

黄友菊,韦强,罗恒,等. 基于 SAR 影像的广西东北地区 2022 年“龙舟水”洪涝智能监测[J]. 气象研究与应用,2023,44(1):94-100.
Huang Youju,Wei Qiang,Luo Heng,et al. Intelligent monitoring of flooding of a dragon-boat precipitation process in northeast Guangxi in 2022 based on SAR images [J]. Journal of Meteorological Research and Application,2023,44(1):94-100.

基于 SAR 影像的广西东北地区 2022 年“龙舟水” 洪涝智能监测

黄友菊, 韦 强*, 罗 恒, 农志铨, 聂 娜

(广西壮族自治区自然资源遥感院, 南宁 530022)

摘要: 2022 年“龙舟水”来势凶猛,广西东北部持续遭遇暴雨,桂林市及周边县发生严重洪涝灾害。本文基于哨兵一号和高分三号 SAR 卫星数据对广西东北地区采用深度学习的人工智能方法提取水体范围,并结合光学影像和农田、道路等矢量数据对洪涝区域淹没的地物进行监测分析与评估。结果表明,研究区水体新增面积约 91.33km²,受本次“龙舟水”影响较大的县区为临桂、灵川等;监测结果显示“龙舟水”降雨造成了道路积水阻断、农田受淹以及河流和水库的水位上涨,验证了 SAR 卫星在洪涝监测中的作用和应用前景,表明基于 SAR 数据开展洪涝智能监测的可行性。

关键词: 暴雨灾害;SAR 卫星;洪涝监测;水体识别;深度学习

中图分类号: P426.616

文献标识码: A

doi: 10.19849/j.cnki.CN45-1356/P.2023.1.16

引言

广西地处我国华南的亚热带季风气候区,受西南暖湿气流、热带气旋甚至北方变性冷气团的影响,暴雨洪涝灾害常见,几乎每年都有大暴雨甚至特大暴雨的出现^[1]。广西每年由于暴雨引发的山洪、江河流域洪涝、泥石流等灾害给人民生命财产造成重大损失^[2],桂林与广西各站发生暴雨的同时性中同一天发生概率最大,达到 40%以上^[3],形成一个强暴雨区,极易形成洪涝灾害。

据 2022 年 6 月 14 日《广西日报》报道,2022 年“龙舟水”来势凶猛,广西多地暴雨连连,5 月下旬至 6 月广西降雨量为 1979 年以来 43a 中同期最多,全区 7 市 18 县区 77 乡镇出现大暴雨。广西多地出现洪涝灾害,其中广西东北部受降雨影响最为严重。

数据获取能力是洪涝灾害遥感应急监测的核心。汛期期间持续的降雨和云层导致传统光学影像在多云雨天气下可用数据几乎为零,无法利用光学卫星进行洪涝灾害监测。SAR 卫星是主动发射电磁

波,由于 SAR 波长长,可以穿透云雨,使得 SAR 卫星能不受天气影响,在汛期也能正常获取有效数据,并且由于水体对电磁波有强大的吸收作用,水体的散射信号远低于其他地物,能够利用 SAR 影像对水体敏感的特点,更客观、准确提取水体信息,是目前最有效的遥感观测手段。目前主流 SAR 卫星中,我国高分三号卫星和欧空局的哨兵卫星,属于公益性卫星。在此次“龙舟水”洪涝监测中,高分三号哨兵一号数据起到了重要的作用。

遥感数据提取洪涝灾害水体范围的速度是应急救援和受灾评估的关键。由于洪涝灾害范围广、救援时间紧迫、灾情变化等特点,往往需要在短时间内处理完成大范围多源海量的卫星数据。但 SAR 数据不像光学影像一样直观,需要对其进行一定的处理才能提取到水体范围。传统常见的水体提取算法是阈值法,它是根据在 SAR 影像中设定一个后向散射系数阈值来区分水体与非水体,因为水体的后向散射系数远低于 SAR 影像中其他物体。然而,阈值的设定需要人为干预,阈值设定还受不同星源、对象水质

收稿日期: 2022-11-25

基金项目: 广西重点研究计划项目(桂科 AB22080080)、高分专项(84-Y50G25-9001-22/23)

