

震后建筑物受灾程度遥感监测方法研究*

杨玉荣¹, 张仕廉², 铁中用¹, 周超¹

(1. 四川工程职业技术学院 建筑工程系, 四川 德阳 618000; 2. 重庆大学 建设管理与房地产学院, 重庆 400045)

摘要: 基于传统 Fisher-SVM 的震后建筑物受灾程度遥感监测方法未考虑最优分类超平面的限制条件, 图像分类结果精度低, 建筑物受灾程度监测不准确, 提出面向对象的震后建筑物受灾程度遥感监测方法。其基本原理为: 采用面向对象的多光谱遥感图像分割方法获取震后建筑物分割对象, 再依据纹理特征的对比度、差异性以及方差这3种参数在震前与震后建筑物中的分布规律, 提取震后建筑物分割对象的纹理特征, 最后采用支持向量机分类方法, 将震后建筑分割图像纹理特征输入到支持向量机分类学习, 经过训练输出最优的震后建筑物受灾纹理特征分类结果, 完成震后建筑物受灾程度分析。利用该方法对2010年青海玉树7.1级地震后建筑物受灾状况进行分析, 结果表明: 通过优化调整支持向量机最优分离超平面算式, 可以对特征纹理进行较好分类, 分析结果与实地考察结果基本一致。

关键词: 震后建筑物; 受灾程度; 多光谱遥感图像; 纹理特征; 支持向量机; 玉树地震

中图分类号: TP79

文献标识码: A

文章编号: 1000-0666(2018)04-0630-07

0 引言

近几十年, 地震灾害频发, 对房屋建筑、公共设施造成巨大损害。为了在震后及时了解受损建筑物的地理位置、损毁程度, 及时开展救援与重建, 可以利用地震前后建筑物的遥感监测图像进行分析对比, 获取有益信息。传统的遥感图像信息提取方法已广为应用, 它具有可靠性好、精准度高的优势, 但存在耗时长、资源浪费明显、效率低的缺点(叶昕等, 2016)。因此必须探索一种高质量的建筑物受损程度遥感图像分析方法, 为震后建筑重建提供更有价值的参考依据(王福涛等, 2016; 付萧等, 2016)。

以往的震后建筑物受灾程度远程监测方法均存在一定局限性, 如基于 TLS 技术的典型建筑物震害信息三维建模分析方法(焦其松等, 2016), 需要采用震后建筑物的三维模型评估建筑物受灾情况, 监控效率偏低; 利用相干系数对震后倒塌建筑物进行快速评估(徐丰等, 2016), 仅在震后建筑物受灾程度严重的条件下, 具有效率高的优势, 但是存在评估精度低的问题; 张方浩等(2016)提出基于互联网的地震灾情信息分类编码

及其应用方法, 存在无法获取直观形象的建筑物受灾程度的缺陷; 张斌等(2014)利用灾前光学影像和灾后 VHR SAR 影像对建筑物受灾程度进行分析, 但只能对地震区低层建筑物进行变化监测, 无法对高层建筑物进行监测, 具有一定的局限性。

本文提出的基于面向对象的震后建筑物受灾程度遥感监测方法, 通过对受灾建筑物的遥感图像进行光谱分析, 利用建筑物在地震前后多光谱图像分割处理后的纹理特征判断其结构分布变化, 评估建筑物受灾程度。并以2010年青海玉树7.1级地震重灾区建筑遥感图为例对该方法进行实验分析。

1 分析方法

1.1 面向对象的多光谱遥感图像分割方法

结合多光谱扫描、摄影系统, 从可见光与热红外波段部分获取震后建筑物受灾状况的多光谱遥感图像, 并对其展开遥感监测分析(周云东等, 2017)。面向对象的多光谱遥感图像分割方法是在调整遥感图像异质性参数与尺度参数的基础上合并相邻区域, 对震后建筑物图像进行分割。遥感图像异质性参数与尺度参数可由卫星监测器与航

* 收稿日期: 2018-04-17.

