

张晨宇, 陈沈良, 李鹏, 等. 现行黄河口保护区典型湿地植被时空动态遥感监测[J]. 海洋学报, 2022, 44(1): 125–136, doi:10.12284/hyxb2022014

Zhang Chenyu, Chen Shenliang, Li Peng, et al. Spatiotemporal dynamic remote sensing monitoring of typical wetland vegetation in the Current Huanghe River Estuary Reserve[J]. Haiyang Xuebao, 2022, 44(1): 125–136, doi:10.12284/hyxb2022014

现行黄河口保护区典型湿地植被时空动态遥感监测

张晨宇¹, 陈沈良^{1*}, 李鹏¹, 刘清兰¹

(1. 华东师范大学 河口海岸学国家重点实验室, 上海 200241)

摘要: 滩涂植被是滨海湿地的重要组成部分, 其动态变化影响着湿地生态系统的结构和功能。利用遥感技术监测和评估湿地植被的长期变化对于海岸带资源管理和生态保护具有重要意义。本文以多时相 Landsat 卫星影像为数据源, 结合面向对象和随机森林算法实现现行黄河口保护区内典型湿地植被的精准分类, 揭示了 2000–2020 年研究区内芦苇、盐地碱蓬和互花米草的时空变化特征。经验证, 湿地植被制图的整体精度为 84.74%~92.39%, Kappa 系数为 0.81~0.91。长时序的分类结果表明, 芦苇是现行黄河口保护区内的优势物种, 分布面积占比维持在 6% 以上且总体保持平稳增长; 盐地碱蓬面积自 2006 年开始呈减少趋势, 优势度不断减小且破碎化程度严重。互花米草由 2002 年的 221.85 hm² 增加到 2020 年的 5 267.79 hm², 其扩张过程可分为 3 个阶段: 2008 年以前为扩张初期, 互花米草生长不稳定; 2008–2014 年为快速扩张阶段, 年平均扩展率为 54%, 空间上表现为向海扩张侵占光滩和向陆扩张侵占碱蓬生境; 2014 年至今为缓慢增长阶段, 进入生长的稳定期, 年平均扩展率仅为 9%。

关键词: 现行黄河口; 湿地植被; 时空变化; 面向对象; 随机森林

中图分类号: TP75

文献标志码: A

文章编号: 0253-4193(2022)01-0125-12

1 引言

湿地是地球上重要的自然生态系统, 具有蓄水调洪、调节气候、保持水土、保护生物多样性等重要作用^[1-2]。其中滨海湿地处于海陆相互作用的特殊地带, 生态和环境条件十分复杂, 是最为脆弱和最具经济价值的生态系统之一^[3]。滨海湿地生长有多种水生、沼生和耐盐植物群落, 这些植被是滨海湿地生态系统的重要组成部分, 也是表征生态系统健康状况的重要指标^[4]。黄河三角洲湿地是世界上暖温带保存最广阔、最完善、最年轻的湿地生态系统。然而, 受入海水沙和海洋动力的综合作用, 黄河口滨海湿地处于动态变化中, 生态系统不稳定, 极易受到各种因素的

破坏^[5-6]。此外, 黄河三角洲滨海湿地分布着大量的芦苇 (*Phragmites australis*)、碱蓬 (*Suaeda salsa*) 和互花米草 (*Spartina alterniflora*) 等盐沼植被, 这些湿地植被多处于水陆交界地带和半水生、水生环境下。植被混合交错分布且界线模糊, 在遥感影像上因多种植物光谱混合而造成的“异物同谱”现象较为明显, 对其进行精确分类的难度较大^[7]。因此, 采用先进的技术手段准确快速地提取湿地植被信息, 监测湿地植被的长时序动态变化, 对于生态保护和管理具有重要的科学价值和现实意义。

湿地野外调查存在很多困难及不确定性, 而遥感技术具有覆盖范围广、获取速度快、信息量大、动态性强等优势^[8-9], 可为湿地研究提供强有力的技术支

收稿日期: 2021-04-12; 修订日期: 2021-08-26。

基金项目: 国家自然科学基金(U1706214); 国家重点研发计划(2017YFC0405503)。

作者简介: 张晨宇(1996—), 女, 江苏省徐州市人, 主要从事河口海岸遥感及应用研究。E-mail: 51193904010@stu.ecnu.edu.cn

* 通信作者: 陈沈良(1964—), 男, 浙江省海盐县人, 教授, 主要从事河口海岸学及其应用研究。E-mail: slchen@sklec.ecnu.edu.cn

持。在过去 10 年中,高分辨率影像如 Worldview-2/3、SPOT-5/6 和 GF-1/2 等已被用于提取湿地植被信息^[10-12],然而这些影像成本较高且无法实现长时序动态监测。具有中等分辨率的 Landsat 影像为湿地研究提供了长期连续的数据支撑,在大范围、长时序湿地植被监测等方面发挥着越来越重要的作用^[13-15]。近年来,已有大量学者采用基于像素的方法对盐沼湿地植被开展信息提取和识别,如最大似然分类^[16]、人工神经网络^[17]、决策树^[18]、支持向量机^[19]和随机森林^[20]等,分类精度达 75%~90%。此外,基于对象的分类方法也被广泛地应用于湿地植被解译,毕恺艺等^[21]基于 Sentinel-2A 时序数据利用面向对象决策树方法提取了陈家湾流域的植被信息,分类总体精度达到 89.7%。Lantz 和 Wang^[22]比较了基于对象和基于像素的最大似然分类,发现基于对象的方法具有更高的分类精度。在黄河口湿地植被监测方面,Cao 等^[23]基于单时相 SPOT 影像应用面向对象方法对 2005 年黄河三角洲湿地植被信息进行提取,总体分类精度为 73.6%。徐洋^[24]同样也基于面向对象方法利用 2018 年 Sentinel-2A 影像进行黄河口湿地植物分类,总体精度仅在 63% 左右。杨俊芳等^[25]利用国产高分影像对 2015 年黄河三角洲互花米草分布情况进行了统计和分析。刘康等^[26]采用监督分类的方法提取了 1984-2014 年期间 4 景黄河三角洲影像中碱蓬盐沼的信息,分类精度在 80%~90% 之间。

总的来看,现有针对黄河三角洲湿地植被信息提取的研究大多基于单时相遥感影像,分类精度有待提高。并且湿地植被制图的时间序列较短,难以准确反映植被长期的动态演变过程。因此,本文基于长时序 Landsat 卫星数据,结合植被的物候特征,采用面向对象和随机森林模型结合的方法对湿地植被进行分类,以期提高现有相关研究的制图精度,并分析近 20 年来现行黄河口保护区 3 种典型湿地植被(芦苇、盐地碱蓬和互花米草)的时空变化特征。

2 研究区与数据

2.1 研究区概况

现代黄河三角洲是中国三大河口三角洲之一,也是中国沿海地区年度新增土地面积最大的三角洲^[27]。黄河三角洲国家级自然保护区成立于 1992 年,植被覆盖度为 53.7%,是中国沿海植被覆盖度最大的地区^[28]。该保护区分为现行黄河口保护区和刁口河口保护区两部分。本研究选择现行黄河口保护区内的自然滨海湿地作为研究区(图 1),该区域包含的湿地类型主

