

基于多源遥感与深度学习的流域洪灾快速精准评估

王兆礼^{1,2}, 张文雄¹, 雷向东¹, 高玮志¹, 廖耀星¹, 廖阳皓¹, 邓梓锋¹

(1. 华南理工大学土木与交通学院; 2. 人工智能与数字经济广东省实验室(广州))

摘要:为提高洪水淹没识别精度与处理效率,提出了一种基于轻量化深度学习模型与多源遥感数据融合技术的洪水监测框架。以“22·6”北江特大洪水为例,基于哨兵 2 号多光谱光学影像与高分三号合成孔径雷达影像,采用阈值分割法和 M-UNet 深度学习模型提取了洪水淹没范围,并结合土地利用类型分析了受灾情况。结果表明:阈值分割法提取水体的总体精度超过 95%;M-UNet 模型总体精度达 98.20%,平均交并比为 88.60%,Kappa 系数为 92.45%,相较于 UNet 模型和 DeeplabV3+ 模型,表现出优异的洪水遥感识别能力;融合多源遥感数据提取的洪水淹没范围与灾后实测基本一致,其中清远英德、清城、清新和佛冈受灾最为严重,耕地为主要受灾土地利用类型。

关键词:洪水监测;多源遥感;深度学习;土地利用类型;北江流域

Rapid and accurate flood assessment in river basins based on multi-source remote sensing and deep learning//
Wang Zhaoli^{1,2}, Zhang Wenxiong¹, Lei Xiangdong¹, Gao Weizhi¹, Liao Yaoxing¹, Liao Yanghao¹, Deng Zifeng¹ (1. School of Civil Engineering & Transportation, South China University of Technology; 2. Guangdong Artificial Intelligence and Digital Economy Laboratory (Guangzhou))

Abstract: To improve the accuracy and efficiency of flood inundation mapping, a flood monitoring framework based on a lightweight deep learning model and multi-source remote sensing data fusion was proposed. Taking the 2022 “22·6” catastrophic flood in the Beijiang River Basin as a case study, based on Sentinel-2 multispectral optical images and GF-3 synthetic aperture radar images, the flood inundation range was extracted using threshold segmentation method and M-UNet deep learning model, and the disaster situation was analyzed in combination with land use types. The results indicate that the overall accuracy of water extraction using the threshold segmentation method exceeded 95%. The overall accuracy of the M-UNet model is 98.20%, with an average intersection to union ratio of 88.60% and a Kappa coefficient of 92.45%. Compared with the UNet model and DeeplabV3+ model, it exhibits excellent flood remote sensing recognition ability. The flood inundation range extracted by integrating multi-source remote sensing data is basically consistent with the post disaster field survey results, among which Yingde, Qingcheng, Qingxin, and Fogang in Qingyuan are the most severely affected, and cultivated land is the main type of land use affected by the disaster.

Key words: flood monitoring; multi-source remote sensing; deep learning; land use type; the Beijiang River Basin

洪水是全球最常见且危害最为严重的自然灾害之一,受气候变化影响,其发生频率与强度均呈现上升趋势^[1-5]。20 世纪 90 年代以来,洪水灾害已波及全球 168 个国家和地区,造成数十万人死亡,影响数十亿人口^[6]。我国地处东亚季风区,流域性洪水频发,近年来相继发生了 2020 年南方洪涝、“22·6”北江特大洪水、海河“23·7”特大洪水等灾害事件,对区域经济和社会发展造成了巨大损失^[7-10]。在此背景下,快速、准确地识别洪涝灾害的时空分布,已成为洪水风险预警、灾害评估和应急减灾的关键问题。

遥感监测技术凭借其覆盖范围广、获取速度快、

数据持续性强等优势已成为洪灾监测与评估的核心手段之一^[11-13]。其中,光学影像光谱信息丰富,适合精细刻画水体形态;合成孔径雷达(SAR)影像能够穿透云雨,具备全天时、全天候监测能力,尤其在洪水应急中具有独特优势^[14-17]。基于光学影像、SAR 数据的洪水监测研究已较为成熟,如沈秋等^[18]基于国产高分一号卫星探究了 2016 年汛期举水流域下游的淹没水深空间分布;张若旭等^[19]基于多源雷达数据对 2020 年长江中下游鄱阳湖流域受灾地区的洪水淹没范围进行了提取;汤玲英等^[20]利用 SAR 数据实现了广西临桂会仙岩溶湿地区域不同

基金项目:国家自然科学基金项目(52379010,52539005);中国博士后科学基金项目(2025M783187)

作者简介:王兆礼(1979—),男,教授,博士,主要从事水文水资源研究。E-mail:wangzhli@scut.edu.cn

通信作者:邓梓锋(1997—),男,博士,主要从事水文水资源研究。E-mail:zifengdeng@scut.edu.cn

时期洪水动态监测。然而,光学影像在云雨天气下易出现数据缺失,SAR 影像在复杂地形和小尺度水体提取中易产生误判,并且单一遥感数据源受限于成像条件和传感器特性,难以全面反映洪水的空间分布^[21-22]。为克服这些局限,研究者们基于多源遥感数据开展相关研究,如朱辉等^[23]、Wen 等^[24]、Zhang 等^[25] 综合使用光学影像与 SAR 影像,分别对安徽省蒙洼蓄洪区、河北省中部地区、河南省北部地区进行洪水淹没范围提取,结果显示多源遥感数据的互补利用能够显著提升洪水提取的空间完整性与边界识别精度。

在数据应用不断拓展的同时,从影像中高效、准确地提取洪水淹没信息成为研究的关键。现有方法主要包括阈值分割法、面向对象法和深度学习方法^[26]。其中,传统的阈值分割法和面向对象方法实现简便,但在精度易受光照、地形和噪声干扰;而深度学习模型凭借卓越的特征提取与表征能力,在水体边界识别和复杂背景处理方面展现出显著优势。Li 等^[27]在 U-Net 中引入 CBAM(convolutional block attention module)注意力机制,以提升洪水边缘连续性和小水体识别;Sundaresan 等^[28]通过在 DeepLabV3+中加入多尺度空洞卷积和特征增强模块改善复杂场景下的分割精度;Shaheen 等^[29]基于 SegFormer 构架通过引入层次化编码器与多尺度高分辨率特征建模,实现了航拍影像中复杂背景下洪水识别的综合性能提升。然而,现有深度学习模型多依赖复杂卷积结构,参数量大,计算开销高,不仅显著依赖计算资源,且对洪水边缘轮廓及细粒度淹没区域的刻画能力有限,从而限制了其在实际洪涝应急中的高效部署与快速响应能力^[30-31]。基于此,在保证精度的同时降低模型的计算复杂度,轻量化深度学习模型逐渐成为洪水监测的热点方向^[32-34]。

