

DOI:10.19751/j.cnki.61-1149/p.2019.03.022

黄土滑坡高分辨率遥感影像识别 ——以陕西省延安市地区为例

丁辉^{1,2}, 张茂省^{1,2}, 朱卫红¹, 张涛¹

(1. 中国地质调查局西安地质调查中心/西北地质科技创新中心, 陕西 西安 710054;
2. 自然资源部黄土地质灾害重点实验室, 陕西 西安 710054)

摘要:中国西部黄土高原地区面积广, 滑坡数量多。针对野外调查和目视解译费时、费力、周期较长等问题, 利用高空间分辨率卫星遥感数据和 DEM, 以中国陕西省延安市宝塔区为研究区域, 采用面向对象的分类方法, 基于波段选择、尺度分析, 利用影像分割, 结合光谱特征、空间特征和地貌特征进行区域黄土滑坡识别。实验区分析结果表明, 滑坡后壁和滑坡体识别精度达 78.9% 和 73.6%, 滑坡后壁比滑坡体更易于识别, 该方法对研究同类型区域滑坡编目、地学分析和影像理解具有重要的意义。

关键词:黄土滑坡; 面向对象分类; 集合; 多特征; 编目; 影像理解

中图分类号: P627

文献标志码: A

文章编号: 1009-6248(2019)03-0231-09

High Resolution Remote Sensing for the Identification of Loess Landslides: Example from Yan'an City

DING Hui^{1,2}, ZHANG Maosheng^{1,2}, ZHU Weihong¹, ZHANG Tao¹

(1. Xi'an Center of China Geological Survey/ Northwest China Center for Geoscience Innovation, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 2. Key Laboratory for Geo-hazards in Loess Area, MNR, Xi'an 710054, Shaanxi, China)

Abstract: The Loess Plateau in West China covers a wide area and has many landslides. Due to problems with field investigations and visual interpretation, such as the time and effort involved, as well as relatively long cycles of data acquisition and update, the high spatial resolution remote sensing data and digital elevation model (DEM) have been used for regional identification of loess landslides in Baota District, Yan'an City, Shaanxi Province, China. The regional loess landslides have been identified by using the object-oriented classification method, this method is to use the image segmentation combined with spectral-spatial and geomorphological features and based on band selection and scale analysis to analyze the landslides. Analysis of the study site showed that the recognition accuracy for the landslide back scarp and landslide mass is 78.9% and 73.6%, respectively; the landslide back scarp is easier to recognize than the landslide mass. This

收稿日期: 2018-09-18; 修回日期: 2019-03-28

基金项目: 国家自然科学基金项目“基于多特征面向对象黄土滑坡现象识别”(41502338)、“黄土水敏性力学机制及其致滑机理研究”(41530640), 中国地质调查局地质大调查项目“关中平原城市群综合地质调查”(DD20190294) 共同资助

作者简介: 丁辉(1975-), 女, 博士, 主要研究方向为资源与环境遥感、地质灾害区划。E-mail: xagscdh@126.com

method is important for landslide cataloging, earth science analysis, and image interpretation.

Keywords: loess landslides; object-oriented classification; set; multiple features; landslide cataloging

据统计,中国约有 1/3 的滑坡发生在黄土高原地区(刘东生,1985;文宝萍等,1997),因其危害严重而受到广泛的关注。中国西北黄土高原地区面积广,滑坡数量多,如果能利用计算机进行区域滑坡信息识别,进而开展编目、滑坡灾害监测和风险分析,对于减轻目视解译工作量,加快减灾、防灾具有重要的意义。20 世纪 90 年代以来,航天遥感技术已经步入能提供多分辨率对地观测海量数据的新阶段。基于高空间分辨率卫星遥感数据,利用遥感数据分类、支持向量机等算法进行滑坡信息识别的研究逐渐增多。

为不断提高滑坡信息识别率和准确率,在充分利用多源、多期数据(遥感数据、DEM 数据等)的同时,越来越多的学者开展了滑坡地学知识挖掘方面的应用研究,并将其用于滑坡识别。目前,针对地震、降雨等诱发因素引起的区域范围新滑坡识别已取得了许多成功的经验(郝立贞等,2010;沈永林等,2011;杨文涛等,2012,2015;周志华等,2012;杨树文,2012;张毅等,2014;李松等,2010,2015;彭令等,2017;李勋等,2017;BARLOW, J. et al., 2003, 2006; MARTIN, Y. E. et al., 2005; NICHOL, J. et al., 2005; BORGHUIS, A. M et al., 2007;; MARTHA, T. R. et al., 2010, 2012, 2013; MONDINI, A. C. et al., 2011, 2013; LU, P. et al., 2011; STUMPF, A. et al., 2011; AKSOY, B. et al., 2012; LI, Y. G et al., 2013; RUDY, A. C. A. et al., 2013; CHENG, G. et al., 2013; MOOSAVI, V. et al., 2014; KURTZ, C. et al., 2014; GOLOVKO, D. et al., 2015; BEHLING, R et al., 2016; LI, Z. B et al., 2016; YU, B. et al., 2017; CHEN, F. et al., 2017)。识别的地学依据主要是滑坡发生前后,滑坡体与周围环境光谱特征差异明显这一现象,特别是基于多期遥感数据影像变化检测的方法适用于新滑坡和有影像记录的老滑坡应用前景广泛。然而,由于记录古滑坡、老滑坡发生的多期遥感数据难以获得,且目前区域范围滑坡识别结果未能有效的区分滑坡后壁、滑坡体和承灾体,滑坡识别方法仍然存在着不足和局限性。笔者以中国西北黄土高原腹地的陕西省延安地区为研

