

高时空分辨率遥感影像结合面向对象方法的 滨海盐沼植被物候监测

李金源^{1,2,3}, 柯樱海^{1,2,3}, 闵钰魁^{1,2,3}, 卓昭君^{1,2,3},
张梦瑶^{1,2,3}, 沙敬涵^{1,2,3}, 韩潇然^{4,5}

1. 城市环境过程与数字模拟国家重点实验室培育基地, 北京 100048;

2. 水资源安全北京实验室, 北京 100048;

3. 首都师范大学 资源环境与旅游学院, 北京 100048;

4. 中国科学院大学, 北京 100049;

5. 中国科学院青藏高原研究所 青藏高原地球系统与资源环境国家重点实验室, 北京 100101

摘要: 盐沼植被物候的准确监测对“蓝碳”生态系统碳循环研究至关重要。高时空分辨率的卫星遥感技术使得精细化的植被物候监测成为可能, 但同时也不可避免地存在“椒盐噪声”。本研究以黄河口湿地为研究区, 结合高时空分辨率遥感数据和面向对象方法, 开展滨海盐沼物候监测研究。首先基于吉林一号影像进行多尺度分割, 提取盐沼植被对象。随后以对象为基本单元, 基于时序PlanetScope影像, 采用S-G (Savitzky-Golay) 滤波、Double-logistic模型以及动态阈值法提取物候参数, 获得生长季开始日期(SOS)、生长季结束日期(EOS)以及生长季长度(LOS), 并从时序NDVI拟合精度、物候参数提取结果的空间异质性以及物候相机观测的一致性3方面开展结果评价。结果表明:(1)相比像元尺度, 基于对象的时序NDVI拟合均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、以及平均绝对百分比误差(MAPE)均较低, RMSE<0.05、MAPE<15%和MAE<0.035的区域面积分别增加了11.46%、12.93%和10.72%, 表明基于对象的时序NDVI拟合精度更高。(2)基于对象和基于像元的物候参数提取结果在空间分布上较为一致, 二者都能体现盐沼植被物候的空间异质性, 但基于对象的物候参数在空间上更为平滑, 有效缓解了像元级物候参数在小尺度上的变异性。利用半方差函数量化局部物候参数的空间异质性, 发现基于对象的物候参数所得的块金值(C_0)和偏基台值(C)明显低于基于像元的物候参数所得的结果。(3)基于对象的物候参数与物候相机获取的物候参数具有较高的一致性(SOS一致, EOS、LOS仅相差一天), 而对象内像元的物候参数存在较大的差异。本研究表明, 面向对象的影像分析方法有效降低了高分辨率遥感影像带来的椒盐噪声, 在盐沼湿地高分辨率物候提取方面具有良好的应用潜力。

关键词: 盐沼湿地, 物候, 吉林一号, PlanetScope, 高分辨率

中图分类号: P2

引用格式: 李金源, 柯樱海, 闵钰魁, 卓昭君, 张梦瑶, 沙敬涵, 韩潇然. 2025. 高时空分辨率遥感影像结合面向对象方法的滨海盐沼植被物候监测. 遥感学报, 29(11): 3229-3242

Li J Y, Ke Y H, Min Y K, Zhuo Z J, Zhang M Y, Sha J H and Han X R. 2025. Phenological monitoring of coastal salt marsh vegetation using high spatiotemporal resolution remote sensing imagery with object-oriented method. National Remote Sensing Bulletin, 29(11): 3229-3242 [DOI: 10.11834/jrs.20254350]

1 引言

滨海盐沼湿地位于陆地生态系统和海洋生态系统的交错地带, 是受海洋潮汐周期性或间歇性影响, 由盐生植被覆盖的湿地生态系统。作为中

国滨海最主要的湿地类型, 盐沼湿地植被生产力高, 并且在应对全球气候变化、推动区域可持续发展等方面发挥着不可替代的作用, 是中国“蓝碳”碳汇的主要贡献者(陈宜瑜, 2022; 韩广轩等, 2023)。植被物候是碳循环模拟的重要植被参数,

收稿日期: 2024-08-14; 预印本: 2025-01-16

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42071396)

第一作者简介: 李金源, 研究方向为盐沼植被物候, 生态水文遥感应用。E-mail: ljy7872@163.com

通信作者简介: 柯樱海, 研究方向为多源遥感数据融合、人工智能及数据挖掘方法, 生态水文遥感应用。E-mail: yke@cnu.edu.cn

也是表征生态系统功能及其对环境变化响应方式的重要生态指标(谢志英等, 2024)。滨海盐沼植被物候的准确监测对“蓝碳”生态系统碳循环研究至关重要。

卫星遥感技术具有观测范围广、空间连续的优势,能较好地捕捉大范围植被冠层绿度变化过程和时空差异特征,已广泛应用于陆地生态系统物候监测(宋杰等, 2024)。相较于陆地生态系统,滨海盐沼湿地具有高度的动态性、异质性和敏感性(吴瑞娟等, 2020)。因土壤温度、水盐含量存在差异,盐沼植被物候会呈现出显著的空间异质性(康满萍等, 2021; 张明亮, 2022)。中低空间分辨率遥感卫星数据(如MODIS、Landsat系列等)由于存在混合像元现象,单个像元通常包含多种植被类型,在多种植被类型混合的情况下,很难准确分析盐沼植被物候变化的生理机制(Bolton等, 2020, Chen等, 2019)。

随着卫星遥感数据的时空分辨率不断提高,精细尺度植被物候监测成为可能。如PlanetScope卫星具有3 m空间分辨率和接近每日的重访周期,已被用于提取森林样地尺度和单木树冠尺度的物候参数(Cheng等, 2020; Moon等, 2021; Zhao等, 2022),与现场物候观测具有较高的一致性(Liu等, 2024)。Han等(2022)利用PlanetScope时序影像提取盐沼植被的物候参数,发现其较高的空间分辨率可以有效反映盐沼植被物候的空间异质性。然而,丰富的地物细节也会导致同一地物的内部光谱差异性变大(闵钰魁等, 2023; 张银胜等, 2024),这种差异性体现在时序信号中,会使物候监测结果不可避免地存在椒盐噪声问题(Dronova等, 2022)。

基于对象的影像分析OBIA(Object-Based Image Analysis)方法将影像中的相邻像元聚合成具有相似光谱特征的对象,再对其进行分析和处理。众多研究表明,相比于基于像元的遥感影像分析,OBIA方法可以显著减少椒盐噪声(洪亮等, 2022)并提高高分辨率遥感影像分类精度(Xue等, 2023; Hu等, 2024a)。如Whyte等(2018)基于OBIA方法,使用Sentinel数据生成了高精度的大圣卢西亚湿地公园土地利用图。然而,目前OBIA在物候监测的研究中应用较少。

黄河三角洲作为中国暖温带最年轻、最广阔且最完整的湿地生态系统,是全球环境变化与湿地

生态保护研究的重要区域,具有极高的生态价值。该区域具有典型的盐沼植被类型以及河口湿地植物的带状分布格局,构成了滨海湿地生态系统的重要基础。本研究以黄河口湿地为研究区,以高空间分辨率的吉林一号(Jilin-1, 0.75 m)和PlanetScope影像为主要数据源,构建基于OBIA的盐沼植被物候参数提取方法,并与传统像元尺度的物候参数提取结果进行对比,探索基于对象的物候参数在体现空间异质性以及提取精度方面的优势。

2 研究区和数据

2.1 研究区概况

黄河口湿地位于山东省东营市黄河入海口(117°31'E—119°20'E, 36°55'N—38°16'N),该地属于暖温带半湿润大陆性季风气候,四季分明,年平均气温12℃左右;夏季多雨,年均降雨量576.7 mm。本研究区位于黄河尾间两侧的潮间带湿地,按照空间位置和盐沼分布分为4个区域,分别为黄河口北岸西侧(A)、黄河口北岸(B)、黄河入海口(C)、黄河口南岸(D)(图1(a))。本研究时段为2020年,此时主要盐沼植被类型包括互花米草SA(*Spartina alterniflora*)、芦苇PA(*Phragmites australis*)、盐地碱蓬SS(*Suaeda salsa*)和怪柳TC(*Tamarix chinensis*),整体成带状分布格局(图1(b))。互花米草主要分布在中低潮位区域(如区域A、B的北侧,以及C、D的南侧)。芦苇则主要生长在河道两旁沼泽地等高潮位区域(如区域B的南侧和区域D的北侧)。互花米草和芦苇的植被覆盖度较高。怪柳通常与芦苇混生,碱蓬主要分布在中高潮位区,密度低,时常与怪柳混生,呈层状交替分布。

2.2 研究数据

2.2.1 时序PlanetScope卫星影像

本研究使用PlanetScope卫星影像提取黄河口盐沼植被物候参数。PlanetScope卫星重访周期约1—2 d,影像空间分辨率3 m,包含蓝(455—515 nm)、绿(500—590 nm)、红(590—670 nm)和近红外(780—860 nm)4个波段。获取2020年覆盖研究区的3B级4波段无云影像数据集,所有影像均为辐射校正、正射校正、大气校正后的地表反射率数据。剔除由于传感器差异和噪声产生的低质量影像,A、B、C、D区的影像数量分别为39景、46景、