基金项目: 四川省教育厅科研项目(17ZB0383)资助.

空拍摄影器获取。

识别目标对象异质性最小的尺度阈值称作尺度参数。在识别目标时，分辨率越高的图像相应的尺度参数越小。通过颜色差异与形状差异来获取异质参数：

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

式中： f 为异质参数； Δh_{color} 为颜色差异，目标的光谱响应即颜色； Δh_{shape} 为形状差异，相关联对象的语义信息存在一致性，可用形状来描述； w_{color} 为颜色差异的权重参数； w_{shape} 为形状差异的权重参数。

紧致度与光滑度是形状因子的主要特征因素：

$$\begin{cases} S_{\text{COM}} = \frac{l}{n} \\ S_{\text{SMO}} = \frac{l}{b} \end{cases} \quad (2)$$

式中： S_{COM} 为紧致度； S_{SMO} 为光滑度； l 为周长； n 为像元数量； b 为存在的边长最小值。

根据获取的异质性参数合并遥感图像的相邻区域，先完成建筑物遥感图像的分割。

1.2 提取震后建筑物分割对象纹理特征

在获取的震后建筑物多光谱遥感图像中，纹理特征是分割对象的重要特点。基于这一特征对已获取的分割结果进行目标纹理特征提取，获取震后建筑物分割对象的纹理特征。

震前与震后建筑物的纹理特征存在如下特点（上官冬辉等，2017）：震前完好建筑物的纹理特征差异小，呈基本相同的纹理状态；震后倒塌建筑物的纹理特征分布散乱、变化差异大。经过验算，可通过分析震后建筑物纹理特征的对比度、差异性和方差来提取震后建筑物分割对象的纹理特征：

$$\begin{cases} f_{\text{CON}} = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} p(i, j) g(i - j)^2 \\ f_{\text{DIS}} = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} p(i, j) g |i - j| \\ f_{\text{VAR}} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} [p(i, j) g (i - \mu)^2 + p(i, j) g (j - \mu)^2] \end{cases} \quad (3)$$

式中： f_{CON} 为对比度； f_{DIS} 为差异性； f_{VAR} 为方差；

$p(i, j)$ 表示多光谱遥感图像中2个灰度值分别为*i*和*j*时，其间距为一特定值的像素出现频率； g 表示相似度； i, j 为不同窗口中的共生矩阵点对应的灰度值； N 表示灰度共生矩阵的维数； μ 为均值。

根据红、绿、蓝不同波段的多光谱遥感图像得到震后建筑物的纹理特征。惯性矩分布在灰度共生矩阵的主对角线周围，即对比度（王庭华等，2017）。纹理深浅程度与清晰状况是通过度量矩阵值的排列规律以及多光谱遥感图像空间频率的部分变化状况来体现的，也就是多光谱图像中灰度上限与下限的幅度差。共生矩阵之间的差异状况是通过差异性参数来体现的，差异性越大说明该受灾区域建筑物纹理特征的对比度越高（李孝波等，2017）。建筑物的损坏程度可以用方差值来体现（Dong *et al.*, 2016），较大的方差值存在于倒塌的建筑物中，较低的方差值存在于完好无损的建筑物中。