究区域,在野外调查研究的基础上,进一步探讨利用面向对象分析方法进行区域范围已有黄土滑坡识别的思路和方法。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

中国西北黄土高原区是指中国西北地区的黄土高原分布区,南以秦岭、伏牛山及大别山等山系为界,北以腾格里—毛乌素沙漠南缘为界,东到吕梁山,西到西宁盆地西缘。主要涉及青海东部、甘肃东部及中部、宁夏南部、陕西北部及中部、山西西部、河南西部等地区,总面积约为 $34.6 \times 10^4 \text{ km}^2$ (图 1)。西北黄土高原区地处中朝准地台鄂尔多斯台向斜东翼,中生代以来,堆积了巨厚的陆相碎屑岩石建造,岩层产状平缓,为一向西北缓倾、倾角为 $1^\circ \sim 3^\circ$ 的大型单斜翘曲构造,地质构造简单,褶皱断裂构造不发育,仅在局部地段分布有一些小的断层及褶曲。中国陕西省延安市宝塔区位于西北黄土高原中部地区,位于北纬 $36^\circ 11' \sim 37^\circ 02'$ 、东经 $109^\circ 14' \sim 110^\circ 07'$ 。区内黄土堆积厚度大,结构疏松,地表水系发育,水土流失严重,沟壑纵横,地形破碎。特殊的自然地理环境,导致该区滑坡灾害频发,是地质灾害高易发区之一(丁辉等,2011,2013)。

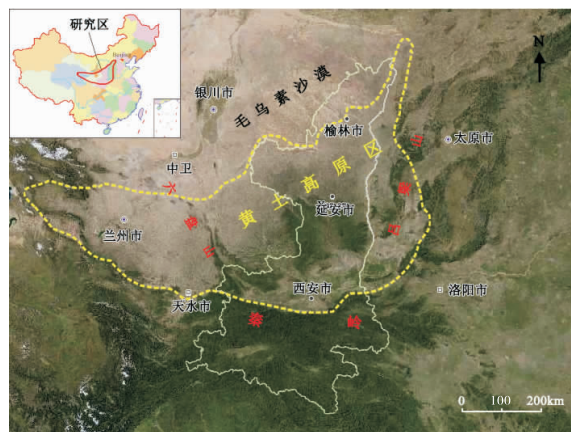


图 1 研究区示意图

Fig. 1 Location of the study area

1.2 实验数据

实验采用覆盖试验区 2003 年 9 月 9 日获取的 Spot 5 卫星多光谱和全色遥感数据(表 1、图 2),1:5 万 DEM 数据(分辨率为 25 m)。

表 1 Spot 5 波段设置表
Tab. 1 Spot 5 band settings

数据源	波段设置(um)	分辨率(m)
Spot 5	B1: 0.78~0.89	10
	B2: 0.61~0.68	10
	B3: 0.50~0.59	10
	B4: 1.58~1.75	10
	P: 0.49~0.69	2.5

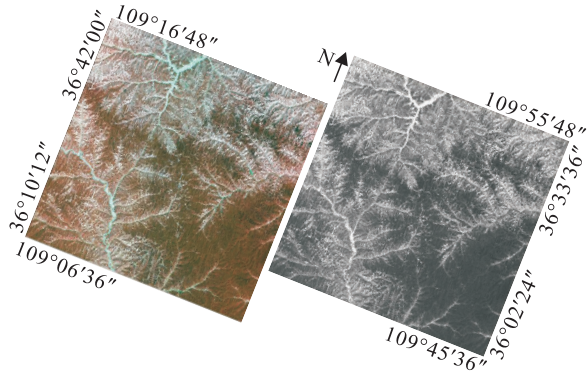


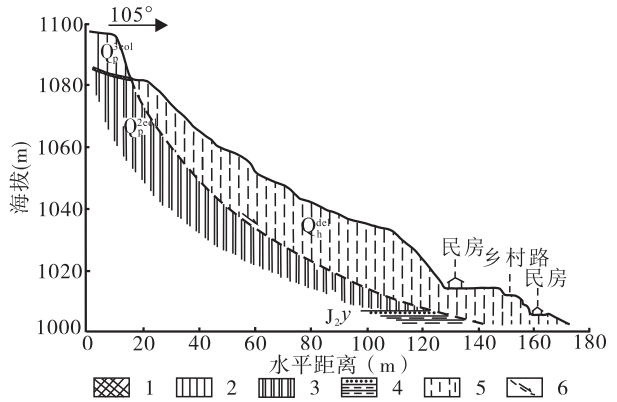
图 2 延安市宝塔区 Spot5 多光谱和全色遥感数据图

Fig. 2 Spot 5 multispectral and panchromatic data for Yan'an Baota district

2 黄土滑坡特征

受区域地质、地形地貌等条件的影响,陕西省延安市宝塔区滑坡灾害多沿黄土塬边、黄土梁峁区河谷两侧、沟谷和水库周边发育,滑坡灾害具有“群发性”,多以浅层-中层老滑坡为主(丁辉等, 2011, 2013)。无论实地测量(图 3)、还是遥感影像上(图 4),滑坡形态特征典型,边界轮廓清晰,容易识别。

