

基于监督分类的震后高分辨率影像倒塌房屋快速识别

曾招城^{①·②}, 李利伟^①, 王正海^③, 雷莉萍^①

(^① 中国科学院对地观测与数字地球科学中心, 北京 100190;

^② 中国科学院研究生院, 北京 100049; ^③ 中山大学地球科学系, 广州 510275)

摘要:针对监督分类中样本设计与选取、关键特征提取两个关键环节,设计了多种不同样本提取方法和多种典型特征参数组合,对海地震后高分辨率影像倒塌房屋快速提取进行分析研究。结果表明,以倒塌样本与屋角样本作为训练样本,以灰度均值和灰度共生矩阵逆差矩作为参数组合,能够保证较好提取精度的同时,最大限度减少人工样本选取工作量,提高倒塌房屋快速提取效率。最后以该分类方法对玉树震后高分辨率影像的倒塌房屋进行自动识别,识别结果良好,进一步检验了该分类方法的有效性。

关键词:倒塌房屋;监督分类;灰度共生矩阵;样本选择

doi: 10.3969/j.issn.1000-3177.2011.05.013

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3177(2011)117-0076-05

Fast Extraction of Collapsed Buildings in Post-earthquake High-resolution Images Using Supervised Classification

ZENG Zhao-cheng^{①·②}, LI Li-wei^①, WANG Zheng-hai^③, LEI Li-ping^①

(^① Center for Earth Observation and Digital Earth Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190;

^② Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049;

^③ Earth Science of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275)

Abstract: In this paper, we study two core steps in supervised methods including design of training sample collection, and feature extraction. Various methods on sample collection and feature extraction are compared and analyzed with the post-earthquake high-resolution images in Haiti. The experiment indicates that, by using samples of house corners alone as training samples, and combination of average intensity and inverse difference moment in gray level co-occurrence matrices as features, an effective method of collapsed building extraction is reached. Also the manual work of sample collection is greatly relieved, which in turn improve the efficiency of collapsed building extraction. We apply the method to the collapsed building extraction of Yushu post-earthquake high-resolution image, the satisfied results are obtained, which validates the extraction method further.

Key words: collapsed buildings; supervised classification; gray level co-occurrence matrices; sample collection

1 引言

1m 以内空间分辨率光学影像能够准确反映倒塌房屋尺度的地表细节信息,是获取灾后倒塌房屋信息的主要数据源,在减灾救灾中发挥重要作用^[4~5]。人工目视解译和变化检测是通过高分辨率影像提取倒塌房屋的主要方法。目视解译结合影像

中地物形状、纹理、光谱等因素实现倒塌房屋提取,是最早也是发展最成熟的方法^[1~2]。但是,该方法的实现效率很难满足灾害应急阶段的需求,同时,由于操作员个体差异等因素,容易造成多人解译结果存在不一致性,给后续信息分析和决策带来困难。近年来,结合灾前背景数据和灾后高分辨率影像的变化检测方法被应用于倒塌房屋提取中,通过结合

收稿日期:2010-09-02 修订日期:2010-10-24

基金项目:863 计划项目(2009AA12Z102)、国家青年自然科学基金(No. 095012101B)。

作者简介:曾招城(1987~),男,广东人,硕士研究生,研究方向为遥感图像处理。

E-mail: zzhaoch@gmail.com

— 76 —

图像处理和模式识别算法有效利用灾前数据(高分辨率影像、房屋矢量数据、地表高程数据等),变化检测方法能够实现灾后倒塌房屋的高精度快速提取^[5~9]。然而,由于地震灾害具有破坏力强、影响范围广、突发且不可准确预期的特点,对于经济快速发展,城乡建设比较快且基础地理数据缺乏的发展中国家,有效灾前数据的获取在很长时间内得不到解决,从而制约了变化检测方法在灾后应急中的普适性^[5]。

