

基于 SHALSTAB 模型与面向对象遥感影像分析的地震滑坡信息快速检测*

王晓波^{1,2}, 鲁恒^{2,3,4♣}, 刘雪梅⁵, 杨正丽^{3,4}, 项霞^{3,4}, 蔡诗响^{3,4}

(1. 青海省基础地理信息中心, 青海 西宁 810001; 2. 青海省地理空间信息技术与应用重点实验室, 青海 西宁 810001; 3. 四川大学 水力学与山区河流开发保护国家重点实验室, 四川 成都 610065; 4. 四川大学 水利水电学院, 四川 成都 610065; 5. 四川省地震局, 四川 成都 610041)

摘要: 滑坡是最为常见的地震次生灾害之一, 对其进行有效监测一直都是业界研究的热点。基于此, 提出了一种高分遥感影像地震滑坡信息快速检测方法, 该方法将 SHALSTAB 模型与面向对象影像分析相结合, 首先对遥感影像进行多尺度分割, 并根据稳定性模型赋权, 然后根据深度学习机制对滑坡对象进行检测, 最后对检测结果进行过滤, 并将该方法应用于 2013 年芦山地震滑坡检测, 与目视解译结果进行对比。结果表明: 该方法能快速检测高分遥感影像上滑坡, 滑坡检测正确率达 85% 以上。

关键词: 坡度稳定性模型; 面向对象; 高分遥感影像; 滑坡; 快速检测

中图分类号: P315.942, P231.5

文献标识码: A

文章编号: 1000-0666(2019)02-0273-07

0 引言

遥感技术作为一种有效的对地观测手段, 已经广泛应用于土地利用调查、测绘以及地理国情(省)情监测等领域, 特别是高分遥感影像以其空间分辨率高、视场范围广等优点, 得到了广泛的应用, 在地震灾害快速检测及灾害评估等方面具有得天独厚的优势。但目前, 基于高分遥感影像的灾害检测以目视解译为主, 耗时耗力, 是灾害检测评估应用中的瓶颈(Saha *et al*, 2016; Debella-gilo, Käab, 2012)。

随着遥感技术的发展, 部分学者研究了计算机半自动解译方法, 主要包括滑坡光谱信息法、纹理信息法、神经网络法、面向对象分类法等。其中, 光谱和纹理信息法主要是基于滑坡体与其周围环境的光谱、纹理特征差异明显这一特征实现的, 适用于一些新滑坡, 而对于光谱、纹理特征和发育背景不明显的区域应用效果不明显(沈永林等, 2011)。半自动解译方法主要针对中、低分辨率影像。随着支持向量机与人工神经网络方

法的出现, 遥感滑坡信息提取也有了新的发展。由于高分辨率影像光谱、几何信息均比较丰富, 已有的滑坡信息提取方法已不能满足需求, 于是面向对象的分类方法应运而生(Cheng *et al*, 2013; 胡德勇等, 2008; Scaioni *et al*, 2014; 郭加伟等, 2018; 鲁学军等, 2014), 该方法难点在于分类规则的挖掘。

针对上述高分影像地震滑坡信息提取中面临的问题, 本文提出了一种浅层滑坡稳定模型(SHALlow Landslide STABility model, 简称 SHALSTAB)与面向对象影像分析相结合的高分遥感影像地震滑坡信息快速检测方法, 该方法以地表坡度稳定性模型、面向对象影像分析的理论知识为基础, 首先对遥感影像进行多尺度分割, 并根据稳定性模型赋权, 然后根据深度学习机制对滑坡对象进行检测, 最后对检测结果进行过滤。

1 研究方法

1.1 基于 SHALSTAB 模型的地表坡度稳定性评价

浅层滑坡是对人类生命财产安全存在影响的

* 收稿日期: 2019-01-10.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(41701499)、四川省科技厅重点研发项目(2018GZ0265)和青海省地理空间信息技术与应用重点实验室基金(QHDX-2018-07)联合资助。

♣通讯作者: 鲁恒(1984-), 博士, 主要从事 3S 技术集成应用研究. E-mail: luheng@scu.edu.cn.

