

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. doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2021.04.035.]

基于 Sentinel-1 SAR 数据洪水淹没提取方法研究^{*}

王敬明^{1,2}, 王世新¹, 王福涛¹, 周 艺¹, 季建万^{1,2},
熊义兵^{1,2}, 王振庆^{1,2}, 赵 清¹

(1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094; 2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 洪涝灾害是世界上破坏最严重的自然灾害之一, 快速准确地提取洪水淹没范围可为受灾地区及时制定相应措施提供理论和技术支撑。针对已有研究中缺少运用深度学习对 SAR 影像进行水体提取以及缺少不同方法之间的对比等不足, 以 Sentinel-1 SAR 影像为数据源, 通过选取两个水体占比不同的区域, 比较分析了 Otsu 法、面向对象法和 U-Net 法三种方法的水体提取精度, 并基于最佳水体提取方法对鄱阳湖十期主体水域面积进行时空分析。结果表明: ①U-Net 模型的水体提取精度在三种提取方法中最高, 其 F1 值分别为 0.986 1 和 0.878 6; ②鄱阳湖水域面积在整个研究阶段表现为“陡升缓降”的变化趋势, 其在 2020 年 7 月 14 达到峰值, 其主体水域面积为 3 608 km²; ③洪水淹没范围主要分布在鄱阳湖西部、西南部、东南部以及东北部。

关键词: 鄱阳湖; 洪涝灾害; Sentinel-1; 水体提取; 深度学习

中图分类号: X43; X915.5; P333.2; P407.8 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-811X(2021)04-0214-07

doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2021.04.035

作为世界上最严重的自然灾害之一, 洪涝灾害因其发生速度快、影响范围广以及重现频率高等特点, 每年对全球造成大量的伤亡与经济损失^[1-3]。水利部发布的《中国水旱灾害防御公报 2019》中显示, 2019 年洪水造成全国 4 766.6 万人次受灾, 直接经济损失 1 922.7 亿元, 占 2019 年 GDP 的 0.19%, 可见洪涝灾害给国民经济持续发展带来很大挑战。为了减轻洪涝灾害对国家、人民造成的损失, 快速准确地获取洪水淹没范围的时空分布信息具有及其重要的意义。遥感技术具有覆盖范围广、重访时间短等优势, 其逐渐成为洪水监测的主要方法^[4-5]。然而, 由于洪水发生期间通常伴随着恶劣天气, 使得光学传感器受到多云和降雨的影响, 一般难以提供无云高质量的光学影像^[6]。相反, 合成孔径雷达 SAR 因其主动发射微波以及高穿透能力, 不受云、雨、天气的影响, 在监测洪水时空分布信息中发挥着越来越重要的作用^[7-9]。

洪涝灾害是由于水体的泛滥造成的, 因此利用 SAR 监测洪水的关键在于水体信息的识别和提取^[10]。目前, 在已有国内外有关研究中, 基于 SAR 影像的水体提取方法可以分为三种类型, 分别是阈值法、面向对象法和深度学习方法。阈值法因具有速度快、原理简单、计算量小等优势, 应用最为广泛, 截止目前, 诞生出众多阈值提取方法, 常用的有 Otsu 全局阈值法、区域生长法、指数法等^[11-15], 然而, 阈值法在处理大面积遥感影

像时效果较差, 且其只考虑像元本身的信息, 忽略了地物纹理、地形、颜色等特征^[16-17], 从而使得水体提取结果比较破碎, 池塘等小水体难以被准确提取出来。面向对象法以影像对象为基本处理单元, 不仅考虑了影像的光谱特征, 同时考虑其颜色以及纹理等特征, 因此提取结果的一致性较高, 且不易存在因影像斑点噪声所致的“椒盐效应”^[18-19], 但其受分割尺度影响较大^[20]。近年来, 深度学习方法凭借其强大的特征提取能力在遥感水体提取领域得到了广泛应用^[21-23], 能够充分挖掘高分辨率遥感影像中水体信息的光谱、纹理、形状等特征信息, 目前常用的深度学习图像分割算法有 FCN 全卷积网络、U-Net 网络等^[24-25], 但现有结合深度学习提取水体的研究主要侧重于光学影像方面, 对于 SAR 影像的研究相对较少。

2020 年 7-8 月, 受长江上游来水和持续的强降雨影响, 鄱阳湖水位快速上涨, 流域内发生了严重的洪涝灾害, 洪水淹没了大片农田与基础设施, 给国家造成了严重损失^[26]。在此背景下, 本文基于鄱阳湖 2020 年 6-8 月的 Sentinel-1 SAR 卫星数据, 分别利用 Otsu 全局阈值法、面向对象法和 U-Net 网络对 SAR 影像进行洪水监测及识别, 通过对比各方法水体提取结果, 以期得到精度最高的水体识别结果, 并最终对鄱阳湖洪水淹没范围时空分布信息进行分析。

^{*} 收稿日期: 2021-04-15

修回日期: 2021-06-25

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFB0504101、2019YFC1510202); 中国科学院战略性先导科技专项子课题(XDA19090123)

