

文翔,毕熙荣,向魏,等.基于SVM多源遥感影像的面向对象倒塌建筑物提取研究[J].华北地震科学,2015,33(3):11-17.

# 基于SVM多源遥感影像的面向对象 倒塌建筑物提取研究

文 翔<sup>1</sup>,毕熙荣<sup>1,2\*</sup>,向 魏<sup>1</sup>

(1.广西壮族自治区地震局,南宁 530022; 2.广西大学,南宁 530004)

**摘要:**快速准确地获取倒塌建筑物信息能为震后救灾工作提供支持。采用玉树灾区LiDAR数据和高分辨率Quickbird遥感数据,通过对研究区内LiDAR数据进行预处理,使用面向对象分类与SVM技术相结合的方法对震后倒塌建筑物信息进行提取,提取总精度达到82.21%。

**关键词:**LiDAR;面向对象;SVM;提取倒塌建筑物

**中图分类号:**P315.943;TP751      **文献标志码:**A

doi:10.3969/j.issn.1003-1375.2015.03.003

文章编号:1003-1375(2015)03-0011-07

## 0 引言

地震灾害已经成为一种频发的自然灾害之一,在震后灾害评估中,建筑物倒塌情况是很重要的一项指标<sup>[1]</sup>。当前,应用高分辨率卫星、航空遥感影像以及卫星雷达数据进行倒塌建筑物信息提取的研究较多。Kaya等<sup>[2]</sup>、闻春晶等<sup>[3]</sup>、Sakamoto等<sup>[4]</sup>通过对比地震前后高分辨率遥感影像建筑物变化区域,提取倒塌建筑物等灾情信息;有研究者将GIS矢量先验知识、航空或卫星立体影像提取的DEM三维信息以及卫星雷达数据用于地震前后建筑物信息提取。然而,高分辨率遥感影像以及卫星雷达数据在信息提取时精度往往受到一定的限制;并且在实际应用中,通常因缺乏震前高分辨率遥感数据或准确矢量先验知识而无法对建筑物变化信息进行精确提取<sup>[5]</sup>。机载激光雷达技术(Light Detection and Ranging,LiDAR)作为一种新兴的航空遥感技术,将GPS技术、INS技术以及激光扫描技术和计算机技术集于一体,能够自动获取高精度、高密度的地球表面3D点云数据,建立数字地面模型(Digital Ter-

rain Model,DTM),并应用于震后倒塌建筑物信息提取,是当前的一个研究热点。本文以2010年4月14日青海玉树7.1级地震为例,将地震灾区的LiDAR点云数据与航空影像数据相结合,利用面向对象分类技术将影像分割为目标对象,并分析多数据空间、光谱和纹理特征,通过采集类别样本,运用支持向量机(Support Vector Machine,SVM)分类方法实现震后倒塌建筑物信息的自动提取。此研究对震前遥感影像缺失环境下的震后灾害快速准确提取具有一定借鉴意义。

## 1 数据获取与预处理

本研究使用的数据由武汉大学遥感信息工程学院采集,获取了受地震影响地区的高空间分辨率Quickbird遥感影像和LiDAR数据,研究区域为青海省玉树县先锋村(北纬33°00'30"~33°04'00",东经97°01'15"~97°05'15"),获取时间为2011年4月20—26日。该研究区域中具有未倒塌建筑物、植被、裸土地、山体等典型地物,以及受地震影响的倒塌建筑物信息(图1a)。

收稿日期:2015-02-27

基金项目:广西科技攻关计划:“桂西地区暴雨触发特殊震群活动特征及成因机制研究”(1377002);“广西重点地区中强地震强化监视与跟踪预测研究”(12426001);“地震数值预测关键技术及其在广西地区的应用”(1298005-2)

作者简介:文翔(1984—),男(汉族),广西桂林人,助理工程师,主要从事流动重力、GNSS、热红外遥感与地震监测预报方面研究。

E-mail:yaya997@163.com

\* 通讯作者:毕熙荣(1989—),女,助理工程师. E-mail:bixirong1989@163.com.

