

doi: 10.6046/zrzyyg.2023293

引用格式: 李钰彬, 王宗明, 赵传朋, 等. 辽河口盐地碱蓬时空动态遥感监测及其识别机理研究[J]. 自然资源遥感, 2025, 37(1): 195–203. (Li Y B, Wang Z M, Zhao C P, et al. Remote sensing-based monitoring and identification mechanisms of the spatiotemporal dynamics of Suaeda salsa in the Liaohu estuary, China[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2025, 37(1): 195–203.)

辽河口盐地碱蓬时空动态遥感监测及其识别机理研究

李钰彬^{1,2}, 王宗明², 赵传朋², 贾明明², 任春颖², 毛德华², 于皓¹

(1. 吉林建筑大学测绘与勘察工程学院, 长春 130118; 2. 中国科学院
东北地理与农业生态研究所, 长春 130102)

摘要: 作为全球面积最大的红海滩景观, 监测辽河口盐地碱蓬的时空动态变化对揭示其“退养还湿”等保护措施成效具有重要意义。目前, 卫星遥感技术已广泛应用于包括盐地碱蓬在内的滨海植被识别与制图, 但现有分类方法依赖于难以解释的黑箱模型, 忽视了对识别机理的探究, 制约了相关方法的改进和发展。可解释人工智能的发展为黑箱算法的解析指出了新的方向。考虑到构成随机森林的决策规则具有可解释性, 本研究构建了一套从已训练随机森林模型中抽取最优决策规则的新方法, 最终重构得到识别盐地碱蓬的最优决策规则, 即 $B3/B4 < 0.90$ 且 $B5/B3 \geq 1.46$, 数据整体精度优于 90%; 以 2017—2022 年的 Sentinel-2 影像为数据源, 实现了对辽河口盐地碱蓬的逐年动态提取, 并结合质心迁移法, 分析了“退养还湿”工程实施后盐地碱蓬时空变化, 揭示了该区域盐地碱蓬呈现快速恢复的现状。

关键词: 退养还湿; 碱蓬; 可解释人工智能; 随机森林; 决策规则

中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2025)01-0195-09

0 引言

辽河口国家级自然保护区是我国沿海最大的河口湿地, 其中的碱蓬形成了全球面积最大的“红海滩”景观^[1-2], 具有稳定海岸线、净化污染等生态价值和旅游观光等经济价值^[3-6]。近 30 a 来, 受海岸开发等人为因素的影响, 该区域盐地碱蓬群落退化, 覆盖面积大幅减少, 影响了辽河口湿地生态系统的稳定性。2018 年起, 该区域全面启动“退养还湿”工程。为了监测这一工程的实施成效, 需要对碱蓬的时空动态变化进行高效监测。

卫星遥感技术具有成本低、时效性强和观测范围广等优势, 已逐渐应用于碱蓬群落的动态监测研究^[7-8]。依据时间序列卫星数据的使用方式, 现有研究主要分为 2 类。其一是获取像元尺度的土地覆被类型变化轨迹, 例如, 彭剑伟^[9]基于 CCDC 算法对 1986—2018 年共 803 景 Landsat 卫星影像进行分析研究, 得到辽河口地区碱蓬群落的逐年分布数据, 但

该方法易受不同时相、不同卫星姿态及不同传感器等外界因素影响。其二为直接获取不同时段土地覆被分类结果, 该方法通常结合人工智能算法以提高分类结果的准确性。Song 等^[10]基于 Sentinel-2 卫星影像与随机森林算法获取了辽河口湿地景观演化, 但用户精度偏低; 王文硕^[11]通过归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)时间序列表征辽河口典型植被物候信息, 并基于支持向量机(support vector machine, SVM)分类方法得到包含碱蓬在内的各土地覆被分布信息, 但升维导致模型难以被解释。

深度学习模型 Alex-Net 能改善高光谱遥感影像在盐地碱蓬等湿地植被分类过程中出现的错分和漏分现象^[12], 但海量参数也导致模型难以被高效解释。基于人工智能算法构建的黑箱模型出现决策偏见等问题, 推动了可解释人工智能的发展^[13]。可解释性成为解决当前黑箱模型信任危机的关键, 即人们可直接理解抽象复杂模型内部决策过程的能力^[14-15]。李莹等^[16]基于不同地物类型的反射率信

收稿日期: 2023-09-22; 修订日期: 2024-03-11

基金项目: 国家重点研发计划青年科学家项目“地上植被生物量广域精细多模观测技术与装备”(编号: 2022YFF1302000)、国家自然科学基金青年基金项目“基于样本扩增方法与多源卫星影像的无瓣海桑扩散进程监测方法研究”(编号: 42201422)、“基于 Sentinel 光学和雷达遥感影像的泥炭沼泽识别方法研究”(编号: 42101399)和第五批吉林省青年科技人才托举工程“泥炭沼泽的信息提取研究”(编号: QT202101)共同资助。

第一作者: 李钰彬(1999-), 男, 硕士研究生, 研究方向为滨海湿地遥感。Email: 18636183172@163.com。

通信作者: 赵传朋(1991-), 男, 副研究员, 研究方向为滨海湿地遥感。Email: zhaochuanpeng@iga.ac.cn。

息,提出了盐地碱蓬植被指数(suaeda salsa vegetation index, SSVI),在通过多次实验阈值调节后,实现了对局部地区翅碱蓬分布信息的获取,但这类方法往往依赖于大量实验,构建和改进难度较大。在当前大数据时代,通过挖掘已训练机器学习模型,从数据中发现知识,或可解决上述问题。根据可解释人工智能,决策规则是一种可被人们理解的知识表达形式。目前广泛使用的随机森林算法内部集成有大量决策规则,其具备训练效率高、稳健性强、准确度高优势^[17-18]。因此,如何根据已训练随机森林模型内部的众多决策规则重构特征数量少、准确度高的最优决策规则^[19],是解释盐地碱蓬遥感识别机理的核心问题。

