

基于Swin-UNet的高分辨率河湖岸线动态监测

陈浩^{1,2,3}, 吴艳红^{1,2}, 郑思齐⁴, 迟皓婧⁴, 滕烜恺^{1,2,3}, 李俊生^{1,2,3}

1. 中国科学院空天信息创新研究院 数字地球重点实验室, 北京 100094;

2. 可持续发展大数据国际研究中心, 北京 100094;

3. 中国科学院大学, 北京 100049;

4. 中国海洋大学, 山东 青岛 266100

摘要: 河湖岸线是内陆水体与陆地的接触地带, 具有调蓄洪水、维护生态平衡等极为重要的生态功能。及时掌握河湖岸线的动态变化对于防洪减灾以及水生态环境建设与保护具有重要的现实意义。本文通过训练Swin-UNet深度学习模型, 基于高分辨率遥感影像(高分卫星与Sentinel-2), 研发了区域水体与河湖岸线识别技术, 并用以监测郴州市2015–2025年河湖岸线的动态变化。结果表明基于Swin-UNet深度学习模型的水体与岸线识别模型明显优于传统的阈值法或相对简单的机器学习模型, 其水体识别精度>90%, 水体轮廓信息清晰。基于高分影像的结果显示, 研究区多年平均水域面积约为314.7km², 对应的岸线长度约为7306.4km。高分影像与Sentinel-2的结果有较好的一致性(年均值相关系数大于0.99), 但是由于其更高的空间分辨率, 高分影像识别所得的水域面积约比Sentinel-2高18.9%, 而岸线长度则比Sentinel-2长约75%。研究区岸线长度的年内波动(变异系数=12.8%)高于其年际波动(变异系数=9.0%)。研究区内人工水体岸线形态稳定性高于自然岸线。研究区内河湖岸线结构演化呈半自然-半人工岸线向人工岸线转化, 而自然岸线相对稳定的特征, 其演变态势与城市空间外拓以及退耕还林还湿系列生态修复政策密切相关。

关键词: 河湖岸线, 动态监测, Swin-UNet, 高分卫星, Sentinel-2, 郴州市

中图分类号: TP75

引用格式: 陈浩, 吴艳红, 郑思齐, 迟皓婧, 滕烜恺, 李俊生. XXXX. 基于Swin-UNet的高分辨率河湖岸线动态监测. 遥感学报, XX (XX): 1–16

CHEN Hao, WU Yanhong, ZHENG Siqi, CHI Haojing, TENG Xuankai, LI Junsheng. XXXX. Monitoring Shoreline Dynamics of Rivers and Lakes Based on High-Resolution Satellite Imagery and Swin-UNet Model. National Remote Sensing Bulletin, DOI:10.11834/jrs.20265422]

1 引言

河湖和湿地等内陆水体为人类生活和生产提供了宝贵的自然资源(张兵等, 2021)。河湖岸线(带)作为内陆水体与陆地相互作用的界面, 在营造多样化栖息地、维系河湖系统生物多样性、洪水调蓄、水质净化、泥沙拦截以及提供休闲景观等方面承载着不可替代的生态与人文功能(Polkane等, 2020; Vári等, 2022; Hou等, 2025)。受气候变化以及土地利用变化等人类因素的双重影响, 全球许多地区河湖岸线处于剧烈的变动之中(Freihardt等, 2023; Jia等, 2019)。加

强河湖岸线的动态监测, 深入分析其演变过程和驱动机制, 对于维持区域水生生态系统健康、提高区域防洪减灾能力、促进社会经济可持续发展具有重要的现实意义。

当前, 卫星遥感、无人机调查、大数据分析等新技术手段在陆地水体与河湖岸线的识别与监测中的应用发展迅猛。为深入认识河湖岸线的演变规律与驱动机制、科学评价岸线功能与景观生态效应, 进而制定合理的岸线保护与管理措施提供了重要的技术支撑(Shi等, 2024; 戚展硕等, 2025)。比如, 万智巍等(2019)基于近年来的荆江地区的军事地形图和遥感影像资

收稿日期: 2025-10-09; 预印本: XXXX-XX-XX

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42371142); 国家重点研发计划项目资助(编号:2022YFC3800701)

第一作者简介: 陈浩, 研究方向为水环境遥感。E-mail: chen hao235@mails.ucas.ac.cn

通信作者简介: 吴艳红, 研究方向为遥感水文。E-mail: wuyh@aircas.ac.cn

料分析了河岸线分维下降的主要原因,包括河流自我调节作用,以及河道整治、截弯取直等人工治理措施。王哲等(2022)对1990年以来青藏高原内流区湖泊岸线形态的时空变化特征及其影响因素进行了定量分析。Hasanuzzaman等(2023)基于遥感与数字岸线分析系统(DSAS)分析了恒河下游河岸线的侵蚀与生长。白宽宽等(2024)分析了气候变化和人类活动对洞庭湖区自然湖岸线的影响。Zumak等(2025)首次对亚马逊河流岸线侵蚀和沉积风险进行区域尺度分析,发现巴西亚马逊马米拉瓦保护区约一半人口受河流岸线变动的影响。

高分辨率光学遥感影像已成为河湖水域动态监测与岸线形态研究的重要数据来源。国产高分系列卫星与Sentinel-2作为国内外高分辨率光学遥感卫星的代表,在空间分辨率、波段配置、重访周期等方面各具特点(Wang等,2018;周杨凡等,2023)。比较不同卫星影像在水体与岸线提取中的表现,综合考虑多源遥感信息在空间、光谱与时间维度上的互补性,可以有效提高河湖岸线的动态监测能力,为区域生态环境评估与保护提供更有力的数据支撑。然而,由于内陆河湖水域形态复杂、尺度差异大,快速且可靠地从不同来源的遥感影像中提取河湖岸线仍存在许多挑战(Cao等,2024)。

河湖岸线的遥感识别通常基于水体或土地覆盖遥感识别的结果(Li等,2022)。水体识别的精度和效率在很大程度上决定了河湖岸线的识别效果。国内外基于遥感影像的水体识别方法主要包括单波段阈值法、水体指数法、机器学习、深度学习等多种方法(Nagaraj等,2024)。NDWI、MNDWI、AWEI等水体指数是通过卫星影像中不同波段间的光谱差异,增强水体与植被、裸土、不透水面等非地物的对比度,从而以阈值分割方式实现水体的识别与提取(McFeeters,1996;徐涵秋,2005;Feyisa等,2014)。水体指数法较为简单,但是由于需要依赖于专家经验与实地考察数据等先验知识设置合适的阈值,在不同遥感卫星数据上的适用性较差(Ji等,2009)。近年来,支持向量机、随机森林、决策树等机器学习算法广泛应用于遥感影像水体识别研究中(Foody等,2006;Yue等,2023;Xiao等,2024)。深度学习作为机器学习的一个子集可从大量的遥感影像数

据样本中进行特征提取和自主学习,从而构建高性能的水体识别模型。FCN、UNet、DeepLab V3+等深度学习模型凭借其对于遥感图像空间特征与光谱信息的高效捕捉能力,显著优于水体指数法及传统机器学习等方法(Guo等,2020;Xu等,2024)。尽管深度学习在水体提取与岸线识别任务中展现出显著潜力,但仍然存在难以有效捕捉目标物体的全局空间关系,导致提取的水体边界信息出现形状不完整、粗糙、边缘模糊等问题(Zhang等,2024b)。此外,尽管当前遥感数据资源日益丰富,然而面向岸线边界识别任务所构建的公开数据集数量较少且规模有限,进一步制约了模型性能的提升(Blais等,2025)。

本文综合利用国产高分光学卫星以及Sentinel-2卫星光学影像等空间分辨率较高的遥感影像,通过训练基于Transformer与UNet相结合的Swin-UNet深度学习模型,研发内陆水体与河湖岸线自动识别与监测系统,揭示研究区河湖岸线的形态特征及其空间格局的动态变化,为区域生态修复、湿地恢复以及岸线的科学保护与可持续利用提供重要的科学参考与技术支撑。

2 研究区与数据

2.1 研究区

本文以湖南省郴州市(112°13'E-114°14'E,24°53'N-26°50'N)为研究区(图1)。郴州市位于湖南省东南部,面积约为1.93万km²,下辖2个市辖区(北湖区、苏仙区)、1个县级市(资兴市)和8个县。截至2023年末全市常住人口460.05万人,其中城镇人口278.01万人,乡村人口182.04万人,全市城镇化率达到60.43%。郴州市属于典型南方山地丘陵区,境内地形地貌复杂多样,以山地丘陵为主,约占总面积的3/4,岗地平原相当。研究区海拔大部在200-400m之间,最低海拔为70m,地势东南高西北低,东南部以山地为主体;西北部以丘陵、岗地、平原为主。郴州市气候类型为亚热带季风性湿润气候,多年平均降水量1523.8mm,多年平均气温19.4℃(Yang等,2022)。

郴州市地跨湘江、北江与赣江三大水系流域,其中以湘江水系为主。境内湘江水系主要包括舂陵水、耒水、永乐江和宜水,诸水北流进入衡阳

市, 最终汇入湘江并注入洞庭湖; 北江水系涵盖城口水(浚江)与武江, 向南流入广东省北江, 最终经珠江入海; 赣江水系则包括泉江与上犹江(章江), 向东流入江西省赣江, 最终注入鄱阳湖。郴州市水系发育完备, 本文选取东江湖及湖南桂阳春陵国家湿地公园作为典型河湖岸线研究区域。东江湖位于郴州市中部资兴市境内, 是我国中南地区最大的人工湖泊, 水面面积约160平方公里, 总蓄水量达81.2亿立方米。作为郴州市水环境生态文明建设的核心区域, 其兼具生态保护、供水发电、全域旅游等多重核心功能。春陵国家湿地公园位于郴州市桂阳县境内, 湿地面积约25平方公里, 占公园规划总面积的76.98%。该公园以欧阳海水库及春陵江部分河段为核心, 涵盖永久性河流、洪泛平原、库塘、水产养殖塘四大湿地类型, 构成了典型的库塘—江河复合湿地生态系统。