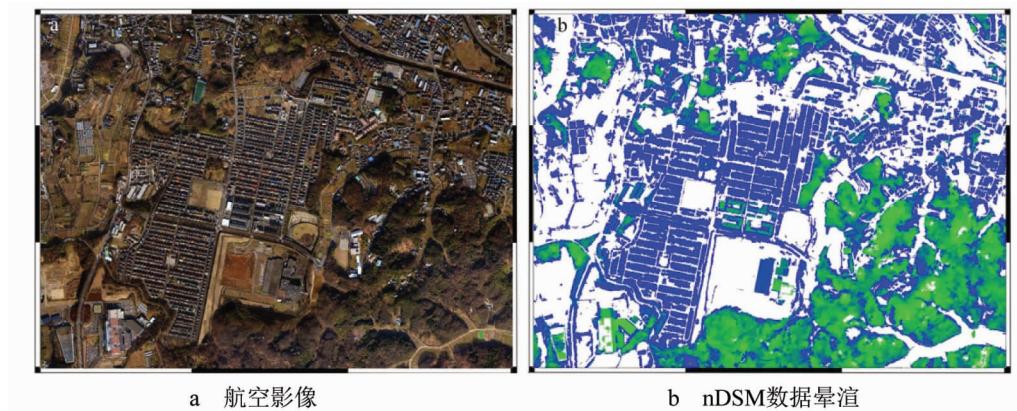


图 1 nDSM 模型提取建筑物信息

利用 Alexander 等<sup>[6]</sup>提出的数据预处理方法,对研究区 LiDAR 点云数据进行预处理,处理步骤是:①结合 GPS 和惯性测量系统观测数据计算每个点云的三维坐标,所获得数据的高程精度为 11 cm,水平精度为 15 cm;②检测和清除其中的系统误差和粗差点,对点云数据采用自适应 TIN(Adaptive TIN, ATIN)方法进行滤波分类,分离地面点和非地面点;③基于 Kriging 插值方法建立数字地面模型,同时利用 LiDAR 第一次返回的数据建立数字表面模型(Digital Surface Model, DSM);④从 DSM 减去 DEM 得到正规化数字表面模型(Normalized Digital Surface Model, nDSM) 数据(图 1b),利用 nDSM 提取建筑物能够直接消除地形影响。

## 2 面向对象的倒塌建筑物信息提取

面向对象分类方法是根据像元形状、纹理、光谱等特征,将具有相同特征的像元组成对象,根据对象特征进行分类。面向对象倒塌建筑物信息提取基本思路:对震后 Quickbird 影像进行多尺度分割,生成影像对象;构建特征空间,对影像对象各种特征,包括 nDSM、光谱、形状、纹理等进行分析组合;通过采集类别样本,使用 SVM 分类方法提取出倒塌建筑物信息,提取流程如图 2。

### 2.1 多尺度分割

采用 Baatz 等<sup>[7]</sup>提出的通过控制尺度参数和同质参数进行相邻区域合并,进而获取分割对象算法进行图像分割。尺度是指识别特定目标所需要的最小尺寸,与图像分辨率密切相关。更高的图像分辨率需要更大尺度参数,以确定一个特定对象。本研究通过试错方法,由经验确定尺度参数。尺度参数



图 2 基于 SVM 的多源信息面向对象倒塌建筑物提取流程

选取时尽量减少建筑物的聚集,并保存每个建筑物的完整性。

同质参数  $f$  的计算使用了颜色差异  $\Delta h_{color}$  和形状差异  $\Delta h_{shape}$  2 个方面特征。颜色是指物体的光谱响应,而形状传达了有关对象空间语义信息的一致性,计算公式为

$$f = w_{color} \cdot \Delta h_{color} + w_{shape} \cdot \Delta h_{shape} \quad (1)$$

式中:  $w_{color}$  和  $w_{shape}$  分别为颜色、形状差异的权重参数。形状特征进一步被划分为紧致度(compact)和光滑度(smooth)2 个相互对立的特征,前者由对象的周长  $l$  与像元数量  $n$  的平方根的比值来表示;后者定义为周长  $l$  与外接长方形最小可能边长  $b$  的比值。

对于某种特定的目标对象,最理想的对象分割结果是分割之后的多边形既可以清楚地表达地物的边界,又可以与其它的地物相区分,既不会过于笼统,又不会过于破碎,以免降低后续对象提取精度。从影像上看,研究区内建筑物密度比较大,在分割时既要保证建筑物完整性,又不能很破碎,尺度不好把握,需进行多次尝试。本研究最终确定尺度参数为

