

基于 SAR 影像数据的 2024 年团洲垸溃堤 淹没监测及灾情分析

张振川¹, 刘俊国^{2,3}, 闫新庆⁴, 刘明欢¹, 罗忠堃¹, 姜丽光⁵

(1. 华北水利水电大学 水利学院, 河南 郑州 450046; 2. 华北水利水电大学 河南省水圈与流域水安全重点实验室, 河南 郑州 450046; 3. 华北水利水电大学 黄河研究院, 河南 郑州 450046; 4. 华北水利水电大学 数字孪生水利高等研究院, 河南 郑州 450046; 5. 南方科技大学 环境科学与工程学院, 广东 深圳 518055)

摘要:【目的】针对农业圩垸区半淹没耕地与水体的后向散射特征相似导致 SAR 提取精度不足的问题, 本研究融合土地利用先验知识, 实现 2024 年团洲垸溃堤洪水的精准淹没监测与灾情分析。【方法】以 2024 年团洲垸溃堤事件为例, 基于多时相 Sentinel-1 与高分三号 SAR 影像及灾前土地利用数据, 构建融合土地利用先验知识的 SAR 影像分区自适应水体提取模型(SDWI-LU), 采用差异化阈值优化策略提取水体, 并对比多方法水体提取精度验证其有效性; 结合时序影像与水文数据, 系统分析洪水的时空演化规律及受灾情况。【结果】①SDWI-LU 分区自适应阈值法有效抑制了半淹没耕地的误判, F1 均值达 0.982, 提取精度显著优于传统单一阈值等方法。②溃堤洪水演化呈现“渐进扩张—爆发扩散—滞后消退”三阶段特征, 退水阶段淹没面积的消退速率($1.87 \text{ km}^2/\text{d}$)远低于溃堤后爆发扩散阶段的日激增幅度($40.15 \text{ km}^2/\text{d}$), 亦明显缓于溃堤前水位持续抬升阶段的渐进扩张速率。③耕地与建设用地为主要受灾地类, 约 83% 的耕地遭受 10 d 以上的持续淹没, 农业受损严重。【结论】融合土地利用先验知识的分区自适应策略有效突破了复杂地表覆盖下 SAR 水体提取的精度瓶颈, 客观揭示了突发溃堤洪水的时空演化规律。未来研究可进一步探索该方法的自动化运行, 并结合轻量级深度学习模型, 以提升农业圩垸区洪涝应急监测的智能化水平与决策效能。

关键词:溃堤洪水监测; SAR 影像; 时空分析; 团洲垸; 水体提取

中图分类号:TV87;P237

文献标识码:A

文章编号:2096-6792(2026)04-0001-09

全球气候变化背景下极端降水事件频发^[1], 溃堤风险增加, 其突发性和淹没范围时空异质性严重制约了应急响应效能。传统的洪水应急监测主要依赖 RTK(Real-Time Kinematic)测量、无人机航测等地面勘测手段^[2], 在危险区域和恶劣气象下适用性有限。目前, 遥感技术凭借广覆盖、低成本的优势, 已成为洪水监测的主流方法^[3]。洪水遥感监测主要有光学遥感和微波遥感^[4]。强降雨天气常伴随洪涝灾害, 受厚密云层遮挡的影响, 光学遥感难以获取关键时段的有效影像^[5]。而合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)凭借云雨穿透能力在极端天气应急监测中更具优势^[6]。

当前基于 SAR 影像的水体提取方法主要分为阈值法^[7-8]、面向对象法^[9]和深度学习法^[10-11]三

类。其中, 面向对象法虽能整合光谱、纹理等多维度特征, 但水体提取效果受分割尺度参数敏感性的制约, 在应急场景下难以兼顾效率与稳定性^[12]; 深度学习法虽具备特征学习能力, 却依赖大规模标注样本, 且跨传感器泛化能力弱, 难以适配溃堤洪水的突发性和多源数据的协同需求^[13-15]。相比之下, 阈值法物理机理明确、计算效率高, 且适配多源 SAR 数据, 是应急监测中较为可行的方法。然而, 传统阈值法采用全局单一阈值策略, 在应用于地表覆盖复杂的农业圩垸区时仍存在缺陷^[16]。该类区域由于半淹没水田的后向散射特征与真实水体高度相似, 导致全局阈值难以区分, 造成淹没范围被系统性高估, 严重限制了传统阈值法的实际应用精度。为此, 本研究在归一化水体指数(Standardized

收稿日期/Received:2025-06-21

修回日期/Revised:2025-07-28

基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFC3011405)。

第一作者:张振川(2001—),男,硕士研究生,从事水利防汛减灾方面的研究。E-mail:zhangzhenchuan71@163.com。

通信作者:刘俊国(1977—),男,教授,博导,博士,从事水文水资源、水生态修复方面的研究。E-mail:junguo.liu@gmail.com。

Difference Water Index, SDWI) 法的经典框架内,引入灾前土地利用数据,提出了融合土地利用(Land Use, LU)数据的分区自适应 SDWI 提取方法(SDWI-LU),通过地类信息约束阈值选择,针对耕地与非耕地实施差异化阈值策略,精准抑制半淹没耕地的误判。

本研究以 2024 年团洲垸溃堤事件为例,基于多时相 Sentinel-1 与高分三号 SAR 影像数据,系统对比 SDWI-LU 分区自适应阈值法与传统 SDWI 法、大津法(Otsu 阈值法)及面向对象法(Object-Based Image Analysis, OBIA)的性能差异,验证其改进效果,并据此分析洪水的时空动态与地物受灾程度,为溃堤洪水监测提供效率与精度间平衡的参考方案。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