本文以辽河口盐地碱蓬为研究对象, Sentinel-2 影像为数据源,构建了一套从已训练随机森林模型中抽取最优决策规则以提取盐地碱蓬的可解释分类方法。在此基础上,获取 2017—2022 年辽河口逐年盐地碱蓬分布数据,揭示了“退养还湿”工程实施后

盐地碱蓬的时空动态,为保护区的精细化管理、可持续利用和海岸生态文明建设提供了数据支撑和科学依据。

1 研究区概况及其数据源

1.1 研究区概况

辽河口国家级自然保护区(121°30′~122°00′E, 40°50′~41°20′N),位于渤海北部(图 1),地势平坦低洼。该区域属温带季风气候,春季干旱少雨,降雨集中在 6—8 月^[10]。受河水径流量、泥沙淤积等因素影响,该地区形成了植被类型较为单一的河口三角洲湿地生态系统,其作为珍稀水禽栖息地的同时,也是重要的全球候鸟迁移通道^[20]。研究区河网纵横,芦苇碱蓬等植被分布广泛,其中碱蓬呈现条带状、块状聚集生长,对潮汐变化、人类活动干扰等高度敏感。

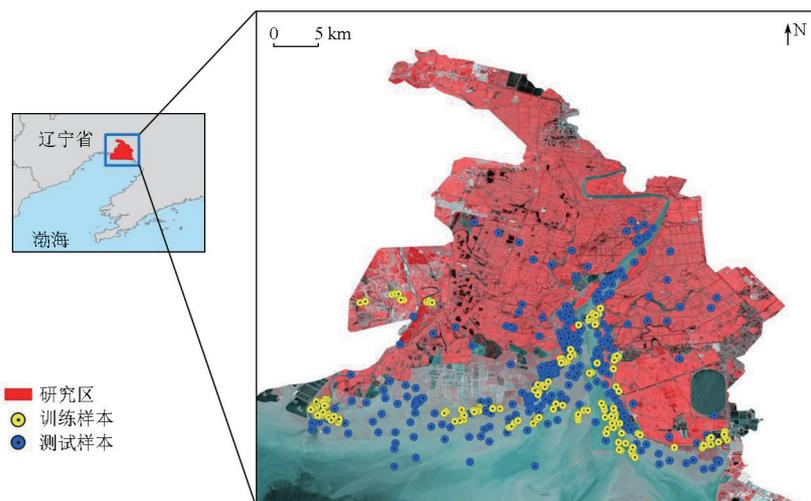


图 1 研究区地理位置及样点分布

Fig.1 Location of the study area and layout of the sampling points

1.2 数据来源

Sentinel-2 遥感影像广泛用于土地覆被制图,如盐沼^[21]、滩涂^[22]等。Sentinel-2 影像来自 2 颗极地轨道卫星(Sentinel-2A 与 Sentinel-2B),具有优于 5 d 的重访周期,10 m,20 m 与 60 m 的空间分辨率,以及覆盖可见光、近红外至短波红外的 13 个光谱波段。本研究使用了 Level-1C 与 Level-2A 反射率产品,应用三次卷积重采样方法将空间分辨率转换为 10 m。

结合目视解译和实地调查方式,获取样本共 580 个,其包含的碱蓬与非碱蓬样本数量相等。训练样本从样本库中随机选择,个数为 180,剩余样本作为测试集以检验模型性能。其中,非碱蓬样本分

为 2 组:与碱蓬相似的地物,即滩涂、盐沼、芦苇和草本;与碱蓬相似度较低的地物,即不透水面、养殖池和水体。

2 研究方法

2.1 分类特征集构建

辽河口盐地碱蓬于每年 4—5 月长出地面,其绿色特征与湿地植被如芦苇、蒲草等相似,难以利用遥感影像进行区分;至 6 月,盐地碱蓬进入生长期,颜色变为浅红;8—9 月,盐地碱蓬进入花期,呈现深红色,分类特征明显;11 月后,盐地碱蓬进入枯萎阶段^[1, 10]。在综合考虑盐地碱蓬不同生长阶段的

影像特征后,选择 9 月作为盐地碱蓬的最佳分类时段,并基于 Google Earth Engine (GEE) 平台筛选该时段内受云及其阴影影响较小的相对低潮影像,得到 2017—2022 年覆盖研究区的高质量遥感影像共 6 景(表 1)。根据已选定的影像构建了包含 12 个影像波段、27 个波段比值特征以及 13 个指数特征共计 52 个特征的特征集,具体计算公式见表 2。

表 1 选中的 2017—2022 年卫星影像
Tab.1 Selected satellite images during 2017 and 2022

时间	产品类型	云量/%
2017-09-29	Level-1C	0
2018-09-04	Level-1C	1.08
2019-09-14	Level-2A	0.51
2020-09-18	Level-2A	0.01
2021-09-23	Level-2A	0
2022-09-18	Level-2A	0

