

引用格式: Shi Yuqing, Liang Ji, Li Yunxing, *et al.* Optimum Fusion Method and Application of Landslide Remote Sensing in Mountainous Woodland Areas[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(5): 1248-1258. [石育青, 梁继, 李云星, 等. 林地山区滑坡遥感的最优融合方法及应用[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(5): 1248-1258.]

DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.5.1248

林地山区滑坡遥感的最优融合方法及应用

石育青^{1,2}, 梁继^{1,2}, 李云星³, 孟赛颖^{1,2}, 石倩^{1,2}

(1. 湖南科技大学 地理空间信息技术国家地方联合工程实验室, 湖南 湘潭 411201;

2. 湖南科技大学 地球科学与空间信息工程学院, 湖南 湘潭 411201;

3. 湖南省第一测绘院, 湖南 长沙 410118)

摘要: 滑坡作为造成巨大经济损失和人员伤亡的地质灾害之一, 越来越引起社会的高度重视。为精确识别林地山区中的滑坡灾害, 以2020年7月6日发生在湖南省常德市石门县南北镇潘坪村的雷家山滑坡为研究对象, 使用不同的融合方法进行Sentinel-1A C波段干涉宽幅的地距多视产品和Sentinel-2A多光谱2A级光学影像融合, 得到主成分分析融合方法对分贝化处理后的S1A VV极化影像与S2A影像融合效果最优, 采用支持向量机方法分别对最优融合影像和原始S2A影像进行滑坡识别, 最后使用S2A影像滑坡目视解译结果为检验标准对支持向量机滑坡识别结果进行精度评价, 同时以2020年7月21日发生在湖北恩施屯堡乡马者村的沙子坝滑坡作为案例检验该方案的可推广性。结果表明: 与单独使用光学影像进行研究区滑坡识别相比, 使用最优融合影像滑坡识别的准确率由95.24%提升到了96.65%, 滑坡提取质量也由87.18%提升到了91.84%, 滑坡的漏识别和过度识别均有所降低, 说明光学影像和合成孔径雷达影像融合的研究方案具有可推广性, 能提高林地山区滑坡识别的准确率, 可以更好地为滑坡风险评估、灾后应急调查以及灾后恢复重建等提供有价值的信息。

关键词: 林地山区; 滑坡识别; 光学影像; 合成孔径雷达影像; 融合; 支持向量机

中图分类号: TP753; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)05-1248-11

1 引言

滑坡是指斜坡上的岩土体在重力作用下沿着贯通的破坏面整体或分散向下滑动的地质力学现象^[1]。滑坡经常造成严重的人员伤亡和财产损失。因此, 对滑坡灾害的数量和影响范围进行快速识别, 可以更好地为滑坡风险评估、灾后应急调查以及灾后恢复重建等提供有价值的信息。早期的滑坡识别以野外实地调查和人工目视解译为主^[2-3], 但是野外实地调查常常受灾后道路毁坏和高山险阻

等因素的限制, 以及调查范围有限, 无法在短时间内获取有效的灾害统计和评判, 影响灾害应急调查工作; 人工目视解译虽然相对成熟和完善, 但是解译结果的准确性和解译时间均依赖于解译人员的经验和专业知识储备, 存在主观性强、效率低等不足。

为克服上述问题, 许多学者在滑坡的自动化提取方面开展了研究^[4-5]。此类研究最初主要使用像元光谱信息的图像分类法进行滑坡提取, 基于像元的方法忽略了影像的几何、纹理、结构等特征, 造成

收稿日期: 2021-07-29; 修订日期: 2022-07-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(41671351), 湖南省教育厅重点项目(19A166), 湖南科技大学科研创新团队建设项目(CXTD004)。

作者简介: 石育青(1998—), 男, 湖南娄底人, 硕士研究生, 主要从事滑坡灾害遥感研究。E-mail: 826583940@qq.com

通讯作者: 梁继(1976—), 女, 湖南岳阳人, 博士, 副教授, 主要从事冰冻圈遥感、辐射传输理论与数值计算模型研究。

E-mail: leung@lzb.ac.cn

了分类精度低以及椒盐现象明显,使滑坡识别的精度受到限制。近年来,随着高分辨率遥感影像的出现以及遥感技术的发展,基于支持向量机方法(Support Vector Machines, SVM)的高分辨率影像滑坡提取得到了很好的应用。支持向量机是一种基于统计学理论的机器学习方法,它可以自动寻找对分类有较好区分能力的支持向量,由此构造出的分类器可以最大化类与类的间隔,因而有较好的推广性和较高的分类准确率^[6]。傅文杰等^[7]基于Landsat 7数据使用SVM方法对山区面积占70%的莆田市的滑坡灾害信息进行提取并与研究区的实际灾害发生图进行对比,结果表明SVM方法提取的滑坡灾害信息基本上覆盖了已知的滑坡点。Marjanovic等^[8]使用SVM和k-NN(k-Nearest Neighbor)算法对塞尔维亚Fruska Gora山西北坡的滑坡进行识别,成功识别88%的滑坡。

光学影像受天气条件的影响,特别是在中国南方地区多阴雨天气,容易造成光学影像在滑坡灾害遥感解译上受到限制。而星载SAR数据具有穿透云雾、全天时全天候成像的特点,很好地弥补了光学影像受大气效应、辐射条件的限制,同时SAR影像具有丰富的纹理结构信息和高空间分辨率。对于植被稀疏地区的滑坡灾害监测,搭载C波段的Sentinel-1数据应用InSAR(Interferometric Synthetic Aperture Radar)技术成功对滑坡进行探测^[9-11]。但是C波段对高植被覆盖地区的穿透能力有限,容易造成SAR影像的失相干现象,而不能十分有效地利用InSAR技术探测滑坡形变信息^[12-13]。由于研究区90%是大山原野,且滑坡发生区域几乎全植被覆盖,受植被覆盖的影响,基于普通光学影像的山区滑坡灾害遥感解译也会存在较大误差^[14];以及基于Sentinel-1数据应用InSAR技术也不能很好地对该林地山区的滑坡进行监测。融合光学影像和SAR影像已成为提高光学影像利用效率的重要手段之一。郭交等^[15]使用SVM方法对Sentinel-1和Sentinel-2融合影像进行农作物分类,成功提高了农作物的分类精度。尤其在地表解译方面,Gaetano等^[16]和Massimiliano等^[17]将Sentinel-1 SAR影像和Sentinel-2光学影像融合进行土地覆盖分类,结果表明光学影像和SAR影像融合能提高光学影像的利用率和地表解译的分类精度。因此,实验重点设计了一套寻找最优融合影像的筛选方法,并使用SVM方法对最优融合影像进行滑坡识别。