45景、33景。此外,研究区于2021年底在B区布设了物候相机,为与定点监测的物候参数进行比

较,获取了覆盖B区2022年PlanetScope影像数据,经过筛选,影像数量为75。

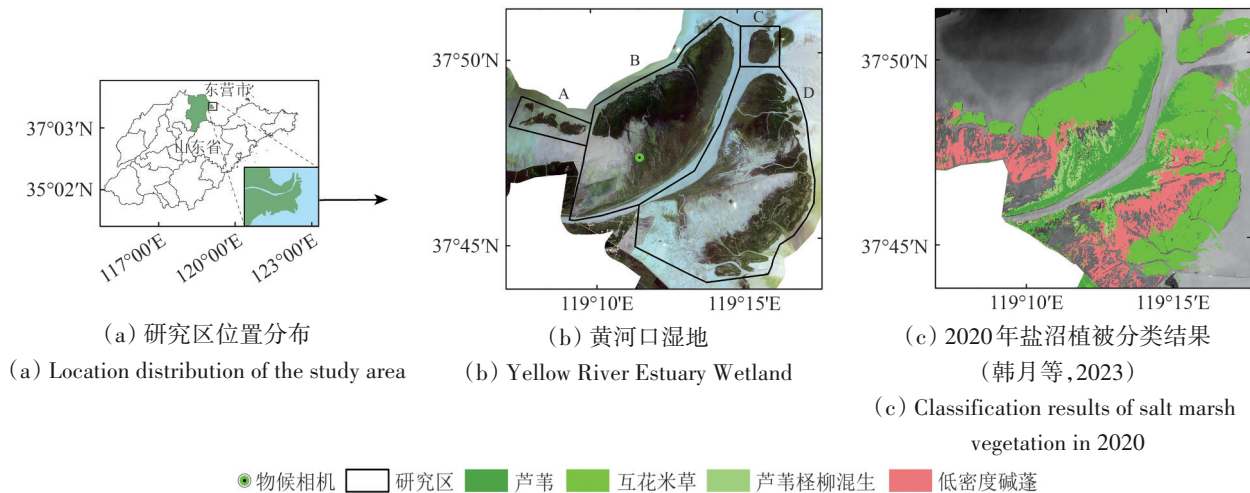


图1 研究区

Fig. 1 Study area

2.2.2 吉林一号(JL-1)卫星影像

本研究获取了2020年8月29日覆盖研究区的吉林一号宽幅01星亚米级宽幅相机影像(Jilin1-KF01A),用于盐沼植被的对象分割与提取。利用ENVI 5.6软件对该影像进行辐射校正、大气校正、图像配准等预处理。吉林一号卫星星座是由高分、宽幅、多光谱等系列的高性能光学遥感卫星组成,其中宽幅01星具有高精度、超大幅等特点,全色分辨率为0.75 m,多光谱分辨率为3 m,重访周期约3.3 d。卫星包含蓝(450—510 nm)、绿(510—580 nm)、红(630—690 nm)、近红外(770—895 nm)以及全色(450—800 nm)波段。

2.2.3 物候相机数据

为精确监测黄河口湿地盐沼植被物候变化,获取了2021年12月至2022年12月黄河口北岸NetCam物候观测相机照片。相机每日在11时和13时分别拍摄两张照片(RGB、IR波段),格式为JPEG。经筛选,2022年共采集到合格的IR照片和RGB照片各644张,总计1288张。将所有合格照片进行DN值校准,用于构建物候相机NDVI时序数据(式(1))。

$$DN_{cor} = \left(\frac{100}{a} \right) \times DN_{origion} \quad (1)$$

式中, $DN_{origion}$ 为原始照片值, DN_{cor} 为新校准值, a 为每张照片的曝光度。

2.2.4 辅助数据

2020年4月、6月和9月开展了野外踏勘。同时,利用无人机对多个植被区域进行拍摄,并对无人机影像进行处理,生成多光谱正射影像。影像在3.1节中用于对象分类样本选择,在4.4节中用于从全局对象中辅助选择芦苇对象。

3 研究方法

本研究技术流程如图2所示。首先,基于Jilin1-KF01A影像,采用多尺度分割方法进行影像分割,提取盐沼植被对象。随后,以对象为基本单元,基于PlanetScope影像,构建对象尺度NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)时序数据。基于NDVI时序数据,采用S-G滤波、Double-logistic模型以及动态阈值法提取物候参数。另外,采用同样的方法,以像元为基本单元提取物候参数,并与对象尺度的结果进行比较。最后,结合野外物候相机数据,对两种尺度的物候参数提取结果进行精度评价。

3.1 吉林一号影像分割和盐沼植被对象提取

对于复杂的滨海盐沼湿地,面向对象的分类方法能更好地定义和捕捉植被的空间特征。多尺度分割是面向对象分类的关键步骤。选择恰当的分割尺度在影像分割过程中至关重要,这直接决定影像对象的大小。每个对象的形状异质性则由光滑度和紧密度来衡量。

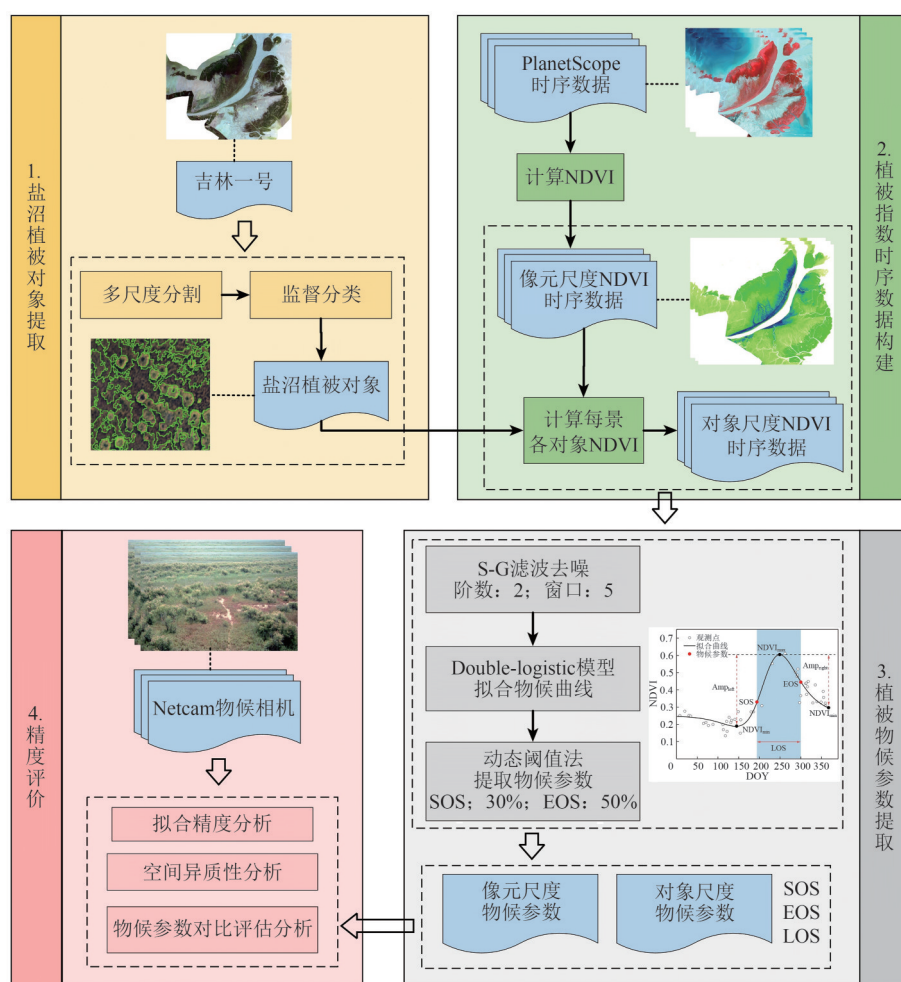


图2 方法流程图

Fig. 2 Method flow chart

本研究首先利用 Jilin1-KF01A 影像进行多尺度分割, 经过多次实验, 最终选择了最优分割尺度为 100, 紧密度为 0.6, 光滑度为 0.4。其次, 多尺度分割后, 基于野外踏勘经验和无人机影像, 选择“盐沼植被”和“其他”两类样本。由于 2020 年研究区盐地碱蓬分布稀疏且覆盖度低, 物候提取困难, 因此本研究将低密度盐地碱蓬划分为“其他”类别, 仅关注植被密集区的物候提取。再次, 基于最邻近规则分类法进行监督分类。最后, 提取出盐沼植被对象, 用于构建对象尺度时序数据。

3.2 NDVI 时序数据构建

NDVI 是植被物候提取中应用最广泛的植被指数之一。本研究分别以 3.1 节提取的盐沼植被对象和以 PlanetScope 像元为基本单元, 分别构建时序 NDVI。对于前者, 首先基于 PlanetScope 数据, 逐景计算 NDVI, 得到 NDVI 数据图层; 其次, 对于

每景 NDVI 数据, 计算各对象内所有像元的 NDVI 均值, 作为对象 NDVI 值, 进而得到对象尺度的 NDVI 时序数据。

3.3 盐沼植被物候参数提取

由于预处理后的卫星图像可能仍包含未被识别的云层和潮汐淹没等干扰因素, 这些因素会导致 NDVI 值偏低, 同时传感器之间的差异也可能引起 NDVI 值的异常波动, 因此本研究首先将对象尺度时序数据 $NDVI < 0.1$ 的对象值去除, 以消除薄云和潮汐淹没的影响。其次, 对时序 NDVI 进行去噪和曲线拟合。SG 滤波能在去噪的同时, 更好地反映时序数据中的波峰和波谷特征 (张王宽 等, 2023)。Double-logistic 模型在曲线拟合时对噪声具有更好的去除效果 (Hu 等, 2024b), 能够灵活地适应不同类型和条件下的植被时序数据 (孙莉昕 等, 2023)。因此研究使用多项式阶数为 2、窗口大小为 5 的 SG 滤波器对两种尺度平滑后的全局 NDVI 时序数据进

