

引用格式: Li Xinjuan, Lin Jiayuan, Hu Guisheng, *et al.* Remote Sensing-based Debris Flow Source Area Extraction before and after Earthquake for a Typical Mountain Basin in Southwest China: A Case Study in the Shuzheng Village Basin[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(3): 638-648. [李昕娟, 林家元, 胡桂胜, 等. 西南山地典型流域地震前后泥石流物源遥感精细识别[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(3): 638-648.]

doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.3.0638

西南山地典型流域地震前后泥石流物源遥感精细识别 ——以九寨沟树正寨流域为例

李昕娟^{1,2}, 林家元³, 胡桂胜¹, 赵伟¹

(1. 中国科学院水利部成都山地灾害与环境研究所, 四川 成都 610041;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 西南大学地理科学学院, 重庆 400715)

摘要: 泥石流物源的信息获取目前主要依靠野外勘查测量和目视解译提取, 存在耗时费力、覆盖范围有限、主观性强等问题。遥感因其快速、大范围、高精度监测的特点为泥石流物源识别提供了更为可靠的方式。基于 Sentinel 2 影像和 ALOS 地形数据, 根据物源区光谱特征和地形特征差异, 采用面向对象的分类方法进行物源识别, 实现了树正寨流域地震前后泥石流崩滑物源、沟道物源和坡面物源的遥感精细识别。实验结果表明: ①基于无人机和 Google Earth 高分辨率影像选取验证样本发现, 采用该方法的树正寨流域物源识别精度分别为震前 85.71%, 震后 88.34%, 对应的 Kappa 系数分别为 0.77 和 0.76; ②相比于传统基于像元的遥感分类方法, 该方法震前和震后分类精度分别高出 14.28% 和 22.70%, 尤其对于小面积的崩滑单体识别有着更优秀的表现; ③地震前后由于地震诱发崩塌滑坡等灾害导致物源总储量由 $1.85 \times 10^6 \text{ m}^3$ 增至 $3.99 \times 10^6 \text{ m}^3$, 主要物源类型是崩滑物源, 占比 70.80%。总体而言, 实验为泥石流物源的判识提供了基于高分辨率遥感影像观测的自动识别方法, 判识结果也将为泥石流灾害防治及风险评估提供重要的科学支撑。

关键词: 遥感; 面向对象方法; 泥石流; 物源识别; 九寨沟地震

中图分类号: P316; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)03-0638-11

1 引言

2017年8月8日,四川省阿坝州九寨沟县发生7.0级地震,震中(33°12′00″N, 103°49′12″E)距九寨沟国家级自然保护区核心景区约5 km。地震导致大量人员伤亡的同时,所引发的山体崩塌、滑坡等次生地质灾害对景区内的生态环境和自然景观也造成严重破坏,并为流域泥石流灾害的发生提供了更加丰富的松散物源^[1],泥石流潜在危险得到加强。泥石流形成规模的大小多取决于流域物源量的多

少^[2],泥石流物源量的准确识别与估算是流域泥石流调查研究的重要基础,也是泥石流防治工程措施的关键依据。为了定量认识地震对流域物源量变化的影响,探索泥石流物源的分布和演变特征,快速准确地识别物源面积是前提。

目前,泥石流流域物源的识别主要依靠野外勘查和目视解译^[3-7]。此类方法通常能够获得相对较高的识别精度,但需要耗费大量的人力物力,同时,在高海拔、大高差、植被茂密、地形复杂的山区,勘

收稿日期: 2020-07-06; 修订日期: 2021-04-22

基金项目: 四川省重点研发项目(2018SZ0354), 国家重点研发计划课题(2018YFC1505202), 四川省科技计划项目(2020JDJQ0003), 中国科学院青年创新促进会基金项目(2016333)。

作者简介: 李昕娟(1996-), 女, 云南曲靖人, 硕士研究生, 主要从事山地灾害与遥感应用研究。E-mail: xinjuan@imde.ac.cn

通讯作者: 赵伟(1984-), 男, 江西上高人, 副研究员, 主要从事山地资源与环境遥感研究。E-mail: zhaow@imde.ac.cn

查工作难以开展。此外,从已发生的泥石流灾害中发现,勘查获得的泥石流物源量往往存在低估的现象,大量隐性物源未被计入。例如,由于流域物源较少,在两次地质评估工作中均被确定为山洪沟的康定响水沟,在2009年爆发的特大型泥石流中一次冲出固体物质总量达40万 m^3 ^[8]。类似案例又如2012年的白鹤滩矮子沟特大型泥石流,产生30万 m^3 的一次泥石流固体物质总量^[9];2017年的普格县乔窝镇耿底村泥石流,在不足十年一遇的降水作用下形成总量达到1.2万 m^3 的泥石流堆积^[10]。

随着遥感技术的不断发展,运用遥感监测因其具有速度快、范围广、危险性低等特点,弥补了野外勘查耗时多、可达性差的不足,被广泛应用于地质灾害的自动解译识别。总体而言,基于遥感自动或半自动的分类识别技术大致可分为3类:基于像元的方法,面向对象的方法以及变化检测。基于像元的方法^[11-12]虽快捷有效,但其仅利用到影像光谱特征信息,容易产生椒盐效应,且可转移性普遍较差,分类精度十分有限。变化检测^[13-15]中阈值的设定对识别结果影响较大,需要多时相的影像数据,仅适用于从无到有的变化类型识别。相比之下,面向对象的方法^[12,16-17]可充分利用影像的光谱、几何、纹理、地形以及不同地物的类间特征,可有效提高识别精度。但是,目前专门针对泥石流物源的遥感监测研究相对较少,如何将物源影像特征认知与计算

机识别相结合进而开展物源精细识别的方法探索还不够。

采用九寨沟地震前后的 Sentinel-2 影像数据和 ALOS 地形数据,在泥石流物源特征分析的基础上,融合数据的多维特征信息进行多尺度对象分割并构建分层分类规则集,实现树正寨流域地震前后崩滑残积物源、沟道堆积物源和坡面松散物源的精细识别。

2 研究区与数据

2.1 研究区概况

树正寨流域(图1)位于四川省阿坝州九寨沟县九寨沟国家级自然保护区核心景区内,流域面积4.89 km^2 ,主沟长3.50 km ,相对高差1350 m ,支沟长2.36 km ,相对高差1220 m 。流域内主要以陡坡为主,沟谷纵坡较大,属构造侵蚀高山峡谷地貌区,为滑坡、崩塌等不良地质现象的发育提供了有利条件,为松散固体物质的搬运和参与泥石流活动提供了有利的地形条件。受山区复杂地形的影响,流域年降水量偏少,但雨季(5~9月)降水集中,约占全年降水量的75%,往往形成局域性的强暴雨天气过程,并诱发严重的地质灾害。据九寨沟风景名胜区管理局提供资料获知:该流域历史上曾多次暴发泥石流灾害,最近一次大规模泥石流发生于2014年5月,泥石流绕过拦挡工程措施已达距村寨330 m 处,流速53.00 m^3/s ,历时约10 min ,冲出固体物质方量