2 研究区和数据

2.1 研究区概况

研究区位于湖南省常德市石门县南北镇潘坪村,如图1所示。石门县森林覆盖率达71.6%,植被覆盖率达88.7%。南北镇地处该林地山区,境内峰峦重叠,地势险峻,全境90%是大山原野,平均海拔1 100 m以上。属亚热带季风性湿润气候,总的气候特征为春迟冬早、雨雾天气较多,气候垂直变化明显,春秋短、四季明、日照足、雨量丰、温差大、灾害多。2020年7月6日研究区发生了新中国成立以来石门县最大规模的山体滑坡^[18],造成路面、电站、房屋等的破坏。

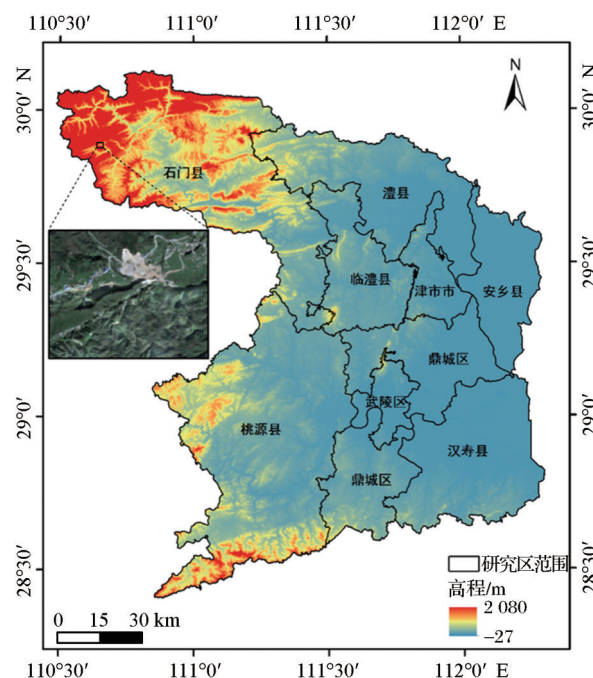


图1 研究区位置

Fig.1 Location of study area

由强降雨引起的暴涨暴落的洪水及伴随发生的滑坡、崩塌、泥石流等山洪灾害也时有发生。土壤地质、地形地貌、气候水文和植被覆盖等自然因素的共同作用构成了山洪灾害形成的3个基本条件,即丰富的松散固体物源、足够的水源与陡峻的地形^[19]。为分析诱发研究区山体滑坡的原因,本文获取了石门县2020年1月—7月的历史天气数据,统计分析如图2所示。

由图2(a)可知,在1月—7月中雨雪天出现了108天,其占比高达38.71%,特别是在滑坡发生的前几天连续暴雨^[18],由此可以推断,强降雨和陡峻的地形是诱发该林地山区滑坡的主要因素。

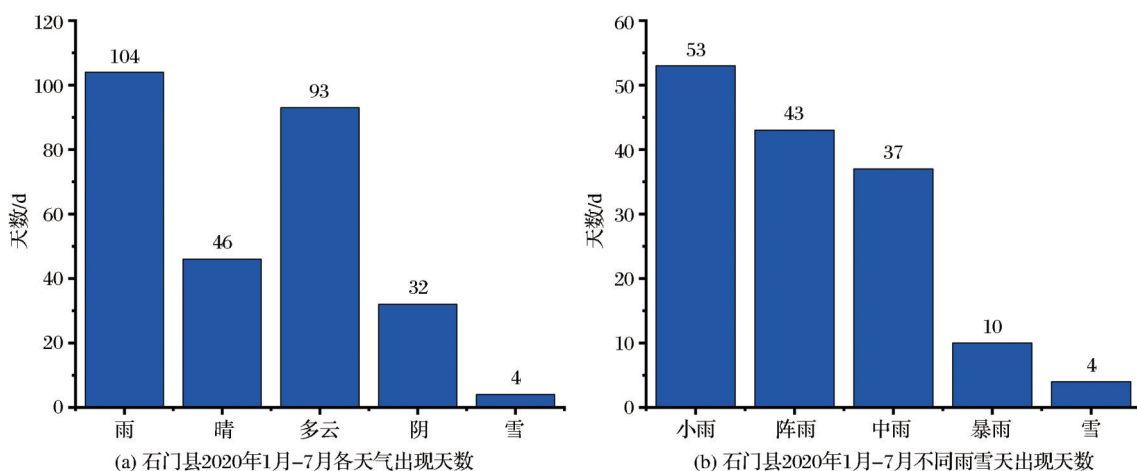


图 2 石门县 2020 年 1 月—7 月历史天气数据

Fig.2 Historical weather data from January to July in Shimen County

2.2 数据源与预处理

2.2.1 数据源

Sentinel-1A(简称 S1A)是欧洲航天局于 2014 年 4 月发射的哨兵卫星, S1A 搭载了 C 波段 SAR 传感器, 具有 4 种工作模式, 分别是: 干涉宽幅模式 IW (Interferometric Wide Swath), 幅宽 250 km, 地面分辨率 $5\text{ m} \times 20\text{ m}$; 波模式 WV (Wave), 幅宽 $20\text{ km} \times 20\text{ km}$, 图像分辨率 $5\text{ m} \times 5\text{ m}$; 条带模式 SM (Strip-Map), 幅宽 80 km, 分辨率 $5\text{ m} \times 5\text{ m}$; 超宽幅模式 EW (Extra-Wide Swath), 幅宽 400 km, 分辨率 $20\text{ m} \times 40\text{ m}$ 。具有双极化、短重访周期的特点, 它和 Sentinel-1B 卫星组网后重访周期可由 12 d 缩短

成 6 d^[17]。本研究选取 S1A IW 的地距多视产品 GRD (Ground Range Detected), 具体参数见表 1。

Sentinel-2A(简称 S2A)卫星于 2015 年 6 月 23 日发射, 是“全球环境与安全监测计划”的第二颗卫星。单颗卫星重访周期为 10 d, A/B 双星组网重访周期可达 5 d。S2A 携带一枚多光谱成像仪, 可覆盖 13 个光谱波段, 光谱范围在 $0.4\text{—}2.4\text{ }\mu\text{m}$ 之间, 涵盖了可见光、近红外和短波红外^[17]。幅宽达 290 km, 空间分辨率分别为 10 m (4 个波段)、20 m (6 个波段)、60 m (3 个波段)。研究选取空间分辨率为 10 m 的 B2、B3、B4、B8 (蓝、绿、红、近红外) 4 个波段, 具体参数见表 1。

表 1 Sentinel-1A 和 Sentinel-2A 数据参数

Table 1 Sentinel-1A and Sentinel-2A data parameters

传感器	获取日期	波段/极化	成像模式	产品类型	轨道号	分辨率	云量
Sentinel-1A	20201108	VV+VH	IW	GRD	84(升轨)	$10\text{ m} \times 10\text{ m}$	—
Sentinel-2A	20201111	2、3、4、8	—	S2MSI2A	—	$10\text{ m} \times 10\text{ m}$	0.8%

