



多模态序列遥感影像的洪涝灾害应急信息快速提取

眭海刚, 赵博飞, 徐川, 周明婷, 杜卓童, 刘俊怡

引用本文:

眭海刚, 赵博飞, 徐川, 等. 多模态序列遥感影像的洪涝灾害应急信息快速提取[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(10): 1441–1449.

SUI Haigang, ZHAO Bofei, XU Chuan, et al. [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1441–1449.

相似文章推荐 (请使用火狐或IE浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

利用方向相位特征进行多源遥感影像匹配

A Multi-source Remote Sensing Image Matching Method Using Directional Phase Feature

武汉大学学报·信息科学版. 2020, 45(4): 488–494 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20180445>

川藏铁路沿线Sentinel-1影像几何畸变与升降轨适宜性定量分析

武汉大学学报·信息科学版. 2021, 46(10): 1450–1460 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20210130>

环境因子空间特征约束的区域滑坡敏感性模糊逻辑分析方法

武汉大学学报·信息科学版. 2021, 46(10): 1431–1440 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20200653>

面向重大突发灾害事故的应急疏散研究综述

A Review on Emergency Evacuation Methods for Major Sudden Disasters and Accidents

武汉大学学报·信息科学版. 2021, 46(10): 1498–1518 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20200522>

共享内存环境下的干涉合成孔径声呐复图像配准及优化方法

Complex Image Registration Algorithm and Its Optimization for Interferometric Synthetic Aperture Sonar in Shared Memory Environment

武汉大学学报·信息科学版. 2019, 44(8): 1169–1173 <https://doi.org/10.13203/j.whugis20180051>



多模态序列遥感影像的洪涝灾害应急信息快速提取

眭海刚¹ 赵博飞¹ 徐 川² 周明婷¹ 杜卓童¹ 刘俊怡¹

1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079

2 湖北工业大学计算机学院,湖北 武汉,430068

摘 要:遥感对地观测技术具有响应快、观测范围大、表达地表信息客观等特点,是监测洪涝灾害的有效手段之一。洪涝灾害发生时常常伴随云雨天气,灾害前后获取的时间序列数据来源多样,利用多模态多时相遥感影像对洪涝灾害进行一体化监测是大势所趋。然而,不同传感器类型的数据处理平台不同、处理流程不一,多源数据协同处理链路长、智能化水平低导致时效性难以满足应急响应需求。提出了一种多模态序列遥感影像一体化配准与洪涝灾害自动变化监测方法,利用深度特征和语义信息实现灾前光学影像和灾后合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)影像的自动、高精度配准,基于先验基础地理信息和时间序列遥感影像实现洪水变化监测和灾损信息提取。所提方法在2020年7月中国安徽洪涝灾害和2021年7月中国河南洪涝灾害监测中得到了有效验证,能够实现小时级的灾害应急信息提取。

关键词:洪涝灾害;多模态遥感影像;影像配准;变化检测;灾损提取

中图分类号:P237 **文献标志码:**A

气候变化导致洪涝灾害的发生频率与危害性逐年增加,通过卫星观测到2000—2015年全球受洪涝灾害影响的总人口达8 600万人,全球遭受洪水灾害的人口比例增加了20%~24%,比之前的估计高出10倍^[1]。中国是洪涝灾害频繁发生的国家,因暴雨导致的山洪暴发、河道溃堤、农田被淹、城市内涝等洪水灾害严重威胁着人民生命财产安全。在2020年主汛期,中国南方遭遇了1998年以来最重汛情,长江发生流域性暴雨洪水过程^[2],同时淮河、松花江均发生流域性较大洪水。2021年河南省多地受到特大暴雨影响,截至8月2日,此次特大洪涝灾害共造成302人遇难、50人失踪。河南省共有150个县(市、区)、1 663个乡镇、1 453.16万人受灾^[3],其中郑州市区更是发生了严重的城市内涝,周边区域多条河流发生决堤险情,铁路、公路、民航运输受到严重影响。多次的洪灾反映城市水面面积的减少造成抗洪能力永久性退化,同时城市水体的锐减削弱了对极端气候的调节功能^[4]。

洪涝灾害往往发生迅速且危害面积广,遥感

技术具有响应快、观测范围大、表现地表信息客观等特点,利用遥其对洪涝灾害进行实时监测、灾情评估与灾后重建分析具有重要意义。现阶段,遥感影像的洪涝灾害范围提取主要是多时相影像的水体要素提取结合叠加分析和利用变化检测算法进行洪涝灾害变化信息提取。文献[5]提出的基于融合差异图的变化检测方法实现了洪涝受灾范围和变化趋势的分析估计。文献[6]利用分级聚类算法(hierarchical fuzzy C-means, H-FCM)将洪灾后的合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)图像与洪灾前的光学图像进行融合,实现了全天候、高准确率、高时效的洪灾区域检测。文献[7]针对洪涝灾害应急监测,提出了业务化洪水遥感监测技术流程,结果表明多源信息融合可以为洪涝灾害评估提供多方位信息。文献[8]以堰塞湖洪涝灾害为例,构建了一套灾害应急指挥决策系统,在灾后指挥调度方面具有重要意义。文献[9]将高分三号(Gaofen-3, GF-3)和哨兵1号(Sentinel-1)卫星影像应用于2020年7月江西省鄱阳湖区特大洪水灾害应急监测,