第一作者简介: 王敬明(1997-), 男, 汉族, 河南信阳人, 硕士研究生, 主要从事灾害与环境遥感研究。

E-mail: wangjingming19@mails.ucas.ac.cn

通讯作者: 王世新(1965-), 男, 汉族, 山东菏泽人, 研究员, 博士生导师, 主要从事灾害与环境遥感研究。

E-mail: wangsx@aircas.ac.cn

1 研究区概况与数据预处理

1.1 研究区概况

鄱阳湖是中国最大的淡水湖, 其位于江西省北部, 地理范围在 $28^{\circ}22' \sim 29^{\circ}45'N$, $115^{\circ}47' \sim 116^{\circ}45'E$ 之间(图 1)。鄱阳湖湖岸线长约 1 200 km, 流域面积约 $16.2 \times 10^4 \text{ km}^2$ ^[27], 流域内的赣江、抚河、信江、饶河、修河(简称“五河”)五条河流, 从东、西、南三面汇水流入鄱阳湖, 水体经调蓄和净化后从湖口注入长江^[28]。此外, 鄱阳湖作为中国最重要的生态湿地之一, 对长江中下游流域的蓄洪抗旱、水质改善、气候调节等具有重要作用^[29]。

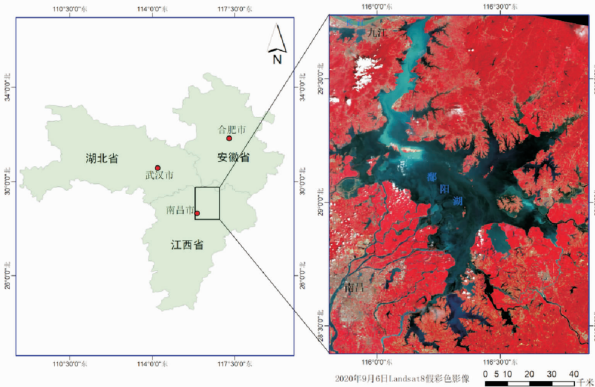


图 1 研究区示意图

注: 地理底图来自于中国科学院资源环境科学与数据中心下载的 2015 年中国省级行政边界数据(<https://www.resdc.cn/data.aspx?DATAID=200>)

1.2 数据预处理

欧洲航天局研制的 Sentinel-1 SAR 卫星, 由 A、B 两颗卫星组成, 双星重访周期最短为 6 d, 有 4 种成像模式, 最大幅宽为 400 km^[30]。Sentinel-1 卫星凭借影像数据免费下载、影像质量好以及高分辨率等优势, 目前已广泛应用于洪水区域的应急响应监测和灾后损失评估^[2]。结合 2020 年鄱阳湖洪涝灾害的相关研究以及洪水态势分析, 本文选择干涉宽幅模式(Interferometric Wide swath, IW)下的 Sentinel-1 SAR 影像 GRD 产品数据, 成像时间从 2020 年 6 月 20 日至 8 月 19 日, 总共 10 幅双极化 SAR 影像, 影像信息如表 1 所示。

表 1 Sentinel-1 SAR 影像信息

序号	成像时间	产品类型	极化方式
1	2020 年 6 月 20 日	GRD	VH、VV
2	2020 年 6 月 26 日	GRD	VH、VV
3	2020 年 7 月 8 日	GRD	VH、VV
4	2020 年 7 月 14 日	GRD	VH、VV
5	2020 年 7 月 20 日	GRD	VH、VV
6	2020 年 7 月 26 日	GRD	VH、VV
7	2020 年 8 月 1 日	GRD	VH、VV
8	2020 年 8 月 7 日	GRD	VH、VV
9	2020 年 8 月 13 日	GRD	VH、VV
10	2020 年 8 月 19 日	GRD	VH、VV

影像获取后, 选择 SNAP 7.0 软件对 Sentinel-1 SAR 影像进行数据预处理, 从而得到研究区 10 m 分辨率双极化的后向散射分布图, 具体预处理步骤包括辐射定标、自适应滤波、地形校正、分贝

化、裁剪和镶嵌等, 其中地形校正采用 30 m 分辨率的 DEM 数据进行校正, DEM 数据来源于中国科学院计算机网络信息中心地理空间数据云平台(<http://www.gscloud.cn>)。

2 洪水淹没提取方法

基于微波的散射原理, SAR 影像的像元值由物体的后向散射强度决定。相比于非水体, 水体表面光滑, 和电磁波的相互作用主要以镜面反射为主, 雷达接收的后向散射强度弱, 所以水体在 SAR 影像上显示为暗色调^[4]。水体与非水体的微波散射特征存在明显差异, 基于 SAR 影像的水体信息提取正是利用这种差异来进行的^[10]。针对预处理后的 Sentinel-1 SAR 影像数据, 分别采用 Otsu 全局阈值法、面向对象法和 U-Net 网络进行水体信息提取, 并选择两个典型区域对比三种水体提取方法的精度, 从而得到适合鄱阳湖大范围水体信息提取的最佳水体提取方法, 具体流程如图 2 所示。