鉴于此,本文基于“22·6”北江特大洪水影像数据,提出一种结合轻量化深度学习与多源遥感的洪水监测框架。基于高分三号 SAR 影像(以下简称“SAR 影像”)构建适用于洪水淹没范围提取的轻量化 M-UNet 模型,在保证精度的同时提升运算效率;结合坡度信息减少地形干扰,将哨兵 2 号多光谱光学影像(以下简称“光学影像”)提取的洪水淹没范围结果作为补充,融合为多源遥感数据,提升淹没范围识别的完整性与可靠性;进而结合土地利用数据开展受灾分析,以期对洪灾损失评估和风险区划提供科学支撑。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

北江是珠江的第二大支流,发源于江西省信丰

县,上游称为浈江,与发源于湖南省临武县的武江在广东省韶关市汇合后称为北江。北江流域位于 $23^{\circ}05'N \sim 25^{\circ}31'N$ 、 $112^{\circ}32'E \sim 114^{\circ}41'E$,干流长 468 km,流域面积 $46\,710\text{ km}^2$,主要位于广东省境内,是广东省主要的河流之一。2022 年 6 月受西南季风和高空槽的共同影响,北江流域出现多轮强降雨,北江干流以及多条一级支流发生超 100 年一遇大洪水,韶关、清远两市 9 个县 110 个乡镇受灾严重,水利设施直接经济损失 19.17 亿元^[35-36]。本文研究区主要包括清远市、韶关市和肇庆市(图 1)。

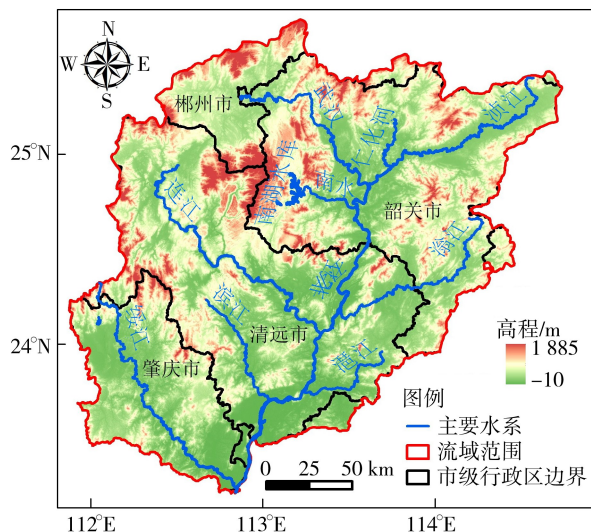


图1 研究区地理位置及主要水系

Fig. 1 Geographic location and major river systems of study area

1.2 数据来源

本文采用光学影像与 SAR 影像作为主要数据源。考虑卫星过境时间以及洪水发生时间,选取研究区 2022 年 6 月 22—24 日的光学影像与 SAR 影像,用于洪水淹没范围的提取;同时选取平水期(2022 年 4 月)的光学影像进行研究区的土地利用分类。光学影像数据来自欧洲航天局官方网站(<http://scihub.copernicus.eu>),SAR 影像数据来自中国资源卫星应用中心(<https://data.cresda.cn>),两类影像的空间分辨率均为 10 m。此外,本文还使用了行政区划数据以及研究区 SRTM-1 高程数据,来自地理空间数据云(<https://www.gscloud.cn/>)。

2 研究方法

2.1 数据预处理

光学影像数据使用 GEE 平台提供的经过大气校正的产品,根据研究需求对影像时间序列进行筛选,以获得特定日期范围内的有效观测数据,随后进行去云、镶嵌、裁剪等预处理;利用灾前数据计算归一化植被指数 (NDVI)、归一化水体指数 (NDWI)、

裸土指数 (BSI) 等, 并提取 B2、B3、B4、B5、B6、B7、B8、B8A、B11 波段作为分类特性; 利用灾中数据计算改进归一化水体指数 (MNDWI), 并通过三角法确定阈值以提取洪水淹没范围。

SAR 影像数据采用 L1A 单式复数产品 (SLC), 在 ENVI5.6 及 Sarscape 插件中进行预处理, 预处理步骤包括多视处理、单通道强度数据滤波、地理编码、辐射滤波、图像镶嵌、裁剪, 得到 HH、HV 两种极化波段。在此基础上, 结合 DEM, 计算坡度信息, 将三者作为深度学习模型的输入特征, 用于洪水淹没范围提取。

2.2 基于随机森林算法的土地利用分类

在 GEE 平台上利用灾前光学影像开展土地利用分类。参考 GB/T 21010—2017《土地利用现状分类》并结合研究区实际情况, 将地物划分为水域、耕地、林地、草地、工矿用地、住宅用地、交通用地 7 类, 样本点按 7:3 比例划分为训练集和验证集。分类方法采用随机森林算法, 其核心思想是通过对样本与特征进行随机抽样, 训练多棵决策树, 并通过多数投票得到最终分类结果, 具有训练速度快、精度高、抗干扰强等优点^[37]。

2.3 洪水淹没范围提取方法

2.3.1 基于三角法的光学影像水体提取

三角法是一种基于图像直方图的阈值分割法, 最早由 Zack 等^[38]于 1977 年提出, 主要用于处理单峰或偏峰分布的图像数据, 特别适合在目标区域较小、背景占主导的遥感场景中对水体、积雪等小目标的提取任务。图 2 为三角形法确定最佳阈值的示意图, 计算步骤为: ①计算 MNDWI, 并绘制出直方图; ②从直方图峰值点到尾部最小值点连成一条直线; ③再计算每个灰度值点到这条直线的垂直距离, 找出最大距离点; ④在最大距离点微调一个经验阈值偏移, 可用于抑制云影误判^[39]。

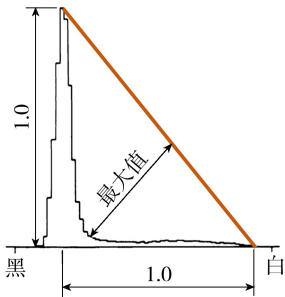


图 2 三角形法确定最佳阈值的示意图

Fig.2 Schematic diagram of determining optimal threshold using triangle method

2.3.2 基于 M-UNet 模型的水体分割

UNet 是一种典型的语义分割网络, 由对称的编码器解码器结构和跳跃连接组成, 最早由

Ronneberger 等^[40]于 2015 年提出, 在小样本图像分割任务中表现优异, 广泛应用于医学与遥感领域。然而, 由于其编码器采用传统卷积堆叠方式, 参数量较大, 计算效率较低。MobileNetV3 是 Howard 等^[41]基于 MobileNetV2 进行改进的一种轻量化网络架构, 在应用“线性瓶颈的倒置残差”Bneck 结构内加入轻量级的注意力模型 SE, 并利用 h-swish 代替 swish 函数, 使其在不牺牲精度的前提下, 显著降低在移动设备上的计算延迟和功耗, 同时使其更容易被量化部署。已有研究表明, 将 MobileNetV3 与 UNet 结合构建的 M-UNet 模型, 在医学影像分割^[42]、农田作物识别^[43]以及海上溢油目标检测^[44]等任务中均表现出良好的效率与精度平衡。