收稿日期:2021-09-18

项目资助:国家自然科学基金(41771457);国家重点研发计划(2016YFB0502600)。

第一作者:眭海刚,博士,教授,主要从事遥感、GIS以及灾害应急相关研究。haigang_sui@263.net

通讯作者:刘俊怡,博士,副研究员。liujunyi_ljy@163.com

结果表明,SAR数据具有较好的洪涝灾害应急监测能力,可为政府决策部门提供数据支撑。

洪灾发生后,启动应急观测获取的数据来源多样、传感器类型差异大,不同数据处理需要的软件平台不同、处理流程不同,多源数据协同处理需要在不同软件平台中切换,导致处理链路长、智能化水平低,难以满足应急监测的时效性需求。目前,多模态序列遥感影像在洪涝应急监测应用中主要存在以下几个问题:(1)由于传感器类型、成像方式和时间差异,多源异质遥感影像导致传统的配准方法自动化程度低、精度不高;(2)洪涝灾害发生后地表变化复杂,多时相遥感影像的洪涝范围提取智能化水平不高;(3)灾前基础地理信息不完备、现势性不强,导致灾损信息提取耗时长、精度不高。

因此,本文围绕如何实现遥感技术在洪涝防灾减灾中的实际应用,开展洪涝灾害的多模态遥感影像应急监测信息快速提取研究。

1 多模态序列遥感影像洪涝灾损信息一体化快速智能提取

本文提出的洪涝灾损信息一体化快速智能提取流程如图1所示。在获取原始影像后,基于灾前矢量数据,结合语义信息利用深度学习的方法提取匹配特征后快速自动完成多时相遥感影像配准,通过变化检测算法提取洪涝变化信息,并进一步对承灾体要素进行受灾信息提取。

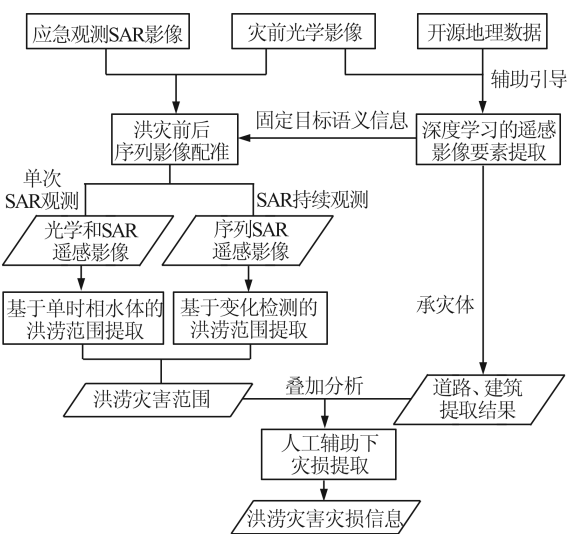


图1 洪涝灾损信息提取技术流程图

Fig.1 Flowchart of Flood Disaster Monitoring and Evaluation Technology

1.1 洪涝灾害应急监测基础数据制作

洪涝灾害应急监测涉及的数据处理较复杂,防灾减灾应具备应急监测能力,因此有必要对重点区域提前进行具有现势性的基础数据准备,以便更好地认识自然灾害事件、应急任务、灾害数据、模型方法之间丰富的关联关系,提升知识的智能应用水平^[10]。常态化的洪涝防灾监测数据主要满足几点需求:(1)能够分析研判某一流域洪涝灾害可能受灾区域;(2)洪涝灾害发生时能够及时提供灾区相关遥感影像;(3)较全面的地理要素数据辅助洪涝灾后的综合受灾评估;(4)掌握水利设施相关资料能预判二次灾害风险。表1归纳了需要常态化监测的数据信息。

表1 常态化洪涝灾害监测数据
Tab.1 Normalized Flood Disaster Monitoring Data

监测数据类型	详细数据内容
基础地理要素	数字正射影像、数字高程模型(digital elevation model,DEM)等
常态监测数据	房屋、道路、耕地、铁路、水体等
历史底图资料	历史洪涝资料、历史遥感数据等
水利相关数据	湖泊、河流、水库、堤坝等
其他数据	开放街道地图(OpenStreetMap,OSM)、兴趣点、行政区划数据、土地覆盖数据等

洪涝灾害监测评估可能涉及的基础数据类型较多,洪涝灾害应急监测基础数据制作有利于对洪涝灾害的监测评估。首先,由于地理区位差异导致各流域的上中下游汛期各不同,根据历史洪涝灾害数据分析研判需要重点监测的洪涝易发区;其次,利用高分系列卫星、哨兵系列卫星等遥感数据周期性制备洪涝易发区最新遥感底图,同时底图数据可用于提取灾前最新的地表覆盖

要素信息和水体范围;然后,收集易发生洪涝灾害流域的多种基础地理要素,为灾后的评估分析作数据准备;最后,为了评估洪涝灾害的发展趋势,对洪涝灾害进行持续监测作准备,收集水利、DEM、OSM等其他数据。洪灾的全面监测评估需要较多的基础数据进行辅助支撑,本文重点关注洪涝灾害的应急信息快速提取,因此后文工作主要依靠其中的基础地理数据、遥感数据以及其

他基础数据。

1.2 顾及深度特征和语义信息的光学与 SAR 遥感影像配准方法

本文提出了一种顾及深度特征和语义信息的光学与 SAR 序列遥感影像配准方法。相较于传统匹配算法,该方法不仅能够保证光学与 SAR 序列遥感影像的配准效率,而且能显著提高光学与 SAR 序列遥感影像的配准准确率。具体步骤为:首先通过特征提取神经网络对输入图像进行稠密特征提取,得到多模态显著特征点集并结合显著特征点的梯度信息和维度信息构建特征描述符;其次,设计用于神经网络训练的三元组损失函数,提升神经网络提取特征点和描述特征的准确度;然后,根据特征点描述值使用 Flann 特征匹配,再通过随机抽样一致性(random sample consensus,RANSAC)算法进行筛选,得到匹配初步结果;最后,结合语义信息对匹配结果进行判别,得到最终结果。