郴州市2013年被水利部列为全国首批46个水生态文明试点城市, 试点期为2014–2016年, 2018年以“优良成果通过验收”, 2019年以“水资源可持续利用与绿色发展”为主题, 获批建设国家可持续发展议程创新示范区; 2021年其下辖资兴市入选国家首批“绿水青山就是金山银山”实践模式与典型案例(杨卓琳等, 2022)。郴州市在水资源保护与可持续利用领域的系列实践, 为全国水资源保护工作提供了可推广的宝贵经验。

2.2 数据源

本文研究中使用的卫星遥感影像和数据产品主要包括: 高分系列卫星遥感影像、Sentinel-2卫星遥感影像、基于高分卫星的土地覆盖样本数据集(GID)以及基于Sentinel-2的全球土地覆盖产品(ESRI 10m Annual Land Cover)。相关数据产品的基本特征简介如下。

表1 高分卫星高分分辨率相机波段参数

Table 1 Bands and spatial resolution of the High-Resolution Cameras on Gaofen Satellites

卫星	高分相机成像波段范围(μm)					空间分辨率(m)	
	全色	蓝	绿	红	近红外	全色	多光谱
高分一号	0.45–0.90	0.45–0.52	0.52–0.59	0.63–0.69	0.77–0.89	2	8
高分二号	0.45–0.90	0.45–0.52	0.52–0.59	0.63–0.69	0.77–0.89	0.8	3.2
高分六号	0.45–0.90	0.45–0.52	0.52–0.60	0.63–0.69	0.76–0.90	2	8

GID (Gaofen Image Dataset) 数据集基于高分二号, 从全国60多个不同类型的城市选取了150

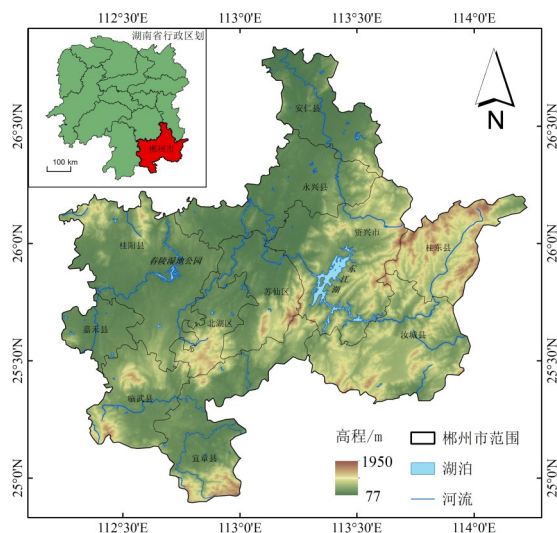


图1 研究区位置与地形

Fig.1 Location and topography of the study area

2.2.1 高分卫星遥感影像与GID数据集

高分系列卫星上的相机波段参数如表1所示。其中, 高分一号与高分六号均有高分分辨率相机与中分辨率宽幅相机, 其高分分辨率相机成像波段参数类似, 能够组网运行, 构成2m/8m光学成像卫星系统(陆春玲等, 2021)。高分二号成像波谱范围与高分一号完全一致, 然而其幅宽较小, 难以支撑大尺度水域岸线提取任务。因此, 本文选取2015、2017、2020、2022及2024年获取的高分一号与高分六号卫星影像, 作为郴州市水域岸线动态监测的基础数据源, 以实现约2–3年一期的时间序列覆盖。高分二号则是本研究使用的GID数据集的原始数据源。

为获取几何与辐射特性接近实际地物的影像, 需对高分一号、高分六号卫星影像开展预处理。研究针对上述高分影像, 依次实施辐射定标、大气校正、正射校正及图像融合等关键步骤, 最终生成空间分辨率约为2m的多光谱影像。

景成像效果好且云雾遮挡少的影像, 并通过筛选与人工标记构建了大规模高分分辨率遥感图像土地

覆盖数据集 (Tong 等, 2020)。GID 数据集具有空间分辨率高、覆盖范围大、样点分布较为广泛且具有代表性的特点, 已被用于土地利用与土地覆盖机器学习与深度学习模型的训练和检验中 (蒋伟杰等, 2023; Liu 等, 2024b)。本研究利用 GID 数据集获取河湖水体识别深度学习模型初始训练

样本。GID 数据集将背景标签分为建筑用地、农业用地、草地、林地和水体五类。本文重点关注水体, 因此将建筑用地、农业用地、草地、林地划进非水体标签中。GID 数据集卫星影像数据、原始标签及其转换后的水体标签如图 2 所示。

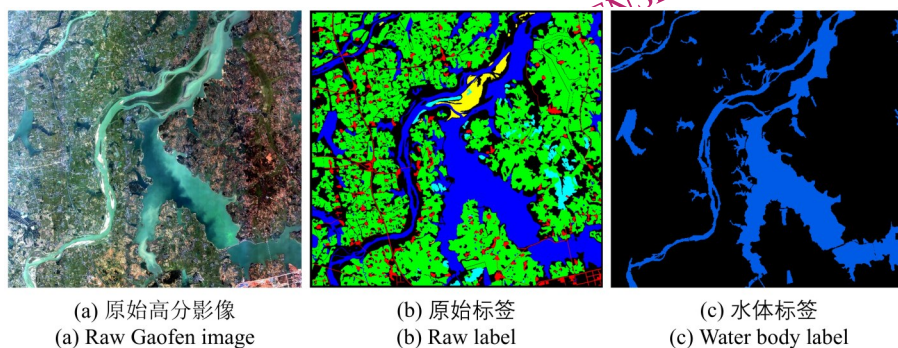


图 2 基于 GID 数据集的 Swin-UNet 深度学习模型训练样本
Fig.2 Samples retrieved from the Gaofen Image Dataset (GID) for training the Swin-UNet model

2.2.2 Sentinel-2 影像与土地覆盖数据集

为比较不同卫星遥感影像在河湖岸线识别与动态监测中的优势, 并充分考虑多源遥感信息在时空分辨率与覆盖范围的互补性, 提高河湖岸线的动态监测能力, 本文同时使用目前应用较广的 Sentinel-2 影像识别河湖岸线, 并对河湖岸线进行分类。Sentinel-2 搭载多光谱成像仪, 共 13 个光谱波段, 覆盖可见光、近红外及短波红外谱段。本研究依托 Google Earth Engine (GEE) 云计算平台, 以云量覆盖率低于 10% 为条件筛选遥感影像, 共获取 2017-2025 年期间月度合成有效影像 21 期, 并在 GEE 平台上完成云及云阴影掩膜等预处理。Sentinel-2 各波段空间分辨率差异显著, 为兼顾光谱信息丰富性与一致性, 本研究选取空间分辨率为 10m 的蓝 (B2)、绿 (B3)、红 (B4) 和近红外 (B8) 波段以及空间分辨率为 20m 的红边 (B5)、近红外 (B6、B7、B8A) 和短波红外 (B11、B12) 共十个波段作为模型输入波段。

本文同时采用基于 Sentinel-2 的土地覆盖遥感产品 ESRI 10m Annual Land Cover (2017-2024) 辅助河湖岸线的识别与分类。该数据产品以 Sentinel-2 年度合成影像为基础, 由 Impact Observatory 依托美国国家地理学会 (National Geographic Society) 人工标注的数十亿像素样本训练深度学习分类模型, 并在 Planetary Computer 平

台完成全球尺度制图 (Karra 等, 2021)。该数据产品分类体系涵盖水体、林地、淹没植被、耕地、建筑用地、裸地、雪/冰、云和草地 9 种类别。

3 方法

本研究分别以高分与 Sentinel-2 高分辨率遥感影像为主要信源, 分别构建基于 Swin-UNet 框架的内陆水体与河湖岸线深度学习模型。在此基础上, 提取研究区不同时间段的河湖岸线, 计算河湖岸线的形态特征指标, 划分河湖岸线类别, 进而分析河湖岸线的时空变化特征。本研究总体框架如图 3 所示。

3.1 基于 Swin-UNet 的河湖岸线识别深度学习模型

Swin-UNet 借鉴了 U-Net 的思想, 基于 Transformer 强大的建模能力构建了一个完全由视觉 Transformer 模块组成的编码器-解码器的网络结构 (Cao 等, 2023)。相较于 FCN、DeepLabV3+ 及 U-Net 等经典深度学习模型, Swin-UNet 在高分辨率影像岸线识别中展现出显著优势, 其核心源于 Swin Transformer 模块对全局上下文信息与局部细节特征的协同捕捉能力。具体而言: 一方面, 该能力使其在多尺度水体场景中能有效识别小尺度水体, 大幅减少小水体的漏检现象; 另一方面,

可精准传递岸线边缘的细微特征, 显著降低边界模糊或错位问题 (Liu 等, 2024a)。本文基于高分影像及 Sentinel-2 影像分别训练水体识别 Swin-