众多危害中的一种。学者们对于斜坡的稳定性预测提出了各自的评估模型,其中由 Montgomery 和 Dietrich (1994) 提出的 SHALSTAB 模型应用较广泛,该模型耦合了稳态水文假定模型和无限斜坡稳定性模型,主要用于评价浅层滑坡稳定性的时空分布和发展趋势。在假设稳定状态的降雨事件下,将土壤、植物特性和近地表水流与边坡稳定性模型结合,以坡度和比积水面积作为主要参数,同时考虑土壤深度与植物特性影响,进行边坡稳定性评估。无限斜坡滑动面如图 1 所示。

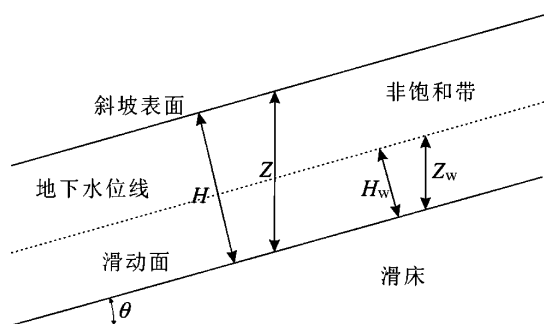


图 1 无限斜坡滑动面示意图

Fig. 1 Schematic diagram of infinite slope sliding surface

SHALSTAB 模型以广义摩尔-库伦破坏准则为基本原理,在稳定状态的降雨事件下,可表示为:

$$\gamma_s Z \cos \theta \sin \theta = c + (\gamma_s Z - \gamma_w Z_w) \cos^2 \theta \tan \phi \quad (1)$$

经整理后可表示为:

$$\frac{Z_w}{Z} = \frac{c}{\gamma_w Z \cos^2 \theta \tan \phi} + \frac{\gamma_s}{\gamma_w} \left(1 - \frac{\tan \theta}{\tan \phi} \right) \quad (2)$$

式中: Z_w 为地下水位高度; Z 为土壤厚度; γ_s 为土体密度; γ_w 为水体密度; ϕ 为内摩擦角; θ 为坡度; c 为黏聚力。

Montgomery 和 Dietrich (1994) 以稳定的降雨为基础,结合 TOPOG 模型进行运算,假设自然降雨与湿度空间分布有关联,将达西定律方程式变换为:

$$qa = kZ_w \cos \theta \sin \theta b \quad (3)$$

在饱和土壤的浅层地表下径流中,根据土壤导水系数 T 和土壤厚度 Z 的关系,式 (3) 可转化为:

$$Tb \sin \theta = kZ \cos \theta \sin \theta b \quad (4)$$

结合式 (3) 和 (4),可以得出:

$$w = \frac{Z_w}{Z} = \frac{q}{T} \frac{a/b}{\sin \theta} \quad (5)$$

式中: q 为有效降雨量; T 为水力传导系数; a 为贡献区域; b 是区域内水流长度; a/b 为比积水面积; w 为湿度指数。

结合水文模型和无限边坡稳定性模型生成新的斜坡稳定计算模型,即 SHALSTAB 斜坡稳定模型为:

$$\frac{q}{T} \frac{a}{b \sin \theta} = \frac{c}{\gamma_w Z \cos \theta \tan \phi} + \frac{\gamma_s}{\gamma_w} \left(1 - \frac{\tan \theta}{\tan \phi} \right) \quad (6)$$

利用式 (6) 可将研究区分成 7 种类型,如表 1 所示。

表 1 SHALSTAB 模型稳定性评价分类

Tab. 1 Evaluation and classification of stability based on SHALSTAB model

SHALSTAB 类型	类型描述
长期不稳定	无条件不稳定, 不饱和
$\lg(q/T) < -3.1$	无条件不稳定, 饱和
$-3.1 < \lg(q/T) < -2.8$	不稳定, 饱和
$-2.8 < \lg(q/T) < -2.5$	不稳定, 不饱和
$-2.5 < \lg(q/T) < -2.2$	稳定, 不饱和
$\lg(q/T) > -2.2$	无条件稳定, 不饱和
稳定	无条件稳定, 饱和

