

基于时序 Sentinel-2 影像和近红外潮滩指数的海岸带潮滩提取方法

周汝佳¹, 夏清^{1*}, 郑琼¹, 朱丽红¹, 李建华², 李斌¹, 宋佳¹

(1. 长沙理工大学 交通运输与工程学院, 湖南长沙 410114;
2. 云南农业大学 水利学院, 云南昆明 650201)

摘要: 利用遥感瞬时影像提取海岸带潮滩时, 受潮汐影响导致空间分布提取准确性低。以削弱潮汐影响为目的, 提出一种联合时序 Sentinel-2 影像与潮滩指数的海岸带潮滩提取方法。首先, 基于 Sentinel-2 时间序列影像, 利用分位数合成法生成高、低潮影像, 分析不同地类在高、低潮影像上的光谱反射率特征, 构建一种可排除潮汐瞬时干扰的近红外波段潮滩提取指数; 将影像光谱与潮滩提取指数输入到机器学习算法中, 实现潮滩的快速、高效提取。此外, 研究讨论了潮滩指数的可分离性及方法的普适性。结果表明: 构建的潮滩提取指数对潮滩具有较好的可分离性, 潮滩提取总体精度为 93.02%, Kappa 系数为 0.86, 提出的方法对含有近红外波段的遥感影像均具有良好的适用性, 能够实现自动、快速的潮滩提取, 为海岸带资源的可持续管理和保护提供数据支持。

关键词: 湿地遥感; 海岸带潮滩指数; 定量分析法; 近红外波段; Sentinel-2 影像
中图分类号: P237 **文献标识码:** A

Tidal flats extraction in the coastal zone based on time-series Sentinel-2 imagery and near-infrared tidal flats indices

ZHOU Ru-Jia¹, XIA Qing^{1*}, ZHENG Qiong¹, ZHU Li-Hong¹, LI Jian-Hua², LI Bin¹, SONG Jia¹

(1. The School of Traffic and Transportation Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China;

2. School of Water Conservancy, Yunnan Agricultural University, Kunming 650201, China)

Abstract: When extracting coastal zone tidal flats using remote sensing transient images, the influence of tides greatly limits the accuracy of tidal flat spatial distribution extraction. With the purpose of weakening the influence of tides, a method of extracting coastal zone tidal flats by combining time-series Sentinel-2 images and tidal flat index was proposed. First, based on the Sentinel-2 time-series image data, we use the quantize synthesis method to generate high- and low-tide images, and then analyze the spectral reluctance characteristics of different land classes on the high- and low-tide images. A NIR-band tidal flat extraction index that excludes the interference of the tidal transient was constructed. Secondly, the image spectral information and the tidal flat extraction index were input into a machine learning algorithm to realize fast and efficient extraction of the tidal flat. In addition, the study discussed the separability of the tidal flats index and the generalizability of the methodology. The results show that the tidal flat's extraction index constructed in this research had a good separability for tidal flats, the overall accuracy of tidal flats extraction was 93.02%, the Kappa coefficient was 0.86, and the proposed method had good applicability to remote sensing images containing near-infrared bands. This method can realize automatic and rapid tidal flat extraction, and provide data support for the sustainable management and protection of coastal zone resources.

收稿日期: 2024-08-10, 修回日期: 2024-09-09

Received date: 2024-08-10, revised date: 2024-09-09

基金项目: 国家自然科学基金(42101356); 长沙理工大学公路地质灾变预警空间信息技术湖南省工程实验室开放基金资助项目(KFJ210601); 湖南省教育厅科学研究项目(23B0327); 湖南省教育厅优秀青年项目(24B0331)

Foundation items: Supported by the National Natural Science Foundation of China (42101356), Open Fund of Engineering Laboratory of Spatial Information Technology of Highway Geological Disaster Early Warning in Hunan Province (Changsha University of Science & Technology) (KFJ210601), the Scientific Research Foundation of Hunan Education Department (23B0327), the Youth Project of the Hunan Provincial Department of Education (24B0331)

作者简介 (Biography): 周汝佳(2004-), 男, 湖南岳阳人, 本科生, 主要研究领域为海岸带遥感监测、国土资源遥感。E-mail: 13874081482@163.com

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: xiaqing@csust.edu.cn

Key words: wetland remote sensing, coastal zone tidal flats index, quantitative analysis method, near-infrared band, Sentinel-2 imagery