洞庭湖位于长江中游荆江段南岸,是我国第二

大淡水湖,承担重要调蓄洪功能。受自然与人为因素影响,洞庭湖现已分为东、南、西三部分。其中,东洞庭湖面积最大,位于湖南省岳阳市,北接长江,南纳湘、沅、资、澧四水,为长江流域防洪安全和生态环境健康提供了重要保障^[17],地理范围为 $112^{\circ}43'12''\text{E} \sim 113^{\circ}15'00''\text{E}$ 、 $28^{\circ}58'48''\text{N} \sim 29^{\circ}37'48''\text{N}$,属于亚热带气候,夏季降雨集中,汛期极易发生洪涝^[18]。

团洲垸位于东洞庭湖北部西岸,是典型的农业圩垸,地势低平,总面积约 55.03 km^2 。团洲垸防洪大堤总长约 20.8 km ,其中湖堤段长约 15.2 km ,2024 年 7 月 5 日 16 时,该垸湖堤段桩号 19+800 处发生溃口,导致垸内大面积淹没。本研究以此次溃堤事件形成的淹没区为研究对象,聚焦洪水动态过程与空间影响,研究区范围见图 1。作为洞庭湖典型农业圩垸,该区域的淹没过程对理解同类区域的洪灾形成机制与评估方法具有重要参考价值。

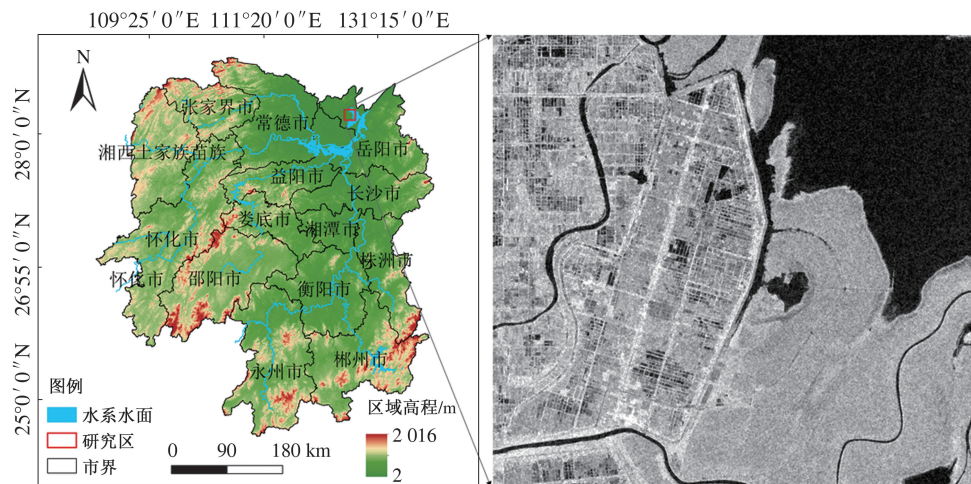


图 1 研究区位置及地形特征

Fig. 1 Location and terrain characteristics of study area

1.2 数据来源

1.2.1 哨兵一号数据

哨兵一号(Sentinel-1)是欧洲航天局哥白尼计划中的 C 波段合成孔径雷达(SAR)卫星星座,旨在提供连续的对地观测数据。本研究使用 Sentinel-1A 卫星获取的 SAR 数据,该卫星具备全天时、全天候成像能力,可穿透云雾,单星重访周期为 12 d。目前,Sentinel-1A 数据已广泛应用于洪涝灾害的应急监测和灾后损失评估^[19]。

本研究采用 Sentinel-1 在干涉宽幅模式(Interferometric Wide swath, IW)下地距探测(Ground Range Detected, GRD)的影像产品,已完成多视、热噪声去除等处理,空间分辨率为 10 m 。实验选用溃堤前后共 5 个时相的影像(见表 1),极化

方式为 VV(垂直发射、垂直接收)、VH(垂直发射、水平接收)极化。其中,VV 极化对水体后向散射信号较敏感,VH 极化对地表粗糙度和植被结构变化更敏感^[20]。Sentinel-1 卫星影像在网站(<https://search.asf.alaska.edu/>)下载。

1.2.2 高分三号数据

高分三号(Gaofen-3, GF-3)卫星是我国首颗 C 波段多极化 SAR 卫星,具备 12 种成像模式,是全球成像模式尤为丰富的 SAR 卫星之一。选取洪灾关键时期的 2 景 GF-3 卫星影像(见表 1),影像采用精细条带成像模式(Fine Stripmap II, FS II),数据级别为经过辐射校正的 L1A 级产品,极化方式为 HH(水平发射、水平接收)、HV(水平发射、垂直接收)极化。其中,HH 极化对平静水体表面具有

较好的后向散射特性;HV 极化对地表粗糙度和植被结构变化较为敏感^[21]。本研究所用 GF-3 数据集从国家冰川冻土沙漠科学数据中心 (<https://www.ncdc.ac.cn/>) 公开获取。

表 1 数据概述
Tab. 1 Data overview

数据	覆盖时间	极化方式
哨兵一号	2024 年 6 月 15 日	VV、VH
	2024 年 6 月 22 日	
	2024 年 7 月 4 日	
	2024 年 7 月 16 日	
	2024 年 7 月 28 日	
高分三号	2024 年 7 月 5 日	HV、HH
	2024 年 7 月 6 日	
土地利用数据	2023 年	—