1.2.1 深度神经网络特征提取

将图像输入卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)提取得到三维特征图 F ,卷积网络主要参考 VGG16 网络。在每个 3×3 的框选限制中提取最为显著的特征点,即每个提取的特征点在邻域范围以及维度范围上最为显著。经过多层筛选后,得到代表全图各个显著稠密特征点的像素位置坐标点集 D ,其中每个显著特征点 $D_{ij} \in D, 0 < i < I, 0 < j < J$,其中 i, j 为像素位置, I, J 表示图像的长和宽。

1.2.2 顾及梯度信息和维度信息特征描述

根据特征提取信息确定了显著特征点在三维特征图中的位置,每个特征点为 $D_{ij} = [D_{ij}^1 D_{ij}^2 \cdots D_{ij}^n]^T$,其中任一显著特征点在任一维度像素值为 D_{ij}^m ,即

$$D_{ij}^m = \max(D_{ij}^1, D_{ij}^2, \cdots, D_{ij}^n) \quad (1)$$

在此维度提取该特征点与周围的梯度信息,以该点为中心构造一个 3×3 的矩阵,该矩阵包含特征点 D_{ij} 在内共有 9 个点,根据这 9 个点在 m 维度的像素值计算得出特征点 D_{ij} 的梯度信息,计算公式为:

$$\alpha_{ij} = \frac{e^{D_{ij}^m}}{\sum e^{d_{ij'}^m}}, i' = \{i-1, i, i+1\}, j' = \{j-1, j, j+1\} \quad (2)$$

式中, i' 和 j' 表示点 i, j 的邻域取值范围; $d_{ij'}^m$ 表示周围领域某特征点在 m 维度的像素值。

通过式(2)就能得到包含特征点 D_{ij} 简单梯度

信息的特征描述值 α_{ij} 。

由于提取的显著特征点在某些维度的信息会比较显著,而在另一些维度信息就没那么显著,根据这些差异信息来凸显各个显著特征点之间的差异。维度差异信息的计算公式为:

$$\bar{D}_{ij} = (\sum_{m=1}^n D_{ij}^m) / n \quad (3)$$

$$\beta_{ij} = \frac{2}{n} \sum_{m=1}^n (D_{ij}^m - \bar{D}_{ij})^2 \quad (4)$$

式中, $\bar{D}_{ij}$ 为特征点 D_{ij} 在各个维度的平均像素值。通过式(3)、式(4)计算得出包含特征点 D_{ij} 维度差异信息的 512 维特征描述值 β_{ij} 。

为了凸显各显著特征点的差异性,最终的特征描述符为 512 维,采取上述两种特征描述值相乘得到的方式,最终描述符 s_{ij} 计算公式为:

$$s_{ij} = \alpha_{ij} \cdot \beta_{ij} \quad (5)$$

1.2.3 三元组损失函数与训练

本文方法评判网络的优劣从两个方向出发:在特征提取方面,在图像对之间提取的显著特征点尽量能够匹配得上;在特征描述方面,非相关的显著特征点之间差异性足够大。

首先设有一幅图像对 X_1 和 X_2 ,同时有一对对应特征点 A 和 B 分别在 X_1 和 X_2 中,其中 $A \in X_1, B \in X_2$ 。所以经过网络输出后, A 和 B 的描述符距离公式为:

$$r = \sqrt{(s_A - s_B)^2} \quad (6)$$

式中, r 为 A 和 B 之间的描述符距离; s_A 和 s_B 分别为 A 和 B 的描述符数值。

同时会有一对点 N_1 和 N_2 ,分别为与 A 和 B 最为相似的点结构,公式为:

$$N_1 = \operatorname{argmin} \sqrt{(s_P - s_A)^2}, P \in I_1 \text{ 且 } \sqrt{(P - A)^2} K > K \quad (7)$$

式中, P 为属于图像 I_1 的任意特征点; $\sqrt{(P - A)^2}$ 表示点到点的像素坐标距离,该距离需大于 K ,避免 N_1 与 A 点相邻; s_A 和 s_P 分别为 A 和 P 的描述符数值。同理可得出 N_2 。然后计算 A 和 B 点与其不相关的近似点距离 ρ :

$$\rho = \min(\sqrt{(s_{N_1} - s_A)^2}, \sqrt{(s_{N_2} - s_B)^2}) \quad (8)$$

最终,三元组损失函数的计算公式为:

$$u = \max(0, M + \rho^2 - r^2) \quad (9)$$

式中, M 为间隔参数,其作用是拉大匹配点对与非匹配点对之间的差距。

设 $\text{Loss}(X_1, X_2)$ 为图像对 X_1 和 X_2 的全局损失函数, 计算公式为:

$$\text{Loss}(X_1, X_2) = \sum_{c \in C} u(c) \quad (10)$$

式中, u 为单一局部损失; C 为图像对 I_1 和 I_2 中的包含 A 和 B 在内的对应点集; c 则为点集 C 中的某一对点。

可见, M 值设置得越小, Loss 越容易趋近于 0, 但很难区分相似的图像; M 值设置得越大, Loss 值越难趋近于 0, 甚至导致网络不收敛。损失函数越小就代表着对应点描述符的值越接近, 不相关点描述符值差异越大, 所以神经网络向损失函数越小的方向进化也就意味着向匹配更精确的方向进化。