25, 形状因子为 0.1, 紧致度因子为 0.5(表 1)。分割后的建筑物多边形大小与原图像基本一致(图 3b), 保证了建筑物轮廓的完整性, 为进一步确定倒塌房屋奠定了基础。

表 1 影像分割参数

尺度参数	色调	形状	紧致度	平滑度
10	0.9	0.1	0.5	0.5
25	0.9	0.1	0.5	0.5
40	0.9	0.1	0.5	0.5
60	0.9	0.1	0.5	0.5

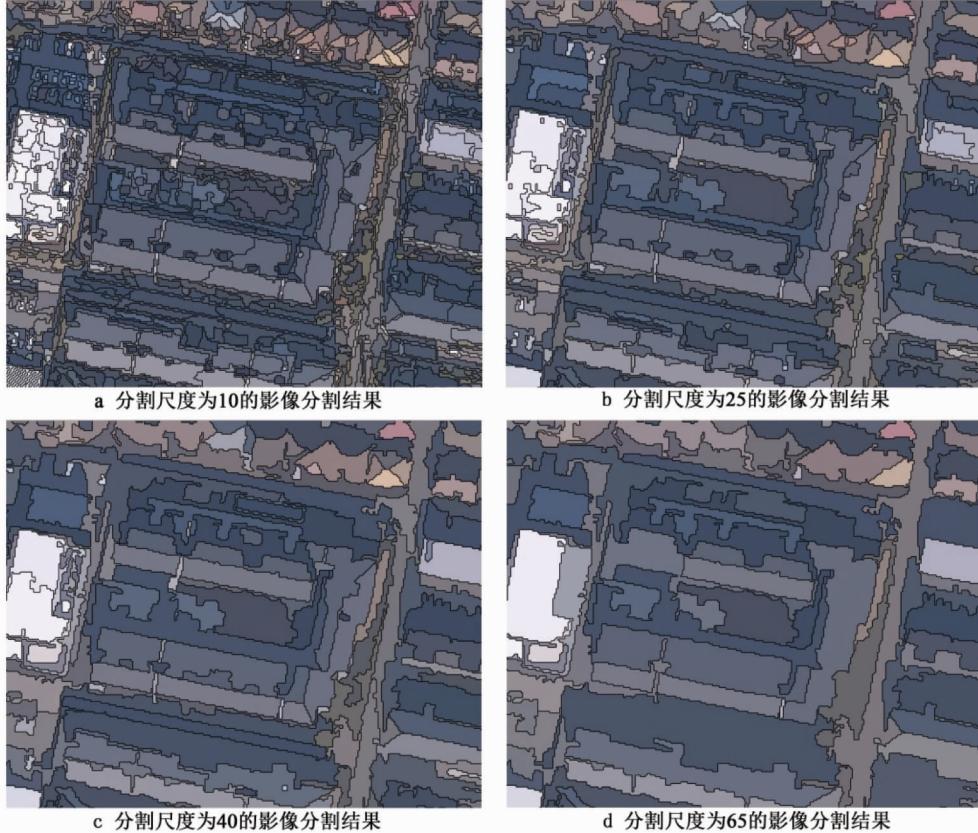


图 3 影像多尺度分割结果

## 2.2 构建特征空间

无论是目标识别还是分类, 特征都是对处理结果起决定作用的因素。特定目标总是和相应特征或特征组合相联系, 只有选择合适的特征或特征组合, 才能把某一目标与其它目标区别开来<sup>[8]</sup>。研究区内未倒塌建筑物、植被与山体地物、相对裸土地、完全倒塌建筑物而言具有一定的高程信息, 因此首先使用 nDSM 特征提取混合高程地物, 进一步利用影像标准差( $\delta_L$ )、均值( $\bar{C}_L$ )、形状指数(S)、长宽比( $\gamma$ )、灰度共生矩阵<sup>[9]</sup>中的角二阶矩(ASM)、熵(*entropy*)等组合特征将混合地物分类为未倒塌建筑物、植被和山体。对于裸土地与完全倒塌建筑物这 2 类地物, 从影像上分析, 其纹理差异比较明显, 亮度特征也不一样, 可利用纹理与亮度特征识别出完全倒塌建筑物; 参考前人关于此方面的研究<sup>[10]</sup>, 选择亮度