行去噪平滑, 然后使用 Double-Logistic 模型对平滑后的 NDVI 时序数据进行曲线拟合 (式 (2))。

$$y = \frac{a_1}{1 + e^{-n_1(x - m_1)}} - \frac{a_2}{1 + e^{-n_2(x - m_2)}} + c \quad (2)$$

式中, x 表示 DOY (day of year), y 表示 NDVI 观测值; a_1 、 a_2 、 n_1 、 n_2 、 m_1 、 m_2 和 c 是模型参数。 a_1 和 a_2 控制曲线的幅度; n_1 和 n_2 是生长速率的参数, 控制曲线的陡峭程度; 增长率 m_1 和 m_2 分别是两个 logistic 函数的中点, c 是一个常数。

植被物候参数提取最常见的方法包括阈值法、滑动平均法以及求导法 (王敏钰 等, 2022)。阈值法通过对植被指数曲线设置一定阈值来确定植物的生长季起止时间, 其中动态阈值法对植物物候识别的可行性和准确性均最优 (Huang 等, 2019)。阈值 20%、30%、50% 等常被用作物候参数生长季开始日期 SOS (Start Of the Season) 或生长季结束日期 EOS (End Of the Season) 的提取 (Sun 等, 2021; Zhang 等, 2022; Zheng 等, 2022)。本研究根据尝试发现, 分别选取 30%、50% 阈值提取 SOS、EOS 比较合理。因此本研究基于 NDVI 时序拟合曲线, 采用动态阈值法, 进行物候参数提取。如图 3, $NDVI_{\max}$ 为最大 NDVI, $NDVI_{\min}$ 为 $NDVI_{\max}$ 左侧的最小 NDVI, $NDVI_{\min}$ 为 $NDVI_{\max}$ 右侧的最小 NDVI, SOS 定义为 $NDVI_{\min}$ 增长到振幅 (Amp_{left}) 30% 的时刻, EOS 定义为 $NDVI_{\min}$ 降低到振幅 (Amp_{right}) 50% 的时刻, 生长季长度 LOS (Length of growing season) 定义为 EOS 与 SOS 的时间跨度。同时, 以像元为基本单元, 采用本节同样的流程提取像元尺度的物候参数。

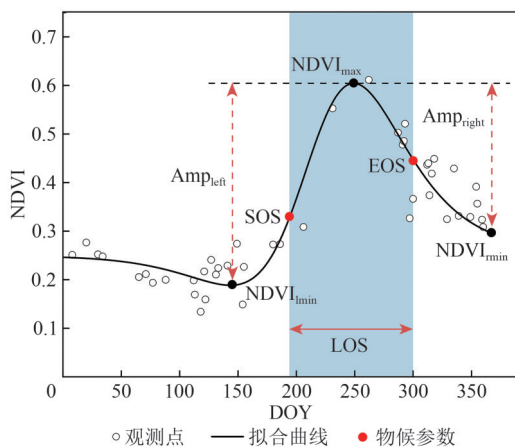


图3 物候曲线及参数图

Fig. 3 Phenological curve and parameter diagram

3.4 结果评价

通过时序 NDVI 拟合精度、物候参数提取结果的空间异质性以及物候相机观测的一致性三方面评价、对比基于对象和像元尺度的物候提取结果。首先, 分别基于原始像元级和对象级时序 NDVI 观测值, 计算 NDVI 拟合值的 RMSE (Root Mean Square Error)、MAE (Mean Absolute Error) 以及 MAPE (Mean Absolute Percentage Error) (式 (3)、(4)、(5)), 以表征时序 NDVI 的拟合精度。这 3 个指标可以从一定程度上反映时序 NDVI 观测值的噪声程度。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (NDVI_i - \widehat{NDVI}_i)^2} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |NDVI_i - \widehat{NDVI}_i| \quad (4)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{NDVI_i - \widehat{NDVI}_i}{NDVI_i} \right| \times 100\% \quad (5)$$

式中, $NDVI_i$ 是在时间序列中第 i 个 NDVI 观测值, $\widehat{NDVI}_i$ 是对应的 NDVI 拟合值, n 代表 NDVI 观测的数量。

其次, 选取小区域, 采用半方差函数 (semi-variogram) (式 (6)) 量化局部物候参数的空间异质性。

$$r(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} (Z(x_i) - Z(x_i + h))^2 \quad (6)$$

式中, x_i 为第 i 个位置点; h 为两个位置点的距离; $r(h)$ 为半方差函数值; $Z(x_i)$ 、 $Z(x_i + h)$ 为 x_i 、 $x_i + h$ 处的变量值, 即物候参数值; $N(h)$ 为间隔距离为 h 时样本点的个数。半方差函数是分析区域化变量空间异质性的有力工具。在本研究中, 经过多次实验与比较, 最终选定指数模型作为最佳模型。本研究计算了块金值 (C_0)、偏基台值 (C)、基台值 ($C_0 + C$)、块基比 ($C_0 / (C_0 + C)$) 以及变程 (A) 等一系列指标, 旨在量化并对比基于面向对象方法与基于像元提取的局部物候参数在空间异质性方面的差异。

再次, 为评估两种尺度物候参数结果的准确性以及与现场物候相机观测的一致性, 本研究通过观察、比对无人机影像和 Jilin-1 影像分割结果, 选择物候相机观测范围内的芦苇对象。从相机拍摄区域内选择对应区域, 计算其每日 NDVI 均值。最后按照第 3.3 节方法进行物候参数提取, 并将三

者物候参数提取结果进行对比评估分析。

4 结果分析

4.1 盐沼植被提取结果

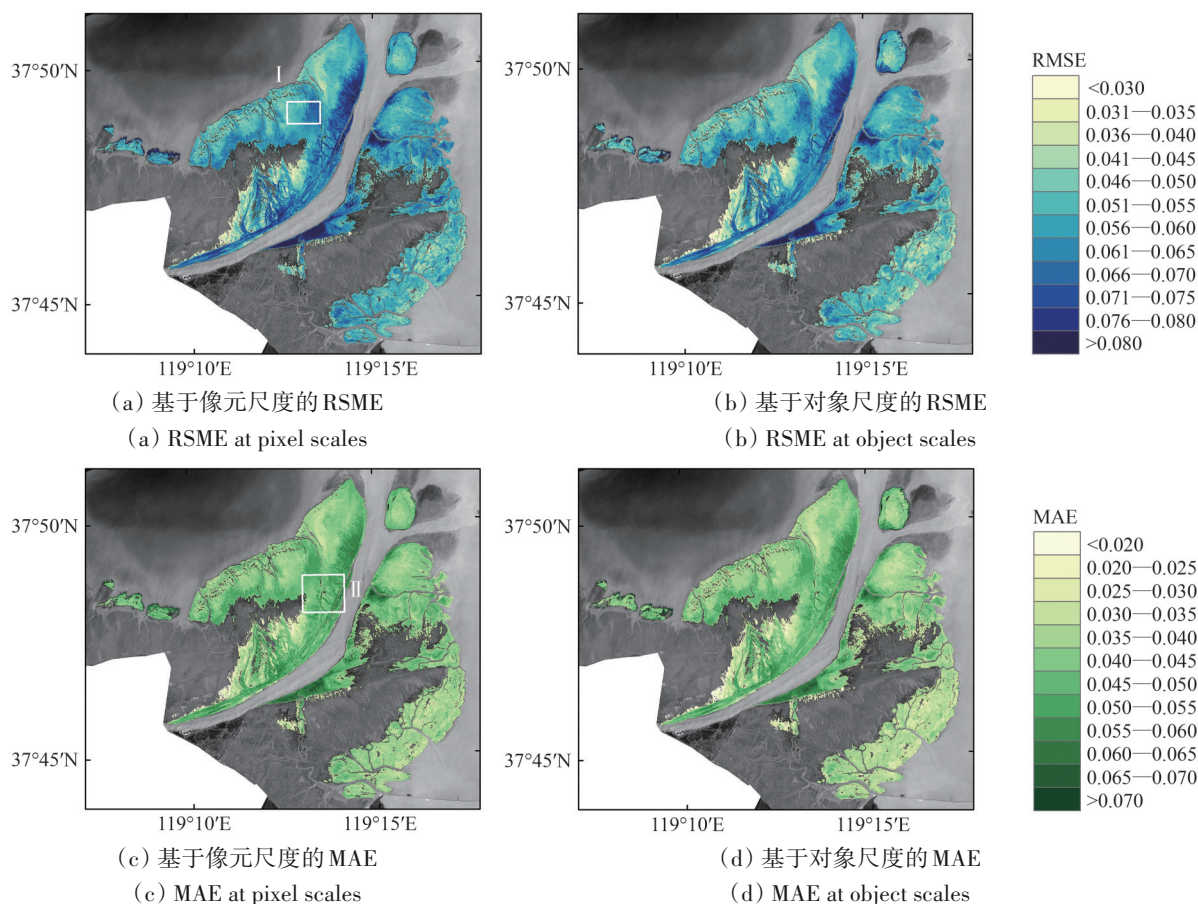
为验证盐沼植被提取结果,生成500个随机样本点,根据现场实地观测以及目视解译结果赋予相应的属性值。计算混淆矩阵得知,总体精度(OA)为94.6%, Kappa系数为0.892,盐沼植被的生产者精度(PA)为90.6%、用户精度(UA)为99.18%。这些指标表明分类精度较高,能够较好地提取出盐沼植被对象。

