者精度和用户精度分别为65.98%和73.56%, Kappa系数为0.54; 在盐城滨海湿地中生产者精度和用户精度分别为75.77%和80.08%, Kappa系数为0.62。基于EVI的分类方法, 在黄河三角洲湿地中, 生产者精度和用户精度分别为59.79%和78.38%, Kappa系数为0.52; 在盐城滨海湿地中, 生产者精度和用户精度分别

为75.77%和80.08%，Kappa系数为0.59。SVM在黄河三角洲湿地的生产者精度和用户精度分别为81.56%和89.84%，Kappa系数为0.75；在盐城滨海湿地的生产者精度和用户精度分别为85.38%和95.28%，Kappa系数为0.84。RF在黄河三角洲湿地的生产者精度和用户精度分别为77.30%和95.20%，Kappa系数为0.78；在盐城滨海湿地的生产者精度和用户精度分别为82.69%和94.71%，Kappa系数为0.81。MLC在黄河三角洲湿地的生产者精度和用户精度分别为96.81%和79.13%，Kappa系数为0.75；在盐城滨海湿地的生产者精度和用户精度分别为71.54%和88.57%，Kappa系数为0.69。ANN在黄河三角洲湿地的生产者精度和用户精度分别为74.47%和99.06%，Kappa系数为0.79；在盐城滨海湿地的生产者精度和用户精度分别为26.15%和93.15%，Kappa系数为0.56。

总体而言，NDVI和EVI提取精度较差，与视觉效果相符，因为基于NDVI和EVI的互花米草与其他盐沼湿地植被之间的不可分性，导致其性能不稳定，两个研究区的精度相差较大，在植被情况复杂的盐城滨海湿地中精度较差。GNDSAI大幅优于NDVI和EVI的提取精度，GNDSAI在植被指数方法中提取互花米草具有优越性。GNDSAI小幅优于SVM和RF的提取精度，相较于表现良好的机器学习方法，GNDSAI也存在优势。由于高光谱影像分类中小样本和高数据维度的特征，数据训练不够充分，MLC和ANN的分类效果很差。

5 讨论

5.1 互花米草的光谱异质性

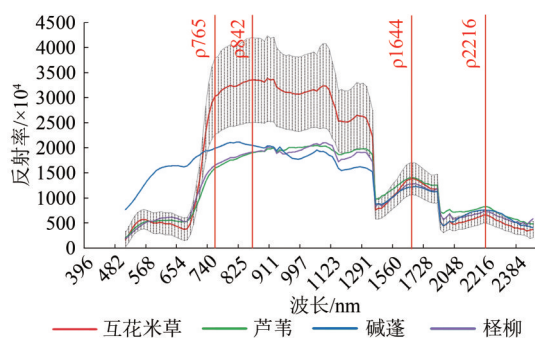
同物异谱与异物同谱现象存在于本文两个滨

海湿地研究区中，对互花米草指数构建和提取构成挑战。

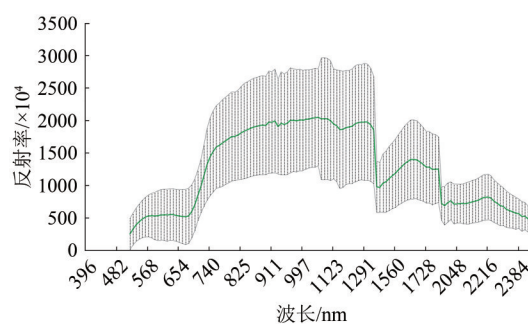
图8和图9展示了黄河三角洲湿地和盐城滨海湿地中，不同土壤湿度和不同长势的互花米草的光谱曲线图。这些曲线为均值光谱曲线，而灰色区域则代表互花米草光谱变化的标准差区间。图8和图9展示了黄河三角洲湿地的芦苇、碱蓬、柽柳以及盐城滨海湿地的芦苇、碱蓬、茅草的光谱曲线，包括其均值和标准差范围。在近红外波段，互花米草的变化幅度明显高于其他波段，这一变化受到其长势、植物叶绿素含量和植被底质土壤水分含量的共同影响，而在短波红外波段，主要受到水分含量的影响（韩月等，2023）。本研究选择的主要湿地植被类型包括柽柳、碱蓬、芦苇和茅草。在本研究所采集的9月份遥感影像中，这些植被已接近枯萎状态，因此它们的光谱曲线无法展现出明显的植被光谱特征。与此同时，它们的光谱异质性也相对较小。此时，在近红外波段互花米草反射率标准差范围下界存在与其他湿地植被反射率标准差范围上界重叠的部分，这也是造成错分误差的主要原因。

