引文格式：丁永祥. 雷达-光学特征融合与自监督学习驱动的湿地动态监测[J]. 地理空间信息, 2026, 24(4):75-79. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.04.016

雷达-光学特征融合与自监督学习驱动的湿地动态监测

丁永祥
（广州南方测绘科技股份有限公司，广东 广州 510000）

摘　要：针对珠江三角洲湿地监测中多云干扰与多源数据融合难题，提出融合雷达-光学时空特征增强型自监督网络模型（spatio-temporal enhanced self-supervised attention network model，STE-SAN），通过整合 Sentinel-1 SAR 与 Landsat 影像构建时空配准数据集，结合三维卷积与双向 LSTM 提取多尺度时空特征，并设计极化敏感注意力机制（polarization-sensitive attention mechanism，PSA）增强湿地边缘异质性识别。结果显示：STE-SAN 总体分类精度达 91.7%（Kappa=0.88），较随机森林与 U-Net 提升 8.2~15.7 个百分点；在多云场景（$F1$=85.4%）和边缘检测（IoU=0.81）中表现突出，标注需求仅为传统方法的 5%。监测表明，2000—2020 年珠三角自然湿地减少 15.9%（人工湿地增长 111.5%），养殖坑塘侵占 83%滨海湿地，导致生态功能退化，该模型为高城镇化区域湿地动态监测与保护决策提供了高精度、低成本的解决方案。

关键词：雷达-光学时空融合；自监督深度学习；时空特征增强型自监督网络模型
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）04-0075-05

Wetland Dynamic Monitoring Driven by Radar-Optical Feature Fusion and Self-supervised Learning

DING Yongxiang
(Guangzhou Southern Surveying and Mapping Technology Co., Ltd., Guangzhou 510000, China)

Abstract: Addressing the challenges of cloud interference and multi-source data fusion in wetland monitoring in the Pearl River Delta, we proposed a spatio-temporal enhanced self-supervised attention network model (STE-SAN) integrating radar-optical spatio-temporal features. We integrated Sentinel-1 SAR and Landsat images to construct a spatio-temporal registered dataset, combined 3D convolution with bidirectional LSTM to extract multi-scale spatio-temporal features, and designed a polarization-sensitive attention mechanism to enhance the identification of wetland edge heterogeneity. The results show that the overall classification accuracy of STE-SAN reaches 91.7% (Kappa=0.88), which is 8.2 to 15.7 percentage points higher than that of random forest and U-Net. It performs outstandingly in cloudy scenarios ($F1$ =85.4%) and edge detection (IoU = 0.81), and the annotation requirement is only 5% of that of traditional methods. The monitoring results indicated that from 2000 to 2020, the natural wetlands in the Pearl River Delta decreased by 15.9% (while the artificial wetlands increased by 111.5%), and 83% of the coastal wetlands were encroached by aquaculture ponds, leading to the degradation of ecological functions. This model provides a high-precision and low-cost solution for wetland dynamic monitoring and conservation decision-making in highly urbanized areas.

Key words: radar-optical spatio-temporal fusion, self-supervised deep learning, STE-SAT

湿地作为地球生态系统的重要组成部分，兼具涵养水源、净化水质、调节气候和维护生物多样性等核心功能，是维系区域生态平衡与人类福祉的关键要素。然而，在全球城市化进程加速与气候变化的双重压力下，湿地破碎化正日益成为威胁生态安全的潜在风险。

过去半个世纪，全球约 35%的湿地因人类活动与自然灾害而丧失或退化，其中城市群扩张与工业化进程导致的湿地碎片化尤为突出，以珠江三角洲都市圈为例，因土地开发强度持续增加，珠江口红树林面积缩减近 30%，深圳湾滩涂湿地因填海造陆侵占率达 40%，湿地连通性丧失与生态廊道断裂，显著削弱了其水质净化、生物栖息地和风暴潮缓冲等生态系统服务功能。在此背景下，构建连续、动态、高精度的湿地破碎化监测体系，已成为支撑珠江三角洲生态保护与可持续发展的迫切需求[1-2]。