滑坡后壁形态是该区黄土滑坡最为显著的特征之一。滑坡后缘滑壁高陡,平面形态明显,多呈典型的圈椅状,坡度在 50°以上。后壁多处于黄土梁峁中上部,受风化侵蚀影响,滑坡后壁多发育有以灌木林地为主的植被;滑坡体由于滑移周界形态特征明显,多呈半椭圆形、三角形或不规则形状等,滑坡体坡度为 10°~25°。受黄土高原区地形限制,滑坡体



- 1. 古土壤; 2. 晚更新黄土; 3. 中更新黄土; 4. 中侏罗世砂岩;
- 5. 粉质黏土(滑坡堆积体); 6. 滑床及滑向

图 3 陕西省延安市宝塔区典型滑坡实测纵剖面图

Fig. 3 Typical loess landslides profile of Yan'an Baota district

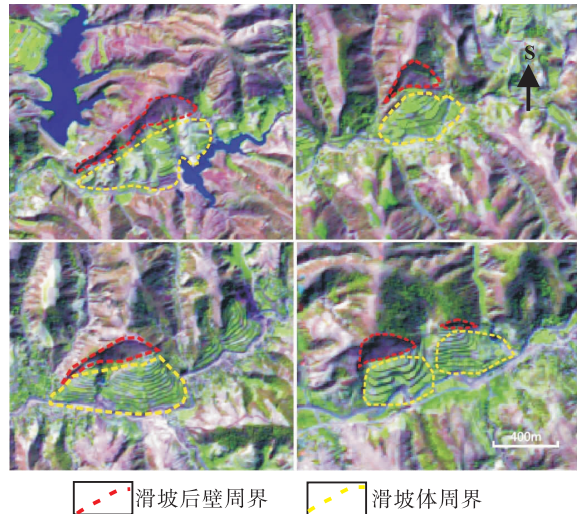


图 4 陕西省延安市宝塔区黄土滑坡影像 (波段组合 412,分辨率 10m)

Fig. 4 Remote sensing interpretation image of typical Loess landslides in Yan'an Baota district

多有开辟耕地或者建造房屋,滑坡前缘易遭受侵蚀,部分滑坡滑体被侵蚀后,仅仅保留后缘圈椅形态和因侵蚀坍塌而残留的坡面较陡的少量滑体。经统计分析滑坡体长宽比呈线性关系,滑坡体的长度集中在 6~300 m,宽度主要集中在 15~300 m,多以中小型滑坡为主(体积小于 100×10⁴ km³)。该区黄土滑坡的主要诱发因素有地震、河流及沟谷侵蚀、降雨及冻融等;人为因素有堆载和开挖、农业灌溉、修建水库等。其中,降雨和人类活动是黄土滑坡发生的最主要的诱发因素(张茂省等, 2011; 祝俊华等,

2017; 张树轩, 2017; 薛强等, 2018)。

3 黄土滑坡遥感识别方法

3.1 面向对象分类方法

滑坡遥感解译识别对遥感数据的空间分辨率要求较高。近年来, 高空间分辨率卫星遥感数据面向对象的分类方法应用日益广泛。面向对象的分类方法经图像分割得到同质区域(图像对象), 继而依据图像分割单元的几何纹理及上下文等信息进行识别, 从而完成区分和分类。面向对象的分类方法突破了基于像元分类方法的局限性, 识别过程加入了图像属性和类别间关系属性等重要信息, 极大的改善了分类精度和结果, 使得高层次的图像理解和分析成为可能。面向对象的分类方法可以在大尺度先分出“父类”, 再依据感兴趣的地物定义特征在小尺度上分出“子类”。用于识别的特征并不在图像像元中, 而在图像的色调、空间属性及其相互关系中。大量的研究表明, 面向对象的分类方法与面向像素的分类方法相比, 前者的分析和处理更符合人的逻辑思维习惯, 具有较高的精度和实用性。

3.2 滑坡遥感识别分析

滑坡是对某种重力地貌现象的抽象概括和总结。滑坡识别相对于建筑物、道路等人工构筑物识别来说比较复杂。滑坡后壁和滑坡体是从滑坡发生的机制上定义的, 因此在滑坡识别过程中更需要有整体滑坡的概念。滑坡后壁、滑坡体作为滑坡遥感识别的基本要素, 可以表示为数学逻辑中的“集合”。这个集合可以用 A 、 B 等表示, 具体可以表示如下。

$$A = \{a, b, c, \dots\}, B = \{d, e, f, \dots\}$$

各个集合内元素由滑坡后壁、滑坡体对应的属性特征组成, 在一定遥感尺度下具体表示为色率、形体、植被专属、土地利用、水文特征、空间关系或其他地质要素之间的联系。在适当的尺度下, 集合内的元素使滑坡识别结果收敛, 滑坡识别分类变得相对容易。假设 $A = \{\text{滑坡后壁}\}$, $B = \{\text{滑坡堆积体}\}$, 则 $C = A \cup B = \{\text{滑坡}\}$ 。滑坡集合之所以成立, 是因为滑坡后壁、滑坡体具有区别于环境背景、其他地质体和地物的独特属性。