作者简介: 黄友菊(1980—),女,高级工程师,主要从事遥感技术研发与应用工作。E-mail:huangyoujurs@163.com

* 通讯作者: 韦强(1993—),男,工程师,主要从事合成孔径雷达应用研究工作。E-mail:weiqiang_919@163.com

的影响,并且可能随时间和空间的变化而变化,提取的水体范围还需要人工修正,使其在快速处理应用中受到限制。

周绍毅等^[4]基于芝加哥法对桂林暴雨特征进行了分析。陈刘凤等^[5]对桂东北的典型暴雨进行了过程研究,分析了强降雨的形成因素。曾玲方等^[6]阐述了 SAR 数据的预处理流程并较早的运用了阈值法有效地提取了洪水淹没范围。郭鹏等^[7]利用高分三号卫星 SAR 数据对郑州及豫北地区“21·7”进行了暴雨洪涝遥感监测。范伟等^[8]利用哨兵一号对安徽省安庆部分地区进行洪水暴发前后水体淹没区域和分县淹没面积监测。崔倩等^[9]通过影像直方图分布特征自动确定分割阈值实现水体自动化提取。陈玲艳等^[10]依据水体与其他地类分别服从 Gamma 分布与高斯分布的假设,将两种分布的概率密度曲线的分离点作为最佳阈值对实现高精度的水体提取。周晗等^[11]对比研究了多种水体提取方法的分类精度和优缺点。李晟铭^[12]利用最大类间方差阈值法对 2016 年长江中下游进行洪水监测和灾情评估。李加林等^[13]从洪涝灾害监测评估原理、方法等入手研究,为洪涝灾害遥感监测评估实践提供借鉴。孙书腾等^[14]综合运用随机森林算法和 SDWI VH/VV 极化波段分析对光学和雷达数据进行处理,实现主被动遥感信息优势互补,快速提取洪水信息和不同地表类型的受灾状况。

为了及时有效开展监测分析洪涝灾情,需要快速而准确地提取水体。而传统的水体提取处理方法效率低、消耗人力多,已经难以满足如今多源数据的处理需求。随着深度学习技术的快速发展,遥感解译的自动化程度和高效率已经在多种地物提取解决方案上有所体现,本文利用 SAR 影像基于深度学习开展 2022 年桂东北地区“龙舟水”期间的洪涝遥感智能监测,获取大范围的水体范围,有助于相关部门及时地进行抢险救灾措施。

1 研究区及数据

1.1 研究区介绍

研究区为 2022 年“龙舟水”影响严重区域之一的广西东北部,包括桂林市、柳州市融安县、贺州市钟山县、富川县。研究区地处低纬,属亚热带季风气候,位于西江支流的桂江流域,地表水系较发育,四季分明且雨热基本同季,大暴雨出现频繁,分布集中,强度大,范围广,是广西三大暴雨中心之一,一般

5 月进入主汛期,在连续性的强降雨过后,极易遭受洪涝灾害。

桂林行政区域总面积 $2.78\times10^6\text{km}^2$,境内河流纵横,有漓江、湘江、洛清江、浔江、资江五条江,杉湖、榕湖、桂湖、木龙湖四个湖泊,集雨面积 $1.93\times10^6\text{km}^2$ 。

融安县东北与龙胜及临桂接壤,县内有江河 93 条。

广西贺州市辖县位于广西东北部与桂林接壤,诸山环拱,地势高峻,光热丰富,雨量充沛,县内大小河流纵横交错。

自 2022 年 5 月下旬以来,研究区在“龙舟水”期间接连遭遇了暴雨到大暴雨,受持续降雨影响,多地出现不同程度的内涝情况,多路段积水严重,公交线路全部暂停运营,部分学校已通知停课,农作物、畜牧养殖场、农田水利等基础设施损失严重。

1.2 数据源

2022 年“龙舟水”在广西东北部三个主要集中大降水时段为 5 月 22—30 日、6 月 3—6 日、6 月 16—20 日。研究分别以“龙舟水”发生前以及三个大降水期的欧空局哨兵一号 (Sentinel-1)、高分三号 (GF3)SAR 数据作为主要数据源(见表 1),广西数字高程模型、高分一号和高分六号等历史光学遥感影像为辅助数据。

