引文格式：何蓉花. 基于机器学习的2022年辽河平原洪水面积提取与分析[J]. 地理空间信息, 2025, 23(11): 70-73. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.11.014

基于机器学习的2022年辽河平原洪水面积提取与分析

何蓉花[1]
（1. 沈阳城市建设学院，辽宁 沈阳 110167）

摘　要：全球洪灾严重威胁人类社会，如何有效监测洪水是防灾减灾工作的关键。以辽河平原2022年洪灾为分析目标，综合利用光学和SAR多源遥感数据动态提取水体范围并计算淹没面积。对于光学影像，随机森林方法提取结果的总体精度最高，达到了91.839 0%，Kappa系数为0.833 9；对于SAR影像，采用双极化水指数提取水体范围。获取了辽河平原2022年7月1日—8月20日的洪水动态变化数据，7月31日洪水面积峰值为335.933 1 km²。结果表明，综合利用高分辨率光学和SAR多源遥感数据可准确提取洪水动态边界，在洪水应急监测和灾害评估方面具有重要的应用价值。

关键词：洪水；SDWI；SVM；NDWI；随机森林
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）11-0070-04

Extraction and Analysis of Flood Area in the Liaohe Plain in 2022 Based on Machine Learning

HE Ronghua[1]
(1. Shenyang Urban Construction University, Shenyang 110167, China)

Abstract: Global floods pose a severe threat to human society, and effective monitoring of floods is key to disaster prevention and mitigation. Taking the flood disaster in the Liaohe Plain in 2022 as the research object, we used multi-source remote sensing data including optical and SAR images to dynamically extract the water body, and calculated the submersed area. For optical images, the random forest method had the highest overall accuracy, reaching 91.839 0%, with Kappa coefficient of 0.833 9. For SAR images, we used dual-polarization water index to extract the water body region. We obtained dynamic change data of flood areas in the Liaohe Plain from July 1 to August 20, 2022, with the peak flood area on July 31 being 335.933 1 km². The results show that high-resolution multi-source optical and SAR remote sensing data can accurately extract the dynamic boundaries of floods, and has significant application value in flood emergency monitoring and disaster evaluation.

Key words: flood, SDWI, SVM, NDWI, random forest

洪涝灾害作为一种常见且具有破坏性的自然灾害，广泛影响着全球各地的社会经济发展和人们生活。随着洪涝灾害发生频率和破坏程度的增加，及时、有效的洪涝灾害监测与评估成为防灾减灾的迫切需求[1]。遥感技术具有覆盖范围广、重访时间短等优势，逐渐成为洪水监测的主要方法[2-13]。光学遥感虽能直接反映物体的形状、颜色等特征，但易受云雨等天气影响；而合成孔径雷达（SAR）能实现全天时、全天候观测，可弥补光学遥感的缺陷。因此，部分学者[14-18]结合光学影像和SAR影像对洪水进行监测。本文综合利用多源遥感技术和GIS技术，以辽河平原为研究区，选取我国自主研发的高分系列光学影像和SAR影像作为数据源进行洪水水体面积提取，以分析水体面积随时间的变化过程以及辽河平原的受灾情况。

1　研究区概况和数据来源

1.1　研究区概况

本文选取的研究区位于辽河平原、辽东丘陵与辽西丘陵之间，是东北松辽大平原的一部分，呈北东南西方向展布于辽宁省腹地；地理坐标为41°3′22″~41°19′23″N、121°1′5″~121°39′18″E。辽河平原地势低平，属于温带大陆性季风气候，矿产资源丰富，拥有全国第四大油田——辽河油田。

受强降雨影响，2022年绕阳河流域遭遇了一次入汛以来持续时间最长、强度最大的区域性暴雨事件，导致盘锦市绕阳河段的某处堤坝出现了溃口，多个监测站点的降水量达到了历史记录的高位。

作者简介：何蓉花（1984—），硕士，高级工程师，研究方向为激光雷达，E-mail：376337976@qq.com。

1.2　数据来源

本文以辽河平原的绕阳河流域为研究对象，以高分1号、高分3号和高分6号多源遥感影像为数据源，数据级别均为1A级影像，具体信息见表1。

表1　SAR影像数据

卫星名称	成像时间	分辨率/m	极化方式
高分1号	2022-07-22	16	-
	2022-07-31	16	-
	2022-08-20	16	-
高分6号	2022-08-10	2	-
高分3号	2022-07-01	10	双极化
	2022-08-04	10	双极化
	2022-08-14	10	双极化
	2022-08-16	10	双极化