要为水体、光滩、草本沼泽和灌木沼泽,其中优势物种主要有芦苇、碱蓬和互花米草,且这 3 种植被的物候特征存在差异。具体表现为芦苇在 5 月初开始绿化并快速生长,而其他两种植被群落还没有开始生长;夏季生长旺季时,芦苇群落和互花米草群落的反射光谱特征差异不大,但到 10 月,芦苇的生长期已经基本结束,而互花米草的生物量达到最大;此外,由于 9 月土壤中的含盐量增加,此时盐地碱蓬呈现深红色状态^[29]。

2.2 数据源

2.2.1 遥感数据

根据 3 种典型湿地植被的物候特征差异,可以判定黄河三角洲地区 5 月、9 月和 10 月分别是提取芦苇、碱蓬和互花米草群落的重要时期。因此,为了准确提取湿地植被信息并进行长时间序列的监测,本文在 2000-2020 年期间每隔 1 年选择 3 景对应月份成像的 Landsat 系列影像,共 33 景(表 1)。并使用 ENVI 软件对影像进行辐射定标和 FLAASH 大气校正等预处理操作。

2.2.2 样本与验证数据

课题组于 2020 年 9 月在现行黄河口保护区开展实地考察调研,共获取 248 个样本观测数据(芦苇 22 个、碱蓬 196 个、互花米草 12 个、光滩 15 个、柽柳 3 个)。此外,还通过 Google Earth、天地图等途径采集历史年份高分辨率遥感影像,根据各地物的遥感解译标志,同时考虑 Landsat 影像提供的物候差异信息,通过目视解译建立各历史年份的样本点。以其中 2/3 的样本点作为参考,在最佳分割结果的基础上选择分割对象单元作为训练样本;剩余作为验证样本,进行分类后精度验证。研究区 2000-2020 年各期训练样本和验证样本的数量分布见表 2。

3 研究方法

3.1 面向对象分析

影像分割是面向对象提取植被信息的一个重要步骤,本文采用多尺度分割算法对遥感影像进行分割。它是一种基于异质性准则合并相邻像素或区域的分割算法^[30]。对影像应用多尺度分割算法时,有 3 个重要的分割参数:形状因子、紧致度因子、分割尺度参数。形状因子越小,分割对象越复杂;紧致度因子越小,生成对象的边缘越平滑。本文在进行影像多尺度分割时,形状因子和紧致度因子参数的设置参考了 Moffett 和 Gorelick^[31]关于图像分割的研究结果,即 Landsat 影像设置形状因子/紧致因子为 0.3/0.5 时

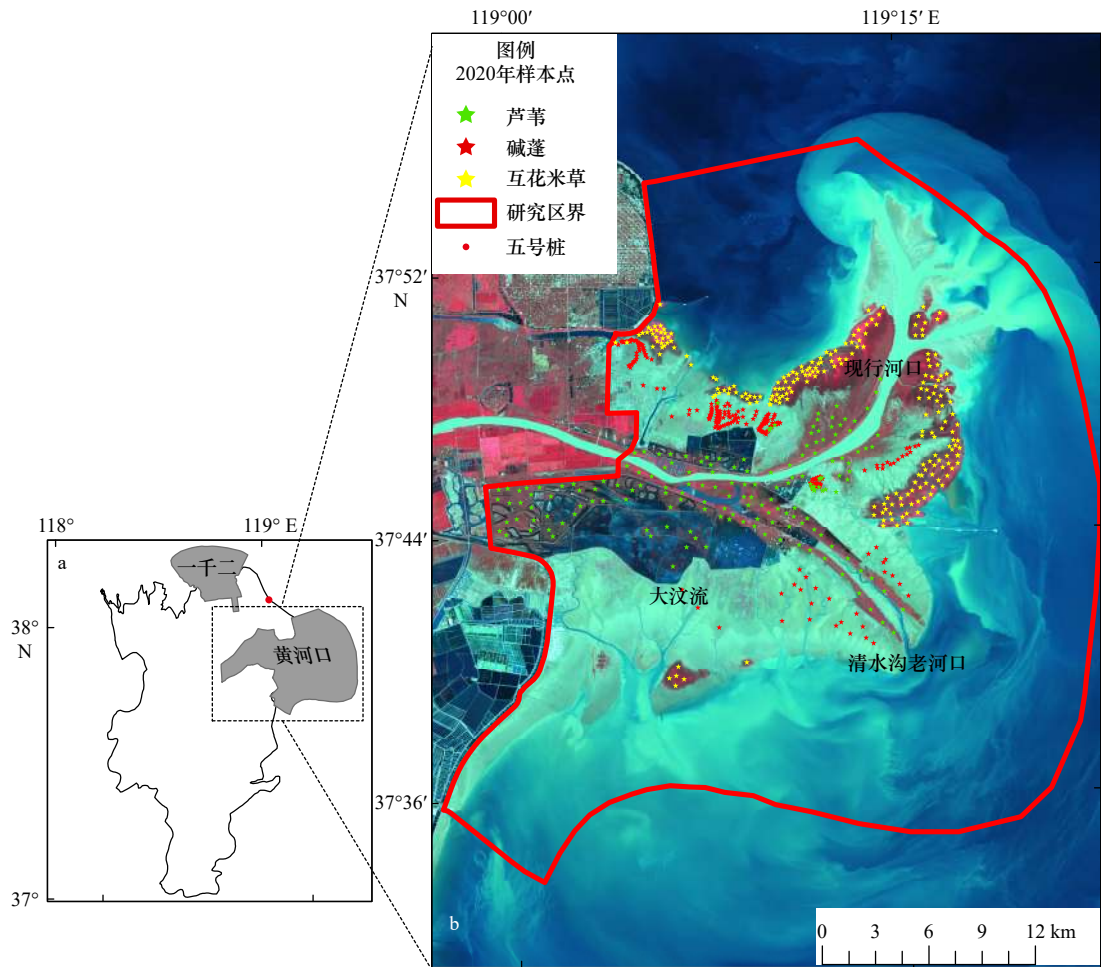


图 1 研究区位置

Fig. 1 Location of the study area

表 1 卫星数据信息

Table 1 Satellite data information

影像类型	成像时间	影像类型	成像时间	影像类型	成像时间
Landsat-7 ETM+	2000年5月2日	Landsat-7 ETM+	2006年10月26日	Landsat-8 OLI	2014年7月20日
Landsat-5 TM	2000年9月15日	Landsat-5 TM	2008年6月1日	Landsat-8 OLI	2014年10月24日
Landsat-5 TM	2000年10月17日	Landsat-5 TM	2008年9月5日	Landsat-7 ETM+	2016年5月30日
Landsat-7 ETM+	2002年5月24日	Landsat-7 ETM+	2008年10月31日	Landsat-8 OLI	2016年8月26日
Landsat-7 ETM+	2002年9月29日	Landsat-5 TM	2010年6月7日	Landsat-8 OLI	2016年11月14日
Landsat-5 TM	2002年10月23日	Landsat-5 TM	2010年9月11日	Landsat-8 OLI	2018年5月28日
Landsat-7 ETM+	2004年5月13日	Landsat-5 TM	2010年10月13日	Landsat-8 OLI	2018年9月17日
Landsat-7 ETM+	2004年9月18日	Landsat-7 ETM+	2012年5月19日	Landsat-8 OLI	2018年10月19日
Landsat-7 ETM+	2004年10月20日	Landsat-7 ETM+	2012年8月23日	Landsat-8 OLI	2020年5月17日
Landsat-7 ETM+	2006年6月4日	Landsat-7 ETM+	2012年10月26日	Landsat-7 ETM+	2020年9月30日
Landsat-7 ETM+	2006年9月24日	Landsat-8 OLI	2014年5月1日	Landsat-8 OLI	2020年10月24日