1.2.3 土地利用数据

本研究采用的湖南省团洲垸土地利用分类数据,源自国家冰川冻土沙漠科学数据中心(National Cryosphere Desert Data Center, NCDC)。该数据空间分辨率为 10 m,分类方案涵盖耕地、林地、建设用地、水域、草地及裸地共 6 种主要地物类型,分类较为系统。考虑到洪灾事件前地表覆盖的稳定性,本研究选用 2023 年数据作为灾前本底,并将其作为关键先验知识用于后续 SDWI-LU 分区自适应阈值法的耕地与非耕地分区(非耕地包含林地、建设用地、水域、草地和裸地)。通过明确不同地类对水体提取的干扰差异,实施差异化阈值策略。同时,评估洪水对耕地及建设用地的淹没影响。

1.2.4 数据预处理

为抑制 SAR 数据的相干斑噪声并进行精确的几何与辐射校正,本研究对 Sentinel-1 与 GF-3 影像进行预处理。预处理步骤参考了相关数据处理标准, Sentinel-1 数据的预处理流程包括轨道校正、辐射定标、Refined Lee 滤波、地形校正和分贝化处理; GF-3 数据的预处理流程包括数据导出、多视处理、滤波、地理编码和辐射定标。

2 研究方法

针对传统 SAR 影像水体提取方法在农业圩垸区误提半淹没耕地的问题,本研究提出融合灾前土地利用数据的 SDWI 改进方法(SDWI-LU),核心目标是通过地类先验知识优化阈值策略,提高耕地区域水体提取精度。为系统评估该方法的改进效果,研究设计 4 组对比实验:①SDWI-LU 分区自适应阈值法作为本研究的核心创新方法;②传统

SDWI 全局阈值法作为基线用于剥离并量化分区自适应策略本身的贡献;③Otsu 阈值法作为数据驱动统计方法的代表;④面向对象法作为空间上下文分析方法的代表。

2.1 水体提取方法

SDWI-LU 分区自适应阈值法以“地类约束+时相自适应”双维度阈值优化为核心,通过引入 2023 年团洲垸 10 m 分辨率土地利用数据,突破传统 SDWI 全局单一阈值的局限。具体实施流程如下:

1) 地类分区与掩膜构建。基于 2023 年土地利用数据(涵盖耕地、林地、建设用地、水域、草地、裸地 6 种地类),结合农业圩垸区水体提取的误判成因与地物散射特性,有针对性地进行地类合并与重分类。

耕地类单独划分:研究区为典型农业圩垸,半淹没水田的 SAR 后向散射系数(低散射)与真实水体高度相似,是传统方法误将非水体判定为水体的核心诱因,需单独分区并设置专属阈值以抑制误提。

非耕地类统一归类:将林地、建设用地、水域、草地、裸地等 5 种地类归为非耕地。具体依据为:林地因植被冠层与枝干结构,后向散射系数显著高于水体,与水体区分度高;建设用地人工地表呈强异质散射,后向散射强度与均匀性均与水体差异明显;原有水域为已知本底信息,其位置与范围在灾前影像中已明确,无需额外区分即可与新增淹没区协同识别;虽部分裸地可能呈低散射,但结合时相对比(灾前无积水、灾后仅局部短期积水),草地、裸地不会与长期淹没的水体混淆,且根据灾前土地利用统计,这两类地物在整个研究区内分布极少,面积占比很低,对整体提取精度无显著影响。

利用 ArcGIS 生成对应的矢量掩膜,并与 SAR 影像空间叠加校验,确保掩膜边界与 10 m 像元精准对齐,为后续分区阈值优化奠定基础。

2) 分区-时相结合的阈值优化。基于 SDWI 指数进行特征计算,公式如下:

$$U_{SDWI} = \ln(10b_1b_2) - c。 \tag{1}$$

式中: U_{SDWI} 为归一化水体指数; b_1 、 b_2 分别为 VV/HH 极化、VH/HV 极化通道的 SAR 影像的后向散射系数; c 为动态调整的常数阈值,需同时考虑时相差异与地类特征化。

非耕地区基准阈值确定:为确保各时相基准阈值的客观性与可比性,阈值确定完全基于非耕地区域,并辅以同期光学影像进行协同判读。引入哨兵二号(Sentinel-2)影像作为协同判读的参考,在非

耕地掩膜范围内,通过目视解译,均匀选取不少于100个高置信度纯净水体像元(如湖泊、河道)与100个典型非水体像元(如无淹没的耕地、城市建成区、干燥裸地)。基于这些样本点的SDWI值,以0.1为步长,在通过预实验的SDWI阈值直方图及文献[16,21]确定的经验范围[7.5,9.5]内迭代测试候选阈值,并计算每个候选阈值在此样本集上的F1分数。最终,将F1分数最大值对应的候选阈值确定为该时相非耕地区域的基准阈值(表2)。

耕地地区专属阈值确定:为解决半淹没水田的误提问题,需在基准阈值基础上为耕地区域确定一个更严格的专属阈值。首先,利用基准阈值对全图进行初步提取,在耕地区域内,通过与光学影像对比,识别出被误提为水体的半淹没水田斑块。然后,以基准阈值为起点,以0.05为更精细的步长向上微调,在保证非耕地水体查全率不发生显著衰减的前提下,最大限度地抑制已识别的半淹没水田误提斑块,从而提升耕地区域的查准率。满足此优化目标的阈值,即被确定为该时相的耕地专属阈值(表2)。

表2 SDWI-LU 阈值法分区阈值

Tab. 2 Partition threshold values of SDWI-LU threshold model

数据	成像时间	基准阈值	耕地阈值
哨兵一号	2024年6月15日	8.2	8.4
哨兵一号	2024年6月22日	8.1	8.4
哨兵一号	2024年7月4日	7.9	8.4
高分三号	2024年7月5日	8.8	9.0
高分三号	2024年7月6日	8.8	9.0
哨兵一号	2024年7月16日	7.8	8.2
哨兵一号	2024年7月28日	8.0	8.4