2.2.2 数据预处理

研究使用的 S2A 多光谱 2A 级数据 (Multispectral Imager 2A, MSI2A) 已经过辐射校正和大气校正处理, 可直接使用。S1A 数据利用欧空局的 SNAP7.0 版本软件对 S1A 数据分别进行热噪声去除、轨道校正、辐射定标、多视处理、滤波处理、地形校正、分贝化处理等预处理, 如图 3 所示。

3 研究方法

3.1 技术方法

由于研究区 90% 都是山区且植被覆盖茂密, 搭载 C 波段的 S1 数据对高植被覆盖地区的穿透能力有限, 利用 InSAR 技术探测滑坡形变信息结果不显

著, 故探究 S1A 与 S2A 数据融合的方法来提高滑坡的识别与监测能力。

采用主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)、GS 方法 (Gram-Schmidt transformation, GS)、最近邻扩散融合方法 (Nearest Neighbor Diffusion, NNDiffuse) 对 S1A GRD 影像未分贝化与分贝化处理过后的影像分别与 S2A MSI2A 影像进行融合, 再对融合结果进行评价, 选取融合后效果最优的影像与 S2A 原始影像使用 SVM 进行滑坡识别, 然后使用 S2A 影像人工目视滑坡解译结果作为滑坡标准样本对滑坡识别结果进行精度评价和对比, 最后结合案例研究进行分析, 技术流程图如图 3

所示。

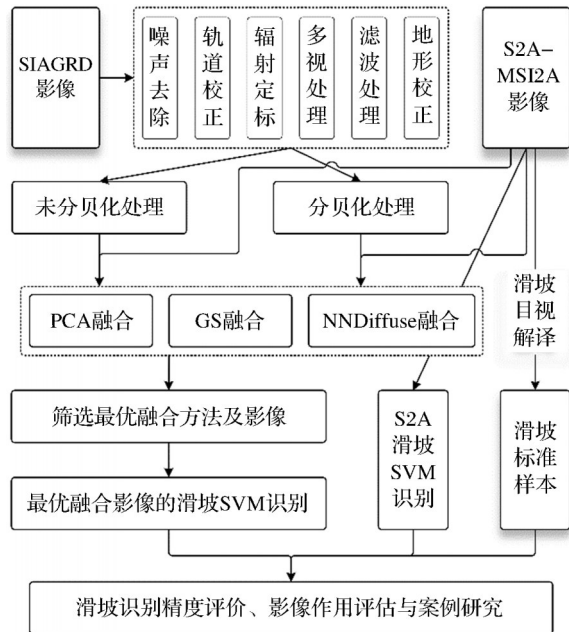


图3 滑坡识别技术流程图

Fig.3 Flow chart of landslide identification technology

3.2 影像融合方法

3.2.1 PCA法

PCA法作为一种数学统计方法,是将相关的多光谱数据变换到不相关的主成分分量上。对多光谱数据进行PCA变换后,第一主成分分量被全色波段替换,然后与其他各主成分分量进行逆变换得到融合影像^[20]。PCA法不受输入波段限制,而且光谱

特征保持较好,第一主成分信息最为集中。

3.2.2 GS法

GS法是将多光谱影像进行正交变换,从而消除冗余信息,再将高分辨率影像替换第一分量,最后逆变换获得融合后影像^[21]。GS变换改进了PCA变换中信息过分集中的问题,不受波段限制,较好地保持空间纹理及光谱特征等信息^[22]。

3.2.3 NNDiffuse法

NNDiffuse算法由美国罗彻斯特理工学院(RIT)的Sun等^[23]最先提出,它可以使用OpenMP和统一计算设备架构(CUDA)并行处理技术来实现,大大减少了处理时间。当多光谱各个波段之间波长范围不交叉覆盖,并且全色波段能够基本覆盖到多光谱所有波段的波长范围时,NNDiffuse方法能较好地保留色彩、纹理和光谱等信息^[24]。

3.3 影像融合质量评价方法

本文中所采用的影像融合定量评价指标包括均值、标准差、信息熵、平均梯度、相关系数、扭曲程度、峰值信噪比等^[25-29]7个指标,各指标计算公式及含义如表2所示。

3.4 滑坡识别方法

支持向量机是一种基于统计学理论的机器学习方法,本质是一种二进制分类模型,其基本模型定义为特征空间上的间隔最大的线性分类器。它的目的是在两个不同类之间的 π 坐标的初始空间中

表2 评价指标

Table 2 Evaluation index

评价指标	计算公式	参数及含义
均值(\bar{A}),表示影像灰度的平均值。理想的融合影像应适当增大影像的均值	$\bar{A} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N A(i,j)$	M 和 N 分别为影像的宽度和高度; $A(i,j)$ 为影像的灰度值
标准差(SD),反映影像各像元灰度的离散情况。标准差越大,空间信息越丰富,融合影像的效果越好	$SD = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (A(i,j) - \bar{A})^2}$	\bar{A} 为均值
信息熵(H),衡量影像的信息丰富程度。融合图像的信息熵越大,说明融合影像的信息量增加的越多	$H = - \sum_{i=1}^L P_i \cdot \log_2(P_i)$	P_i 为影像中像素灰度值为 i 的概率; L 为影像的总灰度级数
平均梯度(\bar{G}),反映影像对微小细节的表达力。平均梯度越大,影像的清晰度越高	$\bar{G} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{(\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2) / 2}$	ΔI_x 和 ΔI_y 分别为 x 和 y 方向上的一阶差分
相关系数(R),反映两幅影像的相关程度。相关系数越大,融合方法越能保持原始影像的光谱特征	$R = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(A(i,j) - \bar{A})(F(i,j) - \bar{F})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(A(i,j) - \bar{A})^2] \times \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(F(i,j) - \bar{F})^2]}}$	$F(i,j)$ 为融合影像的灰度值; \bar{F} 为融合影像的均值
扭曲程度(D),用于评价多光谱的信息的保持程度。扭曲程度越小,表明影像的失真程度越小	$D = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N F(i,j) - A(i,j) $	
峰值信噪比(PSNR),衡量影像失真或噪声水平的客观指标。峰值信噪比越大,说明融合效果和质量越好	$PSNR = 10 \lg \frac{MN \cdot \max[F(i,j)]^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [A(i,j) - F(i,j)]^2}$	$\max[F(i,j)]$ 为融合影像最大灰度值

生成一个分离的超平面对样本进行分割,分割的策略是间隔最大化,最终可转化为一个凸二次规划问题来求解,可以使类与类之间的间隔最大化,因而有较好的推广性与较高的准确率^[6,8]。

4 结果与分析

4.1 融合结果分析与评价

S1A 和 S2A 影像融合结果如图 4 所示;融合前后影像质量的定量评价指标通过 Matlab 软件实现,其结果如表 3 所示。其中 VH 和 VV 为 S1A GRD 影像的两个不同极化,无 DB 标签的为未分贝化处理的融合影像,*-DB 为进行分贝化处理后融合的影像,分贝化处理可以使雷达后向散射系数范围近似常见的高斯分布;雷达后向散射系数分贝化后,数据的存储位数可以变小,节省存储空间,以及可可视化和数据分析上更方便^[30]。从融合影像结果以及融合影像质量评价结果表可知:

(1)从融合影像(图 4)的目视结果以及各项融合评价指标(表 3)整体结果来看,使用分贝化处理后的 S1A 影像与 S2A 影像进行融合效果更好,且 S1A 的 VV 和 VH 极化影像与 S2A 影像融合效果接近。

(2)分贝化处理后的 S1A 影像使用 NNDiffuse 方法融合后的光谱扭曲度、峰值信噪比这几个评价指标结果比较好,相关系数甚至达到 1。但是均值、标准差、信息熵、平均梯度没有 GS 和 PCA 方法的

好,说明 NNDiffuse 方法更多地保留了原始数据的光谱特征,以及从融合影像目视结果来看(见图 4(k)和 4(l)),融合后影像与原始 S2A 影像几乎保持一致。

(3)分贝化处理后的 S1A 影像使用 GS 和 PCA 方法融合后的均值、信息熵均略微增加,说明这两种方法融合后影像的亮度、信息量有所提升;对于 GS 和 PCA 方法来说,PCA 方法融合后的标准差、相关系数、光谱扭曲度、峰值信噪比结果更好,说明 PCA 方法融合后的影像失真程度更小,以及从融合影像目视结果来看,GS 方法融合后滑坡区域的轮廓比较模糊(见图 4(c)和 4(d))。整体来看 PCA 方法融合整体效果比 GS 更好,且使用分贝化处理后的 S1A VV 极化影像融合后效果最好。因此,选用最优融合影像 PCA-VV-DB(见图 4(h))进行下一步滑坡识别。

4.2 滑坡标准样本获取

使用原始 S2A MSI2A 影像来提取滑坡影响范围的边界,如图 5 所示,图中的红色范围为目视解译提取到的滑坡影响范围。该目视解译结果将作为滑坡标准样本用来对 SVM 方法提取的滑坡进行精度评价,从而得到滑坡识别的精度。

4.3 分类结果分析

4.3.1 滑坡识别结果

采用 SVM 分类方法对原始 S2A 影像与 S1A 和 S2A 影像融合后效果最好的 PCA-VV-DB 影像进行滑坡识别,训练样本的好坏会影响分类精度。

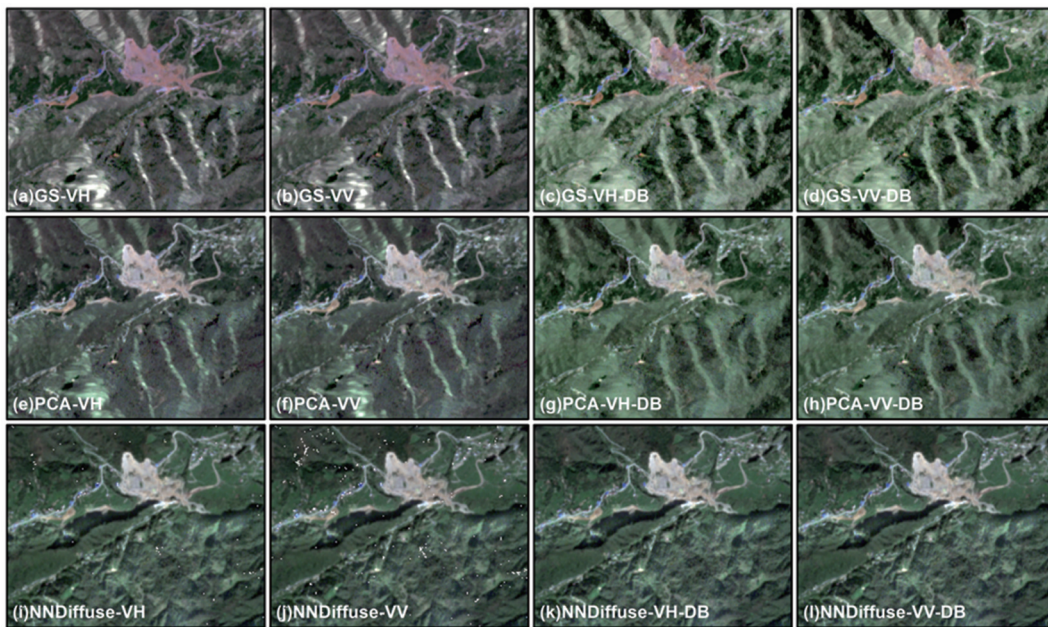


图 4 S1A GRD 和 S2A MSI2A 影像融合结果

Fig.4 Fusion results of S1A GRD and S2A MSI2A images

表 3 融合影像质量评价结果

Table 3 Evaluation results of fusion image quality

数据	波段	均值	标准差	信息熵	平均梯度	相关系数	扭曲程度	峰值信噪比
Sentinel-2A	B2	258.65	178.67	1.27	56.43	1.00	——	——
	B3	442.20	241.09	1.74	78.05	1.00	——	——
	B4	417.30	306.18	1.70	82.10	1.00	——	——
	B8	2 109.70	796.63	3.60	312.91	1.00	——	——
PCA-VH	B2	258.72	172.50	1.31	54.92	0.78	84.49	55.05
	B3	442.24	229.41	1.66	71.37	0.59	154.57	49.80
	B4	417.50	296.06	1.84	82.22	0.81	136.59	50.88
	B8	2 109.70	805.04	2.94	168.39	-0.04	841.45	35.07
PCA-VV	B2	258.70	175.87	1.31	55.11	0.79	82.75	55.08
	B3	442.22	235.24	1.65	71.88	0.61	151.38	49.83
	B4	417.48	302.14	1.83	82.52	0.81	133.78	50.92
	B8	2 109.70	800.39	2.81	170.31	-0.04	824.03	35.11
PCA-VH-DB	B2	258.78	171.05	1.41	55.65	0.78	94.56	54.98
	B3	442.25	226.99	1.86	73.88	0.58	173.09	49.72
	B4	417.85	292.44	2.02	83.38	0.80	152.64	50.83
	B8	2 109.70	807.14	3.67	218.32	-0.06	942.35	35.00
PCA-VV-DB	B2	259.06	177.96	1.44	55.63	0.79	91.70	55.10
	B3	442.79	238.98	1.89	74.03	0.61	167.83	49.84
	B4	418.33	305.11	2.03	83.55	0.82	147.98	50.95
	B8	2 110.90	793.18	3.65	218.37	-0.05	915.43	35.10
GS-VH	B2	260.23	173.36	1.46	57.31	0.24	154.47	49.62
	B3	443.41	233.78	1.70	69.44	0.08	231.64	46.19
	B4	421.05	295.50	2.09	89.45	0.31	254.13	45.36
	B8	2 105.70	815.55	3.35	223.49	0.15	771.01	35.91
GS-VV	B2	260.18	176.60	1.46	57.99	0.27	151.07	49.72
	B3	443.39	237.75	1.70	70.35	0.12	225.70	46.30
	B4	420.90	302.31	2.07	90.49	0.34	248.17	45.46
	B8	2 105.60	801.37	3.29	223.99	0.16	750.83	36.02
GS-VH-DB	B2	262.53	169.04	1.57	58.26	0.23	171.17	49.64
	B3	444.20	231.73	1.96	75.00	0.06	260.16	46.12
	B4	426.77	283.36	2.19	90.01	0.29	280.61	45.42
	B8	2 108.80	809.65	3.68	243.63	0.14	853.84	35.87
GS-VV-DB	B2	263.79	173.60	1.60	58.41	0.30	164.52	49.93
	B3	446.30	236.19	1.98	74.70	0.15	248.79	46.44
	B4	428.69	294.43	2.23	90.65	0.37	269.48	45.73
	B8	2 106.70	782.13	3.64	244.60	0.15	823.00	36.08
NNDiffuse-VH	B2	264.35	276.06	1.25	62.32	0.64	13.38	49.78
	B3	449.61	327.00	1.74	85.52	0.70	17.28	49.01
	B4	425.99	408.72	1.70	93.17	0.73	18.66	47.45
	B8	2 160.50	1599.60	3.59	391.22	0.47	86.78	33.34
NNDiffuse-VV	B2	281.77	439.48	1.30	98.22	0.41	30.61	44.28
	B3	475.45	602.57	1.79	138.42	0.38	42.92	41.39
	B4	458.34	801.01	1.75	159.91	0.40	50.75	39.01
	B8	2 284.40	2646.40	3.64	641.98	0.26	209.96	28.16
NNDiffuse-VH-DB	B2	258.15	175.94	1.25	52.04	1.00	4.10	79.32
	B3	441.70	237.80	1.73	72.59	1.00	5.47	77.48
	B4	416.80	302.81	1.69	76.90	1.00	5.58	76.71
	B8	2 109.20	782.83	3.58	293.23	1.00	21.03	66.54
NNDiffuse-VV-DB	B2	258.15	175.86	1.25	51.90	1.00	4.22	79.08
	B3	441.71	237.76	1.73	72.46	1.00	5.56	77.38
	B4	416.80	302.74	1.69	76.76	1.00	5.68	76.58
	B8	2 109.20	782.83	3.58	292.96	1.00	21.15	66.56