引言

潮滩作为海陆之间的过渡地带,是滨海湿地不可或缺的重要组成部分。潮滩不仅在在海岸线保护、污染物净化、气候调节等方面发挥着至关重要的作用^[1-3],而且在水产养殖、旅游产业及土地资源利用等方面具有显著的经济价值。然而,受海平面上升、工业污染及沿海开发等人类活动及自然因素的影响,潮滩面积逐渐减少,面临着严峻的威胁^[4,5]。因此,快速、高效地掌握潮滩的空间分布,为海岸带湿地管理与保护提供数据支撑,促进海岸带区域的可持续发展。

遥感技术因其具有实时、高效、覆盖范围广的优势,为获取海岸带潮滩信息提供了丰富的数据源。Google Earth Engine(GEE)作为一个拥有多种卫星影像和强大运算能力的云平台,为潮滩监测带来前所未有的机会^[6]。目前,利用遥感技术提取潮滩的方法主要有三类:水边线法、模型法和影像分类法^[7,8]。水边线法通过分析卫星影像中水体和非水体的光谱特征来确定潮滩区域的位置和范围,如张媛媛等人将提取的水边线导入计算机,使用DSAS切线得到潮位点,绘制平均高低潮线提取潮滩,这一方法精度高于目视解译水边线法,分类精度达到94.6%^[9]。然而,该方法在操作上较为复杂,数据质量难以保证,且受到潮汐水位变化的不确定性影响。模型法结合了潮汐数据和水边线法建立潮滩边界模型,如张斌等人将SFFCM算法与水边线相结合,利用SFFCM算法分割潮滩区域,总体精度达到98.83%^[10]。但受制于卫星影像成像时间和空间分辨率,其普适性有待进一步探索。影像分类法利用卫星影像结合影像分类算法进行潮滩提取,该方法应用范围广泛,然而忽略了潮汐淹没的影响,导致提取结果不够精准。因此,现有潮滩提取方法通常需要依赖潮汐数据或人工干预等辅助手段,其过程复杂且速度受限。此外,现有方法在潮滩提取时未能充分考虑潮汐动态变化的影响。因此,迫切需要研究一种能够排除潮汐瞬时干扰、快速且自动化的潮滩信息提取方法。

本文以GEE云平台提供的时间序列Sentinel-2影像作为数据源,采用分位数合成法进行合成高、

低潮影像,分析不同地类在高、低潮影像中的光谱反射率特征(尤其是近红外波段),构建一种排除潮汐瞬时干扰的近红外波段潮滩提取指数,并结合机器学习算法实现潮滩快速、高效、自动提取。本研究为潮滩的保护、管理提供科学支持,拓展了海岸带潮滩提取的新思路。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区

本文选取4种不同类型的潮滩作为研究区(如图1所示),研究区(a)位于广西壮族自治区防城港市(21°32'~21°38' N, 108°9'~108°16' E),属于亚热带季风气候,沙质潮滩,潮汐类型为规则半日潮,年平均降水量约为1 500~2 000 mm;研究区(b)位于广东省安铺港(21°22'~21°29' N, 109°48'~109°57' E),地处亚热带季风气候,淤泥质潮滩,不规则全日潮,年均降水量在1 600~1 650 mm;研究区(c)位于福建省漳州市漳浦县(23°57'~24°2' N, 117°42'~117°47' E),亚热带季风气候,淤泥质潮滩,潮汐类型为不规则半日潮,年降水量在1 400~1 700 mm之间;研究区(d)位于山东省烟台市(37°31'~37°31' N, 120°49'~121°01' E),沙质潮滩,潮汐类型为规则半日潮,属于温带季风气候,年降水量约为600~800 mm。

1.2 数据与预处理

本文采用的遥感数据为哨兵二号(Sentinel-2A)影像,共13个波段,其中,B1、9、10波段的分辨率为60 m, B2-4、8波段的分辨率为10 m, B5-7、8A、11、12波段的分辨率为20 m。选取2023年全年云量低于20%且成像较好的影像,对影像进行预处理,包括除云、几何校正和辐射校正,并对所有波段进行重采样至10 m分辨率。

为了排除其他地类对潮滩提取的影响,本研究以中国海岸线图为基础,以海岸线为基线,生成海岸线缓冲区,缓冲区半径为1 km,这是目视依据潮滩分布边界范围确定的,用缓冲区裁剪哨兵二号影像,生成潮滩潜在区域范围图。