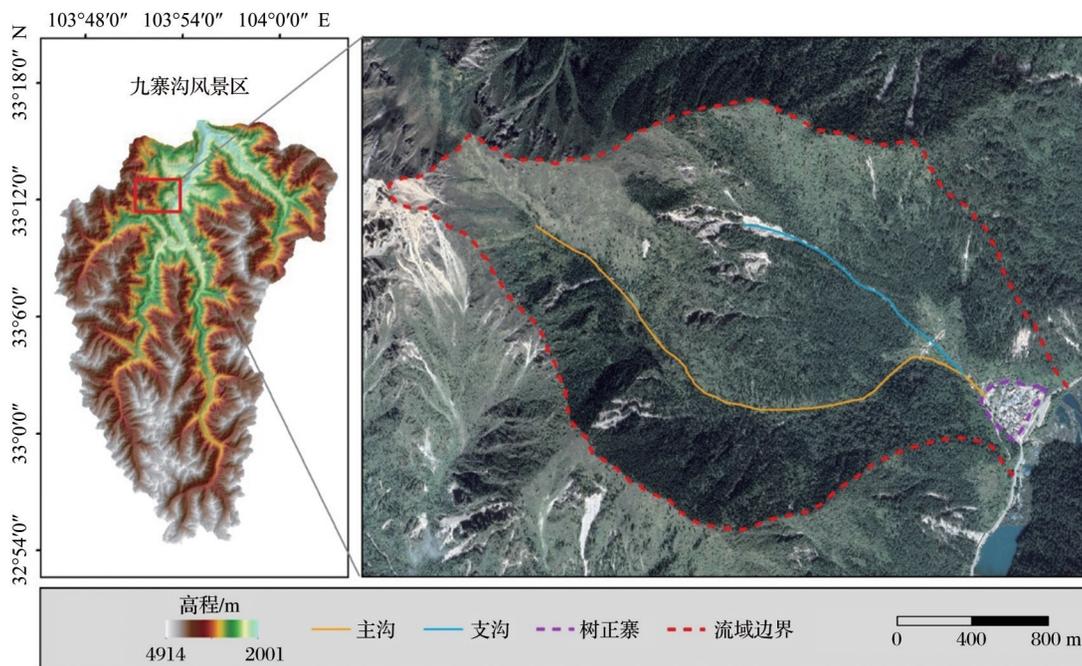


图1 树正寨流域位置及遥感影像图

Fig.1 Location of the Shuzheng village basin and its satellite image

约4 000 m³。

树正寨流域具有充足的地形和水源条件,加之受九寨沟地震强烈的地表破坏影响,流域内松散物源大幅增加,在极端降水事件下,发生灾害性泥石流的可能性较大。一旦暴发泥石流,将直接威胁到树正寨90余户人家400余名居民的生命财产安全,并对景区内的旅游公路、生态栈道、树正群海自然景观及其他公共设施造成威胁。因此,对树正寨流域的泥石流物源进行精细识别,进一步分析地震前后物源量的演变特征,可为流域的灾害防治和景区发展规划提供科学的数据支撑。

2.2 数据源及其预处理

实验采用的数据包括影像数据和地形数据,具体描述如下:

(1)遥感影像数据。影像数据选取了九寨沟地震前后两期研究区云雾阴影条件较好的Sentinel-2卫星遥感影像作为面向对象识别泥石流物源的数据输入,来自于美国地质勘探局官网(USGS)。所使用到的波段主要有空间分辨率均为10 m的蓝光(Band2)、绿光(Band3)、红光(Band4)和近红外(Band8),从中获取影像的光谱、几何、纹理等特征信息。其次,为验证识别物源的精度,选择使用树正寨流域在地震前后(时间分别为:2016年12月26日和2017年8月13日)获取的无人机低空影像,分辨率分别达到0.4 m和0.1 m,从中选取验证样本点。由于无人机拍摄范围有限,故选用0.5 m分辨率的Google Earth影像进行辅助验证样本点的选取。

(2)地形数据。地形数据同样作为面向对象识别泥石流物源的数据输入,选择的参数主要为坡度和粗糙度,二者均可从DEM数据计算获得。其中粗糙度是反映地表起伏变化和侵蚀程度的指标,定义为地表面单元的曲面面积与其在水平面上的投影面积之比,计算公式如下^[18]:

$$R = S_{\text{曲面}} / S_{\text{水平}} = 1 / \cos(\text{Slope} \times 3.14159 / 180) \quad (1)$$

其中: R 表示粗糙度, $S_{\text{曲面}}$ 为地表面单元的曲面面积, $S_{\text{水平}}$ 为水平面上的投影面积,Slope为坡度值。具体DEM数据,选择由日本宇宙航空研究开发机构(JAXA)免费发放的ALOS World 3D,分辨率为30 m,为与Sentinel-2影像数据空间分辨率相匹配,将其重采样至10 m。

3 泥石流物源种类及特征

参与泥石流活动的松散物质通常有多种来源,

通过实地勘察和高分辨率的无人机数据解译,将树正寨流域的泥石流物源类型划分为崩滑残积物源、沟道堆积物源以及坡面松散物源3种。各类物源具体的地形特征和影像特征描述如下:

(1)崩滑残积物源简称崩滑物源。主要来自于地震、强烈的风暴天气等引发的岩体或土体的崩塌和滑坡,多分布于坡度较大、高程较高的陡峭坡面上。崩滑单体的面积或大或小,小面积的单体如图2(a)中的①号滑坡体所示,由于受周围高植被的遮挡影响,地表反射率和亮度值不易于与植被区分,其形状呈现出明显的条带状。大面积的单体如图2(a)中的②号滑坡体和③号崩塌体所示,因其土体大范围裸露,影像中表现为高亮度。

(2)沟道堆积物源简称沟道物源。包括因崩滑滚落至沟道内的松散物,以及受早期泥石流活动、植被破坏影响暴露在沟道内的碎块石土、粉土夹碎块石、砂砾石土等固体物质。流域主沟植被生长状况较好,近年来无泥石流灾害记录,而支沟泥石流活动较为活跃,沟源段地表出露基岩,表层风化较强,沟道流通区在泥石流的冲刷掏蚀作用下,沟道两侧松散堆积物频繁发生垮塌堵溃,因此沟道物源主要由支沟提供,如图2(b)所示。将整个支沟划分为一个特征对象便于将其归类,具有面积大、长宽比大的特点。

