

基于多特征对象的高分辨率遥感影像 分类方法及其应用

蔡银桥,毛政元

(福州大学空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室,福建省空间信息工程研究中心,福州 350002)

摘要:提出了基于多特征对象的高分辨率遥感影像分类方法,分析了该方法相对于基于像元的和单纯依靠光谱特征的传统处理方式所具有的优势,总结了该方法的特点,并给出了相关实验结果。实验表明,对于高分辨率遥感影像,基于多特征对象的分类技术能产生较好的结果。

关键词:遥感影像;影像分割;多特征;对象;eCognition

中图分类号:TP 751.1;TP 79 文献标识码:A 文章编号:1001-070X(2007)01-0077-05

0 引言

随着航空航天和传感器技术的不断进步,遥感影像的空间分辨率不断提高。目前广泛应用的高分辨率影像的空间分辨率在 10 m 以内,Ikonos 和 Quickbird 影像已经达到甚至突破米级,影像上地物的大小、形状及纹理等特征都非常明显。随着科学水平的进一步发展,遥感影像的空间分辨率将会越来越高。这种提高一方面使得遥感影像提供的空间信息越来越丰富,扩大了遥感的应用领域;另一方面,对传统的遥感影像处理方法也提出了挑战,要求人们在影像处理过程中融合更多的知识。

基于像元的遥感影像分类主要借助统计识别理论和方法,在技术和应用上已经很成熟。可单纯依靠像元光谱统计信息对遥感影像进行分类有很大的局限性,精度低,而且会产生大量的数据冗余^[1]。近年来,人们在此基础上又研究出新的分类算法,如模糊分类^[2]、人工神经网络^[3]及小波分析^[4]等,这些方法在处理具有复杂空间特征结构的多源、多波段遥感影像时能够取得更好的分类结果,但是,从本质上讲,它们都是基于像元层次的,在分类过程中没有充分利用遥感影像中包含的空间信息。

为了在遥感影像分类过程中使用更多的空间信息,一些学者采用预定义边界方法(Per-parcel 或者 Per-field)^[5,6],这种方法特别适合于农业用地或者其它容易预定义的、空间上离散的土地覆盖分类。

如果边界不容易获取或需要更新,则需要进行影像分割。在许多情况下,只有影像被分割成同质区域,影像分析才能产生有意义的结果^[7]。

Mauro 采用 Per-field 方法集成高分辨率遥感影像和地形数据进行分类;Hellwich 等采用该方法提取高分辨率遥感影像的对象,都取得了令人满意的结果^[8,9]。国内倪玲研究了采用面向对象的方法表达遥感影像处理的知识问题,认为利用对象进行基于规则的推理,能提高遥感影像分类精度^[10]。

基于多特征对象的分类方法首先将遥感对象在不同层次上分割成一个个相互联系的对象,这些对象有各自的光谱、纹理和形状等特征;再在这些对象上进行后续处理。与传统的称为面向像元的分类方法相对应,该方法也可称为面向对象的分类方法。第一个面向对象的遥感影像处理软件 eCognition 已经在商业上成功应用^[11]。

1 分类方法

1.1 主要优势

与完全基于像元光谱信息的遥感分类方法相比,基于多特征对象的分类方法具有 3 个方面的优点。

(1)从哲学角度出发,基于多特征对象的分类方法更符合认识论的思想^[12,13]。人类对世界理解通常是建立在不同的层次上,针对感兴趣的具体对象,选择最适合的层次。传统的基于像元的分类方法简单地将影像信息分解为各个像元信息,把像元当作一

个不可再分的原子,这种将宏观物质直接分割为微观物质是与人类按照分层的思想认识自然界相悖的。

(2)传统的基于像元的分类方法主要是光谱统计分析,只考虑到单个像元的光谱特征,不能解决较为普遍的‘同物异谱’和‘同谱异物’现象^[1];基于多特征对象的分类方法不仅考虑对象的光谱特征,还考虑其纹理特征、形状特征、拓扑特征及上下文关系等,在分类时可利用更丰富的知识来判断对象间的同质性或异质性,有助于提高分类精度。