SHALSTAB 模型中的关键参数变量 θ , a 可以从数字高程模型 DEM 推导出来; 参数 γ_s , ϕ , c , Z 以及土壤相关参数 γ_w , b 等可以看作是常量, 如 $\gamma_w = 1\,000 \text{ kg/m}^3$, b 与研究区数据空间分辨率相关, 参照本文 DEM 数据分辨率, 设置为 20 m。

1.2 面向对象多尺度分割滑坡快速检测

1.2.1 滑动窗口检测与分割检测

目前常规的滑坡检测方法是滑动窗口检测, 通过移动、缩放检测窗口, 遍历整个待检测区域, 对目标进行检测。一方面滑坡通常有大有小, 采用多尺度检测更加合理; 另一方面采用分割的方法, 将图像划分为若干有意义的图像区域, 在分割的基础上进行检测, 不仅可以避免大量的冗余检测, 而且使得检测对象的语义信息更加明确。

与滑动窗口检测相比, 分割检测的待搜索空间明显缩小, 时间效率提高, 但仍然存在 2 个问题: 一是冗余检测, 在待检测图像中, 灾害属于极少数情况, 大量分割区域的检测属于冗余检测; 二是虚警率 (错误检测), 在单纯依靠光学影像的灾害检测中, 所提供的信息难以区分出真实灾害与影像中类似灾害的地物 (Fiorucci *et al*, 2011; Cheng *et al*, 2013)。

1.2.2 面向对象影像分析与 SHALSTAB 模型结合

针对分割检测存在的问题, 将多尺度分割结果与 SHALSTAB 模型稳定性评价结果结合,

为待检测分割结果赋权。在检测阶段, 权重可以过滤待检测区域, 用于加速检测过程; 在处理阶段, 基于权重可以过滤错误检测, 提高检测准确度。

首先进行待检测区域的多尺度分割, 然后基于 SHALSTAB 模型稳定性评价结果为分割结果赋权重, 赋权过程基于 GIS 空间区域统计实现, 标识该区域的斜坡稳定性。实验中在赋权时, 区域定性评价指标统计量选取最小值指标 (受限于 DEM 分辨率及精度, 最大化灾害发生的概率)。图 2 即为分割区域赋权模型。

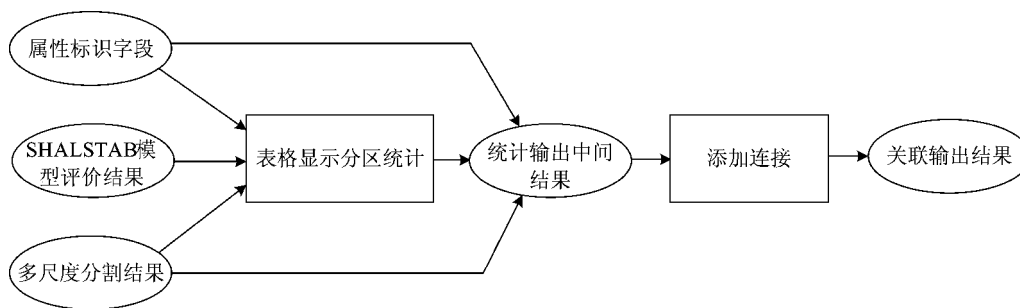


图2 分割区域赋权模型

Fig. 2 Segmentation region weighting model

基于深度学习机制 (付萧等, 2018) 得到滑坡灾害检测模型, 如图 3 所示。在多个尺度上对带权待检测分割结果进行检测, 最后对检测结果进行后处理、合并、消除等, 得到最终滑坡检测结果。

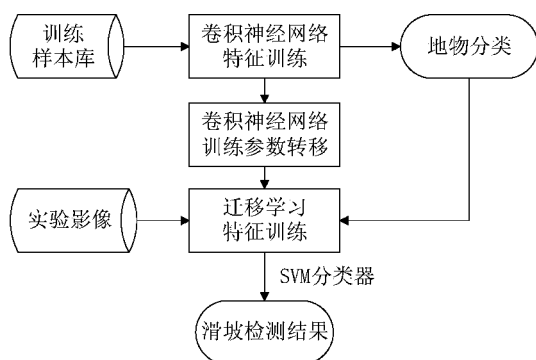


图3 滑坡灾害检测模型

Fig. 3 Landslide hazard detection model

2 实验结果

本文选取 2013 年四川芦山 7.0 级地震震区为

研究区, 面积约为 16 km², 研究对象为震区内发生的地震滑坡。该次地震发生在龙门山断裂带, 研究成果可以进一步应用于周边山区的地质灾害防治、规划重建等, 具有较好的应用价值。