(3)坡面松散物源简称坡面物源。主要是指植被覆盖率较低,地表破碎,距泥石流沟较近,有可能参与到泥石流活动中的物质。如图2(c)所示,该类物源主要分布于临近停淤腰带工程区,有少量植被混杂其中,为古泥石流和崩坡积的混合物源。该部分物源较为稳固,受泥石流侵蚀影响的深度不大,能参与到泥石流活动中的固体物质较少。

4 面向对象的泥石流物源遥感精细识别方法

为定量、可靠、准确地统计地震前后树正寨流域的物源总储量,探索地震对泥石流物源分布及总储量变化规律的影响,采用面向对象的分类方法从卫星影像中半自动地识别物源的分布及范围,技术路线如图3所示。首先对地震前后Sentinel-2卫星影像的蓝、绿、红和近红外4个波段进行投影转换、图像配准、SCS+C地形辐射校正等预处理,以减轻传感器和高山阴影等对影像产生的影响;接着基于多波段数据和地形数据对地物对象进行多尺度分

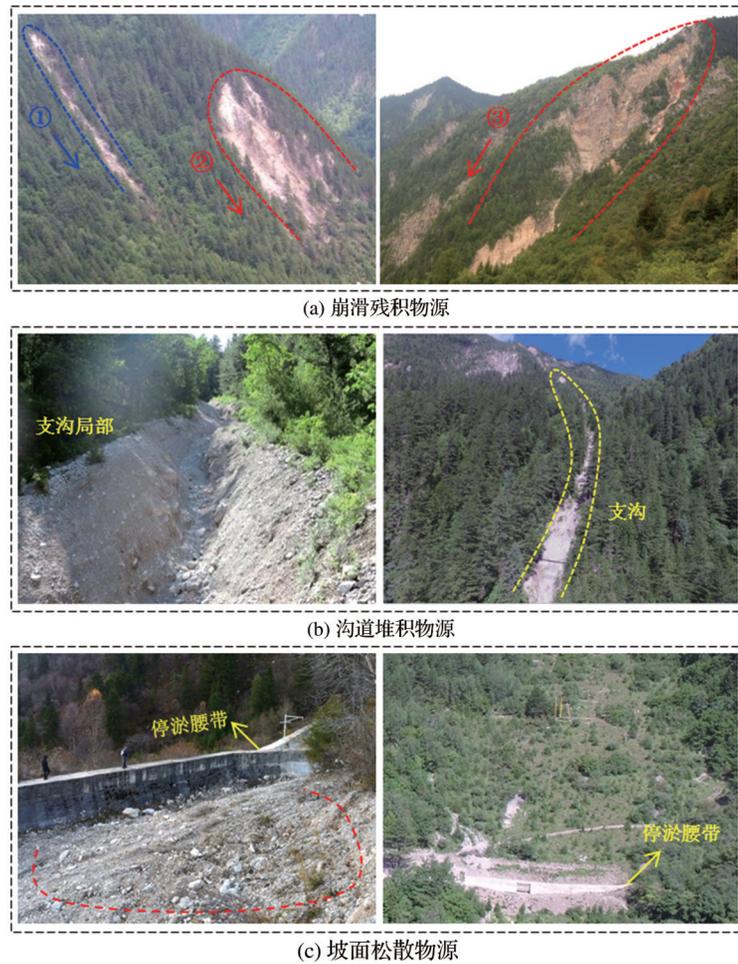


图 2 树正寨流域实地考察及无人机拍摄现场照片

Fig.2 Field survey and UAV photographs of the Shuzheng village basin

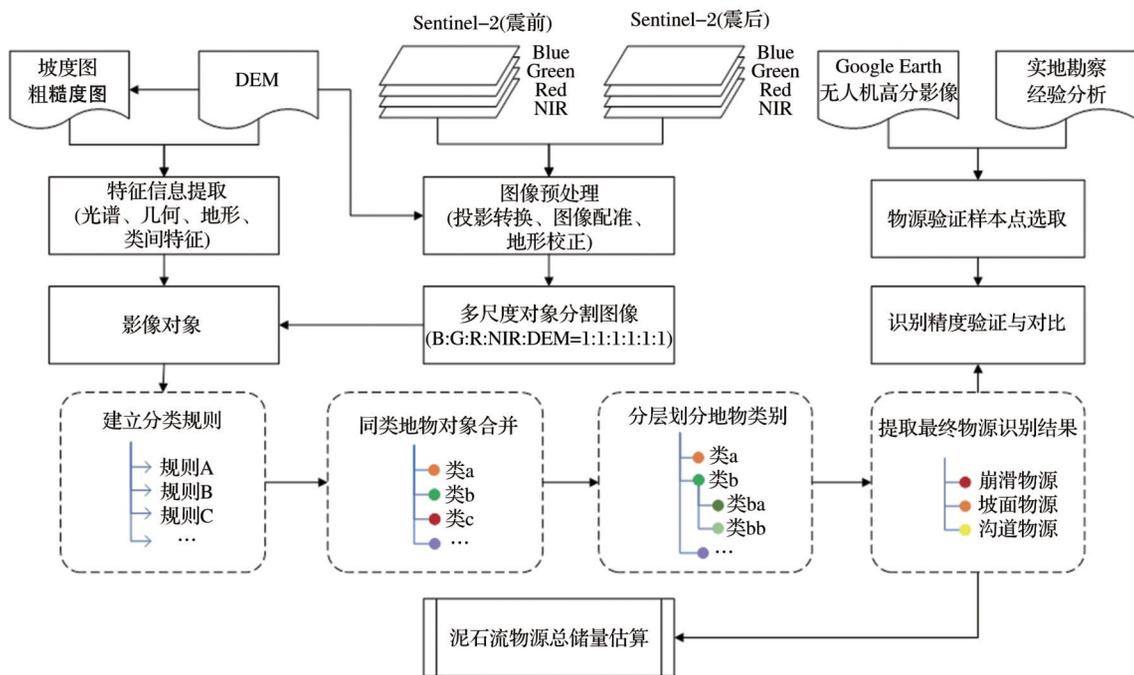


图 3 泥石流物源遥感识别技术流程

Fig.3 Flowchart for extracting the material sources of potential debris flow based on remote sensing data

割;然后在已分割影像对象上,基于对不同地物类型和物源类型的地形特征以及影像特征的认识,选取光谱、几何、地形和类间等特征信息构建分层分类规则集;最后将同类对象合并,提取最终物源识别结果。通过与野外勘察和高分辨率影像目视解译的验证样本点对比分析,检验物源识别的精度,进而对泥石流物源总储量进行估算。