图5 S2A影像人工目视滑坡解译结果

Fig.5 Results of artificial visual interpretation of landslide in S2A image

世界首套 10 m 分辨率的全球地表覆盖产品 (FROM-GLC10), 由 Gong 等^[31] 基于 2014—2015 年间 Landsat 8 影像收集的多季节训练样本集和验证样本集, 以 2017 年获取的 Sentinel-2 影像为背景并借助随机森林分类器而得到。该产品提供了耕地、森林、草地、灌木、湿地、水体、苔原、不透水面、裸地和雪/冰等 10 种地表类型, 总体精度为 72.76%。

本研究结合 FROM-GLC10 数据和研究区的具体状况选取训练样本, 共选取了 4 类训练样本: 耕地、林地、人造地表、滑坡影响区。通过选取的训练

样本使用 SVM 方法得到分类结果, 由于分类结果中往往会包含一些少数几个像元组成的破碎小斑块, 为得到更好的分类结果, 因此, 使用过滤、聚类以及主/次要分析等分类后处理来剔除或合并小斑块。经过多次实验得到了比较好的识别结果, 如图 6 所示。

4.3.2 精度评价

为检验滑坡识别的精度, 将 S2A MSI2A 影像滑坡目视解译结果作为标准样本, 验证 SVM 方法滑坡提取结果。采用正确提取百分比 D_p (Detection percentage)、分歧因子 B_f (Branching factor)、遗漏因子 M_f (Miss factor)、质量百分比 Q_p (Quality percentage) 等^[32] 指标来进行滑坡识别精度评价, 其计算公式如下:

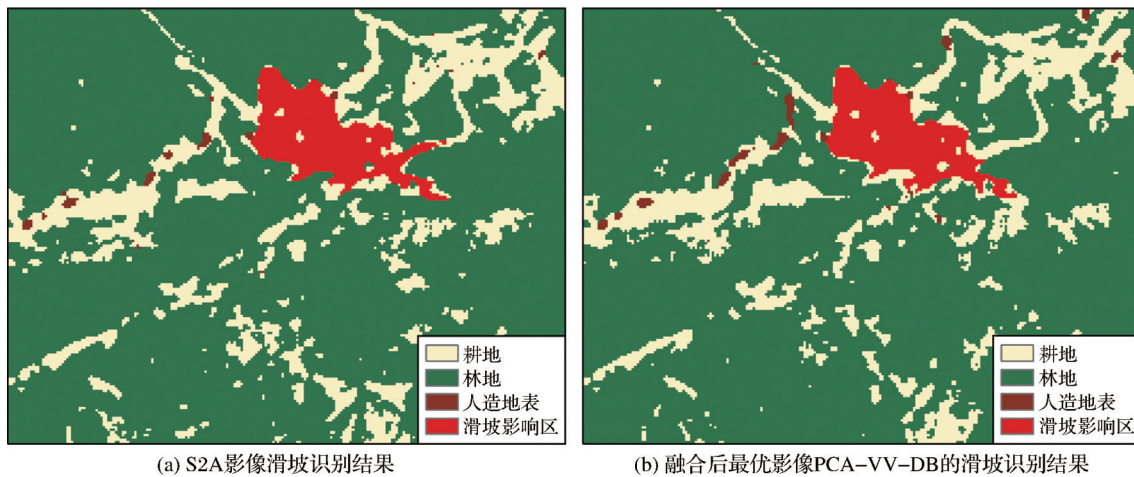
$$D_p = TP / (TP + FN) \cdot 100\% \quad (1)$$

$$B_f = FP / TP \quad (2)$$

$$M_f = FN / TP \quad (3)$$

$$Q_p = TP / (TP + FN + FP) \cdot 100\% \quad (4)$$

其中: TP (True Positive) 为真阳性, 把滑坡正确地识别为滑坡; FN (False Negative) 为假阴性, 把滑坡漏分为非滑坡; FP (False Positive) 为假阳性, 把非滑坡错误地识别为滑坡。



(a) S2A影像滑坡识别结果

(b) 融合后最优影像PCA-VV-DB的滑坡识别结果

图6 S2A影像与S1A和S2A最优融合影像SVM滑坡识别结果

Fig.6 SVM landslide recognition results of S2A image and S1A and S2A optimal fusion image

滑坡识别精度评价结果见表 4, 其中单独使用 S2A 影像滑坡识别的准确率为 95.24%, 质量百分比为 87.18%; 而使用 S1A 和 S2A 影像融合后最优影像滑坡识别的准确率达到 96.65%, 质量百分比为 91.84%。对于滑坡的过度提取和漏提取是由于滑坡在影像上的特征差异较大, 以及滑坡发生前有浓