1.2.4 结合语义信息配准

根据特征点描述值使用 Flann 特征匹配, 再通过 RANSAC 算法进行筛选, 得到最终匹配初步结果。为了提高匹配的正确性, 本文利用道路、建筑、水体等地物的语义信息进行约束, 对上述光学与 SAR 影像的初匹配结果进行验证与反馈, 将通过验证的匹配结果输出, 得到最终高精度匹配结果。

1.3 多源序列遥感影像洪涝范围提取

洪涝灾害发生时, 光学影像易受云雾遮挡无法有效观测, 在形成 SAR 序列观测之前, 单时相 SAR 影像无法直接进行洪灾变化分析, 因此需要结合灾前光学影像和灾后 SAR 影像分别提取水体范围, 并依据灾前、灾后水体范围的变化获得洪涝范围。

1.3.1 异源遥感影像的洪涝范围提取

本文采用 Deep U-Net-CRF-RR 模型^[11]进行灾前光学影像的水体全自动提取。该方法相较于水体指数法^[12]、条件随机场^[13]等传统方法具有水体边界提取精度高、人工参与少、水体边界连贯等特点。同时, 该算法具有较好的鲁棒性, 水体提取精度不易受相关参数影响, 因此适用于灾前高分遥感影像的水体提取。

结合灾前的水体提取结果 W_{t_1} 和利用多尺度水平集分割法^[14]提取的灾后 SAR 影像水体提取结果 W_{t_2} , 通过判断 $W_{t_1}(i, j)$ 和 $W_{t_2}(i, j)$ 是否相同可直接判断洪涝灾害观测初始时的洪涝淹没范围。

1.3.2 多时相 SAR 影像的洪涝范围提取

异源遥感影像的洪涝范围提取过度依赖于光学和 SAR 影像的水体提取精度, 当 SAR 影像

形成序列观测后可采用变化检测方法提取受灾变化范围, 这样能够有效缩短数据处理链路。

基于深度学习的双时相 SAR 影像变化检测可以提取更深层的特征并识别变化信息, 但也面临训练样本获取难的问题。文献[15]提出的双域网络模型(dual-domain network, DD-Net)有效地实现了非监督的 SAR 影像变化检测, DD-Net 网络模型分别对空间域特征 V_s 和频率域特征 V_f 进行学习, 在抑制 SAR 影像相干斑噪声的同时保持了影像细节信息。因此, 首先利用 DD-Net 模型进行洪涝变化范围初步提取, 然后利用灾前时相影像水体信息进行精细化处理, 最后获得精确的洪涝变化范围。

该方法首先利用预处理后的 t_1 时相 SAR 影像 $X_1 = \{X_1(i, j), 1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J\}$ 和 t_2 时相 SAR 影像 $X_2 = \{X_2(i, j), 1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J\}$ 生成初始差异图 X_d , 其计算公式为:

$$X_d = \log[X_1(i, j)/X_2(i, j)] \quad (11)$$

接着利用分类算法将初始差异图 X_d 分类为发生变化的区域 X_c 、未发生变化的区域 X_n 和不确定的区域 X_u ; 然后, 利用 X_c 和 X_n 两类区域按一定比例随机抽取双时相 SAR 影像对应区域影像块作为训练样本, 并进行 DD-Net 的网络模型训练; 最后利用训练好的模型对不确定的区域 X_u 进行预测, 并获得整景影像的变化检测结果 X_{cd} 。将训练样本块大小设置为 7×7 , 并按 10% 的比例从 X_c 和 X_n 两类区域中选取训练样本对。

由于获得的洪涝变化范围检测结果中存在一定误差, 因此本文结合灾前时相影像水体信息对变化检测结果进行精细化处理, 进一步提高洪涝变化范围精度, 具体计算公式为:

$$X_F = \begin{cases} 0, & W_{t_1}(i, j) = X_{cd}(i, j) \\ 1, & W_{t_2}(i, j) \neq X_{cd}(i, j) \end{cases} \quad (12)$$

式中, $W_{t_1}(i, j)$ 表示灾前时相 (i, j) 处的水体提取结果, 1 表示为水体区域, 0 表示为非水体区域; $X_{cd}(i, j) = \{0, 1\}$ 表示双时相变化检测结果; $X_F = \{0, 1\}$ 表示为洪涝变化范围, 1 表示为新增洪涝区域, 0 表示为未变化区域。

1.4 洪涝灾损信息提取

洪涝灾害发生后需要尽快获得受灾情况, 因此洪涝灾害的损毁信息提取十分重要。

1.4.1 融合深度学习与导航数据的道路网提取

导航电子地图资源提供了开源的道路信息, 但有些地方现势性不强, 道路信息更新不及时或

者精度不高,因此本文采用一种融合深度学习与导航数据的道路网提取方法,为洪涝灾害发生区域提供高精度的基础道路本底数据。

采用一种关注空间上下文结构的道路提取网络(boundary and topological-aware road extraction network, BT-RoadNet^[16])进行道路网提取,样本集利用预先标注好的道路样本集训练 BT-RoadNet。训练得到的模型被用于预测影像上的道路,得到像素级的道路网分割结果。将道路网分割的结果进行细化,得到影像上初始道路网的中心线。通过空间相交分析,将自动提取的初始道路骨架线与研究区域 OSM 矢量进行比对,获得相对于 OSM 未变化的道路和变化道路。对于道路未变化区域,采用 OSM 矢量中的路网作为道路骨架线。对于变化道路,以深度学习自动提取的结果为基础,人工编辑制作道路骨架线以符合制图规范。图 2 为基于 OSM 数据和 0.5 m 分辨率 Google Earth 影像的道路网提取结果。