将 M-UNet 模型引入洪水监测场景, 通过跳跃连接整合编码器不同阶段的特征图实现多尺度信息融合。模型的输入为 3 通道、512×512 分辨率的影像数据, 在 MobileNetV3 编码器中经过 5 个阶段的特征提取, 提取的特征图作为 UNet 解码器输入。解码器沿用 UNet 结构, 共进行 5 次上采样, 通过整合编码器和解码器对应位置的特征图, 使上采样过程获得更多信息, 最终采用 1×1 卷积输出分割结果。模型基于 PyTorch 框架实现, 训练轮数为 120 轮。

M-UNet 网络使用交叉熵损失函数和 Dice 损失函数, 采用自适应矩估计梯度下降算法 (Adam) 进行训练, 学习率为 0.0001。Dice 损失函数是基于 Dice 系数设计的, 该系数是一种集合相似度度量函数, 通常用于计算两个样本的相似度, 取值范围为 0~1。模型训练在本地计算环境下进行, 操作系统为 Windows 10, CPU 为 Intel Core 系列, GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU, 支持 CUDA 12.4, 深度学习框架采用 PyTorch 2.5.1 与 Torchvision 0.20.1。该配置能够满足网络训练和推理的计算需求, 并保证试验结果的可复现性。

2.4 多源融合与灾情评估

将光学影像数据和 SAR 影像数据提取水体的结果融合, 结合灾前土地利用分类结果中的水体信息, 确定灾中洪水淹没范围。将洪水淹没范围与土地利用现状叠加, 统计不同土地利用类型的受淹情况, 实现灾情精准评估。整体技术路线如图 3 所示。

2.5 评价指标

本文选择总体精度、精确度、平均交并比和 Kappa 系数作为结果精度的评价指标。其中, 总体精度反映所有样本分类正确的比例, 取值范围为 0~100%; 精确度表征预测为某一类样本中真实属于该类的概率, 取值范围为 0~100%; 平均交并比体现预测区域与真实区域的空间匹配程度, 取值范围为 0~

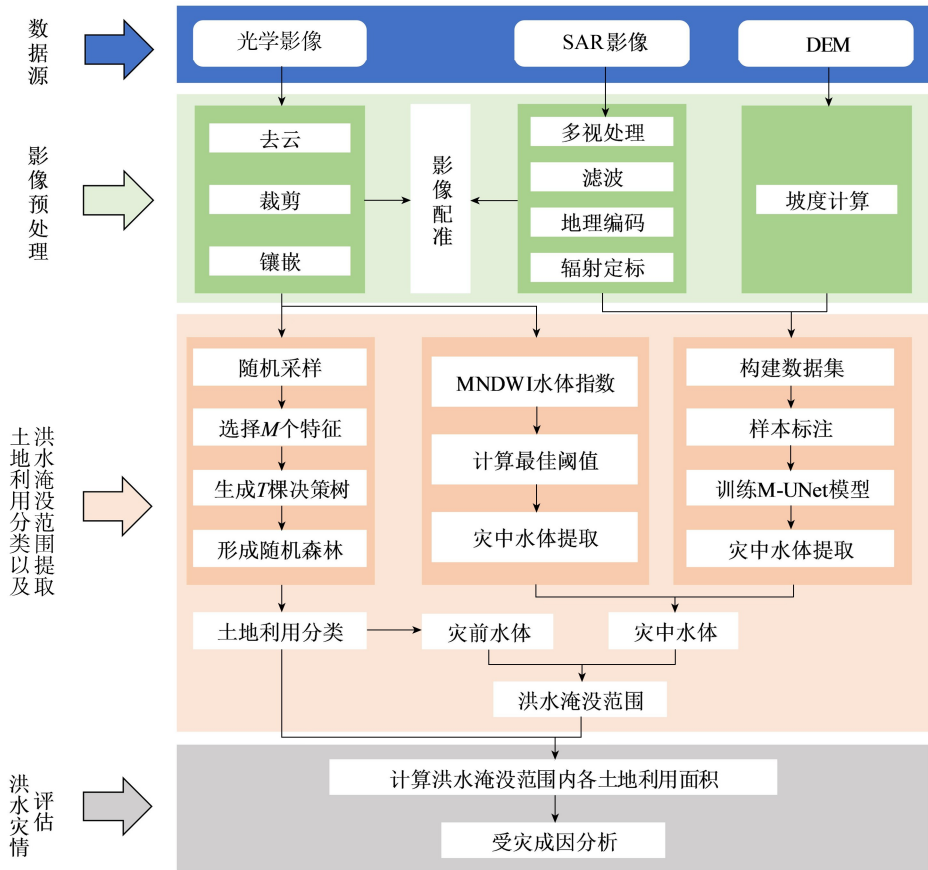


图3 技术路线

Fig. 3 Technical workflow

100%;Kappa 系数用于衡量分类结果与真实值的一致性,消除随机分类影响,取值范围为-100%~100%。上述指标取值越大,表明模型分类精度越高、空间匹配效果越好、结果可靠性越强。

3 结果与分析

3.1 土地利用分类

3.1.1 分类结果

基于随机森林算法对研究区进行土地利用分类,结果如图4所示,不同土地利用类型面积及占比如表1所示。结果表明,研究区内主要土地利用类型包括林地、耕地、住宅用地以及草地,其中林地占比最大,为72.20%,耕地、住宅用地、草地分别占比

表1 不同土地利用类型面积及占比

Table 1 Area and proportion of different land use types

土地利用类型	面积/km ²	占比/%
林地	37 204. 15	72. 20
耕地	5 248. 35	10. 19
住宅用地	3 109. 33	6. 03
草地	3 097. 69	6. 01
工矿用地	1 668. 42	3. 24
水域	1 064. 62	2. 07
交通用地	136. 27	0. 26
总计	51 528. 83	100