4.1 图像对象分割

图像分割是面向对象分类方法的第一步,分割结果直接影响到分类的程度和精度。多尺度分割是图像分割中十分常用的方法,其重点在于定义适合的尺度分割参数^[19]。过大或过小的分割尺度会导致欠分割或过分割,都不利于分类精度的提高。目前,分割参数大多依据目视效果或对多个尺度分割的结果评价来择优选择,也有一些学者提出了优化分割尺度的有效方法^[20-22]。因研究区范围相对较小,地物类型不至于特别复杂,分割运行速度很快,故采用试错法进行多次分割后选择最优的分割参数。需要说明的是,基于对研究区实地考察以及影像光谱特征的认识,应重点关注区域内易错分、误分的混淆点的分割情况。通过多次试验,最终确定参与对象分割的图层包括蓝、绿、红、近红外4个波段和DEM,各个图层的权重比为1:1:1:1,分割尺度为25,形状因子为0.1,紧密度因子为0.6。

4.2 分层分类规则建立

泥石流物源在遥感影像上的色调、纹理、形态结构等呈现出与其他地物不同的特点,并且其具有独特的地形分布特征,因此可以充分利用光谱、纹理、几何和地形等信息对物源进行精细识别。由于泥石流物源与常见的水体、植被等地物相比,其特征较为复杂,很难用某一指数准确识别,而且在纹理信息给予度不高的非高分辨率影像中极易与道路、房屋等高反射率的地物混淆,因此采用分层分类的方法,先将特征信息明确、容易识别的地物进行归类,再对剩余对象以及存在误分类别的对象进行二次分类。首先将研究区中的湖泊、道路、植被和建筑设施通过相应的特征信息和特征值依次归类,剩余未分类对象归为候选物源,其中将归一化植被指数(NDVI)较小的稀疏植被区确定为候选植被;然后对候选物源和候选植被进一步分类,这一步可以很大程度上削弱小面积物源误分为植被的概率,同时实现不同物源类型的归类。规则集中用到的特征信息包括归一化水体指数(NDWI)、ND-

VI、亮度值等光谱信息,坡度、粗糙度、高程等地形信息,长宽比、面积等几何信息,以及与湖泊的距离、与建筑设施的距离等类间特征信息。

基于对泥石流物源特征的分析 and 优化后的图像分割对象,利用模糊逻辑和隶属度函数^[12,23]建立树正寨流域泥石流物源识别分层规则集。模糊分类利用两个参数来定义所使用隶属度函数的左边界和右边界,如图4所示,其中 a 为左边界, b 为右边界。以湖泊的分类规则为例,NDWI值采用模糊分类中的大于隶属度函数,模糊值在-0.4~-0.2之间,表示NDWI特征值大于-0.2的对象属于湖泊的隶属度为1,而小于-0.4的对象属于湖泊的隶属度为0,介于-0.4~-0.2的对象属于湖泊的隶属度介于0~1之间。

4.3 物源总储量估算

泥石流流域内固体松散物质的体积总和为流域的物源总储量(静储量),其中可参与到泥石流活动中的物源量称为动储量。因各地的泥石流物源类型和启动条件不同,计算动储量的方法并不统一^[24-25],同时需要在特定暴雨条件下计算相应的动储量,因此本文只对总储量进行估算。总储量的估算采用“泥石流防治工程技术”^[26]中的方法,公式如下:

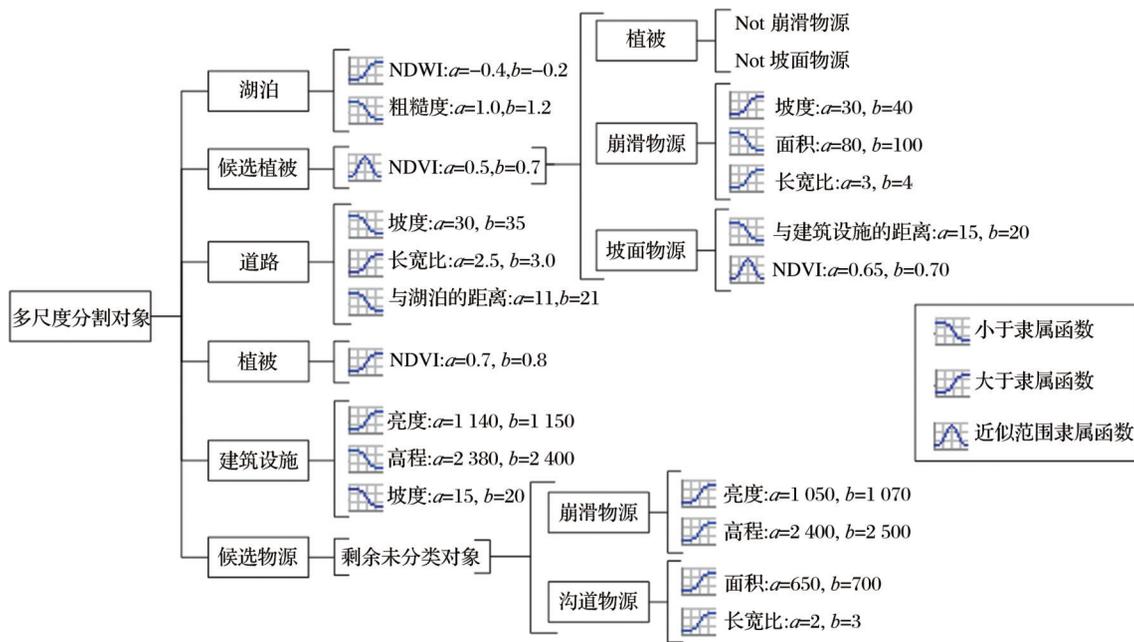
$$V = A \cdot \bar{H} \quad (2)$$

其中: V 指单体储量,单位为 m^3 ; A 是不良地质体在平均长、宽上的垂直投影面积,单位为 m^2 ; \bar{H} 为不良地质体的平均厚度,单位为 m 。

5 结果与讨论

5.1 数据预处理与物源识别结果

经地形校正的地震前后 Sentinel-2 影像与原始影像对比如图5(a)和5(b)所示,可以看出树正寨流域内的山体阴影得到明显改善,尤其是流域南部坡面阴影区地表信息得到显著加强,更有利于分类识别。基于校正后的影像应用上述方法对研究区进行泥石流物源信息快速提取,并将面向对象方法提取的结果(图5(d))与基于像元的监督分类方法的提取结果(图5(c))进行对比。对比发现,两种方法均能实现泥石流物源的分类识别,但基于像元的方法存在明显的“椒盐现象”,尤其是在流域沟口的树正寨居民区,因建筑设施、道路、裸露的泥石流物源三者的光谱信息及其相似,存在大量零散不连续的错分像元,同时该方法也不能将沟道物源和崩滑物