对比建筑倒塌前后的特征纹理图（图1）可以看出，倒塌前后图像的纹理特征具有明显差异，对比度较高，倒塌后的图像纹理程度较深，且纹理清晰。

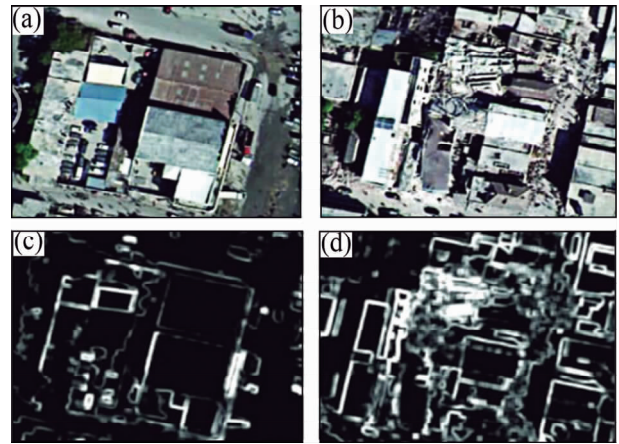


图1 建筑物倒塌前（a）、后（b）及其相应的纹理特征（c），（d）

Fig. 1 Pre-collapse buildings (a) and collapsed buildings (b) and their characteristic texture (c), (d)

1.3 支持向量机分类方法

在符合分类约束条件的情况下，分散待分类数据集的所有点，获取最优超平面，使得点与超平面间的距离最大，这就是支持向量机分类的过程（王宇等，2017）。将获取的震后建筑物分割对象的

纹理特征输入到支持向量机分类学习过程中, 经过训练输出最优的震后建筑受灾纹理特征分类结果。图 2 为支持向量机的结构风险最小化原则。

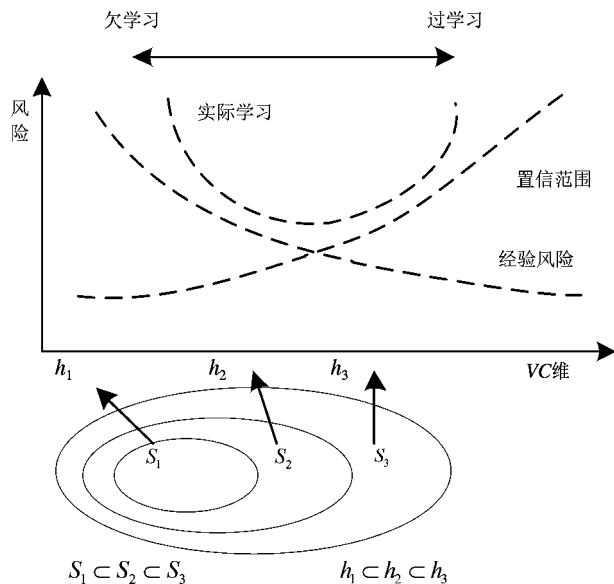


图 2 结构风险最小化原则

Fig. 2 The principle of structural risk minimization

采用非线性映射函数 $\varphi(x)$ 解决线性分类问题, 将获取的震后建筑物的高光谱遥感图像纹理特征映射到高维特征空间内 (崔燕等, 2014), 经过处理, 实现震后建筑物特征的分类。

首先寻找纹理特征的分类界限。最优分类超平面计算方法为:

$$f(x) = w \cdot \varphi(x) + b = 0 \quad (4)$$

式中: w 为权重矢量, b 为阈值。

通过结构风险最小化原则对建筑物分割对象进行初步分析, 给出获取最优分类超平面的限制条件 (李强, 张景发, 2016):

$$y_i [w \cdot \varphi(x) + b] \geq 1 \quad (5)$$

支持向量机的泛化能力不理想, 采用非负松弛变量 ξ_i 进行优化, 增强其泛化能力, 则分类公式为:

$$\min \frac{1}{2} w \cdot w + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (6)$$

约束条件为:

$$s. t. y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i (\xi_i \geq 0, i = 1, \dots, n) \quad (7)$$

式中: C 为误差惩罚因子。

若要获取最优的震后建筑物分类结果, 需变换分类问题为对偶问题实施计算, 则需引用 Lagrange 乘子算法:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j [\varphi(x_i), \varphi(x_j)] + \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (8)$$

约束条件为:

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, C \geq \alpha_i \geq 0 \quad (9)$$