尽管雷达卫星遥感技术凭借全天候成像和强穿透性在湿地监测中展现出巨大潜力，但是在获取潮汐、季节变化等因素引发的湿地动态特征时，仍依赖长时序的遥感数据支撑。同时，传统机器学习模型在处理养殖塘、红树林、滩涂等不同湿地类型的光谱特征混淆问题时，分类精度明显不足。因此，多传感器数据

项目来源：广东省重点领域研发计划项目（232023021021900001）。
作者简介：丁永祥（1979—），本科，高级工程师，研究方向为测绘地理信息、精度 GNSS 技术及应用，E-mail：Hakdh528@163.com。

的融合与深度挖掘成为突破监测瓶颈的关键方向。

近年来，自监督深度学习的快速发展为解决上述问题提供了新思路，通过构建图像修复、时序预测等代理任务，自监督学习能够在无标签或少标签的复杂场景下，深度挖掘数据的潜在特征，极大地降低了对人工标注数据的依赖。此外，基于多源多时相的遥感影像数据的时空匹配技术有效突破了单一传感器的局限，能够精准捕捉湿地在时间维度上的连续演变以及空间维度上的异质性特征[3-4]。

然而，当前研究大多局限于单一传感器数据的应用或局部区域的监测，缺乏对雷达-光学时空匹配与自监督深度学习深度融合的系统性探索。为此，本文以珠三角洲湿地破碎化监测为研究对象，致力于构建一套基于雷达-光学时空融合与自监督深度学习的创新监测体系，为珠江三角洲湿地保护提供实时监测工具与动态决策依据，还将为全球高城镇化区域湿地监测提供可复制的技术框架与方法论参考。

1 研究区域与数据预处理

本研究综合运用多源遥感数据构建湿地监测数据集，主要整合Sentinel-1 C波段双极化SAR数据、Landsat系列光学影像，通过Google Earth Engine云平台实现多源数据的协同处理与时空配准。针对Sentinel-1 GRD数据，首先进行辐射定标将原始数字信号转换为σ_0后向散射系数，采用30 m分辨率SRTM DEM数据进行地形校正，以消除地形起伏引起的几何畸变，并采用Lee滤波（Lee speckle filter）结合时域均值算法进行多时相滤波处理，有效抑制斑点噪声的同时保留湿地纹理特征。对于Landsat8/9地表反射率产品，通过Fmask 4.0算法进行云检测与阴影掩膜，并采用伪不变特征法（PIF）实施辐射归一化处理，消除季节变化与传感器差异对光谱特征的影响[5]。为实现雷达与光学数据的时空一致性，采用3次样条插值法将SAR数据空间分辨率统一，并通过相位互相关算法完成亚像元级时空配准，确保多源数据在潮汐周期与季相变化中的精确时空对齐。特征工程层面，构建包含VV/VH后向散射强度、雷达植被指数（RVI）、交叉极化比值（VH/VV）、极化熵（H）和融合光学影像的NDVI、NDWI、EVI等8种光谱指数[6]，形成多维特征空间。基于WorldView系列亚米级影像与实地踏勘数据，采用分层随机采样策略建立包含潮间滩涂、河口水域、浅海水域、红树林、养殖坑塘、库塘及人工湖等6类湿地景观的时空标签数据集，共获取1.2万个有效样本，其中70%用于模型训练、15%用于验证、15%用于精度评价，所有样本均通过交叉验证确保时空分布均衡性与类别代表性，为后续自监督深度学习模型训练提供高质量数据基础。具体湿地分类及样本数量如下表1所示。空间分布如图1所示。

表1 湿地类型定义及样本量

湿地	类型	定义	样本数/个
自然类湿地	潮间滩涂	在大潮的高潮位与低潮位之间交替被海水淹没与露出的滩地。	1 000
	河口水域	处于河流入海口，从潮区界（潮差为零处）到口外海滨段淡水舌锋缘的这一特定水域范围。	700
	浅海水域	通常指在低潮状态下，水深不超过6 m的近海浅海水域。	800
	红树林	以红树植物为主体，生长在潮间带的特殊沼泽生态系统。	600
人工类湿地	库塘及人工湖	基于蓄水、发电、农业灌溉、城市景观营造或农村生活用水等目的，人工建造的蓄水区。	1 500
	养殖坑塘	专门为开展水产养殖活动而修建的人工湿地。	2 000