Sentinel-1A 卫星于 2014 年 4 月发射升空,搭载一台 C 波段合成孔径雷达(SAR),包括 SM、IW、EW、WV 四种成像模式,可提供全天时、全天候的 SAR 影像。本文采用 Sentinel1A 数据为干涉宽幅模式(IW)成像方式的斜距单视复数产品(SLC),极化方式为 VV,方位向分辨率为 20m,距离向分辨率为 5m。

高分三号 01 星于 2016 年 8 月发射升空,是中国首颗分辨率达到 1m 的 C 频段多极化合成孔径雷达(SAR)成像卫星,具有聚束、条带、扫描等 12 种成像模式。本文使用的是高分三号卫星数据为精细条

表 1 研究使用的卫星遥感影像

卫星名称	使用数据主要的拍摄时间	分辨率/m
哨兵一号	2022-01-26	20
	2022-04-20	
	2022-05-26	
	2022-06-07	
高分三号	2022-06-16	10
	2022-06-18	

带扫描模式的 SAR 数据,空间分辨率为 10m。

2 研究方法

结合数字高程模型辅助阈值法快速获取研究区部分地区水体提取的样本库,并通过人工检查对其进行修正,然后基于该样本库利用深度学习技术智能提取灾后洪水的淹没范围,最后利用 GIS 空间分析技术结合道路、耕地等地理信息数据和光学卫星影像,对研究区水体范围分布和灾情状况进行监测分析评估。

2.1 数据预处理

本研究使用 SAR 数据包括哨兵一号 A 星和高分三号 01 星,光学影像为高分一号和高分六号,数据均为一级产品数据,数据的预处理分为 SAR 和光学影像两个部分进行。

SAR 的单视复影像(SLC)数据预处理包括复数据转化、多视、滤波和地理编码;首先原始的 SLC 数据需经过复数据转化为 SAR 强度数据,再进行多视处理提高数据的辐射分辨率,然后通过滤波抑制噪声对数据解译的影响,最后利用同地区的 DEM 进行地理编码将数据从雷达坐标转换为常用的地理坐标系,获得 WGS1984 坐标的后向散射强度 SAR 影像数据。

光学影像的预处理为全色影像和多光谱影像的辐射定标、配准、融合,然后进行几何校正和匀光匀色。

2.2 基于结合数字高程模型辅助阈值法的水体范围提取

由于水体对雷达波的吸收和反射作用,导致其后向散射强度弱,表现在 SAR 强度影像中,则是水体的灰度值低。所以 SAR 影像提取水体最简单方法就是阈值法,即基于像素的灰度值设置阈值进行水体和非水体的区分。但由于大量山体存在,导致雷达波无法到达处形成的阴影也错误地分为水体。为提高水体快速提取的准确率,本文将数字高程模型(DEM)数据和阈值法结合,使用一种基于结合数字高程模型辅助阈值法的水体范围提取方法。首先参考双极化数据水体提取指数公式^[15],将 2.1 分别获取 SAR 影像的 VV、和 VH 极化的强度影像,根据 2021 年桂林洪灾中的 SAR 数据处理研究工作的经验,采用调整后的 SAR 双极化数据水体提取指数(SAR Dual-polarization Water Index)公式:

$$SDWI = \ln(10 \times VV \times VH) - 8.3 \quad (1)$$

然后利用地理信息软件将 DEM 数据转为地形

坡度数据 SLOP,通过决策树对 SAR 影像进行二值化分类:SDWI 大于 0 且 SLOPE 小于 5 时为水体,其他情况为非水体。该方法基本上实现了 SAR 影像水体的快速提取,但是经过人工核验,发现存在部分噪声干扰导致错误提取了水体,同时也存在不少的水体遗漏。