5.2 波段组合的选择

本研究所提出指数的基本原理是基于互花米草在近红外（765 nm）、近红外（842 nm）、短波红外（1644 nm）和短波红外（2216 nm）这4个波段敏感的光谱响应，但指数构建方式多种多样，本研究对比分析多种可能方式下的组合，经过多次实验确定阈值，得到精度最高的结果。如表4所示，其他二波段、三波段和四波段组合方式的提取精度与本文所提出的组合方式相比稍差，所以最终本研究选择的组合为式（1）。



(a) 湿地植被光谱
(a) Spectrum of wetland vegetation



(b) 芦苇光谱
(b) Spectrum of reeds

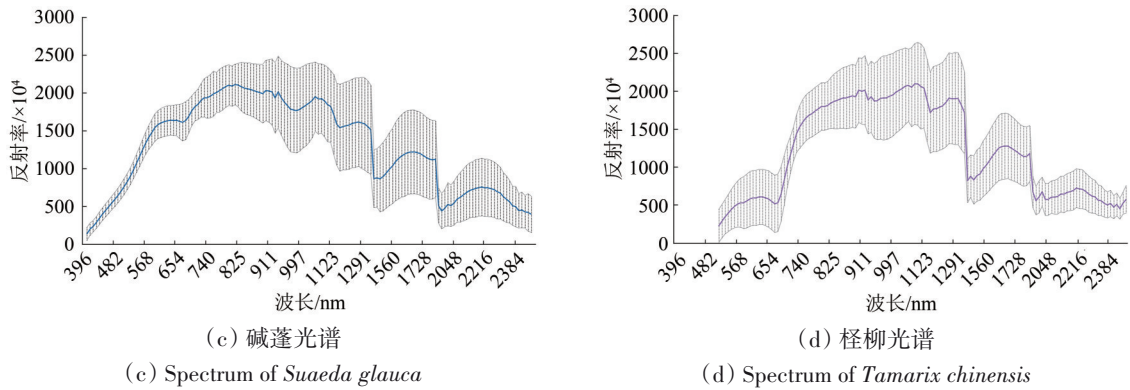


图8 基于ZY1-02D高光谱影像的黄河三角洲湿地植被光谱曲线与光谱标准差

Fig. 8 Spectral curve and spectral standard deviation of wetland vegetation in Yellow River Delta based on ZY1-02D hyperspectral image