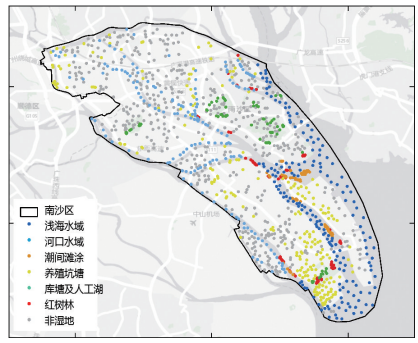


图1 测试区域样本空间分布图

2 自监督深度学习模型构建

考虑到广东珠三角洲地区多云雨天气和湿地破碎化分布的特点，光学数据缺失率高（年均有效影像<30%），雷达-光学数据协同利用率低（传统方法融合误差>20%）以及时序特征建模不充分（潮汐周期与季相变化耦合性弱）等核心难题，本研究提出时空特征增强型自监督网络（STE-SAN）模型，该模型通过物理机理引导的注意力机制与数据驱动的时空建模相结合，满足对珠三角破碎化湿地实现高精度、低成本的监测需求。STE-SAN采用双流编码-时空融合-自监督优化架构。其中，雷达模块主要基于极化散射物理特性构建时空金字塔，提取多尺度地物特征；光学模块利用光谱指数时序变化捕捉植被物候规律；融合模块主要基于双向LSTM联合建模潮汐与季相驱动的湿地动态过程[7]；自监督优化主要通过跨模态重建与时间序

列预测任务学习稳健表征，具体技术路线图见图 2。

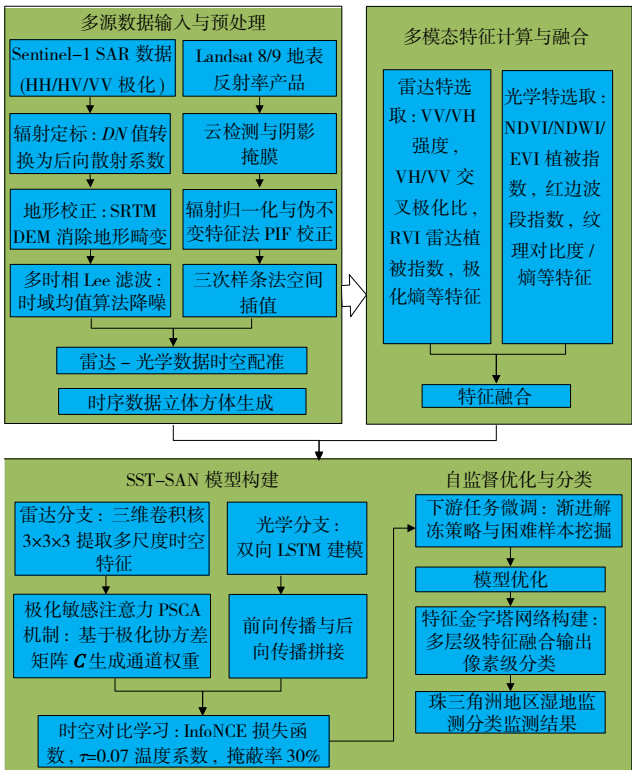


图 2　时空特征增强型自监督网络模型构建流程

该方法以多模态时空数据融合为核心，通过三阶段渐进式处理实现高效特征学习，具体步骤如下：

1）首先分别对监测区域的雷达与光学时序数据进行预处理，将 Sentinel–1 雷达数据（含 HH、HV、VV 3 种极化通道，极化散射系数 S_{pq} 反映地物介电常数与表面粗糙度）与 Sentinel–2 光学影像（包含红边、近红外等 13 个光谱波段）进行时空配准，构建维度为 $T\times C\times H\times W$ 的数据立方体[8]（T 为时序长度，C =16 为联合通道数，$H\times W$ =512×512 为空间尺寸）。