3.3 滑坡识别不确定性分析

遥感数据以二维形式反映滑坡这种三维地质现象, 识别分类面临更多的不确定性, 易受数据源、数

据预处理、识别方法等多种因素的影响。已有研究结果表明, 多种数据源, 特别是遥感数据与 DEM 数据的综合使用, 能明显减少滑坡识别的不确定性。遥感数据的观测尺度不同, 则滑坡的观测结果完全不同。例如, 同一滑坡体在某种观测尺度下表现为异质性, 而在其他尺度下则可能表现为同质性; 遥感数据波段组合和融合方式不同, 滑坡信息表现不同, 特别是针对滑坡后壁、滑坡体的提取, 更多应该考虑提取目标和环境背景、非目标地物的光谱差异; 不同的数据融合算法会造成滑坡信息细节的不同, 边缘和纹理信息也会有所不同; 不同的遥感分类识别算法, 会造成识别结果的不同。

4 区域黄土滑坡识别试验

以中国陕西省延安市宝塔区高空间分辨率 Spot 5 遥感数据、数字高程模型 DEM 为数据源, 综合考虑滑坡识别的不确定性, 采用面向对象的分类方法, 进行区域范围滑坡识别。首先, 对 Spot 5 遥感影像数据进行正射校正、波段选择、数据融合等预处理, 利用 DEM 数据进行水文分析并求取坡度数据、山体阴影, 利用图像分割构建包含滑坡后壁、滑坡体的土地利用对象, 结合研究区黄土滑坡后壁和滑坡体的发育特点选取光谱、纹理等影像特征, 结合几何特征、地形特征和上下文特征, 建立识别特征规则; 然后分别进行滑坡后壁和滑坡体的提取; 最后, 通过目视解译、野外调查验证实验的结果进行对比分析, 检验黄土滑坡遥感识别的整体精度, 总体技术流程如图 5 所示。

4.1 数据预处理

4.1.1 Spot5 数据预处理

采用传感器模型正射 Spot 5 全色和多光谱彩色数据。鉴于研究区地物较为复杂, 利用波段相关系数、最佳指数(OIF)进行多光谱数据波段选择, 分析发现原始数据波段 B1、B2、B4 组合数据信息量最大, 将 B4、B1、B2 波段分别赋予红、绿、蓝为最佳的波段组合(丁华等, 2013)。采用主成分融合全色和多光谱数据, 生成 2.5 m 分辨率的图像数据。对比融合前后, 多光谱 10 m 和 2.5 m 分辨率融合的数据, 虽然融合后滑坡细节特征清晰, 但并不利于滑坡后壁和滑坡体的整体识别。经分析确定原始多光谱 10 m、重采样后 20 m 分辨率数据分别为识别滑坡

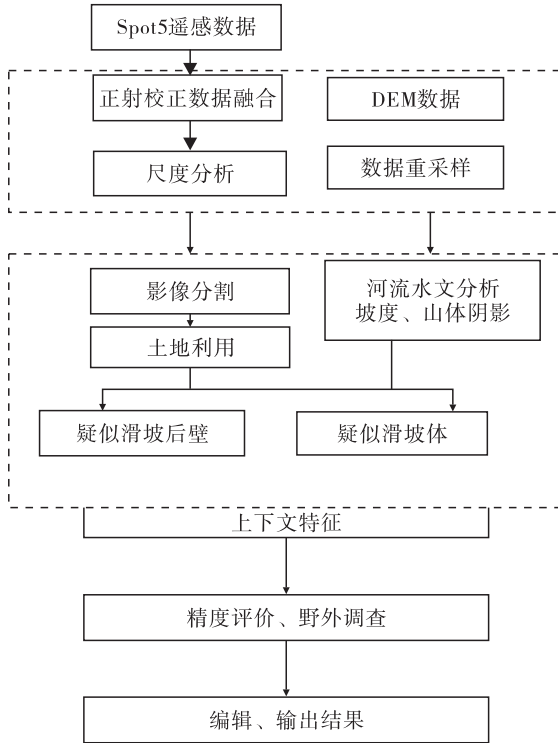


图5 面向对象黄土滑坡遥感识别流程图

Fig. 5 Flow chart of object-oriented classification for loess landslide base on remote sensing

后壁、滑坡体的最佳识别分辨率,为利于识别对图像做直方图均衡化处理。

4.1.2 DEM 数据处理

数字高程模型(DEM)是识别滑坡的重要特征。已有研究表明,当DEM分辨率小于30 m时,对面积大于5 000 m²的滑坡能得到较好的识别和分类(刘辰等,2014)。采用研究区25 m分辨率的DEM数据,利用ARCGIS软件水文分析功能经DEM填洼、流向分析、流水累积量计算、河流网络提取、数据平滑处理,获得研究区水系矢量数据,然后进行缓冲区分析,生成水系缓冲区,利用ARCGIS软件3D分析工具相中的栅格表面生成坡度图、山体阴影。