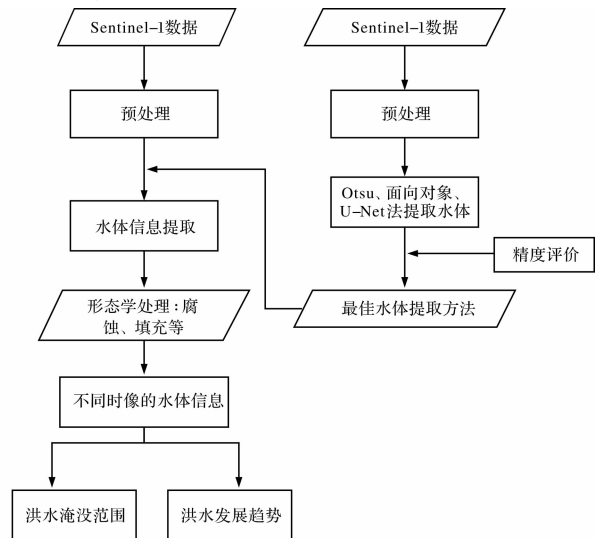


图 2 技术流程图

2.1 Otsu 全局阈值法

Otsu 全局阈值法由日本学者大津展之于 1979 年提出。该算法求出当水体和非水体两类地物间的类间方差最大时, 从而得到分割水体和非水体的全局阈值。Otsu 法假设研究区水体的像元值为 $[p_1, p_2, p_3, \dots, p_k]$, 非水体的像元值为 $[p_{k+1}, p_{k+2}, p_{k+3}, \dots, p_m]$, 其类间方差为:

$$\sigma = P_A(M_A - M)^2 + P_B(M_B - M)^2; \quad (1)$$

$$P_B = 1 - P_A; \quad (2)$$

$$M_A P_A + M_B(1 - P_A) = M; \quad (3)$$

$$M_B = (M - M_A P_A) / (1 - P_A); \quad (4)$$

$$\sigma = P_A(M_A - M)^2 / (1 - P_A). \quad (5)$$

式中: p_k 表示分割出水体与非水体的阈值, 表示计算得出的类间方差, P_A 、 P_B 分别表示水体与非水体两部分里像素占整幅图像的比例, M_A 、 M_B 分别表示 A 与 B 部分里像元的平均值, M 表示 SAR 影像的像元均值, p_k 从 $[p_1, p_2, p_3, \dots, p_m]$ 中不断迭代, 从而得到满足类间方差最大时的阈值 p_k 。

Otsu 全局阈值法适用于 SAR 影像的像素直方图中存在明显“峰谷”的情形, 且峰值和谷值差值越大, 水体提取效果越好。图 3 是研究区 SAR 影像的像素直方图, 可以看出 VH 和 VV 影像均呈现

出明显的波峰和波谷,表明采用 Otsu 全局阈值法进行水体信息提取是可行的。图 3 红色数字即为 Otsu 全局阈值法计算得到的 VV 和 VH 双极化影像的分割阈值,可以看出阈值并不是直方图中波谷最低值,这是由于 Otsu 法仅仅追求类间的最大方差,没有考虑类别内部像元的内聚性^[31]。图 4 是阈值法最终提取结果。

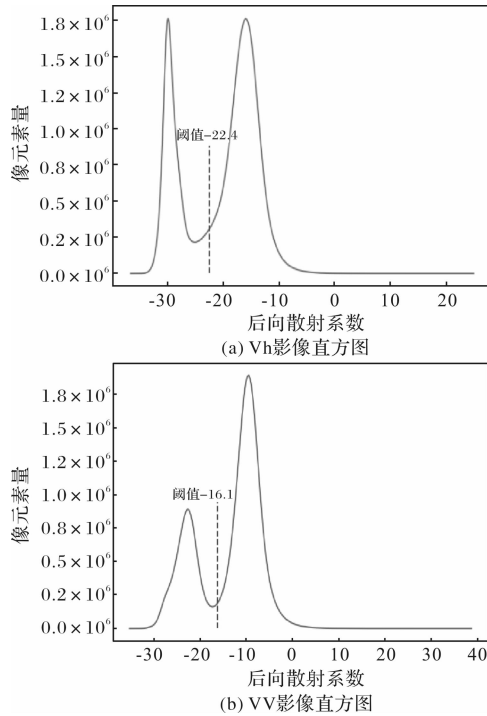


图3 研究区7月26日双极化SAR影像的

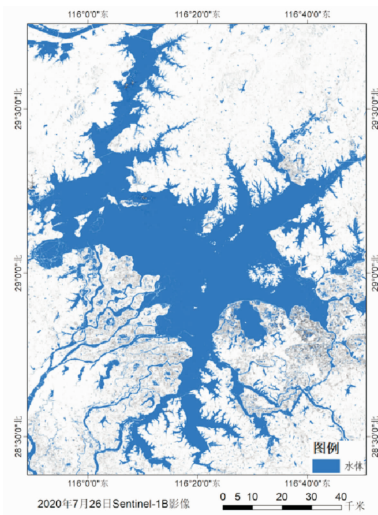


图4 Otsu 全局阈值法提取结果

2.2 面向对象法

面向对象法的基本处理单元是影像对象,而不是像元,其采用分割算法,生成光谱、纹理、颜色特征等信息相似的同质均匀对象,运用模糊数学方法依据对象之间的同质性和异质性构建分类规则,从而达到遥感影像智能提取的目的。面向对象法主要分为两个过程,首先对影像进行分割,然后确定影像的合适分割尺度,使特征相似的像元组成大小不同的对象,最后选择合适的分