2.3 基于深度学习的水体范围提取

利用 2.2 的方法快速采集获取研究区域部分地区哨兵一号和高分三号不同区域类型、不同极化方式、不同时间的 SAR 影像水体数据集,构建水体提取样本库,并通过人工修正对样本库进行优化。然后利用人工智能技术中的深度学习算法构建遥感智能水体识别模型,本文使用的是 DeepLab v3+模型,相比其他模型算法,DeepLab v3+引入 ASPP(Atrous Spatial Pyramid Pooling)空洞空间金字塔池化,使用不同采样率的空洞卷积和全局池化操作处理多尺度上下文信息,逐步恢复细节的空间信息,在水体识别中提取的边界准确度高;DeepLab v3+采用深度可分离卷积,降低参数数列,提高计算效率。利用前述已采集的样本库进行训练,最后形成的智能水体提取模型能够良好提取到各类水体,提取边界准确,误提取率低,提取效率高,仅 2~5min 即可完成整幅面积近 $4 \times 10^8 \text{m}^2$ 哨兵影像或 $5 \times 10^7 \text{m}^2$ 高分三号的水体提取(GPU 配置为 NVIDIA GeForce RTX 3090 24GB),大幅度提高了 SAR 影像水体的高效化和智能化。

基于深度学习的水体范围智能提取,相比传统的阈值法单纯利用 SAR 影像后向散射系数强度外,在训练后,模型会学习目标样本中的水体纹理、形状等特性,从而避免了阈值法中受斑点影响、水体错误提取严重、遗漏提取多、水体边界不准确的缺点。

3 结果与分析

3.1 新增水体范围提取

实现水体快速自动化提取后,能够及时实现洪涝遥感智能监测。通过将暴雨前后多个时相的 SAR 影像提取的水体范围进行叠加对比,提取暴雨过后新增的水体范围。

本文根据已有 SAR 卫星拍摄时相和暴雨时间,通过今年 5 月中旬前、5 月下旬、6 月的景高分三号和 12 景哨兵一号的 SAR 卫星影像获得了龙舟水暴雨前、两次暴雨过程中三期的水体范围,通过将 SAR 影像和水体用 UTM(横轴墨卡托投影)方法投

影到 WGS1984 坐标 49N 带并进行配准, 得到了暴雨过程中两期新增水体范围, 包括主要池塘水库湖泊水体范围变大、新增积水淹没等增加类型。SAR 影像上蓝色线范围为暴雨前的水体范围, 红色线为 5 月 26 日范围水体范围, 紫色线为 6 月 7 日水体范围。通过三期叠加对比可以看出研究区水体新增水体的变化情况。

对哨兵一号和高分三号各选取一幅整景影像进行人工目视解译, 分别作为哨兵一号和高分三号 SAR 影像水体提取结果精度评价的验证样本, 通过目标提取准确性和提取遗漏数据对比, 对水体提取结果进行精度评价。其中, 基于结合数字高程模型辅助阈值法的水体范围提取准确率为 46%, 准确率低是因为提取的水体存在大量斑点噪声和误提取, 查全率为 81%, 出现部分后向散射低的河流漏提取; 而基于深度学习的水体范围提取水体范围提取准确率为 99%, 基本没有错误提取, 查全率为 94%, 同样也出现少量后向散射低的河流漏提取。

3.2 新增水体面积统计

利用地理信息软件 ArcMAP 的模型构建器通过迭代、裁剪、融合、计算几何等步骤对研究区内各县区水体范围面积进行统计, 批量得到暴雨前、5 月下旬以及 6 月对应 SAR 影像时间的各县区水体面积, 结果如表 2 所列, 表中新增水体面积单位为 km^2 。

对比 4 月 2 日至 5 月 26 日期间的研究区水体面积变化, 新增水体总面积约增加 91.33km^2 , 其中新增水体面积最多三个县区是临桂、灵川、富川, 新增水体面积依次为 20.69km^2 、 14.06km^2 、 10.94km^2 , 变化率最大的三个县区为临桂、钟山、灵川, 变化率依次为 248%、110%、49%。从统计的表格来看, 受降雨影响比较大的县区为临桂、灵川、钟山、富川、龙胜、兴安等, 受降雨影响较小的县区为资源、平乐、融安等。对比 5 月 26 日和 6 月 7 日的新增水体面积, 发现变化不是很大, 甚至还有减少的情况, 这个与影像获取时间有关, 6 月 7 日时降雨已经减弱, 此时不是洪水淹没最严重的时候。需要说明的是, 表格前三列使