图 2 融合深度学习与导航路网的道路网提取

Fig.2 Road Extraction Integrating Deep Learning and Navigation Road Network

1.4.2 GIS 矢量引导下基于多尺度残差连接网络模型的遥感影像建筑区提取

基于 2017 年全球地表覆盖制图数据,采用一种多尺度残差连接网络模型进行建筑区提取^[17],在 GIS 矢量引导下,为洪涝灾害发生区域提供更高精度的房屋建筑基础数据,技术路线如图 3 所示。

首先,将高精度全球地表覆盖历史数据作为 GIS 先验引导矢量,在遥感影像数据基础上制作建筑区提取模型训练样本。其次,将基于高分影像样本库预训练得到的模型迁移应用于灾情发

生前时相遥感影像,预测研究区域受灾前的建筑区,得到像素级的建筑区分割结果。该样本库影像由获取于 2015 年和 2017 年中国柳州市高分二号(Gaofen-2, GF-2)和世界之眼(WorldView-2, WV-2)数据组成,分辨率统一为 0.8 m,覆盖超 100 km²;样本对应矢量基于人工标注,包含单栋建筑物近 10 000 栋。由于像素级提取结果轮廓不清晰、欠平滑,基于 OSM 用地数据,采用多数投票法对部分分割结果进行边界增强。最后,通过矢量空间对比分析,针对未变化的房屋建筑区域,采用原地表覆盖数据;针对变化房屋建筑区域,采用基于 GIS 先验矢量和深度学习自动提取的结果作为房屋建筑基础数据。

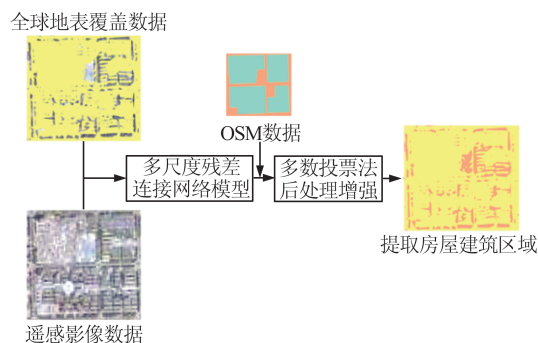


图 3 GIS 矢量引导下的遥感影像建筑区提取

Fig.3 GIS-Guided Image Buildings Extraction Based on Multi-scale Residual Network

1.4.3 耦合先验信息的灾损信息快速提取

洪涝造成的损失可以从房屋、道路、学校、医院、耕地、人口、网络舆情进行全面评估。本文将多源序列遥感影像提取的洪涝范围与灾区承灾体数据直接叠加分析,提取灾损信息,其中承灾体主要针对灾区的房屋、道路信息。

2 洪涝灾损信息提取案例分析

随着高分系列遥感卫星的成功运行,中国在减灾防灾数据源上有了更多选择。GF-3 SAR 卫星具有不受云雾遮挡的成像能力,可以满足云雨天气下的应急洪涝灾害监测需求^[18];GF-2 等高分影像可以实现灾前的地物要素普查,为灾害监测与灾后评估提供数据支撑,另外其他公开数据和商业 SAR 卫星等数据同样可辅助洪涝灾害的应急监测响应。实验所利用的洪涝灾害应急监测数据如表 2 所示。

本文§1 提出的洪涝灾害一体化智能灾损信息提取流程以 2020 年 7 月中国安徽省洪涝及 2021 年 7 月中国河南省洪涝灾害为案例,通过对

最终提取的灾损信息结果进行分析,验证其实际应用的^[1]有效性,同时,在时效性方面,洪涝灾后的范围提取与道路及建筑灾后评估结果可在数小时内完成。

表 2 洪涝灾害应急监测数据
Tab. 2 Emergency Monitoring Data for Flood Disaster

影像来源	相关参数	应急响应能力
GF-3	SAR,FSII模式(双极化)10 m分辨率	具备应急响应能力,全天时全天候观测
GF-2	光学,多光谱波段4 m分辨率,5 d重访	一般,易受云雾遮挡
哨兵2号	光学,多光谱4波段10 m分辨率,双星重访5 d	一般,易受云雾遮挡
Google Earth	光学,多光谱波段0.5 m分辨率	不具备

2.1 安徽蒙洼蓄洪区洪涝灾情监测

蒙洼蓄洪区位于安徽省阜阳市的阜南、颍上两县境内。2020-07-20,接国家防总命令,王家坝闸开闸泄洪,蒙洼蓄洪区启用,7月23日王家坝关闸,停止向蒙洼蓄洪区分洪,至此蒙洼分蓄洪水历时76.5 h,累计蓄洪量3.75亿m³,降低了淮河上中游干流洪峰水位0.20~0.40 m,有利于洪水下泄,为防汛发挥显著作用。本文选取2020年5

4景GF-2光学数据制作蒙洼蓄洪区的灾前光学底图,选取7月13日、20日和21日GF-3 SAR影像对蒙洼蓄洪区及附近水域进行洪涝变化监测,并根据OSM数据集的道路和建筑要素数据进行灾后统计分析。对蒙洼蓄洪区多时相遥感影像进行分析可知,遭受洪涝灾害的范围都被准确地提取。蒙洼蓄洪区7月13日、20日、21日3期遥感影像洪涝变化范围提取结果如图4所示。