表 2 Sentinel-2 影像特征介绍
Tab.2 Features derived from the Sentinel-2 Images

特征类型	特征
光谱特征	B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B8A, B11, B12, VV, VH
波段比值特征组	B2/B4, B3/B4, B3/B8, B4/B2, B4/B3, B4/B5, B4/B8, B5/B3, B5/B4, B6/B3, B6/B5, B7/B3, B7/B4, B8/B2, B8/B3, B8/B4, B8/B5, B8/B11, B8/B12, B8A/B5, B11/B8, B11/B12, B12/B4, B12/B8, B12/B11, VV/VH, VH/VV
指数特征组 ^①	归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI) $NDVI = \frac{B8 - B4}{B8 + B4}$
	增强植被指数 (enhanced vegetation index, EVI) $EVI = \frac{B8 - B4}{B8 + 6B4 - 7.5B2 + 1}$
	植被衰减指数 (plant senescence reflectance index, PSRI) $PSRI = \frac{B4 - B2}{B6}$
	归一化差异红色变异指数 (normalized difference red edge, NDRE) $NDRE = \frac{B8 - RE}{B8 + RE}$
	地表水分指数 (land surface water index, LSWI) $LSWI = \frac{B8 - SWIR}{B8 + SWIR}$
	归一化水分指数 (normalized difference water index, NDWI) $NDWI = \frac{B3 - B8}{B3 + B8}$
	修正的归一化差异水体指数 (modified normalized difference water index, mNDWI) $mNDWI = \frac{B3 - SWIR}{B3 + SWIR}$
	植被近红外反射指数 (near-infrared reflectance of vegetation, NIRv) $NIRv = B8 \left(\frac{B8 - B4}{B8 + B4} \right)$

① SWIR 表示 B11 和 B12 这 2 个波段; RE 表示 B5, B6, B7, B8A 这 4 个波段。

2.2 随机森林模型训练与最优决策规则重建

基于构建的训练样本和特征集,应用 R 语言的 randomforest 包进行随机森林模型训练。随机森林是一种集成随机构建的决策树的强分类器,其通过

随机选择特征子集和样本子集构建决策树,并通过投票综合这些决策树的结果以提高分类精度^[23]。本研究中,随机森林模型决策树数量设置为 500,构建决策树每个结点的备选分类特征数目为 7。

已训练的随机森林模型内部决策规则需要重构才能表征投票过程。考虑到最简单的决策规则的由特征、关系和阈值构成,因此可遍历随机森林模型的内各决策规则,并按照特征与阈值的关系分组,将决策规则离散化为特征频数和相应特征的阈值分布。参照遗传算法,按照特征频数随机初始化种群,得到一系列特征组合及其对应的阈值区间,然后依据遗传算法求解各个特征组合对应的最优阈值。其中,遗传算法参数保持默认设置,即种群个体数目为 200,最大迭代次数为 100,变异率为 0.01。各个特征对应阈值的最大和最小值通过获取的阈值分布估算得到。遗传算法的适应度函数采用 Jaccard 指数。Jaccard 指数可以衡量 2 个集合之间相似性,公式为 $A \cap B / A \cup B$,其中 A 和 B 分别表示盐地碱蓬的分类结果与参考分布^[21]。Jaccard 指数值为 1 时表示分类结果与参考分布完全相同,为 0 则表示分类结果与参考分布完全不同。对于得到的一系列解集,按照 Jaccard 指数值进行排序,优选特征数量少、准确度高的特征及其阈值作为潜在解。通过局部分类结果筛选选定的潜在解,获取经过重构的决策规则。

综上,从已训练的随机森林模型中提取决策规则识别盐地碱蓬工作流程如图 2 所示:①观测最佳时相确定;②分类特征集构建;③随机森林模型训练;④遍历模型内部决策规则;⑤决策规则重构。

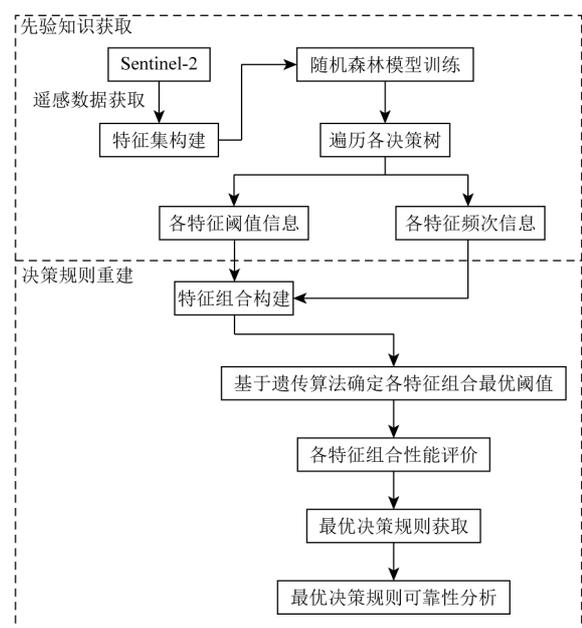


图 2 从已训练随机森林模型中提取决策规则识别盐地碱蓬工作流程
Fig.2 Workflow of extracting decision rules from trained RF models to derive Suaeda Salsa map

2.3 决策规则的迁移应用

为获取研究区内不同年份的盐地碱蓬分布数据,对已构建的决策规则进行阈值优化是必要的。这是因为不同年份遥感影像成像时间不同,气候条件、卫星姿态等差异会导致同一地物的反射率发生变化。因此,在前述的遗传算法基础上,根据土地覆被类型未发生变化的样本,对决策规则阈值进行优化。在此基础上,通过目视校验方法进一步改进盐地碱蓬识别结果,提高分类结果的可用性。