类规则对影像对象进行分类^[32]。面向对象法一定程度上避免了 SAR 影像上斑点噪声所带来的误差,从而有较高的提取精度。本文采用 ENVI 5.3 软件,通过多次实验,最终将分割尺度设置为 60,融合尺度设置为 20,同时设置了灰度均值、纹理和面积等规则进行面向对象提取。图 5 展示了采用面向对象法提取鄱阳湖 2020 年 7 月 26 日 Sentinel-1 影像水体信息结果。

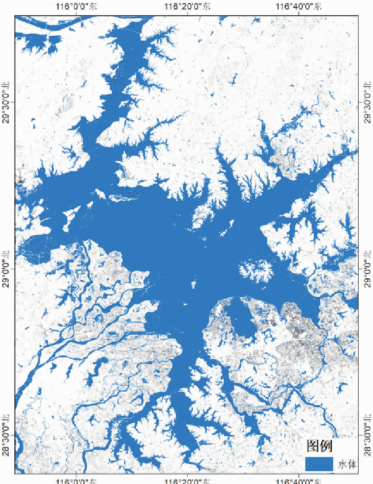


图5 面向对象法提取结果

2.3 深度学习法

传统的基于卷积神经网络的水体信息提取方法由于需要对影像中每个像素进行分类,使得其计算复杂,计算机存储开销大,且分类的性能以及提取精度等均受到限制。在此背景下,Long 等^[24]提出了全卷积网络(Fully Convolutional Networks, FCN),对图像进行语义分割。随后 Ronneberger 等^[25]提出了 U-Net 网络,该网络能融合低分辨率与高分辨率的特征,使图像分割精度得到了较大提升。经典 U-Net 网络结构是基于 FCN 拓展和修改而来,其网络结构与字母 U 相似,如图 6 所示,因此称之为 U-Net 网络。U-Net 网络是目前精度最高的图像分割模型之一,其网络结构由两部分组成,图 6 左半部分由卷积和下采样操作组成,用于特征提取。网络输入 3 通道 256×256 分辨率的影像,经过 3×3 的卷积层后得到的特征图使用 ReLU 函数进行激活,随后采用 Max pool 方法进行下采样。图 6 右半部分由卷积和上采样操作组成,用于恢复特征图的维度。U-Net 网络结构通过引入上采样操作来提升图像表征的分辨率,从而弥补空间分辨率的损失。网络最后采用 1×1 的卷积输出结果图。

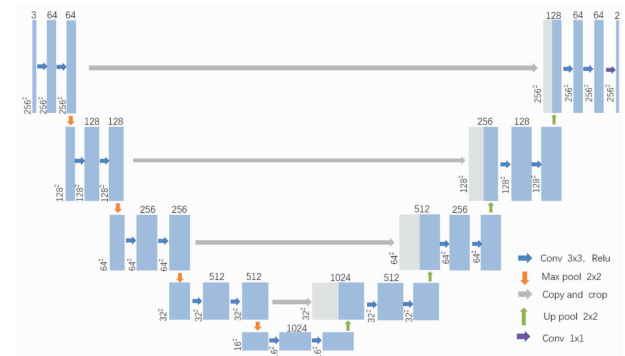


图6 U-Net 网络结构

本文采用 U-Net 网络进行水体信息提取。考虑到 Sentinel-1 的极化数据有限, 本文引入光谱特征来丰富模型特征。将 Sentinel-1 双极化数据和衍生得来的 SDWI 数据叠加组合成新的影像, 将新影像作为 U-Net 网络模型的输入, 其中 SDWI 是由贾诗超等^[33]于 2018 年提出的水体信息提取方法, 公式如下所示:

$$K_{SDWI} = \ln(10 \times VV \times VH). \quad (6)$$

式中: K_{SDWI} 表示波段运算的结果值, VV 和 VH 表示 Sentinel-1 双极化数据。SDWI 参考借鉴了植被指数 NDWI, 利用 Sentinel-1 双极化数据之间的波段运算来增强水体特征, 取得了较好的水体信息提取效果。对获得的三波段影像分别裁剪 4 467 × 4 365、2 681 × 2 585 分辨率的典型区域作为训练影像和测试影像, 随后在 ArcMap 10.4 软件中对训练影像和测试影像进行样本标注, 接着对影像和对应标签影像进行裁剪和数据增强。数据增强包括对影像和对应标签影像进行水平翻转、垂直翻转和对角镜像操作, 数据增强是为了获得充足的样本, 避免模型训练过程中出现过拟合现象。最终, 本文得到了 256 × 256 分辨率的 1 155 个训练样本、289 个验证样本和 132 个测试样本。通过多次迭代实验, 本文最终得到了合适的超参数, 即迭代论数设为 30, 批处理大小设为 2, 选择 Adam 作为优化器, 初始学习率设为 10^{-4} , 采用交叉熵损失函数进行模型训练。模型经过迭代训练最终收敛, 训练集、验证集和测试集上分别取得了 99.65%、99.25% 和 98.99% 的分类精度。对 2020 年 7 月 26 日 Sentinel-1 影像进行模型预测, 从而得到整个研究区的水体信息分布图(图 7)。