4.2 滑坡对象构建

滑坡对象的构建基于ENVI EX模块进行。分割前先利用边缘算子对多光谱数据的每个原始波段进行梯度变换,再利用融合算法求取所有波段合成的梯度图;然后利用分水岭变换(HARIS, K., 1998)进行初始图像分割。经过初始分割后区域的数目很多,存在过度分割的现象,利用lambda-

Schedul算法进行区域合并该算法的基本原理是利用分割对象的相邻区域的光谱和空间信息进行迭代合并过度分割的区域。已有实验表明,该算法的合并速度最快,且方法简单,计算量不大(ROBINSON, D. J. et al, 2002)。滑坡后壁和滑坡体数据分辨率不同,初始分割尺度均设为10,合并参数分别为68、74。

4.3 特征选择

特征选择是从众多特征中抽取能参加分类运算的若干特征。特征提取和选择总的原则是:抽取稳定有效的特征,尽可能减少识别的时间和错误的概率(王耀南等,2001)。依据前述研究区黄土滑坡的特征,选取的特征为光谱特征、几何特征、拓扑特征、上下文特征。基于多尺度影像分割结果,首先利用波段均值、纹理均值提取包含滑坡后壁、滑坡体的土地利用区域;然后利用滑坡发育的几何特征、水系网确定的方向指数、水系缓冲区确定滑坡可能发生的位置范围进行约束;最后利用阴影、坡度地貌特征进一步确定滑坡后壁和滑坡体。具体涉及的特征指标如下。

波段均值:波段的平均灰度值。

$$Mean = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i \quad (1)$$

纹理均值:卷积核范围内的平均灰度变化值。

$$f = \sum_{i=0}^{i-1} \sum_{j=0}^{j-1} (i-u)^2 P_a(i-j) \quad (2)$$

面积:指多边形的面积。

$$S = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) \quad (3)$$

方向指数:主方向为长轴和短轴之间的夹角,范围是0°~180°,90°为南北方向,0°和180°为东西方向。

延伸率:最大直径与最小直径的比值。

$$E = R_{max} / R_{min} \quad (4)$$

坡度:表示地表单元陡缓的程度,通常为坡面的垂直高度和水平距离的比值。

$$S = H/L \quad (5)$$

阴影:山体阴影是光源在一定方向和太阳高度的模拟下,用过临近像元的计算来生成的灰度数据。

依据实验区遥感数据分割结果及选择特征分析,分别建立滑坡后壁和滑坡体的识别特征,具体如表2所示。

表2 滑坡识别特征参数表

Tab. 2 The identification feature parameter of landslide

滑坡要素	特征规则	参数范围	识别依据
滑坡后壁	波段均值	B1 < 43, B2 < 48, B3 < 58	灌木区(含山体阴影区)
	纹理均值	< 53	
	延伸率	(1.3, 2.5)	形状特征
滑坡体	方向指数	(0, 75) U (150, 180)	沿河流方向发育
	面积	5 250	
	河流缓区	主流 300m, 支流 200m	
	阴影	非阴影区域	
滑坡体	波段均值	B1 (58, 158), B2 (77, 160) B3 (104, 158)	坡耕地, 中国大陆规定大于 25° 不能耕种
	纹理均值	(62, 129)	
	面积	10 956	
	坡度	(10, 25)	

4.4 精度评价与分析

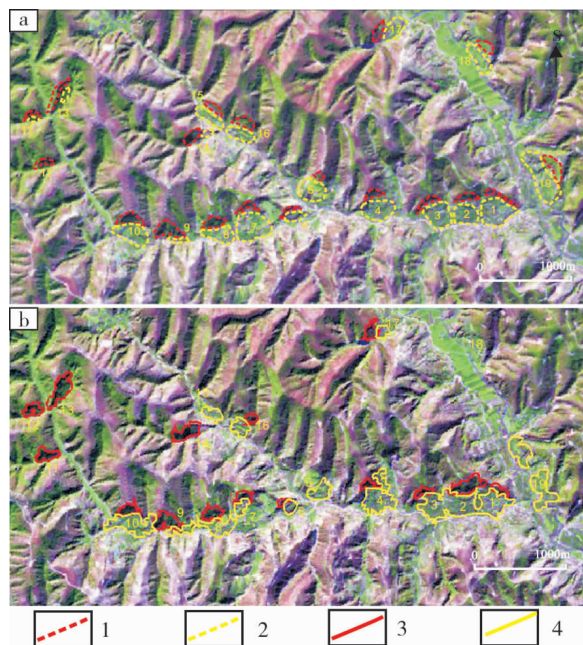
采用基于特征分类精度的评价方法对识别结果进行评价。以人机交互解译后野外验证结果为参照标准,具体如图 6a 所示,以识别的正确率、错误率为依据进行评价。①正确率指计算机识别正确数量与样本数量之比,具体的评价计算如下:设 C_i 为进行分类后实际选取的目标物的个数, C 为分类后检测点的个数,则提取结果的正确率 P 可以表示为: $P = C_i / C$ 。②错误率指计算机识别错误数量与计算机识别出数量之比,评价计算如下:设 W_i 为进行分类后错误识别目标物的个数, W 为分类识别的总个数,则提取结果的错误率 M 可以表示为 $M = W_i / W$ (丁辉等, 2013)。分析提取结果评价见表 3。