式中: 支持向量用 $\alpha_i > 0$ 时对应的点描述。

在没有参数调优的情况下, 径向基核函数一般不会出现太大的偏差, 且径向基核函数的准确性和召回率均很高。此处采用径向基核函数解决非线性分类问题, 获取支持向量机最优分离超平面分类决策函数 (周丽萍, 马蓉肇, 2011):

$$f(x) = \text{sign} \left[\sum_{i,j=1}^n \alpha_i y_i k(x_i, x) + b \right] \quad (10)$$

图 3 为震后建筑物受灾程度遥感监测方法流程图, 基于上述方法获取震后建筑物受灾程度的最优分类结果, 实现对受灾程度的遥感监测。

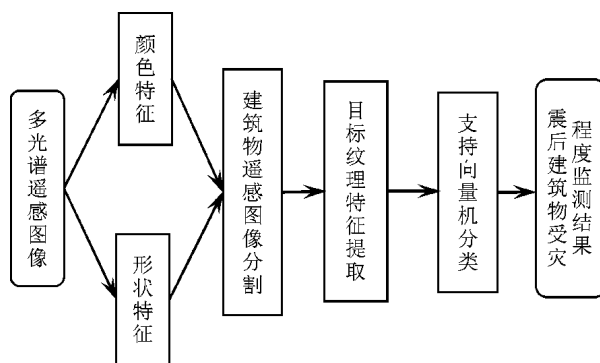


图 3 震后建筑物受灾程度遥感监测流程图

Fig. 3 Flow chart of remote sensing monitoring of disaster degree of buildings after earthquake

2 实验分析

2.1 实验背景

采用本文提出的基于面向对象的震后建筑物受灾程度遥感监测方法, 对 2010 年青海玉树 7.1 级地震进行建筑物受灾状况分析。通过卫星以及航空遥感手段, 用多光谱扫描系统与多光谱摄影系统对玉树县的地震受灾状况进行遥感监测。Bei-

jing-1 号小卫星、福卫 2 号 Formosat-2、SPOT-5、航空 ADS80 等多个卫星监测器以及航空拍摄器为本次实验提供了重要的高分辨率的多光谱遥感图像支持。

2.2 构造背景

NW 向的玉树—甘孜断裂带是玉树 7.1 级地震的发震构造。根据 Beijing-1 号小卫星提供的震前相关信息能够看出，河谷形态是玉树—甘孜断裂带的主要地貌形态，该断裂带长约 500 km。由于玉树—甘孜断裂带一直开展继承性活动，偶尔伴有垂直差异活动，所以一旦发生地震将造成巨大损失。遥感数据详细描述了玉树地震极重灾区的地质构造背景和环境，能够看出青海玉树地区三江构造带北段以及唐古拉准地台北缘区内褶皱、断裂构造发育，岩浆活动频繁。玉树—甘孜断裂带贯穿整个玉树地震灾区，如图 4 所示。

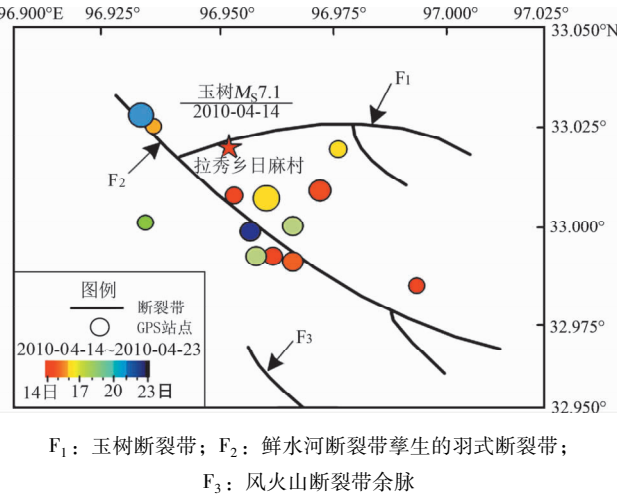


图 4 玉树地震极重灾区的地质构造背景
Fig. 4 The geological background and the environment of the Yushu earthquake stricken areas