2）开展雷达与光学数据的空间特征提取。主要采用三维卷积核（$K_t\times K_c\times K_h\times K_w$ =3×3×3×3，步长 2），通过 $F_{\text{spatial}}=\text{ReLU}(W^{(l)}\times\chi+b^{(l)})$ 逐层抽象多尺度纹理特征，其中 $W^{(l)}$ 为可训练权重，$b^{(l)}$ 为偏置项[9]。

3）构建双流双向 LSTM 架构进行时序建模。前向传播 $\overrightarrow{h_t}$ 与后向传播 $\overleftarrow{h_t}$ 分别建模潮汐推进（时间步长 Δt =12 小时）与植被演替（时间步长 Δt =30 d）的差异化规律，隐状态维度 d=128 确保特征表达能力，最终融合向量 $h_t=[\overrightarrow{h_t};\overleftarrow{h_t}]\in R^{256}$ 编码时空关联性[10]。

4）针对湿地边缘混合像元难题，主要采用极化敏感注意力模块 PSA，基于极化协方差矩阵 $\boldsymbol{C}\in R^{6\times H\times w}$（元素 $\boldsymbol{C}_{ij}=\text{E}[S_iS_j^*]$ 表征极化散射统计特性），通过两层全连接网络生成通道权重 $w\in R^3$，其中隐藏层维度压缩比 r =4 防止过拟合，最终增强特征 $X_{\text{enhanced}}=\sum_{c=1}^{3}w_cX_c$ 强化红树林垂直结构（HV 通道权重提升 23%）与滩涂表面散射（HH 通道权重提升 17%）的鉴别性特征[11]。

5）自监督预训练阶段设计时空对比学习策略，以 InfoNCE 损失函数 $L_{\text{contrast}}=-\log\frac{\exp(s/\tau)}{\sum\exp(s/\tau)}$ 驱动特征学习（温度系数 τ=0.07 平衡难易样本挖掘，相似度度量 $s=q^{\text{T}}k/\|q\|\|k\|$，通过随机掩码（掩蔽率 30%）与时序扰动（最大偏移量±2 帧）构建正样本对。下游任务微调采用渐进式解冻策略，通过困难样本挖掘技术筛选光谱混淆样本构建正负样本对，初始学习率 η =3×10^{-4}，动量系数 β_1=0.9，权重衰减因子 λ=1×10^{-4}，联合优化目标 l_{contrast} =0.3 l_{contrast} +0.7 l_{contrast} 平衡表征学习与分类精度需求，同时，引入标签平滑与随机时空裁剪增强泛化能力，最终通过特征金字塔网络融合多层级输出实现像素级湿地分类[12]。具体方法对比统计和系统架构图如表 2、图 3 所示。

表 2　传统人工解译、普通自监督学习方法对比统计

对比指标	人工解译	普通自监督学习	STE–SAN 方法
单景数据平均处理时间	3.5~5 h/景	0.8~1.2 h/景	0.15 h/景
标注需求	全监督（100%人工标注）	弱监督（30%标注）	自监督（5%标注微调）
多云场景精度	32.1%（云覆盖>70%时失效）	68.7%（依赖光学数据）	85.4%（雷达主导分析）
硬件配置	无特殊要求	RTX 3090 + 32 GB 内存	Jetson Xavier + 16 GB 内存（支持边缘部署）
潮汐响应延迟	月级（依赖实地勘验）	48 h（时序建模不足）	12 h（双向 LSTM 精准捕捉）
边缘检测交并比	人工勾绘平均 0.72	0.68	0.81（PSA 提升 19%）