表3 滑坡识别结果评价表

Tab. 3 Evaluation of landslide recognition results

识别要素	目视解译结果	计算机识别结果	识别率分析
滑坡后壁	19	22, 正确识别 15 个, 未能识别 4 个, 错误识别 7 个	识别准确率 78.9%, 遗漏识别率 21.1%, 错误识别率 31.8%
滑坡体	19	21, 正确识别 14 个, 未能识别 5 个, 错误识别 7 个	识别准确率 73.6%, 遗漏识别率 27.4%, 错误识别率 33.3%

野外验证后将错误识别的滑坡要素删除,正确的采用 ARCGIS 进行平滑处理生成图 6b。由图 6a 与图 6b 对比可知,采用此种方法识别的滑坡后壁范围相对于滑坡体效果较好,识别范围基本吻合,位于阳坡的滑坡后壁与阴坡滑坡后壁明显不同,未能识别;滑坡体受数据处理、分割效果的影响,识别效果并不是很理想,其中 3 个相邻的滑坡体(编号 1、2、3)被合并成一个区域,一个滑坡体(编号 19)被分成两片区域,部分滑坡(编号 12、13)由于面积较小不能有效的区分后壁或滑坡体。



1. 目视解译滑坡后壁; 2. 目视解译滑坡体; 3. 面向对象分类滑坡后壁; 4. 面向对象分类滑坡体

图6 (a)黄土滑坡目视解译和(b)面向对象分类结果图

Fig. 6 (a) The result of human interpretation and (b) computer interpretation

5 结论

针对已有滑坡目视解译、工作量大的问题,笔者以陕西省延安地区为研究区,依据区内黄土滑坡的形态特征典型、土地利用类型基本一致的特点,利用面向对象分类,基于光谱特征、几何特征、地貌特征分别对滑坡后壁和滑坡体进行了识别,试验结果经修改可直接添加滑坡数据库用于滑坡编目。对比目视解译和滑坡识别方法,试验在波段选择、尺度分

析、知识挖掘等方面减少了滑坡识别的不确定性,但在光谱增强、尺度分割等方面需要进一步完善。由于该区滑坡后壁在阴坡和阳坡光谱特征不同,同一滑坡体在不同的位置会表现为不同的光谱特征,如何解决同类型滑坡受光照、位置等影响,区域范围内滑坡后壁、滑坡体识别分类应为下一步研究方向。本次研究对于其他地区同类型黄土滑坡识别具有一定的借鉴意义,对进一步开展滑坡影像理解和地学分析具有重要的研究意义。

参考文献(References):

- 刘东生. 黄土与环境[M]. 北京:科学出版社,1985.
- LIU Dongsheng. Loess and Environment[M]. Beijing: Science Press,1985.
- 文宝萍,李媛,王兴林,等. 黄土地区典型滑坡预测预报及减灾对策研究[M]. 北京:地质出版社,1997.
- WEN Baoping, LI Yuan, WANG Xinglin, et al. Study on Typical Landslide Prediction and Mitigation countermeasure in losses region[M]. Beijing: Geology Press, 1997.
- 郝立贞,白世彪,徐红波,等. 基于CBERS—02卫星数据的地震滑坡识别—以青川县为例[J]. 防灾科技学院学报, 2010,12(4):46-52.
- HAO Lizhen, BAI Shibiao, XU Hongbo, et al. Landslide identification after earthquake based on CBERS-02 remote sensing data—the case of Qinchuan[J]. Journal of Institute of Disaster-Prevention, 2010, 12(4):46-52.
- 沈永林,李晓静,吴立新. 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, 2011, 27(1):16-20.
- SHEN Yonglin, LI Xiaojing, WU Lixin. Detection of Haiti earthquake induce landslides from aerial images and LiDAR data[J]. Geography and Geo-Information Science, 2011, 27(4): 16-20.
- 杨文涛,汪明,史培军. 利用ndvi时间序列识别汶川地震滑坡的分布[J]. 遥感信息, 2012,27(6):45-56.
- YANG Wentao, WANG Ming, SHI Peijun. Identification of landslides in Wenchuan earthquake affected region using NDVI time series[J]. Remote Sensing Information, 2012,27(6):45-56.
- 杨文涛,汪明,史培军,等. 基于地形因子分割、分类的面向对象滑坡快速识别方法[J]. 自然灾害学报, 2015, 24(4):1-6.
- YANG Wentao, WANG Ming, SHI Peijun. Object-oriented rapid identification of landslides based on terrain factor segmentation and classification[J]. Journal of Natural Disasters, 2015, 24(4):1-6.
- 周志华,林维芳,许高程,等. 基于面向对象的滑坡快速识别技术研究[J]. 安徽农业科学, 2012,40(5):3017-3071.
- ZHOU Zhihua, LIN Weifang, XU Gaocheng, et al. Research of fast landslide recognition based on object-oriented technology[J]. Journal of Anhui Agriculture, 2012,40(5):3017-3071.
- 杨树文,谢飞,韩惠,等. 基于SPOT5遥感影像的浅层滑坡体自动提取方法[J]. 测绘科学, 2012,37(1):71-88.
- YANG S W, XIE F, HAN H, et al. Automatic extraction of shallow landslides based on SPOT-5 remote sensing images[J]. Science of Surveying and Mapping, 2012,37(1):71-88.
- 张毅,谭龙,陈冠,等. 基于面向对象分类法的高分辨率遥感滑坡信息提取[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2014, 50(5):745-750.
- ZHANG Yi, TAN Long, CHEN Guan, et al. Landslide information extracted from high resolution remote sensing based on the object-oriented classification method[J]. Journal of Lanzhou University (Natural Sciences), 2014,50(5):745-750.
- 李松,李亦秋,安裕伦. 基于变化检测的滑坡灾害自动识别[J]. 遥感信息, 2010,1(6):27-31.
- LI Song, LI Yiqiu, AN Yulun. Automatic recognition of landslides based on change detection[J]. Remote Sensing Information, 2010, 1(6):27-31.
- 李松,邓宝昆,徐红勤,等. 地震型滑坡灾害遥感快速识别方法研究[J]. 遥感信息, 2015,30(4):25-28.
- LI Song, DENG Baokun, XU Hongqin, et al. Fast interpretation methods of landslides triggered by earthquake using remote sensing imagery[J]. Remote Sensing Information, 2015,30(4): 25-28.
- 彭令,徐苏宁,梅军军. 地震滑坡高分辨率遥感影像识别[J]. 遥感学报, 2017, 21(4):509-518.
- PENG Lin, XU Suning, MEI Junjun. Earthquake-induced landslide recognition using high-resolution remote sensing images[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(4):509-518.
- 李勋,杨环,殷宗敏,等. 基于DEM和遥感影像的区域黄土滑坡体识别方法研究[J]. 地理与地理信息科学, 2017, 33(4):86-92.
- LI Xun, YANG Huan, YIN Zongming, et al. Regional loess landslide recognition method research based on DEM and remote sensing image[J]. Geography and Geo-Information Science, 2017,33(4):86-92.