选取 300, 400, 500, 600 共 4 个分割尺度, 对研究区进行多尺度面向对象分割, 分割结果如图 4 所示。

基于 SHALSTAB 模型, 对检测结果进行赋权, 结果如图 5 所示。从图 5 可以看出, 经过赋权后疑似滑坡区域对象都属于不稳定区域或长期不稳定区域。

根据已构建的深度学习滑坡信息检测模型, 进行分割检测, 结果如表 2 所示。通过结合分割区域赋权结果, 在检测阶段可以减少检测次数, 加速检测。分析表 2 可发现, 基于 SHALSTAB 模型进行赋权检测, 随着分割尺度的增加, 加速效果逐渐减弱, 但检测次数在总体上比直接检测减少约 40%。在检测后的处理过程中, 基于 SHALSTAB 模型结合分类器概率输出可进行过滤检测, 提高检测精度。

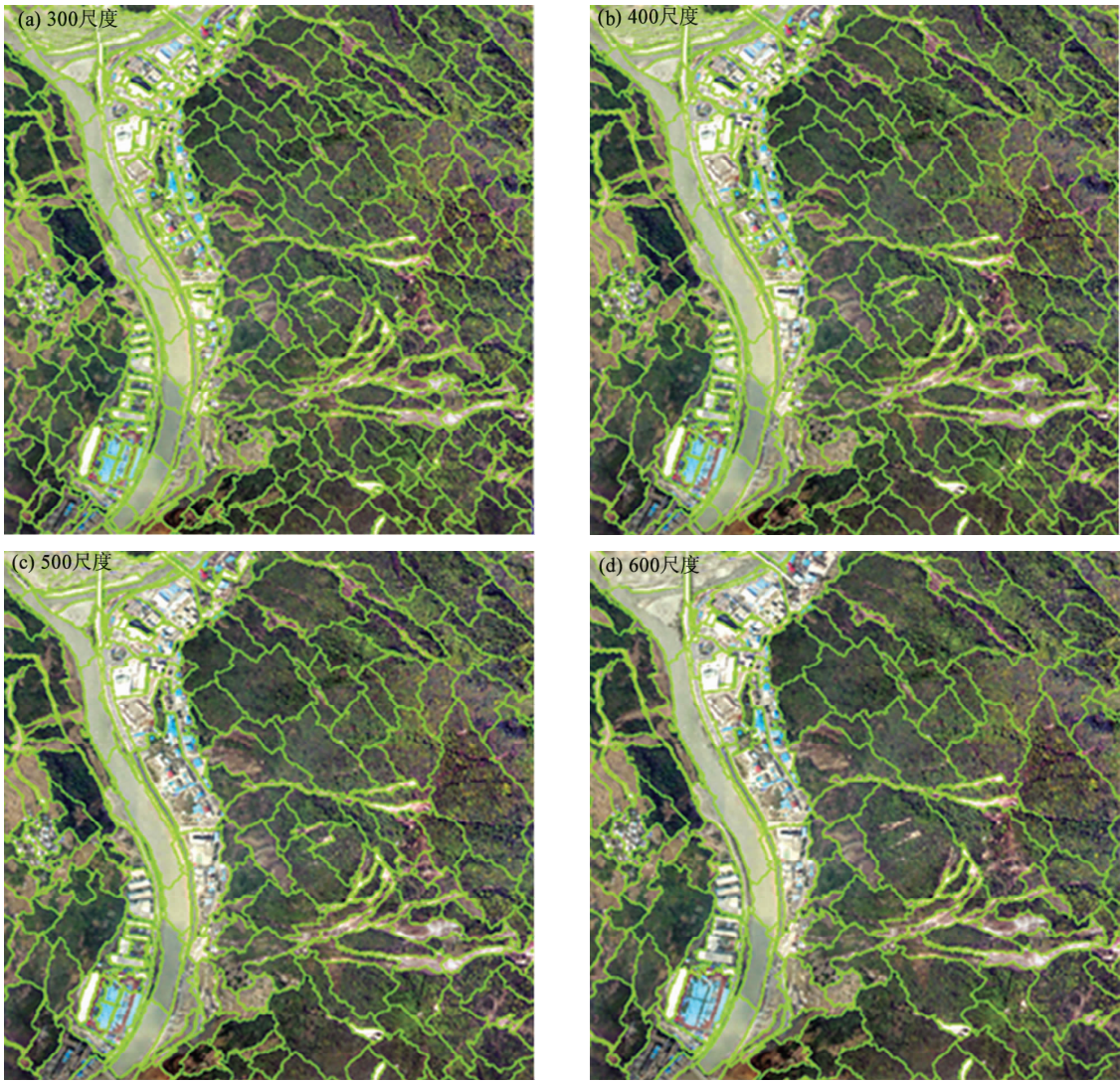


图 4 多尺度分割结果 (局部)

Fig. 4 Multi-scale segmentation results (local)

表 2 基于 SHALSTAB 模型的加速效果

Tab. 2 Acceleration effect based on SHALSTAB model

分割尺度	全部检测 次数	SHALSTAB 模型过滤后 检测次数	减少百分比 (%)	分割尺度	全部检测 次数	SHALSTAB 模型过滤后 检测次数	减少百分比 (%)
300	4 371	2 270	48	500	1 779	1 095	38