密植被覆盖造成滑坡发生后滑坡体上存在少许的植被, 从而对滑坡、耕地和林地样本的可分离度有所影响, 因此存在滑坡的过度提取和漏提取, 使用最优融合影像进行滑坡识别可以降低滑坡过度提取和漏提取。评价结果表明, 使用光学影像和 SAR 影像融合能提高滑坡识别的准确性。

表 4 滑坡识别精度

Table 4 Accuracy of landslide identification

数据	正确提取的滑坡面积 (TP)/km ²	过度提取的滑坡面积 (FP)/km ²	遗漏提取的滑坡面积 (FN)/km ²	D _p /%	B _f	M _f	Q _p /%
S2A 影像	0.161 9	0.015 7	0.008 1	95.24	0.10	0.05	87.18
最优融合影像	0.164 3	0.008 9	0.005 7	96.65	0.05	0.03	91.84

4.4 案例推广

为了检验上述研究方案的可推广性,同样以 S1A GRD 和 S2A MSI2A 影像为数据源,对 2020 年 7 月 21 日由连续的强降雨诱发的湖北恩施土家族苗族自治州屯堡乡马者村沙子坝滑坡开展滑坡识别,其整体处理方案与上述过程类似,其中融合效果对于该滑坡同样具有适用性,最优融合影像 PCA-VV-DB 的质量评价指标结果如表 5 所示;利用 SVM 方法分别对原始 S2A 影像与 S1A 和 S2A 影像融合后效果最优的 PCA-VV-DB 影像进行滑坡识

别,获得滑坡识别结果如图 7 所示。

同样,以人工目视滑坡解译结果作为滑坡标准样本,利用上述评价指标分析该滑坡识别精度,精度评价结果见表 6,其中单独使用 S2A 影像滑坡识别的准确率为 94.58%,质量百分比为 93.33%;而使用 S1A 和 S2A 影像融合后最优影像滑坡识别的准确率为 95.17%,质量百分比为 93.65%。针对不同的研究区域,使用光学影像和 SAR 影像融合也能在一定程度上提高滑坡识别的准确性,说明该研究方案具有一定的推广性。

表 5 融合影像质量评价结果

Table 5 Evaluation results of fusion image quality

数据	波段	均值	标准差	信息熵	平均梯度	相关系数	扭曲程度	峰值信噪比
PCA-VV-DB	B2	426.30	256.59	0.05	93.86	0.89	91.57	54.90
	B3	702.26	318.64	0.03	113.61	0.78	164.70	49.79
	B4	714.96	425.18	0.11	146.98	0.86	175.58	49.28
	B8	2 498.70	643.98	0.03	213.99	0.09	676.40	37.51

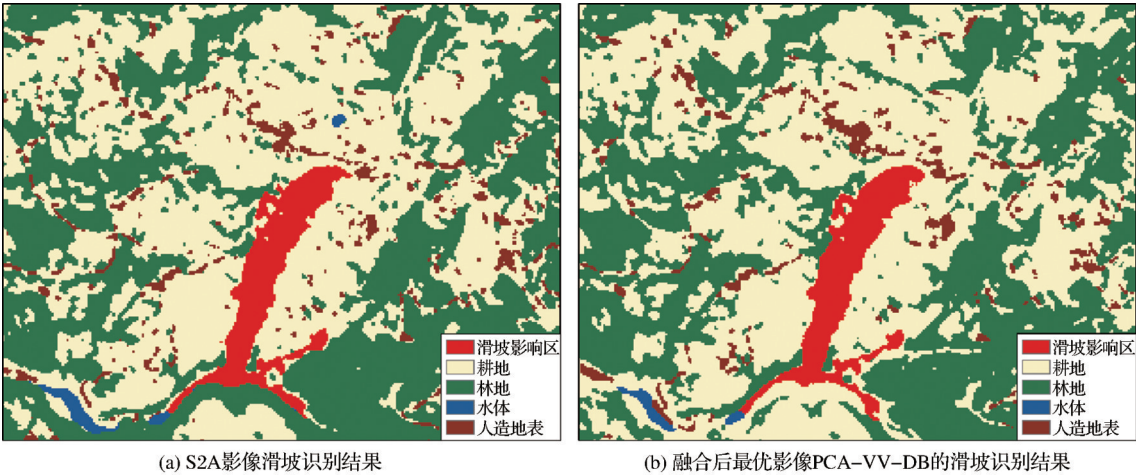


图 7 S2A 影像与 S1A 和 S2A 最优融合影像 SVM 滑坡识别结果

Fig.7 SVM landslide recognition results of S2A image and S1A and S2A optimal fusion image

表 6 滑坡识别精度

Table 6 Accuracy of landslide identification

数据	正确提取的滑坡面积 (TP)/km ²	过度提取的滑坡面积 (FP)/km ²	遗漏提取的滑坡面积 (FN)/km ²	D _p /%	B _f	M _f	Q _p /%
S2A 影像	0.274 2	0.003 9	0.015 7	94.58	0.01	0.06	93.33
最优融合影像	0.275 9	0.004 7	0.014 0	95.17	0.02	0.05	93.65

5 结论与讨论

5.1 结论

受浓密植被干扰不能充分发挥C波段SAR影像在山区滑坡形变监测中的优势,以及光学影像的山区滑坡灾害遥感解译也会存在较大误差,故使用不同的融合方法来对光学影像和SAR影像融合,获取最优的融合影像来对滑坡进行更精确的识别,得到如下结论:

(1)对于研究区使用PCA融合方法对S1A GRD VV极化数据分贝化处理后的影像与S2A影像融合效果最优,即最优融合影像为PCA-VV-DB。

(2)光学影像和SAR影像融合能一定程度上提高光学影像的颜色、纹理、光谱等特征信息,对于研究区使用最优融合影像能更精确的识别林地山区的滑坡,与单独使用光学影像进行研究区滑坡识别相比,使用最优融合影像滑坡识别的准确率由95.24%提升到了96.65%,质量百分比也由87.18%提升到91.84%,滑坡的漏识别和过度识别也均有所降低。

(3)针对不同的研究区域,使用光学影像和SAR影像融合也能在一定程度上提高滑坡识别的准确率,表明光学影像和SAR影像融合对滑坡识别的适用性较好,可以更好地为滑坡风险评估、灾后应急调查以及灾后恢复重建等提供有价值的信息。

5.2 讨论

(1)尽管研究区与案例区的滑坡识别总体结果较好,但是由于滑坡在影像上的特征差异较大,使得滑坡与其疑似对象极易混淆,从而造成滑坡不同程度的漏识别和过度识别。因此需要探索构建滑坡样本与滑坡疑似样本分离度更高的规则,以更好地将滑坡与滑坡疑似对象分开。

(2)光学影像和SAR影像融合在林地山区滑坡的识别中得到了很好的应用,但目前只针对单一的大面积滑坡进行解译,因此下一步可将该方案应用于识别大范围的不同形态大小的滑坡体。