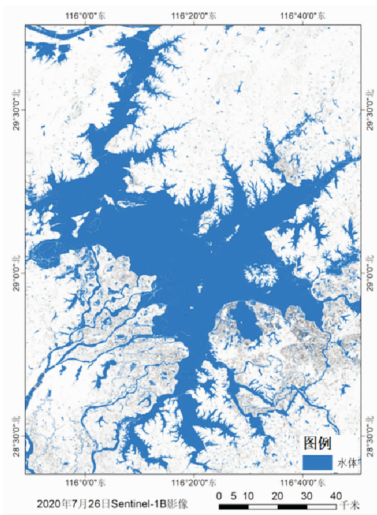


图 7 U-Net 网络提取水体结果

3 精度评价与水体提取方法比较

为了对比三种水体提取方法的优劣, 本文选择两块典型区域, 在高分辨率光学遥感影像的辅助下目视解译得到真实水体信息, 将人工标记的真实水体信息与算法得到的水体信息进行比较, 采用了多种评价指标来定量评价水体信息提取的精度, 从而得到最佳水体提取方法。

3.1 精度评价

本文选择了两块水体占比不同的典型区域(图 8), 其中区域一水体占比 33.4%, 区域二水体占比 5.8%, 不同的水体占比能更好的衡量三种提取方法的优劣。

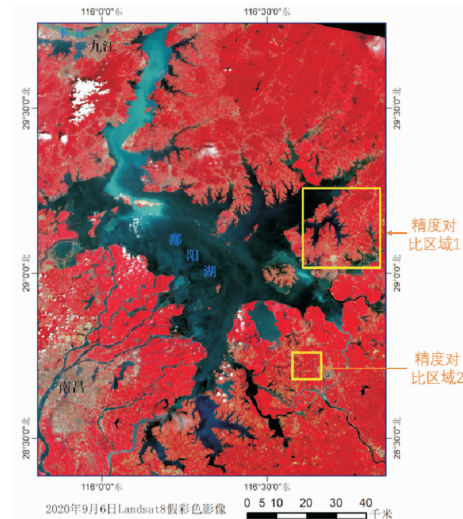


图 8 水体提取方法精度对比区域图

本文将从查全率、查准率、虚警率和 $F1$ 评价四个指标对比三种水体提取方法。

$$R = (P(T_w) \cap P(A_w)) / P(T_w); \quad (7)$$

$$P = (P(T_w) \cap P(A_w)) / P(A_w); \quad (8)$$

$$F_a = 1 - P; \quad (9)$$

$$F1 = 2RP / (R + P). \quad (10)$$

式中: $P(T_w)$ 表示人工目视解译的真实水体像元, $P(A_w)$ 表示利用算法提取得到的水体像元。 R 表示提取算法的查全率, 查全率表示提取的水体范围接近真实水体的程度, 值越高越好。 P 表示提取算法的查准率, 查准率表示提取的水体的准确性, 值越高越好。 F_a 表示提取算法的虚警率。 $F1$ 表示提取算法的综合评价指标, 其综合考虑了查全率和查准率, 值越高表示算法提取效果越好。三种水体提取方法精度对比如表 2 所示。

表 2 水体提取方法精度对比表

	Otsu 法		面向对象法		U-Net 网络	
	区域 1	区域 2	区域 1	区域 2	区域 1	区域 2
查全率	0.973 4	0.805 2	0.972 5	0.7963	0.986 2	0.885 8
查准率	0.986 4	0.707 2	0.980 3	0.783 0	0.986 1	0.871 4
虚警率	0.013 6	0.292 8	0.019 7	0.217 0	0.013 9	0.128 6
F1 评价指标	0.979 8	0.753 1	0.976 4	0.789 6	0.986 1	0.878 6