4.2 基于对象和像元尺度时序NDVI拟合精度

图4显示了基于对象和像元尺度,NDVI拟合值的RMSE、MAE、MAPE。可以看到,两种方法得到的NDVI拟合精度指标具有相似的空间分布格局(图4(a) — (b); (c) — (d); (e) — (f))。具体来说,在黄河口北岸和南岸的互花米草分布

区(图1(b)), RMSE、MAE以及MAPE比芦苇分布区偏低。在互花米草区域, $RMSE < 0.04$, $MAE < 0.03$, $MAPE < 10\%$;而在芦苇区域, $RMSE > 0.055$, $MAE > 0.05$, $MAPE > 20\%$;互花米草与芦苇的过渡区域以及混生植被区域的拟合精度介于两者之间。

北岸中部互花米草区域部分拟合精度较低,可能是由于地势较低且常年堆积的枯落物较多(Su等, 2023),以及潮淹流经的潮水的蒸发时间较长,土壤含水量、盐度等的增加影响NDVI观测值(图5(a) — (b))(卞福花等, 2022)。芦苇、柽柳等较早生长的盐沼植被区域拟合精度较低的主要原因可能是当年黄河口常出现多云降雨和强风天气,区域常被云层覆盖和潮汐淹没,导致植被生长旺季参与拟合的影像数量较少(图5(e) — (f))。此外,相较于其他中潮滩植被,潮沟周围的植被更容易受到潮汐淹没的影响(陈康明和朱旭东, 2021),淹水频率的增加导致拟合精度降低(图5(c) — (d))。



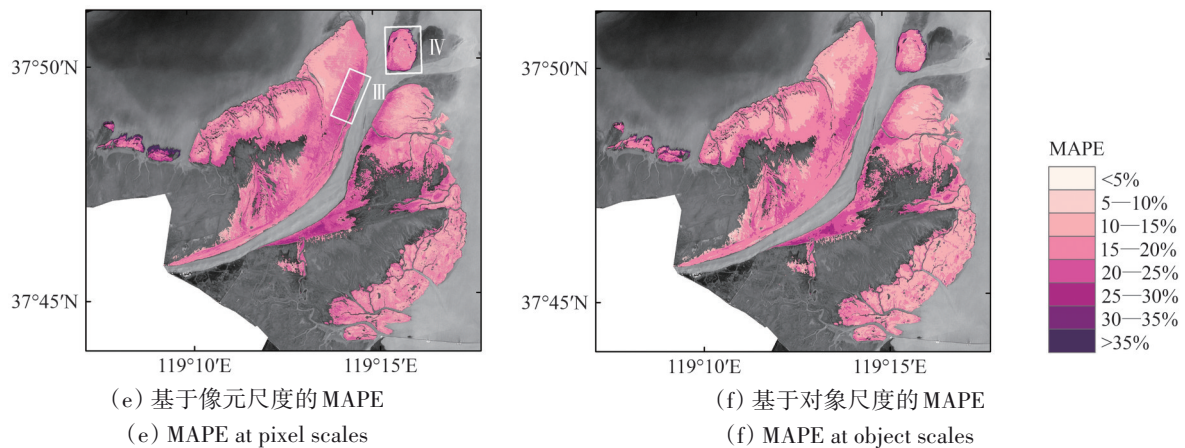


图4 基于对象和像元尺度的RMSE、MAE、MAPE空间分布图

Fig. 4 Spatial distribution of RMSE, MAE, MAPE based on object and pixel

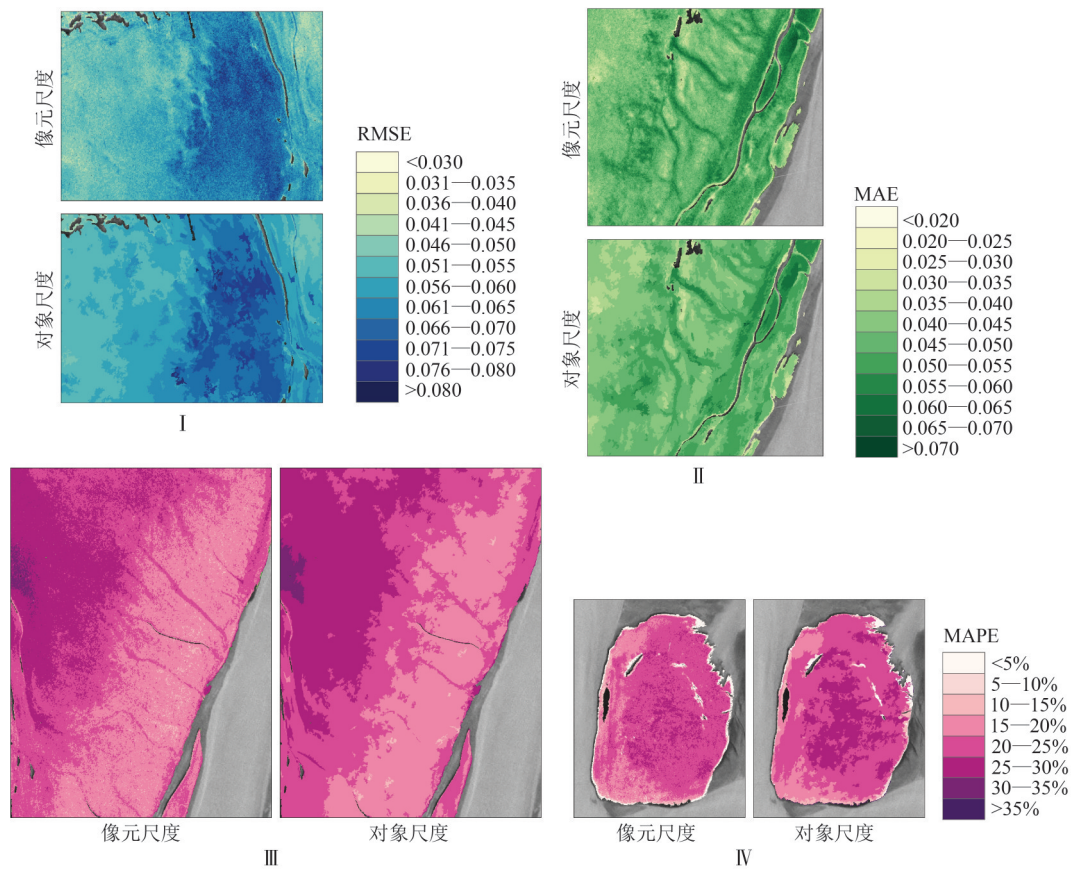


图5 基于对象和像元尺度的RMSE、MAE、MAPE局部对比图(图中 I、II、III、IV 的空间位置如图4所示)

Fig. 5 Comparison of local area RMSE, MAE, MAPE based on object and pixel (The spatial positions of I, II, III, and IV in the figure are shown in Fig 4)

由局部对比图可知, 像元尺度的结果图中存在椒盐噪声(图5), 而对象尺度的结果图平滑了此类噪声(图5), 且后者的互花米草、芦苇以及混生植被区域的整体拟合精度也明显提高。对于高分辨率的 PlanetScope 小卫星星座, 由于传感器性能差异、轨道及其他观测条件不同, 以及复杂的大气环境, 像元尺度的 NDVI 在时序上显现出显

著的不稳定性, 而通过聚合相邻像元并计算其均值以获取的对象尺度 NDVI, 则有效缓解了这种不稳定性, 提高了时序数据质量。由图6可知, 基于对象的 NDVI 观测值整体拟合误差明显低于像元尺度, 图中下标 $_{obj}$ 和 $_{pix}$ 分别表示对象和像元尺度。对象尺度 $RMSE_{obj} < 0.05$ 的面积占比约 37.24%, 而对于像元尺度 $RMSE_{pix} < 0.05$ 的占比约 25.78%。同样,

约有 36.31% 的对象其 $MAPE_{obj} < 15\%$ ，而 $MAPE_{pix} < 15\%$ 占比约为 23.38%；约有 25.17% 的对象其 $MAE_{obj} < 0.035$ ，而 $MAE_{pix} < 0.035$ 占比约 14.45%。这