(3)该方案更多地应用于林地山区的滑坡,且研究仅针对于灾后,对于灾前的预测缺乏有力的依据,对于该问题需要解决受浓密植被干扰造成C波段SAR影像失相干的现象,或者使用波长更长以及在植被区具有强穿透力的L波段SAR卫星。我国于2022年最新发射的L波段陆地探测一号01组A星和B星,具备多种成像模式,最高分辨率可达3 m,最大观测幅宽可达400 km,单星8 d、双星4 d重复轨道的观测能力,可应用于条件复杂、地面调查难

以到达地区的灾害隐患早期识别。

(4)星载激光雷达卫星如ICESat和GEDI等数据的时序性虽然较差,但是其测高数据包含丰富的地面信息,可以获取高精度高程控制点,并能作为地面高程变化测量的参考,因此星载激光雷达卫星三维监测的能力,在林地山区滑坡识别、监测与预警方面具有一定的潜力。

参考文献(References):

- [1] Liao Mingsheng, Zhang Lu, Shi Xuguo, *et al.* Methodology and practice of landslide deformation monitoring with SAR remote sensing[M]. Beijing: Science Press, 2017.[廖明生,张路,史绪国,等.滑坡变形雷达遥感监测方法与实践[M].北京:科学出版社,2017.]
- [2] Chen Wenlong, Hou Yong, Li Nan, *et al.* Post-earthquake landslide detection in nepal based on principal component analysis[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2020, 37(1): 166-171.[陈文龙,侯勇,李楠,等.基于主成分变换的滑坡识别方法及其在2015年尼泊尔地震中的应用[J].长江科学院院报,2020,37(1):166-171.]
- [3] Peng Ling, Xu Suning, Mei Junjun, *et al.* Earthquake-induced landslide recognition using high-resolution remote sensing images[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(4): 509-518.[彭令,徐素宁,梅军军,等.地震滑坡高分辨率遥感影像识别[J].遥感学报,2017,21(4):509-518.]
- [4] Borghuis A M, Chang K, Lee H Y. Comparison between automated and manual mapping of typhoon-triggered landslides from SPOT5 imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28 (7/8): 1843-1856. DOI: 10.1080/01431160600935638.
- [5] Zhao W, Li A N, Nan X, *et al.* Postearthquake landslides mapping from Landsat-8 data for the 2015 Nepal Earthquake using a pixel-based change detection method[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(5): 1758-1768. DOI: 10.1109/jstar.2017.2661802.
- [6] Deng Shubin, Chen Qiujin, Du Huijian, *et al.* ENVI remote sensing image processing. Second Edition[M]. Beijing: Higher Education Press, 2014.[邓书斌,陈秋锦,杜会建,等. ENVI遥感图像处理方法.第2版[M].北京:高等教育出版社,2014.]
- [7] Fu Wenjie, Hong Jinyi. Discussion on application of support vector machine technique in extraction of information on landslide hazard from remote sensing images[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2006, 13(4): 120-124.[傅文杰,洪金益.基于支持向量机的滑坡灾害信息遥感图像提取研究[J].水土保持研究,2006,13(4):120-124.]
- [8] Marjanovic M, Bajat B, Kovacevic M. Landslide susceptibility assessment with machine learning algorithms[C]// International Conference on Intelligent Networking & Collaborative Systems. IEEE, 2009. DOI: 10.1109/incos.2009.25.
- [9] Dai Cong, Li Weile, Lu Huiyan, *et al.* Active landslides detection in Zhouqu County, Gansu Province using InSAR tech-

- nology[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(7): 994-1002.[代聪,李为乐,陆会燕,等. 甘肃省舟曲县城周边活动滑坡InSAR探测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(7): 994-1002.]
- [10] Dai Keren, Tie Yongbo, Xu Qiang, *et al.* Early identification of potential landslide geohazards in Alpine-canyon terrain based on SAR interferometry: A case study of the middle section of Yalong River[J]. Journal of Radars, 2020, 9(3): 554-568.[戴可人,铁永波,许强,等. 高山峡谷区滑坡灾害隐患InSAR早期识别——以雅砻江中段为例[J]. 雷达学报, 2020, 9(3): 554-568.]
- [11] Dai Keren, Zhuo Guanchen, Xu Qiang, *et al.* Tracing the pre-failure two-dimensional surface displacements of Nanyu landslide, Gansu Province with radar interferometry[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(12): 1778-1786, 1796.[戴可人,卓冠晨,许强,等. 雷达干涉测量对甘肃南峪乡滑坡灾前二维形变追溯[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(12): 1778-1786, 1796.]
- [12] Jiang Mi, Ding Xiaoli, Li Zhiwei, *et al.* Study on coseismic deformation of Wenchuan Earthquake by USE of land C wavebands of SAR data[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2009, 29(1): 21-26.[蒋弥,丁晓利,李志伟,等. 用L波段和C波段SAR数据研究汶川地震的同震形变[J]. 大地测量与地球动力学, 2009, 29(1): 21-26.]
- [13] Wang Liwen, Wei Yaxing. Progress in monitoring wetland ecosystems by radar remote sensing[J]. Progress in Geography, 2011, 30(9): 1107-1117.[王莉雯,卫亚星. 湿地生态系统雷达遥感监测研究进展[J]. 地理科学进展, 2011, 30(9): 1107-1117.]
- [14] Wang Xuan, Fan Xuanmei, Yang Fan, *et al.* Remote sensing interpretation method of geological hazards in Lush Mountainous area[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(11): 1771-1781.[王绚,范宣梅,杨帆,等. 植被茂密山区地质灾害遥感解译方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(11): 1771-1781.]
- [15] Guo Jiao, Zhu Lin, Jin Biao. Crop classification based on data fusion of Sentinel-1 and Sentinel-2[J]. Transactions of The Chinese Society of Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 192-198.[郭交,朱琳,靳标. 基于Sentinel-1和Sentinel-2数据融合的农作物分类[J]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 192-198.]
- [16] Gaetano R, Cozzolino D, D'Amiano L, *et al.* Fusion of sar-optical data for land cover monitoring[C]// IGARSS 2017 - 2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2017. DOI: 10.1109/igarss.2017.8128242.
- [17] Gargiulo M, Dell'Aglio D A G, Iodice A, *et al.* Integration of Sentinel-1 and Sentinel-2 data for land cover mapping using W-Net[J]. Sensors, 2020, 20(10): 2969. DOI: 10.3390/s20102969.
- [18] Chen Jing, Ou Yanjun. The supremacy of the people and the supremacy of life: A profile of the response to landslides in the Nanbei Towns of Shimen County[J]. Hunan Security and Disaster Prevention, 2020(8): 28-29.[陈晶,欧彦君. 人民至上生命至上——石门县南北镇应对山体滑坡灾害侧记[J]. 湖南安全与防灾, 2020(8): 28-29.]
- [19] Liang Ji, Chu Nan, Zheng Dunyong, *et al.* Application to GF-2 satellite for road landslides monitoring[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(4): 638-645.[梁继,褚楠,郑敦勇,等. 面向道路边坡监测的高分二号应用研究[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(4): 638-645.]
- [20] Sanli F B, Abdikan S, Esetlili M T, *et al.* Evaluation of image fusion methods using PALSAR, Radarsat-1 and SPOT images for land use/land cover classification[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2016: 1-11. DOI: 10.1007/s12524-016-0625-y.
- [21] Liu Kun, Fu Jingying, Li Fei. Evaluation study of four fusion methods of GF-1 PAN and multi-spectral images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(5): 980-986.[刘锟,付晶莹,李飞. 高分一号卫星4种融合方法评价[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(5): 980-986.]
- [22] Qin Shanshan, Wang Shixin, Zhou Yi, *et al.* A research on fusion method for ZY-3 satellite data based on NSCT and GS transform[J]. Journal of Geo-Information Science, 2014, 16(6): 949-957.[秦善善,王世新,周艺,等. NSCT与GS变换的资源三号卫星数据融合方法研究与应用[J]. 地球信息科学学报, 2014, 16(6): 949-957.]
- [23] Sun W, Chen B, Messinger D W. Nearest-neighbor diffusion-based pan-sharpening algorithm for spectral images[J]. Optical Engineering, 2013, 53(1): 013107. DOI: 10.1117/1.oe.53.1.013107.
- [24] Zhao J, Guo J, Cheng W, *et al.* Assessment of SPOT-6 optical remote sensing data against GF-1 using NNDiffuse image fusion algorithm[J]. Modern Physics Letters B, 2017, 31(19-21): 1740043. DOI: 10.1142/s0217984917400437.
- [25] Xu Jing, An Yulun, Liu Suihua, *et al.* Image fusion of spaceborne SAR data and multi spectral data for mountainous plateau: A case study on Bijie City, Guizhou Province, China[J]. Earth and Environment, 2015, 43(4): 457-463.[许璟,安裕伦,刘绥华,等. 高原山区星载合成孔径雷达数据与多光谱数据的图像融合探究——以贵州省毕节市为例[J]. 地球与环境, 2015, 43(4): 457-463.]
- [26] Wang Fang, Yang Wunian, Wang Jian, *et al.* Chinese high-resolution satellite pixel level image fusion and its quality evaluation[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(8): 73-80.[王芳,杨武年,王建,等. 国产高分卫星像素级影像融合及其质量评价[J]. 测绘科学, 2021, 46(8): 73-80.]
- [27] Yang Jun, Wang Xiaoyu. Comparison research on fusion methods of GF-2 and Sentinel-2 Panchromatic multispectral images[J]. Science of Surveying and Mapping, 2022, 47(1): 112-120.[杨军,王筱宇. GF-2和Sentinel-2全色多光谱影像融合方法比较研究[J]. 测绘科学, 2022, 47(1): 112-120.]
- [28] Saygin Abdikan. Exploring image fusion of ALOS/PALSAR data and LANDSAT data to differentiate forest area[J]. Geo-carto International, 2016, 33(1): 21-37. DOI: 10.1080/10106049.2016.1222635.
- [29] Yang Liping, Ma Meng, Xie Wei, *et al.* Fusion algorithm evaluation of Landsat 8 panchromatic and multispectral images in arid regions[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2019, 31(4): 11-19.[杨丽萍,马孟,谢巍,等. 干旱区Land-