400	2 656	1 510	43	600	1 263	829	34

注：由于计算机配置不同，对比检测次数更合适。

图 6a 为基于分割结果的完全检测，研究区左上角出现大量误检。将 SVM 分类器概率输出阈值取 0.8，对原始检测结果进行过滤（图 6b），从图 6b 可以看出部分误检被剔除，但仍有与灾害类似的地物被错误地识别为灾害。针对研究区稳定区域发生灾害可能性低的特点，基于 SHALSTAB 模

型评价结果，剔除位于稳定区域 $\lg q/T > -2.5$ 的检测结果，并进行过滤（图 6c），从图 6c 可见，剔除了大量稳定区域误检。

将最终检测结果与目视解译结果进行叠加，如图 7 所示。从图中可以看出，研究区中目视解译 57 个滑坡，检测结果覆盖了其中 53 个，个别小规模滑

坡被漏检，但也识别出许多未被解译出的灾害；理论上选取合适的 SVM 分类器概率输出阈值，以及 SHALSTAB 评价阈值，或融合多尺度检测结果，都可以实现灾害检测，但可能会导致大量的误检。

图 8 为随机选取的检测结果局部放大图，可以看出检测结果基本覆盖整个灾害区域，但也存在一些问题：检测结果边界不清晰，灾害周围地物

被误检较多，这是由于基于分割检测获取分割区域外包络矩形图像作为待检测图像，灾害周围分割区域也往往覆盖灾害导致被误检；类似灾害的区域（如带状裸地）被误检，主要是因为基于纯粹的光谱信息可能不足以完全解决灾害的解译问题，通过融合多光谱或者专题信息可以进一步改善检测结果。