- 丁辉,张茂省,李林. 基于多特征面向对象区域滑坡现象识别[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(6): 1107-1113.
- DING Hui, ZHANG Maosheng, LI Lin. Regional Landslide Identification base on Multi-feature Object-oriented Image Classification[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(6): 1107-1113.
- 丁辉,张茂省,李林. 西北黄土高原区滑坡遥感解译研究—以陕西延安、宁夏彭阳等地为例[J]. 第四纪研究, 2011, 31(6): 1077-1085.
- DING Hui, ZHANG Maosheng, LI Lin. Interpretation NT-ERPENDING Landslides in the Northwest Loess Plateau Using Remote Sensing Images[J]. Quaternary Sciences, 2011, 31(6): 1077-1085.
- 张茂省,李同录. 黄土滑坡诱发因素及其形成机理研究[J]. 工程地质学报, 2011, 19(4): 530-540.
- ZHANG Maosheng, LI Tonglu. Triggering factors and mechanism of losses landslides[J]. Journal of Engineer Geology, 2011, 19(4): 530-540.
- 祝俊华,陈志新,祝艳波. 延安市滑坡分布规律及发育特征[J]. 地质科技情报, 2017, 36(2): 236-243.
- ZHU Junhua, CHEN Zhixin, ZHU Yanbo. Distribution Regularity and Development Characteristic of Landslides in Yan'an[J]. Geological Sciences and Technology Information, 2017, 36(2): 236-243.
- 薛强,张茂省. 延安淹土安滑坡监测预警及变形特征[J]. 西北地质, 2018, 51(2): 220-226.
- XUE Qiang, ZHANG Maosheng. Monitoring, Early Warning and Deformation Characteristics of Yantu'an Landslides in Yan'an[J]. Northwestern Geology, 2018, 51(2): 220-226.
- 段钊,彭建兵,陈伟,等. 泾河下游黄土台塬区滑崩灾害空间分异研究[J]. 西北地质, 2018, 51(3): 214-222.
- DUAN Zhao, PENG Jianbing, CHEN Wei, et al. Distribution Difference of Landslide and Collapse in the Loess Tableland Area at the Downstream of Jing River[J]. Northwestern Geology, 2018, 51(3): 214-222.
- 张树轩,杨为民,程小杰,等. 甘肃天水红旗山黄土滑坡群成因及稳定性分析[J]. 中国地质, 2017, 44(5): 924-937.
- ZHANG Shuxuan, YANG Weimin, CHENG Xiaojie, et al. Genetic mechanism and stability analysis of loess landslides group in Tianshui Hongqishan, Gansu Province [J]. Geology in China, 2017, 44(5): 924-937.
- 丁华,丁辉. 遥感技术在滑坡灾害解译中的应用—以陕西省延安市市长县为例[J]. 自然灾害学报, 2013, 22(2): 229-233.
- DING Hua, DING Hui. Application of remote sensing technology to interpretation of landslides disaster: a case study of Zichang country, Shaanxi province[J]. Journal of Nature Disasters, 2013, 22(2): 229-233.
- 刘辰,刘修国,陈启浩,等. 面向对象滑坡信息提取中 DEM 空间分辨率影响分析[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(4): 631-638.
- LIU Chen, LIU Xiuguo, CHEN Qihao, et al. Impact of DEM spatial resolution on landslide extraction using object-oriented methods[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014, 29(4): 631-638.
- 王耀南,李树涛,毛建旭. 计算机图像处理与识别技术[M]. 北京:高等教育出版社, 2001.
- WAO Yaonan, LI Shutao, MAO Janxu. Computer image process and recognition technology [M]. Beijing: High Education Press, 2001.
- BARLOW J, MARTIN Y, FRANLIN S E. Detecting translational landslide scars using segmentation of Landsat ETM+ and DEM data in the northern Cascade Mountains, British Columbia[J]. Canadian Journal of Remote sensing, 2003, 29(4): 510-517.
- BARLOW J, FRANKLIN S E, MARTIN Y. High spatial resolution satellite imagery, DEM derivatives, and image segmentation for the detection of mass wasting processes[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2006, 72(6): 687-692.
- MARTIN Y E, FRANKLIN S E. Classification of soil and bedrock-dominated landslides in British Columbia using segmentation of satellite imagery and DEM data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(7): 1505-1509.
- NICHOL J, WONG M S. Satellite remote sensing for detailed landslide inventories using change detection and image fusion[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(9): 1913-1926.
- BORGHUIS A M, CHANG K, LEE H Y. Comparison between automated and manual mapping of typhoon-triggered landslides from SPOT-5 imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(8): 1843-1856.
- MARTHA T R, KERLE N, JETTEN V, et al. Characterising spectral, spatial and morphometric properties of landslides for semi-automatic detection using object-oriented methods[J]. Geomorphology, 2010, 116(1): 24-36.
- MARTHA T R, KERLE N, VANWESTEN C J, et al. Object-oriented analysis of multi-temporal panchromatic