能更好地识别不同湿地植被斑块。

适当的分割尺度参数是获得最优分类结果的基

础,其值越大,内部异质性越高,每个对象的像素数量也会增加^[32]。因此,客观选择最优分割参数可提高分

表 2 2000–2020 年不同地物类型的样本信息

Table 2 Sample information of different feature types from 2000 to 2020

类型	训练样本个数(对象)/验证样本个数(个)										
	2000年	2002年	2004年	2006年	2008年	2010年	2012年	2014年	2016年	2018年	2020年
芦苇	42/104	45/105	44/112	47/131	60/160	74/187	76/216	83/215	92/203	98/232	102/236
碱蓬	30/92	38/115	45/135	30/115	30/102	32/136	33/118	39/113	41/120	44/124	43/160
互花米草	–	6/25	5/21	2/10	5/32	12/46	38/112	48/138	80/220	92/240	95/262
光滩	37/118	38/121	31/108	36/105	42/110	38/125	31/114	46/129	45/102	51/127	45/132
水体	21/68	26/82	29/84	25/87	30/96	42/114	34/102	38/117	44/103	45/113	47/125
其他	15/38	16/32	17/30	15/32	16/30	31/32	32/48	30/48	30/52	36/64	38/85

注:–代表该年份研究区内无此地物类型分布。

类的精度。本文利用基于 eCognition Developer 二次开发的 ESP2 尺度评价工具来确定最优分割尺度。该工具通过计算每个影像层对象异质性的局部变化 (Local Variance, LV) 作为分割对象层的平均标准差, ROC-LV 表示从一个对象层到另一个对象层的 LV 变化率值, ROC 呈现波峰状态时对应的尺度值即最优分割尺度^[33]。结合 ROC-LV 曲线特征, 并考虑到提取湿地植被信息的分割尺度不宜过大, 且保护区内碱蓬斑块呈破碎化, 经过反复测试, 选择合适的分割尺度对影像进行分割。

3.2 随机森林算法及特征空间优化

随机森林算法是一种基于决策树的新型机器学习算法, 随机抽取原始训练集 2/3 的样本作为一个新的训练集, 然后从 M 个特征中随机抽取 m 个以完全分裂的方式生产决策树, 最后集成多棵决策树组成随机森林分类器对特征数据集进行分类, 新样本的类别由所有决策树以投票的方式来决定, 每次抽样未被抽到的 1/3 数据称为袋外样本 (Out of Bag, OOB), 利用 OOB 数据通过交叉验证的方法可以估计内部误差^[34]。

在多时相光谱特征的基础上加入植被指数和水体指数有利于提高分类精度。此外, 纹理特征可以反映丰富的地物信息, 几何特征能更好地识别具有明显

形状特征的地物^[35]。因此, 本文选取了对象的光谱特征变量、植被指数、水体指数、纹理特征和几何特征来构建特征数据集 (表 3)。采用德国环境制图与分析计划项目组开发的 EnMAP-BOX 软件来优化特征空间及进行湿地植被信息提取。本文选取总特征个数的算术平方根作为抽取的特征变量个数; 并通过实验发现决策树个数达到 20 时, Landsat 数据的总体精度达到最大, 因此本文选取 N 为 20 作为集成决策树的数量。随机森林算法可以对特征空间进行优化, 通过计算特征变量的重要性得分, 先将重要性得分最高的特征作为所选特征; 然后按得分从高到低的顺序依次增加 1 个特征, 计算每一次分类结果的精度, 选出分类精度最高的一组作为最优特征组合。经过多次实验, 本文选择了重要性较高的前 26 个特征变量组合的数据集进行分类, 不同年份优选出的 26 个特征变量不完全相同。以 2020 年为例, 最优特征数据集如表 4 所示。

3.3 景观格局指数

本文基于类型水平, 选取了斑块面积、斑块所占景观面积比例、最大斑块指数、斑块形状指数、平均斑块面积、聚合指数 6 种景观指数来表征 3 种典型湿地植被的景观格局演变特征, 如表 5 所示。

表 3 初始特征空间

Table 3 The initial feature space

	特征名称
光谱特征	蓝波段均值、绿波段均值、红波段均值、近红外波段均值、短波红外1波段均值、短波红外2波段均值、蓝波段标准差、绿波段标准差、红波段标准差、近红外波段标准差、短波红外1波段标准差、短波红外2波段标准差、亮度、最大化差异
几何特征	宽度、长度、长宽比、不对称性、边界指数、紧凑性、密度、形状指数
纹理特征	基于灰度共生矩阵的第一主成分的平均值、方差、同质性、对比度、非相似性、熵、角二矩阵和相关性
其他特征	归一化植被指数、差值植被指数、比值植被指数、归一化水体指数、改进归一化水体指数

表4 优选特征分布

Table 4 Preferred feature distribution

月份	优选特征
5月	蓝波段均值、绿波段标准差、比值植被指数
9月	蓝波段标准差、短波红外1波段标准差、短波红外2波段均值、亮度、归一化植被指数、差值植被指数、改进归一化水体指数、不对称性、长宽比、紧凑性、基于灰度共生矩阵的方差、对比度、熵
10月	红波段标准差、短波红外2波段均值、短波红外2波段标准差、亮度、归一化植被指数、改进归一化水体指数、紧凑性、密度、基于灰度共生矩阵的对比度、方差

表5 景观格局指数及其生态意义

Table 5 Landscape pattern index and its ecological significance

指数	公式描述	生态意义
斑块面积(Class Area, CA)	$CA = \sum_{j=1}^n a_{ij}$	表征某一类型所有斑块的总面积,可度量景观的组分
斑块所占景观面积比例 (Percent of Landscape, PLAND)	$PLAND = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{A} \times 100\%$	表征某一斑块类型的面积占景观总面积的百分比,是确定景观中优势物种的重要依据
最大斑块指数(Largest Patch Index, LPI)	$LPI = \frac{\max_{j=1}^n (a_{ij})}{A}$	表征某一类型中的最大斑块面积占整个景观的比例,有助于确定景观的优势类型
平均斑块面积(AREA_Mean)	$AREA_Mean = CA/NP$	表征景观的破碎程度,值越小,斑块类型越破碎
斑块形状指数(Landscape Shape Index, LSI)	$LSI = 0.25E/\sqrt{A}$	反映景观类型的形状变化,值越大,斑块形状越复杂
聚合指数(Aggregation Index, AI)	$AI = \frac{g_{ij}}{\max g_{ij}} \times 100$	反映景观类型中斑块之间的聚散程度,值越大,斑块内部的连接度越高,而破碎度越低

注: a_{ij} 表示斑块 ij 的面积; A 表示所有景观总面积; E 表示所有斑块边界的总长度; g_{ij} 表示相应景观类型的相似邻接斑块数量; NP 表示斑块个数。

4 结果与讨论

4.1 精度验证

本文利用混淆矩阵对2000–2020年的分类结果进行精度评价。从表6可以看出2000–2020年3种典型湿地植被的平均分类精度均达到80%以上,其中芦苇的分类精度最高,互花米草次之。而碱蓬的分类