表明对象尺度 NDVI 的变化更能反映植被冠层绿度的变化，也表明了采用对象尺度进行物候提取的必要性。

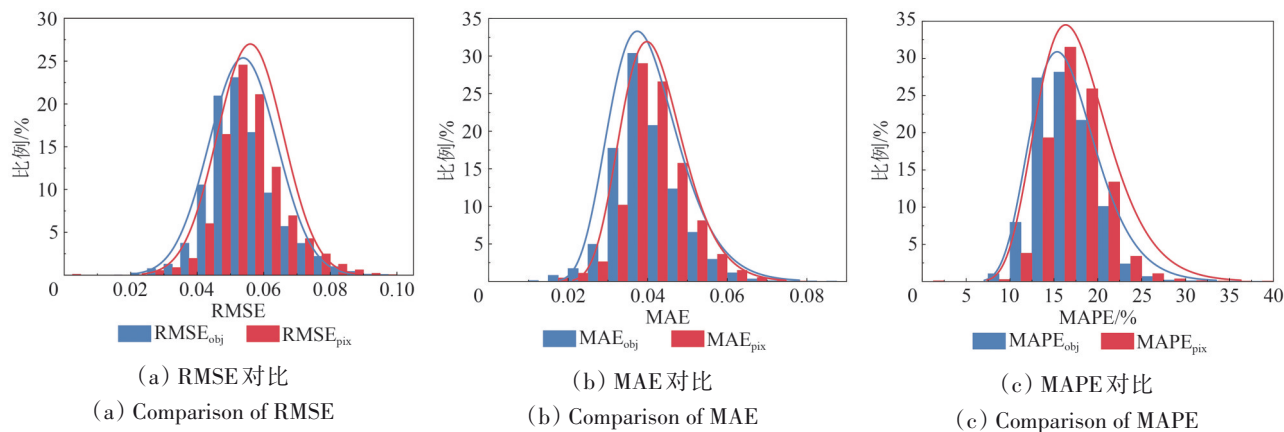


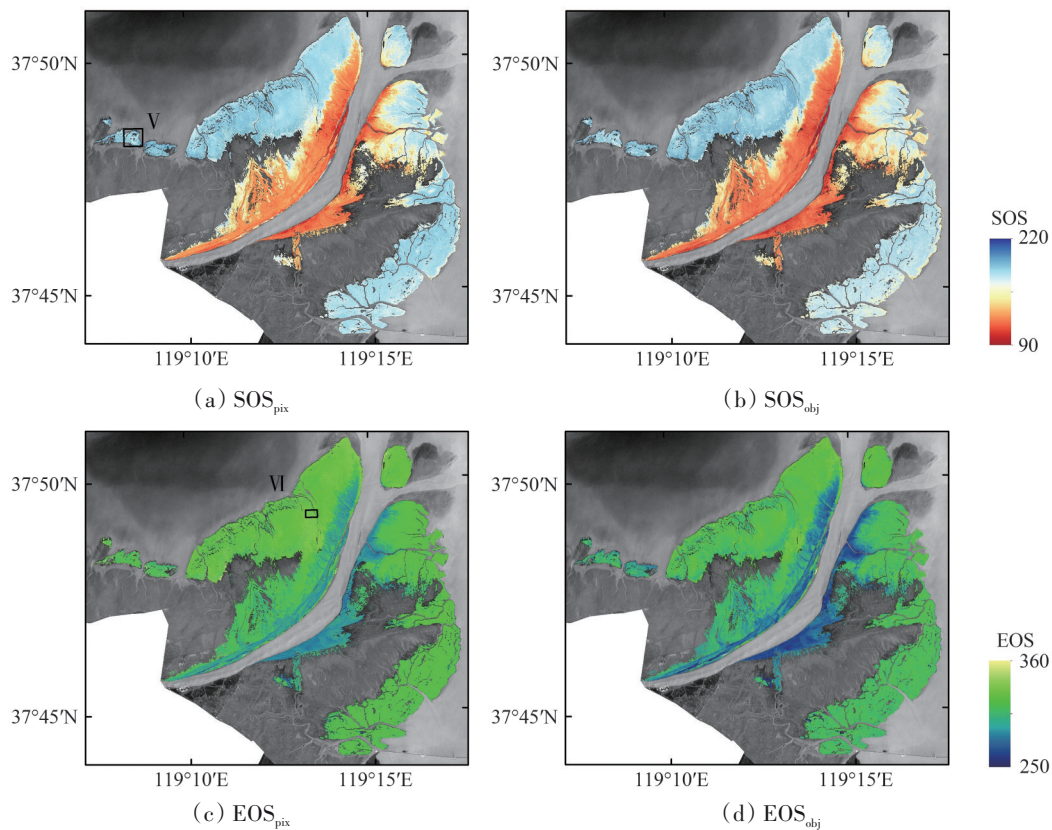
图6 基于对象和像元尺度RMSE、MAE、MAPE直方图对比

Fig. 6 Comparison of RMSE, MAE, and MAPE histograms based on object and pixel

4.3 物候参数提取结果

图7展示了研究区内植被物候参数空间分布(图7(a)、(c)、(e)为像元尺度,图7(b)、(d)、(f)为对象尺度)。结果表明,无论是在像元尺度还是对象尺度上,植被物候参数的总体空间格局较为一致,不同植被类型的物候存在显著差异。

具体而言,互花米草的SOS和EOS明显晚于芦苇、怪柳以及混生区。由图7和图8可以得知,互花米草的SOS约在160—200 d, EOS约在300—340 d;相较之下,芦苇和怪柳的SOS和EOS较早,芦苇SOS约在100—140 d,怪柳SOS约在90—120 d,芦苇EOS约在270—300 d,怪柳EOS与之相似。



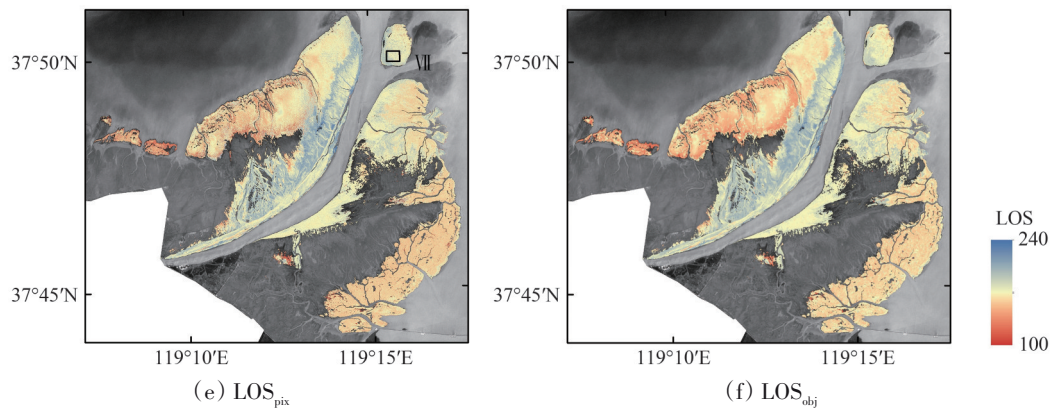


图7 基于对象和像元尺度物候参数空间分布图

Fig. 7 Spatial distribution of phenological parameters based on object and pixel

由图8可知, 基于对象和像元尺度方法提取的物候参数, 包括SOS、EOS和LOS, 都具有较高的一致性, 其中SOS的 R^2 高达0.973。二者在EOS和LOS的一致性稍差且离散度稍高, R^2 分别为0.854和0.753, 表明这些EOS相较于SOS难以有效提取。

其原因可能是因为植物在衰老期叶片颜色和叶面积的变化比生长期更为缓慢, 难以通过遥感影像准确捕捉 (Melaas 等, 2016)。叶色和叶面积的变化在不同物种之间的差异性往往更大, 难以精确监测 (Yan 等, 2019)。

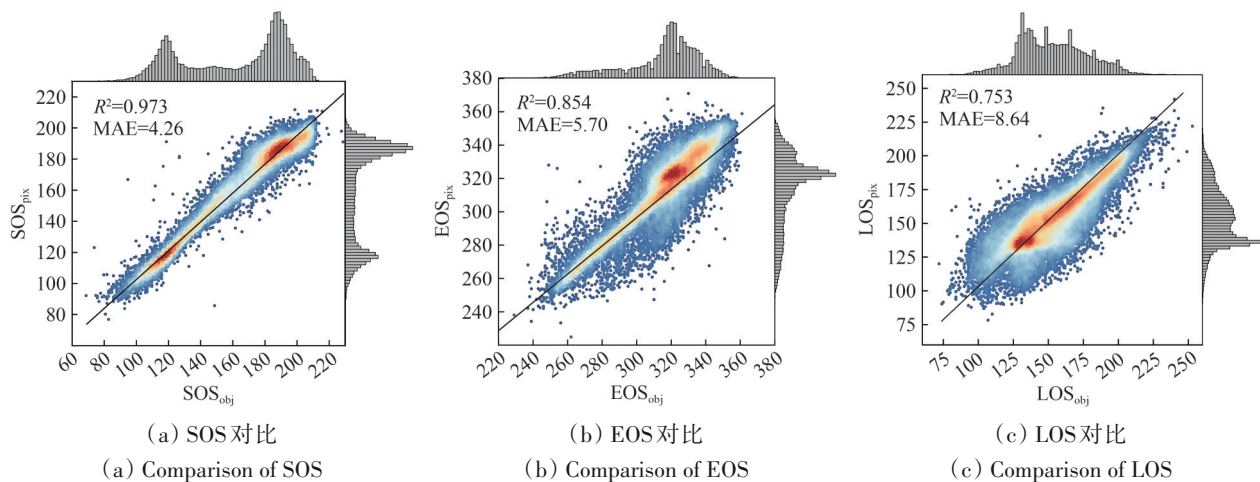


图8 基于对象和像元尺度物候参数点密度图对比

Fig. 8 Comparison of phenological parameter point density maps based on object and pixel

选取了3个小区域 (图7中的V—VII), 对比两种尺度物候参数的空间细节。如图9所示, 虽然像元尺度和对象尺度的物候参数呈现相似的空间格局, 但基于像元尺度的物候参数具有更明显的椒盐噪声 (图9 (b)、(e)、(h))。相比之下, 对象尺度的影像分割策略有效地消除了椒盐噪声, 物候参数提取结果在空间上更为平滑 (图9 (c)、(f)、(i)), 并且增强了对象之间的物候差异。例如图9 (i), 基于对象的提取结果具有明显的斑块特征, 表明其可以区分不同冠层结构的植被物候。