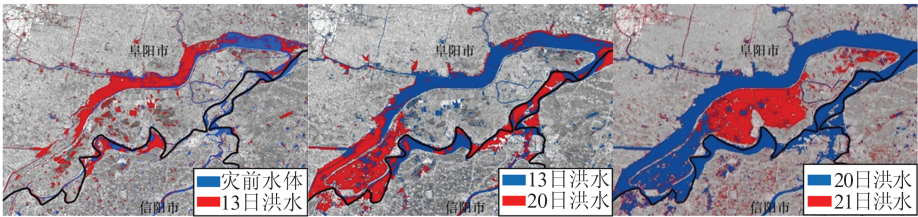


图4 蒙洼蓄洪区洪涝变化情况
Fig.4 Flood Change Area of Mengwa

从图4中可以看出,王家坝泄洪过程中,蒙洼蓄洪区的西南区域大量耕地和王家坝国家湿地公园全区域陆续遭受洪水淹没。结合洪涝范围和各要素数据,利用GIS分析可以得出泄洪后蒙洼蓄洪区区域内被淹没的道路总长度约57.67 km,芦曹路、蒙洼大桥等多条道路遭受洪水淹没,

其中曹集镇道路受淹面积较大,占总淹没道路的43.96%;另外,村庄居民区方面受洪水影响淹没范围达到1.79 km²,受影响比例达到14.81%,其中曹集镇受洪水淹没建筑达到0.45 km²。蒙洼蓄洪区道路和建筑受灾的具体情况如图5和表3所示。

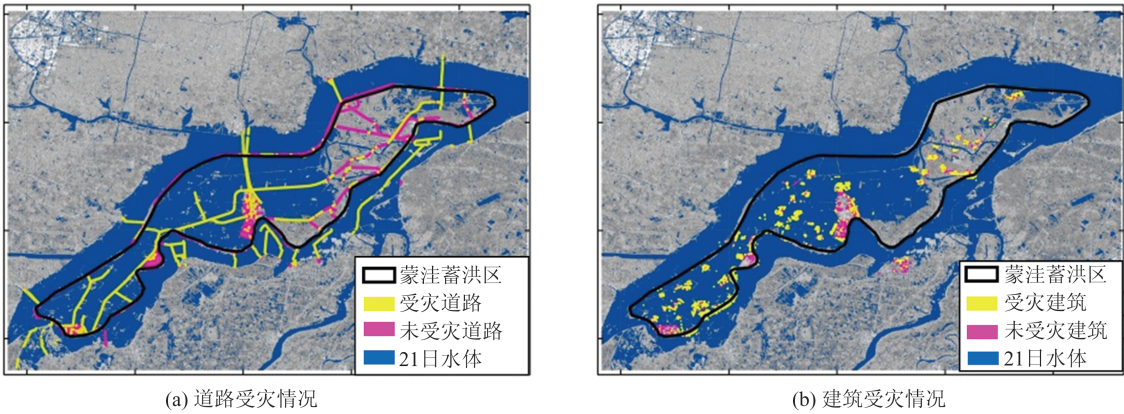


图5 蒙洼蓄洪区道路和建筑被淹没情况
Fig.5 Roads and Buildings Flooded in Mengwa

表 3 蒙洼蓄洪区周边乡镇水体覆盖面积/km²
Tab. 3 Water Coverage Area of Township Near
Mengwa/km²

时间	王家坝镇	郜台乡	曹集镇	老观乡	合计
7月13日	2.428	5.428	8.185	2.684	18.726
7月20日	17.875	7.428	10.134	13.642	49.079
7月21日	18.968	18.771	59.075	15.638	112.452

2.2 河南新乡洪涝灾情

新乡市位于河南省北部。2021-07-17,河南省出现历史罕见的持续性强降水天气过程,全省各地市均出现暴雨,新乡及周边区域发生严重洪涝。本文选取 2021 年 3 月至 4 月哨兵 2 号卫星数据作底图,2021 年 7 月 21 日和 22 日 GF-3 影像对新乡市及周边洪涝灾情进行监测。

图 6(a)是利用两时相水体做叠加分析得到的新增洪涝范围,图 6(b)是采用本文变化检测方法提取的新增洪涝范围。通过对比可以得出,本文方法有效地降低了图 6(a)中各时相水体提取的误差积累所导致的虚警现象。图 7 为 7 月 21 日和 7 月 22 日新乡及周边区域洪涝新增范围情况。从图 7 中可以看出,新乡 7 月 22 日共产主义渠洪水漫溢进入卫河和大沙河,新乡市及周边区域有