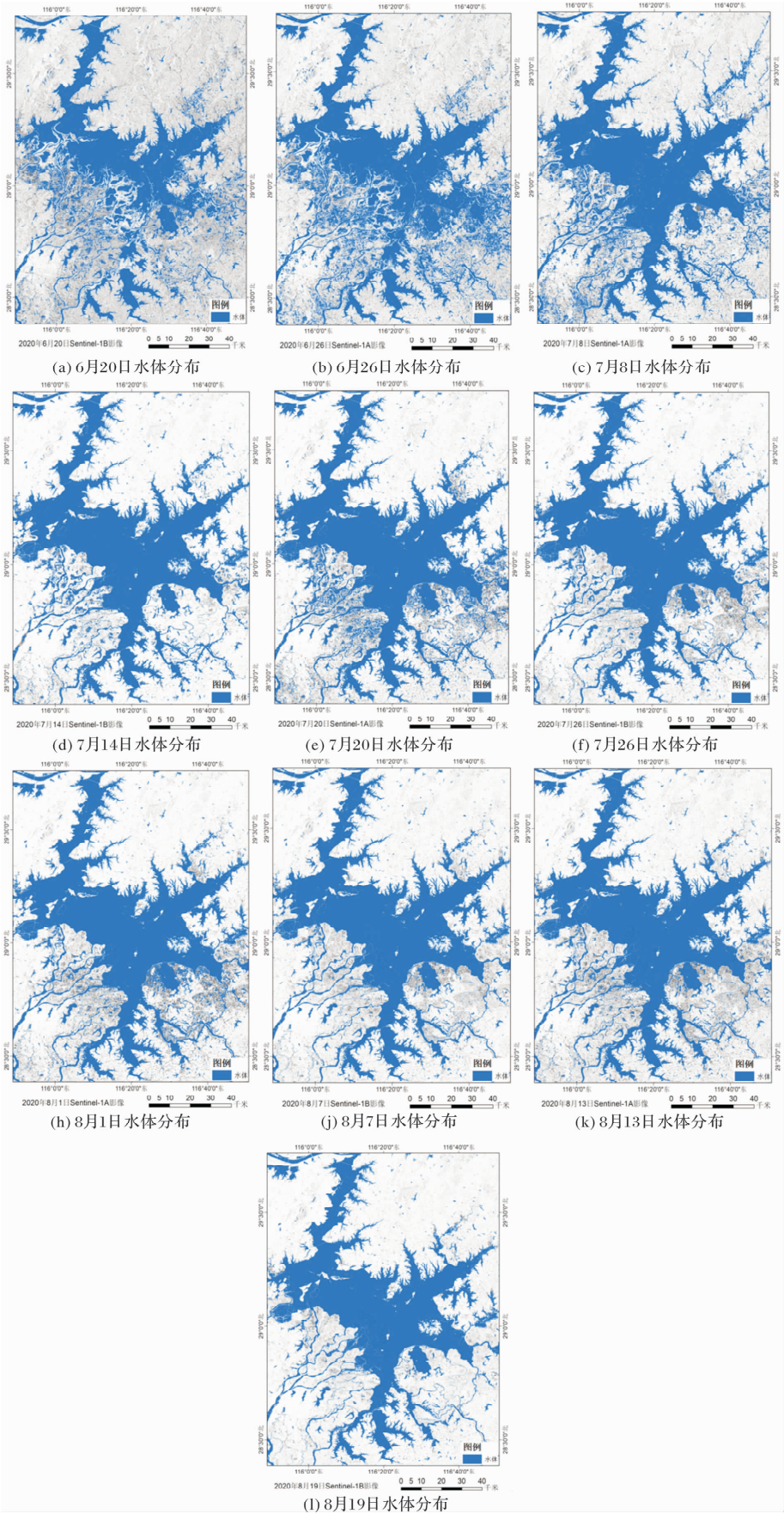


图9 鄱阳湖各期水体提取结果空间分布图

3.2 水体提取方法比较

选择的对比区域水体占比不同, 本文从不同水体占比的角度对比三种水体提取方法的优劣。结果表明, Otsu 全局阈值法在水体占比高的情况下, 查全率和查准率较高, 水体提取效果较好。在水体占比低的情况下, Otsu 全局阈值法水体提取精度最差, 提取水体的准确性最差; 面向对象法在细小水体提取方面比 Otsu 全局阈值法有一定优势, 但提取精度不如 U-Net 网络模型。对于大范围水体信息提取情况, 面向对象方法提取精度最差; 三种水体提取方法中, U-Net 网络模型提取效果最好, 精度最高。针对鄱阳湖大范围宏观的水体信息提取, Otsu 全局阈值法难以找到合适阈值来进行水体信息提取, 面向对象法的分割规则与分类规则需要大量的先验知识。通过精度对比分析, 最终本文选择 U-Net 网络模型作为鄱阳湖洪涝灾害水体提取方法。

4 2020 年鄱阳湖洪涝灾害分析

4.1 鄱阳湖水体面积变化

本文基于 U-Net 网络模型, 通过将多时像的鄱阳湖 Sentinel-1 SAR 影像输入到深度学习模型中进行预测, 从而得到鄱阳湖十期的水体信息空间分布图。由于受影像噪声、风浪、桥梁等因素的影响, 所提取的水体含有部分孔洞或空隙, 为此, 本文采用数学形态学对提取结果进行后处理, 具体所运用到的形态学运算主要包括腐蚀、膨胀等, 最终处理后的十期水体提取结果如图 9 所示。

图 10 是各期鄱阳湖主体水域面积变化图, 可以看出整个阶段, 鄱阳湖主体水域面积表现为“陡升缓降”的变化趋势, 其水域面积先从 6 月 20 日的 2 664 km² 快速增加到 7 月 14 日的 3 608 km², 之后由于受长江高水位顶托的影响, 行洪不畅, 水域面积缓慢下降至 8 月 19 日的 3 451 km²。从时间变化率来看, 在 6 月 20 日至 7 月 14 日期间, 水域面积共计上升了 944 km², 日均上升幅度为 39.3 km²/d; 在 7 月 14 日至 8 月 19 日期间, 水域面积共计下降了 157 km², 日均下降幅度为 4.4 km²/d。鄱阳湖水位的缓慢下降给江西省的抗洪救灾带来巨大压力。