3)结果融合与优化:将两类区域的提取结果

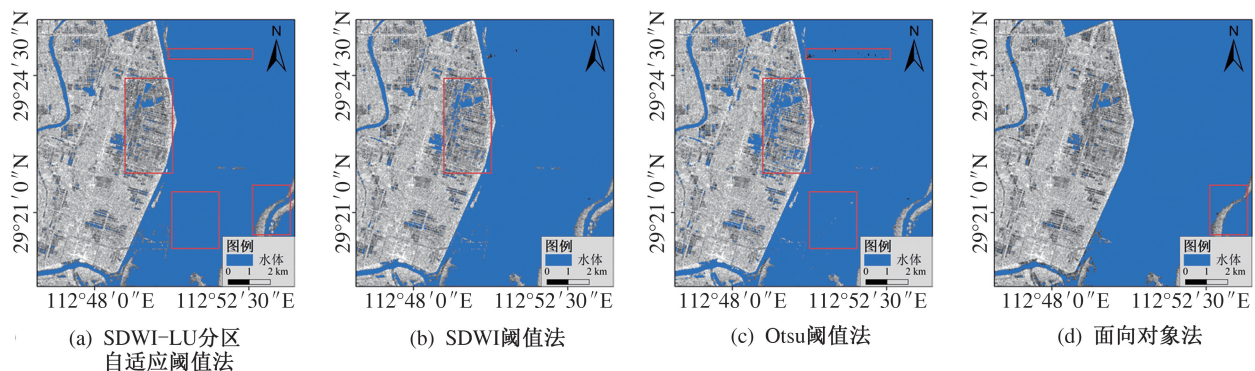


图2 不同方法的水体提取结果

Fig. 2 Water extraction results using different methods

SDWI-LU 分区自适应阈值法表现最为优异,其在耕地抑制半淹没水田误提方面尤为突出,水

(均以 $U_{SDWI} > 0$ 判定为水体)进行空间叠加,最终得到完整、精准的水体提取结果。

2.2 精度评价

为定量评估不同水体提取方法的性能,本研究构建混淆矩阵,通过查全率、查准率、虚警率和F1分数等指标对提取精度进行量化分析。查全率反映算法提取的水体范围与实际水体的一致性;查准率衡量提取结果的准确性;虚警率用于评估非水体被错误识别为水体的比例;F1分数综合考虑了查全率和查准率,用于评估算法的整体性能。相关计算公式如下:

$$R = \frac{U_A \cap U_B}{U_A}, \quad (2)$$

$$P = \frac{U_A \cap U_B}{U_B}, \quad (3)$$

$$F_a = 1 - P, \quad (4)$$

$$F1 = \frac{2RP}{R+P}. \quad (5)$$

式中: U_A 为图像中真实水域像素的集合,通过协同解译同期光学影像与SAR影像获得; U_B 为算法提取的水体像元; R 为查全率; P 为查准率; F_a 为虚警率。

3 结果分析

3.1 水体提取效果及精度对比

3.1.1 水体提取效果对比

以团洲垸溃堤前一天(即2024年7月4日)的SAR影像为例,各方法的水体提取结果如图2所示。4种方法均能提取出研究区主要水域轮廓,整体目视效果良好,但在细节处理上差异显著,具体细节对比见图3。

体轮廓清晰,内部纯净度高,且对细长水体保持了良好的连续性,未出现明显断流,水陆边界平滑自

然,综合目视效果最佳。与之相比,传统 SDWI 阈值法在耕地区域出现了部分散落的误提像元,清晰印证了半淹没水田导致高虚警的核心问题。Otsu 阈值法受水体与非水体灰度值重叠或分布不均的影响,噪声干扰较为突出,在耕地与水体过渡带出现成片细碎斑块。针对垸内分散的水田水体,同样

存在半淹没水田误提问题,目视效果较差,虚警率明显偏高。面向对象法虽能有效抑制斑点噪声,水体内部整体较纯净,但受分割尺度的影响,在细长河流处出现断流,且在东部藕池河区域误将部分堤面划分为水体。