选取“珠海一号”(OHS)高光谱数据作为对比数据源,珠海一号数据共32个波段,波长范围400~1 000 nm,光谱分辨率2.5 nm,空间分辨率10 m,由于数据源有限,本研究分别获取2021年1月及2021

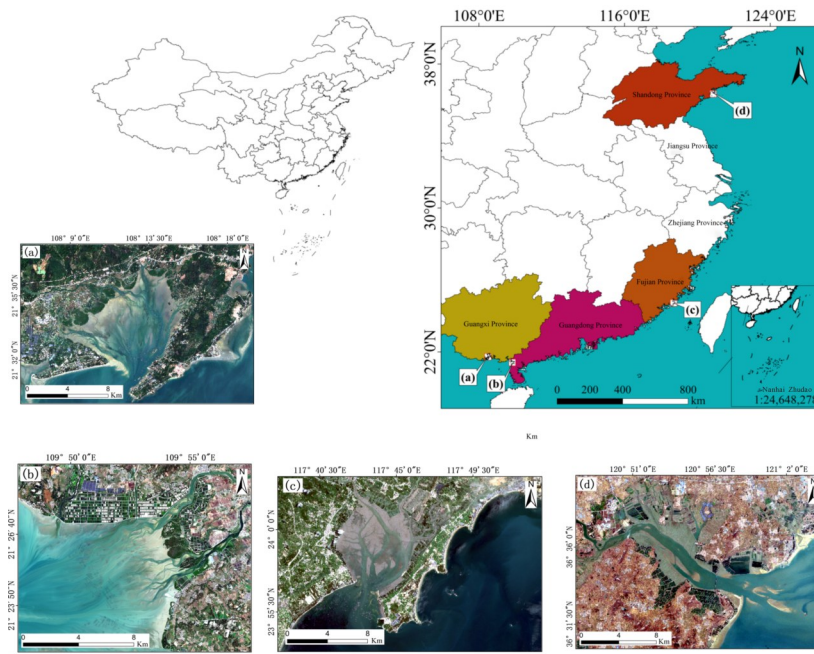


图 1 研究区概况图: (a) 研究区 a; (b) 研究区 b; (c) 研究区 c; (d) 研究区 d

Fig. 1 Overview map of the study area: (a) study area a; (b) study area b; (c) study area c; (d) study area d

年 11 月 2 景高、低潮影像。

2 研究方法

本文基于 GEE 云平台,提出一种联合时序 Sentinel-2 影像与潮滩指数的海岸带潮滩提取方法。具体流程如下:①基于 GEE 云平台,根据缓冲区初步确定潮滩潜在区域,利用分位数合成法生成高、低潮影像;②分析不同地类在高、低潮影像上的光谱反射率,提取特征并构建可排除潮汐瞬时干扰的海岸带潮滩提取指数;③将已构建的潮滩提取指数作为特征,结合机器学习算法,提取海岸带潮滩信

息;④本文方法适用性验证,具体包括潮滩提取指数的可分离性、不同遥感数据源的适应性、不同研究区的精度分析。具体技术路线如图 2 所示。

2.1 分位数合成法生成高、低潮影像

分位数合成法是通过将时间序列遥感影像中每个像素的分位数值进行选取和合成,生成具有特定分位数特征的新影像,这种方法可有效减少云层、阴影等暂时性干扰,并且缓解潮汐动态变化带来的不确定性,增强影像的稳定性和可解释性^[11]。首先,对每个像素位置,提取其反射率值进行计数形成直方图,根据直方图,计算每个像素在特定分