2　研究方法

2.1　总体技术路线

不同物质对于光的反射和吸收具有不同的特性，光学影像通过不同波段的反射率来捕捉和分析。在微波散射原理中，SAR影像的像元值由物体的后向散射强度决定。由于相较于非水体，水体表面具有显著的光滑特性，其与电磁波的交互作用主要表现为镜面反射，使得雷达接收到的后向散射强度较弱，因此水体在SAR影像中通常呈现为暗色调强度图。根据研究区情况和数据特点，本文制定的总体技术路线包括影像预处理、水体指数法提取、样本选取、机器学习模型建立和精度评价等步骤。

2.2　影像预处理

本文利用美国Exelis Visual Information Solutions公司开发的ENVI5.6软件对数据进行预处理。对光学影像进行正射校正、辐射定标、大气校正、影像裁剪和坐标纠正等预处理，由于高分2号和高分6号具有全色波段和多光谱波段，还需进行影像融合从而进一步提升影像分辨率。利用SARscape软件对SAR数据进行多视处理、单通道强度数据滤波（去除斑点噪声）、地理编码、辐射定标等预处理，使其能满足洪灾遥感监测的需要。

2.3　水体指数法提取

1）归一化差分水体指数法（NDWI）于1966年由McFeeters提出。由于水体信息在绿光波段的反射率较大，而在近红外波段的反射率最小，通过计算二者的比值，可有效增加水体与非水体之间差异性，抑制背景地物。理论上NDWI的阈值可为0，但由于影像地物复杂，通常对水体感兴趣区进行统计分析，经多次尝试选取阈值为-0.05。其计算公式为：

$$\mathrm{NDWI}=\frac{\rho_{\mathrm{Green}}-\rho_{\mathrm{NIR}}}{\rho_{\mathrm{Green}}+\rho_{\mathrm{NIR}}} \tag{1}$$

式中，ρ_{Green} 和 ρ_{NIR} 分别为绿光、近红外波段的辐射亮度值。

2）双极化水指数法（SDWI）。根据雷达影像的微波反射率和散射机制，水体在SAR影像上的后向散射系数较小，因此利用SDWI方法的双极化数据相乘来增强水体特征，以削弱土壤和植被特征。本文的研究区为平原，SDWI在平原的效果较好，计算公式为：

$$\mathrm{SDWI}=\ln(10\times VV\times VH) \tag{2}$$

式中，VV为垂直发射、垂直接收；VH为垂直发射、水平接收。

2.4　机器学习模型建立

1）支持向量机（SVM）。SVM方法通过寻找一个决策超平面对数据进行分类，使得不同类别之间的数据间隔最大化。在水体提取应用中，SVM能有效识别并提取遥感影像中的水体像元。本文中SVM的内核类型参数选择线性核函数，设置Nu参数为0.5。

2）随机森林（RF）。在水体提取中，RF方法首先对输入的遥感影像数据进行特征提取；然后通过构建多棵决策树，且每棵决策树都基于随机选择的训练样本和特征子集进行独立学习，形成各自的分类边界；最后对每棵决策树的预测结果进行集成，通过投票或平均的方式得出最终的分类结果。本文设置RF分类器的最大深度为5，最小样本数为10，最大类别数为10，精度参数为0.01。

2.5　精度评价指标

1）总体精度（OA）。其表达式为：

$$OA=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{3}$$

式中，TP 为实际为水体且检测正确的像元数；TN 为实际为非水体且检测正确的像元数；FP 为实际为非水体但检测错误的像元数；FN 为实际为水体但检测错误的像元数。

2）Kappa系数是一种衡量分类准确度的统计量，表达式为：

$$\mathrm{Kappa}=\frac{P_0-P_e}{1-P_e} \tag{4}$$

$$P_e=\frac{(FP+TP)\times(FN+TP)+(FN+TN)\times(FP+TN)}{n^2} \tag{5}$$

式中，P_0 为 OA；P_e 为期望一致率；n 为总体像元数。

3　研究结果与分析

3.1　光学与SAR影像水体提取精度评价

基于高分1号、高分3号和高分6号3种遥感影

像，本文分别利用NDWI、SDWI、RF和SVM方法进行水体提取，结果见图1~4。4种方法的精度比较见表2，可以看出，对于光学影像，RF方法提取的水体结果的*OA*和Kappa系数均最高，因此本文选择RF方法进行光学影像的水体提取；对于SAR影像，SDWI方法的精度与RF方法相当，满足洪水面积提取精度要求。