UNet 模型, 并将水体提取结果转化为岸线矢量数据。

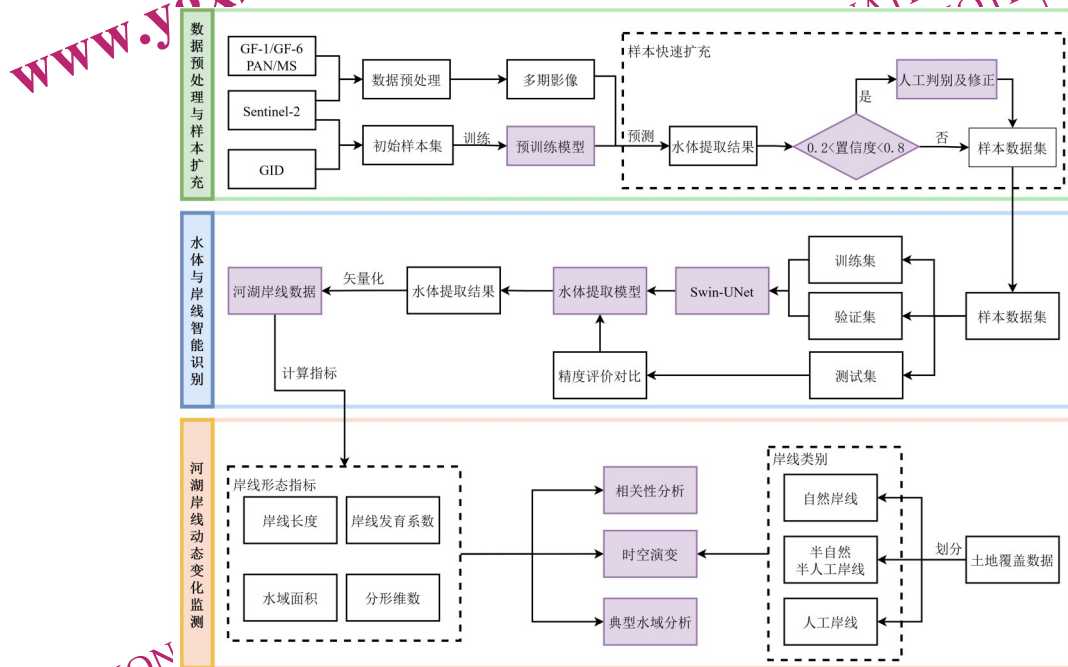


图3 基于Swin-UNet深度学习模型的河湖岸线监测技术框架
Fig.3 Framework of shoreline monitoring based on the Swin-UNet deep-learning model

3.1.1 Swin-UNet 模型结构

Swin-UNet 通过融合 U-Net 的编码器-解码器结构与 Swin Transformer 模块, 有效结合了视觉 Transformer 与 U-Net 架构的优势, 在医学图像分割、遥感图像处理等多个领域均展现出卓越性能。其核心思想是在保留 U-Net 强大分割架构的基础上, 以更先进的 Swin Transformer 模块替代传统卷积操作这一核心特征提取单元, 从而兼具更广阔的全局视野与更精细的层次化特征控制能力, 最终实现复杂分割任务中的性能提升。与 U-Net 结构一致, Swin-UNet 的网络结构包含编码器、解码器、瓶颈层、跳跃连接四个部分。Swin Transformer 模块是 Swin-UNet 网络最基础的模块, 由归一化层 (Layer Norm)、多头注意力机制 (Multi-head Self-attention) 以及多层感知机 (MLP) 构成。多头注意力机制一般可分为基于固定窗口的多头注意力机制 (W-MSA) 和基于移动窗口的多头注意力机制 (SW-MSA) 两类 (Liu 等, 2021)。Swin Transformer 模块通过引入基于移动窗口的多头注意力机制, 以提升模型对水体空间连

续性特征的提取能力, 从而提高遥感影像中不同大小水体目标的识别能力, 更好地反映水体的多尺度特征以及全局信息 (Ma 等, 2023)。编码器通过交替堆叠 Swin Transformer 模块与 Patch Merging 层, 逐级扩大感受野并形成多尺度特征图。瓶颈层连续使用两个 Swin Transformer 模块作为编码器与解码器的连接枢纽。解码器采用与编码器对称的上采样路径, 将编码器的 Patch Merging 层替换为 Patch Expanding 层, 恢复编码过程所压缩的空间分辨率。受 U-Net 启发, 网络引入跳跃连接融合编码器多尺度特征与解码器深层特征, 以缓解多次下采样导致的空间信息损失对网络性能的影响。

3.1.2 模型训练与精度评价

考虑到不同遥感影像在空间分辨率、光谱分辨率等方面的差异, 本文基于 Sentinel-2 和高分数据分别构建 Swin-UNet 模型。在 Swin-UNet 模型的训练中, 本文首先生成高质量的初始样本库。对于基于 Sentinel-2 的 Swin-UNet 模型, 其高质量的初始标记样本由人工标记获得 (约 2000 幅 512×512 像素大小的影像)。对于基于高分影像的 Swin-

UNet模型，其高质量的初始标记样本则由150景GID数据集裁剪获得。基于GID的初始样本的筛选充分考虑研究区复杂的地貌特征，并针对山体阴影等易混淆区域适度提高样本比例。

在初始样本库的基础上，为增强模型的稳健性和预测能力，研究中采用样本快速扩充技术以增加深度学习模型训练、验证与测试样本。样本快速扩充技术的核心是利用已有的高质量初始样本训练一个相对简单的水体识别网络，对多时相、典型区域的影像进行水体识别，并将高可信度的识别结果逐步纳入样本数据库中，以实现样本的高效扩充（Chen等，2024）。在研究过程中，首先依托高质量初始样本库构建并训练预训练模型。针对模型的水体识别结果，采用置信度阈值筛选并辅以人工判别与修正的策略进行快速清洗，并将筛选与清洗后得到的高质量识别结果纳入训练样本库，从而实现样本的快速扩充。置信度通常以0-1之间的概率值表示，数值越高代表模型对“水体”类别的确定性越强，反之则倾向“非水体”。具体到本文中，置信度高于0.8的结果判定为水体，低于0.2的结果判定为非水体，而置信度介于0.2与0.8之间的结果被视为模型不确定区域，由人工结合原始遥感影像与先验知识进行二次判别与修正。人工判别与修正完全由目视解译判别，具体流程如下：将待判别推理结果随机分为两组，由两位标记人员分别独立完成判别与修正；随后互换标记成果进行交叉检查，最终保留两位标记人员判定一致的样本，以确保结果的可靠性。重复上述过程多轮，本文获取扩充后的高分与Sentinel-2影像样本（512×512像素）各约20000幅。在Swin-UNet模型的训练中，样本数据集按照8:1:1的比例随机划分到训练集、验证集和测试集中。必须指出，研究中用以训练Swin-UNet模型的样本均来自于扩充后的样本库，其原始影像分别来自高分（一号和六号）及Sentinel-2。基于GID和Sentinel-2的初始样本集不加入训练样本数据库。

研究中使用PyTorch深度学习框架实现模型构建与训练。在模型参数设置方面，选择Swin-T为骨干网络，批量大小设置为16，初始学习率设置为 1×10^{-4} ，训练轮数为100，参数更新采用随机梯度下降（SGD）优化器，采用适用于分类任务的交叉熵损失函数。在硬件设备方面，使用的GPU为

NVIDIA GeForce RTX 3090，显存为24GB，并使用cuDNN进行加速。模型的精度评价采用准确率（Accuracy）、精确率（Precision）、召回率（Recall）以及F1分数等四个常用指标。各指标的计算公式分别为：

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

式中，TP为正确分类为水体的像元数，TN为正确分类为非水体的像元数，FP为错分为水体的非水体像元数，FN为错分为非水体的水体像元数。

3.1.3 河湖岸线矢量化

水体识别结果是在像素级别进行语义分割得到的二元分类影像。河湖岸线的提取需要在水体识别结果的基础上，进一步提取其轮廓线并矢量化。为此，本文对已分割的二元水体分类栅格实施八连通标记，提取同值连通区域。八连通处理允许对角相邻像元归属同一连通域，以有效提升岸线边界的整体光滑度与连贯性。在矢量化各连通域的基础上，本文同时应用Douglas-Peucker算法对河湖岸线进行简化，剔除小于容差的高频阶梯折点，以消除栅格像元引起的锯齿效应，在保留岸线几何特征真实性的同时，维持其长度可比性，从而得到可靠的岸线矢量数据。

为直观表示水域岸线动态变化，本文基于多期水体提取结果统计水体像元出现频率，从而获取最小、中位与最大水体覆盖范围。其中，最小水体覆盖范围对应频率为100%，即所有统计期次均判定为水体的区域；中位水体覆盖范围以出现频率等于50%的为阈值，代表在统计期内约半数时期为水体的区域；最大水体覆盖范围则对应 $1/n \times 100\%$ （其中n为统计期数），表示至少在一个期次被判定为水体的区域。以高分系列影像（n=5）为例，其最小、中位与最大水体覆盖范围的频率分别为100%、60%和20%；在Sentinel-2数据（n=21）中，三者的频率则分别为100%、52.38%和4.76%。最终，将上述覆盖范围的边界进行矢量化处理，得到多年最小、中位和最大水体范围对