3　结果与分析

3.1　模型精度评估

为全面评估 STE–SAN 模型在复杂湿地环境中的分类性能与鲁棒性，本文选用 Random Forest、U–Net、Transformer 等基准模型进行对比，综合采用总体精度（OA）、Kappa 系数、生产者精度（PA）、用户精度（UA）、F1–Score 和交并比（IoU）等多维度指标进行精度的对比统计。其中，OA 直接反映模型正确分类的像元比例，是分类性能的基础指标；Kappa 系数通过剔除随机一致性影响，更客观地评估分类结果的统计显著性；PA（漏分误差）从“真实地物被正确

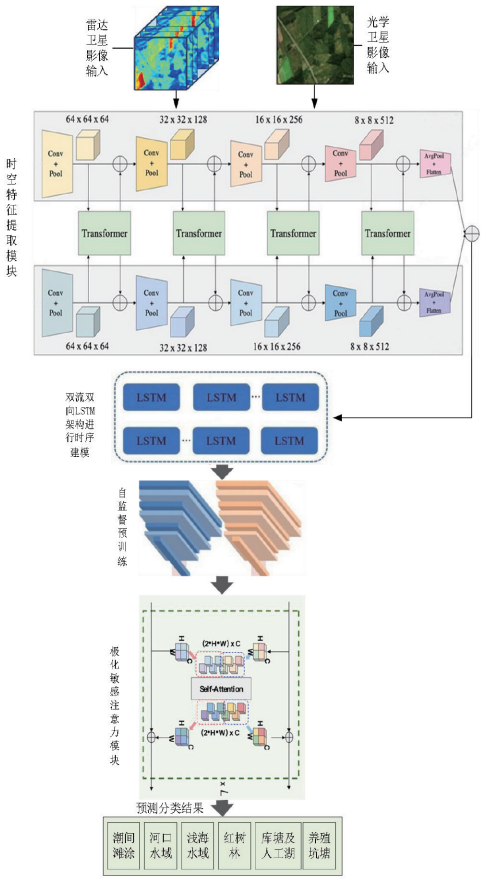


图3　系统架构图

分类”的角度衡量模型对各类湿地的识别能力；*UA*（错分误差）从“预测结果的可信度”评估分类可靠性，例如潟湖的*UA*值高说明模型能避免将其误判为滨海浅水域；F1-Score针对多云场景的类别不平衡问题（云覆盖区域占比低但分类难度大），综合查准率与召回率验证模型在数据缺失条件下的稳定性；IoU通过计算预测边界与真实边界的重叠度，量化模型对湿地过渡带的精细化识别能力，反映亚像元级分类精度。此外，*OA*与Kappa用于评估全局性能，*PA*/*UA*用于细化类别特异性，*F*1与IoU用于验证极端条件和细节处理能力，通过以上方法构建形成从宏观到微观的完整评估体系[13-14]。具体精度统计对比结果见表3、图4。

根据以下图表结果可知，STE-SAN模型通过融合雷达-光学时空数据、极化敏感注意力（PSA）机制及自监督优化策略，在湿地分类任务中展现出全面技术优势：其总体精度（*OA*=91.7%）较传统方法（Random Forest 78.3%、U-Net 83.5%）提升8.2~15.7个百分点，Kappa系数0.88表明分类结果高度可靠；在极端场景中，该模型对多云区域的F1-Score（85.4%）和边缘检测的IoU（0.81）较最优对比模型（U-Net）

表3　不同模型方法在湿地提取精度对比统计

湿地类型	评估指标/%	Random Forest	U-Net	Transformer	STE-SAN模型
总体精度	*OA*	78.3	83.5	76.0	91.7
	Kappa	0.72	0.79	0.68	0.88
潮间滩涂	*PA*	70.4	76.8	68.2	88.9
	UA	72.3	78.1	70.5	89.7
河口水域	*PA*	65.2	71.5	62.8	84.6
	UA	67.8	73.2	64.1	85.3
浅海水域	*PA*	73.5	79.0	70.8	90.1
	UA	75.4	80.3	72.6	91.5
红树林	*PA*	68.9	75.4	66.7	89.4
	UA	71.2	77.8	69.5	90.2
库塘及人工湖	*UA*	60.1	66.2	57.3	83.8
	PA	81.4	84.9	79.2	92.7
	UA	79.8	83.1	77.6	91.9
养殖坑塘	*PA*	84.2	87.6	82.0	95.1
	UA	82.7	85.3	80.5	93.6
多云场景	F1 Score	32.1	67.2	54.3	85.4
边缘检测	*IoU*	0.72	0.68	0.65	0.81