精度一般低于芦苇和互花米草,这是由于盐地碱蓬的植株高度和植株密度较低,其光谱特征受到土壤背景的强烈影响,很容易与光滩混淆^[36]。此外,多年分类结果的总体精度处于84.74%~92.39%之间, Kappa系数处于0.81~0.91之间。可见本文基于多时相遥感影像结合面向对象和随机森林算法可以得到较高的分类精度,满足了湿地植被时空动态分析的需求。

表6 精度验证结果

Table 6 Results of accuracy verification

类别	2000年	2002年	2004年	2006年	2008年	2010年	2012年	2014年	2016年	2018年	2020年	平均值
芦苇	96.15 ^a	95.24 ^a	93.75 ^a	90.84 ^a	92.50 ^a	87.70 ^a	93.52 ^a	88.84 ^a	98.03 ^a	91.81 ^a	93.64 ^a	92.91 ^a
	92.59 ^b	99.01 ^b	96.33 ^b	88.81 ^b	94.27 ^b	96.47 ^b	91.82 ^b	83.77 ^b	93.87 ^b	90.64 ^b	94.44 ^b	92.90 ^b
碱蓬	81.52 ^a	82.61 ^a	82.22 ^a	86.09 ^a	89.22 ^a	84.56 ^a	88.14 ^a	84.07 ^a	88.33 ^a	83.87 ^a	87.41 ^a	85.28 ^a
	84.27 ^b	87.16 ^b	86.72 ^b	81.15 ^b	81.25 ^b	86.47 ^b	87.39 ^b	83.33 ^b	80.92 ^b	85.95 ^b	84.29 ^b	84.44 ^b
互花米草	—	84.00 ^a	95.24 ^a	90.00 ^a	84.380 ^a	82.61 ^a	84.82 ^a	86.96 ^a	90.91 ^a	92.50 ^a	96.18 ^a	88.57 ^a
	—	100.00 ^b	90.91 ^b	90.00 ^b	100.00 ^b	84.44 ^b	89.62 ^b	81.63 ^b	97.56 ^b	94.07 ^b	93.33 ^b	92.16 ^b
总体精度/%	88.57	89.58	88.57	86.88	89.81	91.09	90.70	84.74	91.75	90.22	92.39	89.48
Kappa系数	0.85	0.87	0.86	0.83	0.87	0.89	0.88	0.81	0.89	0.88	0.91	0.87

注: a为制图精度(%); b为用户精度(%); —代表该年份研究区内无此地物类型分布。

4.2 近 20 年来 3 种典型湿地植被时空变化特征

图 2 为基于多时相 Landsat 系列影像提取的 2000–2020 年研究区典型湿地植被的空间分布。总体来看, 芦苇主要呈条带状分布在黄河河道两侧及人工恢复区, 受黄河淡水的调控, 沿河道向现行河口新生湿地方向发展; 碱蓬主要分布在研究区的滨海滩涂, 时空分布变化较大。在现行黄河口以北和清水沟老河口北部的高潮滩地区由于土壤盐度适中, 碱蓬呈大片分布。而大汶流区域由于盐度高于碱蓬适宜生态阈值, 因此碱蓬生物量很小。互花米草主要生长在潮间带的中下部, 在 2002 年时仅小片分布, 2008 年之后

开始暴发式增长, 逐步向陆和向新生湿地方向发展。

通过 ArcGIS 和 Fragstats 计算 3 种植被的 6 种景观指数(图 3)。可以发现 2000–2020 年期间芦苇群落斑块面积总体呈平稳增长状态, 斑块所占景观面积比例维持在 6% 以上, 并且最大斑块指数在 3 种植被中最高。这是因为湿地恢复工程建设过程中, 淡水对土壤的洗盐作用, 使得芦苇成为此地区的优势物种^[37]。芦苇的平均斑块面积在 2008 年之后呈下降趋势, 景观开始呈现破碎化, 主要是由于石油开采和旅游修建的道路将原本大的芦苇群落斑块切割为若干个小的斑块。

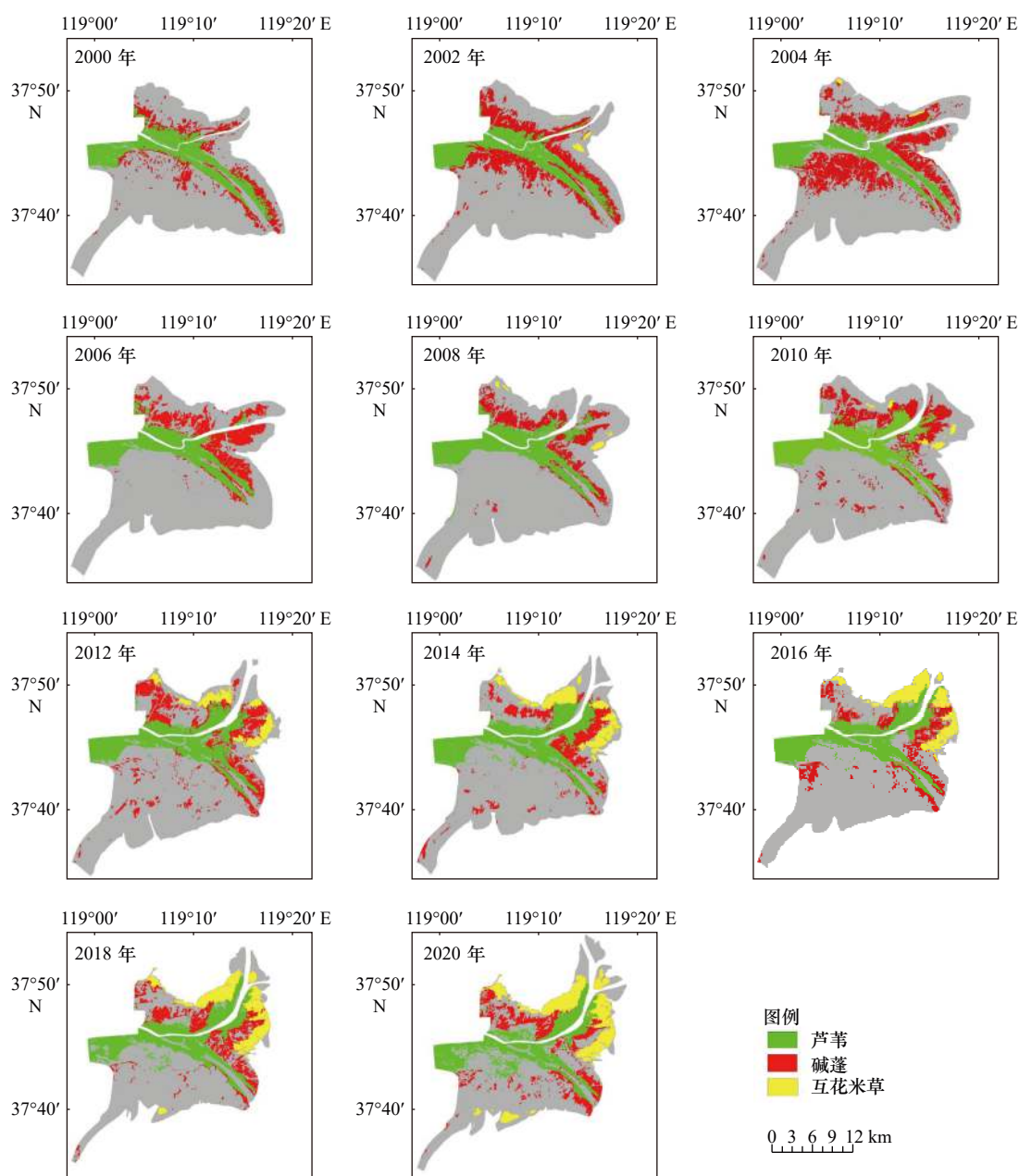


图 2 2000–2020 年现行黄河口保护区典型湿地植被分布

Fig. 2 Distribution of typical wetland vegetation in the Current Huanghe River Estuary Reserve from 2000 to 2020