2.4 精度评价

使用混淆矩阵评价盐地碱蓬识别决策规则的精度,包括总体精度(overall accuracy, OA)、生产者精度(producer accuracy, PA)和用户精度(user accuracy, UA)。验证样本为2019年采集,包括数目相等的碱蓬样本与非碱蓬样本共计400个,对于其余年份的验证样本,利用现有样本及高分辨率的谷歌地球影像进行采集且确保每年样点数量保持一致。各评价指标公式为:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^n p_{ii}}{N}, \quad (1)$$

$$PA = \frac{p_{ii}}{p_{+i}}, \quad (2)$$

$$UA = \frac{p_{ii}}{p_{i+}}, \quad (3)$$

式中: n 为类别数; N 为验证样本点数; p_{ii} 为第*i*行和第*i*列中被正确分类的样本数; p_{+i} 为第*i*列的总和; p_{i+} 为第*i*行的总和。

3 结果与分析

3.1 盐地碱蓬遥感识别决策规则的构建与应用

针对2019年盐地碱蓬构建的随机森林模型,重

构得到其遥感识别规则为 $B3/B4 < 0.90 \ \& \ B5/B3 \geq 1.46$ 。依据验证数据,该决策规则 OA 达到 94.0%,碱蓬类别的 UA 为 89.6%,PA 为 99.5% (表 3)。重构的决策规则在 2017—2022 年盐地碱蓬提取结果见表 4。对比不同年份下盐地碱蓬提取精度,本研究重构的决策规则在 2020-09-18, 2021-09-23 及 2022-09-18 影像中提取效果最好,均达到了 95% 以上的精度。同时,盐地碱蓬提取时相跨度达 6 a, 而盐地碱蓬提取效果未出现较大差距,这表明重构后的决策规则对时间敏感性不强,其对盐地碱蓬的提取具有较好的适用性。

表 3 混淆矩阵与精度分析

Tab.3 Classification confusion matrix and precision analysis

类别	碱蓬	非碱蓬
碱蓬	199	23
非碱蓬	1	177
UA/%	89.6	99.4
PA/%	99.5	89.0
OA/%	94.0	

表 4 不同年份对应决策规则的分类精度结果

Tab.4 Classification accuracy results of decision rules in different years

时间	阈值信息	OA/%
2017-09-29	$B3/B4 < 0.98 \ \& \ B5/B3 \geq 1.16$	86.0
2018-09-04	$B3/B4 < 1.0 \ \& \ B5/B3 \geq 1.20$	92.5
2020-09-18	$B3/B4 < 0.88 \ \& \ B5/B3 \geq 1.46$	96.8
2021-09-23	$B3/B4 < 0.83 \ \& \ B5/B3 \geq 1.46$	97.3
2022-09-18	$B3/B4 < 0.96 \ \& \ B5/B3 \geq 1.26$	98.5

应用迁移的决策规则,得到 2017—2022 年辽河口盐地碱蓬时空分布见图 3。该地区盐地碱蓬主要分布于辽河口两岸,呈条带状分布;“退养还湿”工程实施后,盐地碱蓬面积先衰减后再迅速扩张。根据该地区盐地碱蓬面积统计结果(表 5),2017—

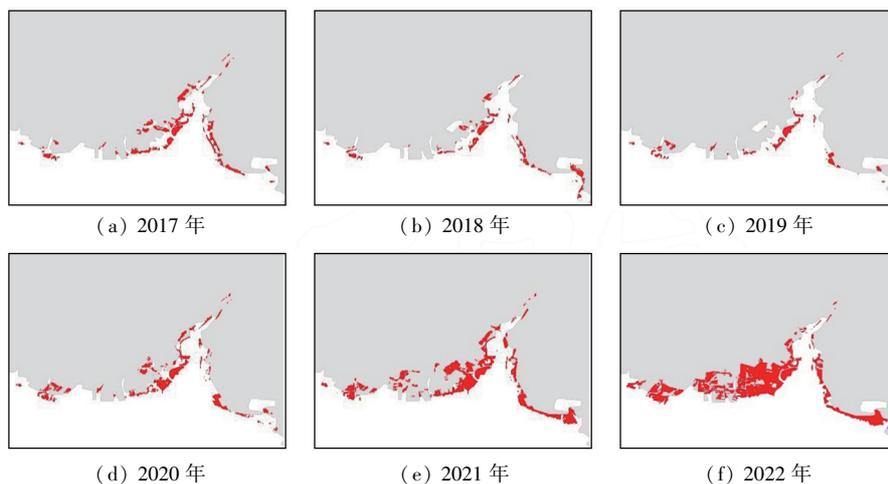


图 3 2017—2022 年辽河口盐地碱蓬时空变化

Fig.3 Temporal and spatial distribution changes of *Suaeda Salsa* in Liaohe estuary from 2017 to 2022

表5 2017—2022年辽河口盐地碱蓬面积
Tab.5 Area information of *Suaeda salsa* in Liaohu estuary from 2017 to 2022 (hm²)

年份	2017年	2018年	2019年	2020年	2021年	2022年
面积	1 154.69	732.43	658.15	1 380.20	3 048.38	4 221.75

2019年间,该地区从1 154.69 hm² 衰减至658.15 hm²。此后,盐地碱蓬斑块迅速向退养区域扩张,面积从2019年的658.15 hm² 快速恢复至4 221.75 hm²,表明“退养还湿”工程在盐地碱蓬恢复过程中起到了积极作用。

3.2 最优决策规则的可靠性分析

本研究从已训练随机森林模型中重构得到的决策规则为 $B3/B4 < 0.90$ & $B5/B3 \geq 1.46$,其不仅能够有效获取盐地碱蓬的分布信息,还可帮助人们理解盐地碱蓬的遥感识别机理。重构的决策规则信息来自绿($B3$)、红($B4$)以及红边($B5$)波段,其中 $B3/B4 < 0.90$ 对盐地碱蓬、沿岸滩涂及泥沙含量较大的水体均有积极响应(图4(c)),而 $B5/B3 \geq 1.46$ 对包含盐地碱蓬、芦苇在内的众多植被较为敏感(图4(d))。