应的岸线。

3.2 河湖岸线形态指标

河湖岸线不仅受天然水文与流水地貌过程的影响，同时也受人类活动（如堤坝等水利工程与土地利用）的影响。河湖岸线形态上的变化反过来影响着区域的水体景观格局、蓄洪行洪能力与生态系统服务功能。为监测研究区河湖岸线的动态变化，在岸线识别的基础上，本文计算了河湖水域面积（ A ）、岸线长度（ L ）、岸线发育系数（ D_i ）、岸线分形维数（ d ）的形态指标，并分析其年内与年际变化特征。其中，水域面积与岸线长度是反映河湖形态最基础的形态指标，直观表征水体范围与岸线延展程度。岸线发育系数和岸线分形维数则广泛应用于河湖岸线的水文地理研究中（Messenger等，2016；Zhang等，2024a）。岸线发育系数定义为水域岸线长度与等面积圆的周长之比，即：

$$D_i = \frac{L}{2\sqrt{\pi A}} \quad (5)$$

岸线发育系数最小值为 1.0，对应于标准的圆形水域。岸线发育系数越大，则代表河流湖泊岸线越不规则，越有利于水生动植物的生长（Seekell等，2022）。

岸线的分形维数本身也是反映线性地物几何形态的一个重要指标，主要反映岸线的自相似性，其值在 [1, 2] 范围内变动。分形维数越接近于 1，岸线形态的自相似性越强，形状也越整齐，几何形态越简单；相反，当分形维数越接近 2，水系形态的自相似性越低，形状越不规则，几何形态越复杂（Mandelbrot, 1967；袁暘洋等，2018）。本文岸线分形维数的计算公式为：

$$d = \frac{2 \ln \left(\frac{L}{4} \right)}{\ln A} \quad (6)$$

3.3 河湖岸线分类

河湖岸线的分类有助于更全面地认识岸线的空间结构和功能，并因地制宜制定合理的岸线保护规划与管理措施。河湖岸线的分类可因分类指标和标准的不同而有不同的分类方案。本研究主要从河湖岸线受人类活动影响的强度把岸线分为自然岸线、半自然-半人工岸线和人工岸线三大类。在岸线类型划分中，我们首先基于多年岸线

数据获取研究区内的多年最大水体覆盖岸线，在左右两侧岸线分别生成 100m 缓冲带，并与基于 Sentinel-2 的土地覆盖数据叠加，最后根据缓冲区内情况按以下原则进行分类：若缓冲区内既无建设用地亦无耕地像元，则对应的岸线为自然岸线；缓冲区内如果检测到建设用地像元，则对应岸线为人工岸线；若缓冲区内无建设用地但存在耕地像元，则对应岸线为半自然-半人工岸线。

该缓冲带距离的选取主要基于以下考虑：一方面，结合郴州市主要河湖的岸线形态特征与平均岸带宽度，100m 缓冲范围能够有效覆盖岸线两侧典型的过渡带区域；另一方面，参考已有研究成果，100m 处于河湖岸线缓冲带常用尺度的中间区间，具有良好的代表性与适用性。吴艾璞等（2025）在密云水库开展的多尺度河岸带景观格局分析中指出，随着缓冲带尺度增大，土地利用类型的斑块复杂性显著提升，100m 尺度能够较好反映岸线区景观结构的综合特征。生态环境部办公厅（2021）发布的《河湖生态缓冲带保护修复技术指南》中建议将陆域缓冲区的范围设置为 20-125m，本研究所采用的 100m 与该技术规范基本一致，具有较充分的科学依据。此分类规则充分考虑了人类活动对岸线形态与功能的影响，通过土地覆盖数据的空间叠加分析，实现了岸线类型的精细化区分，为研究区岸线的时空动态及其生态功能评估提供了科学依据。

4 结果分析

4.1 水体与岸线识别结果比较

基于高分卫星与 Sentinel-2 影像训练所得 Swin-UNet 模型在研究区水体识别中的表现如表 2 所示。可以看出，Swin-UNet 模型在准确率、精确率、召回率以及 F1 等四个评价指标的值均超过 90%，表明该模型能够有效保留水体边缘形态特征（图 4），同时也在多尺度水体提取中对小水体的识别也较为精细，可以满足高精度河湖岸线提取要求。表 2 与图 4 同时还给出了基于高分影像，用不同算法识别水体的结果，包括基于归一化差异水体指数（NDWI）的阈值法，以及较为常用的支持向量机（SVM）算法。NDWI 是水体提取中最早创立的水体指数，基于水体在近红外波段上具有很强的吸收率、而在绿光波段上相对而言反射率较高的

特性，通过计算这两个波段反射率之差与反射率之和的比值计算其归一化差异指数。支持向量机的基本思想是通过引入核函数，使用非线性变换将输入空间映射到一个高维的特征空间，寻找最优分类超平面，最终通过超平面实现目标地物的分类。比较而言，本文所采用的Swin-UNet模型的表现各个评价指标上都明显优于阈值法或结构较为简单的机器学习算法。

相比较而言，基于Sentinel-2的Swin-UNet水体识别模型表现略优于基于高分影像的水体识别模型。从各指标的差异看，两者在准确率上差异不大，但精确率相差较大，表明在应用高分影像进行水体识别时，将非水体识别为水体的比例可能高于Sentinel-2。高分影像与Sentinel-2影像在水体识别精度上的差异很大程度上与两者在光谱

信息上的差异有关。高分影像仅含可见光与近红外四个波段，光谱可分性相对有限，而Sentinel-2提供的10个波段，特别是红边与短波红外，对水体与非水体具有显著的光谱区分度，使其精度表现更为优异。

表2 不同方法水体识别结果精度比较

Table 2 Accuracy of different methods in identifying water pixels

卫星影像	方法	准确率	精确率	召回率	F1分数
Sentinel-2	Swin-UNet	97.49%	95.96%	95.10%	95.46%
	Swin-UNet	96.87%	91.98%	92.70%	92.34%
	NDWI(阈值=0.2)	91.07%	92.90%	79.58%	85.72%
高分卫星	NDWI(阈值=0.5)	94.60%	79.25%	94.55%	86.23%
	SVM	88.66%	83.14%	91.63%	87.18%

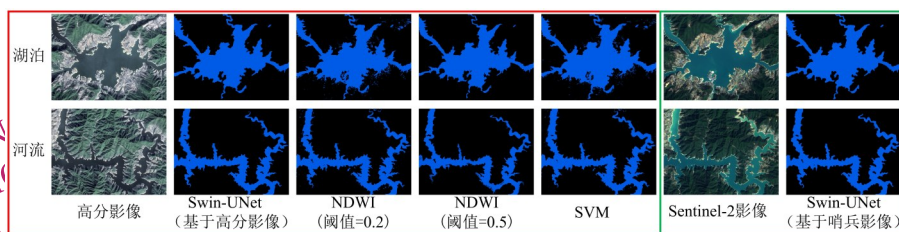


图4 不同水体提取方法结果比较

Fig.4 Comparison of water extents extracted by different methods

高分卫星与Sentinel-2卫星在水域面积与岸线的识别上有较好的一致性（年均值相关系数大于0.99），但基于高分卫星识别得到的水域面积、岸线长度都显著高于基于Sentinel-2得到的对应值。多年平均值看，高分卫星的水体面积约比Sentinel-2高约18.9%，而岸线长度则比Sentinel-2长约75%（表3）。相应地，基于高分影像的岸线发育系数与分形维数略低于Sentinel-2。这一现象主要源于影像空间分辨率差异导致的像元混合效应与空间尺度效应。由于Sentinel-2的空间分辨率较低，单个像元往往同时包含水体、植被或裸地等多种地物类型，当像元中水体比例较低时，其整体光谱特征可能被非水体成分主导，从而导致部分细小或边缘水体未被识别。相比之下，高分影像能够更准确地分辨窄河道、岸边浅滩及临时积水区，从而显著提高了水体识别的完整性和精度。此外，岸线长度的显著增加反映了明显的空间尺度依赖特征。随着空间分辨率的提高，影像能够捕捉更多小尺度水体及岸线形态细节，

使岸线呈现更高的几何复杂度和分形特征；而在较低分辨率影像中，这些微小曲折往往被平滑化，导致岸线形态简化并显著缩短。小尺度水体微小的边缘和曲折对总面积的贡献有限，但会显著增加岸线长度。因此，相较于水域面积的变化，岸线长度的增加更加剧烈。

表3 基于高分与Sentinel-2的水体面积与岸线特征识别结果比较

Table 3 Comparison of water extent and shoreline characteristic derived from Gaofen and Sentinel-2

卫星影像	水域面积 (km ²)		岸线长度 (km)		岸线发育系数		分形维数
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	
Sentinel-2	264.6	11.3	4173.7	209.3	12.7	0.34	1.26
高分	314.7	8.5	7306.4	656.6	10.7	0.51	1.23

4.2 河湖岸线的动态变化

高分影像与Sentinel-2除了在光谱分辨率与空间分辨率存在差异外，在时间分辨率上也有比较

大的差别。高分系列卫星通常为多年一期, 受限于影像获取周期较长, 较难以形成连续的时间序列, 难以监测水体与岸线在较短时间内 (如逐月) 的动态变化。相比之下, Sentinel-2 具备较短的重访周期, 可以实现高时效性和多时相的水体动态监测, 使其在河湖岸线高频监测上更具优势。为此, 本文以高分影像为基础分析研究区河湖岸线的年际变化, 而以 Sentinel-2 影像为基础分析岸线的季节性变化。

基于 GF-1 与 GF-6 光学影像, 以 2-3 年为时间步长, 本文共获取研究区 2015-2024 年 5 期 (2015、2017、2020、2022、2024 年) 全域河湖岸线信息。通过多时相岸线信息的融合分析, 生成了多年中位岸线、最长岸线以及最短岸线 (图 5), 并基于面积加权平均计算得到多时段全域河湖岸线形态指标及其统计值。在年尺度上, 河湖岸线长度均值为 7306.4km, 标准差 656.5km, 变异系数 (CV=标准差/均值) 达到 9.0%。相较之下, 河湖水域面积均值为 314.7km², 标准差 8.5km², 变异系数仅为 2.7%, 表明研究期内水域面积保持相对稳定, 未出现显著扩张或萎缩。岸线发育系数均值为 10.7, 标准差 0.52, 变异系数为 4.8%, 显示岸线整体处于中等复杂程度, 且年际间差异有限。分形