为深入分析和比较不同尺度下的参数提取结果, 研究使用半方差函数 (式 (6)) 量化图9中3个

小区域物候参数的空间异质性 (表1)。结果表明, 在所有区域中, 基于像元尺度的物候参数空间异质性整体高于基于对象尺度的物候参数空间异质性。具体来看, 在所有区域中, 两种尺度的 R^2 都较高, 但像元尺度物候参数的块金值 (C_0) 比对象尺度更高, 表明像元级的物候参数在小尺度上的存在较大的变异性, 由随机因素引起的空间异质性较高。在区域V和VI中, SOS_{pix} 、 EOS_{pix} 的偏基台值 (C) 显著高于 SOS_{obj} 、 EOS_{obj} , 表明像元级的物候在大尺度异质性也更大; SOS_{pix} 、 EOS_{pix} 的变程 (A) 远小于 SOS_{obj} 、 EOS_{obj} , 表明对象级的物候的空间相关性范围更大。另外, 不同物候参数的空间异质性特征

也有不同。例如区域 VI 的 EOS_{obj} 和 EOS_{pix} 的块基比均小于 25%，具有强烈的空间自相关性；区域 V 的 SOS_{obj} 和 SOS_{pix} 的块基比接近 50%，具有中等空间自相关性；区域 VII 的 LOS_{obj} 块基比也较低，显示出强空间相关性，而 LOS_{pix} 的空间相关性较弱。由以

上结果可表明，对象尺度的应用能有效降低由像元尺度引起的空间离散程度，并弱化其空间噪声。Dronova（2015）研究也发现面向对象分析作为一种“智能过滤”策略，特别是在高分辨率数据下，有助于缓解湿地覆盖的局部空间异质性。

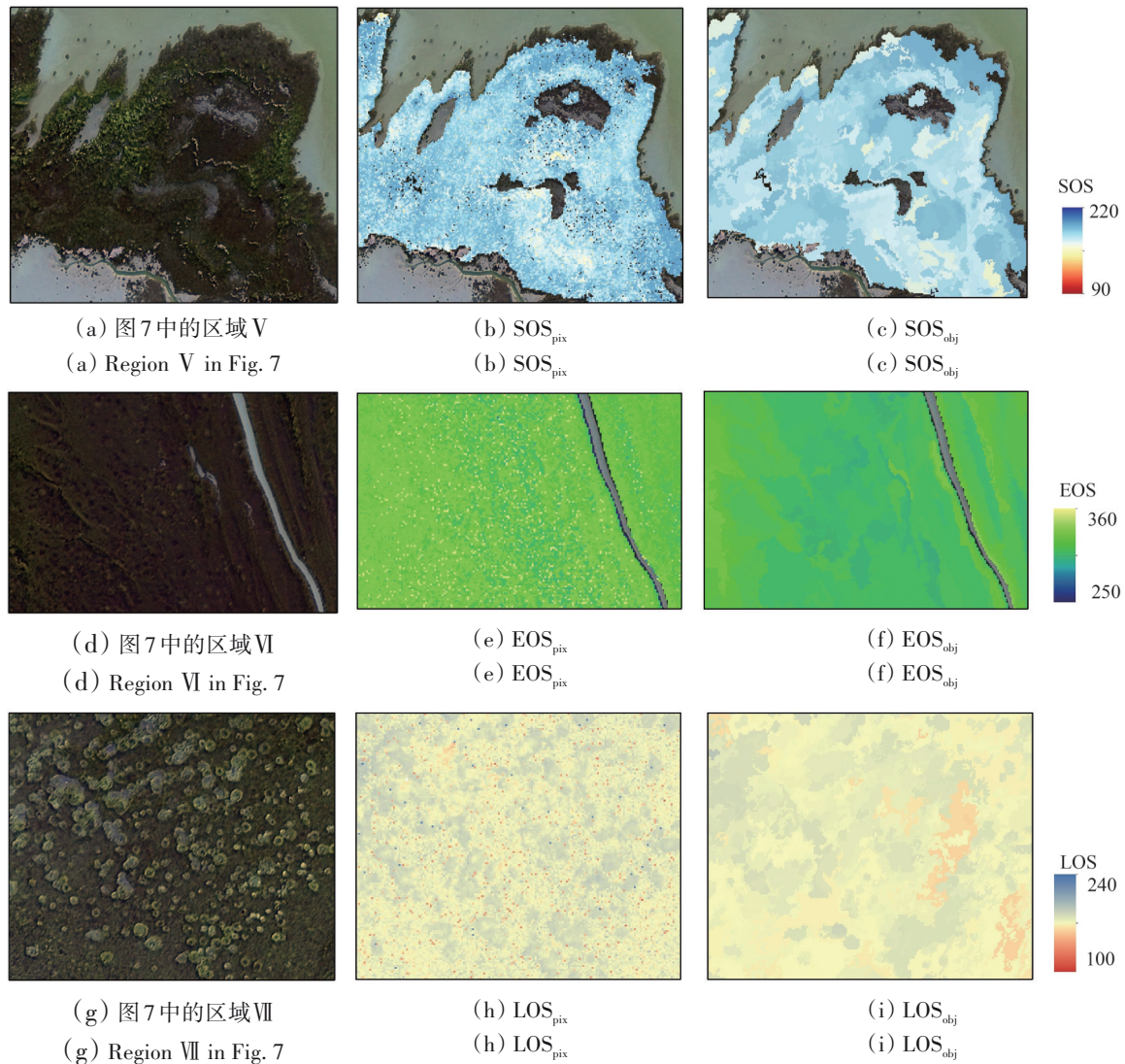


图9 基于对象和像元尺度物候参数局部区域对比

Fig. 9 Comparison of local area phenological parameters based on object and pixel

表1 各物候参数的半方差函数拟合模型参数

Table 1 Semi-variogram function fitting model parameters of Phenological parameters

区域		块金值 C_0/m	偏基台值 C/m	基台值 $(C_0+C)/m$	块基比 $C_0/(C_0+C)$	变程 A/m	R^2
V	SOS_{obj}	45.30	54.90	100.20	0.45	314.40	0.859
	SOS_{pix}	74.40	77.10	151.50	0.49	151.50	0.922
VI	EOS_{obj}	26.70	65.07	91.77	0.29	450.90	0.974
	EOS_{pix}	74.00	658.90	732.90	0.10	30.30	0.897
VII	LOS_{obj}	26.00	182.20	208.20	0.13	668.40	0.995
	LOS_{pix}	147.40	147.50	294.90	0.50	923.10	0.994

4.4 与物候相机观测比较

图 10 展示了芦苇对象区域物候相机 NDVI、对象 NDVI 以及像元 NDVI 的时序变化及物候曲线。在像元尺度上，选择了对象内 SOS_{min} 、 SOS_{max} 。由图 10 可知，物候相机曲线峰值要比卫星观测曲线提前，但其曲线的曲率变化相对平缓。像元尺度与对象尺度的曲线整体一致，并未显示显著差异。

表 2 呈现了芦苇区域内提取的各物候参数结

果。其中, r 和 R^2 分别代表了各尺度的观测值及拟合曲线每日值与物候相机观测值及拟合曲线每日值的相关系数和决定系数。由于从相机倾斜视图观察到的植被绿度与卫星视图观察到的绿度不同 (Bolton 等, 2020), 因此不同的观察角度导致卫星和物候相机的物候指标之间会出现一定偏差 (Xu 等, 2024)。由表 2 可知, 相较于卫星观测, 物候相机观测值的拟合精度更高。对象尺度的 r 和 R^2 均高于两个特定像元, 表明其与物候相机之间的相关性更强。此外, 基于对象的 SOS 与物候相机提取的 SOS 均为 125 d, 而 EOS、LOS 仅相差 1 d, 表明对象尺度提取的物候参数与物候相机提取的参数较为一致。而在对象范围内, 基于像元的最小 SOS (SOS_{min}) 与最大 SOS (SOS_{max}) 相差 17 d, 说明像元尺度提取的物候参数较不稳定。这一发现表明, 面向对象的物候参数提取可有效减少像元尺度的物候参数不确定性。

本研究通过实地观测, 发现黄河口芦苇生长

开始期约 4 月 20 日。而由物候相机提取的芦苇 SOS (5 月 5 日) 晚于现场实地观测结果。Browning 等 (2017) 也发现, 在物候相机能够捕捉到草本植物的绿度变化之前, 可能需要至少 25% 的新草冠生长。

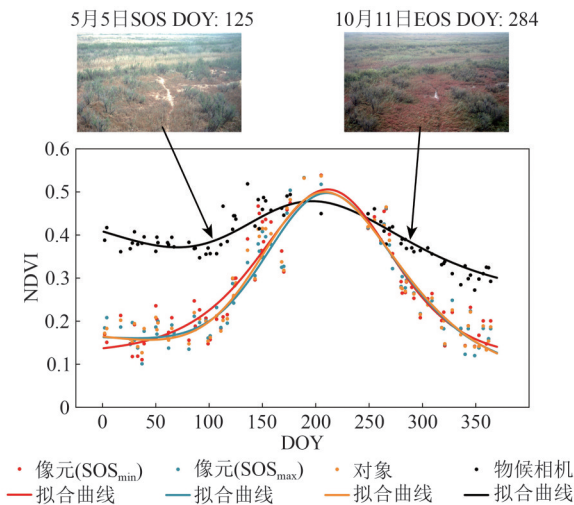


图 10 芦苇区域物候曲线图

Fig. 10 Phenological curve of PA

表 2 芦苇对象物候参数提取结果

Table 2 Extraction results of phenological parameters of PA object

参量	SOS	EOS	LOS	RMSE	MAE	MAPE	r	R^2
物候相机	125	284	179	0.0375	0.0272	6.964%	—	—
对象尺度	125	283	178	0.0540	0.0410	24.572%	0.740**	0.776
像元尺度(SOS_{min})	111	279	168	0.06	0.0463	27.695%	0.711**	0.767
像元尺度(SOS_{max})	128	283	155	0.0536	0.0406	29.145%	0.706**	0.772