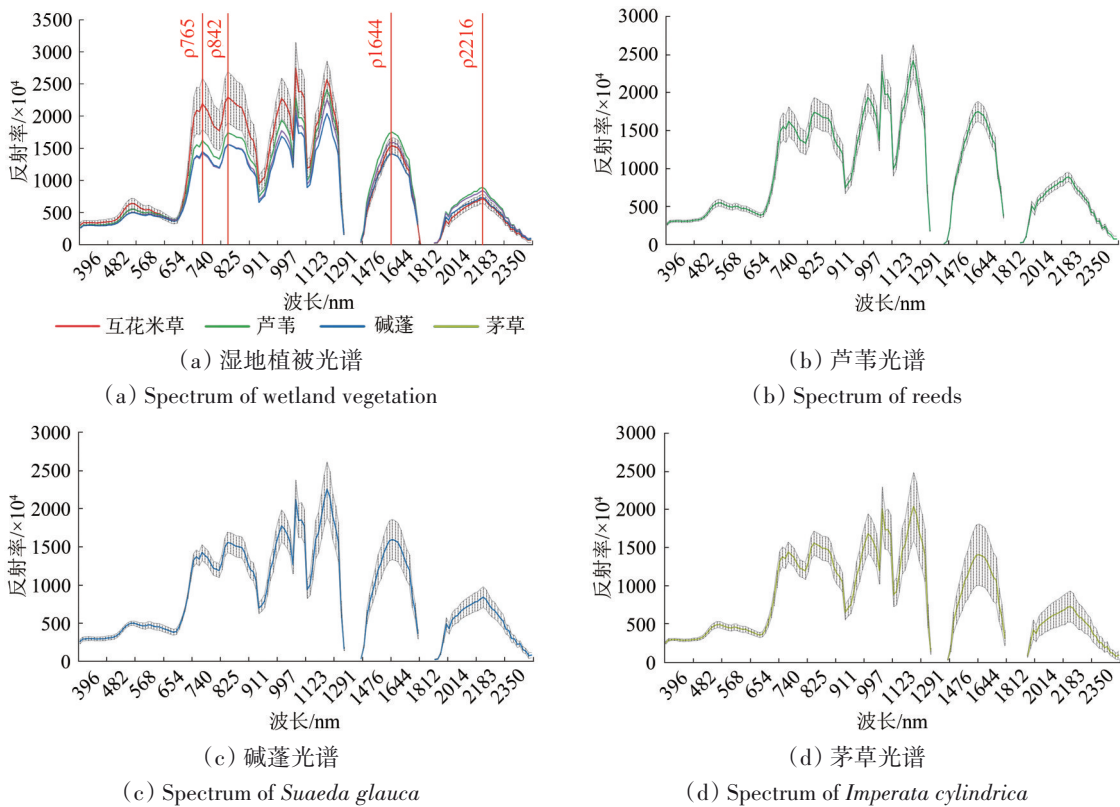


图9 基于ZY1-02D高光谱影像的盐城滨海湿地植被光谱曲线与光谱标准差

Fig. 9 Spectral curve and spectral standard deviation of wetland vegetation in Yancheng coastal wetland based on ZY1-02D hyperspectral image

5.3 阈值的差异性

两个研究区最佳阈值具有差异性，有以下原因：(1) 两个研究区纬度差异较大，影像获取时间难以匹配，且生境存在差异；(2) 两个研究区的差异，造成互花米草物候期所对应的日期不一致，导致了两个研究区间的互花米草平均光谱曲线存在较大差异。本研究基于Sentinel-2多光谱影像根据训练样本获取2020年—2021年两个研究区的互花米草时间序列NDVI谐波拟合后的值。由于

滨海湿地大部分地区全年都被高云覆盖，原始NDVI偏差较大，而时间序列谐波分析法能够较好地模拟互花米草NDVI值，表征其物候期(Wu等, 2021)。如图10，本研究选择的两个研究区互花米草物候期不是完全一致，从而导致最佳阈值选取的差异。因此要求选取影像数据时，应兼顾研究区内互花米草物候期所对应的日期对互花米草生长状态所带来的影响，尽量选择互花米草生长期内的同一物候时期。

表4 两个研究区不同波段组合方式对互花米草提取结果的精度

Table 4 Accuracy of extraction results with different band combination in the two study areas

研究区	指标	二波段组合				三波段组合				四波段组合	
		ρ_{765} ρ_{1644}	ρ_{765} ρ_{2216}	ρ_{842} ρ_{1644}	ρ_{842} ρ_{2216}	ρ_{765} ρ_{842} ρ_{1644}	ρ_{765} ρ_{842} ρ_{2216}	ρ_{765} ρ_{1644} ρ_{2216}	ρ_{842} ρ_{1644} ρ_{2216}	ρ_{765} ρ_{1644} ρ_{842} ρ_{2216}	ρ_{842} ρ_{1644} ρ_{765} ρ_{2216}
黄河三角洲湿地	阈值	0.25	0.54	0.29	0.57	0.27	0.55	0.38	0.42	0.40	0.40
	Kappa	0.80	0.75	0.80	0.76	0.80	0.75	0.81	0.77	0.85	0.79
	OA/%	90.13	86.05	89.81	87.15	89.81	86.68	90.28	88.56	92.32	89.34
	PA/%	89.36	73.05	90.07	75.53	90.43	75.53	91.49	89.36	92.55	92.91
	UA/%	88.42	94.06	87.29	94.25	87.03	93.01	87.16	85.42	90.31	84.52
盐城滨海湿地	阈值	0.08	0.41	0.11	0.44	0.10	0.42	0.25	0.28	0.27	0.27
	Kappa	0.81	0.82	0.82	0.82	0.80	0.82	0.81	0.83	0.84	0.82
	OA/%	90.50	91.19	90.85	90.67	90.16	91.02	90.67	91.19	91.88	91.02
	PA/%	92.69	93.46	92.69	89.23	90.77	93.08	93.08	90.77	90.00	90.77
	UA/%	87.00	87.73	87.64	89.92	87.73	87.68	87.05	89.73	91.76	89.39