维数均值为 1.23, 标准差 0.005, 变异系数仅为 0.4%, 波动幅度最小。

在月尺度, 基于 Sentinel-2 影像, 本文共获取 2017-2025 年有效影像 21 期。由于汛期 (5-8 月) 影像受云的影响较大, 难以识别研究区全境的水体和河湖岸线, 21 期影像均为非汛期。相较于年尺度序列, 月尺度下水体与岸线指标波动幅度更为显著。岸线长度的变异系数高达 12.8%, 水域面积的变异系数为 7.5%, 岸线发育系数的变异系数为 3.1%, 与年尺度结果相近, 在敏感反映湖泊边界形态变化的同时, 亦表现出一定的相对稳定性。在多年月度序列中, 水域面积的最大值出现在 2024 年 10 月, 这与 2024 年 7 月 26-28 日郴州市大暴雨引发的洪灾密切相关。相比于 2023 年的 10 月和 11 月, 2024 年的 10 月和 11 月的水域面积、岸线长度、岸线发育系数以及分形维数四项指标均明显偏高。这表明洪水等极端水文事件对湖泊形态特征具有显著影响。具体而言, 洪水不仅扩大了湖泊水域面积, 还增加了岸线的曲折程度和形态复杂度。岸线长度的增加幅度大于水域面积的增加幅度, 导致岸线发育系数上升。同时, 洪水淹没了周边低洼地形并形成更多凹凸岸线, 使分形维数增加, 反映湖泊形态复杂度的增强。

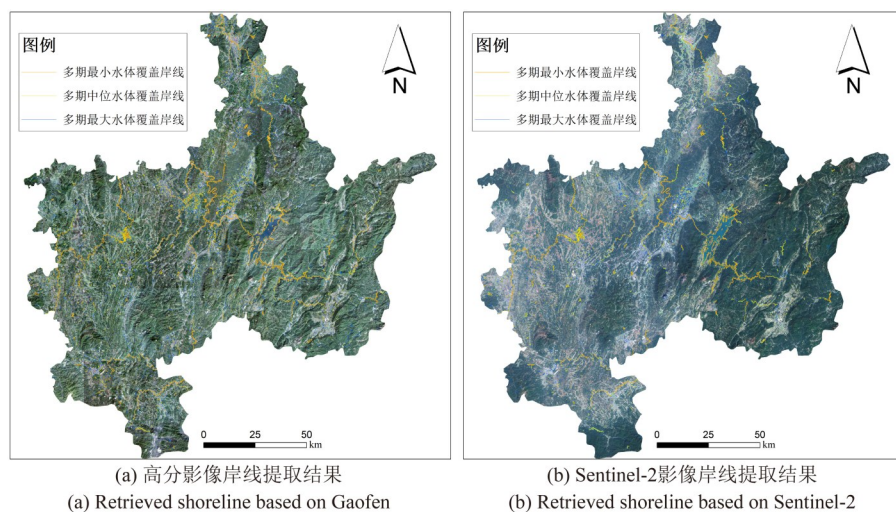


图 5 基于高分与 Sentinel-2 影像岸线提取结果
Fig.5 Retrieved shoreline based on Gaofen (left) and Sentinel-2 (right)

4.3 岸线结构变化分析

岸线分类结果表明 (图 6), 2017-2024 年间, 郴州市自然岸线占比超过 45%, 表现出相对稳定但有波动的特征。这种在城市化背景下的稳定性

甚至增长性, 反映了退耕还林还湿等生态修复政策在维护区域生态安全方面的显著效能, 成功构建了抵抗城市扩张压力的生态缓冲机制。人工岸线呈现明显的增长趋势, 从 2017 年的 23.6% 增加

到2024年的29.3%，8年间增加了约310km，比例上升了5.7%。这一增长与区域经济发展和城市化进程高度吻合，表明在研究时段内，港口拓展、滨水区开发、城镇建设等人类活动显著改变了岸线面貌。半人工半自然岸线是变化最为显著的类型，已由2017年的29.4%下降到2024年的22.1%，减少了约397km，比例下降了7.3%。这种显著减少源于双重转化机制，即：一方面，依照退耕还林还湿政策要求，滨水耕地向生态功能更优的自然系统转化；另一方面，在城市扩张过程中，部分滨水耕地被征用转为建设用地。

总体来看，人工岸线呈现持续扩张的趋势，而半人工半自然岸线则显著减少。自然岸线长度虽有波动，但总体保持相对稳定，甚至略有增加。这一演变格局反映了政策干预与社会经济发展的相互作用机理。特别是，2017年郴州市启动了退耕还林还湿试点工程。该试点方案明确提出，自2017年至2020年，在重要河流沿岸、湖泊及灌区周边等农业面源污染和生活污水排放量大的入河湖口附近区域，实施退耕还林还湿战略，构建沿岸生态植物“绿带”。这一政策与区域持续的城市化进程形成了相互作用的复杂动力系统，共同塑造了岸线的空间结构及其演变过程。退耕还林还湿工程通过将部分低生态效益的农业用地转化为高生态价值的自然系统，不仅有效补偿了城市扩张带来的生态损失，更实现了岸线资源利用结构的优化升级。这种政策干预成功地在持续城市化背景下，维护并适度扩展了自然岸线资源，体现了“在发展中保护、在保护中发展”的区域治理策略。

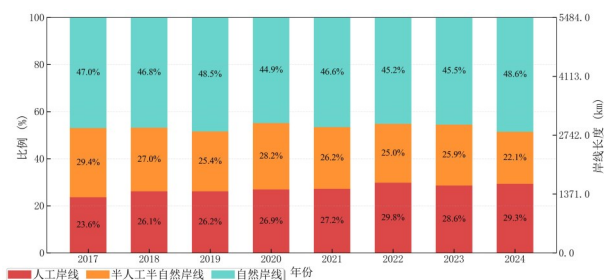


图6 岸线组成变化趋势

Fig.6 Changes in the composition of shoreline for the period 2017 to 2024

4.4 重点水域岸线变化分析

本文选取郴州市桂阳县的春陵国家湿地公园

以及郴州市资兴市的东江湖作为重点水域，分析其岸线的动态变化特征。春陵湿地公园以欧阳海水库与春陵江部分河段为核心，涵盖永久性河流、洪泛平原、库塘及水产养殖塘四大湿地类型，构成了典型的库塘—江河复合湿地生态系统。东江湖则是我国中南地区最大的人工湖泊，也是郴州水环境生态文明建设的核心区域，兼具生态保护、供水发电、全域旅游等多重功能。

基于 Sentinel-2 影像，由 Swin-UNet 模型识别得到的结果表明，研究期内（2017–2025 年），春陵国家湿地公园多年平均水域面积为 10.3km²，岸线长度达 167.3km，岸线发育系数约为 9.8，分形维数为 1.26。最短岸线 102.8km，最长岸线 216.1km，中位数为 180.8km（图 7）。其中，水域面积的年际变异系数为 38.8%，显著高于岸线长度的变异系数（15.2%）。在月尺度上，非汛期湿地公园的平均水域面积约为 9.2km²，变异系数 48.4%，对应的岸线长度均值为 156.0km，变异系数 18.8%。可以看出，湿地公园水域面积与岸线长度月尺度的变动均高于其年际变动。

同一研究期内，东江湖多年平均水域面积为 140.2km²，岸线长度达 718.9km，岸线发育系数约为 15.8，分形维数为 1.28。最短岸线 678.5km，最长岸线 748.9km，中位数为 718.8km（图 7）。其中，水域面积的年际变异系数为 3.3%，略高于岸线长度的变异系数（1.9%）。在月尺度上，非汛期东江湖的平均水域面积约为 138.9km²，变异系数 3.1%，对应的岸线长度均值为 702.8km，变异系数 2.0%。可以看出，东江湖水域面积与岸线长度在月际与年际尺度上的变动幅度均较小且彼此接近，反映其作为人工湖泊的高度稳定性。

相比较而言，湿地公园岸线发育系数的变异系数（34.3%）显著高于东江湖（2.4%）。这是因为湿地公园为代表的天然状态下的河湖岸线形态更易受到水文条件以及侵蚀、堆积等地貌过程的影响而发生更为强烈的年内与年际变化波动，而以东江湖为代表的人工河湖岸线形态则因为堤岸等水利工程约束而更加稳定。

东江湖与春陵湿地公园 2017–2024 年岸线分类结果如图 8 所示。总体来看，两类典型水域在岸线类型演变上呈现出显著差异，反映了不同生态系统对人类干扰与自然过程的响应特征。从人工化特征来看，东江湖与湿地公园的人工岸线比例均

较为稳定, 但整体呈现轻微上升趋势。东江湖人工岸线比例由 2017 年的 19.0% 上升至 2024 年的 24.1%, 而湿地公园则由 8.4% 增加至 13.2%。尽管两者增幅相近, 但东江湖的人工岸线比例始终约为湿地公园的两倍。这表明, 东江湖受堤坝建设、码头开发及旅游设施布局等人类活动的影响明显强于湿地公园, 岸线工程化程度较高。湿地公园中自然岸线与半人工半自然岸线比例波动显著, 变化幅度远大于东江湖。其原因可能在于湿地区

域受降水与径流变化影响较大, 季节性水位涨落导致部分岸段周期性淹没或裸露, 而引起遥感识别结果的明显波动。相对而言, 东江湖岸线周边土地利用格局较为稳定, 耕地占比有限, 因此半人工半自然岸线比例较小且变化平缓。整体来看, 东江湖岸线演变以自然岸线为主, 人工岸线缓慢增加, 结构稳定; 而湿地公园岸线则在自然、半人工与人工类型之间频繁转换, 表现出对外界干扰更高的敏感性与动态性。