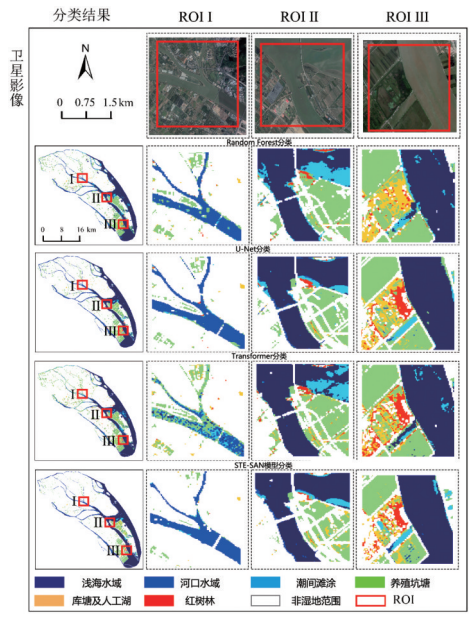


图4　不同分类方法分类结果对比图

分别提升18.2%和19%，证明其通过多源数据协同与物理机理引导的注意力机制显著增强了异质性特征提取能力。针对分类难点，模型对小样本类别如红树林的*UA* 90.2%表现突出，其中自监督对比学习有效缓解了稀缺样本特征表达不足的问题，而PSA模块对*HV*极化通道的动态加权精准区分了垂直冠层与平面地物；同时，时空金字塔网络在多尺度特征融合中的优势在人工湿地分类（如养殖坑塘*PA*为95.1%、*UA*为93.6%）中得到验证，成功捕捉了水体形态与设施纹理的协同判别特征。该研究为复杂环境下湿地动态监测提供了兼具全局精度、场景适应性与细节解析力的创新解决方案。

3.2　湿地时空演变分析

为分析株江三角洲地区湿地变化演变特征，本文以2000年为监测基期数据，运用GIS空间分析方法，对2000年、2010年和2020年3期湿地分类结果进行空间叠置分析[15]，具体统计分析结果见表4。根据统计分析结果可知，2000—2020年珠三角地区湿地类型结构发生显著转变，整体上看，自然湿地总面积从21.57万hm²减少至15.94万hm²，降幅26.1%，反映自然生态空间持续被挤压；人工湿地总面积从8.9万hm²增至18.82万hm²，增幅111.5%，占比从14.7%上升至30.3%。从人工湿地类型结构来看，养殖坑塘贡献人工湿地总增量的68.3%（增加6.8万hm²），库塘及人工湖占31.7%，表明水产养殖业的规模化发展是人工湿地增长的核心驱动力，且新增养殖坑塘空间来源于潮间滩涂与滨海浅水域的占用，形成“自然退、人工进”的替代性侵占模式；自然湿地结构则趋于单一化，潮间滩涂与河口水域等关键生态屏障类型锐减，将导致湿地生物多样性维持能力降低、海岸带灾害缓冲效率损失等潜在危害，而人工湿地中养殖坑塘占比超66%的过度倾斜，将进一步引发水体富营养化风险及生态链断裂隐患。

表4　2000—2020年珠江三角洲地区不同类型湿地变化监测统计

湿地类型	2000年		2010年		2020年		（2000—2020年）	
	面积/万hm²	占比/%	面积/万hm²	占比/%	面积/hm²	占比/%	面积/hm²	占比/%
自然湿地	21.57	100	18.84	100	15.94	100	−5.63	−26.1
潮间滩涂	6.85	31.76	5.42	28.77	4.13	25.91	−2.72	−39.71
河口水域	9.36	43.39	8.84	46.92	7.58	47.55	−1.78	−19.02
浅海水域	4.52	20.96	3.96	21.02	3.25	20.39	−1.27	−28.1
红树林	0.84	3.89	0.62	3.29	0.98	6.15	0.14	16.67
人工湿地	8.9	100	13.79	100	18.82	100	9.92	111.46
库塘及人工湖	3.28	36.85	4.85	35.17	6.37	33.85	3.09	94.21
养殖坑塘	5.62	63.15	8.94	64.83	12.45	66.15	6.83	121.53