注：加粗数值说明精度表现较好。

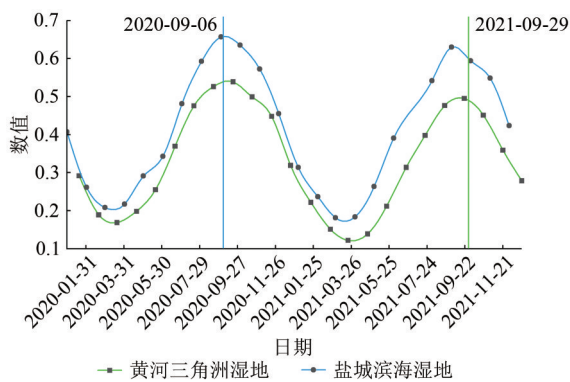


图10 两个研究区基于Sentinel-2多光谱影像时间序列互花米草NDVI谐波拟合值折线图

Fig. 10 Line plots of the NDVI harmonic fitting values of *Spartina alterniflora* based on Sentinel-2 multispectral imagery time series for two study areas

5.4 潮位的影响和不确定性

互花米草生长在潮间带区域，提取效果受到潮汐的影响。一方面，当潮位位于互花米草根与冠层之间时，水体背景会使得光谱特征偏向于水体，近红外和短波红外波段反射率都会下降，提取效果受到影响；另一方面，潮位对提取效果的影响程度与互花米草的覆盖度有关，覆盖度高则影响程度较小，覆盖度低则影响程度较大。再者，影响程度与互花米草植株高度也有关联，植株高度较低则抗淹没能力较弱，难以捕捉到植株出露水面的时刻，导致提取效果存在不确定性。互花米草生长区域潮位和相关数据难以精确获取，关于潮位对提取效果的影响和不确定性还有待进

一步研究。因此要求结合潮汐站潮位信息，尽量选取低潮时期的影像数据，以确保互花米草提取的效果和精度。

6 结论

目前很少有研究提出互花米草指数，但随着高光谱技术的发展，高光谱卫星可以提供更精细的光谱数据，可以在光谱层面实现互花米草与其他盐沼湿地植被的分离提取。本研究利用ZY1-02D高光谱影像，提出了一种生长期归一化互花米草指数（GNDSAI），考虑到互花米草的物候特性，利用近红外（765 nm）、近红外（842 nm）、短波红外（1644 nm）和短波红外（2216 nm）这4个波段，通过光谱波段的运算，增强互花米草与其他盐沼湿地植被的差异，构建了GNDSAI。结合MNDWI和先验知识，设计了基于GNDSAI的决策树分类模型。结果表明，本方法在两个研究区内具有较强的区域适应性，提取结果优于其他方法。

互花米草生长在人工难以涉足并采样的滩涂上，这些方法需要繁重的样本选择工作和大量的样本训练。在没有大量样本和先验知识的帮助下，GNDSAI也可以达到良好的效果。并且，指数计算速度远快于监督分类方法。因此，对于互花米草提取而言，无论是与目前广泛应用的NDVI、EVI、SVM、RF、MLC和ANN方法相比，还是与深度学习神经网络方法相比，GNDSAI分类方法都具有更高的效率和更大的潜力，更适合互花米草快速精确提取。