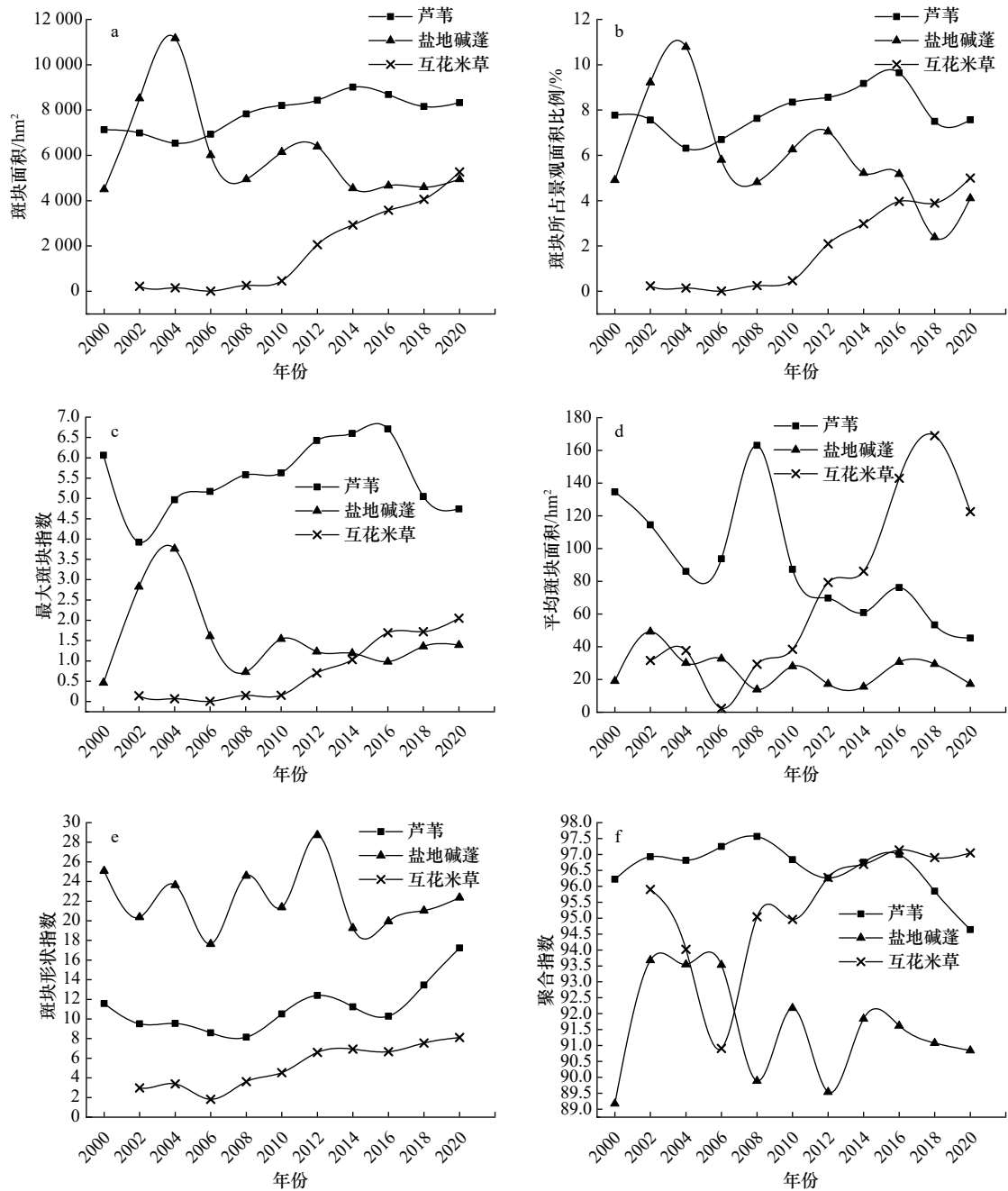


图3 2000–2020年3种典型湿地植被的景观格局指数变化趋势

Fig. 3 Change trend of landscape pattern index of three typical wetland vegetations from 2000 to 2020

2000–2020年期间现行黄河口保护区内盐地碱蓬群落的景观格局发生了极大的变化。盐地碱蓬群落斑块面积从2000年的4 503.33 hm²增长到2004年的11 163.51 hm², 碱蓬增长最为明显的区域为大汶流区域。2000年时此区域盐地碱蓬仅呈小片分布, 2004年时已大面积分布, 这与2002年开始的淡水恢复工程有关。引黄河淡水进入生态恢复区, 降低了土壤含盐量, 土壤肥力得到改善, 因此碱蓬的生物量达到最高值。2006年时大汶流区域的盐地碱蓬大面积退

化, 碱蓬斑块面积下降到6 007.23 hm²。这是因为保护区内已完成了湿地恢复, 人工恢复区内淡水比例过大, 这种高水深及低盐分环境不适宜碱蓬生长。此后, 碱蓬仍在进一步退化, 到2020年碱蓬斑块面积仅为4 945.14 hm²。碱蓬生长需要一定的盐度空间, 黄河上游淡水水量的减少, 使得其生境中的土壤盐度超标, 这是导致此时期碱蓬继续退化的主要原因。碱蓬的最大斑块指数和聚合指数自2004年之后开始呈下降趋势, 并且平均斑块面积在3种植被中最小, 说明该

阶段碱蓬的优势度减小且破碎化程度加剧。此外,碱蓬的斑块形状指数远高于其他两种植被,碱蓬的景观结构最为复杂。

互花米草的斑块面积由 2002 年的 221.85 hm^2 增加到 2020 年的 5 267.79 hm^2 , 最大斑块指数也在不断增加, 表明互花米草在现行黄河口保护区内的优势度不断提高, 由最初自然情况下传播的零散分布逐渐形成大片面状分布。2006–2018 年期间, 互花米草平均斑块面积由 2.34 hm^2 增加到 169 hm^2 , 说明该时段内互花米草由小斑块生长合并为大斑块; 2002–2020 年期间其斑块形状指数呈现小幅度增加态势, 互花米草的形状越来越复杂, 呈现不规则化。聚合指数有波动增加的趋势, 表明互花米草景观聚集度有所增强。

4.3 互花米草时空动态定量评价

作为入侵物种, 互花米草的扩张变迁对研究区其他原生植被的景观格局产生着深远影响。从以上结果可知, 近 20 年来互花米草的时空动态变化在 3 种典型湿地植被中最为显著, 且在不同区域的变化存在较大差异(图 2)。为此, 本文根据互花米草的时空分布特征, 将其分为 6 个分区(A–F), 分别探讨各分区互花米草近 20 年的动态变化(图 4)。