利用灾后单时相高分辨率影像实现快速倒塌房屋提取具有更强的实际意义,并逐渐成为一个研究热点^[3~4,6~8]。这种方法的依据是影像中倒塌房屋与其他地物在纹理结构特征上存在差别。基于这种特征差别,当前主要有两种倒塌房屋提取方法:基于纹理结构分析的分割提取和基于样本训练的监督分类提取。由于震后影像地物特征的复杂性,前者通常是针对特定场景定制,需要对影像和算法都有较强的先验知识,需要人工干预进行阈值设定。而监督分类方法通过将样本选取、特征提取、分类器训练实现影像中倒塌房屋提取,算法实施过程更加规范,具有更好的普适性。但是,灾后地表遭到破坏,影像中地物信息复杂多变,选取所有代表地物样本存在困难,如何利用最少的样本和特征信息实现倒塌房屋快速提取显得更加有意义。本文在现有研究的基础上,针对监督分类方法中样本的设计与选取、关键特征的提取两个关键环节,设计了多种不同样本提取方法和多种典型特征参数组合,以海地震后高分辨率影像为例,进行倒塌房屋快速提取分析研究。

2 算法理论基础

2.1 灰度均值

灰度级为 $[0, L-1]$ 范围的数字图像的直方图是离散函数 $h(r_k) = n_k$,其中 r_k 是第 k 级灰度值, n_k 是图像中灰度级 r_k 的像素的个数。一个归一化的直方图由 $P(r_k) = n_k/n$ 给出,其中 $k=0, 1, 2, \dots, L-1$;简单地说, $P(r_k)$ 给出了灰度级为 r_k 发生的概率估计值。本文试验中所用的灰度均值(Average Intensity, AI)定义为

$$AI = \sum_{k=0}^{L-1} r_k p(r_k) \quad (1)$$

2.2 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵的概念由 Haralick 等^[11]提出,是一种有效的纹理提取方法,其定义为:对于取定的方向 θ 和像素间距 d ,在方向为 θ 的直线上,一个像元的灰度 i ,另一个与其相距为 d 像元 r 灰度为 j 的点

对出现的频数即为灰度共生矩阵第 (i, j) 的值。

灰度共生矩阵阵元值的分布特征能够反映图像纹理的特征,共有 15 个特征参数^[11~12]。根据其各自的意义^[13,16],本文选用较为典型的 3 个,分别为对比度(Contrary, CON)、逆差矩(Inverse Difference Moment, IDM)和熵(Entropy, ENT),定义如下:

$$CON = \sum_i \sum_j (i-j)^2 p(i, j) \quad (2)$$

$$IDM = \sum_i \sum_j p(i, j) / (1 + (i-j)^2) \quad (3)$$

$$ENT = - \sum_i \sum_j p(i, j) * \log(p(i, j)) \quad (4)$$

$p(i, j)$ 表示正规化的灰度共生矩阵第 i 行, j 列的值, N_g 表示灰度共生矩阵的灰度级。

影像中相邻像素对的灰度差别越大,对比度值也就越大,由于震后倒塌区域在影像中纹理较为混乱且不规则,因此相邻像素对的灰度差别比较大,对比度值也较高;逆差矩度量图像纹理局部变化的大小,该参数有利于检测灰度共生矩阵中的近对角元素的大小。对于完好房屋,纹理规则且局部变化较小,灰度共生矩阵中的近对角元素较大,则逆差矩值大,反之亦然。熵代表图像中的信息量,表示纹理的复杂程度,是图像内容随机性的度量。纹理越不规则,熵值越大。完整的房屋街道纹理相对于倒塌房屋纹理显得规则,故两者的熵值存在差异。

本文实验中灰度共生矩阵的灰度级取 128,像素间距 d 取为 1,计算纹理特征的值时取 4 个方向($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)的平均值。

2.3 朴素贝叶斯分类模型

朴素贝叶斯分类器^[14~15](Naive Bayesian Classifier)采用的是简单的贝叶斯网络结构。朴素贝叶斯分类模型将训练实例 I 分解成特征向量 X 和决策向量 C 。朴素贝叶斯假定特征向量的各分量间相对于决策变量是独立的,也就是说各 X_k 分量独立作用于决策变量。假设 $X_k (k=1, 2, \dots, k)$ 为描述数据样本的 k 维特征分量, C 为决策类。对于第一个具有 k 维特征数量 (x_1, x_2, \dots, x_k) 的数据样本,样本属于 c 决策类当且仅当后验概率 $P(C=c | X_1 = x_1, \dots, X_k = x_k)$ 是最大的。根据朴素贝叶斯分类的假设,由贝叶斯公式,可知后验概率为

$$P(C=c | X_1 = x_1, \dots, X_k = x_k) = \frac{1}{Z} P(C=c) \prod_{i=1}^k P(X_i = x_i | C=c) \quad (5)$$