2.3 建筑物受灾程度遥感监测分析

因监测区域内砖混结构较少，土木结构建筑物较多，其占比超过全部建筑物的 60%，因此本文主要针对受灾区域内的土木结构建筑进行监测分析。由于土木结构建筑物存在结构简易、抗震性能较差的缺点，且本次地震震级高，主震后发生多次余震，土木结构建筑物毁坏严重。

2.3.1 数据处理

监测区域内，建筑物的倒塌率高达 47.54%，重灾区的房屋倒塌率高达 59.54%，古老的土木结构建筑物几乎全部损毁，具有一定抗震性能的砖

混结构建筑物毁坏较少。因为该地属于国家三江源的核心保护地区，除了居民建筑之外，工厂企业建筑分布不多，只有少量的国家行政机构、服务部门等建筑物采用框架结构，其抗震性能较强，相比土木结构房屋其倒塌程度较小，毁坏级别为轻度。

为了减少运算时间、提高工作效率，对震后建筑物信息敏感的波段进行分割，若波段数据的标准差越大，说明所包含的信息量也越大。研究区域遥感影像各波段光谱值的均值和标准差如表 1 所示。

表 1 遥感图像各波段光谱的均值和标准差
Tab. 1 Mean and standard deviation of spectral bands in remote sensing images

波段	均值	标准差
1	388.23	45.25
2	587.89	77.58
3	498.63	70.12
4	566.74	82.12

由表 1 数据可知，遥感图像 1 波段包含的信息量最小，遥感图像 2 波段包含的信息量最大，遥感图像 4 波段的独立性最高。根据遥感图像各波段的标准差，利用波段最佳指数将监测区域遥感图像各个波段的标准差与均值有效统一起来。

$$V_{OIF} = \frac{\sum_{i=1}^3 S_i}{\sum_{j=1}^3 A_{ij}}$$

(11)

式中： V_{OIF} 为波段最佳指数； S_i 为第 i 个波段的标准差； A_{ij} 为 i, j 波段之间的相关系数。

监测区域遥感图像各波段组合的 OIF 值如表 2 所示，当影像波段为 2-3-4 组合时，OIF 指数最大，说明该波段包含的信息量最大，地物间差异最明显。

表 2 遥感图像各波段组合 OIF 指数值
Tab. 2 Combined OIF exponents for each band of remote sensing images

波段	OIF 值
1-2-3	71.45
1-2-4	81.36
1-3-4	70.29
2-3-4	84.58

2.3.2 建筑群倒塌率分布

统计监测区域中的建筑物倒塌状况，该区域被划分成约 152 栋房屋以及 954 个村庄街道，破坏程度如表 3 所示。根据多光谱遥感数据可知监测区建筑物受灾分布和结构损伤分布情况，如图 5 所示。由图 5 可见，越靠近震中的建筑物受灾程度越严重，说明可以获得清晰的震后结构损伤分布图。

2.3.3 房屋结构倒塌情况分析

采用多光谱遥感数据，对远程监测区域的极重灾区结古镇的建筑物倒塌情况进行分析。以胜利路为界，获取如下结果：①胜利路西侧南段区域建筑物总体倒塌情况严重，有一定抗震性能的砖混结构房屋大部分倒塌或严重毁坏，抗震性较差的土木结构建筑物几乎全部倒塌；②胜利路东

侧区域建筑物中具备抗震性能的砖混结构房屋倒塌较少，土木结构的建筑物倒塌相对较少，主要原因是该区域远离玉树—甘孜活动断裂带。

表 3 监测区震后建筑物的破坏程度

Tab. 3 The damage degree of the building after the earthquake in the monitoring area