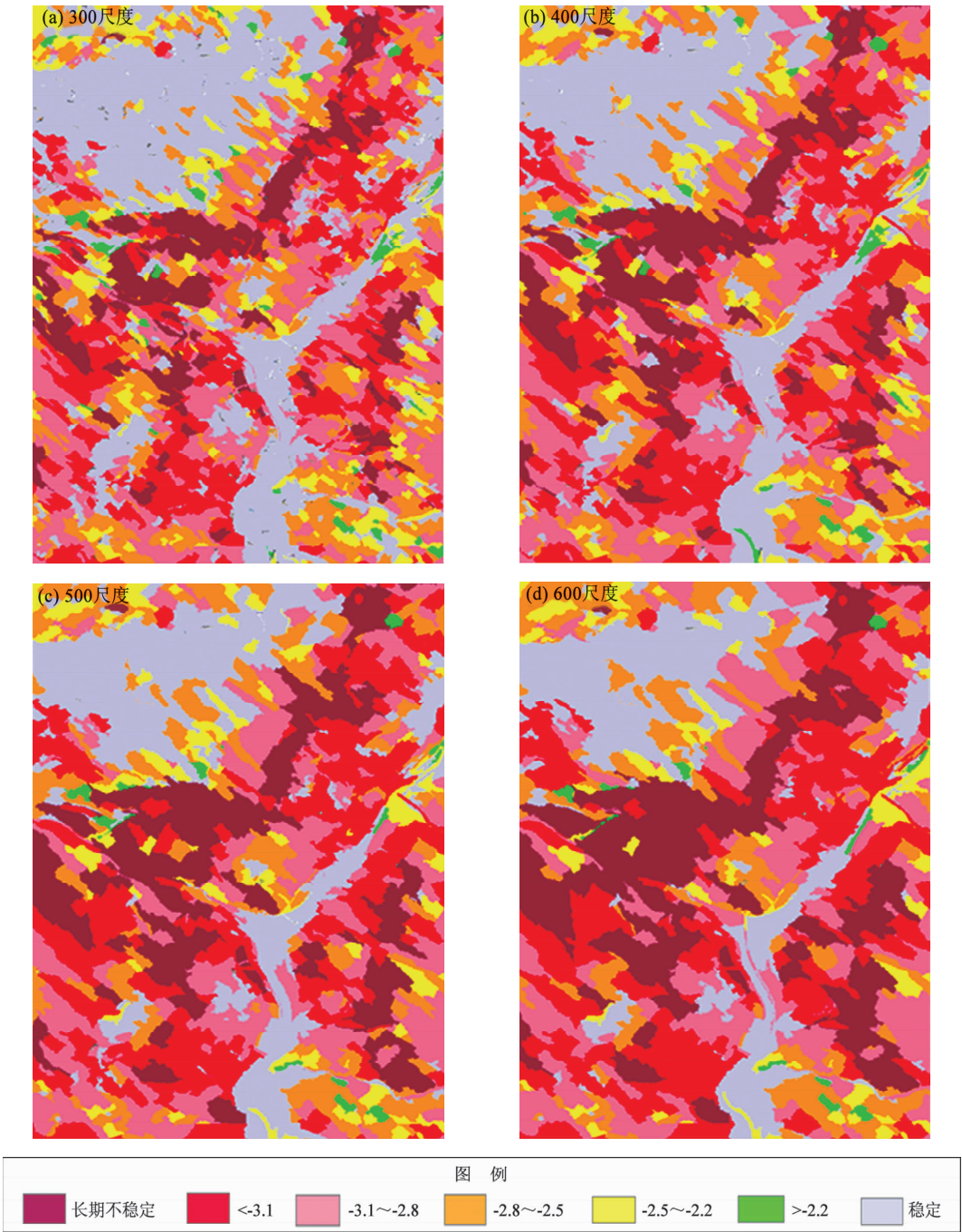
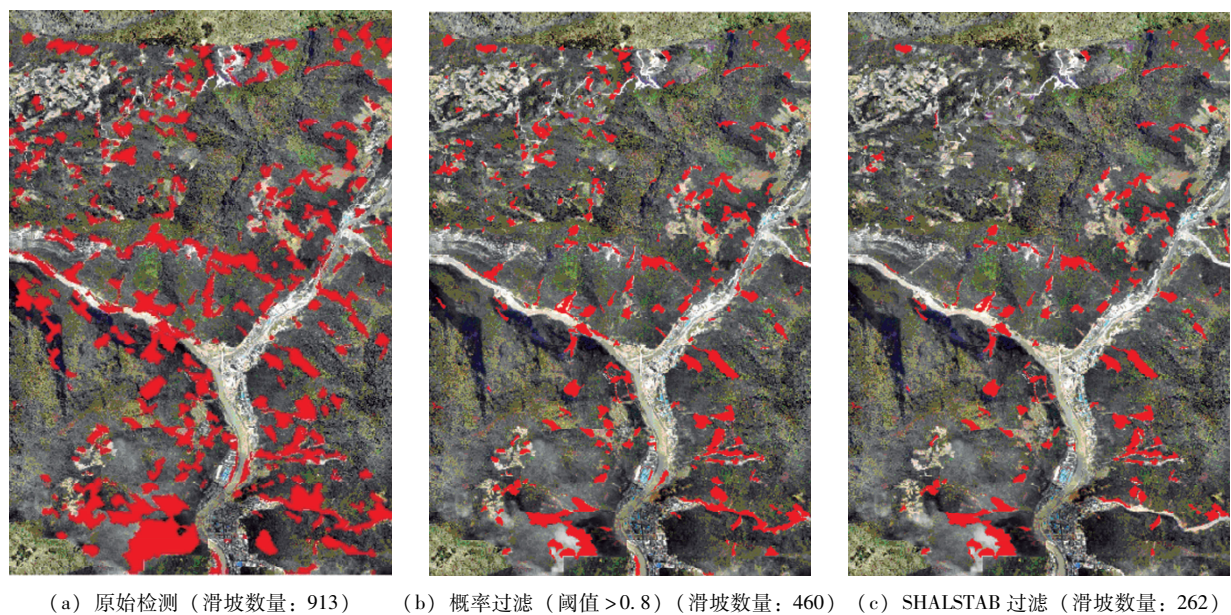