本研究在未来的研究中将考虑以下问题：
(1) 自动化阈值确定，减少手动干预；(2) 解决低分辨率的混合像元问题，考虑将高光谱影像与高分辨率影像融合，以提高互花米草提取的效果和精度。

参考文献(References)

- Bannari A, Morin D, Bonn F and Huete A R. 1995. A review of vegetation indices. *Remote Sensing Reviews*, 13(1/2): 95-120 [DOI: 10.1080/02757259509532298]
- Belgiu M and Drăguț L. 2016. Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114: 24-31 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011]
- Dong D, Zeng J S, Wei Z and Yan J H. 2020. Integrating spaceborne optical and SAR imagery for monitoring mangroves and *Spartina alterniflora* in Zhangjiang Estuary. *Journal of Tropical Oceanography*, 39(2): 107-117 (董迪, 曾纪胜, 魏征, 严金辉. 2020. 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. *热带海洋学报*, 39(2): 107-117) [DOI: 10.11978/2019063]
- Feyisa G L, Meilby H, Fensholt R and Proud S R. 2014. Automated Water Extraction Index: a new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140: 23-35 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.029]
- Han Y, Ke Y H, Wang Z P, Liang D Y and Zhou D M. 2023. Classification of the Yellow River Delta wetland landscape based on ZY1-02D hyperspectral imagery. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(6): 1387-1399 (韩月, 柯樱海, 王展鹏, 梁德印, 周德民. 2023. 资源一号 02D 卫星高光谱数据黄河三角洲湿地景观分类. *遥感学报*, 27(6): 1387-1399) [DOI: 10.11834/jrs.20211071]
- Hou T T, Sun W W, Chen C, Yang G, Meng X C and Peng J T. 2022. Marine floating raft aquaculture extraction of hyperspectral remote sensing images based decision tree algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 111: 102846 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102846]
- Huete A R. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3): 295-309 [DOI: 10.1016/0034-4257(88)90106-X]
- Kaufman Y J and Tanré D. 1992. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 261-270 [DOI: 10.1109/36.134076]
- Li J, Gao S and Wang Y P. 2010. Invading cord grass vegetation changes analyzed from Landsat-TM imageries: a case study from the Wanggang area, Jiangsu coast, eastern China. *Acta Oceanologica Sinica*, 29(3): 26-37 [DOI: 10.1007/s13131-010-0034-y]
- Li N, Li L W, Zhang Y L and Wu M. 2020. Monitoring of the invasion of *Spartina alterniflora* from 1985 to 2015 in Zhejiang Province, China. *BMC Ecology*, 20(1): 7 [DOI: 10.1186/s12898-020-00277-8]
- Li Q Q, Lu Y, Hu S B, Hu Z W, Li H Z, Liu P, Shi T Z, Wang C S, Wang J J and Wu G F. 2016. Review of remotely sensed geo-environmental monitoring of coastal zones. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 1216-1229 (李清泉, 卢艺, 胡水波, 胡忠文, 李洪忠, 刘鹏, 石铁柱, 汪驰升, 王俊杰, 邹国锋. 2016. 海岸带地理环境遥感监测综述. *遥感学报*, 20(5): 1216-1229) [DOI: 10.11834/jrs.20166168]