编码	损失级别	倒塌率/（%）	面积/m ²	占比/（%）
一级	全部毁坏	>81	1 802 528.7	18
二级	大部毁坏	51~81	1 478 854.4	15
三级	部分毁坏	16~51	3 165 105.7	27
四级	少部毁坏	6~16	4 065 406.8	35
五级	基本完好	<6	657 520.4	5

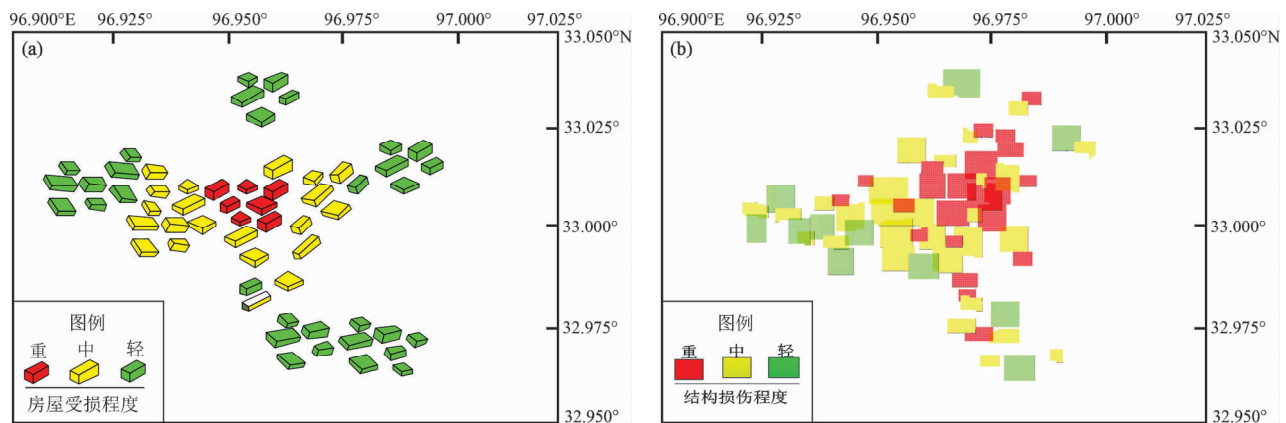


图 5 青海玉树地震后监测区建筑物受灾分布图 (a) 及结构损伤分布情况 (b)
Fig. 5 Distribution of disaster degree of buildings (a) and structural damage (b) after Qinghai Yushu earthquake in the monitoring area

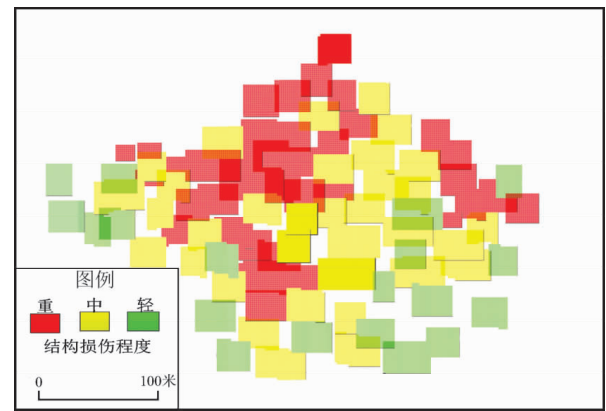


图 6 冲击扇区结构损伤情况
Fig. 6 Damage of alluvial fan structure

图 6 为该区域的冲积扇结构监测情况。由图 6 可见，房屋倒塌严重的区域除了靠近玉树—甘孜

断裂带之外，还处于几个冲积扇与河漫滩的汇聚处。由于该区域土质松软，建筑物的地基不牢固，导致震后建筑物产生极其严重的毁坏。

2.3.4 寺院损毁情况分析

由于玉树地区少数民族群众信仰佛教，居民的生活与寺院密不可分，故利用多光谱遥感数据对寺院损毁情况实施遥感监测（图 7），并对建筑物倒塌状况进行分析。

由图 7a 可见，寺院采用的是具有一定抗震性能的砖混结构，墙体结构稳固，震后房屋倒塌状况较少，仅仅存在轻微损坏现象。而处于构造断裂带上的寺院震后损坏程度比较严重（图 7b），严重倒塌，即使采用砖混结构也难以幸免。