图 5 基于 SHALSTAB 模型的分割区域赋权结果

Fig. 5 Segmentation region weighting results based on SHALSTAB model



(a) 原始检测 (滑坡数量: 913) (b) 概率过滤 (阈值 >0.8) (滑坡数量: 460) (c) SHALSTAB 过滤 (滑坡数量: 262)

图 6 本文方法滑坡检测结果

Fig. 6 Landslide detection results based on presented method

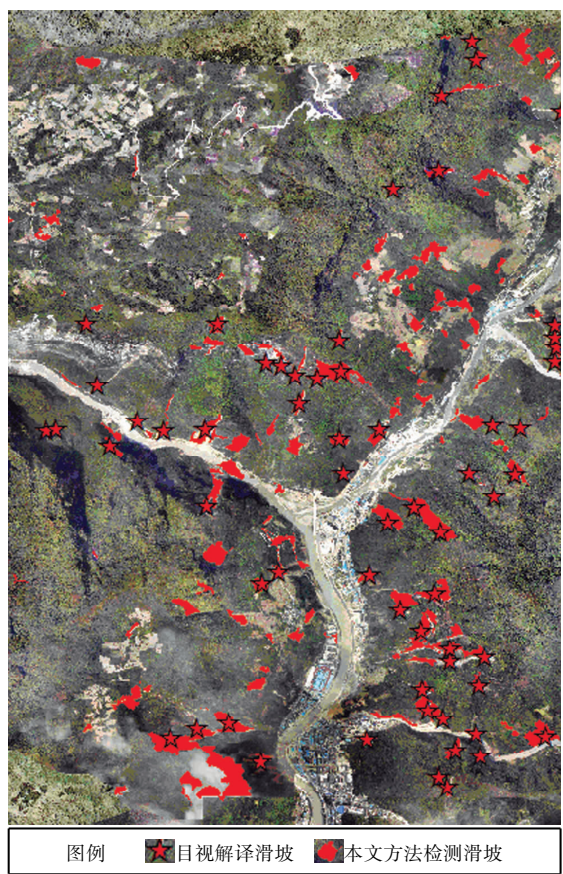


图 7 明显滑坡目视解译结果及
本文方法检测结果对比

Fig. 7 Comprison between results of landslide visual
interpretation and landslide detection results
based on presented method



(a) 检测结果 1



(b) 检测结果 2

图 8 滑坡检测结果局部放大图

Fig. 8 Partial enlargement of landslide detection results

3 结论

本文结合地表坡度稳定性模型与面向对象影像分析, 提出高分遥感影像地震滑坡快速检测方法。将该方法应用于 2013 年芦山地震发现, 分割尺度越大越具有较快的灾害检测速度, 但也会导致检测结果不精细、边界不清晰、小型灾害被遗漏等问题; 分割尺度越小, 大型灾害检测结果容易破碎, 小型灾害能够被检测。