值( $B$ )、灰度共生矩阵中的同质性指数(*Hom*)构建特征空间。各特征参数具体表述如下:

1)  $\delta_L$  由构成一个影像对象的所有  $n$  个像素图层值计算得到, 其特征值范围为 [0, 根据数据的比特位数确定]。

$$\delta_L = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (C_{L_i} - \bar{C}_L)^2}。 \quad (2)$$

式中:  $n$  为对象内像元的数目,  $C_{L_i}$  为对象内第  $i$  个像元在第  $L$  个波段的像元值,  $\bar{C}_L$  为对象内第  $L$  个波段的像元值。

2)  $\bar{C}_L$ : 分别计算各影像对象组成像元在各个波段上光谱值的平均值。

$$\bar{C}_L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_{L_i}。 \quad (3)$$

式中:  $L$  为波段号,  $C_{L_i}$  为对象内第  $i$  个像元在第  $L$  个

波段的像元值,范围为[0,255], $n$ 为对象内像元数目。

3)S:数学上形状指数,是影像对象的边界长度除上它面积的平方根的4倍。

$$S = \frac{e}{\sqrt{A}}。 \quad (4)$$

式中: $e$ 为对象的边界长度, $A$ 为对象的面积。使用形状指数S以描述影像对象边界的光滑度。影像对象越破碎,则它的形状指数越大。特征值范围:[1,根据影像对象形状决定]。

4) $\gamma$ :用影像对象外接椭圆的长( $l$ )和宽( $w$ )之比表示,特征值范围:[0,1]。

$$\gamma = \frac{l}{w}。 \quad (5)$$

5)B:表示对象在所有波段上的光谱均值。

$$B = \frac{1}{n_L} \sum_{i=1}^{n_L} \bar{C}_i。 \quad (6)$$

式中: $\bar{C}_i$ 为对象在第层上的光谱均值, $n_L$ 为总层数。

6)Hom:反映图像纹理同质性,度量图像纹理局部变化的多少。其值使用灰度共生矩阵计算得出,值大则说明图像纹理不同区域间缺少变化,局部非常均匀。

$$Hom = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{p_{i,j}}{1 + (i - j)^2}。 \quad (7)$$

式中: $n$ 为共生矩阵的阶数; $i,j$ 为共生矩阵的坐标; $p$ 为( $i,j$ )处的共生矩阵数值。

7)角二阶矩(ASM):灰度共生矩阵各元素的平方和,又称能量。它是影像纹理灰度变化均一的度量,反映了影像灰度分布均匀程度和纹理粗细度。

$$ASM = \sum_i \sum_j p(i,j)^2。 \quad (8)$$

式中: $i,j$ 为共生矩阵的坐标; $p$ 为( $i,j$ )处的共生矩阵数值。

8)熵(entropy):是一个随机的变量,表征图像中信息量多少。它反映纹理的非均匀程度或复杂程度。当复杂度高时,熵值较大;复杂度低时,熵值较小或为0。

$$ENT = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log(p(i,j))。 \quad (9)$$

式中: $i,j$ 为共生矩阵的坐标; $p$ 为( $i,j$ )处的共生矩阵数值。

灰度共生矩阵提取纹理特征需要选择一定大小的滑动窗口,不同窗口大小制约着影像分类精度。因此,在分类前需确定分类精度最高下纹理提取的最佳窗口大小<sup>[11]</sup>。本文分别在 $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$ 、 $7 \times 7$ 、 $9$

$\times 9$ 、 $11 \times 11$ 、 $13 \times 13$ 窗口下提取纹理进行影像分类,分类结果精度(表2,图4)随纹理窗口增大有逐渐降低的趋势。在 $3 \times 3$ 窗口下使用纹理特征进行影像分类精度最高,总精度为76.78%,Kappa系数为0.661。

表2 窗口大小对纹理特征分类精度的影响

窗口大小	总精度 / %	Kappa
$3 \times 3$	76.78	0.661
$5 \times 5$	74.51	0.643
$7 \times 7$	73.14	0.627
$9 \times 9$	71.37	0.611
$11 \times 11$	66.52	0.554
$13 \times 13$	64.48	0.547