(注: 同类对象不同特征规则间的运算均为“与”运算)

图 4 树正寨流域泥石流物源识别分层规则集

Fig.4 Rule-sets of extracting material sources of potential debris flow in the Shuzheng village basin

源很好地区分。而面向对象的方法无论是在物源与其他地物类型的区分上还是物源内部类型的区分上,都表现出较好的识别结果。值得一提的是,因数据源成像时间在夏季,植被茂密,一些小面积的崩滑单体被植被遮挡,难以从单个像元的光谱特征中直接被识别,但利用其几何和纹理的特征划分为一个对象就能很好的与其他地物区分开。如图 5 中的 A、B 和 C,用基于像元的方法被误分为植被,但利用面向对象的方法可以将其识别。

对地震前后的泥石流物源识别结果进行对比分析发现,震后物源范围相比震前明显扩大。其中,震后出现大量崩滑物源新增点,广泛分布于流域支沟和主沟的沟源段附近,在树正寨居民区的北部上方也出现多个新增崩滑物源区,大部分崩滑单体规模较小,呈现出长条状。此外,沟道物源和坡面物源相比震前都出现了明显的范围扩张。总体来看,树正寨流域震前的主要物源类型是沟道物源,仅有少量崩滑物源,而震后崩滑物源剧增,成为震后的主要物源类型。

5.2 识别精度验证与分析

为确保验证样本点选取的可靠性,利用高分辨率的无人机影像与 Google 影像相结合,从中准确选取各类物源的验证点,高分辨率影像如图 6 所示,顶

5.3 物源总储量估算结果

能参与泥石流活动的松散物源的数量级、性质

层为无人机影像,底层为 Google Earth 影像。利用混淆矩阵的方法对物源识别结果进行客观的评价,两种分类方法对各类物源地震前后的识别精度统计列在表 1 中。首先从总体物源的识别上来看,面向对象方法地震前后的总体识别精度分别为 85.71% 和 88.34%,分别比基于像元的方法高出 14.28% 和 22.70% 的精度,对应的 Kappa 系数分别高出 0.23 和 0.37。接着从分类物源的识别情况来看,利用面向对象方法沟道物源的识别精度高于其余两类物源的精度,震前震后分别是 95.24% 和 95.65%,而基于像元的方法沟道物源的识别精度在 3 类中最低,震前震后分别是 57.14% 和 47.83%。这表明面向对象方法在提高物源识别精度上的表现主要归功于沟道物源识别精度的大幅提高,而坡面物源和崩滑物源的精度提高相对沟道物源较弱,尤其是震前坡面物源的识别,两种方法的识别精度一致,均为 82.35%,Kappa 系数为 0.79。另外,应用面向对象的方法时,崩滑物源和坡面物源的漏分误差为 0,即生产者精度为 100%,表明这两类物源全部被正确识别为物源,只是存在少量被错分为其他物源类别的情况,且错分误差均在 18% 以下,其中震前崩滑物源和坡面物源的错分误差分别为 16.67% 和 17.62%,震后分别为 13.11% 和 11.11%。和分布,是衡量泥石流规模、频率与发展走势的主要依据之一。估算泥石流物源的总储量与静储量

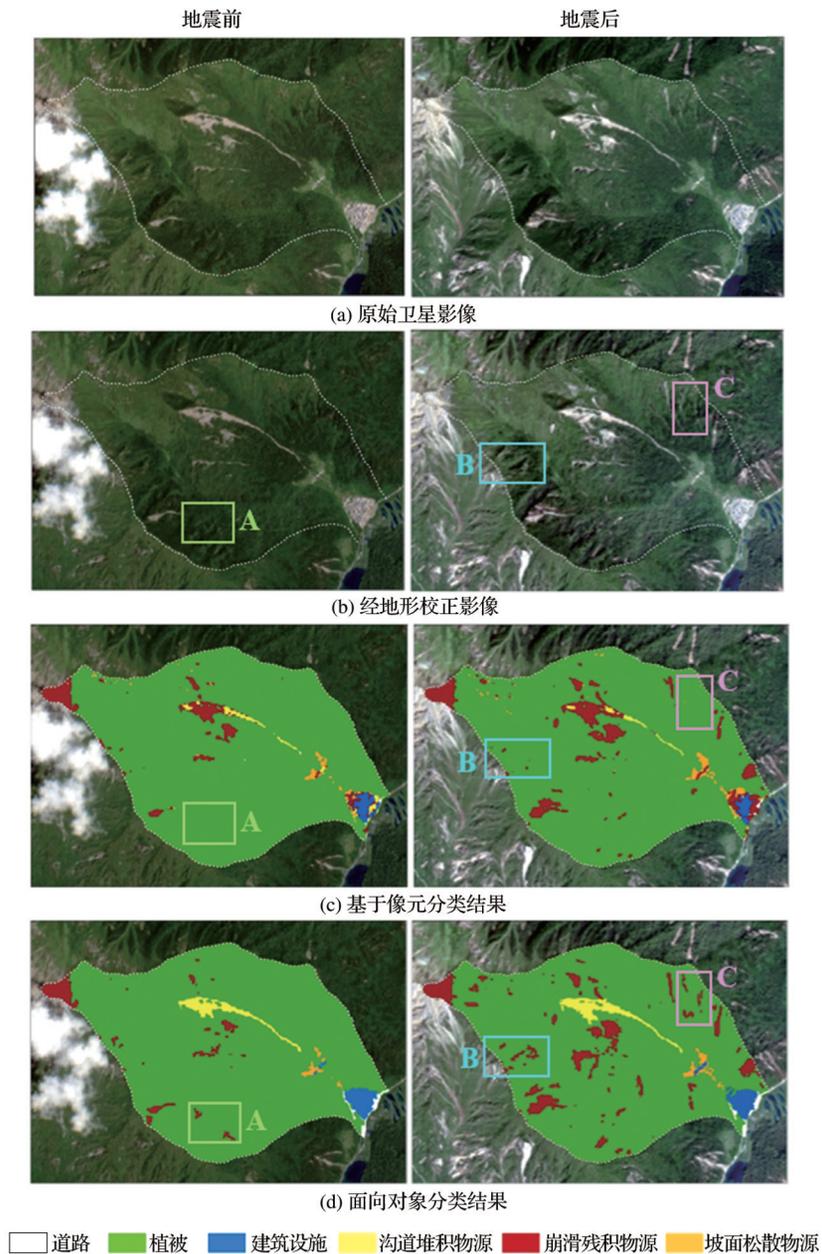


图5 树正寨流域数据预处理结果与地震前后不同识别方法结果对比

Fig.5 Data preprocessing results and the comparison of results of different classification methods before and after earthquake in the Shuzheng village basin