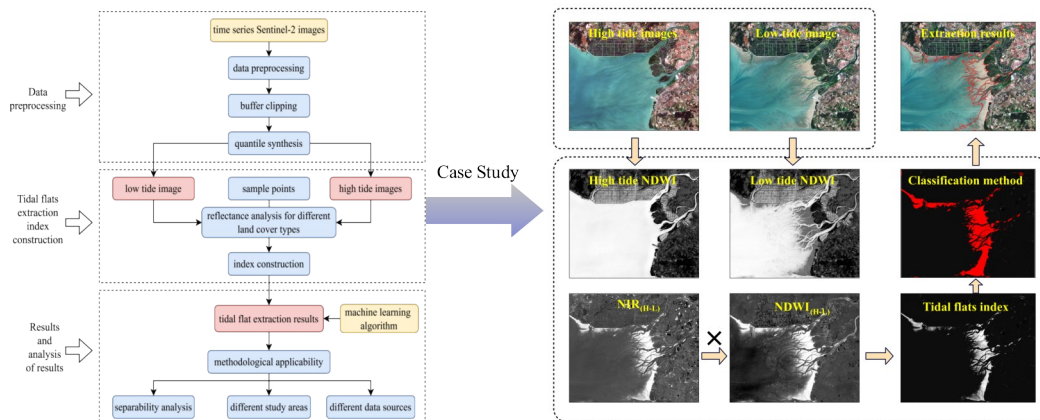


图 2 本文方法流程及案例说明

Fig. 2 The methodology flow and case study

位数上(10分位数及90分位数)的平均反射率值,将每个像素位置在特点分位数上的反射率值组成新的影像,分别作为低潮和高潮的分位数合成影像结果,本研究选择10分位与90分位作为阈值,是根据目视经验判断确定的。

2.2 潮滩提取指数的构建

2.2.1 不同地类光谱反射率分析

根据实地野外调查及 Google Earth 提供的高分辨率影像,分别在4个研究区选择了样本点,样本点的类型和数量分别为:潮滩(237)、养殖池(89)、海水(82)、植被(74)、建筑物(82),根据样本点统计不同地类的光谱反射率,形成反射率曲线图(图4)。潮滩主要由泥沙构成,这些泥沙长期受海水的浸泡、自然的风化作用,导致其光谱反射特性与土壤或者岩石相近,低潮时,潮滩裸露出来,可见光到近红外波段的反射率逐渐增加;高潮时,潮滩被部分淹没,潮滩反射率下降。

归一化水体指数(normalized difference water index, NDWI)是一种用于增强水体与其他地表覆盖物之间差异的指数,能够有效地提取水体信息。NDWI能够清晰地区分水体和非水体,使得在高潮和低潮时期潮滩的覆盖状态变化更加明显。因此,

本研究将NDWI作为潮滩提取指数的一个因子。对于蓝光(443 nm)、绿光(490 nm、560 nm)波段,潮滩与海水的光谱反射率相近,光谱可分离效果较差;对于红光波段(665 nm),在高潮时潮滩与海水的光谱反射率仍接近,不易分辨;对于在水蒸气(945 nm)和短波红外(1 610 nm、2 190 nm)波段,高潮时被淹没的潮滩与海水光谱反射率相似,这些波段难以有效识别潮滩。然而,在近红外波段(740 nm、783 nm、842 nm),高潮和低潮时的光谱反射率差异明显,鉴于此,本研究选择B8(842 nm)波段作为潮滩提取指数的另一个因子。

2.2.2 指数构建

鉴于上述分析,选取NDWI和近红外波段(842 nm)作为特征波段,构建潮滩提取指数(tidal flat index, TFI),如下式所示:

$$NDWI_{H-L} = NDWI_H - NDWI_L \quad , \quad (1)$$

$$NIR_{L-H} = NIR_L - NIR_H \quad , \quad (2)$$

$$TFI = (NDWI_H - NDWI_L) \cdot (NIR_L - NIR_H) \quad , \quad (3)$$

式中, $NDWI_H$ 为高潮影像NDWI的值, $NDWI_L$ 为低潮影像NDWI的值, NIR_L 为低潮影像B8波段(842 nm)的值, NIR_H 为高潮影像B8波段(842 nm)的值。