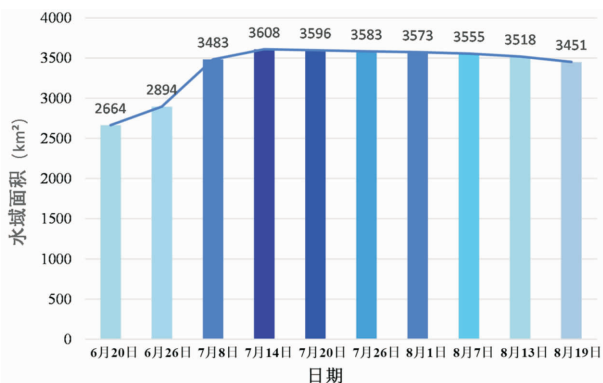


图 10 鄱阳湖主体水域面积统计图

4.2 洪水淹没的空间分布

本文以 6 月 20 日的鄱阳湖主体水域作为洪涝灾害初期阶段, 7 月 14 日视作洪涝灾害顶峰阶段, 通过将两期水域面积进行叠加, 得到洪水淹没范

围图(图 11)。从图 11 可以看出鄱阳湖周边区域受灾严重, 洪水淹没范围主要分布在西部、西南部、东南部以及东北部, 其中西部的三角连圩、西南部的黄湖蓄滞洪区以及东南部的双峰连圩、中洲圩是主要受灾区域, 被淹没了大片区域。

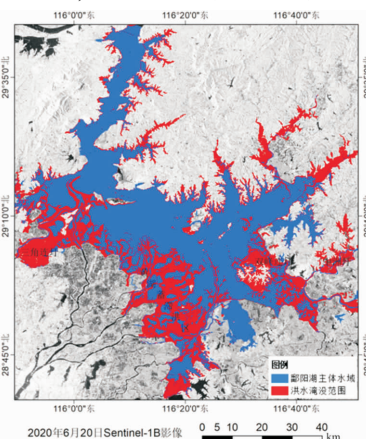


图 11 鄱阳湖主体水域洪水淹没范围图

5 结论与展望

本文以 Sentinel-1 SAR 影像为数据源, 针对 2020 年鄱阳湖洪涝灾害, 通过比较分析 Otsu 算法、面向对象法和 U-Net 法三种水体提取方法结果, 并选择 U-Net 法提取洪水发生前后鄱阳湖水体空间分布信息, 从而定量分析鄱阳湖洪水灾害淹没范围。结果表明: ①U-Net 模型水体提取精度在三种提取方法中最高, 其 $F1$ 值分别为 0.986 1 和 0.878 6; ②鄱阳湖水域面积在整个研究阶段表现为“陡升缓降”的变化趋势, 其在 2020 年 7 月 14 达到峰值, 其主体水域面积为 3 608 km²; ③洪水淹没范围主要分布在鄱阳湖西部、西南部、东南部以及东北部, 其中西部三角连圩、西南部的黄湖蓄滞洪区以及东南部的双峰连圩、中洲圩是主要受灾区域。当然, 本文也存在一些不足之处, 首先是在对比三种方法提取精度时, 只选取了两个典型区域, 未来应该在更多区域中开展研究; 其次是本文的深度学习模型是 U-Net 模型, 然而深度学习发展迅速, 已诞生出更多新模型, 未来应该对比分析不同深度学习模型的提取精度; 另外, 本文仅仅引入光谱特征解决深度学习模型特征不足问题, 未来应该引入地形特征以及纹理特征等, 来提高深度学习的水体提取精度。

参考文献:

- [1] LIANGJ Y, LIUD S. A local thresholding approach to flood water delineation using Sentinel-1 SAR imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 159: 53–62.
- [2] 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.
- [3] 湛南渝. “台风-暴雨”洪涝灾害遥感监测与评估研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [4] 郭欣, 赵银娣. 基于 Sentinel-1A SAR 的湖南省宁乡市洪水淹没监测 [J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(4): 646–656.
- [5] RATTICHM, MARTINIS, WIELAND M. Automatic Flood Duration Estimation Based on Multi-Sensor Satellite Data [J]. Remote Sensing, 2020, 12(4): 643–661.