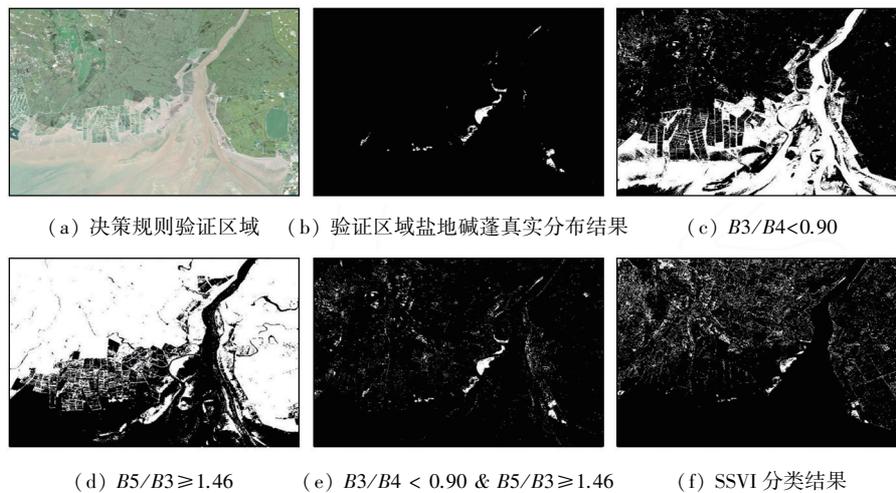


图4 决策规则内部各特征分类结果

Fig.4 Classification results of each element of the decision rule

通过案例区域对比本研究重构的决策规则和SSVI的有效性。根据文献,利用SSVI提取2019-09-23 GF-1 WFV影像中的盐地碱蓬,指数阈值为0.5,提取结果见图4(f)。依据验证数据(表6),该提取结果OA为83.3%,碱蓬类别UA为96.5%,PA为69.5%。与本研究构建的决策规则相比,SSVI表现较差,尤其是在盐地碱蓬-芦苇混合生长区域。二者对光滩、如果表面及陆地植被等土地覆被类型存在一定错分问题,但SSVI漏分问题较为严重。

表6 SSVI提取盐地碱蓬结果的混淆矩阵

Tab.6 Confusion matrix of extraction results of *Suaeda Salsa* using SSVI

类别	碱蓬	非碱蓬
碱蓬	139	5
非碱蓬	61	195
UA/%	96.5	75.9
PA/%	69.5	97.5
OA/%	83.3	

SSVI在多期影像中的盐地碱蓬提取精度见表7。对比表4可以看出,重构的决策规则对盐地碱蓬提取效果更好,除2017-09-29外,其在不同时期影

像的盐地碱蓬提取精度均在90%以上且变化幅度较小。这说明本研究重构的决策规则其时间敏感性不强,具有较好的适用性。综合来看,本研究重构的决策规则对盐地碱蓬的提取效果优于SSVI。

表7 2017—2022年SSVI提取盐地碱蓬的阈值与精度
Tab.7 Threshold and accuracy of SSVI extraction of *Suaeda Salsa* from 2017 to 2022

时间	阈值信息	OA/%
2017-09-20	SSVI > 4	73.0
2018-09-27	SSVI > 0.3	84.0
2020-09-30	SSVI > 1	71.5
2021-09-01	SSVI > 3	66.8
2022-09-01	SSVI > 5	79.5

3.3 辽河口盐地碱蓬的时空变化分析

应用质心分析^[24]进一步讨论2017—2022年辽河口盐地碱蓬的时空变化特征。根据图5可知,2017—2022年的盐地碱蓬质心坐标发生了明显迁移,其质心迁移轨迹与盐地碱蓬年际面积变化趋势相吻合。在盐地碱蓬缓慢衰退阶段(2017—2019年),其质心先向东南方向偏移,后向西方向迁移,该质心迁移轨迹表明辽河口北部盐地碱蓬在此阶段萎缩严重,泥沙淤积可能是造成此现象的主要原因;

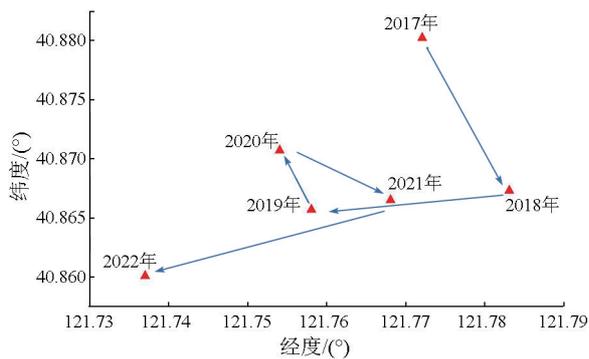


图5 2017—2022年辽河口国家自然保护区碱蓬的质心迁移情况

Fig.5 Centroids shifting of *Suaeda Salsa* in Liaohu estuary from 2017 to 2022

在盐地碱蓬快速增长阶段(2019—2022年),其质心首先向西北偏移,然后又折向东南,最后再向西南方

向迁移。结合表4,盐地碱蓬向退养区域的扩张是导致其质心向西南迁移的主要原因,表明辽河口西岸养殖池设施的拆除为盐地碱蓬提供了更多生存空间。

3.4 盐地碱蓬、芦苇与养殖池的转化案例分析

2017—2022年期间,辽河口盐地碱蓬生长状况经历了显著变化。在2017—2019年间,研究区东部(图6)临近海岸线生长的盐地碱蓬逐渐退化消亡(图6(a)—(c))。然而,在2020—2021年间,泥沙淤积使得盐地碱蓬逐渐恢复,原本的破碎斑块逐渐扩张。泥沙沉积形成的新栖息地由盐地碱蓬首先占据并建立优势群落,随后芦苇逐渐侵入(图6(d)—(e))。截至2022年,该地区盐地碱蓬恢复良好,但存在盐地碱蓬被芦苇取代的问题,而部分区域仅残留小斑块盐地碱蓬(图6(f))。