10. 19%、6. 03%、6. 01%。

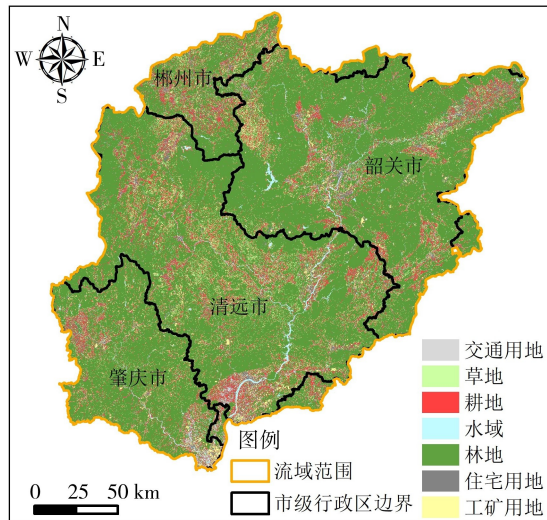


图4 研究区土地利用类型空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of land use types in study area

3.1.2 精度评价

为验证土地利用分类结果的准确性,随机选取30%的标签用于验证,计算分类结果的混淆矩阵,结果如表2所示。分类总体精度为94.6%,Kappa系数为93.1%,分类结果与实际情况基本吻合,可用于灾情分析。

表 2 土地利用分类结果混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix of land use classification results

土地利用类型	水域	交通过地	林地	耕地	工矿用地	住宅用地	草地	合计
水域	75 054	4	60	40	20	36	0	75 214
交通过地	5	2 977	26	59	222	937	1	4 227
林地	63	2	61 186	194	32	99	158	61 734
耕地	80	8	368	23 002	518	1 355	177	25 508
工矿用地	40	158	69	1 220	62 625	2 935	59	67 106
住宅用地	36	448	192	1 512	3 038	28 295	64	33 585
草地	0	0	209	232	24	72	3 959	4 496
合计	75 278	3 597	62 110	26 259	66 479	33 729	4 418	

3.2 水体提取

3.2.1 光学影像提取结果精度评价

为评估光学影像提取水体的精度,在研究区内随机生成 2 000 个检验点,对照洪灾期间的光学影像标记各点的实际淹没情况,采用混淆矩阵和总体精度进行评价。基于光学影像提取水体的总体精度为 99.7%、Kappa 系数为 91.3%。考虑到水体在初次生成的随机点中占比较低,进一步在预测的水体区域内再次随机生成 1 000 个检验点。经对照检验发现,其中 960 个检验点与预测结果一致,40 个点受阴影影响被误判为水体,总体精度为 96%,满足研究精度要求。

3.2.2 SAR 影像提取结果精度评价

本文共采用 4 景 SAR 影像(图 5)进行水体提取,选取其中 2 景作为模型的训练影像,并按 8 : 2 的比例划分为训练集与验证集;其余 2 景影像作为测试影像,构建测试集。在测试影像中选取具有代表性的 7 个洪水淹没典型区域(图 5 中①~⑦)作为精度验证区用于精度评价,分别计算 M-UNet 模型、UNet 模型、DeepLabV3+模型的测试结果,并采用总

体精度、精确度、平均交并比和 Kappa 系数进行精度评价,同时以参数量和平均每秒处理帧数作为模型性能评价指标。洪水标签基于 SAR 影像目视解译结果,结合新闻报道及研究区地形等多源信息综合判定绘制。

M-UNet 模型、UNet 模型、DeepLabV3+模型在精度验证区的计算结果如图 6 所示,性能对比如表 3 所示。总体来看,M-UNet 模型在水体边界完整性、小尺度水体识别及轮廓连贯性等方面表现更优,能够有效减少漏判与误判,提取结果与实际洪水淹没分布更为接近。从精度指标上看,M-UNet 模型的总体精度(98.20%)、平均交并比(88.60%)和 Kappa 系数(92.45%)均优于 UNet 模型与 DeepLabV3+模型;同时,M-UNet 模型参数量仅为 12.72M,占用内存量 53.88MB,推理速率高达 89.05 帧/s,展现出高效与轻量化优势。相较之下,UNet 模型在大范围连续水体区域识别表现良好,但在洪水边界与植被、农田交错区域易出现误判,对小尺度水体的提取效果不理想;DeepLabV3+模型依托空洞卷积与 ASPP 模块,在理论上具备更强的多尺度特征提取能力,但受限于其参数量庞大,且数据集规模有限,在本文的总体精度反而不及 UNet 模型,尤其在水体边缘刻画和小水体识别方面存在不足。综合而言,M-UNet 模型在保证轻量化的同时显著提升了洪水边界刻画与小尺度水体提取能力,能更准确地反映实际洪水淹没范围,具备较高的适用性与鲁棒性。

3.3 洪水淹没范围分析

利用光学影像与 SAR 影像融合(以下简称“多源遥感”)提取到的灾中水体范围,扣除灾前水体范围得到“22·6”北江特大洪水淹没范围(图 7)。选取研究区内 4 个洪水淹没严重的区域(图 7 中 a~d 区),分别统计单一光学影像、单一 SAR 影像、多源遥感提取的洪水范围所包含的灾后洪痕调研点数量(表 4)并进行对比分析。结果发现,多源遥感提取结果中共包含 184 个洪痕点,占总点数的 85.58%,明显高于单一光学影像(55.35%)与单一

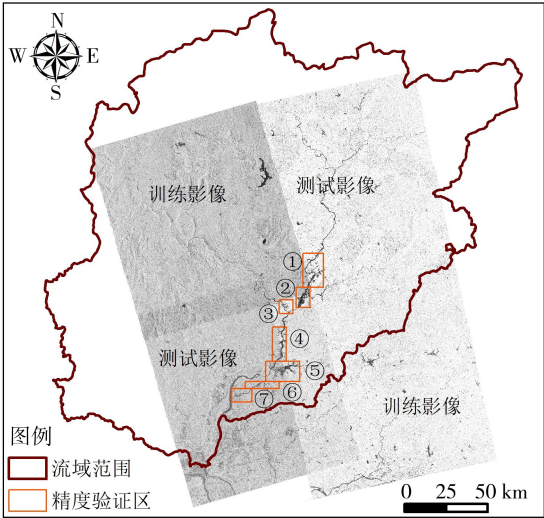


图 5 模型训练、测试、精度验证区域划分
Fig. 5 Division of model training, testing, and accuracy validation areas