表 2 研究区各县区多期水体面积统计表(单位: km^2)

区域	时间	1 月 26 日 4 月 20 日 水体面积	5 月 26 日 水体面积	6 月 7 日 水体面积	6 月 16 日 6 月 18 日 水体面积
叠彩区		1.72	1.8	1.9	1.8
象山区		0.58	0.81	0.69	0.63
七星区		2.91	3.47	2.92	3.01
雁山区		4.54	6.27	6.82	6.16
阳朔县		16.28	23.67	23.81	17.99
临桂区		8.31	29	30.37	24.19
灵川县		28.57	42.63	45.22	41.19
全州县		33.33	40.23	44.93	43.52
兴安县		17.84	22.77	23.32	22.26
永福县		18.77	25.17	22.35	20.27
灌阳县		6.83	7.56	8.42	7.99
龙胜族自治县		4.48	6.31	6.18	4.66
资源县		1.5	1.6	1.97	1.83
平乐县		31.24	36.09	37.95	35.9
荔蒲县		5.16	7.39	10.18	9.74
恭城瑶族自治县		7.55	10.27	11.88	10.12
钟山县		4.18	8.79	8.24	8.22
富川瑶族自治县		41.46	52.4	54.81	57.13
融安县		35.85	36.2	37	36.53
整体研究区		268.1	362.43	378.96	310.26

用的数据是 20m 空间分辨率的哨兵一号,而第四列使用的是 10m 分辨率的高分三号,虽然提取的水体面积范围变化只有 2.963km^2 ,但分辨率不同,水体提取的精度相差较大,洪涝灾害的影响从数值上的细小变化上不能体现,但是仍比“龙舟水”降雨前有新增水体。从 SAR 影像新增水体位置上看,临桂和钟山平坦地带不少农田被淹没,兴安、恭城辖区河流主干流宽度变大,灵川青狮潭水库蓄水量大增,富川多个枯水湖泊达到丰水状态。

3.3 新增水体分析与洪涝灾情评估

在 3.1 得到的叠加结果和 3.2 统计表中,选择地势大范围新增水体、城镇地势平坦或低洼区等重点区域进行新增水体重点分析。

(1) 对湖泊、水库、河流等水系进行灾害预警分析

以青狮潭水库为例,SAR 影像上水体范围变大,体现在实地上为水库整体水位上涨,根据水体范围变化,左下水体范围从降雨期前某个时期到 5 月下旬变化了约 1000m,而从 5 月下旬到 6 月又变化了约 500m,如果按岸滩 1 度倾斜计算,则水库水位总共上升了约 26m;从光学影像上看,水库基本从暴雨前的枯水位到基本淹没周围岸滩,基本达到青狮潭水库正常较高水位范围了。虽然水库本身并未受到淹没影响,但是不同的水体范围对应不同水库的水位,很明显若水体范围再继续延伸,将淹没到非岸滩点,甚至达到危险水位。随着 SAR 影像数据重访周期的提高,利用 SAR 影像能够为现场不方便观测水体却需做出应急响应的场景提供决策支撑。

(2) 新增低洼地积水洪涝监测分析

“龙舟水”过后,广西东北部分地区低洼处或者地下排水能力不足的,例如桂林象山区等地,其本身地势比较平坦,部分地区呈轻微下沉,容易汇集四周雨水,已经形成多处内涝。结合高分影像和 SAR 影像提取的新增水体范围获取了部分城镇的内涝情况,基于“龙舟水”前的高分系列光学数据提取研究区道路、耕地等土地利用类型,将“龙舟水”造成的洪涝灾害范围一同叠加到光学影像上进行灾情评估。以四塘镇为例,SAR 影像提取的水体淹没了部分道路,道路阻断,积水将造成车辆无法通行,多个村庄被围困成“孤岛”。

除此之外,由于水位上涨,河流沿线的低洼处更容易内涝,本次“龙舟水”持续多天的暴雨,造成了大量的农田耕地被淹没,经初步分析统计,研究区导致旱地和水体受灾面积约 $2.3 \times 10^3 \text{hm}^2$,耕地洪涝会造