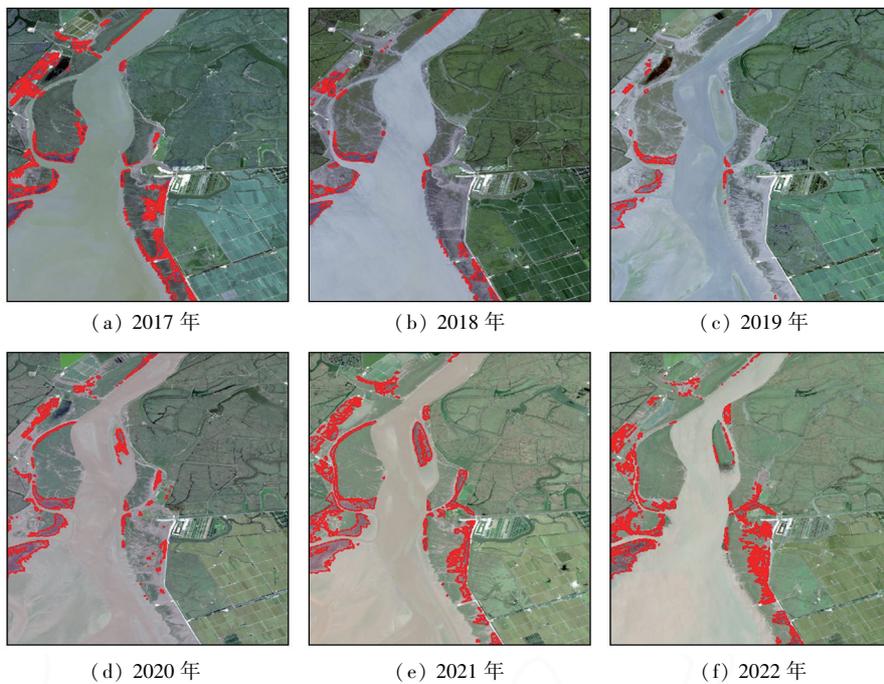


图6 辽河口东岸盐地碱蓬转化示意图

Fig.6 Schematic diagram of succession of *Suaeda salsa* in the east bank of Liaohu estuary

在研究区西部(图7),2017—2019年间,受养殖等人类活动干扰,养殖池边缘生长的盐地碱蓬面积萎缩(图7(a)—(c));2020—2022年间,盐地碱

蓬面积回升并随着退养而侵入废弃的养殖池(图7(d)—(f))。

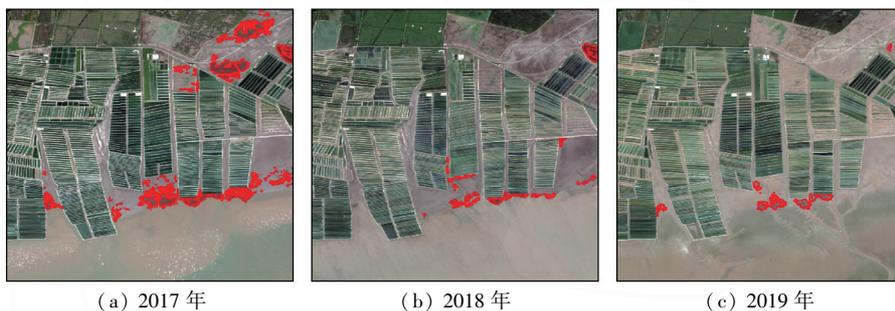


图7-1 辽河口西岸盐地碱蓬转化示意图

Fig.7-1 Schematic diagram of succession of *Suaeda salsa* in the west bank of Liaohu estuary

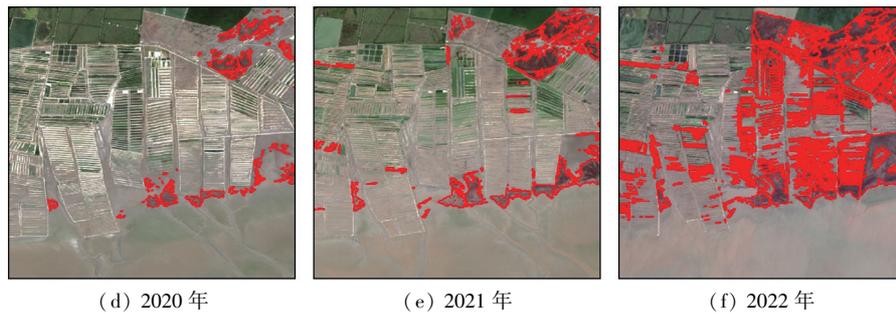


图 7-2 辽河口西岸盐地碱蓬转化示意图

Fig.7-2 Schematic diagram of succession of *Suaeda salsa* in the west bank of Liaohe estuary

以上 2 个案例揭示了盐地碱蓬的细节变化,说明“退养还湿”工程的成效显著,但也应注意芦苇扩张对盐地碱蓬的影响。盐地碱蓬作为迁徙水鸟的重要休息觅食地^[25],土地覆被类型转化可能会影响其栖息和觅食行为^[26],因此,通过对不同植被类型与候鸟行为之间的关系研究或可进一步揭示影响该地区盐地碱蓬转化的原因。