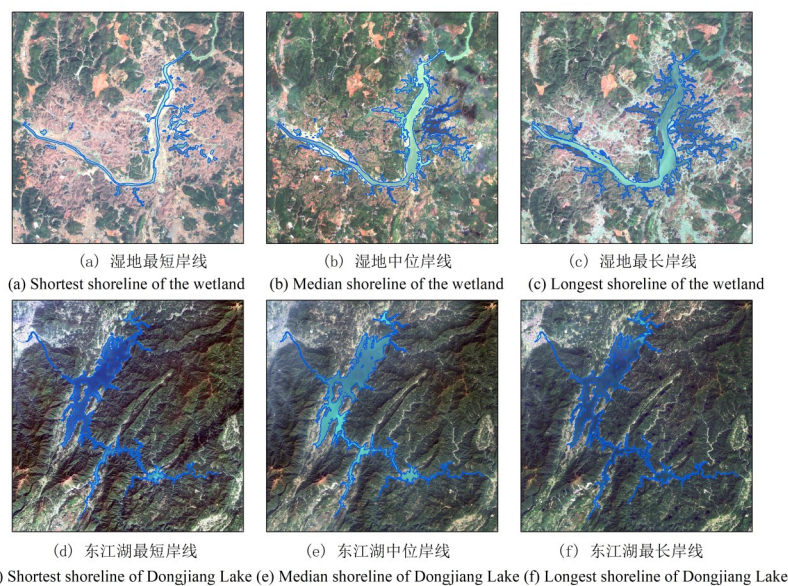


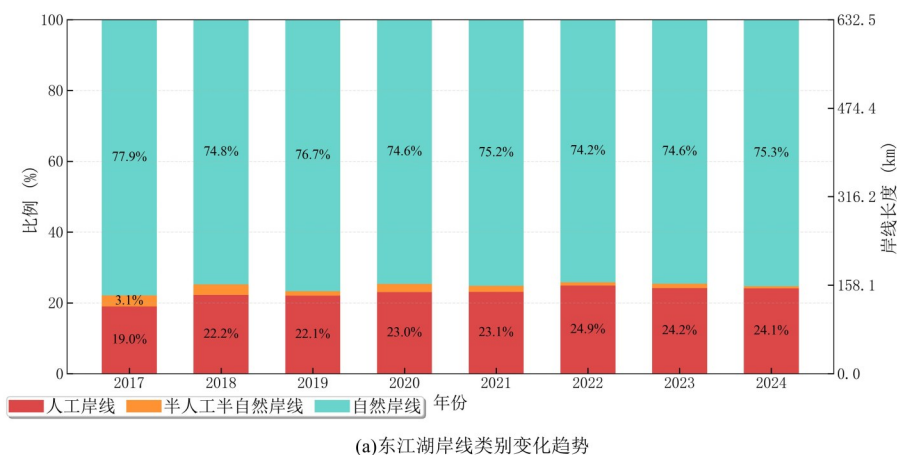
图7 重点水域岸线变化动态监测

Fig.7 Dynamics of shorelines in focused water bodies

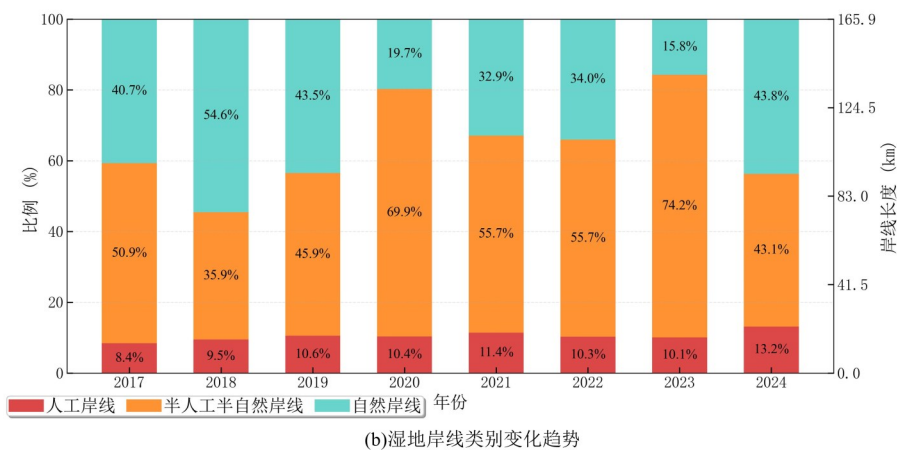
4.5 岸线长度与水域面积的关系

根据 Sentinel-2 不同时期影像水体与岸线的识别结果, 可以发现研究区水域面积与岸线长度之间存在显著的相关关系 (图 9)。其中, 以湿地公园为代表的天然水域其面积-长度关系高于人工水域 (以东江湖为代表)。就郴州市全域而言, 其面积-长度关系的显著性则介于两者之间。这主要是因为春陵国家湿地公园以自然湿地岸线、半人工半自然岸线为主, 岸线系统对水文波动等外界扰动的响应敏感性高, 水域面积的细微变化易引发岸线长度延伸、复杂度提升等形态调整, 进而表现出水域面积、岸线长度与岸线形态指标的高相关性。而东江湖作为郴州市核心大型人工水库, 受到人类活动影响, 岸线复杂度受外界扰动的敏感性低, 形态长期保持稳定, 导致水域面积、岸

线长度与岸线形态指标的相关性较弱。非线性回归分析表明 (图 9), 郴州全境水域面积每增加 1km^2 , 岸线长度对应约增加 18km 。对东江湖和湿地公园而言, 水域面积每增加 (减少) 1km^2 , 则对应的岸线长度分别增加 (减少) 约 24.7km 和 2.4km 。



(a) Changes in the composition of shorelines in Dongjiang Lake



(b) Changes in the composition of shorelines in the wetland

图8 重点水域岸线类别变化趋势

Fig.8 Changes in the composition of shorelines in focused water bodies

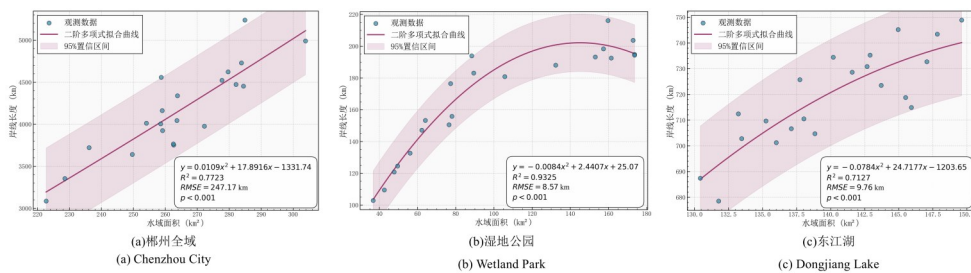


图9 岸线长度与水域面积的关系

Fig.9 Relationships between shoreline length and water area

5 结论

本文以高分卫星与 Sentinel-2 卫星影像为信源，基于 Swin-UNet 网络架构训练了内陆水体与河湖岸线的深度学习模型，并用于提取了郴州市 2015-2025 年的高分辨率河湖岸线，并分析了郴州市河湖岸线的动态变化。研究表明：本文采用的样本快速扩充方法在 Swin-UNet 模型的训练上取得

了良好的效果，训练所得的 Swin-UNet 深度学习模型表现显著优于传统的阈值法或相对简单的机器学习模型。基于高分卫星影像与 Sentinel-2 影像的 Swin-UNet 模型的水体识别精度均超过 90%，且水体轮廓清晰，在保证提取的河湖岸线的连续性的同时减少了冗余性。研究发现，2015-2025 年郴州市全域多年平均水域面积约为 314.7km²，对应的岸线长度约为 7306.4km。高分影像与 Sentinel-2 的结

果有较好的一致性,但是由于其更高的空间分辨率,高分影像识别所得的水域面积约比 Sentinel-2 高 18.9%,而岸线长度则比 Sentinel-2 长约 75%。研究区岸线长度的年内波动(变异系数=12.8%)高于其年际波动(变异系数=9.0%)。研究区内人工水体岸线形态稳定性高于自然岸线。研究区内河湖岸线结构演化呈半自然-半人工岸线向人工岸线转化,而自然岸线相对稳定的特征,其演变态势与城市空间外拓以及退耕还林还湿系列生态修复政策密切相关。

本研究利用高分系列卫星与 Sentinel-2 对郴州市岸线进行了识别与动态监测。相比较而言,高分影像因其高空间分辨率更适合细致刻画河湖岸线及小型水体的动态监测,而 Sentinel-2 则凭借其多时相获取能力强的优势在大范围、多时相的水体制图与快速监测中更具优势。本研究仍存在一定局限性。首先受云覆盖与卫星重访周期的影响,部分汛期影像缺失;其次,岸线分类所依赖的土地覆盖产品在时空分辨率上亦存在局部不足,对岸线类型的识别精度造成了一定影响。未来研究将结合光学与雷达等多源高分辨率影像,并优化土地覆盖数据的时空一致性,以提升岸线动态监测的精度。同时,引入不确定性评估方法,整合水文观测数据,开展岸线演变驱动因素的量化分析,并进一步开展跨尺度研究,以增强机制解释能力和决策应用价值。

参考文献(References)