注: **代表 $p<0.001$ 的显著性水平。

5 结 论

本研究选取黄河口潮间带湿地为主要研究区域, 利用 PlanetScope 高时空分辨率卫星影像, 结合 Jilin-1 卫星和物候相机观测数据, 采用多尺度影像和 Double Logistic 模型, 开展基于对象的物候参数遥感提取方法研究, 分别从时序 NDVI 拟合精度、物候参数提取结果的空间异质性以及物候相机观测的一致性 3 方面开展结果评价, 并与基于像元尺度的物候提取结果对比。主要结论如下:

(1) 对象尺度和像元尺度的时序 NDVI 拟合精度具有相似的空间分布特征, 互花米草区域的时序 NDVI 拟合精度均高于芦苇区域; 相较于像元尺度, 基于对象的时序 NDVI 拟合精度更高。

(2) 基于对象和基于像元的物候参数提取结果总体上较为一致, 二者都能很好地反映不同植被类型的差异, 以及潮沟对周边植被物候的影响。

但基于对象的物候参数比像元尺度的物候参数在空间上更为平滑, 有效降低了高分辨率遥感影像带来的椒盐噪声。

(3) 基于对象的物候参数提取结果与物候相机观测数据高度一致, 展现了面向对象方法在物候参数提取方面准确性和可靠性。

综上所述, 面向对象的影像分析方法在盐沼湿地高分辨率物候提取方面具有良好的应用潜力, 该方法不仅能够获取准确的物候监测结果并反映盐沼植被物候的空间异质性, 而且可以有效缓解高分辨率影像带来的椒盐噪声。今后可利用该方法进行长时序、高分辨率的物候监测, 为“蓝碳”生态系统碳循环研究提供科学支撑。

参考文献 (References)

Bian F H, Wu Q T, Wu M D, Guan B, Yu J B and Han G X. 2022. C:

- N: P stoichiometry in plants and soils of *Phragmites australis* wetland under different water-salt habitats. Chinese Journal of Applied Ecology, 33(2): 385-396 (卞福花, 吴秋堂, 吴梦迪, 管博, 于君宝, 韩广轩. 2022. 不同水盐生境下芦苇湿地植被及土壤碳氮磷生态化学计量特征. 应用生态学报, 33(2): 385-396) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.202202.040]
- Bolton D K, Gray J M, Melaas E K, Moon M, Eklundh L and Friedl M A. 2020. Continental-scale land surface phenology from harmonized Landsat 8 and Sentinel-2 imagery. Remote Sensing of Environment, 240: 111685 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111685]
- Browning D M, Karl J W, Morin D, Richardson A D and Tweedie C E. 2017. Phenocams bridge the gap between field and satellite observations in an arid grassland ecosystem. Remote Sensing, 9(10): 1071 [DOI: 10.3390/rs9101071]
- Chen K, Li X H, Guan X B and Shen H F. 2019. Vegetation phenology mapping of Wuhan and analysis of the affecting factors. Journal of Central China Normal University (Natural Sciences), 53(3): 433-442 (陈珂, 李星华, 管小彬, 沈焕锋. 2019. 武汉市植被物候变化规律及影响因素分析. 华中师范大学学报(自然科学版), 53(3): 433-442) [DOI: 10.19603/j.cnki.1000-1190.2019.03.018]
- Chen K M and Zhu X D. 2021. Sensing of spatio-temporal dynamics of saltmarsh vegetation along South China coast based on Google Earth Engine. Remote Sensing Technology and Application, 36(4): 751-759 (陈康明, 朱旭东. 2021. 基于 Google Earth Engine 的南方滨海盐沼植被时空演变特征分析. 遥感技术与应用, 36(4): 751-759) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.4.0751]
- Chen Y Y. 2022. Strengthening the basic theoretical research on wetlands to serve the national wetland conservation strategy. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 36(3): 363 (陈宜瑜. 2022. 加强湿地基础理论研究 服务国家湿地保护战略. 中国科学基金, 36(3): 363) [DOI: 10.16262/j.cnki.1000-8217.2022.03.001]
- Cheng Y, Vrieling A, Fava F, Meroni M, Marshall M and Gachoki S. 2020. Phenology of short vegetation cycles in a Kenyan rangeland from PlanetScope and Sentinel-2. Remote Sensing of Environment, 248: 112004 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112004]
- Dronova I. 2015. Object-based image analysis in wetland research: a review. Remote Sensing, 7(5): 6380-6413 [DOI: 10.3390/rs70506380]
- Dronova I, Taddeo S and Harris K. 2022. Plant diversity reduces satellite-observed phenological variability in wetlands at a national scale. Science Advances, 8(29): eabl8214 [DOI: 10.1126/sciadv.abl8214]
- Han G X, Song W M, Li Y, Xiao L L, Zhao M L, Chu X J and Xie B H. 2023. Enhancement of coastal blue carbon: concepts, techniques, and future suggestions. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 38(3): 492-503 (韩广轩, 宋维民, 李远, 肖雷雷, 赵明亮, 初小静, 谢宝华. 2023. 海岸带蓝碳增汇: 理念、技术与未来建议. 中国科学院院刊, 38(3): 492-503) [DOI: 10.16418/j.issn.1000-3045.20220619001]
- Han X R, Wang Y M, Ke Y H, Liu T Q and Zhou D M. 2022. Phenological heterogeneities of invasive *Spartina alterniflora* salt marshes revealed by high-spatial-resolution satellite imagery. Ecological Indicators, 144: 109492 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.109492]
- 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 ZY-1 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]
- Hong L, Feng Y F, Peng S Y and Chu S S. 2022. Classification of high spatial resolution remote sensing imagery based on object-oriented multi-scale weighted sparse representation. Acta Geodactica et Cartographica Sinica, 51(2): 224-237 (洪亮, 冯亚飞, 彭双云, 楚森森. 2022. 面向对象的多尺度加权联合稀疏表示的高空间分辨率遥感影像分类. 测绘学报, 51(2): 224-237) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2022.20190290]
- Hu M C, Li X J, Xu Y X, Huang Z H, Chen C, Chen J J and Du H Q. 2024a. Remote sensing monitoring of the spatiotemporal dynamics of urban forest phenology and its response to climate and urbanization. Urban Climate, 53: 101810 [DOI: 10.1016/j.uclim.2024.101810]
- Hu Y W, Zhang L, Chen B W and Zuo J. 2024b. An object-based approach to extract aquaculture ponds with 10-meter resolution Sentinel-2 images: a case study of Wenchang City in Hainan Province. Remote Sensing, 16(7): 1217 [DOI: 10.3390/rs16071217]
- Huang X, Liu J H, Zhu W Q, Atzberger C and Liu Q F. 2019. The optimal threshold and vegetation index time series for retrieving crop phenology based on a modified dynamic threshold method. Remote Sensing, 11(23): 2725 [DOI: 10.3390/rs11232725]
- Kang M P, Zhao C Z and Bai X. 2021. Spatial heterogeneity and influencing factors of total soil salinity in Sugan Lake wetland. Acta Ecologica Sinica, 41(6): 2282-2291 (康满萍, 赵成章, 白雪. 2021. 苏干湖湿地土壤全盐含量空间异质性及影响因素. 生态学报, 41(6): 2282-2291) [DOI: 10.5846/stxb202004060813]
- Liu Y X, Zhang X Y, Shen Y, Ye Y C, Gao S and Tran K H. 2024. Evaluation of PlanetScope-detected plant-specific phenology using infrared-enabled PhenoCam observations in semi-arid ecosystems. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 210: 242-259 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.03.017]
- Melaas E K, Sulla-Menashe D, Gray J M, Black T A, Morin T H, Richardson A D and Friedl M A. 2016. Multisite analysis of land surface phenology in North American temperate and boreal deciduous forests from Landsat. Remote Sensing of Environment, 186: 452-464 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.09.014]
- Min Y K, Ke Y H, Han Y, Yin X L and Zhou D M. 2023. Dynamic monitoring of invasive *Spartina alterniflora* clearance via fusion of Sentinel-2 and GF-1 time series images. National Remote Sensing Bulletin, 27(6): 1467-1479 (闵钰魁, 柯樱海, 韩月, 尹小岚, 周德民. 2023. 融合 Sentinel-2 和 GF-1 时序影像的入侵植物互花米草清除动态监测. 遥感学报, 27(6): 1467-1479) [DOI: 10.