4 结论

本文以 Sentinel-2 影像为数据源,基于随机森林模型与遗传算法,重构了一套可自我解释的盐地碱蓬决策规则($B3/B4 < 0.90$ & $B5/B3 \geq 1.46$),后利用该分类决策规则高精度快速提取了 2017—2022 年辽河口盐地碱蓬分布信息,并得出以下结论:

1) 本研究重构得到的盐地碱蓬决策规则对 2019 年辽河口国家自然保护区的盐地碱蓬 OA 达到 94.0%, UA 达到 89.6%, PA 达到 99.5%。在 2017—2019 年间,该地区盐地碱蓬从 1 154.69 hm^2 衰减至 658.15 hm^2 ,而在“退养还湿”工程实施后,盐地碱蓬向退养区域快速扩张,其面积也于 2022 年恢复至 4 221.75 hm^2 。

2) 相较于现有的 SSVI 指数,本研究重构得到的决策规则对盐地碱蓬的提取完整度更高,尤其是在缓解提取小型盐地碱蓬斑块时的漏分现象方面。

3) “退养还湿”工程的实施在辽河口国家自然保护区西部创造了适宜盐地碱蓬生长的大面积裸滩,这是该地区盐地碱蓬质心位置总体向西南方向迁移的主要原因。

4) 对辽河口国家自然保护区盐地碱蓬的转化情况分析可知,盐地碱蓬可在浅滩快速生长扩张,但泥沙堆积导致的地形抬升会迫使其被芦苇演替。同时,盐地碱蓬在退养区域的快速扩张表明“退养还湿”工程成效显著。

参考文献 (References):

[1] 温广玥.1997—2018 年辽河口翅碱蓬生物群落时空变化特征

研究[D].北京:中国地质大学(北京),2020.

Wen G Y.Temporal and spatial variation of *Suaeda salsa* community in Liaohe River from 1997 to 2018[D].Beijing:China University of Geosciences,2020.

- [2] Gu J, Jin R, Chen G, et al. Areal extent, species composition, and spatial distribution of coastal saltmarshes in China[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 7085–7094.
- [3] 王旖旎,康亚茹,陈旭,等.辽河口潮滩湿地景观格局空间演变的动态分析[J].大连海洋大学学报,2021,36(6):1009–1017. Wang Y N, Kang Y R, Chen X, et al. Dynamic analysis of spatial evolution of landscape pattern in the tidal flat wetlands at Liao River Estuary[J]. Journal of Dalian Ocean University, 2021, 36(6): 1009–1017.
- [4] Cao C, Su F, Song F, et al. Distribution and disturbance dynamics of habitats suitable for *Suaeda salsa*[J]. Ecological Indicators, 2022, 140: 108984.
- [5] 邵璐,姜华.辽宁碱蓬根际土壤真菌多样性的季节变化及其耐盐性[J].生态学报,2016,36(4):1050–1057. Shao L, Jiang H. Effect of season and variation in salinity on the rhizosphere fungal diversity of *Suaeda liaotungensis*[J]. Acta Ecologica Sinica, 2016, 36(4): 1050–1057.
- [6] 余雪洋,叶思源, Yuknis N, 等.辽河三角洲碱蓬湿地不同植被覆盖度下的土壤对碳的扣留[J].中国地质,2014,41(2):648–657. Yu X Y, Ye S Y, Yuknis N, et al. Carbon sequestration along vegetation coverage gradient in the *Suaeda salsa* marsh from the Liaohe Delta[J]. Geology in China, 2014, 41(2): 648–657.
- [7] 何爽,张森,田家,等.结合多模态数据的滨海湿地碱蓬叶面积指数无人机高光谱反演[J].遥感学报,2023,27(6):1441–1453. He S, Zhang S, Tian J, et al. UAV hyperspectral inversion of *Suaeda Salsa* leaf area index in coastal wetlands combined with multimodal data[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023, 27(6): 1441–1453.
- [8] 张树文,颜凤芹,于灵雪,等.湿地遥感研究进展[J].地理科学,2013,33(11):1406–1412. Zhang S W, Yan F Q, Yu L X, et al. Application of remote sensing technology to wetland research[J]. Scientia Geographica Sinica, 2013, 33(11): 1406–1412.
- [9] 彭剑伟.1986—2018 年辽河口滨海湿地连续变化时空格局及驱动力分析[D].长沙:中南林业科技大学,2021. Peng J W. Spatial-temporal pattern and driving forces of continuous change of coastal wetlands in Liaohe Estuary from 1986 to 2018 [D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technolo-