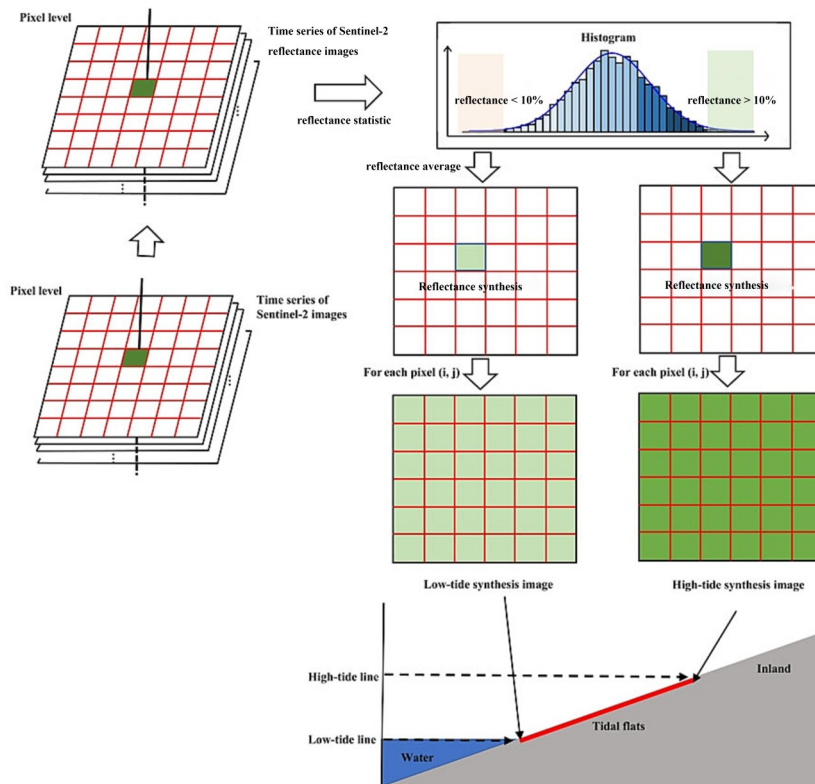


图3 高、低潮分位数合成影像示意图(引自 XIA et al^[12])

Fig. 3 Schematic of the synthesized high-tide and low-tide images)

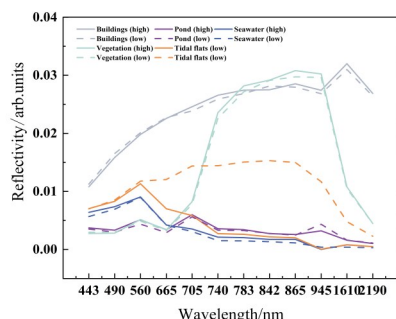


图4 高低潮影像上不同地类光谱反射率曲线图

Fig. 4 Spectral reflectance profiles of different land types on high-tide and low-tide images

2.3 潮滩提取方法及精度评价

本研究选取三种常用的机器学习分类算法,分别是最小距离法^[13]、极大似然法^[14]、支持向量机^[15],以潮滩提取指数和 Sentinel-2 影像原始波段光谱作为输入特征,实现了对海岸带潮滩的快速、高效提取。精度评价采用混淆矩阵^[16-18],选取总体精度和 Kappa 系数作为评价指标。

3 结果与分析

3.1 潮滩提取指数可分离性

为了研究潮滩提取指数的可分离性,对4个研究区分别计算 $NDWI_{H-L}$ 、 NIR_{L-H} 和 TFI 三种指数结果(图4)。从目视角度而言, NIR_{L-H} 指数结果中潮滩与其他地类灰白颜色差异不明显,会导致其他地类被误分为潮滩; $NDWI_{H-L}$ 比 NIR_{L-H} 指数结果虽然有一定程度的提升,但是仍然没有 TFI 指数结果的颜色差异大;TFI 指数结果与其他地类相比,潮滩的数值偏大,在影像上呈现为明亮的白色,具有明显的可分离性^[19,20]。

在目视分析基础上,定量统计了4个研究区 TFI 指数计算值(图6)。对于4个研究区而言,潮滩与其他地类,包括建筑物、陆地植被、海水、池塘,均呈现出了较好的可分离性,对于研究区(b)及(d),虽然潮滩的最小值与池塘的最大值有一定重合,但这并不影响潮滩整体的可分离性,可能是由于样本点的选取导致的随机重合,相比于其他地类,潮滩均具有较好的可分离性。