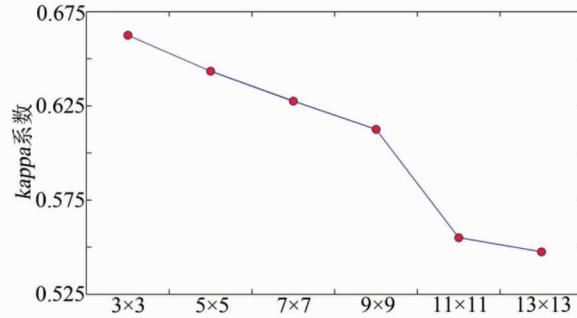


图4 窗口大小对纹理特征分类精度的影响

## 2.3 面向对象的影像分类

### 2.3.1 提取未倒塌建筑物

在Quickbird影像中使用nDSM特征(表3)提取出未倒塌建筑物、植被与山体的混合地物(图5a),并通过采集类别样本,采用SVM方法将混合地物分类为未倒塌建筑物、植被、山体3种类别。

表3 影像分类提取的类型与规则

层次	提取信息	分类定义的成员函数
1	未倒塌建筑物、山体、植被	$nDSM > 1.5$
2	裸土地、完全倒塌建筑物	未分类的对象

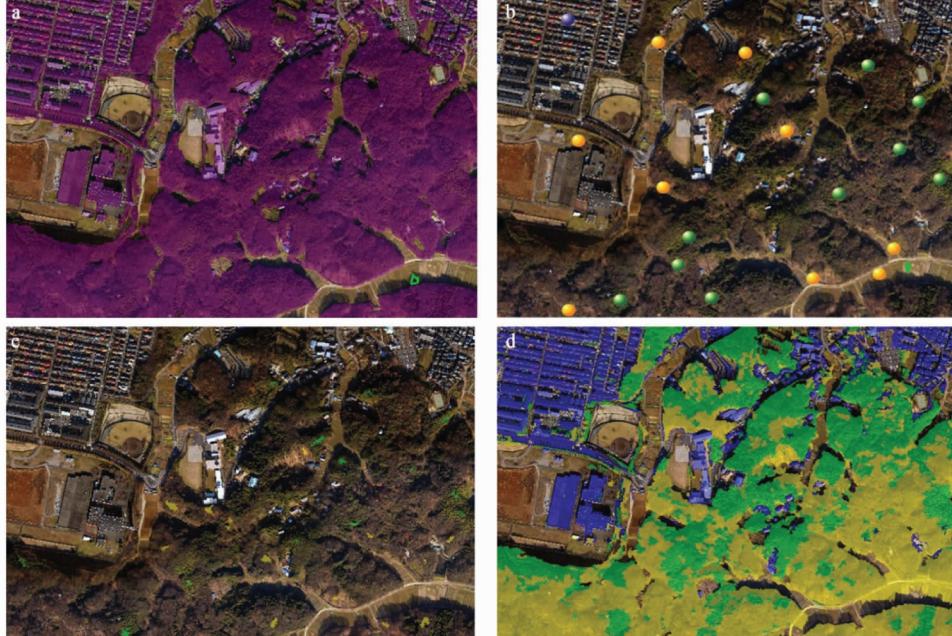
SVM分类法是基于VC维理论和结构风险最小原理提出的一种新机器学习方法,其根据有限样本信息在模型复杂性和学习能力间寻求最佳折衷,以期获得最好推广能力<sup>[12]</sup>。SVM所要解决的主要问题是根据有限样本来确定最优分类超平面,使之在预测位置样本时分类间隔最大,而所得期望风险最小。SVM根据已知训练样本类别及其特征属性,求得训练样本与样本类别或属性间关系,并将训练

样本按照类别或属性分开,最后预测未知样本的类别、属性以及分布<sup>[13]</sup>。SVM 分类步骤如下:

1)采集与创建样本。确定分类所需的未倒塌建筑物、山体、植被 3 种样本,用于 SVM 分类模型建立。在选取样本时,所有样本均匀分布于整个影像区域(图 5b);样本采集完成后,在影像上创建未倒