统计各个分区互花米草的面积(图 5), 可以发现, 2000–2010 年区域 A 互花米草面积呈波动变化状态, 这一期间互花米草的剧烈变化与该区域岸线不断向内陆蚀退和频发的极端天气条件(如飓风、风暴潮等)有关。2000–2008 年区域 A 海岸线向后蚀退了 1.36 km 左右, 2008 年之后海岸侵蚀速率减缓, 岸线趋于稳定, 互花米草面积逐渐增加; 区域 B 于 2010 年出现互花米草分布且面积较小, 2014 年面积达到最大值, 为 190.98 hm^2 ; 近年来由于黄河输沙稳定, 黄河入海口门处陆地面积不断增加, 给予了互花米草足够的生存空间, 这使得区域 C 和区域 D 的互花米草面积不断增加, 其中区域 C 互花米草面积从 2010 年的 73.44 hm^2 增至 2016 年的 1 526.49 hm^2 , 增幅近 20 倍; 区域 E 于 2002 年首次出现互花米草, 面积为 204.21 hm^2 , 2004 年时面积下降到 15.32 hm^2 , 这是由于受 2003 年黄河口特大风暴潮的影响, 互花米草经过一段时间的恢复期, 于 2008 年开始大片生长; 区域 F 于 2018 年首次出现互花米草, 2020 年时互花米草已增加至 426.87 hm^2 , 并且有越过潮沟向两侧扩张的趋势。

综上所述, 互花米草在 2008 年之前处于不稳定发展状态, 2008 年之后出现暴发式增长。而由表 7 可以看出, 2008–2014 年互花米草的年扩展率整体大于 2014–2020 年期间的年扩展率。因此, 为进一步揭

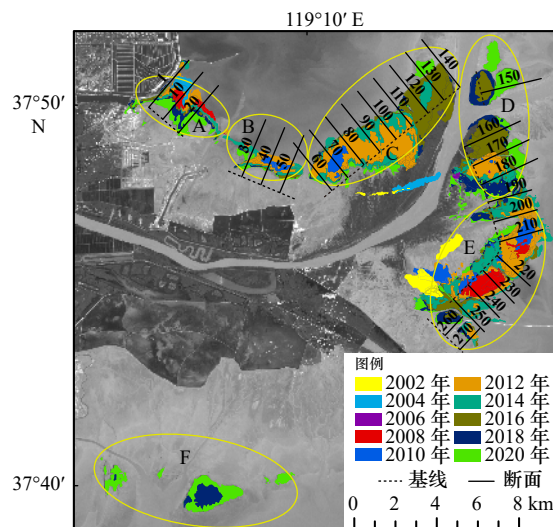


图 4 2002–2020 年不同入侵年份互花米草分布格局及 DSAS 计算 2014–2020 年互花米草扩张速率所用基线和断面分布

Fig. 4 Distribution pattern of *Spartina alterniflora* in different invasive years from 2002 to 2020 and the distributions of baseline and transects used by DSAS to calculate the expansion rate of *S. alterniflora* from 2014 to 2020

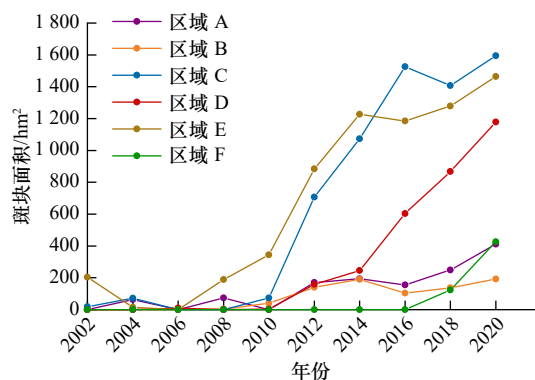


图 5 不同区域互花米草斑块面积变化

Fig. 5 Variation of *Spartina alterniflora* plaque area in different regions

示不同区域互花米草的时空动态变化特征及其对碱蓬群落的影响, 本文基于数字岸线分析系统(DSAS)分别计算 2008–2014 年以及 2014–2020 年期间互花米草向海侵占光滩和向陆侵占碱蓬生境的扩张速率(图 6)。经过对比分析, 可以将现行黄河口保护区互花米草的扩张分为 3 个阶段: 2008 年以前为扩张初期, 互花米草种子从 5 号桩随潮流漂散到黄河口潮间带区域, 在合适的潮滩生长, 这一阶段互花米草植株稀疏, 且生存条件恶劣; 2008–2014 年为快速扩张阶段, 互花米草已经呈大面积斑块分布, 面积增速最高达到 799.88 hm^2/a , 年平均扩展率达到 54%, 且这一阶段大部分区域均表现为向海扩张侵占光滩。其中区

表 7 研究区互花米草的新增面积增速及年扩展率

Table 7 Area increasing rate and annual expansion rate of *Spartina alterniflora* in the study area

项目	2008–2010年	2010–2012年	2012–2014年	2014–2016年	2016–2018年	2018–2020年
面积增速/($\text{hm}^2 \cdot \text{a}^{-1}$)	97.56	799.88	434.25	322.81	240.68	605.84
年扩展率/%	31.53	111.42	19.16	10.45	3.10	13.97

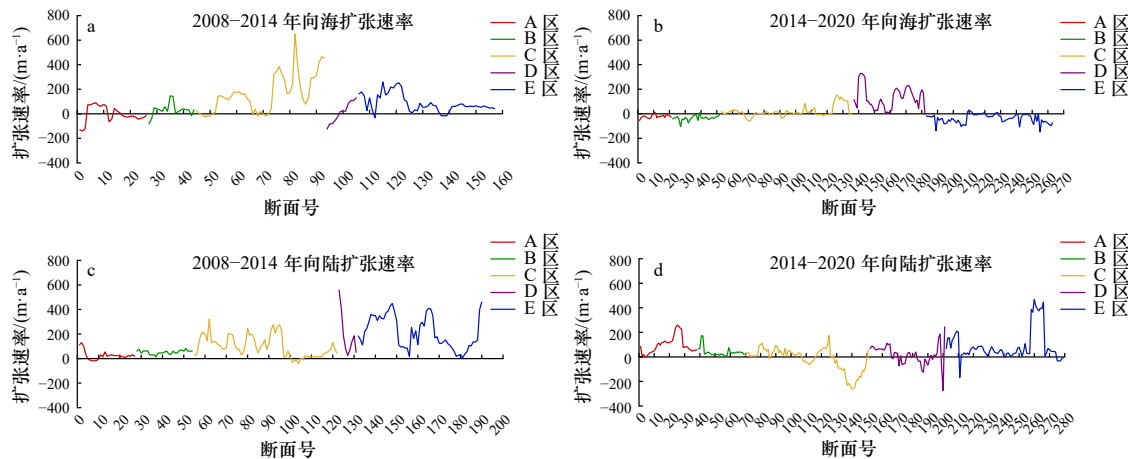


图 6 区域 A-E 互花米草向海和向陆的扩张速率

Fig. 6 Seaward and landward expansion rates of *Spartina alterniflora* in A-E areas