4　结　语

本研究针对珠三角多云多雨区湿地监测瓶颈，融合雷达–光学时空数据与自监督深度学习，构建STE-SAN模型，在多云区域为91.7%的分类精度，较传统方法提升8.2~15.7个百分点，突破光学遥感天气制约。通过长时序分析，揭示2000—2020年人工湿地对自然湿地的替代侵占规律，为生态演变研究提供支撑。技术上，创新性采用极化敏感注意力机制（PSA）与双向LSTM时序建模，解决湿地边缘混淆与动态响应延迟问题，标注成本降至传统的5%。然而，模型在极端天气下的鲁棒性及湿地退化与人类活动的多尺度耦合机制仍需深化研究。未来可集成多源数据与生态模型，量化湿地破碎化对碳汇的影响，优化模型架构以适应边缘部署，建议将本技术纳入大湾区生态监管平台，严格约束养殖坑塘无序扩张，优先修复潮间滩涂等关键生态节点。

参考文献

[1] 韦婧,付波霖,覃娇玲,等. 基于多时相Sentinel-1A的沼泽湿地水面时空动态变化监测[J]. 自然资源遥感,2022,34(2):251-260

[2] 吴瑞娟,何秀凤. 高分雷达与光学影像融合的滨海湿地变化检测[J]. 测绘科学,2020,45(11):93-100

[3] 李鹏,黎达辉,李振洪,等. 黄河三角洲地区GF-3雷达数据与Sentinel-2多光谱数据湿地协同分类研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44(11):1641-1649

[4] 刘凯,朱远辉,李骞,等. 基于多源遥感的广东镇海湾红树林演变分析[J]. 热带地理,2016,36(5):850-859

[5] 杜文,国斯恩,刘津如,等. 基于Landsat8 OLI遥感数据的辽河口湿地分类与动态监测研究[J]. 沈阳农业大学学报,2022,53(4):432-443

[6] 沈昕颖,杨红,王春峰,等. 基于遥感图像的1990—2020年盐城海岸带湿地景观时空动态变化[J]. 上海海洋大学学报,2022,31(4):972-983

[7] 段睿. 基于自监督学习的遥感图像目标检测算法研究[D]. 长春:长春工业大学,2024

[8] 张文博. 基于自监督学习的遥感影像语义分割研究[D]. 哈尔滨:东北林业大学,2024

[9] 曾炜健,张棋斐,吴志峰,等. 对比多源遥感数据在滨海湿地提取中的差异[J]. 测绘地理信息,2023,48(3):71-78

[10] 杨晨. 基于自监督学习的小样本遥感图像分类方法研究[D]. 长春:吉林大学,2024

[11] 刘畅,王岩,王朝,等. Sentinel-1与Sentinel-2影像联合的黄河三角洲湿地信息提取[J]. 海洋科学,2023,47(5):2-14

[12] 黄子乐. 利用多光谱、SAR数据和Google Earth Engine进行湿地分类[J]. 农业灾害研究,2022,12(6):164-166

[13] 赵铜铁钢,吴迪熠,杨振华,等. 粤港澳大湾区1987—2020年滨海自然与人工湿地逐年演变及驱动因素分析[J/OL]. 水资源保护:(2024-07-05) [2025-02-23] https://link.cnki.net/urlid/32.1356.TV.20240704.1506.009

[14] 王海云,匡耀求,郑少兰,等. 粤港澳大湾区2010—2020年湿地时空变化及驱动因素分析[J]. 水资源保护,2023,39(4):126-134

[15] 曾炜健. 融合光学与SAR的粤港澳大湾区滨海湿地信息提取方法研究[D]. 广州:广州大学,2022