(3)基于多特征对象分类产生的多边形对象,为GIS和RS集成提供了机遇。RS影像信息的自动识别和提取是GIS和RS集成中至今都未能彻底解决的难点^[14],这使得将RS数据应用于GIS数据库更新时遇到很大困难。这是因为:在遥感影像分析和处理中,对象是一个个点状像元,而在空间分析中,对象大多数是多边形。GIS中的许多空间分析算法都很成熟,采用影像分割得到的多边形对象,可以直接作为GIS空间分析的数据源^[13]。

1.2 分类思想

作为一种新的遥感影像分类技术,基于多特征对象的分类方法有其自身的特点^[15]。

(1)面向对象的分类。影像的基本处理单元不再是像元,而是影像对象或分割体,这些对象以一种网状结构来组织,最终的分类也是在这些对象上进行的。对象间的拓扑网状结构可以有效地传递各种不同的相关信息,丰富了对对象的语义知识。

(2)多尺度分类。影像对象的平均大小确定了影像分类的尺度,同一对象按照影像空间分辨率和应用需要可以分割成不同大小的对象,从而产生了各种不同的尺度信息。在基于多特征对象的分类方法中,影像对象以一种层次网状结构组织,这样有助于进一步提取有价值的信息。在这种严格的层次关系中,不仅明确每个像元相邻对象,还明确其父对象和子对象。

(3)基于多特征的分类。由于影像被分成了一个含有丰富语义的对象,这些对象不但有自己的光谱特征,还有纹理、形状及上下文关系等特征,甚至还包含其它对象层的信息。这些特征信息使得不属于同一类的对象有着更明显的语义差别,因此,建立在此基础上的分类结果也更精确。寻找不同类之间的特征差异是基于多特征对象分类的关键。从概念上看,对象的特征可分为3类^[15]：

①本质特征。是对象的物理属性,由现实世界和成像环境决定的。这些特征描述了对对象的颜色、

纹理和形状等。

②拓扑特征。用来描述同一层对象间或者某一对象与整个影像的几何关系,如一个对象位于另一对象的左边、右边或与它相距一定距离,一个对象位于影像的某一特定区域。

③上下文特征。描述了属于不同层的对象之间的语义关系,如公园几乎100%位于市区。

2 实验与分析结果

实验采用2003年10月获取的福州北郊区Quickbird影像(插图彩片3),该影像有4个波段,其空间分辨率为2.4 m。

2.1 分类流程

本实验的数据分类处理流程如图1所示。

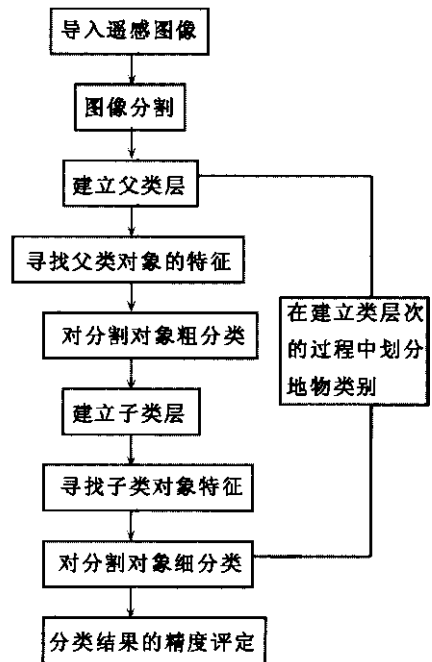


图1 基于多特征对象的分类流程

2.2 影像分割

遥感影像分割采用自底向上的区域合并算法,合并的关键是要确定一个异质性指标,它是光谱异质性和形状异质性的加权和,反映两个对象合并前后光谱信息和形状信息的变化量,即

$$f = w \cdot h_{color} + (1 - w) h_{shape} \quad (1)$$

式中, f 为异质性大小; w 为光谱权值($0 < w < 1$); h_{color} 和 h_{shape} 分别为两个对象合并产生的光谱异质性和形状异质性; h_{shape} 由对象的光滑度 h_{smooth} 和紧凑度 $h_{compact}$ 组成; h_{color} 、 h_{shape} 、 h_{smooth} 和 $h_{compact}$ 按式(2~5)求得,即

$$h_{color} = \sum_c w_c \{ n_{merge} \cdot \sigma_c^{merge} - (n_{obj1} \cdot \sigma_c^{obj1} + n_{obj2} \cdot \sigma_c^{obj2}) \}$$