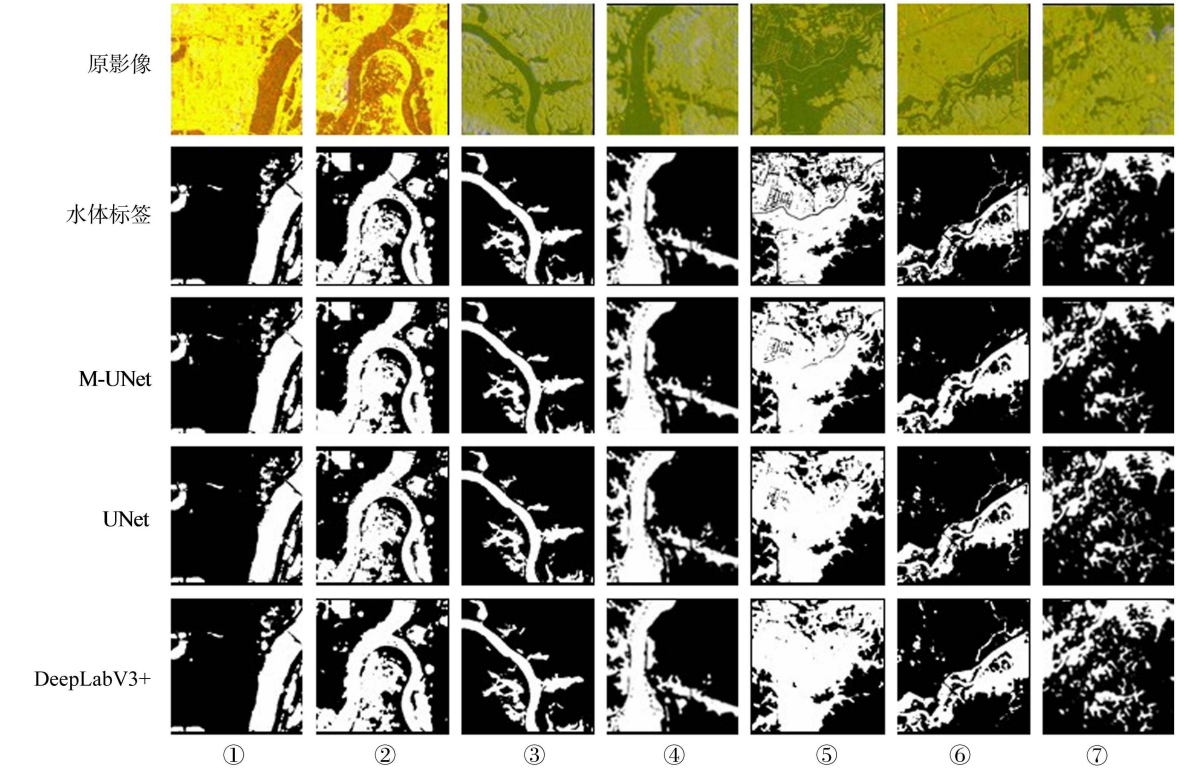


图 6 不同模型在精度验证区水体提取的结果对比

Fig. 6 Comparison of water extraction results by different models in accuracy verification area

表 3 不同模型的性能对比

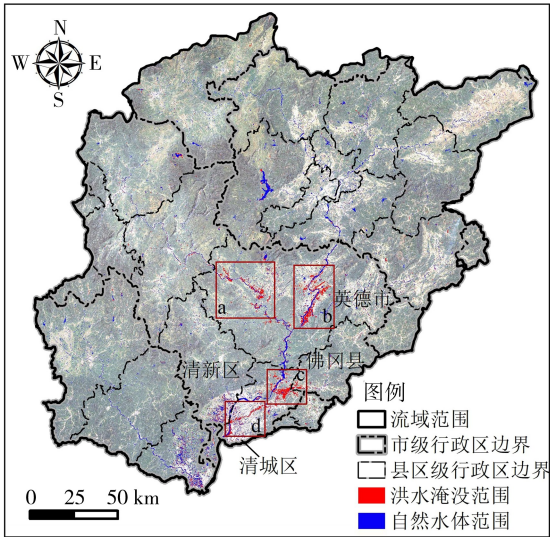
Table 3 Performance comparison of different models

模型	总体精度/%	精确度/%	平均交并比/%	Kappa 系数/%	参数量/M	内存占用量/MB	推理速率/(帧/s)
M-UNet	98. 20	93. 50	88. 60	92. 45	12. 72	53. 88	89. 05
UNet	98. 02	92. 96	86. 89	91. 88	24. 89	100. 39	20. 00
DeepLabV3+	97. 28	89. 06	83. 36	88. 67	54. 71	331. 45	43. 37

表 4 不同数据源提取结果中的洪痕点数量

Table 4 Number of flood mark points extracted from different data sources

区域	洪痕点数量		
	多源遥感	光学影像	SAR 影像
a	40	34	8
b	33	24	13
c	66	38	37
d	45	23	31
总计	184	119	89



注:a 区为连江大湾镇、含光镇、西牛镇段;b 区为北江干流英红镇、望埠镇、大站镇段(菠萝坑临时淹没区);c 区为潞江蓄滞洪区;d 区为大燕河沿岸。

图 7 多源遥感提取的洪水淹没范围

Fig. 7 Flood inundation range extracted from multi-source remote sensing

SAR 影像(41. 40%)的提取结果。图 8 为不同数据源提取的洪水淹没范围细节图。单一 SAR 影像提取结果在干流上游及连江支流提取的洪水淹没范围不完整;受云层遮挡影响,单一光学影像的提取结果在潞江蓄滞洪区、大燕河沿岸部分区域出现数据缺失,提取的淹没范围也不完整。多源遥感的提取结果综合了光学与 SAR 的优势,既利用光学影像的高分辨率与地物细节优势,又发挥 SAR 阴雨天稳定观测的能力,有效弥补了单一数据源在时间或天气条件上的局限,提取结果与灾后调查的洪水痕迹基本一致,能精准反映洪水的实际淹没情况。