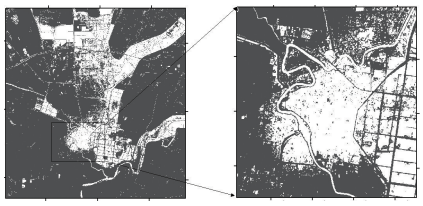


图1 8月10日NDWI方法提取结果

注：数据来源为高分1号、高分6号。

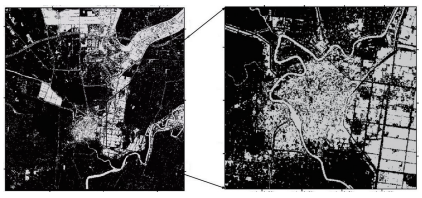


图2 8月10日SDWI方法提取结果

注：数据来源为高分3号。

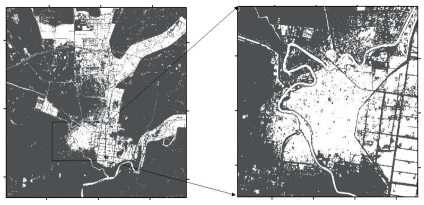


图3 8月10日RF方法提取结果

注：数据来源为高分1号、高分6号。

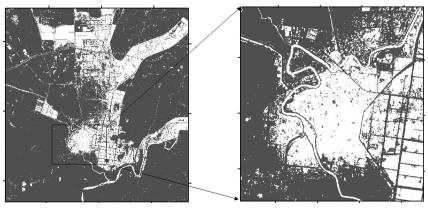


图4 8月10日SVM方法提取结果

注：数据来源为高分1号、高分6号。

表2 单变量随机效应回归模型估计结果

精度指标	光学影像			SAR
	NDWI	RF	SVM	SDWI
OA/%	90.124 1	91.839 0	91.819 8	91.352 1
Kappa系数	0.798 5	0.833 9	0.833 5	0.827 5

3.2 水体提取结果

综合利用光学和SAR多源遥感数据，本文获取了研究区水体动态变化情况（图5）。

3.3 水体面积变化

2022年7月1日—8月20日的水体面积变化趋势

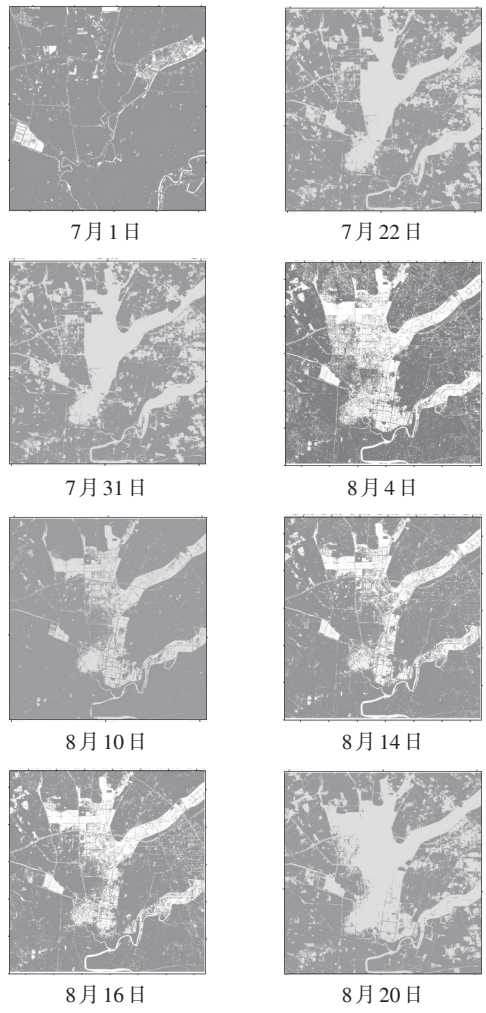


图5 辽河平原各期水体提取结果

注：数据来源为高分1号、高分3号、高分6号。

见图6，可以看出，7月1日尚未发生强降雨，水体面积为57.981 9 km²；通过查阅资料，7月7日开始出现局部强降雨，7月22日水体面积达331.143 6 km²；7月28—29日绕阳河流域出现入汛以来持续时间最长、强度最大的一次区域性暴雨过程，7月31日水体面积达到335.933 1 km²；8月1日盘锦市绕阳河段一处堤坝发生溃口，及时对溃口进行封堵；8月4日和8月10日水体面积逐渐减少；8月12日、8月18日研究区所在范围均有降雨天气出现，其中8月18日为暴雨天气，导致绕阳河流域水量增加，洪水面积再次扩散；8月14日、8月16日、8月20日水体面积逐渐增加，在8月20日达到最大值，为361.453 3 km²。