- Li Y, Chen Y N and Li Y. 2017. Remote sensing analysis of the changes in the ecotone of mangrove forests and *Spartina alterniflora* saltmarshes. *Marine Science Bulletin*, 36(3): 348-360 (李屹, 陈一宁, 李炎. 2017. 红树林与互花米草盐沼交界区空间格局变化规律的遥感分析. *海洋通报*, 36(3): 348-360) [DOI: 10.11840/j.issn.1001-6392.2017.03.014]
- Liu M Y, Li H Y, Li L, Man W D, Jia M M, Wang Z M and Lu C Y. 2017. Monitoring the invasion of *Spartina alterniflora* using multi-source high-resolution imagery in the Zhangjiang Estuary, China. *Remote Sensing*, 9(6): 539 [DOI: 10.3390/rs9060539]
- Liu R Q, Li J L, Sun C, Sun W W, Cao L D and Tian P. 2021. Classification of Yancheng coastal wetland vegetation based on vegetation phenological characteristics derived from Sentinel-2 time-series. *Acta Geographica Sinica*, 76(7): 1680-1692 (刘瑞清, 李加林, 孙超, 孙伟伟, 曹罗丹, 田鹏. 2021. 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. *地理学报*, 76(7): 1680-1692) [DOI: 10.11821/dlxb202107008]
- Long Y J, Li W L, Huang R Q, Xu Q, Yu B and Liu G. 2020. Automatic extraction and evolution trend analysis of landslides in Mianyu-an River Basin in the 10 years after Wenchuan Earthquake. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 45(11): 1792-1800 (龙玉洁, 李为乐, 黄润秋, 许强, 余斌, 刘刚. 2020. 汶川地震震后 10a 绵远河流域滑坡遥感自动提取与演化趋势分析. *武汉大学学报(信息科学版)*, 45(11): 1792-1800) [DOI: 10.13203/j.whugis20200180]
- Maxwell A E, Warner T A and Fang F. 2018. Implementation of machine-learning classification in remote sensing: an applied review. *International Journal of Remote Sensing*, 39(9): 2784-2817 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1433343]
- Meng X Z, Liu D, Huang K, Yang G, Sun W W and Lu W H. 2021. Extraction method of *Spartina alterniflora* based on vegetation phenology characteristics: a case study of wetlands in the Changjiang River Delta. *Marine Science Bulletin*, 40(5): 591-600 (孟祥珍, 刘丹, 黄可, 杨刚, 孙伟伟, 卢文虎. 2021. 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. *海洋通报*, 40(5): 591-600) [DOI: 10.11840/j.issn.1001-6392.2021.05.011]
- Parikh J A, DaPonte J S, Damodaran M and Sherman P. 1990. Application of neural networks to pattern recognition problems in remote sensing and medical imagery//Proceedings Volume 1294, Applications of Artificial Neural Networks. Orlando: SPIE: 146-160 [DOI: 10.1117/12.21165]
- Ren G B, Wang J J, Wang A D, Wang J B, Zhu Y L, Wu P Q, Ma Y and Zhang J. 2019. Monitoring the invasion of smooth cordgrass *Spartina alterniflora* within the modern Yellow River Delta using remote sensing. *Journal of Coastal Research*, 90(SI): 135-145 [DOI: 10.2112/SI90-017.1]
- Ren G B, Zhou L, Liang J, Lu F, Wang A D, Wang J B, Li X M and Ma Y. 2021. Monitoring the invasion of *Spartina alterniflora* using hyperspectral remote sensing image of GF-5. *Advances in Ma-*