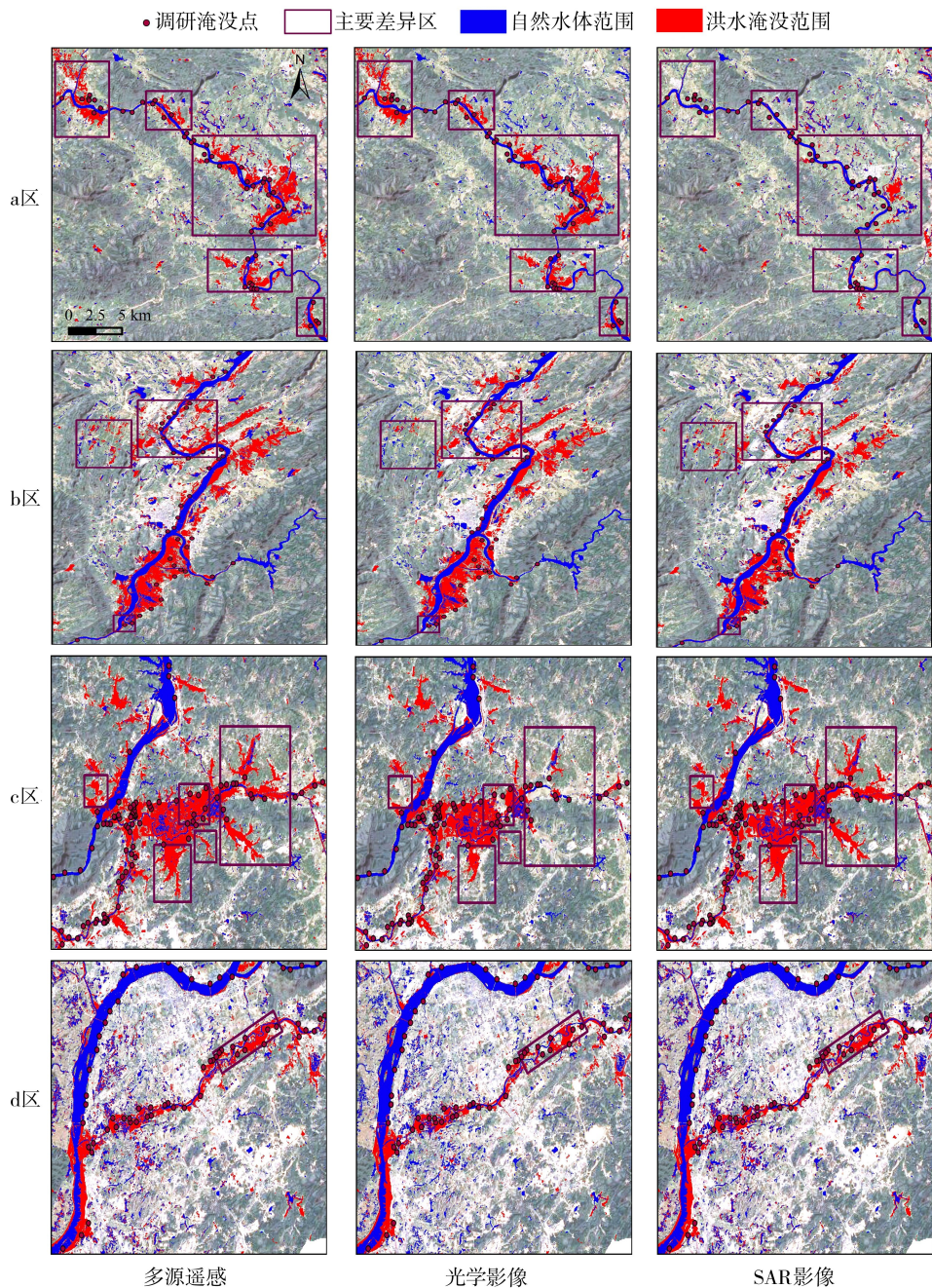


图 8 不同数据源提取的洪水淹没范围细节图

Fig. 8 Detail maps of flood inundation range extracted from different data sources

经统计,研究区总淹没面积达 484.44 km²,其中广东省淹没面积为 475.25 km²。鉴于 2022 年 6 月 17—22 日暴雨带集中在广东省内^[45],本文对北江流域广东省部分各地级市的洪水淹没面积进行统计。结果显示,清远市受灾最为严重,淹没面积高达 346.08 km²,占总淹没面积的比例最大,其后依次为韶关市 (57.64 km²)、肇庆市 (50.50 km²)、佛山市 (16.01 km²)、广州市 (4.83 km²) 和河源市 (0.21 km²)。

进一步对基于多源遥感提取的淹没范围分析,结果表明,清远市洪水淹没最严重区域主要分布在连江中游的大湾镇、含光镇、西牛镇流域段,以及北

江干流英红镇、望埠镇和大站镇河段(含菠萝坑临时淹没区),此外还包括潞江蓄滞洪区与大燕河沿岸地区。上述淹没区域主要位于英德市、清城区、清新区和佛冈县,据统计,4 区县的淹没面积分别为 163.16、101.11、29.18、19.11 km²,合计占北江流域淹没总面积的 64.52%,占清远市总淹没面积的 90.32%。

3.4 洪水灾害评估及成因分析

对比分析洪水淹没范围与土地利用类型的空间分布,得到不同土地利用类型的淹没面积及占比,如表 5 所示。由表 5 可见,受淹范围主要集中在耕地、住宅用地、林地 3 类,分别占总淹没面积的 39.27%、

20.77%、20.63%。林地和研究区内占比远高于其他土地利用类型,因而其受淹面积也相对较大。而淹没区域内耕地与住宅用地合计占比超过60%,这与北江流域土地利用类型的空间特征有关,流域中下游地区地势平坦,形成河流冲积平原与三角洲平原,村镇多分布于此。“22·6”洪水受极端降雨、地形条件、河道汇流及下游洪水顶托等因素影响,造成河道水位迅速上涨,部分河段出现溃堤,使得洪水在河道两岸平原泛滥,对两岸的农田与建筑物造成严重影响。此外,为保障清远主城区及下游珠三角城市群的防洪安全,在此次洪水过程中启用了滘江蓄滞洪区。该蓄滞洪区地势低洼,土地利用类型多为耕地与住宅用地,进一步扩大了耕地的受淹面积。

表 5 不同土地利用类型的淹没面积及占比

Table 5 Inundated area and proportion of different land use types		
土地利用类型	淹没面积/km ²	占比/%
交通用地	5.94	1.26
林地	97.07	20.63
耕地	184.75	39.27
工矿用地	62.13	13.21
住宅用地	97.71	20.77
草地	22.84	4.85

4 结 论

a. 基于光学影像提取水体的总体精度超过95%,Kappa 系数达 91.07%;基于 SAR 影像训练的 M-UNet 模型总体精度达到 98.20%,平均交并比为 88.60%,Kappa 系数为 92.45%,推理速度高达 89.05 帧/s,与传统 UNet 模型和 DeepLabV3+模型相比,M-Unet 模型复杂度得到明显改善,在水体边界完整性、小尺度水体识别及轮廓连贯性方面更具优势。

b. 光学影像与 SAR 影像的融合有效弥补了单一数据源在时间分辨率、云雾遮挡和地物易混淆的不足。采用多源遥感数据提取的淹没范围与灾后洪痕调查结果基本一致,洪水淹没面积达 484.44 km²。其中,清远市受灾最为严重(346.08 km²),英德、清城、清新和佛冈 4 区县合计淹没面积占全流域总淹没面积的 64.52%。

c. 特大洪水中受淹土地利用类型面积的统计结果表明,耕地受灾最为严重,受淹面积达 184.75 km²,占比 39.27%,其次是住宅用地、林地,分别为 97.71、97.07 km²。洪水淹没范围主要集中分布于北江干流英德段、连江中游河段、滘江蓄滞洪区及大燕河沿岸等地势低洼、河流交汇地带。

d. 本文提出的多源遥感洪水监测框架可实现

洪水淹没范围的快速、准确提取,具备较强的通用性与可迁移性。该框架仅需更换不同流域的训练样本,即可应用于其他区域或灾害场景。但研究仍存在一定局限性:受卫星过境周期限制,卫星成像时间与洪峰出现时间常存在偏差,进而难以完全准确表征洪水的最大淹没范围;在计算层面,中小规模数据集可在个人计算机上高效运行,而大范围或长时间序列数据需迁移至高性能计算平台以提升运算效率。

参考文献:

[1] Deng Zifeng, Wang Zhaoli, Wu Xushu, et al. Effect difference of climate change and urbanization on extreme precipitation over the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. Atmospheric Research, 2023, 282: 106514.