- 11834/jrs.20232279]
- Moon M, Richardson A D and Friedl M A. 2021. Multiscale assessment of land surface phenology from harmonized Landsat 8 and Sentinel-2, PlanetScope, and PhenoCam imagery. *Remote Sensing of Environment*, 266: 112716 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112716]
- Song J, Zhang Z and Han J C. 2024. Accurately retrieving vegetation phenology at high spatial and temporal resolutions based on GEE and multi-source remote sensing data fusion. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(11): 2910-2926 (宋杰, 张朝, 韩继冲). 2024. 基于 GEE 与多源遥感数据融合反演高时空分辨率物候. *遥感学报*, 28(11): 2910-2926 [DOI: 10.11834/jrs.20232646]
- Su M Y, Wu H, He K X, Li X Y and Li Y F. 2023. Inversion of *Spartina alterniflora* above-ground biomass in coastal wetland based on UAV data. *Journal of Ecology and Rural Environment*, 39(10): 1288-1296 (苏孟园, 吴涵, 何柯欣, 李昕阳, 李玉凤). 2023. 基于无人机数据的滨海湿地互花米草(*Spartina alterniflora*)地上生物量反演研究. *生态与农村环境学报*, 39(10): 1288-1296 [DOI: 10.19741/j.issn.1673-4831.2022.0297]
- Sun C, Li J L, Liu Y X, Liu Y C and Liu R Q. 2021. Plant species classification in salt marshes using phenological parameters derived from Sentinel-2 pixel-differential time-series. *Remote Sensing of Environment*, 256: 112320 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112320]
- Sun L X, Zhu W Q, Xie Z Y, Zhan P and Li X Y. 2023. Multi-dimension evaluation of remote sensing indices for land surface phenology monitoring. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(11): 2653-2669 (孙莉昕, 朱文泉, 谢志英, 詹培, 李雪莹). 2023. 陆表物候监测的遥感指数多维度评估. *遥感学报*, 27(11): 2653-2669 [DOI: 10.11834/jrs.20221135]
- Wang M Y, Luo Y, Zhang Z Y, Xie Q Y, Wu X D and Ma X L. 2022. Recent advances in remote sensing of vegetation phenology: retrieval algorithm and validation strategy. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(3): 431-455 (王敏钰, 罗毅, 张正阳, 谢巧云, 吴小丹, 马轩龙). 2022. 植被物候参数遥感提取与验证方法研究进展. *遥感学报*, 26(3): 431-455 [DOI: 10.11834/jrs.20211601]
- Whyte A, Ferentinos K P and Petropoulos G P. 2018. A new synergistic approach for monitoring wetlands using Sentinels-1 and 2 data with object-based machine learning algorithms. *Environmental Modelling and Software*, 104: 40-54 [DOI: 10.1016/j.envsoft.2018.01.023]
- Wu R J, He X F and Wang J. 2020. Coastal wetlands change detection combining pixel-based and object-based methods. *Journal of Geo-information Science*, 22(10): 2078-2087 (吴瑞娟, 何秀凤, 王静). 2020. 结合像元级与对象级的滨海湿地变化检测方法. *地球信息科学学报*, 22(10): 2078-2087 [DOI: 10.12082/dqxxkx.2020.190417]
- Xie Z Y, Zhu W Q and Fu Y S. 2024. Key issues of remote sensing-based vegetation phenology monitoring. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(9): 2131-2143 (谢志英, 朱文泉, 付永硕). 2024. 植被物候遥感监测关键问题. *遥感学报*, 28(9): 2131-2143 [DOI: 10.11834/jrs.20233088]
- Xu J F, Wu T, Peng D L, Fu X W, Yan K, Lou Z H and Zhang X Y. 2024. Matching spring phenology indicators in ground observations and remote-sensing metrics. *Remote Sensing*, 16(13): 2309 [DOI: 10.3390/rs16132309]
- Xue H Y, Xu X G, Zhu Q Z, Yang G J, Long H L, Li H L, Yang X D, Zhang J M, Yang Y A, Xu S Z, Yang M and Li Y F. 2023. Object-oriented crop classification using time series sentinel images from Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 15(5): 1353 [DOI: 10.3390/rs15051353]
- Yan D, Scott R L, Moore D J P, Biederman J A and Smith W K. 2019. Understanding the relationship between vegetation greenness and productivity across dryland ecosystems through the integration of PhenoCam, satellite, and eddy covariance data. *Remote Sensing of Environment*, 223: 50-62 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.12.029]
- Zhang M L. 2022. Research advancement on degradation mechanism and ecological restoration technology of coastal salt-marsh: a review. *Journal of Dalian Ocean University*, 37(4): 539-549 (张明亮). 2022. 滨海盐沼湿地退化机制及生态修复技术研究进展. *大连海洋大学学报*, 37(4): 539-549 [DOI: 10.16535/j.cnki.dlhyxb.2022-181]
- Zhang W K, Sun Y H, Cheng X L, Wang Y H, Wang Y Z and Cao Y X. 2023. Analysis of forest phenological characteristics in Beijing-Tianjin-Hebei based on long-time series remote sensing data. *Radio Engineering*, 53(11): 2492-2499 (张王宽, 孙永华, 成星露, 王一涵, 王衍昭, 曹许悦). 2023. 基于长时序遥感的京津冀森林物候特征分析. *无线电工程*, 53(11): 2492-2499 [DOI: 10.3969/j.issn.1003-3106.2023.11.004]
- Zhang X, Xiao X M, Qiu S Y, Xu X, Wang X X, Chang Q, Wu J H and Li B. 2022. Quantifying latitudinal variation in land surface phenology of *Spartina alterniflora* saltmarshes across coastal wetlands in China by Landsat 7/8 and Sentinel-2 images. *Remote Sensing of Environment*, 269: 112810 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112810]
- Zhang Y S, Ji R, Tong J Y, Yang Y L, Hu Y X and Shan H L. 2024. High resolution remote sensing image segmentation based on dual-modal efficient feature learning. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(2): 481-493 (张银胜, 吉茹, 童俊毅, 杨宇龙, 胡宇翔, 单慧琳). 2024. 基于双模态高效特征学习的高分辨率遥感图像分割. *遥感学报*, 28(2): 481-493 [DOI: 10.11834/jrs.20233162]
- Zhao Y Y, Lee C K F, Wang Z H, Wang J, Gu Y T, Xie J, Law Y K, Song G Q, Bonebrake T C, Yang X, Nelson B W and Wu J. 2022. Evaluating fine-scale phenology from PlanetScope satellites with ground observations across temperate forests in eastern North America. *Remote Sensing of Environment*, 283: 113310 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113310]
- Zheng W R, Liu Y Q, Yang X G and Fan W Y. 2022. Spatiotemporal variations of forest vegetation phenology and its response to climate change in northeast China. *Remote Sensing*, 14(12): 2909 [DOI: 10.3390/rs14122909]

Phenological monitoring of coastal salt marsh vegetation using high spatiotemporal resolution remote sensing imagery with object-oriented method

LI Jinyuan^{1,2,3}, KE Yinghai^{1,2,3}, MIN Yukui^{1,2,3}, ZHUO Zhaojun^{1,2,3},
ZHANG Mengyao^{1,2,3}, SHA Jinghan^{1,2,3}, HAN Xiaoran^{4,5}

1.State Key Laboratory Cultivation Base of Urban Environment Process and Simulation, Beijing 100048, China;

2.Beijing Laboratory of Water Resources Security, Beijing 100048, China;

3.College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

4.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

5.State Key Laboratory of Tibetan Plateau Earth System, Environment and Resources (TPESER),
Institute of Tibetan Plateau Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

Abstract: Accurate monitoring of salt marsh vegetation phenology is crucial for understanding the carbon cycle in “blue carbon” ecosystems. High spatiotemporal resolution satellite remote sensing technology facilitates detailed monitoring of vegetation phenology; however, the presence of “salt-and-pepper” noise is an inevitable challenge. This study focuses on the Yellow River Estuary Wetland and adopts an object-oriented method combined with high-resolution remote sensing data to investigate coastal salt marsh phenology. First, multiscale segmentation is applied to Jilin-1 images to extract salt marsh vegetation objects, serving as basic units for phenological parameter extraction. Using time-series NDVI from PlanetScope images, phenological parameters, including the start date of the growing season (SOS), end date of the growing season (EOS), and length of the growing season (LOS), are extracted using S - G(Savitzky-Golay) filtering, a double-logistic model, and dynamic thresholding methods. Results are assessed from the following three aspects: (1) the fitting accuracy of the time-series NDVI, (2) the spatial heterogeneity of the extracted phenological parameters, and (3) consistency with observations from a phenological camera. Results indicate the following: (1) Compared to pixel-based approaches, the object-based time-series NDVI fitting achieves lower root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), and mean absolute percentage error (MAPE). Specifically, the area with RMSE<0.05, MAPE<15%, and MAE<0.035 increased by 11.46%, 12.93%, and 10.72%, respectively, demonstrating improved fitting accuracy at the object scale. (2) The extracted phenological parameters are similar for object- and pixel-based approaches, which capture the spatial heterogeneity of salt marsh vegetation phenology. Conversely, object-based parameters are spatially smoother, mitigating the small-scale variability in pixel-level phenological parameters. Spatial heterogeneity analysis through semi-variogram functions reveals substantially lower nugget (C_0) and partial sill (C) values for object-based parameters than those for pixel-based parameters. (3) Object-based phenological parameters exhibit a high degree of consistency with those obtained from the phenological camera (with SOS matching exactly, and EOS and LOS differing by only one day), whereas pixel-level parameters exhibit remarkable variations. This study reveals that object-oriented image analysis effectively reduces salt-and-pepper noise in high-resolution remote sensing images and holds strong potential for high-resolution phenology extraction in salt marsh wetlands.

Key words: saltmarsh wetlands, phenology, Jilin-1, PlanetScope, high resolution

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42071396)