- rine Science, 39(2): 312-326 (任广波, 周莉, 梁建, 路峰, 王安东, 王建步, 李晓敏, 马毅. 2021. “高分五号”高光谱互花米草遥感识别与制图研究. 海洋科学进展, 39(2): 312-326) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-6647.2021.02.014]
- Sun W W, Liu K, Ren G B, Liu W W, Yang G, Meng X C and Peng J T. 2021. A simple and effective spectral-spatial method for mapping large-scale coastal wetlands using China ZY1-02D satellite hyperspectral images. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 104: 102572 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102572]
- Sun W W, Liu W W, Wang Y M, Zhao R, Huang M Z, Wang Y, Yang G and Meng X C. 2023. Research progress and prospects of hyperspectral remote sensing for global wetland from 2010 to 2022. National Remote Sensing Bulletin, 27(6): 1281-1299 (孙伟伟, 刘围围, 王煜森, 赵锐, 黄明珠, 王耀, 杨刚, 孟祥超. 2023. 2010年—2022年全球湿地高光谱遥感研究进展与展望. 遥感学报, 27(6): 1281-1299) [DOI: 10.11834/jrs.20232620]
- Sun W W, Yang G, Chen C, Chang M H, Huang K, Meng X Z and Liu L Y. 2020. Development status and literature analysis of China's earth observation remote sensing satellites. Journal of Remote Sensing (Chinese), 24(5): 479-510 (孙伟伟, 杨刚, 陈超, 常明会, 黄可, 孟祥珍, 刘良云. 2020. 中国地球观测遥感卫星发展现状与文献分析. 遥感学报, 24(5): 479-510) [DOI: 10.11834/jrs.20209464]
- Tian Y C, Jia K, Wu B F and Li Q Z. 2010. Study on spectral reflectance characteristics of hemp canopies. Spectroscopy and Spectral Analysis, 30(12): 3334-3337 (田亦陈, 贾坤, 吴炳方, 李强子. 2010. 大麻植物冠层光谱特征研究. 光谱学与光谱分析, 30(12): 3334-3337) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2010)12-3334-04]
- Tian Y L, Jia M M, Wang Z M, Mao D H, Du B J and Wang C. 2020. Monitoring invasion process of *Spartina alterniflora* by seasonal Sentinel-2 imagery and an object-based random forest classification. Remote Sensing, 12(9): 1383 [DOI: 10.3390/rs12091383]
- Tong Q X, Zheng L F, Wang J N, Wang X J, Dong W D, Hu Y M and Dang S X. 1997. Study on imaging spectrometer remote sensing information for wetland vegetation. Journal of Remote Sensing, 1(1): 50-57 (童庆禧, 郑兰芬, 王晋年, 王向军, 董卫东, 胡远满, 党顺行. 1997. 湿地植被成像光谱遥感研究. 遥感学报, 1(1): 50-57) [DOI: 10.11834/jrs.19970108]
- Wang A Q, Chen J D, Jing C W, Ye G Q, Wu J P, Huang Z X and Zhou C S. 2015. Monitoring the invasion of *Spartina alterniflora* from 1993 to 2014 with Landsat TM and SPOT 6 satellite data in Yueqing Bay, China. PLoS One, 10(8): e0135538 [DOI: 10.1371/journal.pone.0135538]
- Wang L, Dronova I, Gong P, Yang W B, Li Y R and Liu Q. 2012. A new time series vegetation-water index of phenological-hydrological trait across species and functional types for Poyang Lake wetland ecosystem. Remote Sensing of Environment, 125: 49-63 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.07.003]
- Wu N, Shi R H, Zhuo W, Zhang C, Zhou B C, Xia Z L, Tao Z, Gao W and Tian B. 2021. A classification of tidal flat wetland vegetation combining phenological features with Google Earth Engine. Remote Sensing, 13(3): 443 [DOI: 10.3390/rs13030443]
- Xu H Q. 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. International Journal of Remote Sensing, 27(14): 3025-3033 [10.1080/01431160600589179]
- Yuan H W, Li S Z, Zheng H Z and Fang Z Y. 2009. Evaluation of the influences of foreign *Spartina alterniflora* on ecosystem of Chinese coastal wetland and its countermeasures. Marine Science Bulletin, 28(6): 122-128 (袁红伟, 李守中, 郑怀舟, 方舟易. 2009. 外来种互花米草对中国海滨湿地生态系统的影响评价及对策. 海洋通报, 28(6): 122-128) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-6392.2009.06.022]
- Zhang L, Gong Z N, Wang Q W, Jin D D and Wang X. 2019. Wetland mapping of Yellow River Delta wetlands based on multi-feature optimization of Sentinel-2 images. Journal of Remote Sensing, 23(2): 313-326 (张磊, 宫兆宁, 王启为, 金点点, 汪星. 2019. Sentinel-2影像多特征优选的黄河三角洲湿地信息提取. 遥感学报, 23(2): 313-326) [DOI: 10.11834/jrs.20198083]
- Zheng J H, Sun C, Lin J, Li L and Liu Y C. 2023. Classification of salt marsh vegetation based on pixel-level time series from Landsat images. National Remote Sensing Bulletin, 27(6): 1400-1413 (郑嘉豪, 孙超, 林响, 李璐, 刘永超. 2023. 基于Landsat像元级时间序列的海岸带盐沼植被分类. 遥感学报, 27(6): 1400-1413) [DOI: 10.11834/jrs.20232461]