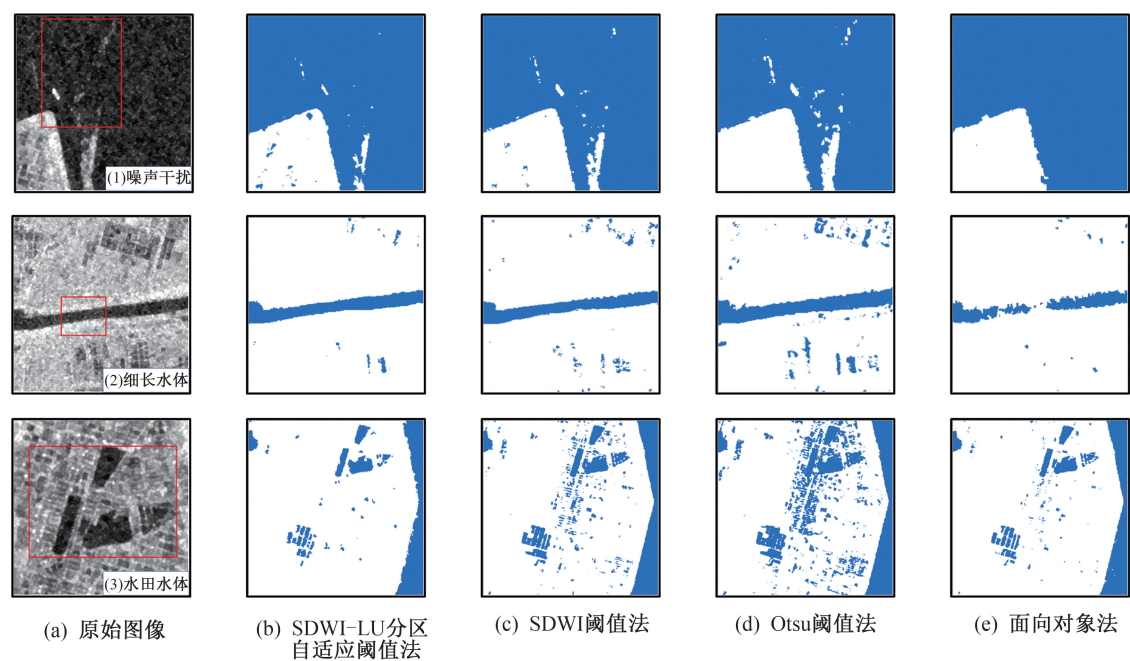


图 3 不同方法水体提取效果细节对比

Fig. 3 Detailed comparison of water extraction results using different methods

3.1.2 水体提取精度对比

对 4 种水体提取方法的精度定量评价(表 3)表明,SDWI-LU 分区自适应阈值法在各项指标上均展现出显著优势,在保持高查全率的同时,实现

了最佳的查准率表现,核心在于有效控制了半淹没耕地的误判,虚警率峰值较传统 SDWI 法降低了 2.92%。

表 3 4 种水体提取方法精度综合对比

Tab. 3 Comprehensive accuracy comparison of four water extraction methods

指标	F1 均值±标准差	查全率范围	查准率范围	虚警率峰值
SDWI-LU 分区自适应阈值法	0.982±0.010	[0.968,0.995]	[0.945,0.988]	4.94%
传统 SDWI 阈值法	0.975±0.015	[0.964,0.996]	[0.921,0.987]	7.86%
Otsu 阈值法	0.958±0.012	[0.956,0.987]	[0.938,0.983]	9.80%
面向对象法	0.954±0.014	[0.916,0.975]	[0.949,0.988]	5.38%

从方法稳定性来看,SDWI-LU 分区自适应阈值法的 F1 分数标准差(±0.010)最小,证明其时相自适应机制的有效性。相比之下,传统 SDWI 阈值法受半淹没耕地的影响,查准率下限(0.921)明显偏低;Otsu 阈值法因完全依赖数据统计,虚警率峰值高达 9.80%;面向对象法的虚警率虽较低,但查全率波动范围最大,在部分时相明显漏提。

综合目视效果与定量精度,SDWI-LU 分区自适应阈值法通过分区自适应策略,有效解决了农业

圩垸区半淹没耕地的误判问题。

3.2 团洲垸洪水淹没范围时空演变分析

基于 SDWI-LU 分区自适应阈值法提取的 7 期淹没范围结果,采用时序变化检测方法,系统揭示了 2024 年团洲垸溃堤洪水的时空演变规律,并通过计算各期影像的水体面积及统计其变化趋势,定量评估了洪水的扩展范围与严重程度(表 4,图 4)。监测表明,此次洪水过程呈现典型的“渐进扩张—爆发扩散—滞后消退”三阶段特征。溃堤前(2024

年6月15日—7月4日),淹没范围随洞庭湖水位上涨稳步扩大,水面面积由 77.39 km² 扩张至 155.82 km²,累计净增 78.43 km²,扩张率达 101.3%。空间上,新增淹没区主要分布于东洞庭湖堤外滩地及河渠周边,呈连片发展态势,对堤防工程构成持续压力。7月5日16时团洲垸溃堤,淹没范围呈爆发式扩散(图4(c)、图4(d))。决口点附近2 h内形成了半径3.5 km的扇形核心淹没区,洪水沿地形梯度迅速蔓延至垸内低地;24 h内淹没面积激增40.15 km²,基本覆盖全垸。退水阶段(7月6—28日),受城陵矶水位顶托及间歇性强降雨的影响,东洞庭湖水位仍超过警戒水位0.98 m,淹没范围呈明显滞后消退特征。空间分析表明,消退主要

发生在主干道和居民区等高程较高区域,低洼耕地则长期处于积水状态。

表4 研究区水面面积
Tab.4 Water surface area in study area

编号	日期	水面面积/km ²
1	2024-06-15	77.39
2	2024-06-22	95.91
3	2024-07-04	155.82
4	2024-07-05	155.96
5	2024-07-06	196.11
6	2024-07-16	157.61
7	2024-07-28	154.94