(2)

$$h_{shape} = w_{compact} \cdot h_{compact} + (1 - w_{compact}) \cdot h_{smooth}$$

(3)

$$h_{smooth} = n_{merge} \cdot \frac{l_{merge}}{b_{merge}} - (n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{b_{obj1}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{b_{obj2}})$$

(4)

$$h_{compact} = n_{merge} \cdot \frac{l_{merge}}{\sqrt{n_{merge}}} - (n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}})$$

(5)

式(2)~(5)中, w_c 代表每一波段的权重因子; $w_{compact}$ 是紧凑度的权重因子; σ_c 是每一波段的灰度标准方差; c 是波段数; l 是对象的实际边界长; n 是对象的总体像元数; b 是该对象外接矩形的最短边界。

影像分割的具体步骤如下：

首先,设置分割参数,根据待分割对象的大小确定一个最佳分割尺度 v ,即对象停止合并的阈值;根据影像信息纹理特征及所提取专题信息要求,确定光谱异质性和形状异质性的权重,在形状异质性中,根据大多数地物的结构属性确定紧凑度和光滑度所占的权重。

然后,采用自底向上的区域合并算法,先将相邻像元合并为较小的对象,再将较小的对象合并为较大的多边形对象,在两个对象合并之前比较异质性 f 与阈值 v 的大小,若 $f > v$,则停止合并,寻找其它可以合并的对象;否则合并这两个对象为一个更大对象。

在本次实验中,选取的最佳分割尺度为 50,同质性标准中颜色和形状的比重分别占 0.9 和 0.1,形状的紧凑度和平滑度均为 0.5,图 2 为影像中间部分的分割结果。



图 2 遥感影像(中间部分)的分割结果

2.3 类层次的建立

高分辨率影像中“同物异谱”和“同谱异物”现象较普遍。如同一条道路的不同部分在遥感影像上分别显示为淡紫色和灰黑色,与某些建筑物的颜色相似;水体与建筑物阴影、灰黑色建筑物的光谱特

征相似。基于光谱特征的分类方法很难处理这些现象,为此,选用多个特征来反映不同地物的差异,用分层的方式组织类,最终达到分类的目的。对象的特征主要包括光谱特征、形状特征和拓扑特征。光谱特征主要有对象所包含像元的灰度均值、标准方差等;形状特征包括对象面积、边界长度、形状指数、密度及对称性等;拓扑特征包括对象间的方向关系、相邻对象公共边的边长等。建立类层次的方法如下：

首先,根据光谱特征划分两个抽象类(父类)——绿色类和非绿色类,将绿色类分为草地和菜地两个最终类;然后选择多个特征将非绿色类分为浅蓝色建筑物(最终类)和非浅蓝色(抽象类),……依次类推,将整个影像分为多个最终类,形成一个有继承关系的类层次图,如图 3 所示。

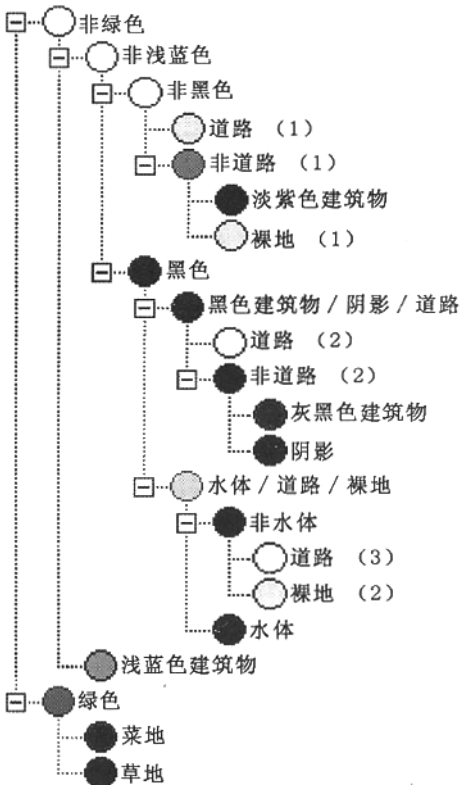


图 3 类层次结构

建立类层次的过程也是一个分类的过程,子类继承父类的特征,子类对象是父类对象的一部分。类的特征不仅包括该类对象本身的特征(光谱特征、

形状特征、纹理特征等),还包括类间的逻辑关系和语义关系。例如,在确定如图 4(左)所示的建筑物



图 4 建筑物分类
(左:待分类的建筑物;中:已划分的阴影类(黑色表示);右:分类后的建筑物)