3.2 潮滩提取结果

对于研究区(a),采用最小距离法、极大似然法和支持向量机得到潮滩提取结果(如图7所示),并通过混淆矩阵对结果进行精度评价(表1)。由图7

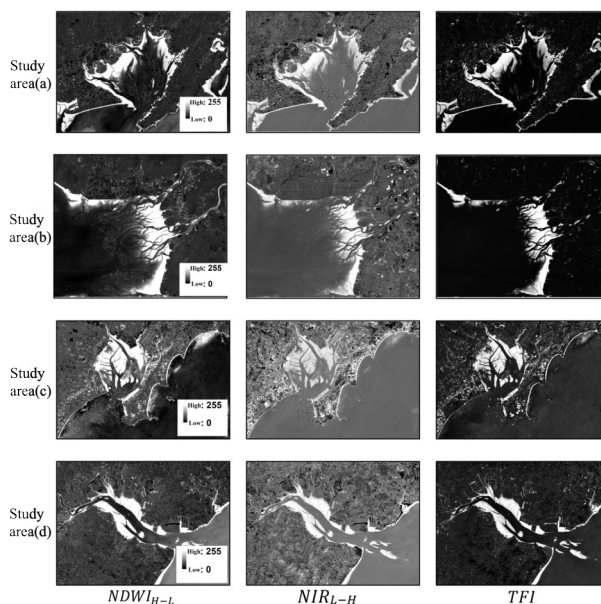


图5 潮滩提取指数结果图

Fig. 5 Plot of tidal flats extraction index results

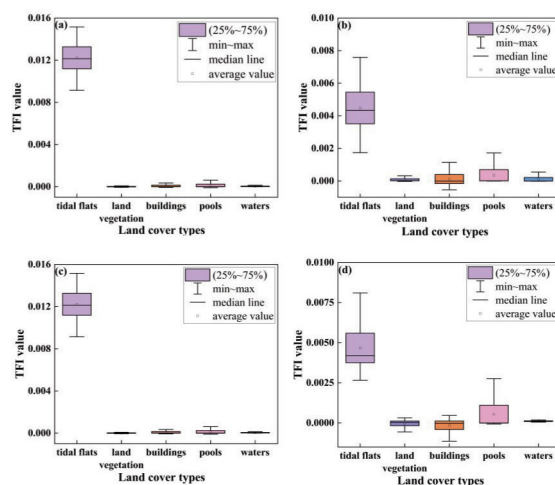


图6 四个研究区潮滩指数统计结果:(a) 研究区 a;(b) 研究区 b;(c) 研究区 c;(d) 研究区 d

Fig. 6 Statistical results of tidal flat index in four study areas: (a) study area a; (b) study area b; (c) study area c; (d) study area d

可见,三种分类方法均能较好地提取潮滩。最小距离法提取的潮滩斑块较为精细、琐碎;极大似然法提取的斑块较大,更加完整;支持向量机提取的潮滩结果类似于最小距离法结果,可以细致地提取出分散的潮滩斑块和潮沟周围的地区,而极大似然法则更善于提取规整的潮滩斑块。综上所述,最小距离法和支持向量机法对于细小、琐碎的潮滩斑块以及潮沟具有较好适用性,但是对于较大的斑块的提取效果稍差;极大似然法对于较大、较完整的潮滩斑

块具有良好的适用性,对细小斑块的提取效果稍差一些。三种方法潮滩提取面积分别为 1 199.92 ha、2 078.96 ha 和 1 386.07 ha。总体分类精度分别为 92.7%、90.4% 和 95.9%, Kappa 系数分别为 0.85、0.81 和 0.92。结果表明,本文构建的潮滩提取指数在不同分类方法中均表现出良好的适应性和效果。

快速、准确的潮滩提取能够及时、高效地反映潮滩的消长与变迁,有助于相关部门进行科学决策和管理。本文方法简单易实现、自动化程度高,显著提高了数据处理的效率,尤其是在大规模潮滩监测研究中,具有较好优势。对于受潮汐周期性淹没的潮滩,本文方法可以较好地解决此类问题,提供更加准确和可靠的解译结果。

3.3 不同数据源适用性分析

基于最大似然分类方法,分别采用 Sentinel-2、珠海一号与 Landsat 影像提取海岸带潮滩,结果如图 8 所示。珠海一号影像提取的潮滩斑块更琐碎, Landsat 影像提取的潮滩斑块更规整,这是由于 Landsat 影像空间分辨率比珠海一号低导致的。

三个数据源的潮滩面积分别为 2 078.96 ha、2 210.89ha 和 2 496.43ha,总体分类精度分别为 90.43%、95.8% 和 96.3%, Kappa 系数分别为 0.81、0.91 和 0.93。上述分析可见,本文方法适用于包含近红外波段(842 nm)各类遥感传感器提供的数据源^[21]。



图 7 三种分类方法潮滩结果图:(a)最小距离法;(b)极大似然法;(c)支持向量机

Fig. 7 Tidal flat results of three classification methods: (a) minimum distance classification; (b) maximum likelihood classification; (c) support vector machine

表 1 研究区(a)三种分类方法精度评价表

Table 1 Accuracy evaluation of the three classification methods in the study area (a)

categories	Minimum Distance Classification		Maximum Likelihood Classification		Support Vector Machine	
	tidal flats	non-tidal flats	tidal flats	non-tidal flats	tidal flats	non-tidal flats
tidal flats	197	1	237	54	217	3
non-tidal flats	40	326	0	273	20	324
Minimum Distance Classification	Overall precision		92.73%	Kappa factor	0.85	
Maximum Likelihood Classification	Overall precision		90.43%	Kappa factor	0.81	
Support Vector Machine	Overall precision		95.92%	Kappa factor	0.92	