Construction method of a *Spartina alterniflora* index based on hyperspectral satellite images

SHAO Chunchen¹, YANG Gang^{1,2,3}, SUN Weiwei^{1,2,3}, ZUO Yangyan¹, GE Weiting¹, YANG Susu¹

1. Department of Geography and Spatial Information Techniques, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2. Donghai Academy, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

3. Ningbo Collaborative Innovation Center for Land and Marine Spatial Utilization and Governance Research, Ningbo 315211, China

Abstract: *Spartina alterniflora*, an introduced coastal wetland plant, has rapidly propagated and expanded in recent years due to its strong adaptability and tolerance to climate and environment. Owing to the rapid reproduction and expansion of *S. alterniflora*, it has invaded the ecological niche of native vegetation and caused serious damage to the local ecosystem. Remote sensing technology can realize long-term,

large-scale, real-time dynamic and accurate surveys and be effectively applied to the precise monitoring of *S. alterniflora*. Furthermore, it can provide guidance and a basis for the management of *S. alterniflora* and the restoration of coastal wetland ecosystems. Wetland management provides accurate, real-time, and dynamic information and technical support.

To solve the problem of rapid and precise identification of *S. alterniflora*, this study proposed a method to construct the growth period of a *S. alterniflora* index based on ZY1-02D hyperspectral data. On the basis of the characteristics of *S. alterniflora* and other salt marsh wetland vegetation in near-infrared and short-wavelength infrared bands, the differentially sensitive bands were selected to construct an *S. alterniflora* index, increasing the spectral difference between *S. alterniflora* and other salt marsh vegetation in the complex coastal wetland environment. This outcome effectively reduces the problem of difficult vegetation discrimination caused by the phenomenon of different spectra of the same objects and the same spectrum of different objects in surface cover.

In this study, two national nature reserves, the Yellow River Delta wetland and Yancheng coastal wetland, were selected as the study area, and ZY1-02D hyperspectral images of September were selected as the data source. First, image preprocessing was performed to obtain the reflectance data of the study area. Second, the differentially sensitive bands were determined, the Growing Period Normalized Difference *Spartina Alterniflora* Index (GNDSAI) was constructed, and the decision tree was constructed to extract the information of *S. alterniflora* accurately. Finally, the qualitative and quantitative accuracy of the classification results were evaluated, with Normalized Differential Vegetation Index (NDVI), Enhanced Vegetation Index (EVI), Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), Maximum Likelihood Classifier (MLC), and Artificial Neural Network (ANN) selected for comparative evaluation.

Experimental results show that the proposed method has strong regional adaptability in the two study areas. *S. alterniflora* can be well separated from other wetland salt marsh vegetation in the box plot of the GNDSAI value. The optimal lower threshold of GNDSAI for the Yellow River Delta wetland is 0.4 and that of the Yancheng coastal wetland is 0.27. The average producer's accuracy and user's accuracy of *S. alterniflora* were 92.00% and 91.68%, respectively, which were better than those of the other classification methods. Spectral heterogeneity of *S. alterniflora*, selection of band combinations, variability of thresholds, and influence and uncertainty of tide levels are discussed in the text.

In this study, GNDSAI was proposed using ZY1-02D hyperspectral images. Considering the phenological characteristics of *S. alterniflora*, GNDSAI was constructed by using the four bands of near-infrared (765 nm), near-infrared (842 nm), short-wave infrared (1644 nm), and short-wave infrared (2216 nm) to enhance the difference between *S. alterniflora* and other wetland salt marsh vegetation through the calculation of spectral bands. Combined with MNDWI and prior knowledge, the decision tree classification model based on GNDSAI was designed, which realized simple, rapid, and accurate extraction of *S. alterniflora*, providing a new idea or method for information extraction of *S. alterniflora*.

Key words: remote sensing, *spartina alterniflora*, vegetation index, *spartina alterniflora* index, hyperspectral data, ZY1-02D

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42271340, 42122009); Ningbo Science and Technology Innovation 2025 Major Special Project (No. 2022Z181, 2022Z189); Fundamental Research Funds for the Provincial Universities of Zhejiang (No. SJLZ2022002); Student Research and Innovation Program (No. 2023SRIP4503)