(插页彩片 3 中所所示的淡紫色建筑物)时,利用对象本身特征很难将其与裸地分开;但该建筑物附近的

阴影比较明显,而阴影可以通过其它途径提取,如图 4(中)所示,将相对边界长(该类对象与阴影对象的公共边界长度除以该类对象的边界长度)作为确定建筑物的类别特征,当该值大于 0.2 时,即可提取大部分紫色建筑物;图 4(右)显示了提取的建筑物对象。

2.4 分类结果及评价

基于多特征对象的分类结果如插页彩片 4(左)所示。彩片 4(右)为基于光谱值的最小距离分类结果。为了评定 2 种分类效果,建立检验样本,表 1、2 分别表示 2 种分类方法的误差矩阵和精度。前者除

表 1 基于多特征对象的分类误差矩阵和精度

用户/参照类	淡紫色建筑物	道路	裸地	菜地	草地	浅蓝色建筑物	灰黑色建筑物	阴影	水体	用户精度
淡紫色建筑物	5 528	0	0	0	0	0	0	0	0	5 528
道路	556	22 871	7 022	0	1 059	0	0	148	0	31 656
裸地	320	1 325	14 255	0	0	0	895	0	0	16 795
菜地	0	0	0	16 936	3 046	0	0	0	0	19 982
草地	0	0	743	1 513	21 177	0	1 665	0	621	25 719
浅蓝色建筑物	0	0	0	0	0	4 333	0	0	0	4 333
灰黑色建筑物	613	276	5 148	432	653	0	41 706	472	211	49 511
阴影	0	68	0	0	0	0	60	3 012	516	3 656
水体	0	0	0	0	0	0	0	0	13 007	13 007
生产者精度	7 017	24 540	27 168	18 881	25 935	4 333	44 326	3 632	14 355	
总体精度 = 0.839 ; KIA = 0.813										

表 2 基于光谱特征的最小距离分类误差矩阵和精度

用户/参照类	淡紫色建筑物	道路	裸地	菜地	草地	浅蓝色建筑物	灰黑色建筑物	阴影	水体	用户精度
淡紫色建筑物	1 374	4 154	0	0	0	0	0	0	0	5 528
道路	6 958	19 706	2 499	0	0	0	2 493	0	0	31 656
裸地	577	655	15 305	0	0	0	258	0	0	16 795
菜地	0	0	0	19 678	304	0	0	0	0	19 982
草地	0	0	0	1 739	21 165	0	1 780	0	1 035	25 719
浅蓝色建筑物	0	0	0	0	0	4 333	0	0	0	4 333
灰黑色建筑物	0	6 263	0	0	2 486	0	40 705	57	0	49 511
阴影	0	72	0	0	0	0	2 684	454	446	3 656
水体	0	0	0	0	0	0	1 973	703	10 331	13 007
生产者精度	8 909	30 850	17 804	21 417	23 955	4 333	49 893	1 214	4 090	
总体精度 = 0.708 ; KIA = 0.651										

了裸地和淡紫色建筑物的生产者精度和道路的用户精度较低外,其余地物的分类精度均在 80% 以上,总体分类精度为 83.92 % ;而后者大多数地物的分类精度较低,特别是淡紫色建筑物和阴影两类有明显错分现象。从这 2 种方法的分类结果可以看出,采用基于多特征对象的分类方法,可以取得更理想的分类效果。

3 结论

(1) 运用影像分割技术将影像分割为对象,利用

对象的多个特征来区分类别,用层次方式组织类,这些方法和技术可以有效应用于高分辨率遥感影像分类中,提高分类精度,是高分辨率遥感影像处理的一个发展方向。

(2) 基于多特征对象的分类方法自动化程度不高,分类过程中需要较多的人工干预。主要包括分割尺度的参数选取、类层次的构建、对象特征及其参数的设置等。如何在分类过程中减少主观因素的影响,是基于多特征对象的分类方法中尚待解决的难题。

参考文献

[1] 杨 凯. 遥感图像处理原理和方法 [M]. 北京：测绘出版社，1988.