- sat8 全色与多光谱数据融合算法评价[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(4): 11-19.]
- [30] Super Heqianshui . SNAP Processes Sentinel-1 IW GRD Data [EB/OL]. <https://blog.csdn.net/lidahuilidahui/article/details/105443366>, 2020.[超级禾欠水 .SNAP 处理 Sentinel-1 IW GRD 数据 [EB/OL]. <https://blog.csdn.net/lidahuilidahui/article/details/105443366>, 2020.]
- [31] Gong P, Liu H, Zhang M N, *et al.* Stable classification with limited sample: Transferring a 30 m resolution sample set collected in 2015 to mapping 10 m resolution global Land Cover in 2017[J]. *Science Bulletin*, 2019, 64(6): 370-373. DOI: 10.1016/j.scib.2019.03.002.
- [32] Lin Qigen, Zou Zhenhua, Zhu Yingqi, *et al.* Object-oriented detection of landslides based on the spectral, spatial and morphometric properties of landslides[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(5): 931-9.[林齐根, 邹振华, 祝瑛琦, 等. 基于光谱、空间和形态特征的面向对象滑坡识别[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(5): 931-937.]

Optimum Fusion Method and Application of Landslide Remote Sensing in Mountainous Woodland Areas

Shi Yuqing^{1,2}, Liang Ji^{1,2}, Li Yunxing³, Meng Saiying^{1,2}, Shi Qian^{1,2}

(1. *National-Local Joint Engineering Laboratory of Geo-Spatial Information Technology in the Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;*

2. *School of Geosciences and Spatial Information Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;*

3. *the First Surveying and Mapping Institute of Hunan Province, Changsha 410118, China)*

Abstract: As one of the geological disasters causing huge economic losses and casualties, landslides have attracted more and more attention from society. In order to accurately identify landslide disasters in mountainous woodland areas, the Leijiashan landslide, which occurred on July 6, 2020 in Panping Village, Nanbei Town, Shimen County, Changde City, Hunan Province, was taken as the research object. Different fusion methods such as Principal Component Analysis (PCA), Gram-Schmidt (GS) and Nearest-Neighbor Diffusion (NNDiffuse) are used to fuse the images of Sentinel-1A Interferometric Wide Swath (IW) Ground Range Detected (GRD) image after non-decibelization and decibelization with Sentinel-2A MSI2A image. Through the quality evaluation of the fused image, the PCA fusion method effect of the VV polarization image of Sentinel-1A after decibelization and Sentinel-2A image is the optimal, that is, the optimal fusion image is PCA-VV-DB. The Support Vector Machine (SVM) method was used to identify the landslide of the optimal fusion image (PCA-VV-DB) and the original optical image Sentinel-2A, respectively. Finally, the Sentinel-2A landslide visual interpretation results were used as the inspection standard to evaluate and compare the accuracy of SVM landslide identification results. At the same time, the Shaziba landslide in Mazhe Village, Tunbao Township, Enshi City, Hubei Province, on July 21, 2020, was used as a case to verify the feasibility of this scheme. The results show that compared with the single use of optical image for landslide recognition in the study area, the accuracy of landslide recognition using the optimal fusion image is increased from 95.24% to 96.65%, and the quality of landslide extraction also increased from 87.18% to 91.84%. The leakage recognition and excessive recognition of landslides are reduced, and the research scheme is popularized. It shows that the fusion of optical image and Synthetic Aperture Radar (SAR) image can improve the accuracy of landslide recognition in mountainous woodland areas, and provide valuable information for landslide risk assessment, disaster emergency investigation and disaster recovery and reconstruction.

Key words: Mountainous woodland areas; Landslide identification; Optical image; SAR image; Fusion; SVM