域 C 位于口门处, 新生湿地不断增多, 因此此处互花米草盐沼的向海扩张速率在所有区域中最高且一些断面处向海扩张速率可达 600 m/a 左右。此阶段由于互花米草的促淤能力, 使得滩面不断增高, 潮水很少能够到达碱蓬生长的地带, 碱蓬的生存条件受到限制, 互花米草向碱蓬边缘扩张, 且迅速占领其生存空间, 因此该阶段所有区域也表现为向陆扩张迅速侵占碱蓬生境; 2014–2020 年为缓慢增长阶段, 年平均扩展率为 9%。除了区域 D, 其他区域互花米草向海扩张趋势均显著减弱, 这是由于滩面高程的限制。只有互花米草的前缘滩面继续淤涨到满足其生长需要的潮侵频率以后, 互花米草才会继续向海扩张。而大部分区域互花米草均表现为向陆扩张侵占碱蓬生境, 但由于互花米草生态位的限制, 其向陆扩张速率有所减小。总的来说, 近几年互花米草进入了生长的稳定期, 并且随着互花米草向陆扩张速率的减小, 碱蓬的生存空间将得到一定的改善。

5 结论

本文基于多时相卫星影像数据和野外实地调查数据, 结合面向对象和随机森林算法对现行黄河口保护区内 3 种典型湿地植被进行了精准提取, 得到了 2000–2020 年保护区内芦苇、盐地碱蓬和互花米草的空间分布结果。利用 GIS 空间分析技术, 揭示了近 20 年

来 3 种植被的景观格局演变特征, 并重点讨论了互花米草的动态变化过程。主要结论包括:

(1) 基于面向对象和随机森林算法进行长时序湿地植被制图可以得到较高的分类精度, 满足湿地植被时空动态分析的需求。

(2) 现行黄河口保护区的湿地植被在空间上呈条带状交替分布。芦苇群落是保护区内的优势物种, 面积总体呈平稳增长状态; 碱蓬的最大斑块指数和聚合指数呈下降趋势, 破碎化程度加剧, 且斑块形状指数远高于其他两种植被, 景观结构最为复杂; 互花米草的斑块面积由 2002 年的 221.85 hm^2 增加到 2020 年的 5 267.79 hm^2 , 其在保护区内的优势度不断提高。

(3) 现行黄河口保护区互花米草的扩张过程分为 3 个阶段: 2008 年以前为扩张初期, 互花米草生长不稳定; 2008–2014 年为快速扩张阶段, 新增米草面积最高可达 799.88 hm^2/a , 年平均扩展率为 54%, 且海向和陆向扩张都较为显著; 2014–2020 年为缓慢增长阶段, 年平均扩展率为 9%, 互花米草开始进入生长的稳定期。

(4) 本研究使用 30 m 分辨率的 Landsat 系列影像来提取植被信息, 然而该影像不适合小尺度植被斑块的精细调查。在今后的研究中, 可以基于图像超分辨率重建算法将时间序列数据与更高空间分辨率的数据(如 Worldview-2/3、SPOT、GF-2 等)融合来进行细

小植被斑块的识别和监测;此外,由于缺少植被生物量调查数据和潮滩高程数据,本研究对互花米草入侵引起的生态环境效应的分析还不够深入,而互花米草盐沼的扩张与潮滩地貌之间的关系也需要进一步探讨。

参考文献:

- [1] Barbier E B. Valuing ecosystem services for coastal wetland protection and restoration: progress and challenges[J]. *Resources*, 2013, 2(3): 213–230.
- [2] 宗秀影,刘高焕,乔玉良,等.黄河三角洲湿地景观格局动态变化分析[J].*地球信息科学学报*, 2009, 11(1): 91–97.
Zong Xiuying, Liu Gaohuan, Qiao Yuliang, et al. Study on dynamic changes of wetland landscape pattern in Yellow River Delta[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2009, 11(1): 91–97.
- [3] Fitzsimmons O N, Ballard B M, Merendino M T, et al. Implications of coastal wetland management to nonbreeding waterbirds in Texas[J]. *Wetlands*, 2012, 32(6): 1057–1066.
- [4] Fu Bolin, Wang Yeqiao, Campbell A, et al. Comparison of object-based and pixel-based Random Forest algorithm for wetland vegetation mapping using high spatial resolution GF-1 and SAR data[J]. *Ecological Indicators*, 2017, 73: 105–117.
- [5] Jin Kangkang, Fan Jinshan, Zhao Xuan, et al. Analysis on dynamic change of vegetation coverage in coastal wetland of Yellow River Delta[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2020, 450: 012108.
- [6] 韩美,张晓惠,刘丽云.黄河三角洲湿地研究进展[J].*生态环境学报*, 2006, 15(4): 872–875.
Han Mei, Zhang Xiaohui, Liu Liyun. Research progress on wetland of the Yellow River Delta[J]. *Ecology and Environment*, 2006, 15(4): 872–875.
- [7] 莫利江,曹宇,胡远满,等.面向对象的湿地景观遥感分类——以杭州湾南岸地区为例[J].*湿地科学*, 2012, 10(2): 206–213.
Mo Lijiang, Cao Yu, Hu Yuanman, et al. Object-oriented classification for satellite remote sensing of wetlands: a case study in southern Hangzhou Bay area[J]. *Wetland Science*, 2012, 10(2): 206–213.
- [8] Ren Kai, Sun Weiwei, Meng Xiangchao, et al. Fusing China GF-5 hyperspectral data with GF-1, GF-2 and sentinel-2A multispectral data: which methods should be used?[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(5): 882.
- [9] Sun Weiwei, Du Qian. Hyperspectral band selection: a review[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2019, 7(2): 118–139.
- [10] Zhu Yuanhui, Liu Kai, Liu Lin, et al. Retrieval of mangrove aboveground biomass at the individual species level with WorldView-2 images[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(9): 12192–12214.
- [11] Wang Anqi, Chen Jiadai, Jing Changwei, et al. Monitoring the invasion of *Spartina alterniflora* from 1993 to 2014 with Landsat TM and SPOT 6 satellite data in Yueqing Bay, China[J]. *PLoS ONE*, 2015, 10(8): e0135538.
- [12] 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.
- [13] Huang Huamei, Zhang Liqian. A study of the population dynamics of *Spartina alterniflora* at Jiuduansha shoals, Shanghai, China[J]. *Ecological Engineering*, 2007, 29(2): 164–172.
- [14] Lee T M, Yeh H C. Applying remote sensing techniques to monitor shifting wetland vegetation: a case study of Danshui River estuary mangrove communities, Taiwan[J]. *Ecological Engineering*, 2009, 35(4): 487–496.
- [15] Zhang Xi, Xiao Xiangming, Wang Xinxin, 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.
- [16] Laba M, Downs R, Smith S, et al. Mapping invasive wetland plants in the Hudson River National Estuarine Research Reserve using quickbird satellite imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(1): 286–300.
- [17] Szantoi Z, Escobedo F J, Abd-Elrahman A, et al. Classifying spatially heterogeneous wetland communities using machine learning algorithms and spectral and textural features[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2015, 187(5): 262.
- [18] Zlinszky A, Mücke W, Lehner H, et al. Categorizing wetland vegetation by airborne laser scanning on Lake Balaton and Kis-Balaton, Hungary[J]. *Remote Sensing*, 2012, 4(6): 1617–1650.
- [19] Han Xingxing, Chen Xiaoling, Feng Lian. Four decades of winter wetland changes in Poyang Lake based on Landsat observations between 1973 and 2013[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 156: 426–437.
- [20] Timm B C, McGarigal K. Fine-scale remotely-sensed cover mapping of coastal dune and salt marsh ecosystems at Cape Cod National Seashore using Random Forests[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 127: 106–117.
- [21] 毕恺艺,牛铮,黄妮,等.基于Sentinel-2A时序数据和面向对象决策树方法的植被识别[J].*地理与地理信息科学*, 2017, 33(5): 16–20, 27.
Bi Kaiyi, Niu Zheng, Huang Ni, et al. Identifying vegetation with decision tree model based on object-oriented method using multi-temporal Sentinel-2A images[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2017, 33(5): 16–20, 27.
- [22] Lantz N J, Wang Jinfei. Object-based classification of Worldview-2 imagery for mapping invasive common reed, *Phragmites australis*[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2013, 39(4): 328–340.
- [23] Cao Mingchang, Liu Gaohuan, Zhang Xiaoyu. An object-oriented approach to map wetland vegetation: a case study of Yellow River Delta, 2007[C]//2007 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Barcelona, Spain: IEEE, 2007: 4585–4587.
- [24] 徐洋.黄河河口沙嘴地貌特征对植被分布格局的影响研究[D].烟台:鲁东大学, 2019.