都有重要的意义,其中动储量与降雨量等启动条件息息相关,因此,实验初步对流域物源总储量进行估算,主要为了定量认识地震对物源的影响。依据式(2)的方法对树正寨流域的崩滑物源、沟道物源、坡面物源(下述数据排列顺序同上)总储量进行统计。其中平均厚度 \bar{h} 来自于震前(2015年7月27日)震后(2017年8月25日)不同时期树正寨流域地质灾害危险性评估报告,震前分别为8 m、10 m、2 m,震后分别为8 m、11 m、3 m,投影面积 A 为本文方法识别物源范围的统计结果。

通过计算统计得到各类物源及总物源的投影面积和总储量如图7所示,地震前后物源总储量分别为 $1.85 \times 10^6 \text{ m}^3$ 和 $3.99 \times 10^6 \text{ m}^3$,地震导致流域物源净增 $2.14 \times 10^6 \text{ m}^3$,其中崩滑物源增量最大,为 $1.84 \times 10^6 \text{ m}^3$,震后的崩滑物源总量近震前的3倍。震后崩滑物源、沟道物源和坡面物源分别增加了65.04%、23.44%和57.10%。地震前后坡面物源占总物源的比例几乎不变,分别为2.11%和2.28%,而崩滑物源和沟道物源的占物源总量的比例受地震影响显著,从较为接近的53.41%和44.48%的占

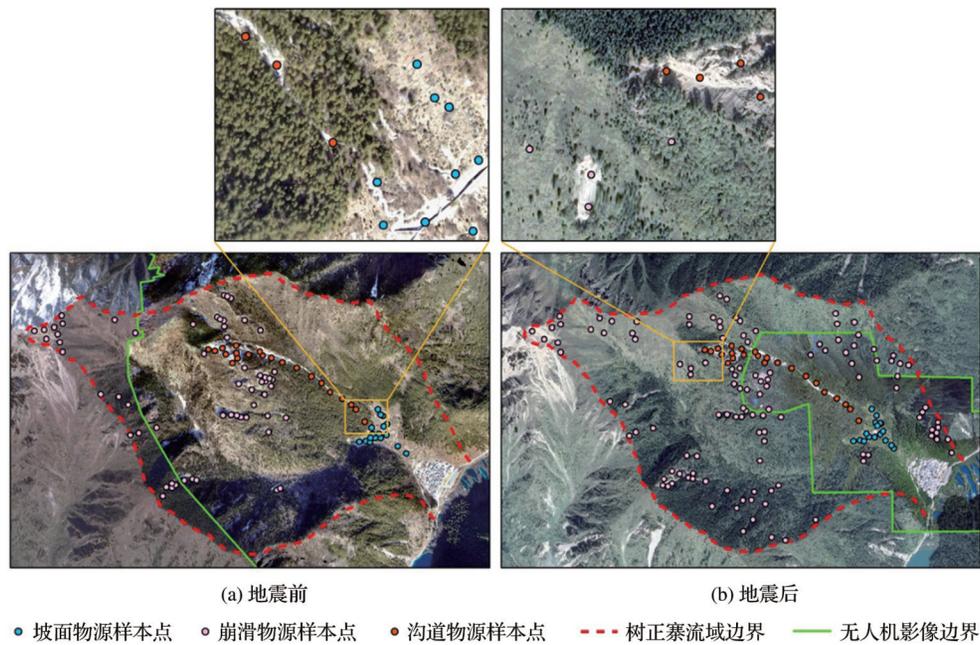


图 6 选取验证样本点的震前及震后无人机高分辨率影像

Fig.6 UAV images (before and after earthquake) used for sampling points for validation

表 1 树正寨流域地震前后物源识别精度

Table 1 Accuracy of debris flow source recognition before and after the earthquake in the Shuzheng village basin

| 时间 | 物源类别 | 漏分误差/% | | 错分误差/% | | 总体精度/% | | Kappa 系数 | |
|----|------|--------|-------|--------|-------|--------|-------|----------|------|
| | | 面向对象 | 基于像元 | 面向对象 | 基于像元 | 面向对象 | 基于像元 | 面向对象 | 基于像元 |
| 震前 | 崩滑物源 | 0 | 15.38 | 16.67 | 26.67 | 83.33 | 73.33 | 0.66 | 0.43 |
| | 沟道物源 | 9.10 | 7.69 | 4.76 | 42.86 | 95.24 | 57.14 | 0.93 | 0.51 |
| | 坡面物源 | 0 | 0 | 17.62 | 17.65 | 82.35 | 82.35 | 0.79 | 0.79 |
| | 均值 | 3.03 | 7.69 | 13.02 | 29.06 | 85.71 | 71.43 | 0.77 | 0.54 |
| 震后 | 崩滑物源 | 0 | 10.99 | 13.11 | 33.61 | 86.89 | 66.40 | 0.63 | 0.24 |
| | 沟道物源 | 12.00 | 8.33 | 4.35 | 52.17 | 95.65 | 47.83 | 0.95 | 0.44 |
| | 坡面物源 | 0 | 16.67 | 11.11 | 16.67 | 88.89 | 83.33 | 0.88 | 0.81 |
| | 均值 | 4.00 | 12.00 | 9.52 | 34.15 | 88.34 | 65.64 | 0.76 | 0.39 |

比变为 70.80% 和 26.92%。其中,震后崩滑物源储量($2.82 \times 10^6 \text{ m}^3$)与九寨沟风景名胜区管理局所提供的 2018 年的“九寨沟风景名胜区树正寨灾后恢复提升规划项目地质灾害危险性评估报告”估算结果($2.11 \times 10^6 \text{ m}^3$)相近,其误差主要源自勘察报告覆盖范围仅为人工可达区域,而本文估算结果为整个区域完全覆盖。地震前后崩滑物源储量变化估算结果($1.84 \times 10^6 \text{ m}^3$)与 Hu Xudong 等^[27]的计算结果($1.58 \times 10^6 \text{ m}^3$)接近。以上比较分析结果一定程度上反映了本研究估算结果的可靠性。