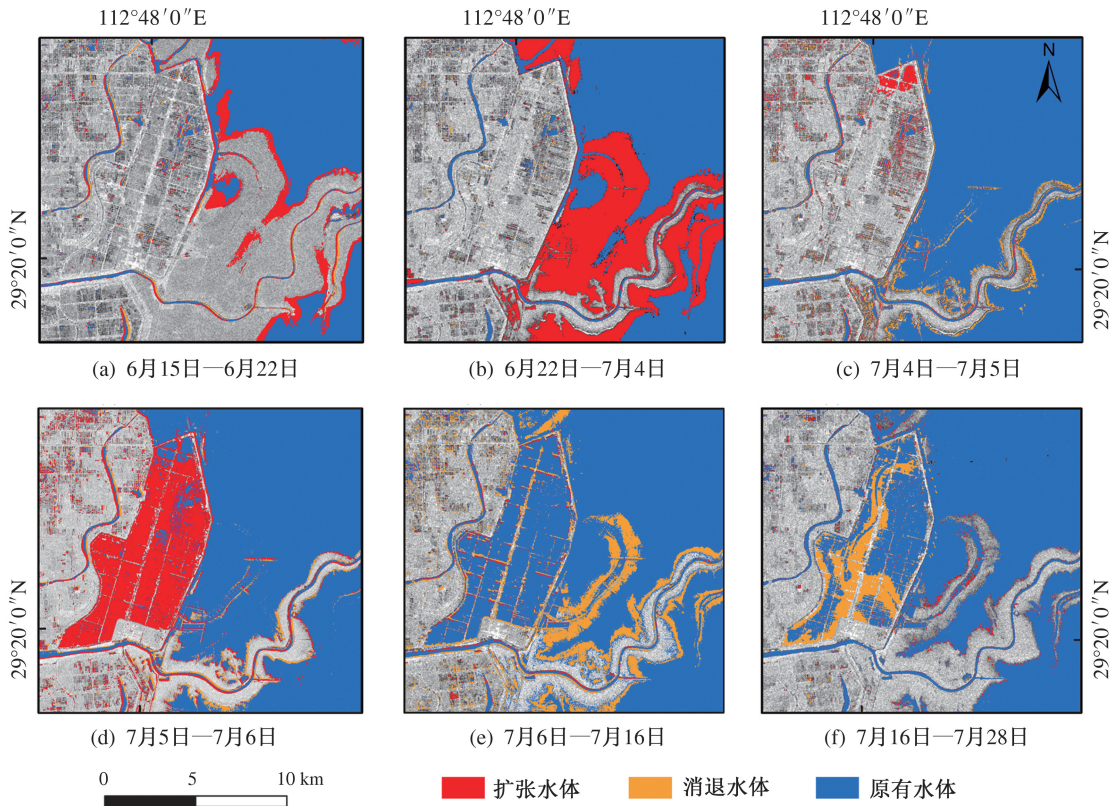


图4 团洲垸区域洪水淹没范围空间变化

Fig.4 Spatial variation of flood inundation extent in Tuanzhouyuan Polder

3.3 洪水特征与灾情影响分析

基于水文观测数据与淹没提取结果,进一步揭示溃堤洪水致灾机理与灾情影响。由城陵矶水文站数据(图5)可知,6月15日至7月4日流量从12 500 m³/s 激增至28 700 m³/s,水位由31.2 m 抬升至33.5 m,超过警戒水位0.5 m,持续的水动力积累为后续堤防失稳提供了条件。7月5日决口后,主河道流量在24 h内骤降18%,从28 700 m³/s 降至23 500 m³/s,但水位仍维持在33.4 m 高位;7月8日溃口封堵完成后,主河

道流量以日均422.73 m³/s 的速率递减,但受下游城陵矶水位的顶托,团洲垸内部积水排出严重受阻。监测数据显示,在退水阶段,淹没面积仅减少41.17 km²,日均消退速率为1.87 km²/d,远低于溃堤后爆发扩散阶段的日激增幅度(40.15 km²/d),亦明显缓于溃堤前水位持续抬升阶段的渐进扩张速率(4.13 km²/d),表明退水过程受城陵矶水位顶托及低洼地形滞水效应的影响,洪水演化过程呈现显著的快涨慢退特征。从宏观层面来看,东洞庭湖水域面积急剧扩张的主要原因是2024年4月至6

月洞庭湖流域的降雨量增多、强降雨持续时间增长。并且主汛期以来,长江三口及湘资沅澧四水来水较历史同期偏多 33%,导致东洞庭湖水位和流量持续上涨。

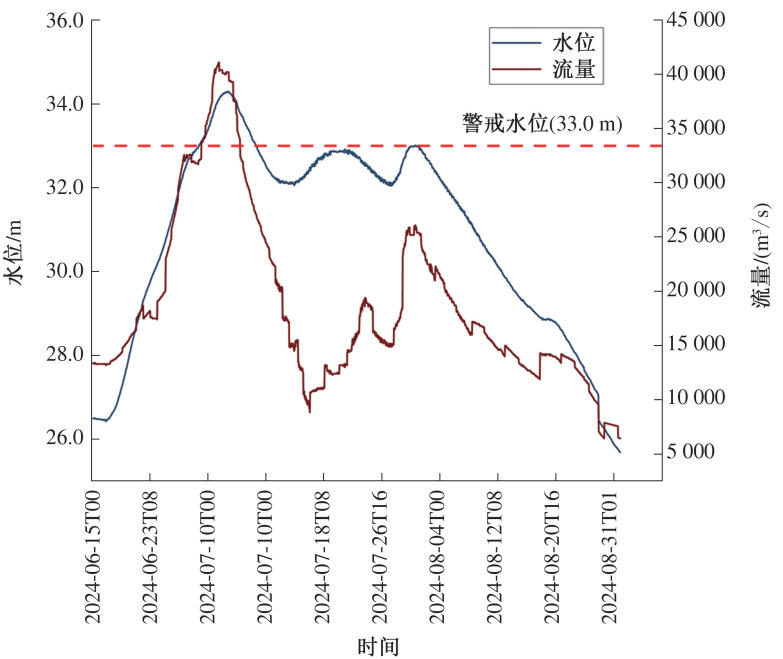


图 5 城陵矶水文站水位及流量图

Fig. 5 Water level and discharge at Chenglingji Hydrological Station

灾情评估结果显示(表 5):耕地是主要受灾地类,淹没面积达 33.55 km², 占总耕地面积的 88.69%;建设用地淹没面积达 3.35 km²,最远淹没边界距决口点达 13.7 km,溃堤淹没严重威胁居民生活秩序与财产安全。监测数据显示,退水期间淹没面积消退区域以高程较高的道路和居民区为主,农田因多分布于主干道旁的低洼地带,退水速度更为缓慢,83%的耕地持续淹没超过 10 d, 53%的耕地持续淹没超过 22 d,对区域粮食安全构成直接且严重的威胁。