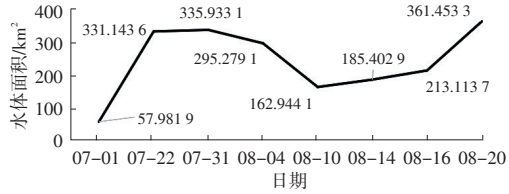


图6 多时相水域面积统计图

4 结 语

本文综合利用光学和SAR遥感数据，对辽河平原洪水淹没范围进行了监测分析，并利用水体指数法与机器学习法对水体进行了提取。对于光学影像，采用NDWI进行水体提取的*OA*为90.124 1%，Kappa系数为0.798 5；采用RF方法的*OA*为91.839 0%，Kappa系数为0.833 9；采用SVM方法的*OA*为91.819 8%，Kappa系数为0.833 5。对于SAR影像，采用SDWI进行水体提取。本文得到的结论包括：①对于光学影像，RF方法的*OA*可达91.839 0%，提取效果最好；②对于SAR影像，在平原地区，无山体阴影影响，采用SDWI可快速准确提取洪水淹没范围；③与7月1日尚未降雨时的水体面积相比，强降雨后水体面积开始大幅增加，7月31日达到最大值，为335.933 1 km^2，随后由于抗洪工作，水体面积开始下降，直至8月10日继续强降雨，水体面积又开始增加，8月20日水体面积为361.453 3 km^2。

本文结合光学和SAR影像对洪水面积进行准确提取，证明了主被动遥感相结合的方法对于洪涝灾害监测的重要作用。未来可以加强以下方面的研究：①收集更多的遥感影像，缩短洪涝灾害的观测时间间隔，更好展现洪水的动态变化；②随着深度学习的快速发展，各种模型层出不穷，基于深度学习模型进一步提升水体提取精度。

参考文献

[1] 田国珍，郭天俊，王红霞，等. 基于高分三号数据的汾河下游洪涝监测研究[J]. 防灾科技学院学报，2023，25(3):51-59

[2] 代杰，姜爱辉，董明月，等. 基于SAR组合差异图的河南省新乡市洪水淹没监测[J]. 遥感技术与应用，2023，38(2):479-486

[3] 邓启睿，张英，刘佳，等. 基于Sentinel-1/2数据的洪水淹没范围提取模型[J]. 人民长江，2024，55(9):71-77

[4] 王泽雨，李建章. 结合先验概率估计的SAR影像水体提取[J]. 地理空间信息，2024，22(8):81-84

[5] 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

[6] 李聪妤，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

[7] 王磊，连增增. 基于Sentinel-1A的2020年鄱阳湖流域洪水灾害遥感监测[J]. 地理空间信息，2022，20(6):43-46

[8] 林熙，罗鼎，连蓉，等. 高分三号聚束模式数据在城市洪水灾害应急中的应用[J]. 地理空间信息，2022，20(10):1-4

[9] Saunders A，Giezendanner J，Tellman B，et al. A Comparison of Remote Sensing Approaches to Assess the Devastating May-June 2022 Flooding in Sylhet，Bangladesh[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)，Pasadena，2023

[10] Afifi AS，Magdy A. Flood Monitoring in an Giang Province，Vietnam Using Global Flood Mapper and Sentinel-1 SAR[J]. Remote Sensing Letters，2024，15(9):883-892

[11] Refice A，D'Addabbo A，Lovergine F P，et al. Improving Flood Monitoring Through Advanced Modeling of Sentinel-1 Multi-temporal Stacks[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)，Kuala Lumpur，2022

[12] Siddique M，Ahmed T，Husain M S，et al. Random Forest Based Flood Monitoring Using Sentinel-1 Images: A Case Study of Flood Prone Regions of North-East India[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)，Kuala Lumpur，2022

[13] Twele A，Cao W，Plank S，et al. Sentinel-1 Based Flood Mapping: A Fully Automated Processing Chain[J]. International Journal of Remote Sensing，2016，37(13):2 990-3 004

[14] Shu L，Zhou G，Liu D，et al. On-board Wavelet Based Change Detection Implementation of SAR Flood Image[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)，Yokohama，2019

[15] 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

[16] Xie H，Luo X，Xu X，et al. Evaluation of Landsat 8 OLI Imagery for Unsupervised Inland Water Extraction[J]. International Journal of Remote Sensing，2016，37(8):1 826-1 844

[17] Liu X，Sahli H，Meng Y，et al. Flood Inundation Mapping from Optical Satellite Images Using Spatiotemporal Context Learning and Modest AdaBoost[J]. Remote Sensing，2017，9(6):617-641

[18] Nguyen-Thanh S，Chen C F，Chen C R. Weekly Flood Monitoring with Multitemporal Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer Data Using Water Fraction Model[J]. Journal of Applied Remote Sensing，2014，8(1):83 581