6 结 语

为定量认识 8·8 九寨沟地震对树正寨流域泥石流物源的影响,探索地震前后物源总储量的变化规律以及研究区不同物源类型的分布范围及其变化

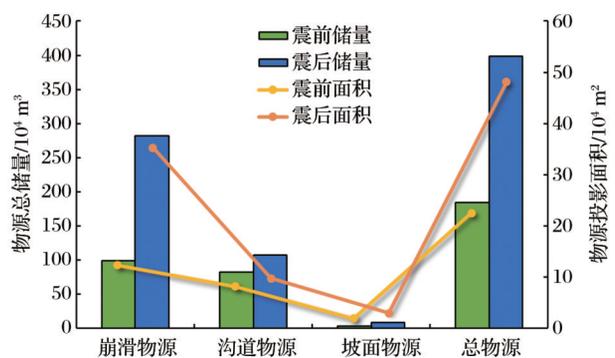


图 7 树正寨流域泥石流物源投影面积与总储量统计图

Fig.7 Bar graph of projected area and total reserves of material source of debris flow in the Shuzheng village basin

特征,基于 Sentinel-2 影像数据和地形数据,采用面向对象的方法构建流域物源分层分类识别规则集,实现了树正寨流域泥石流物源的精细识别,并对地

震前后物源总储量进行估算和分析,主要得到以下结论:

(1)采用面向对象的方法构建物源识别规则集,最终的识别结果较好,为降低传统基于目视解译灾害判识的不确定性提供了新思路。通过从无人机和Google Earth高分辨率影像中选取验证样本进行精度验证,得到地震前后物源总体识别精度分别为85.71%和88.34%,对应的Kappa系数分别为0.77和0.76。

(2)相比于传统基于像元的遥感分类方法,本文方法的物源识别结果更可靠,精度更高,地震前后的识别精度分别高出14.28%和22.70%,尤其对于小面积的崩滑单体识别有着更优秀的表现。

(3)基于面向对象方法的物源识别结果估算树正寨流域泥石流物源总储量,震前为 $1.85 \times 10^6 \text{m}^3$,震后为 $3.99 \times 10^6 \text{m}^3$ 。震后总储量最大的物源类型和增幅最大的物源类型均是崩滑物源,震后总储量为 $2.82 \times 10^6 \text{m}^3$,占总物源量的70.80%,增幅为65.04%。

尽管实验结果较好,但依然存在一些不足:①由于所采用的卫星光学影像分辨率有限,同时因植被遮盖、地形数据精度低等原因造成部分结果的误判和漏判;②实验所建立的物源识别分层规则集可转移性有限,不同区域的物源往往呈现不同的特征信息,需要准确分析后有针对性的修改;③实验提出了半自动化的面向对象物源识别方法,但自动化程度较低,有待进一步提高。总体而言,研究为泥石流物源的判识提供了基于高分辨率遥感影像观测的自动识别方法,判识结果将为物源面积、储量的定量评估提供重要的方法支撑。

参考文献(References):

- [1] Peng Shixiong, Chen Weidong. A Three-parameter Method for Evaluating Debris Flow Hazards [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2018, 37(1): 429-436. [彭仕雄, 陈卫东. 泥石流危险性三要素评估方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2018, 37(1): 429-436.]
- [2] Hu Kaiheng, Cui Peng, You Yong, *et al.* Influence of Debris Supply on the Activity of Post-quake Debris Flows [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2011, 22(1): 4-9. [胡凯衡, 崔鹏, 游勇, 等. 物源条件对震后泥石流发展影响的初步分析[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2011, 22(1): 4-9.]
- [3] Lu Xuejun, Shi Zhenchun, Shang Weitao, *et al.* The Method and Application of Multi-dimension Interpretation for Landslides Using High Resolution Remote Sensing Image [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(1): 141-149. [鲁学军, 史振春, 尚伟涛, 等. 滑坡高分辨率遥感多维解译方法及其应用[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(1): 141-149.]
- [4] Zeng Sen, Wang Lei, Zhou Changrong. Research on Type and Spatial Distribution of Source of Debris Flow in Yingxiu Town [J]. Technology of Soil and Water Conservation, 2015(6): 8-9, 18. [曾森, 王蕾, 周长蓉. 映秀镇泥石流物源类型及空间分布研究[J]. 水土保持应用技术, 2015(6): 8-9, 18.]
- [5] Yao Weiyi, Chang Ming, Li Weile. Dynamic Evolution Characteristics of Material of Typical Debris Flow Using Remote Sensing Technology, in Longxi Catchment, Dujiangyan, China [J]. Research of Soil and Water Conservation, 2018, 25(3): 205-209. [姚维益, 常鸣, 李为乐. 都江堰龙溪河流域典型泥石流物源演化特征遥感监测[J]. 水土保持研究, 2018, 25(3): 205-209.]
- [6] Tang Yao, Wang Lijuan, Ma Guochao, *et al.* Emergency Monitoring of High-level Landslide Disasters in Jinsha River Using Domestic Remote Sensing Satellites [J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(2): 252-261. [唐尧, 王立娟, 马国超, 等. 利用国产遥感卫星进行金沙江高位滑坡灾害灾情应急监测[J]. 遥感学报, 2019, 23(2): 252-261.]
- [7] Wang Ruiqi, Wang Xueliang, Liu Haiyang, *et al.* Identification and Main Controlling Factor Analysis of Collapse and Landslide based on Fine DEM-Taking Jiacha-Langxian Section of Yarlung Zangbo Suture Zone as an Example [J]. Journal of Engineering Geology, 2019, 27(5): 1146-1152. [王瑞琪, 王学良, 刘海洋, 等. 基于精细DEM的崩塌滑坡灾害识别及主控因素分析——以雅鲁藏布江缝合带加查—朗县段为例[J]. 工程地质学报, 2019, 27(5): 1146-1152.]
- [8] Liu Chuazheng. "7.23" Extraordinary Debris Flow Disaster in Kangding, Sichuan [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2009, 20(3): 51-51. [刘传正. 四川康定"7.23"特大泥石流灾害[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2009, 20(3): 51-51.]
- [9] Hu Guisheng, Chen Ningsheng, Li Jun, *et al.* Research on Dynamic Characteristics and Development Tendency of Debris Flow Near Field Region in Baihetan Hydropower Station, Jinshajiang River [J]. Research of Soil and Water Conservation, 2014, 21(2): 238-245. [胡桂胜, 陈宁生, 李俊, 等. 金沙江白鹤滩水电站坝址近场区泥石流运动特征与发展趋势分析[J]. 水土保持研究, 2014, 21(2): 238-245.]
- [10] Cheng Ningsheng, Huang Na. Emergency Investigation on Debris Flow 8.8 Disaster in Qiaowo Town, CountyPuge, Sichuan, China [J]. Mountain Research, 2018, 36(3): 482-487. [陈宁生, 黄娜. 普格县莽窝镇8.8泥石流灾害应急调查研究[J]. 山地学报, 2018, 36(3): 482-487.]