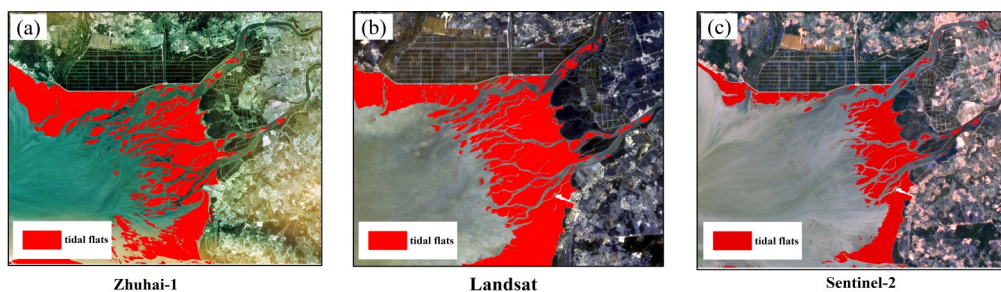


图 8 不同数据源潮滩提取结果:(a)珠海一号;(b)Landsat;(c)哨兵二号

Fig. 8 Tidal flat extraction results from different data sources: (a) Zhuhai-1; (b) Landsat; (c) Sentinel-2

表 2 不同数据源潮滩结果精度评价表

Table 2 Accuracy evaluation of tidal flat results from different data sources

categories	Zhuhai-1		Landsat	
	tidal flats	non-tidal flats	tidal flats	non-tidal flats
tidal flats	270	9	210	0
non-tidal flats	12	206	15	180
OHS	Overall precision	95.77%	Kappa factor	0.91
Landsat	Overall precision	96.30%	Kappa factor	0.93

4 结论

为了减少潮汐动态变化对潮滩提取的影响,利用 GEE 平台提供的 Sentinel-2 数据,提出联合潮滩提取指数与机器学习的潮滩提取方法,实现了海岸带潮滩的准确、快速、自动提取。本研究构建的潮滩指数对于潮滩具有良好的可分离性,三种分类方法提取的潮滩总体分类精度均大于 90%, Kappa 系数均大于 0.81,此外,验证了本文方法适用于不同的遥感数据源及不同类型潮滩区域。本文提出的方法为海岸带潮滩提取提出新的思路,为海岸带的科学管理与保护提供数据及方法支持。