综合分析上述结果，采用本文方法对玉树震后建筑物的受灾程度进行遥感监测分析，优化后

的最优分离超平面算法获取的震后建筑物特征纹理分类结果与实际结果基本一致,具有较高的可信度。

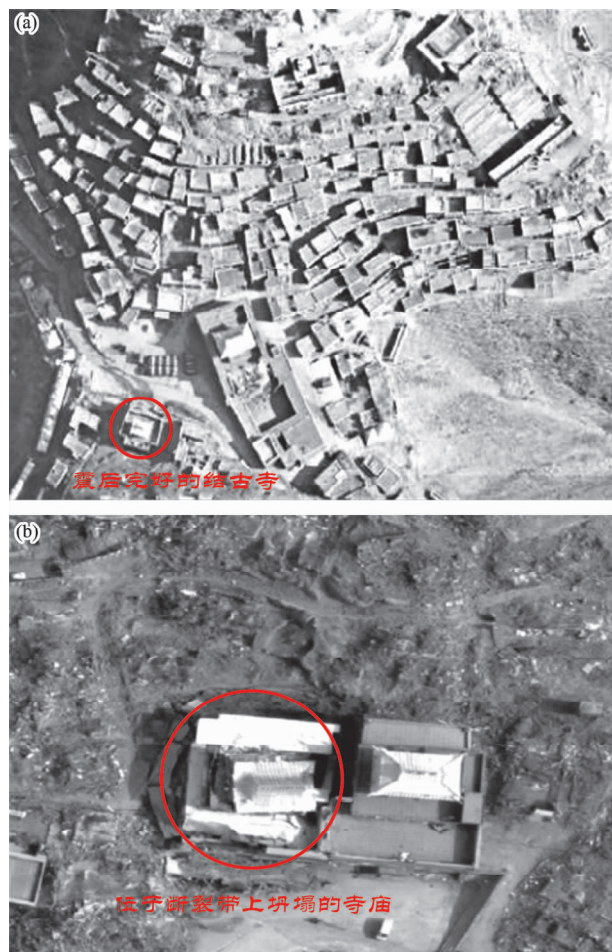


图7 结古镇寺院 (a) 及位于断裂带的寺院 (b) 损伤情况

Fig. 7 Damage to temples in Jiegu Town (a) and temples located at fault (b)

3 结论

本文提出了一种面向对象的震后建筑物受灾程度遥感监测方法,利用多光谱遥感图像获取震后建筑物受灾状况,对多光谱遥感图像进行分割,获取震后建筑物分割对象;基于对比度、差异性以及方差3种参数采集震后建筑物分割对象纹理特征;最后通过支持向量机分类方法获取震后建筑

物受灾纹理特征的最优分类,完成震后建筑物受灾程度分析。

利用本文提出的方法对2010年青海玉树7.1级地震后的建筑物受灾程度进行遥感监测分析,可信度较高,为建筑物受灾程度远程监测提供了一种有效手段。

参考文献:

- 崔燕,李博,张薇,等. 2014. 雅安地震房屋倒塌情况遥感影像解译[J]. 航天器工程,23(5):129-134.
- 付萧,鲁恒,朱庆,等. 2016. 面向地震灾区高分辨遥感影像信息提取方法[J]. 地震研究,39(3):494-499.
- 焦其松,张景发,蒋洪波,等. 2016. 基于TLS技术的典型建筑物震害信息三维建模分析——以彭州市白鹿中学为例[J]. 国土资源遥感,28(1):166-171.
- 李强,张景发. 2016. 不同特征融合的震后损毁建筑物识别研究[J]. 地震研究,39(3):486-493.
- 李孝波,薄景山,万卫,等. 2017. 基岩地形对地震动影响研究[J]. 岩土工程学报,39(3):1-9.
- 上官冬辉,赵伟,史艳梅. 2017. 尼泊尔震后Rasuwa区山地灾害遥感调查[J]. 遥感技术与应用,32(1):78-83.
- 王福涛,王世新,周艺,等. 2016. 高分辨率多光谱的芦山地震次生地质灾害遥感监测与评估[J]. 光谱学与光谱分析,36(1):181-185.
- 王庭华,黄峥,丁静鹄,等. 2017. 220kV户内变电站屋顶构架结构体系及其抗震性能[J]. 电力工程技术,5(5):76-80.
- 王宇,贾洪彪,赵轩,等. 2017. 地震作用下均质土坡动力特性的振动台试验研究[J]. 地震工程学报,9(1):100-106.
- 徐丰,孙维东,杨杰. 2016. 利用相干系数辅助震后倒塌建筑物快速评估[J]. 遥感信息,31(6):51-55.
- 叶昕,王俊,秦其明. 2016. 基于高分一号卫星遥感图像的建筑物震害损毁检测研究——以2015年尼泊尔 M_s 8.1地震为例[J]. 地震学报,38(3):477-485.
- 张斌,马国锐,余健,等. 2014. 利用灾前光学影像和灾后VHR SAR影像对地震低层建筑物进行变化检测[J]. 武汉大学学报:信息科学版,39(2):239-243.
- 张方浩,和仕芳,吕佳丽,等. 2016. 基于互联网的地震灾情信息分类编码与初步应用研究[J]. 地震研究,39(4):664-672.
- 周丽萍,马蓉攀. 2011. 城市地震救灾路径选择系统仿真[J]. 计算机仿真,28(8):323-327.
- 周云东,上官子恒,褚飞飞,等. 2017. 地震动非一致性对隧道动力响应的影响分析[J]. 地震工程学报,39(1):8-12.
- Dong W, Shen Z, Cheng X. 2016. The Rapid Assessment Method of Earthquake Disaster Based on High-Resolution Remote Sensing Target Feature Library[J]. Journal of Geo-Information Science, 18(5): 699-707.

Analysis of Remote Sensing Monitoring Methods for Postseismic Damage Level of Buildings

YANG Yurong¹, ZHANG Shilian², TIE Zhongyong¹, ZHOU Chao¹

(1. *Department of Constructional Engineering, Sichuan Engineering Technical College, Deyang 618000, Sichuan, China*)

(2. *School of Construction Management and Real Estate, Chongqing University, Chongqing 400045, China*)

Abstract

The traditional Fisher – SVM remote sensing method for post – earthquake buildings damage degree monitoring does not consider the constraints of the optimal classification hyperplane. And the accuracy of the obtained classification results is low, the post – earthquake monitoring of buildings is inaccurate, therefore, we proposed an object – oriented post – earthquake remote sensing monitoring method for disaster severity of buildings. First, the basic principle of this method is as follows: it uses object – oriented multispectral remote sensing image segmentation method to obtain post – earthquake building segmentation objects. Second, it analyzes the distributing disciplinarian of three parameters (contrast, dissimilarity, and variance) in pre – and post – earthquake buildings to extract the texture features of the segmented objects after earthquake. Finally, it learns to classify by inputting the texture features of the post – earthquake building segmentation image into support vector machine, then through training, output the best classification results of texture feature to achieve the remote sensing detection for damage degree of building after earthquake. This method is used to analyze the disaster situation of buildings in 2010 Qinghai Yushu $M7.1$ earthquake. The results of the experiment confirm that the proposed method can effectively achieve the remote sensing monitoring for damage degree of building after an earthquake.

Keywords: post – earthquake buildings; level of damage; multispectral remote sensing images; texture features; support vector machine