较大范围被洪水淹没,其中共产主义渠和卫河沿岸、辉县、大块镇、凤泉区、卫辉县为重灾区。

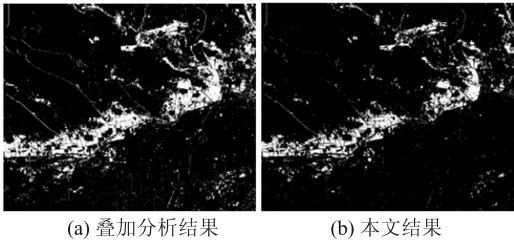


图 6 新乡新增洪涝范围图
Fig.6 New Flood Area in Xinxiang

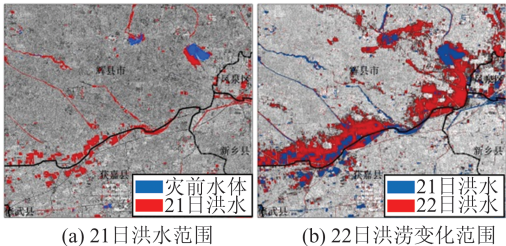


图 7 新乡洪涝变化情况
Fig.7 Flood Change Area of Xinxiang

将灾前载体矢量与洪涝范围叠加分析,得到新乡市及周边区域道路和建筑受灾情况(见图 8)。

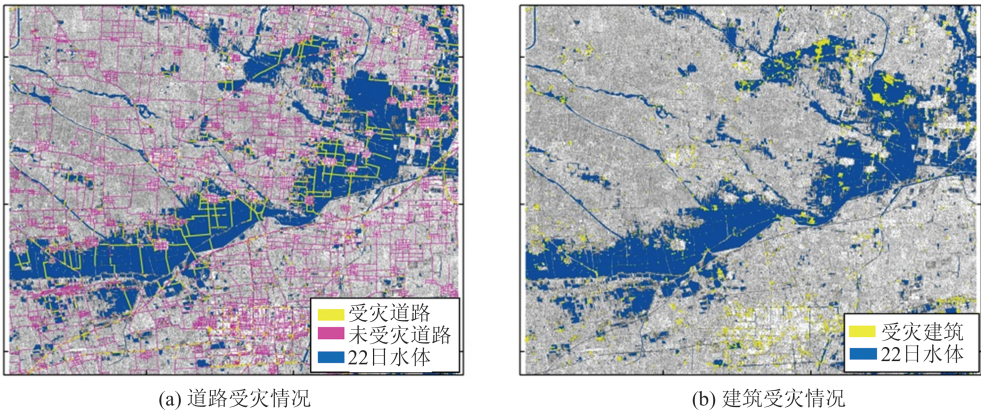


图 8 新乡道路和建筑被淹没情况
Fig.8 Roads and Buildings Flooded in Xinxiang

3 结 语

本文以 2020 年 7 月淮河流域蒙洼蓄洪区和 2021 年 7 月新乡附近发生的洪灾为例,针对洪涝灾害监测的信息处理链路长、异源遥感影像匹配自动化程度低、洪涝范围监测时效性差等问题,提出了洪涝灾损信息一体化处理流程,实现了利用多模态序列遥感影像快速提取受灾情况,有效解决了云雨天气导致的光学影像无法实时监测洪灾的问题,并将洪涝范围和灾损信息提取时间

缩短到数小时,基本满足应急快速响应需求。
通过本文的洪涝遥感监测工作对中国遥感技术应对灾害事件提出了如下思考与建议:
1) 遥感协同监测重要性日益凸显,不同平台、不同传感器、不同时间分辨率、不同空间分辨率的多源数据协同监测能力需要进一步加强,建设通导遥一体天基信息实时服务系统,突破多星协同观测与传输,实现星载机载在线实时处理,提升天基信息对应急响应的服务能力势在必行。
2) 需要建立时空数据处理云中心和遥感数

据自然灾害服务中心,用于处理遥感大数据,服务于应急突发事件实时响应、动态预警及风险评估。洪涝灾害等突发事件的监测,不仅需要灾后遥感数据,还需要灾前历史数据,例如遥感历史影像、地理环境数据、水文数据等,还可以充分利用众包地理信息数据。

3)遥感数据共享能力需要进一步加强。目前中国遥感数据共享已有很大进步,但对于跨省、不同粒度的数据共享机制还未明确,如何对空天地遥感数据协同观测进行统一规划与调度,需要从国家层面顶层设计与考虑。