[2] Deng Zifeng, Villarini G, Wang Zhaoli. Climate change dominates over urbanization in tropical cyclone rainfall patterns[J]. Communications Earth & Environment, 2025, 6(1):54.

[3] Bhuiyan T R, Er A C, Muhamad N, et al. Evaluating the cumulative costs of small-scale flash floods in Kuala Lumpur, Malaysia[J]. Journal of Hydrology, 2022, 612: 128181.

[4] Meng Desheng, Liao Yaoxing, Deng Zifeng, et al. Spatially moving non-uniform rainstorms may exacerbate urban flooding disasters[J]. Journal of Hydrology, 2025, 660: 133374.

[5] 王婷,仇蕾,汪志强,等. 基于改进 DIIM 的洪涝灾害下供应链系统中断关联型损失评估研究[J]. 水利经济, 2023, 41(4): 88-93. (Wang Ting, QIU Lei, Wang Zhiqiang, et al. Research on economic loss assessment of supply chain disruption under flood disaster based on improved DIIM [J]. Journal of Economics of Water Resources, 2023, 41(4): 88-93. (in Chinese))

[6] Liu Qiao, Du Min, Wang Yaping, et al. Global, regional and national trends and impacts of natural floods, 1990-2022[J]. Bulletin of the World Health Organization, 2024, 102(6):410-420.

[7] 何艳梅. 综合洪水风险管理理念下防洪法的防洪管理体制机制优化[J]. 水利经济, 2024, 42(5): 72-81. (He Yanmei. Optimization of flood control management system and mechanism of the Flood Control Law under concept of integrated flood risk management [J]. Journal of Economics of Water Resources, 2024, 42(5): 72-81. (in Chinese))

[8] 夏军,陈进,王纲胜,等. 从 2020 年长江上游洪水看流域防洪对策[J]. 地球科学进展, 2021, 36(1): 1-8. (Xia Jun, Chen Jin, Wang Gangsheng, et al. Flood control strategies for the River Basin enlightened by the 2020

- Upper Yangtze River floods [J]. Advances in Earth Science, 2021, 36(1): 1-8. (in Chinese))
- [9] 王京晶, 聂红海, 蔡斯龙. “22·6”北江流域特大洪水分析[J]. 水文, 2025, 45(1): 106-112. (Wang Jingjing, Nie Honghai, Cai Silong. Investigation and analysis of “22·6” Beijiang River Basin extreme flood [J]. Journal of China Hydrology, 2025, 45(1): 106-112. (in Chinese))
- [10] 马强, 王浩雯, 张珂健, 等. 基于“23·7”特大洪水的永定河系数字孪生流域防洪模型构建[J]. 水资源保护, 2025, 41(3): 75-82. (Ma Qiang, Wang Haowen, Zhang Kejian, et al. Construction of flood control model for digital twin basin of the Yongding River System based on “23·7” catastrophic flood [J]. Water Resources Protection, 2025, 41(3): 75-82. (in Chinese))
- [11] 刘小燕, 崔耀平, 史志方, 等. GEE 平台下多源遥感影像对洪灾的监测[J]. 遥感学报, 2023, 27(9): 2179-2190. (Liu Xiaoyan, Cui Yaoping, Shi Zhifang, et al. Monitoring of floods using multi-source remote sensing images on the GEE platform [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023, 27(9): 2179-2190. (in Chinese))
- [12] 周婷, 汪炎, 邹俊, 等. 基于 PCA 和 SVM 的遥感影像水体提取方法及验证[J]. 水资源保护, 2023, 39(2): 180-189. (Zhou Ting, Wang Yan, Zou Jun, et al. PCA and SVM-based algorithm of water area extraction from remote sensing images and its verification [J]. Water Resources Protection, 2023, 39(2): 180-189. (in Chinese))
- [13] 栾清华, 秦志宇, 王东, 等. 城市暴雨道路积水监测技术及其应用进展[J]. 水资源保护, 2022, 38(1): 106-116. (Luan Qinghua, Qin Zhiyu, Wang Dong, et al. Review on monitoring technology of urban road waterlogging after rainstorm and its application [J]. Water Resources Protection, 2022, 38(1): 106-116. (in Chinese))
- [14] 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. (Li Jialin, Cao Luodan, Pu Ruiliang. Progresses on monitoring and assessment of flood disaster in remote sensing [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2014, 45(3): 253-260. (in Chinese))
- [15] Munawar H S, Hammad A W A, Waller S T. Remote sensing methods for flood prediction: a review [J]. Sensors, 2022, 22(3): 960.
- [16] 刘憬豫, 宋开山, 刘阁, 等. 基于中高分辨率遥感影像的水体提取研究进展[J]. 湿地科学, 2025, 23(1): 72-83. (Liu Jingyu, Song Kaishan, Liu Ge, et al. Advances in water body extraction from medium-to-high resolution remote sensing imagery introduction [J]. Wetland Science, 2025, 23(1): 72-83. (in Chinese))
- [17] 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. (in Chinese))
- [18] 沈秋, 高伟, 李欣, 等. GF-1 WFV 影像的中小流域洪涝淹没水深监测[J]. 遥感信息, 2019, 34(1): 87-92. (Shen Qiu, Gao Wei, Li Xin, et al. Monitoring of flood depth in small and medium-sized basins using GF-1 WFV images [J]. Remote Sensing Information, 2019, 34(1): 87-92. (in Chinese))
- [19] 张若旭, 李小涛, 江威, 等. 多源雷达遥感协同的鄱阳湖流域洪水淹没历时估算[J]. 中国科学院大学学报, 2023, 40(4): 486-495. (Zhang Ruoxu, Li Xiaotao, Jiang Wei, et al. Estimation of flood inundation duration using multi-source radar remote sensing in Poyang Lake Basin [J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2023, 40(4): 486-495. (in Chinese))
- [20] 汤玲英, 刘雯, 杨东, 等. 基于面向对象方法的 Sentinel-1A SAR 在洪水监测中的应用[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(3): 377-384. (Tang Lingying, Liu Wen, Yang Dong, et al. Flooding monitoring application based on the object-oriented method and Sentinel-1A SAR data [J]. Journal of Geo-Information Science, 2018, 20(3): 377-384. (in Chinese))
- [21] Declaro A, Kanae S. Enhancing surface water monitoring through multi-satellite data-fusion of Landsat-8/9, Sentinel-2, and Sentinel-1 SAR [J]. Remote Sensing, 2024, 16(17): 3329.
- [22] Tong Xiaohua, Luo Xin, Liu Shuguang, et al. An approach for flood monitoring by the combined use of Landsat 8 optical imagery and COSMO-SkyMed radar imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 136: 144-153.
- [23] 朱辉, 何祺胜, 李金阳, 等. 基于多源遥感数据的蓄洪区洪涝遥感监测与分析[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2022, 50(4): 50-57. (Zhu Hui, He Qisheng, Li Jinyang, et al. Remote sensing monitoring and analysis of flood in flood storage area based on multi-source remote sensing data [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2022, 50(4): 50-57. (in Chinese))
- [24] Wen Chenhao, Sun Zhongchang, Li Hongwei, et al. Flood mapping and assessment of crop damage based on multi-source remote sensing: a case study of the “7. 27” rainstorm in Hebei Province, China [J]. Remote Sensing, 2025, 17(5): 904.
- [25] Zhang Minghui, Liu Di, Wang Siyuan, et al. Multisource remote sensing data-based flood monitoring and crop damage assessment: a case study on the 20 July 2021 extraordinary rainfall event in Henan, China [J]. Remote Sensing, 2022, 14(22): 5771.
- [26] 王敬明, 王世新, 王福涛, 等. 基于 Sentinel-1 SAR 数据洪水淹没提取方法研究[J]. 灾害学, 2021, 36(4): 214-220. (Wang Jingming, Wang Shixin, Wang Futao, et al.