- Xu Yang. Study on the impacts of Yellow River estuary sand mouth geomorphological characteristics on vegetation distribution pattern[D]. Yantai: Ludong University, 2019.
- [25] 杨俊芳, 马毅, 任广波, 等. 基于国产高分卫星遥感数据的现代黄河三角洲入侵植物互花米草监测方法[J]. 海洋环境科学, 2017, 36(4): 596–602.
- Yang Junfang, Ma Yi, Ren Guangbo, et al. Monitoring method of invasive vegetation *Spartina alterniflora* in modern Yellow River Delta based on GF remote sensing data[J]. Marine Environmental Science, 2017, 36(4): 596–602.
- [26] 刘康, 闫家国, 邹雨璇, 等. 黄河三角洲盐地碱蓬盐沼的时空分布动态[J]. 湿地科学, 2015, 13(6): 696–701.
- Liu Kang, Yan Jianguo, Zou Yuxuan, et al. Dynamics of spatial and temporal distribution of *Suaeda salsa* salt marshes in the Yellow River Delta[J]. Wetland Science, 2015, 13(6): 696–701.
- [27] Ren Guangbo, Zhao Yajie, Wang Jianbu, et al. Ecological effects analysis of *Spartina alterniflora* invasion within Yellow River Delta using long time series remote sensing imagery[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2021, 249: 107111.
- [28] Ding Qiong, Chen Wu, King B A, et al. Coastal wetland investigations by airborne LiDAR: a case study in the Yellow River Delta, China[J]. Marine Technology Society Journal, 2011, 45(5): 59–70.
- [29] Sun Chao, Li Jialin, Liu Yongxue, 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.
- [30] 耿仁方, 付波霖, 蔡江涛, 等. 基于无人机影像和面向对象随机森林算法的岩溶湿地植被识别方法研究[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(8): 1295–1306.
- Geng Renfang, Fu Bolin, Cai Jiangtao, et al. Object-based karst wetland vegetation classification method using unmanned aerial vehicle images and random forest algorithm[J]. Journal of Geo-Information Science, 2019, 21(8): 1295–1306.
- [31] Moffett K B, Gorelick S M. Distinguishing wetland vegetation and channel features with object-based image segmentation[J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(4): 1332–1354.
- [32] Liu Jianhua, Du Mingyu, Mao Zhengyuan. Scale computation on high spatial resolution remotely sensed imagery multi-scale segmentation[J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(18): 5186–5214.
- [33] Drăguț L, Tiede D, Levick S R. ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24(6): 859–871.
- [34] 张磊, 宫兆宁, 王启为, 等. Sentinel-2影像多特征优选的黄河三角洲湿地信息提取[J]. 遥感学报, 2019, 23(2): 313–326.
- Zhang Lei, Gong Zhaoning, Wang Qiwei, et al. Wetland mapping of Yellow River Delta wetlands based on multi-feature optimization of Sentinel-2 images[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(2): 313–326.
- [35] 刘明月. 中国滨海湿地互花米草入侵遥感监测及变化分析[D]. 长春: 中国科学院大学(中国科学院东北地理与农业生态研究所), 2018.
- Liu Mingyue. Remote sensing analysis of *Spartina alterniflora* in the coastal areas of China during 1990 to 2015[D]. Changchun: University of Chinese Academy of Sciences (Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences), 2018.
- [36] Zhang Cheng, Gong Zhaoning, Qiu Huachang, et al. Mapping typical salt-marsh species in the Yellow River Delta wetland supported by temporal-spatial-spectral multidimensional features[J]. Science of the Total Environment, 2021, 783: 147061.
- [37] 赵可夫, 冯立田, 张圣强, 等. 黄河三角洲不同生态型芦苇对盐度适应生理的研究 II. 不同生态型芦苇的光合气体交换特点[J]. 生态学报, 2000, 20(5): 795–799.
- Zhao Kefu, Feng Litian, Zhang Shengqiang, et al. The salinity-adaptation physiology in different ecotypes of *Phragmites communis* in the Yellow River Delta II. The characteristics of photosynthetic gas exchange in different ecotypes of *Phragmites communis*[J]. Acta Ecologica Sinica, 2000, 20(5): 795–799.

Spatiotemporal dynamic remote sensing monitoring of typical wetland vegetation in the Current Huanghe River Estuary Reserve

Zhang Chenyu¹, Chen Shenliang¹, Li Peng¹, Liu Qinglan¹

(1. State Key Laboratory of Estuarine and Coastal Research, East China Normal University, Shanghai 200241, China)

Abstract: The wetland vegetation is an important part of coastal wetlands, and its dynamic changes affect the structures and functions of wetland ecosystem. Therefore, it is of great significance to monitor and evaluate the long-term changes of wetland vegetation by remote sensing technology for the management of coastal resources and ecological protection. In this paper, we used multi-temporal Landsat satellite images as data sources, combined object-

oriented method and random forest algorithm to achieve accurate classification of typical wetland vegetation in the Current Huanghe River Estuary Reserve, and revealed the spatiotemporal variation characteristics of *Phragmites australis*, *Suaeda salsa* and *Spartina alterniflora* in the study area from 2000 to 2020. It has been verified that the overall accuracy of wetland vegetation mapping is between 84.74% and 92.39%, and the Kappa coefficient is between 0.81 and 0.91. The results of long time series classification show that *Phragmites australis* is the dominant species in the Current Huanghe Estuary Reserve, and its distribution area is maintained at more than 6% and the overall growth is steady. The area of *Suaeda salsa* shows a decreasing trend since 2006. The dominance degree of *Suaeda salsa* is decreasing continuously and the degree of fragmentation is severe. The area of *Spartina alterniflora* increased year by year from 211.85 hm² in 2002 to 5 267.79 hm² in 2020. The expansion process of *Spartina alterniflora* in the reserve could be divided into three stages: in the initial expansion period before 2008, the growth of *Spartina alterniflora* was unstable; from 2008 to 2014, there was a rapid expansion stage, with an average annual expansion rate of 54%, which showed that the seaward expansion invaded the plain and the landward expansion invaded the habitat of *Suaeda salsa* in space; since 2014, *Spartina alterniflora* has been growing slowly, entering a stable growth period, and the annual average expansion rate is only 9%.

Key words: Current Huanghe River Estuary; wetland vegetation; spatiotemporal variation; object-oriented; random forest