- [11] Mondini A C, Guzzetti F, Reichenbach P, *et al.* Semi-automatic Recognition and Mapping of Rainfall Induced Shallow Landslides Using Optical Satellite Images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(7): 1743-1757. doi: 10.1016/j.rse.2011.03.006.
- [12] Jiann-Yeou R, Jyun-Ping J, Ruey-Juin R. Semiautomatic Object-Oriented Landslide Recognition Scheme from Multi-sensor Optical Imagery and DEM[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2014, 52(2): 1336-1349. doi: 10.1109/TGRS.2013.2250293.
- [13] Li Z B, Shi W Z, Myint Soe W, *et al.* Semi-automated Landslide Inventory Mapping from Bitemporal Aerial Photographs Using Change Detection and Level Set Method[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 175: 215-230. doi: 10.1016/j.rse.2016.01.003.
- [14] 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 & Remote Sensing*, 2017, 10(5): 1758-1768. doi: 10.1109/JSTARS.2017.2661802.
- [15] Li Qilun, Zhang Wanchang, Yi Yaning. An Information Extraction Method of Earthquake-induced Landslide: A Case Study of the Jiuzhaigou Earthquake in 2017[J]. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*, 2020, 37(1): 93-102.[李麒麟, 张万昌, 易亚宁. 地震滑坡信息提取方法研究——以2017年九寨沟地震为例[J]. *中国科学院大学学报*, 2020, 37(1): 93-102.]
- [16] 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): 931-937.[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.]
- [17] 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.]
- [18] Zeng Zhen, Yang Benyong, Fan Jianrong, *et al.* Calculating Landscape Surface Area based on the Geology Significance of the Surface Roughness [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2014, 29(5): 846-852.[曾珍, 杨本勇, 范建容, 等. 基于地表粗糙度地质意义的地表真实面积计算[J]. *遥感技术与应用*, 2014, 29(5): 846-852.]
- [19] Baatz M, Schäpe A. An Optimization Approach for High Quality Multi-scale Image Segmentation[C]// *Beiträge Zum AGIT-Symposium*. 2000.
- [20] Thuy T Vu, Yamazaki F, Matsuoka M. Multi-scale Solution for Building Extraction from LiDAR and Image Data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2009, 11(4): 0-289. doi: 10.1016/j.jag.2009.03.005.
- [21] Zhang X L, Xiao P F, Feng X Z, *et al.* Toward Evaluating Multiscale Segmentations of High Spatial Resolution Remote Sensing Images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2015, 53(7): 3694-3706. doi: 10.1109/TGRS.2014.2381632.
- [22] Ma Yanni, Ming Dongping, Yang Haiping. Scale Estimation of Object-oriented Image Analysis based on Spectral-spatial Statistics [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017, 21(4): 566-578.[马燕妮, 明冬萍, 杨海平. 面向对象影像多尺度分割最大异质性参数估计[J]. *遥感学报*, 2017, 21(4): 566-578.]
- [23] Liu Jiaodi, Cao Weibin, Pei Zhiyuan, *et al.* Fuzzy Classification of Arid and Semi-arid Region Features Using Multi-resolution Data [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(8): 220-224.[刘姣娣, 曹卫彬, 裴志远, 等. 基于多分辨率数据的干旱和半干旱地区地物模糊分类[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(8): 220-224.]
- [24] Malamud B D, Turcotte D L, Guzzetti F, *et al.* Landslide Inventories and Their Statistical Properties [J]. *Earth Surface Processes & Landforms*, 2004, 29(6): 687-711. doi: 10.1002/esp.1064.
- [25] Fang Qunsheng, Tang Chuan, Wang Yi, *et al.* A Calculation Method for Predicting Dynamic Reserve and the Total Amount of Material Source of the Debris Flows in the Wenchuan Meizoseismal Area [J]. *Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering*, 2016, 36(6): 1008-1014.[方群生, 唐川, 王毅, 等. 汶川极震区泥石流流动储量与总物源量计算方法研究[J]. *防灾减灾工程学报*, 2016, 36(6): 1008-1014.]
- [26] Wang Jikang, Huang Rongjian, Ding Xiuyan, *et al.* Debris Flow Prevention and Control Engineering Technology [M]. Beijing: China Railway Publishing House, 1996.[王继康, 黄荣鉴, 丁秀燕, 等. 泥石流防治工程技术[M]. 北京: 中国铁道出版社, 1996.]
- [27] Hu X D, Hu K H, Tang J B, *et al.* Assessment of Debris-flow Potential Dangers in the Jiuzhaigou Valley Following the August 8, 2017, Jiuzhaigou Earthquake, Western China [J]. *Engineering Geology*, 2019, 256: 57-66. doi: 10.1016/j.enggeo.2019.05.004.

Remote Sensing-based Debris Flow Source Area Extraction before and after Earthquake for a Typical Mountain Basin in Southwest China: A Case Study in the Shuzheng Village Basin

Li Xinjuan^{1,2}, Lin Jiayuan³, Hu Guisheng¹, Zhao Wei¹

(1. *Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;*

3. *School of Geographical Sciences, Southwest University, Chongqing 400715, China*)

Abstract: At present, the quantification of debris flow material sources is mainly depended on field survey, which is time-consuming, with limited spatial coverage and strong subjectivity. Comparatively, remote sensing-based detection method provides a more reliable way for extracting areas of debris flow material sources because of its characteristics of frequent observation, large scale coverage and high precision. In this study, we developed an object-oriented classification method to extract the source area based on Sentinel 2 image and ALOS digital elevation model data, according to the spectral and topographic characteristics of the source area. Compared with visual interpretation method, this method was automatically conducted and can identify the type difference of the material sources. Take the Shuzheng village basin as a case study, the method precisely extracted the three key sources for debris flow (slump-mass sources, gully sediments sources and slope wash sources) before and after the earthquake. The results show that: (1) Based on the validation sample points collected from high-resolution images of UAV and Google Earth, the material sources extraction accuracy of the proposed method is 85.71% before the earthquake and 88.34% after the earthquake, and the corresponding Kappa coefficients are 0.77 and 0.76 respectively. (2) Compared with the pixel-based remote sensing classification method, the accuracy of the proposed method before and after the earthquake is 14.28% and 22.70% higher, and it has a better performance, especially for the recognition of small areas of slump-mass. (3) Before and after the earthquake, due to disasters such as collapses and landslides, the total source reserves increased from 1.85 million m³ to 3.99 million m³. The main source type is the slump-mass source, accounting for 70.80%. In general, this study provides a semi-automatic extraction method based on high-resolution remote sensing image for the extraction of debris flow sources, which will provide important scientific support for debris flow disaster prevention and risk assessment.

Key words: Remote sensing; Object-oriented analysis method; Debris flow; Source area extraction; Jiuzhaigou earthquake