- Flood inundation region extraction method based on Sentinel-1 SAR data [J]. Journal of Catastrophology, 2021,36(4):214-220. (in Chinese))
- [27] Li Wenmei, Wu Jiaqi, Chen Huaihui, et al. UNet combined with attention mechanism method for extracting flood submerged range [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2022,15:6588-6597.
- [28] Sundaresan A A, Solomon A A. Post-disaster flooded region segmentation using DeepLabv3+ and unmanned aerial system imagery [J]. Natural Hazards Research, 2025,5(2):363-371.
- [29] Shaheen M T, Iqbal H, Khurshid N, et al. SwinSegFormer: advancing aerial image semantic segmentation for flood detection [J]. IEEE Open Journal of the Computer Society, 2025,6:645-657.
- [30] Wang Yanjun, Li Shaochun, Lin Yunhao, et al. Lightweight deep neural network method for water body extraction from high-resolution remote sensing images with multisensors [J]. Sensors, 2021,21(21):7397.
- [31] Attya M, Abo-Seida O M, Abdulkader H M, et al. A hybrid deep learning approach for accurate water body segmentation in satellite imagery [J]. Earth Science Informatics, 2025,18(2):418.
- [32] Jin Xing, Zhao Ziyi, Qi Zhipeng, et al. LDSENet: a lightweight detail semantic enhancement network for accurate water body extraction [J]. Information Fusion, 2025,122:103216.
- [33] An Shihao, Rui Xiaoping. A high-precision water body extraction method based on improved lightweight U-Net [J]. Remote Sensing, 2022,14(17):4127.
- [34] Nie Peng, Cheng Xi, Song Zeyi, et al. Rethinking BiSeNet: a lightweight network for urban water extraction [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61:4203910.
- [35] 冯佑斌,何颖清,潘洪洲. 基于高分三号的北江洪水水域提取方法及应用[J]. 水资源保护, 2025,41(3):101-110. (Feng Youbin, He Yingqing, Pan Hongzhou. Method for water area extraction of Beijiang River floods based on GF-3 images and its application [J]. Water Resources Protection, 2025,41(3):101-110. (in Chinese))
- [36] 王立新. 防御“22·6”北江特大洪水经验启示[J]. 中国水利, 2022(22):8-10. (Wang Lixin. Experiences of prevention and defense of “June 2022” catastrophic flood in the Beijiang River [J]. China Water Resources, 2022(22):8-10. (in Chinese))
- [37] 邓雅静,李一平,潘泓哲,等. 基于随机森林的秦淮河流域水体汛期污染强度影响机制[J]. 环境科学, 2025,46(1):193-203. (Deng Yajing, Li Yiping, Pan Hongzhe, et al. Influencing mechanism of precipitation pollution intensity in Qinhuai River Basin based on random forest [J]. Environmental Science, 2025,46(1):193-203. (in Chinese))
- [38] Zack G W, Rogers W E, Latt S A. Automatic measurement of sister chromatid exchange frequency [J]. Journal of Histochemistry & Cytochemistry, 1977,25(7):741-753.
- [39] Sekertekin A. A survey on global thresholding methods for mapping open water body using Sentinel-2 satellite imagery and normalized difference water index [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2021, 28(3):1335-1347.
- [40] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//18th International Conference on Medical Image Computing & Computer-Assisted Intervention. Munich: Springer, 2015: 234-241.
- [41] Howard A, Sandler M, Chen Bo, et al. Searching for MobileNetV3 [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Seoul: IEEE, 2019:1314-1324.
- [42] Jiang Juntao, Wang Mengmeng, Tian Huizhong, et al. LV-UNet: a lightweight and vanilla model for medical image segmentation [C]//2024 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). Lisbon: IEEE, 2024:4240-4246.
- [43] Gong Hailiang, Xiao Litong, Wang Xi. Segmentation and coverage measurement of maize canopy images for variable-rate fertilization using the MCAC-Unet model [J]. Agronomy, 2024,14(7):1565.
- [44] Chang Lena, Chen Yiting, Cheng C M, et al. Marine oil pollution monitoring based on a morphological attention U-Net using SAR images [J]. Sensors, 2024,24(20):6768.
- [45] 刘艳,康爱卿,虞云飞,等. 北江流域“2022·6·22”暴雨洪水分析[J]. 水资源与水工程学报, 2024,35(1):17-25. (Liu Yan, Kang Aiqing, Yu Yunfei, et al. Analysis of rainstorm “2022·6·22” in the Beijiang River Basin [J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2024,35(1):17-25. (in Chinese))

(收稿日期:2025-07-19 编辑:王芳)