塌建筑物、山体、植被样本(图 5c)。

2)训练样本与分类。使用 SVM 分类器训练未倒塌建筑物、山体、植被样本,分类特征选择  $\delta_L$ 、 $\bar{C}_L$ 、 $S$ 、 $\gamma$ 、ASM、entropy,采用 classifier 算法对影像进行分类(图 5d)。



a 未倒塌建筑物、植被与山体混合地物(紫红色地物);b 采集样本(蓝色圆表示采集的未倒塌建筑物样本,黄色圆表示采集的山体样本,绿色圆表示采集的植被样本);c 创建样本(紫色地物表示创建的未倒塌建筑物样本,黄色地物表示创建的山体样本,绿色地物表示创建的植被样本);d SVM 分类结果(蓝色地物表示未倒塌建筑物,黄色地物表示山体,绿色地物表示植被)。

图 5 提取未倒塌建筑物

### 2.3.2 提取倒塌建筑物

倒塌建筑物与裸土地相比,亮度、纹理差异比较明显,因此可依靠  $B$ 、 $Hom$  构建特征空间(表 4),提取完全倒塌建筑物信息。

表 4 影像分类提取的类型与规则

层次	提取信息	模糊分类定义的成员函数
1	倒塌建筑物	$B > 150, Hom < 0.55$
2	裸土地	未分类的对象

表 5 震后影像分类精度

	裸土地	山体	未倒塌建筑物	植被	倒塌建筑物	列精度/%
裸土地	27 542	345	1 587	621	347	90.47
山体	435	3 856	383	156	145	77.51
未倒塌建筑物	1 456	491	49 687	1 314	245	93.41
植被	5 868	453	1 579	30 656	317	78.86
倒塌建筑物	756	56	1 282	234	3 978	63.08
行精度/%	76.38	74.14	91.14	92.95	79.05	

由表 5 中可以看出,震后未倒塌建筑物分类精度达到了 91.14%,完全倒塌建筑物分类精度较理想,达到了 79.05%。

### 3 分类精度评价

通过选取建筑物分类区域,对 SVM 分类精度进行评价。总分类精度表达公式为<sup>[14-15]</sup>:

$$p_c = \sum_{k=1}^n p_{kk} / p . \quad (10)$$

式中: $n$  表示样本数, $p$  表示分类类别。精度评价  $Kappa$  统计的表达公式为:

$$K_{hat} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{+i} + x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{+i} + x_{+i})} . \quad (11)$$

式中: $N$  表示样本总数, $r$  表示总类别数, $x_{ii}$  表示正确分类的数目, $x_{+i}$  和  $x_{+i}$  分别是第  $i$  行和第  $i$  列的总样本数量。

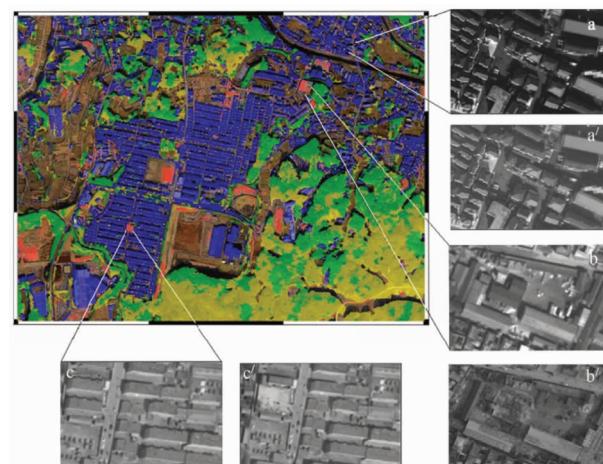
由表 6、图 6 可看出,SVM 总体分类精度达到 82.21%, $Kappa$  统计为 0.718 1,倒塌建筑物以及其它地物分类结果清晰、完好。

表 6 SVM 分类法精度评价

分类方法	总分类精度/%	$Kappa$ 系数	运行时间/s
SVM	82.21	0.718 1	45.7

### 4 结论

本文以玉树县先锋村震后高分辨率 QB 遥感影像和 LiDAR 数据为例,利用面向对象方法将影像



a、b、c 为震前建筑物影像,a'、b'、c' 为震后倒塌建筑物影像

图 6 倒塌建筑物(红色地物)

分割为目标对象,并分析 nDSM、光谱和纹理特征,通过采集类别样本,运用 SVM 分类法实现震后倒塌建筑物信息自动提取。通过分析分类结果和精度,得出以下结论:

1) 基于震后 LiDAR 与高分辨率遥感影像数据,使用面向对象与 SVM 法相结合提取倒塌建筑物信息是有效的,能为抗震救灾、灾害评价等提供支持。

2) 本文在建筑物的震害分级中,只分为倒塌和未倒塌两大类,对于处在中等破坏程度的半倒塌建筑物,没有细分。针对以上不足之处,在今后研究中应对不同震害类型分别进行特征分析,建立合适的特征模型库和专家知识库,为提高震害识别精度提供依据。

### 参考文献:

- [1] 郭华东,鹿琳琳,马建文,等.一种改进的地震灾害倒塌房屋遥感信息自动识别方法[J].科学通报,2009,54(17):2581-2585.
- [2] Kaya S, Curran p J, Llewellyn G. Post-earthquake Building Collapse; A comparison of government statistics and estimates delved from SPOT HRVIR data[J]. Int J Remote Sens, 2005, 26(3): 2731-2740.
- [3] 闻春晶,赵书河,李晖,等.面向对象的高分辨率遥感影像变化检测方法[J].山东师范大学学报,2010 年,12(1):126-129.
- [4] Sakamoto M, Takasago Y, Uto K, et al. Automatic detection of damaged area of iran earthquake by high-solution satellite imagery[C]. Proceedings of IGARSS 04. Alaska, 2004: 1418-1421.
- [5] 于海洋,程钢,张育民,等.基于 LiDAR 和航空影像的地震灾害倒塌建筑物信息提取[J].国土资源遥感,2011,(90)3:77-81.
- [6] Alexander B, Christian H, Goepfert J, et al. Aspects of generating precise digital terrain models in the wadden Sea from Lidar-water classification and structure line extraction[J]. ISPRS Journal of photogrammetry & Remote Sensing, 2008, 63(5): 510-528.
- [7] Baatz M, Schape A. Multiresolution segmentation-an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation[C]. strobli J, Blaschke T, Griesebner G. Angewandte Geographische Informations-Verarbeitung XII. Karlsruhe: Wichmann Verlag, 2000: 12-23.
- [8] 田新光.面向对象高分辨率遥感影像信息提取[D].北京:中国测绘科学研究院,2007,22(5):66-72.
- [9] 王慧敏,李艳.面向对象的损毁建筑物提取[J].遥感应用,2011,23(5):80-85.
- [10] 彭立,杨武年,黎小东,等.面向对象的地质灾害信息提取[J].西南师范大学学报. 2011,36(3):77-82.
- [11] Zhang Q, Wang J, Gong P, et al. Study of Urban Spatial Patterns from SPOT Panchromatic Imagery Using Textural Analysis[J]. Int J Remote Sens, 2003,24(21):4137-4160.

- [12] 杜培军. 基于支持向量机的高光谱遥感分类进展[J]. 测绘通报, 2006, 12(3): 37-40.
- [13] 王晓青, 魏成阶, 苗崇刚. 震害遥感快速提取研究: 以 2003 年 2 月 24 日新疆巴楚—伽师 6.8 级地震为例[J]. 地学前缘, 2003, 10(8): 285-291.
- [14] 陈文凯. 面向震害评估的遥感应用技术研究[D]. 中国地震局兰州地震研究所, 2007, 22(4): 56-60.
- [15] 余先川, 安卫杰, 贺辉. 基于面向对象的无监督分类的遥感影像自动分类方法[J]. 地球物理学进展, 2012, 27(2): 120-126.

## Object-Oriented Collapsed Building Extraction From Multi-Source Remote Sensing Imagery Based On SVM

WEN Xiang<sup>1</sup>, BI Xi-rong<sup>1,2\*</sup>, XIANG Wei<sup>1</sup>

(1. Earthquake Administration of the Guangxi Zhuang Autonomous Region, Nanning 530022, China;

2. Guangxi University, Nanning 530004, China)

**Abstract:** Obtaining collapsed building information rapidly and accurately can provide vital support for the disaster-relief work after the earthquake. In this paper, the LiDAR data and remote sensing data are adopted in the Yushu disaster area, and the LiDAR data is preprocessed in the study area. Then developing a method based on Object-Oriented and SVM for extracting the earthquake-caused collapsed building, the overall accuracy can reach 82.12% in the research.

**Key words:** LiDAR; object-oriented; SVM; collapsed building extraction