References

- [1] Wu Zheng-Hu. Tidal flats area boundary extraction method based on multispectral images [J]. Exploration Science and Technology, 2024, (02): 11-15.
吴正虎. 基于多光谱影像的潮滩区域边界提取方法[J]. 勘察科学技术, 2024, (02): 11-15.
- [2] Zhao C, Qin C. 10-m-resolution mangrove maps of China derived from multi-source and multi-temporal satellite observations [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 169: 389-405.
- [3] Dai Shuo, Xia Qing, Zhang Han, et al. Construction of a tidal flat extraction index using Sentinel-2 multispectral images [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(06): 1888-1894.
代硕, 夏清, 张涵, 等. 利用 Sentinel-2 多光谱影像构建一种潮滩提取指数[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(06): 1888-1894.
- [4] Li Yun-Xu, Wu Hai-Tao, Jiang Ming, et al. Information extraction of marsh wetland from multi-source remote sensing data and machine learning algorithm [J]. Wetland Science and Management, 2024, 20(02): 16-22.
李濡旭, 武海涛, 姜明, 等. 多源遥感数据与机器学习算法的沼泽湿地信息提取[J]. 湿地科学与管理, 2024, 20(02): 16-22.
- [5] Long Jia-Jia, Zhong Shi-Quan, Chu Ai-Ping, et al. Spectral characterization of mangrove communities based on Gaofen-5 satellite data [J]. Guangxi Science, 2023, 30(05): 993-1000.
龙佳佳, 钟仕全, 初爱萍, 等. 基于高分五号卫星数据的红树林群落光谱特征分析[J]. 广西科学, 2023, 30(05): 993-1000.
- [6] Chen Hui-Xin, Chen Chao, Zhang Zi-Li, et al. An intertidal remote sensing information extraction method based on Google Earth Engine cloud platform [J]. Remote Sensing of Natural Resources, 2022, 34(04): 60-67.
陈慧欣, 陈超, 张自力, 等. 一种基于 Google Earth Engine 云平台的潮间带遥感信息提取方法[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(04): 60-67.
- [7] Cai Qiao-Yun, Shen Jian-Hua. Comparative study of land use classification methods based on fusion of multi-source remote sensing data sources [J]. Standardization of Surveying and Mapping, 2023, 39(04): 26-31.
蔡巧云, 沈建华. 基于多源遥感数据源融合的土地利用分类方法对比研究[J]. 测绘标准化, 2023, 39(04): 26-31.
- [8] Jia M, Wang Z, Mao D, et al. Rapid, robust, and automated mapping of tidal flats in China using time series Sentinel-2 images and Google Earth Engine [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 255: 112285.
- [9] Zhang Yuan-Yuan, Gao Zhi-Qiang, Liu Xiang-Yang, et al. Research on tidal flats area extraction method based on remotely sensed water margins [J]. Marine Development and Management, 2018, 35(03): 56-61.
张媛媛, 高志强, 刘向阳, 等. 基于遥感水边线的潮滩面积提取方法研究[J]. 海洋开发与管理, 2018, 35(03): 56-61.
- [10] Zhang Bin, Han Zhen. Research on tidal flat boundary extraction based on SFF-W algorithm [J]. Marine Surveying and Mapping, 2022, 42(01): 55-59.
张斌, 韩震. 基于 SFF-W 算法的潮滩边界提取研究[J]. 海洋测绘, 2022, 42(01): 55-59.
- [11] Johannes R, Ron H, Biorn W. Towards large-scale mapping of local climate zones using multitemporal Sentinel 2 data and convolutional neural networks [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 237: 111472.
- [12] He T, Xia Q, Zhang H, et al. Development of a tidal flat recognition index based on multispectral images for mapping tidal flats [J]. Ecological Indicators, 2023, 157: 11218.
- [13] Ma Ming, Gou Chang-Long. Several algorithms for minimum distance classification of remote sensing data [J]. Surveying and Mapping Bulletin, 2017, (3): 157-159.
马铭, 苟长龙. 遥感数据最小距离分类的几种算法[J]. 测绘通报, 2017, (3): 157-159.
- [14] Gema C, Ewan T, Cindy C, et al. A cost-effective method to map mangrove forest extent, composition, and condition in small islands based on Sentinel-2 data: Implications for management [J]. Ecological Indicators, 2024, 159: 111696.

- [15] Li Yan-Cheng, Fang Ting-Jian, Yu Er-Kang. Research on support vector machine method for short-term load forecasting [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2003, (06): 55-59.
李元诚, 方廷健, 于尔铿. 短期负荷预测的支持向量机方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, (06): 55-59.
- [16] Ghosh S, Mishra D, Gitelson A. Long-term monitoring of biophysical characteristics of tidal wetlands in the northern Gulf of Mexico—A methodological approach using MODIS [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 173: 39-58.
- [17] Dou Shi-Qing, Chen Zhi-Yu, Xu Yong, et al. Hyperspectral image classification based on multi-feature fusion and typical dimensionality reduction methods [J]. Surveying and Mapping Bulletin, 2022, (4): 32-36.
窦世卿, 陈治宇, 徐勇, 等. 基于多特征融合与典型降维方法的高光谱影像分类[J]. 测绘通报, 2022, (4): 32-36.
- [18] Zhang Min, Wu Wen-Ting, Wang Xiao-Qin, et al. Inversion study on topographic information of tidal flats in the Yangtze River estuary based on tidal dynamic inundation process [J]. Journal of Earth Information, 2022, 24(03): 583-596.
章敏, 吴文挺, 汪小钦, 等. 基于潮汐动态淹没过程的长江口潮滩地形信息反演研究[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(03): 583-596.
- [19] Dond L, Guo H, Zhang L, et al. Time-series snowmelt detection over the Antarctic using Sentinel-1 SAR images on Google Earth Engine [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 256: 112318.
- [20] Pulvirenti L, Chini M, Pierdicca N, et al. Flood monitoring using multi-temporal COSMO-SkyMed data: Image segmentation and signature interpretation [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(4): 990-1002.
- [21] Hu C. Remote detection of marine debris using satellite observations in the visible and near infrared spectral range: Challenges and potentials [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 259: 112414.