- gy, 2021.
- [10] Song Z, Sun Y, Chen P, et al. Assessing the ecosystem health of coastal wetland vegetation (*Suaeda salsa*) using the pressure state response model, a case of the Liao River Estuary in China [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, 19(1): 546.
- [11] 王文硕. 典型盐生植被群落演替退化遥感监测研究 [D]. 大连: 大连海洋大学, 2022.
- Wang W S. Remote sensing monitoring research on the succession and degradation of typical saline vegetation community [D]. Dalian: Dalian Ocean University, 2022.
- [12] 许晨, 卢霞, 桑瑜, 等. 基于空谱融合与 AlexNet 算法的滨海湿地植被分类研究 [J]. *海洋科学*, 2023, 47(7): 1-11.
- Xu C, Lu X, Sang Y, et al. Vegetation classification combining spatial-spectral feature fusion based on remote sensing and AlexNet algorithm in a coastal wetland [J]. *Marine Sciences*, 2023, 47(7): 1-11.
- [13] Vilone G, Longo L. Notions of explainability and evaluation approaches for explainable artificial intelligence [J]. *Information Fusion*, 2021, 76: 89-106.
- [14] Chander A, Srinivasan R. Evaluating explanations by cognitive value [J]. *Proceedings of the Machine Learning and Knowledge Extraction; Second IFIP TC 5, TC 8/WG 84, 89, TC 12/WG 129 International Cross-Domain Conference, CD-MAKE 2018, Hamburg, Germany, August 27-30, 2018, Proceedings 2, F, 2018* [C]. Springer.
- [15] Tintarev N, Masthoff J. Explaining recommendations: Design and evaluation [M] // Ricci F, Rokach L, Shapira B, eds. *Recommender Systems Handbook*. Boston, MA: Springer US, 2015: 353-382.
- [16] 李营, 陈云浩, 陈辉, 等. GF-1 WFV 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 Y, Chen Y H, Chen H, 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.
- [17] Rodriguez-Galiano V F, Ghimire B, Rogan J, et al. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 67: 93-104.
- [18] Zhao C, Jia M, Wang Z, et al. Toward a better understanding of coastal salt marsh mapping: A case from China using dual-temporal images [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 295: 113664.
- [19] Boruah A N, Biswas S K, Bandyopadhyay S. Transparent rule generator random forest (TRG-RF): An interpretable random forest [J]. *Evolving Systems*, 2023, 14(1): 69-83.
- [20] Hou W, Zhang R, Xi Y, et al. The role of waterlogging stress on the distribution of salt marsh plants in the Liao River Estuary wetland [J]. *Global Ecology and Conservation*, 2020, 23: e01100.
- [21] Zhao C, Jia M, Wang Z, et al. Toward a better understanding of coastal salt marsh mapping: A case from China using dual-temporal images [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 295: 113664.
- [22] 程丽娜, 钟才荣, 李晓燕, 等. Sentinel-2 密集时间序列数据和 Google Earth Engine 的潮间带湿地快速自动分类 [J]. *遥感学报*, 2022, 26(2): 348-357.
- Cheng L N, Zhong C R, Li X Y, et al. Rapid and automatic classification of intertidal wetlands based on intensive time series Sentinel-2 images and Google Earth Engine [J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26(2): 348-357.
- [23] Maheshwari D, Garcia-Zapirain B, Sierra-Soso D. Machine learning applied to diabetes dataset using Quantum versus Classical computation [C] // 2020 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT). December 9-11, 2020, Louisville, KY, USA. IEEE, 2020: 1-6.
- [24] 张猛, 曾永年. 长株潭城市群湿地景观时空动态变化及驱动力分析 [J]. *农业工程学报*, 2018, 34(1): 241-249.
- Zhang M, Zeng Y N. Temporal and spatial dynamic changes and driving forces analysis of wetland landscape of Chang-Zhu-Tan urban agglomeration [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(1): 241-249.
- [25] 黄子强. 鹤鹑类迁徙停歇期对翅碱蓬和潮间带湿地的栖息地利用 [D]. 沈阳: 辽宁大学, 2019.
- Huang Z Q. The habitat use of migrant shorebirds in *Suaeda salsa* salt marshes and the intertidal flats in Liaohe River delta [D]. Shenyang: Liaoning University, 2019.
- [26] Kan Z, Chen B, Yu W, et al. Forecasting land-cover change effects on waterbirds in Xiamen Bay, China: Determining prospective species winners and losers [J]. *Marine Environmental Research*, 2023, 188: 106003.

Remote sensing-based monitoring and identification mechanisms of the spatiotemporal dynamics of *Suaeda salsa* in the Liaohe estuary, China

LI Yubin^{1,2}, WANG Zongming², ZHAO Chuanpeng², JIA Mingming², REN Chunying², MAO Dehua², YU Hao¹

(1. School of Surveying, Mapping and Exploration Engineering, Jilin Jianzhu University, Changchun 130118, China;

2. Key Laboratory of Wetland Ecology and Environment, Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102, China)

Abstract: The Liaohe estuary of China boasts the largest red beach landscape in the world. Monitoring the spatiotemporal dynamics of *Suaeda salsa* in this region is of great significance for revealing the performance of conservation measures such as returning aquaculture to wetlands. Currently, satellite remote sensing technology has been widely applied to the mapping and identification of coastal vegetation including *Suaeda salsa*. However,

existing classification methods rely on black-box models, which are difficult to interpret, while overlooking exploring identification mechanisms. This has hindered the improvement and development of related methods. Fortunately, the advancement in explainable artificial intelligence (XAI) has provided new directions for analyzing the black-box models. Considering that the decision rules in random forests are interpretable, this study developed a new method to extract the optimal decision rules from trained random forest models. Using this method, this study ultimately reconstructed the optimal decision rules used to identify *Suaeda salsa*, i.e., $B3/B4 < 0.90$ & $B5/B3 \geq 1.46$, with an overall data accuracy exceeding 90%. Using annual Sentinel-2 images from 2017 to 2022 as a data source, the study successfully extracted the annual dynamics of *Suaeda salsa* in the Liaohe Estuary. Accordingly, by combining the centroid migration method, this study analyzed the spatiotemporal changes in the *Suaeda salsa* following the implementation of returning aquaculture to wetlands, revealing the current status that the *Suaeda salsa* in this region is undergoing rapid restoration.

Keywords: returning aquaculture to wetlands; *Suaeda salsa*; explainable artificial intelligence (XAI); random forests; decision rule

(责任编辑: 陈昊旻)