- images for creation of historical landslide inventories [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 67(2):105-119.
- MARTHA T R, VANWESTEN C J, KERLE N, et al. landslide hazard and risk assessment using semi-automatically created landslide inventories [J]. *Geomorphology*, 2013, 184:139-150.
- MONDINI A C, MARCHESINI I, ROSSI M, et al. Bayesian framework for mapping and classifying shallow landslides exploiting remote sensing and topographic data[J]. *Geomorphology*, 2013, 201:135-147.
- MONDINI A C, GUZETTI 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.
- LU P, STUMPF A, KERLE N, et al. Object-Oriented change detection for landslides rapid mapping[J]. *IEEE Geo-science and Remote Sensing letters*, 2011, 8(4): 701-705.
- STUMPF A, KERLE N. Object-oriented mapping of landslides using Random Forests [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(10):2564-2577.
- AKSOY B, ERCANOGLU M. Landslide identification and classification by object-based image analysis and fuzzy logic: An example from the Azdavay region [J]. *Computers & Geosciences*, 2012, 38(1):87-98.
- LI Y G, CHEN G Q, WANG B, et al. A new approach of combining aerial photography with satellite imagery for landslide detection[J]. *Nature Hazard*, 2013, 66(2): 649-669.
- RUDY A C A, LAMOUREUX S F, TREITZ P, et al. Identifying permafrost slope disturbance using multi-temporal optical satellite images and change detection techniques[J]. *Cold Regions Science and Technology*, 2013, 88: 37-49.
- CHENG G, GUO L, ZHAO TY, et al. Automatic landslide detection from remote-sensing imagery using a scene classification method based on BOVW and PLSA [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(1):45-59.
- MOOSAVI V, TALEBI A, SHIRMOHAMMADI, B. Producing a landslide inventory map using pixel-based and object-oriented approaches optimized by Taguchi method [J]. *Geomorphology*, 2014, 204:646-656.
- KURTZ C, STUMPF A, MALET J P, et al. Hierarchical extraction of landslides from multiresolution remotely sensed optical images[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 87:122-136.
- GOLOVKO D, ROESSNER S, BEHLING R, et al. Development of multi-temporal landslide inventory information system for southern Kyrgyzstan using GIS and satellite remote sensing[J]. *Photogrammetrie Ferner Kundung Geoinformation*, 2015, 2:157-172.
- BEHLING R, Roessner S, Golovko D, et al. Derivation of long-term spatiotemporal landslide activity a multi-sensor time series approach[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 186:88-104.
- LI Z B, SHI W Z, MYINT S W, et al. Semi-automated landslide inventory mapping from bi temporal aerial photographs using change detection and level set method[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 175:215-230.
- YU B, CHEN F. A new technique for landslide mapping from a large-scale remote sensed image: A case study of central Nepal[J]. *Computers & Geoscience*, 2017, 100: 115-124.
- CHEN F, YU B, XU C, et al. Landslide detection using probability regression, a case study of Wenchuan, north-west of Chengdu [J]. *Applied Geography*, 2017, 89: 32-40.
- HARIS K, EFSTRATIADIS N S, MAGLAVERAS N, et al. Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(12):1684-1699.
- ROBINSON D J, REDDING N J, CRISP D J. Implementation of a fast algorithm for segmenting SAR imagery [R]. Scientific and Technical Report, Australia: Defense Science and Technology Organization, 2002.