表 5 团洲垸不同土地利用类型淹没灾损统计
Tab.5 Statistics of inundation damage for different land-use types in Tuanzhouyuan

类型	整体面积/km ²	淹没面积/km ²
水域	7.229 1	7.229 1
林地	3.175 6	1.393 8
耕地	37.831 3	33.552 6
建设用地	6.723 2	3.354 7
裸地	0.000 3	0.000 3
草地	2.343 1	1.926 4

4 结论

本研究针对传统 SAR 水体提取方法在农业圩垸区易误判半淹没耕地的问题,提出了融合灾前土地利用数据的 SDWI-LU 分区自适应阈值法,并对

2024 年团洲垸溃堤进行分析,主要结论如下:

- 1)SDWI-LU 分区自适应阈值法在精度上均优于传统方法,显著抑制了半淹没耕地的误判,其 F1 均值提升至 0.982,虚警率大幅降低,适用于农业圩垸区这类复杂淹没场景的高精度监测需求。
- 2)基于 SDWI-LU 分区自适应阈值法的动态监测表明,团洲垸溃堤洪水演化呈现“渐进扩张—爆发扩散—滞后消退”三阶段特征,退水阶段淹没面积消退速率远低于溃堤后爆发扩散阶段的激增幅度及溃堤前水位持续抬升阶段的渐进扩张速率,呈现快涨慢退的不对称演化特征,导致 83%的耕地持续淹没超过 10 d,对区域粮食安全构成严重威胁。

本研究证实,融合土地利用信息,能有效提升 SAR 水体提取在农业区洪涝灾害监测中的精度与可靠性。未来研究将致力于该方法的自动化与业务化移植,并探索与轻量级深度学习模型结合,以进一步提升分类的智能化程度。

参 考 文 献

[1] 刘俊国,王泓,来和鑫. 解密全球河川径流季节性对气候变化的响应机制[J]. 科学通报, 2024, 69 (25): 3686 – 3688. [Liu Junguo, Wang Hong, Lai Hexin. Deciphering the response mechanism of global river flow seasonality to climate change [J]. Chinese Science Bulletin, 2024, 69 (25):

- 3686–3688.]
- [2] 刘鑫,官学文,张俊,等. 2024 年洞庭湖团洲垸溃堤过程及洪水演进模拟[J]. 人民长江,2024,55(10):7–14. [Liu Xin,Guan Xuewen,Zhang Jun,et al. Analysis on embankment failure process and flood routing simulation of Tuanzhou embankment in Dongting Lake in 2024[J]. Yangtze River, 2024,55(10):7–14.]
 - [3] 刘文锴,刘辉,宋志敏,等. 国产内陆水 InSAR 卫星星座迭代建设策略及应用探讨[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版),2022,43(4):1–10. [Liu Wenkai,Liu Hui,Song Zhimin,et al. Discussion on iterative construction strategy and inland water in SAR satellite constellation[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2022, 43(4): 1–10.]
 - [4] 李聪好,刘家奇,刘欣鑫,等. 适应复杂区域的时序 SAR 影像洪水监测与分析[J]. 遥感学报,2024,28(2):346–358. [Li Congyu,Liu Jiaqi,Liu Xinxin,et al. Flood monitoring and analysis based on time-series SAR image for complex area[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(2):346–358.]
 - [5] 庄会富,王鹏,苏亚男,等. 基于多源时序 SAR 数据的涿州洪涝淹没动态监测[J]. 自然资源遥感,2024,36(4):218–228. [Zhuang Huifu,Wang Peng,Su Yanan,et al. Dynamic monitoring of flood inundation in Zhuozhou, Hebei Province based on multi-temporal SAR data[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(4):218–228.]
 - [6] Zhang Meimei, Chen Fang, Liang Dong, et al. Use of Sentinel-1 GRD SAR images to delineate flood extent in Pakistan [J]. Sustainability, 2020, 12(14):5784–5803.
 - [7] Uddin K, Matin A M, Meyer J F. Operational flood mapping using multi-temporal sentinel-1 SAR images: a case study from Bangladesh[J]. Remote Sensing, 2019, 11(13):1581.
 - [8] Olena K, Dmitriy K, Kateryna S. Surface water mapping from SAR images using optimal threshold selection method and reference water mask[J]. Water, 2022, 14(24):4030.
 - [9] 贾佳佳,马金戈,沈明,等. 基于 Sentinel-1 SAR 数据巢湖流域洪水时空动态变化监测研究[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(1):173–185. [Jia Jiajia, Ma Jing, Shen Ming, et al. Research on spatial-temporal dynamic changes of flood in lake Chaohu basin based on sentinel-1 SAR satellite image[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(1):173–185.]
 - [10] 郭玮,袁宏永,薛明,等. SAR 影像洪水淹没范围深度学习提取方法[J]. 中国安全科学学报,2022,32(4):177–184. [Guo Wei, Yuan Hongyong, Xue Ming, et al. Flood inundation area extraction method of SAR images based on deep learning[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(4):177–184.]
 - [11] Possa E M, Maillard P. Precise delineation of small water bodies from Sentinel-1 data using support vector machine classification [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2018, 44(3):179–190.
 - [12] Azhand D, Pirasteh S, Varshosaz M, et al. Sentinel 1a-2a incorporating an object-based image analysis method for flood mapping and extent assessment[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2024, 10:7–17.
 - [13] 温泉,李璐,熊立,等. 基于深度学习的遥感图像水体提取综述[J]. 自然资源遥感,2024,36(3):57–71. [Wen Quan, Li Lu, Xiong Li, et al. A review of water body extraction from remote sensing images based on deep learning[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(3): 57–71.]
 - [14] Song Shiran, Liu Jianhua, Liu Yuan, et al. Intelligent object recognition of urban water bodies based on deep learning for multi-source and multi-temporal high spatial resolution remote sensing imagery[J]. Sensors, 2020, 20(2):397–422.
 - [15] Jiang Xin, Zeng Zhenzhong. Empowering multi-source SAR flood mapping with unsupervised learning[J]. Environmental Research Letters, 2025, 20(1):014006.
 - [16] 贾诗超,薛东剑,李成绕,等. 基于 Sentinel-1 数据的水体信息提取方法研究[J]. 人民长江, 2019, 50(2):213–217. [Jia Shichao, Xue Dongjian, Li Chengrao, et al. Study on new method for water area information extraction based on Sentinel-1 data[J]. Yangtze River, 2019, 50(2):213–217.]
 - [17] 张睿,王乐扬,曾春芬,等. 1960—2022 年洞庭湖流域气温和降水时空演变特征[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2026, 47(1):84–94. [Zhang Rui, Wang Leyang, Zeng Chunfang, et al. Spatial-temporal Evolution of Temperature and Precipitation in Dongting Lake Basin during 1960–2026[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2026, 47(1):84–94.]
 - [18] Song Qing, Zhao Rong, Fu Haiqiang, et al. Water area extraction and water level prediction of Dongting lake based on sentinel-1 dual-polarization data decomposition[J]. Remote Sensing, 2023, 15(19):4655.
 - [19] 陈志国. 高分辨率 SAR 卫星影像洪水区域提取应用研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2017. [Chen Zhiguo. Flooded area classification by high-resolution Sar Images [D]. Wuhan: Wuhan University, 2017.]
 - [20] Kumar V R, Thuy T N L, Pakorn D, et al. Mapping and analysing framework for extreme precipitation-induced flooding [J]. Earth Science Informatics, 2023, 16(4):4213–4234.
 - [21] 沈兰芝, 谌华, 范凤云, 等. 基于 Q-OTSU 算法高分三号水体快速提取方法研究: 以河南鹤壁洪涝灾害监测为例[J]. 自然灾害学报, 2022, 31(4):134–143. [Shen Lanzhi, Shen Hua, Fan Fengyun, et al. Research on rapid extraction method of water based on Q-OTSU algorithm using domestic GF-3 image: a case of flood disaster monitoring in Hebi, Henan Province[J]. Journal of Natural Disas-