- Bai K K, Li Z W, Zhang P, Wang Z A, Zhao W G, and Lu H Y. 2024. Shoreline evolution of natural lakes in Lake Dongting area based on multi-source remote sensing interpretation. *Journal of Lake Sciences*, 36 (05):1537 - 1549 (白宽宽,李志威,张鹏,王在艾,赵文刚,鲁瀚友. 2024. 基于多源遥感解译的洞庭湖区自然湖岸线演变过程研究. *湖泊科学*, 36(5):1537-1549 [Doi: 10.18307/2024.0543])
- Blais M A, and Akhloufi M A. 2025. Advances in remote sensing and deep learning in coastal boundary extraction for erosion monitoring. *Geomatics*, 5 (1):9 [Doi: 10.3390/geomatics5010009]
- Cao H, Wang Y Y, Chen J, Jiang D S, Zhang X P, Tian Q, and Wang M. 2023. Swin-UNET: Unet-like pure transformer for medical image segmentation. *Computer Vision - ECCV 2022 Workshops*. Cham: Springer: 205 - 218 [Doi: 10.1007/978-3-031-25066-8_9]
- Cao H D, Tian Y B, Liu Y L, and Wang R H. 2024. Water body extraction from high spatial resolution remote sensing images based on enhanced U-Net and multi-scale information fusion. *Scientific Reports*, 14 (1):16132 [Doi: 10.1038/s41598-024-67113-7]
- Chen Z C, Guo L N, Wu Y H, Zhang B, Chen P, Yang X, and Guo J W. 2024. A high-resolution dataset of water bodies distribution over the Tibetan Plateau. *Scientific Data*, 11 (1): 8 [Doi: 10.1038/s41597-024-03290-4]
- General Office of the Ministry of Ecology and Environment of the People's Republic of China. 2021. Technical guidelines for protection and restoration of ecological buffer zones in rivers and lakes(2021-12-04)[2025-11-08].(生态环境部办公厅. 2021. 河湖生态缓冲带保护修复技术指南.(2021-12-04) [2025-11-08].) https://www.mee.gov.cn/xxgk/2018/xxgk/xxgk06/202112/t20211215_964234.html.
- Feysa G L, Meilby H, Fensholt R, and Proud S R. 2014. Automated Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140:23 - 35 [Doi: 10.1016/j.rse.2013.08.029]
- Foody G M, and Mathur A. 2006. The use of small training sets containing mixed pixels for accurate hard image classification: Training on mixed spectral responses for classification by a SVM. *Remote Sensing of Environment*, 103 (2):179 - 189 [Doi: 10.1016/j.rse.2006.04.001]
- Freihardt J, and Frey O. 2023. Assessing riverbank erosion in Bangladesh using time series of Sentinel-1 radar imagery in the Google Earth Engine. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 23 (2): 751 - 770 [Doi: 10.5194/nhess-23-751-2023]
- Guo H X, He G J, Jiang W, Yin R Y, Yan L, and Leng W C. 2020. A multi-scale water extraction convolutional neural network (MWEN) method for GaoFen-1 remote sensing images. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9 (4):189 [Doi: 10.3390/ijgi9040189]
- Hasanuzzaman M, Bera B, Islam A, and Shit P K. 2023. Estimation and prediction of riverbank erosion and accretion rate using DSAS, BEHI, and REBVI models: evidence from the lower Ganga River in India. *Natural Hazards*, 118 (2):1163 - 1190 [Doi: 10.1007/s11069-023-06044-4]
- Hou K D, and Zhu L. 2025. Spatial correlations between cultural ecosystem services and human activities along the Shenyang's Hun River corridor. *Scientific Reports*, 15 (1):27781 [Doi: 10.1038/s41598-025-13184-z]
- Ji L, Zhang L, and Wylie B. 2009. Analysis of dynamic thresholds for the normalized difference water index. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 75 (11):1307 - 1317 [Doi: 10.14358/pers.75.11.1307]
- Jia H B, Ji H C, Yu J E, and Meng X C. 2019. Spatial and temporal variations in coastline morphology along Ganjiang-Poyang Lake: sediment supply as a cause of variability. *Environmental Earth Sciences*, 78 (23):660 [Doi: 10.1007/s12665-019-8667-4]
- Jiang W J, Zhang C J, Xu B, Luo C C, Zhou H, and Zhou K. 2023. AED-Net: semantic segmentation model for landslide recognition from remote sensing images. *Journal of Geo-Information Science*, 25 (10):2012 - 2025 (蒋伟杰,张春菊,徐兵,罗晨晨,周晗,周康. 2023. AED-Net: 滑坡灾害遥感影像语义分割模型. *地球信*

- 息科学学报, 25(10): 2012-2025 [Doi: 10.12082/dqxxkx.2023.230171])
- Karra K, Kontgis C, Statman-Weil Z, Mazzantiello J C, Mathis M, and Brumby S P. 2021. Global land use / land cover with Sentinel 2 and deep learning. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Brussels, Belgium: IEEE: 4704 - 4707 [Doi: 10.1109/igarss47720.2021.9553499]
- Li J J, Meng Y Z, Li Y X, Cui Q, Yang X N, Tao C X, Wang Z, Li L Y, and Zhang W. 2022. Accurate water extraction using remote sensing imagery based on normalized difference water index and unsupervised deep learning. Journal of Hydrology, 612: 15 [Doi: 10.1016/j.jhydrol.2022.128202]
- Liu B X, Wang W, Wu Y M, and Gao X. 2024a. Attention swin transformer UNet for landslide segmentation in remotely sensed images. Remote Sensing, 16 (23):23 [Doi: 10.3390/rs16234464]
- Liu Y H, Zhong Y F, Shi S A, and Zhang L P. 2024b. Scale-aware deep reinforcement learning for high resolution remote sensing imagery classification. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 209:296 - 311 [Doi: 10.1016/j.isprsjprs.2024.01.013]
- Liu Z, Lin Y T, Cao Y, Hu H, Wei Y X, Zhang Z, Lin S, and Guo B N. 2021. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows. 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Montreal, QC, Canada: IEEE: 9992 - 10002 [Doi: 10.1109/ICCV48922.2021.00986]
- Lu C L, Bai Z G, Li Y G, Wu B, Di G D, and Dou Y F. 2021. Technical characteristics and new mode applications of GF-6 satellite. Space and Engineering, 30 (01):7 - 14 (陆春玲, 白照广, 李永昌, 武斌, 邸国栋, 窦毅芳. 2021. 高分六号卫星技术特点与新模式应用. 航天器工程, 30(01):7-14 [Doi: 10.3969/j.issn.1673-8748.2021.01.002])
- Ma D H, Jiang L G, Li J, and Shi Y. 2023. Water index and Swin Transformer Ensemble (WISTE) for water body extraction from multi-spectral remote sensing images. Giscience & Remote Sensing, 60 (1)[Doi: 10.1080/15481603.2023.2251704]
- Mandelbrot B. 1967. How long is the coast of Britain? Statistical self-similarity and fractional dimension. Science, 156 (3775): 636 - 638 [Doi: 10.1126/science.156.3775.636]
- McFeeters S K. 1996. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. International Journal of Remote Sensing, 17 (7): 1425 - 1432 [Doi: 10.1080/01431169608948714]
- Messenger M L, Lehner B, Grill G, Nedeva I, and Schmitt O. 2016. Estimating the volume and age of water stored in global lakes using a geo-statistical approach. Nature Communications, 7 (1): 13603 [Doi: 10.1038/ncomms13603]
- Nagaraj R, and Kumar L S. 2024. Extraction of surface water bodies using optical remote sensing images: A review. Earth Science Informatics, 17 (2):893 - 956 [Doi: 10.1007/s12145-023-01196-0]
- Poikane S, Zohary T, and Cantonati M. 2020. Assessing the ecological effects of hydromorphological pressures on European lakes. Inland Waters, 10 (2): 241 - 255 [Doi: 10.1080/20442041.2019.1654800]
- Qi Z S, Yao S M, Zhu Y, and Liu X Q. 2025. Research progress on evolution of rivers and lakes in China based on remote sensing technology. Journal of Changjiang River Scientific Research Institute, 42 (07):8 - 17 (戚展硕, 姚仕明, 朱昱, 刘晓庆. 2025. 基于遥感技术的中国河湖演变研究进展. 长江科学院院报, 42(07):8-17 [Doi: 10.11988/ckyyb.20240586])
- Seekell D, Cael B B, and Byström P. 2022. Problems with the shoreline development index—A widely used metric of lake shape. Geophysical Research Letters, 49 (10):e2022GL098499 [Doi: 10.1029/2022GL098499]
- Shi C Y, Zhuang N N, Li Y H, Xiong J, Zhang Y, Ding C H, and Liu H. 2024. Identifying factors influencing reservoir eutrophication using interpretable machine learning combined with shoreline morphology and landscape hydrological features: A case study of Danjiangkou Reservoir, China. Science of the Total Environment, 951:14 [Doi: 10.1016/j.scitotenv.2024.175450]
- Tong X Y, Xia G S, Lu Q k, Shen H F, Li S Y, You S C, and Zhang L P. 2020. Land-cover classification with high-resolution remote sensing images using transferable deep models. Remote Sensing of Environment, 237:111322 [Doi: 10.1016/j.rse.2019.111322]
- Vári A, Kozma Z, Pataki B, Jolánkai Z, Kardos M, Decsi B, Binke Z, et al. 2022. Disentangling the ecosystem service 'flood regulation': Mechanisms and relevant ecosystem condition characteristics. Ambio, 51 (8): 1858 - 1870 [Doi: 10.1007/s13280-022-01708-0]
- Wan Z W, Jia Y L, Hong Y J, Liu G X, and Jiang M X. 2019. Evolution of Jingjiang section of the Yangtze River based on historical maps and remote sensing over the past 100 years. Scientia Geographica Sinica, 39 (4):696 - 704 (万智巍, 贾玉连, 洪祚君, 刘光旭, 蒋梅鑫. 2019. 基于历史地图与遥感影像的近百年长江荆江段河道演变. 地理科学, 39(4): 696-704 [Doi: 10.13249/j.cnki.sgs.2019.04.020])
- Wang X F, Zhou C W, Feng X M, Cheng C W, and Fu B J. 2018. Testing the efficiency of using high-resolution data from GF-1 in land cover classifications. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 11 (9): 3051 - 3061 [Doi: 10.1109/JSTARS.2018.2850888]
- Wang Z, Liu K, Zhan P F, Wang C, Fan C Y, Song C Q, and Tang G A. 2022. Spatiotemporal changes of lake shoreline morphology in Tibetan Plateau during 1990-2018. Geographic Research, 41 (04): 980 - 996 (王哲, 刘凯, 詹鹏飞, 王纯, 范辰媛, 朱春桥, 汤国安. 2022. 近三十年青藏高原内流区湖泊岸线形态的时空演变. 地理研究, 41(4): 980-996 [Doi: 10.11821/dlxyj020210176])
- Wu A P, Ma C Z, Huo S L, Li F X, and Fu Q. 2025. Impact of riparian landscape patterns on river water quality in the Miyun Reservoir Basin. Acta Geographica Sinica, 80 (03):724 - 741 (吴艾璞, 马春子, 霍守亮, 李天霄, 付强. 2025. 河岸带景观格局对密云水库流域河流水质的影响. 地理学报, 80(03), 724-741 [Doi: 10.11821/dlxb202503010])
- Xiao Z, Li R K, Ding M J, Cai P L, Guo J X, Fu H Y, Zhang X P, and Song X F. 2024. Unveiling the hidden dynamics of intermittent surface water: A remote sensing framework. Remote Sensing of