成比较严重的农田生态系统破坏,洪水携带的泥沙、动物尸体、废弃垃圾还会造成农田土壤污染,容易造成农作物减产甚至绝收。获取耕地受淹范围,有助于当地相关部门及时进行灾后补救措施,保障农作物稳产增收。

利用 SAR 影像获取的水体范围能够大体把握各地洪涝灾害分布范围和灾害程度,为政府有关部门开展救援工作和受灾评估提供辅助参考。

4 结论与讨论

本文以哨兵一号和高分三号 SAR 卫星影像为主要数据源,针对 2022 年“龙舟水”期间广西东北部强降雨,结合深度学习的 DeepLab v3+ 模型对“龙舟水”降雨前、后水体信息进行快速智能监测,解决大量数据提取效率低、水体与陆地边界不清晰、小型水体特征不明显等问题,实现了研究区域水体信息快速提取,统计出研究区内各县区的水体面积变化及道路、农作物等淹没情况,主要结论如下:

(1) 传统提取水体阈值方法由于存在大量斑点噪声等的影响,存在大量误提取,不适合大范围快速洪涝监测;而基于深度学习的洪涝智能监测能够很好利用 SAR 影像的纹理、形状等特征建立水体和 SAR 影像的联系,避免了斑点噪声、山体阴影的影响。

(2) 基于 SAR 数据利用深度学习的 DeepLab v3+ 模型提取水体范围结果准确率为 99%,查全率为 94%,水体边界的识别也更为准确,相比传统阈值法均有很大提高,利用模型可以快速、准确、批量、自动提取 SAR 影像的水体范围。

(3) 广西东北部新增水体总面积约增加 91.33km^2 ,受“龙舟水”降雨影响较大为临桂、灵川、钟山、富川、龙胜、兴安等县,“龙舟水”期间灾情没出现明显增大,“龙舟水”降雨导致部分城镇内涝、道路积水阻断、农田受淹范以及河流和水库的水位上涨。

(4) 通过对 2022 年“龙舟水”,充分验证了 SAR 卫星在洪涝监测中的作用和应用前景,显现了基于深度学习技术能够应用于 SAR 影像水体提取,表明基于 SAR 数据开展洪涝快速智能监测的可行性。

在研究过程中,发现影响水体范围精度的主要因素是 SAR 影像分辨率;研究使用的 SAR 数据是幅宽大的分辨率 20m 条带扫描的哨兵一号和分辨率 10m 条带扫描的高分三号,使得在城区范围内分辨率量级的水体被周围的建筑物强后向散射影响,无法获取城市内涝的 SAR 监测情况。同时由于分辨

率低, 无法较为精确的估计水体面积和识别小范围的水体区域, 即使在 SAR 影像水体提取精度达到 0.5 个像素, 实际得到的水体范围误差精度也相差甚远。此外, 由于 SAR 卫星拍摄和强降雨时间窗口不一致也导致 SAR 卫星数据没能及时准确估计洪涝灾情, 对于应急监测应用迫切需要更高空间和时间分辨率的 SAR 卫星影像。随着近两年高分三号 02 星、03 星, 陆探一号 A/B, 海丝一号等 SAR 卫星的发射, 以及卫星技术的不断提升, 未来将实现每日高分辨率 SAR 数据覆盖, 应用 SAR 数据进行洪涝灾害应急更加客观、准确、高效, 下一步加强研究更多时相高分 SAR 水体提取以及城镇区水体散射特性。

在 3.3 分析与评估中, 在河湖水域的水位变化服务水库、堤坝抗汛防洪决策方面, 可以利用水体范围和对应的水位高度, 还可以建立水位对应模型, 对于无历史数据的水库利用存档 SAR 影像统计不同时期水库水量, 为防洪蓄水以及预警设计提供数据参考。在农田淹没灾后评估和补救, 借助遥感卫星数据可回溯的特质, 还可以基于时序分析, 获取广西历年易涝农田地区, 把农田水利与防洪抗旱的问题相结合, 强化农田水利建设规划, 建设防洪除涝工程, 降低洪涝灾害对耕地的不利影响。

参考文献:

- [1] 王军君, 王娟, 李向红. 桂林市一次大暴雨过程的成因诊断分析[J]. 气象研究与应用, 2017, 38(3): 26-30.
- [2] 黎琮炜, 覃卫坚, 高安宁. 1961—2013 年广西洪涝灾害时空分布特征及成因[J]. 气象研究与应用, 2015, 36(1): 80-85.