- [6] 李胜阳, 许志辉, 陈子琪, 等. 高分三号卫星影像在黄河洪水监测中的应用[J]. 水利信息化, 2017(5): 22–26, 72.
- [7] ZHANG M M, LIZ, TIANB S, et al. The backscattering characteristics of wetland vegetation and water – level changes detection using multi – mode SAR: A case study[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2016, 45: 1–13.
- [8] 孙亚勇, 黄诗峰, 李纪人, 等. Sentinel-1A SAR 数据在缅甸伊洛瓦底江下游区洪水监测中的应用[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(2): 282–288.
- [9] RAHMAN M R, THAKUR P K. Detecting, mapping and analysing of flood water propagation using synthetic aperture radar (SAR) satellite data and GIS: A case study from the Kendrapara District of Orissa State of India[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences, 2018, 21: 37–41.
- [10] 周晗. 基于 Sentinel1/2 的斯里兰卡洪涝淹没范围提取研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2018.
- [11] 孙亚勇, 李小涛, 杨锋杰, 等. 基于星载 SAR 数据的山区水体提取方法研究[J]. 中国水利水电科学研究院学报, 2014, 12(3): 258–263.
- [12] 庞科臣. 高分辨率 SAR 图像水体提取算法研究[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2016.
- [13] ZHANG MM, CHENF, LIANGD, et al. Use of Sentinel-1 GRD SAR Images to Delineate Flood Extent in Pakistan[J]. Sustainability, 2020, 12(14): 5784–5803.
- [14] HAN QQ, NIUZ G. Construction of the Long – Term Global Surface Water Extent Dataset Based on Water – NDVI Spatio – Temporal Parameter Set[J]. Remote Sensing, 2020, 12(17): 2675–2693.
- [15] 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.
- [16] 李丹, 吴保生, 陈博伟, 等. 基于卫星遥感的水体信息提取研究进展与展望[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2020, 60(2): 147–161.
- [17] 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.
- [18] CRUZ H, KOU DOGBO F. TerraSAR – X rapid mapping for flood events[J]. Cruz, 2009, 66: 170–175.
- [19] 李成绕, 薛东剑, 张露, 等. 基于 Sentinel-1A 卫星 SAR 数据的水体提取方法研究[J]. 地理空间信息, 2018, 16(01): 38–40, 7.
- [20] 王航, 秦奋. 遥感影像水体提取研究综述[J]. 测绘科学, 2018, 43(5): 23–32.
- [21] 陈前, 郑利娟, 李小娟, 等. 基于深度学习的高分遥感影像水体提取模型研究[J]. 地理与地理信息科学, 2019, 35(4): 43–49.
- [22] CHEN Y, FANR S, YANGX C, et al. Extraction of Urban Water Bodies from High – Resolution Remote – Sensing Imagery Using Deep Learning[J]. Water, 2018, 10(5): 585–605.
- [23] SONGS R, LIUJ H, LIUY, 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.
- [24] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2015: 3431–3440.
- [25] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]. International Conference on Medical Image Computing & Computer – assisted Intervention, 2015: 234–241.
- [26] 姚仕明, 雷文韬, 渠庚, 等. 基于遥感影像的鄱阳湖 2020 年汛期灾情分析[J]. 人民长江, 2020, 51(12): 185–190.
- [27] WANG Y B, MA J, XIAO X M, WANG X X, et al. Long – term dynamic of Poyang Lake surface water: a mapping work based on the Google Earth Engine cloud platform[J]. Remote Sensing, 2019, 11(3): 313–334.
- [28] 王庆, 廖静娟. 基于 SAR 数据的鄱阳湖水体提取及变化监测研究[J]. 国土资源遥感, 2010(4): 91–97.
- [29] 黄萍, 许小华, 李德龙. 基于 Sentinel – 1 卫星数据快速提取鄱阳湖水体面积[J]. 水资源研究, 2018, 7(5): 483–491.
- [30] 杨魁, 杨建兵, 江冰茹. Sentinel-1 卫星综述[J]. 城市勘测, 2015(2): 24–27.
- [31] 李景刚, 黄诗峰, 李纪人. ENVISAT 卫星先进合成孔径雷达数据水体提取研究——改进的最大类间方差阈值法[J]. 自然灾害学报, 2010, 19(3): 139–145.
- [32] 汤玲英. 基于面向对象方法的 Sentinel 数据在水体提取中的应用[D]. 长沙: 湖南师范大学, 2018.
- [33] 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.

Flood Inundation Region Extraction Method based on Sentinel-1 SAR Data

WANG Jingming^{1,2}, WANG Shixin¹, WANG Futao¹, ZHOU Yi¹, JI Jianwan^{1,2},
XIONG Yibing^{1,2}, WANG Zhenqing^{1,2} and ZHAO Qing¹

(1. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Flood disaster is one of the most serious natural disasters in the world. Rapid and accurate extraction of flood inundation region can provide theoretical and technical support for the disaster area to formulate corresponding measures in time. In view of the lack of using deep learning to extract water from SAR image and the lack of comparison between different methods in existing research, we choose Sentinel-1 SAR image as data source, which compares and analyze the water extraction accuracy of Otsu method, object-oriented method and U-Net method by selecting two regions with different water body proportions, and analyzes the main water area of Poyang Lake in the 10th phase based on the best method of water body extraction method. The results show that: ①the water extraction accuracy of U-Net model is the highest among the three extraction methods, and its F1 values are 0.9861 and 0.8786 respectively; ②the water area of Poyang Lake shows a trend of “steep rise and slow fall” in the whole research stage, which reaches the peak on July 14, 2020, and its main water area is 3608 square kilometers; ③the flood inundation region is mainly distributed in the west, southwest, southeast and northeast of Poyang Lake.

Key words: Poyang Lake; flood disaster; Sentinel-1; water extraction; deep learning