基于 SHALSTAB 模型和面向对象的快速滑坡检测, 既可以在大尺度情况下实现快速检测, 也可以在小尺度情况下实现精细检测; 在应急情况下前者可以用于快速定位灾害, 如大型滑坡; 而在灾情量化过程中, 可以在小尺度情况下定位灾害范围, 同时定量评估灾害。

参考文献:

- 付萧, 郭加伟, 刘秀菊, 等. 2018. 无人机高分辨率遥感影像地震滑坡信息提取方法[J]. 地震研究, 41(2): 186–191.
- 郭加伟, 李永树, 王洪蜀, 等. 2018. 基于迁移学习的无人机高分影像地震泥石流信息检测[J]. 地震研究, 41(2): 180–185.

- 胡德勇, 李京, 赵文吉, 等. 2008. 基于对象的高分辨率遥感图像滑坡检测方法[J]. 自然灾害学报, 12: 42–46.
- 鲁学军, 史振春, 尚伟涛, 等. 2014. 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, 14(1): 141–149.
- 沈永林, 李晓静, 吴立新. 2011. 基于航空影像和 LiDAR 数据的海地地震滑坡识别研究[J]. 地理与地理信息科学, 27(1): 16–20.
- Cheng G, Guo L, Zhao T, et al. 2013. Automatic Landslide Detection From Remote – sensing Imagery Using a Scene Classification Method Based on Bovw and Plsa[J]. International Journal of Remote Sensing, 34(1): 45–59.
- Debella – gilo M, Kääb A. 2012. Measurement of Surface Displacement and Deformation of Mass Movements Using Least Squares Matching of Repeat High Resolution Satellite and Aerial Images[J]. Remote Sensing, 4(1): 43–67.
- Fiorucci F, Cardinali M, Carlù R, et al. 2011. Seasonal Landslide Mapping and Estimation of Landslide Mobilization Rates Using Aerial and Satellite Images[J]. Geomorphology, 129(1): 59–70.
- Montgomery D R, Dietrich W E. 1994. Channel Initiation and the Problem of Landscape Scale[J]. Science, 255: 826–830.
- Saha B, Gupta S, Phung D, et al. 2016. Multiple task transfer learning with small sample sizes[J]. Knowledge & Information Systems, 46(2): 315–342.
- Scaioni M, Longoni L, Melillo V, et al. 2014. Remote Sensing for Landslide Investigations: an Overview of Recent Achievements and Perspectives[J]. Remote Sensing, 6(10): 9600–9652.

Rapid Detection of Seismic Landslide Information Based on SHALSTAB Model and Object-oriented Remote Sensing Image

WANG Xiaobo^{1,2}, LU Heng^{2,3,4}, LIU Xuemei⁵, YANG Zhengli^{3,4}, XIANG Xia^{3,4}, CAI Shixiang^{3,4}

(1. Provincial Geomatics Center of Qinghai, Xining 810001, Qinghai, China)

(2. Geomatics Technology and Application Key Laboratory of Qinghai Province, Xining 810001, Qinghai, China)

(3. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan, China)

(4. College of Hydraulic and Hydroelectric Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan, China)

(5. Sichuan Earthquake Agency, Chengdu 610041, Sichuan, China)

Abstract

Landslide is one of the most common geological disasters caused by earthquakes. How to quickly and effectively monitor landslide has always been a research hotspot. Based on this, we proposed a seismic landslide information fast detection method based on high resolution remote sensing image. This method is combining SHALSTAB (Shallow Land sliding Stability) model with object-oriented image analysis. Firstly, the multi-scale segmentation of remote sensing images is carried out, and the weights are assigned according to the SHALSTAB model. Then the landslide objects are detected according to the deep learning mechanism. Finally, the detection results are filtered, and the method is applied to the landslide detection of Lushan M7.0 earthquake in 2013 and compare with the visual interpretation results. The results show that the proposed method can detect landslide in high-resolution remote sensing image rapidly, and the detection accuracy of landslide is over 85%.

Keywords: slope stability model; object oriented; high-resolution remote sensing image; landslide; rapid detection