[2] Bandemer H, Gottwald S. Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, Fuzzy Methods with Applications [M]. John Wiley & Sons, 1996.

[3] Horst Bischof, Werner Schneider, Axel Pinz. Multi - spectral Classification of Landsat - images Using Neural Networks [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30 (3) 482 - 490.

[4] Mallat S. A Theory of Multi Resolution Signal Decomposition : the Wavelet Representation [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11 (7) 674 - 693.

[5] Lobo A, Chic O, Casterad A. Classification of Mediterranean Crops with Multisensor Data : Per - pixel versus Per - object Statistics and Image Segmentation [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17 (12) : 2385 - 2400.

[6] Aplin P, Atkinson P M, Curran P J. Per - field Classification of Land Use Using the Forthcoming Very Fine Spatial Resolution Satellite Sensors : Problems and Potential Solutions [A]. Atkinson P M, Tate N J (eds.), John Wiley & Sons. Advances in Remote Sensing and GIS Analysis [C]. Chichester : 1999.

[7] Baatz M, Schäpe A. Multiresolution Segmentation - An Optimization Approach for High Quality Multi - scale Image Segmentation [A]. Strobl J, Blaschke T, Griesebner G, et al. Angewandte Geographische Informations verarbeitung XII [C]. Heidelberg : 2000.

[8] Mauro C, Eufemia T. Accuracy Assessment of Per - Field Classification Integrating Very Fine Spatial Resolution Satellite Imagery with Topographic Data [J]. Journal of Geospatial Engineering. 2001, 3 (2) 127 - 134.

[9] Hellwich O, Wiedemann C. Object Extraction from High - Resolution Multisensor Image Data [A]. 3rd International Conference on Fusion of Earth Data, Sophia Antipolis [C]. France 2000.

[10] 倪 玲, 舒 宁. 遥感影像专家系统中面向对象的知识表示 [J]. 武汉测绘科技大学学报, 1997, 22 (1) 32 - 34.

[11] <http://www.definiens-imaging.com>

[12] Blaschke T, Lang S, Lorup E, et al. Object - oriented Image Processing in an Integrated GIS/Remote Sensing Environment and Perspectives for Environmental Applications [A]. Cremers A, Greve K. Environmental Information for Planning, Politics and the Public [C]. Marburg : 2000.

[13] Blaschke T, Strobl J. What 's Wrong with Pixels ? Some Recent Developments Interfacing Remote Sensing and GIS [J]. GeoBIT/GIS : 2001, 12 - 17.

[14] 毛政元, 李 霖. “ 3S ” 集成及其应用 [J]. 华中师范大学学报 (自然科学版), 2002, 36 (3) 385 - 388.

[15] ECognition User Guider 4, Definiens Imaging.

A METHOD FOR CLASSIFICATION OF HIGH RESOLUTION REMOTELY SENSED IMAGES BASED ON MULTI - FEATURE OBJECTS AND ITS APPLICATION

CAI Yin - qiao, MAO Zheng - yuan

(Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing of Ministry of Education, Spatial Information Research Center, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

Abstract : This paper puts forward a classification method for high resolution remotely sensed images based on multi - feature objects, analyzes its advantages in comparison with the traditional pixel - based means which completely depend on spectral information. A case study related to the classification method is described, and the result shows that the new technique based on multi - feature objects is more efficient than the pixels - based methods.

Key words : Remotely sensed image ; Image segmentation ; Multi - features ; Object ; eCognition