- [3] 覃卫坚, 李耀先, 覃志年. 广西暴雨的区域性和连续性研究[J]. 气象研究与应用, 2012, 33(4): 1-4.
- [4] 周绍毅, 苏志, 廖雪萍, 等. 基于芝加哥法的桂林市短历时暴雨特征分析[J]. 气象研究与应用, 2019, 40(2): 25-29.
- [5] 陈刘凤, 叶骏菲, 林开平, 等. 桂东北一次典型暴雨过程分析[J]. 气象研究与应用, 2016, 37(2): 25-29.
- [6] 曾玲方, 李霖, 万丽华. 基于 Sentinel-1 卫星 SAR 数据的洪水淹没范围快速提取[J]. 地理信息世界, 2015, 22(1): 100-103.
- [7] 郭鹏, 耿维成, 张翠萍. 基于 GF-3 卫星 SAR 数据的郑州及豫北地区“21·7”暴雨洪涝遥感监测[J]. 气象与环境科学, 2022, 45(2): 86-92.
- [8] 范伟, 何彬方, 姚筠, 等. 基于哨兵 1 号的洪水淹没面积监测[J]. 气象科技, 2018, 46(2): 396-402.
- [9] 崔倩, 毛旭东, 陈德清, 等. 基于高分三号卫星数据的水体自动提取及应用[J]. 中国农业信息, 2019, 31(5): 57-65.
- [10] 陈玲艳, 刘智, 张红. 基于水体散射特性的 SAR 图像水体检测[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(6): 963-969.
- [11] 周晗, 叶虎平, 魏显虎, 等. 基于 Sentinel-1/2 的水体提取方法对比研究——以斯里兰卡小型水体为例[J]. 中国科学院大学学报, 2019, 36(6): 794-802.
- [12] 李晟铭, 刘吉平, 王铭, 等. 基于 Sentinel-1A 的 2016 年长江中下游重灾区洪水遥感监测及灾情评估[J]. 安徽农业科学, 2018, 46(10): 68-74.
- [13] 李加林, 曹罗丹, 浦瑞良. 洪涝灾害遥感监测评估研究综述[J]. 水利学报, 2014, 45(3): 253-260.
- [14] 孙书腾, 刘培, 王光彦. 基于多时相主被动遥感协同处理的洪涝灾害应急监测[J]. 水利水电技术(中英文), 2022, 53(9): 25-35.
- [15] 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.

Intelligent monitoring of flooding of a dragon-boat precipitation process in northeast Guangxi in 2022 based on SAR images

Huang Youju, Wei Qiang*, Luo Heng, Nong Zhixian, Nie Na

(Institute of Guangxi Natural Resources Remote Sensing, Nanning 530022, China)

Abstract: The strong dragon-boat precipitation in 2022 continued to hit northeastern Guangxi, causing severe flooding in Guilin and its surrounding counties. Based on the Sentinel-1 and Gaofen-3 SAR satellite data, this paper uses deep learning artificial intelligence method to extract the water body range in northeast Guangxi, and combines optical images and data of farmland and roads to monitor and evaluate the submerged features in the flood area, and calculate the changes of the water body area and inundation of roads and crops in each county in the study area. The results show that the increased area of water bodies in the study region is about 91.33km², and the counties affected by the dragon-boat precipitation are Lingui, Lingchuan, and so on. The results show that the dragon-boat precipitation caused the blockage of roads, the inundation of farmland, and the rise of water levels in rivers and reservoirs, verifying the role and application prospects of SAR satellites in flood monitoring and demonstrating the feasibility of intelligent flood monitoring based on SAR data.

Key words: heavy rainfall disasters; SAR satellites; flood monitoring; water body identification; deep learning