ters, 2022, 31(4):134–143.]

[22] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histo-

grams[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2007, 9(1):62–66.

Inundation Monitoring and Disaster Analysis of 2024 Tuanzhouyuan Dike Breach Based on SAR Imagery

ZHANG Zhenchuan¹, LIU Junguo^{2,3}, YAN Xinqing⁴, LIU Minghuan¹, LUO Zhongkun¹, JIANG Liguang⁵

(1. School of Water Conservancy, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China; 2. Henan Provincial Key Laboratory of Hydrosphere and Watershed Water Security, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China; 3. Yellow River Research Institute, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China; 4. Advanced Research Institute for Digital-Twin Water Conservancy, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China; 5. School of Environmental Science & Engineering, Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518055, China)

Abstract: **[Objective]** To address the insufficient accuracy of SAR extraction caused by similar backscattering characteristics between semi-submerged cropland and water bodies in agricultural polder areas, this study integrates prior land-use knowledge to achieve accurate inundation monitoring and disaster analysis of the 2024 Tuanzhouyuan dike-breach flood. **[Method]** Taking the 2024 Tuanzhouyuan dike breach event as an example, a partition-adaptive water extraction model for SAR imagery integrating prior land-use knowledge (SDWI-LU) was constructed based on multi-temporal Sentinel-1 and GF-3 SAR images and pre-disaster land-use data. Water bodies were extracted using a differentiated threshold optimization strategy, and the model effectiveness was verified by comparing water extraction accuracy among multiple methods. Time-series imagery and hydrological data were then combined to systematically analyze spatiotemporal evolution patterns of the flood and disaster impacts. **[Results]** (1) The SDWI-LU partition-adaptive threshold method effectively suppressed misclassification of semi-submerged cropland, with a mean F1 score of 0.982, and its extraction accuracy was significantly better than the traditional single-threshold methods. (2) The dike-breach flood evolution showed three stages: gradual expansion, explosive diffusion, and delayed recession. The recession rate of inundation area during the drainage stage ($1.87 \text{ km}^2/\text{d}$) was far lower than the daily increase during the explosive diffusion stage after the breach ($40.15 \text{ km}^2/\text{d}$) and was also markedly slower than the gradual expansion rate during the continuous water-level rise stage before the breach. (3) Cropland and construction land were the main affected land-use types. Approximately 83% of cropland was continuously inundated for more than 10 days, resulting in severe agricultural losses. **[Conclusions]** The partition-adaptive strategy integrating prior land-use knowledge effectively overcomes the accuracy bottleneck of SAR water extraction under complex surface cover and objectively reveals the spatiotemporal evolution of sudden dike-breach floods. Future research can further explore automated operation of this method and combine it with lightweight deep learning models to improve the intelligence level and decision-making efficiency of emergency flood monitoring in agricultural polder areas.

Keywords: dike-breach flood monitoring; SAR imagery; spatiotemporal analysis; Tuanzhouyuan; water body extraction

(编辑:陈海涛)