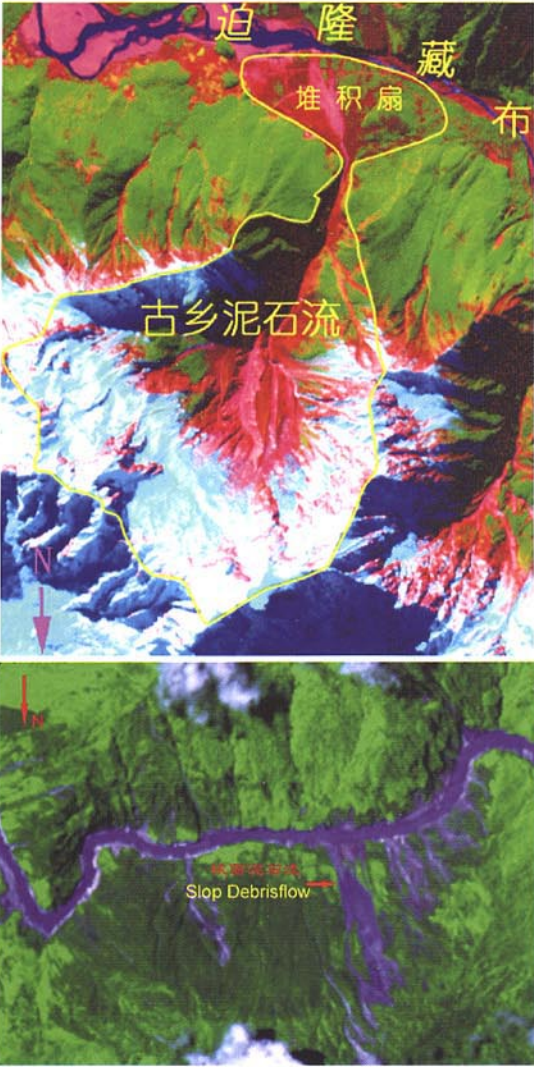
第一作者简介：蔡银桥 (1979 -), 男, 福州大学 2004 级研究生, 现主要从事空间数据挖掘研究。

(责任编辑：李 瑜)

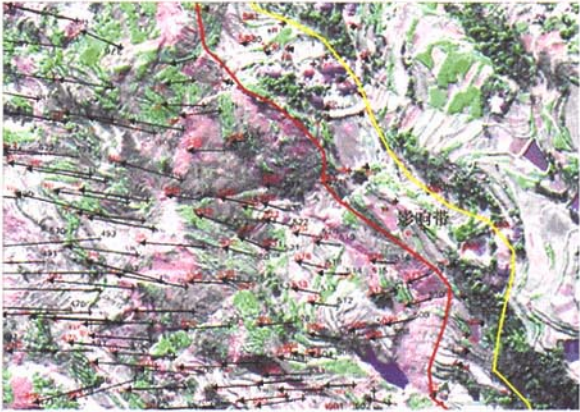


鸟 巢

奥运场馆国家体育场 (鸟巢) 为第 29 届奥运会的主会场, 位于北京奥林匹克公园内, 建筑面积 25.8 万 m² ; 座位数 : 91 000 ; 赛时功能 : 田径、足球 ; 赛后功能 : 将用于国际、国内体育比赛和文化、娱乐活动。



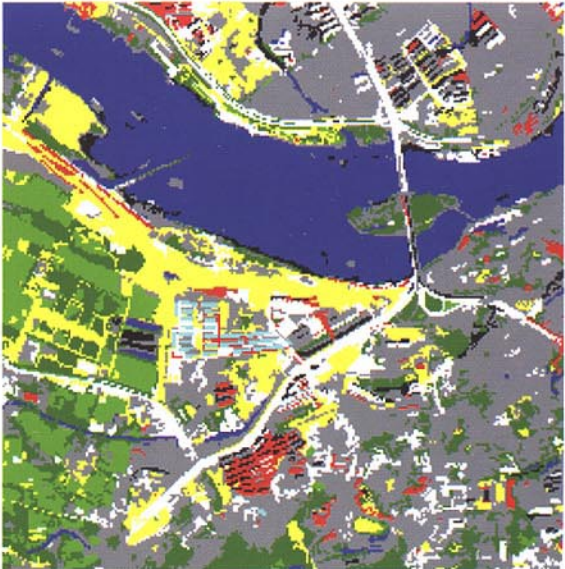
彩片1 泥石流微地貌
(上：沟谷型泥石流；下：坡面泥石流)



彩片2 特征点法确定滑坡边界



彩片3 研究区域Quickbird影像



- 菜地 草地 裸地 道路 水体 阴影 淡紫色建筑物 浅蓝色建筑物 灰黑色建筑物

彩片4 基于多特征对象的分类(左) 与基于光谱特征的最小距离分类(右) 结果对比

(彩片3、4见蔡银桥一文)