- Environment, 311:114285 [Doi: 10.1016/j.rse.2024.114285]
- Xu B X, Wang P L, Wang Y C, Wang Q H, Wang B, Zhao X Y, Miao J X, and Gao F. 2025. Transformation in urban human settlements within China's sustainable development innovation demonstration zones: A case study of Chenzhou City, Hunan Province, during rapid urbanization. *Land*, 14 (2): 431 - 431 [Doi: 10.3390/land14020431]
- Xu H Q. 2005. A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index (MNDWI). *National Remote Sensing Bulletin* (5):589 - 595 (徐涵秋. 2005. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究. *遥感学报*, (05):589-595 [Doi: 10.11834/jrs.20050586])
- Xu X Y, Zhang T, Liu H Z, Guo W W, and Zhang Z H. 2024. An information-expanding network for water body extraction based on Unet. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 21:1 - 5 [Doi: 10.1109/LGRS.2024.3371485]
- Yang Z L, Feng H H, Zou B, Wu H, Wang Y L, Li S J, Zhu S J, and Wang Z. 2022. Evaluation on the SDGs of innovation demonstration zone for national sustainable development agenda in China: A case study of Chenzhou City. *Geography and Geo-Information Science*, 38 (06):104 - 109 (杨卓琳, 冯微微, 邹滨, 吴宏, 王玉龙, 李世杰, 朱思佳, 王珍. 2022. 国家可持续发展议程创新示范区 SDGs 测度评价——以郴州市为例. *地理与地理信息科学*, 38 (06): 104-109 [Doi: Cnki:Sun:Digit.0.2022-06-014])
- Yuan Y Y, Zhu C H, and Cheng Y N. 2018. Quantitative study of water morphology of urban lake. *Landscape Architecture*, 25 (08):80 - 85 (袁洋洋, 朱辰昊, 成玉宁. 2018. 城市湖泊景观水体形态定量研究. *风景园林*, 25(8): 80-85 [Doi: 10.14085/j. fjyl. 2018.08. 0080.06])
- Yue L W, Li B G, Zhu S, Yuan Q Q, and Shen H F. 2023. A fully automatic and high-accuracy surface water mapping framework on Google Earth Engine using Landsat time-series. *International Journal of Digital Earth*, 16 (1): 210 - 233 [Doi: 10.1080/17538947.2023.2166606]
- Zhang B, Li J S, Shen Q, Wu Y H, Zhang F F, Wang S L, Yao Y, Guo L N, and Yin Z Y. 2021. Recent research progress on long time series and large scale optical remote sensing of inland water. *National Remote Sensing Bulletin*, 25 (1):37 - 52 (张兵, 李俊生, 申茜, 吴艳红, 张方方, 王胜蕾, 姚丹, 郭立男, 殷子瑶. 2021. 长时序大范围内陆水体光学遥感研究进展. *遥感学报*, 25(1): 37-52 [Doi: 10.11834/jrs.20210570])
- Zhang N, Xu H W, Cheng Y N, and Hou Q H. 2024a. Quantification and analysis study for the morphological characteristics of urban waterbodies: Evidences from 42 cases in China. *Ecological Indicators*, 166:112458 [Doi: 10.1016/j.ecolind.2024.112458]
- Zhang Z W, Liu Q, Liu X D, Zhang Y H, Du Z H, and Cao X F. 2024b. PMNet: a multi-branch and multi-scale semantic segmentation approach to water extraction from high-resolution remote sensing images with edge-cloud computing. *Journal of Cloud Computing-Advances Systems and Applications*, 13 (1): 13 [Doi: 10.1186/s13677-024-00637-5]
- Zhou Y F, Zhen X M, Sun Y, Tao Z, Dai Z W, Xu C, Liu L, and Ding Y L. 2023. Comparison of GF-1 and Sentinel-2 for estimation of leaf area index in typical Crops. *Remote Sensing Technology and Application*, 38 (3):599 - 613 (周杨凡, 郑兴明, 孙源, 陶醉, 代泽文, 徐迟, 刘琳, 丁艳玲. 2023. GF-1 与 Sentinel-2 在典型农作物 LAI 估算中的比较. *遥感技术与应用*, 38(3): 599-613 [Doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2023.3.0599])
- Zumak A, Fassoni-Andrade A C, Pereira H C, Papa F, dos Santos Silva P, do Nascimento A C S, and Fleischmann A S. 2025. Riverine communities in the Central Amazon are largely subject to erosion and sedimentation risk. *Communications Earth & Environment*, 6 (1):92 [Doi: 10.1038/s43247-025-02058-x]

Monitoring Shoreline Dynamics of Rivers and Lakes Based on High-Resolution Satellite Imagery and Swin-UNet Model

CHEN Hao^{1,2,3}, WU Yanhong², ZHENG Siqu⁴, CHI Haojing⁴, TENG Xuankai^{1,2,3}, LI Junsheng^{1,2,3}

1. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. International Research Center of Big Data for Sustainable Development Goals, Beijing 100094, China;

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

4. Ocean University of China, Qingdao 266100, China

Abstract: Objective Shorelines of rivers and lakes constitute the critical interface between inland water bodies and adjacent terrestrial systems, functioning as key transitional zones that regulate flood storage, buffer hydrological extremes, and maintain aquatic - terrestrial ecological system. Accurate and timely monitoring of shoreline dynamics is therefore substantial for practical flood risk mitigation, water resource management, and the planning, protection, and restoration of freshwater ecosystems. This study aims to develop an effective and reliable deep learning (DL) model to identify shorelines from high-resolution remote sensing imagery, supporting systematic quantification of their spatiotemporal variation in response to climate and human intervention. Method Deep learning models based on the Swin-UNet

architecture were set-up to identify water extents, boundaries of which were then vectorized to obtain the shorelines of the study area by using the Gaofen and Sentinel-2 remote sensing imagery respectively. The Swin-UNet was adopted in this study due to its performance in capturing both local details and long-range contextual information, enabling robust delineation of complex shoreline morphologies. Annual and monthly shorelines were retrieved from Gaofen and Sentinel-2 respectively for the period 2015 – 2025 based on the trained and well validated Swin-UNet models. Intra-annual and interannual variations of shorelines in terms of their length, development index, fractal dimension and composition were then assessed. Result The Swin-UNet models, based on both Gaofen (GF) and Sentinel-2 imagery, achieved a classification accuracy of water pixel exceeding 90%, with clear, continuous shoreline boundaries and well-preserved geometric details, significantly outperforming traditional thresholding and machine learning methods. Results based on Gaofen imagery show that the annual mean area of water extent in the study area was around 314.7 km², with a corresponding shoreline length of about 7,306.4 km. The results derived from Gaofen imagery were largely consistent ($R^2=0.99$) with those from Sentinel-2. However, owing to its higher spatial resolution, the water area extracted from Gaofen imagery was about 18.9% larger than that from Sentinel-2, while the shoreline length was approximately 75% longer. Length of the shoreline showed stronger intra-annual variability ($CV=12.8\%$) than inter-annual variability ($CV=9.0\%$). Shorelines of artificial water bodies were found more morphologically stable than that of natural water bodies. Composition of shorelines in the study area exhibited a transition from semi-natural/semi-artificial to artificial shorelines, while natural shorelines remained relatively stable. Conclusion The study demonstrates that Swin-UNet – based deep learning approaches provide highly accurate, spatially detailed, and temporally consistent monitoring of river – lake shoreline dynamics, which is essential for effective management, protection, and restoration of inland aquatic environments. Changes in the composition of the shorelines in the study area were closely associated with urban spatial expansion and strongly influenced by a series of ecological restoration policies, including the “Grain for Green” program and wetland restoration initiatives.

Key words: river and lake shorelines, dynamic monitoring, Swin-UNet, Gaofen satellite, Sentinel-2, Chenzhou City

Supported by Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42371142) ; National Key Research and Development Program of China (No. 2022YFC3800701)

NATIONAL
REMOTE
SENSING BULLETIN | 遥感
学报

www.ygxb.ac.cn

www.ygxb.ac.cn

NATIONAL
REMOTE
SENSING BULLETIN | 遥感
学报