4)应急预案如何落地,科研机构如何能与政府业务部门进行技术对接,业务与技术如何有机协同,需要可供操作的运行机制。

参 考 文 献

- [1] Tellman B, Sullivan J A, Kuhn C, et al. Satellite Imaging Reveals Increased Proportion of Population Exposed to Floods[J]. *Nature*, 2021, 596(7 870): 80-86
- [2] Qiu Hui, Xiong Ying, Xing Wenhui, et al. Study on Characteristics and Causes of Rainstorm in Yangtze River Basin During Major Flood Season in 2020[J]. *Yangtze River*, 2020, 51(12): 104-110(邱辉,熊莹,邢雯慧,等. 2020年主汛期长江流域暴雨特征及成因分析[J]. 人民长江, 2020, 51(12): 104-110)
- [3] Information Office of People's Government of Henan Province. The Tenth Press Conference on Fight Floods and Disaster Relief in Henan Province[EB/OL]. (2021-08-02) [2021-08-02]. <https://www.henan.gov.cn/2021/08-02/2194036.html>(河南省政府新闻办. 河南省防汛救灾新闻发布会第十场[EB/OL]. (2021-08-02) [2021-08-02]. <https://www.henan.gov.cn/2021/08-02/2194036.html>)
- [4] Xie Ping, Zhang Shuangxi, Zhou Lü, et al. Detection of the Urban Surface Deformation and New Strategy for Flood Prevention in Wuhan Central District[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(7): 1 015-1 024(谢萍,张双喜,周吕,等. 武汉市中心城区地表形变与洪涝灾害防治新策略[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(7): 1 015-1 024)
- [5] Huang Pingping, Duan Yinghong, Tan Weixian, et al. Change Detection Method Based on Fusion Difference Map in Flood Disaster[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(1): 143-158(黄平平,段盈宏,谭维贤,等. 基于融合差异图的变化检测方法及其在洪灾中的应用[J]. 雷达学报, 2021, 10(1): 143-158)
- [6] Wang Zhihao, Li Gang, Jiang Xiao. Flooded Area Detection Method Based on Fusion of Optical and SAR Remote Sensing Images[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(3): 539-553(王志豪,李刚,蒋骁. 基于光学和SAR遥感图像融合的洪灾区域检测方法[J]. 雷达学报, 2020, 9(3): 539-553)
- [7] Chen Deqing, Cui Qian, Li Lei, et al. Analysis of Operational Flood Remote Sensing Monitoring Based on Multi-source Information Integration[J]. *China Flood and Drought Management*, 2021, 31(4): 1-5(陈德清,崔倩,李磊,等. 基于多源信息融合的业务化洪水遥感监测分析[J]. 中国防汛抗旱, 2021, 31(4): 1-5)
- [8] Tang Yao, Wang Lijuan, Yin Heng, et al. Construction and Application of Flood Disaster Emergency Decision Command Service System Based on "High Resolution+"[J]. *Land and Resources Informatization*, 2021(2): 41-47(唐尧,王立娟,尹恒,等. 基于“高分+”的洪涝灾害应急指挥决策系统建设与应用[J]. 国土资源信息化, 2021(2): 41-47)
- [9] Xu Xiaohua, Huang Ping, Huang Shifeng, et al. Application of Satellite Radar Remote Sensing for Emergency Monitoring of Flood Disasters in Poyang Lake[J]. *China Flood and Drought Management*, 2021, 31(4): 10-14(许小华,黄萍,黄诗峰,等. 鄱阳湖洪涝灾害卫星雷达遥感应急监测应用[J]. 中国防汛抗旱, 2021, 31(4): 10-14)
- [10] Du Zhiqiang, Li Yu, Zhang Yeting, et al. Knowledge Graph Construction Method on Natural Disaster Emergency[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(9): 1 344-1 355(杜志强,李钰,张叶廷,等. 自然灾害应急知识图谱构建方法研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(9): 1 344-1 355)
- [11] Feng W, Sui H, Huang W, et al. Water Body Extraction from Very High-Resolution Remote Sensing Imagery Using Deep U-Net and a Superpixel-Based Conditional Random Field Model[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(4): 618-622
- [12] Puttinaovarat S, Khaimook K, Polnigongit W, et al. Robust Water Body Extraction from Landsat Imagery by Using Gradual Assignment of Water Index and DSM[C]//IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications, Kuala Lumpur, Malaysia, 2015
- [13] Li S, Wang S, Zheng Z, et al. A New Algorithm for Water Information Extraction from High Resolution Remote Sensing Imagery[C]//International Conference on Image Processing, Phoenix, USA, 2016
- [14] Sui H, Xu C, Liu J, et al. A Novel Multi-scale Level Set Method for SAR Image Segmentation

- Based on a Statistical Model[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(17): 5 600-5 614
- [15] Qu X, Gao F, Dong J, et al. Change Detection in Synthetic Aperture Radar Images Using a Dual-Domain Network [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, DOI: 10.1109/LGRS.2021.3073900
- [16] Zhao M, Sui H, Chen S, et al. BT-RoadNet: A Boundary and Topologically-Aware Neural Network for Road Extraction from High-Resolution Remote Sensing Imagery[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 168: 288-306
- [17] Feng W, Sui H, Hua L, et al. Building Extraction from VHR Remote Sensing Imagery by Combining an Improved Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture and Historical Land Use Vector Map [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(17): 6 595-6 617
- [18] Yang Siquan, Li Suju, Wu Wei, et al. Capacity Analysis of GF-3 Satellite on Disaster Management [J]. *Spacecraft Engineering*, 2017, 26(6): 155-160 (杨思全,李素菊,吴玮,等. 高分三号卫星减灾行业应用能力分析[J]. 航天器工程, 2017, 26(6): 155-160)

Rapid Extraction of Flood Disaster Emergency Information with Multi-modal Sequence Remote Sensing Images

SUI Haigang¹ ZHAO Bofei¹ XU Chuan² ZHOU Mingting¹ DU Zhuotong¹ LIU Junyi¹

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 School of Computer Science, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China

Abstract: Objectives: Flood disasters are often accompanied by cloud and rain. Time series data obtained before and after the disaster come from various sources, how to integrate multi-modal and multi-temporal remote sensing images to monitoring flood is the general trend. **Methods:** We propose a flood monitoring method using multi-modal sequence remote sensing image integration registration and automatic change detection. The depth features and semantic information can be used to realize automatic and high-precision registration of optical and SAR(synthetic aperture radar) images before and after disasters. Based on geographic information and multi-time series remote sensing images, we realize flood change monitoring and submergence information extraction. **Results:** The method has been effectively verified by flood in Anhui, China in July 2020 and in Henan, China in July 2021, and also can achieve faster acquisition of post-disaster damage information. **Conclusions:** This work solves the problem of emergency flood monitoring in the case of rainy weather, and puts forward several suggestions on the application of remote sensing technology to disaster events in our country.

Key words: flood disaster; multi-modal remote sensing images; image registration; change detection; submergence information extraction

First author: SUI Haigang, PhD, professor, specializes in remote sensing, GIS and disaster emergency response. E-mail: haigang_sui@263.net

Corresponding author: LIU Junyi, PhD, associate professor. E-mail: liujunyi_ljy@163.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (41771457); the National Key Research and Development Program of China(2016YFB0502600).

引文格式: SUI Haigang, ZHAO Bofei, XU Chuan, et al. Rapid Extraction of Flood Disaster Emergency Information with Multi-modal Sequence Remote Sensing Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1441-1449. DOI: 10.13203/j.whugis.20210465 (眭海刚, 赵博飞, 徐川, 等. 多模态序列遥感影像的洪涝灾害应急信息快速提取[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(10): 1441-1449. DOI: 10.13203/j.whugis.20210465)