其中

① $Z = P(X_1 = x_1, \dots, X_k = x_k)$ 。Z 值由于对于每个决策类 c 都是一样的,故对决策分类无影响。

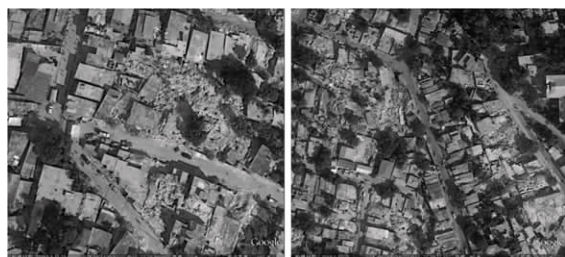
② $P(C=c)$ 称为先验概率。在本文中,由于震害倒塌比例事先并不知道,因此缺乏准确的先验概率。由于先验概率未知,通常假设这些类是等概率的,从下面的实验中可以看出,即使先验概率未知而假设它们相等,贝叶斯分类器仍然是十分有效的分类器。

③ $P(X_i=x_i|C=c)$,即类条件概率密度,可以利用训练样本得到。在本文试验中,我们假定灰度均值参数服从高斯分布,对于其他3个特征参数:熵、对比度和逆差矩,由于其概率密度函数未知,选择核密度函数估计方法(Kernel Density Estimation)对其进行估计。

3 数据与实验

3.1 实验影像

实验研究区域为2010年1月12日海地地震中受灾严重的首都太子港,实验数据是从Google Earth(Free Edition)上截取的拍摄日期为2010年1月25日的高空间分辨率(空间分辨率约为0.25m)影像共43幅,每幅大小为555(504像素,包括红、绿、蓝3个可见光波段。本文选择其蓝色波段灰度图像提取样本灰度和纹理特征(如图1),本实验目标是从震后影像中识别出倒塌区域。



(a) 示例影像一 (b) 示例影像二

图1 示例影像第三波段

3.2 实验

本文根据影像特点共设计了3组不同的训练样本、5组不同的特征参数组合和两组不同的测试样本。

实验中,对选定的训练样本和特征参数,利用朴素贝叶斯分类模型进行训练,得到分类器。利用测试样本测试分类器的精度,在多组实验中选择分类精度最佳的分类器。实验流程如图2。



图2 实验流程图

(1) 样本提取

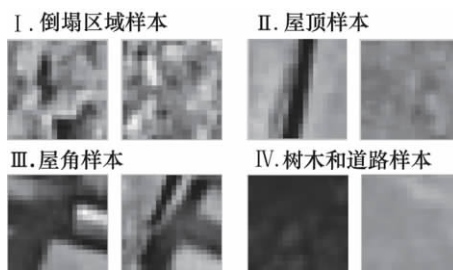
根据目视解译,影像中大体上包含有倒塌房屋残迹、完整的房屋屋顶、树木、道路。影像中存在一些纹理与倒塌房屋相似的干扰性目标,其中房屋屋角干扰性是最大的。因此,本实验中大致把样本分为以下4类:

I 倒塌区域样本; II 完整房屋屋顶样本; III 屋角样本; IV 树木和道路样本。

其中后3种样本为非倒塌区域的样本。影像中房屋的宽度大致分布在15-35像素之间,根据此特点,本文试验中选择的样本大小固定为20×20像素的方块。从43幅原始影像中总共提取样本960个作为样本库,其中样本I:280个,样本II:340个,样本III:260个,样本IV:80个,4类样本示例如图3。



(a) 样本在影像中的位置



(b) 示例样本(已放大)

图3 不同类别训练样本示例

训练样本应包括倒塌区域样本和非倒塌区域样本。非倒塌区域训练样本的提取方法有多种,传统的提取方法是提取多种非倒塌地物的样本,如把II、III、IV三种样本按一定比例组合成为非倒塌区域样本,如下文中的训练样本①。本实验设计并验证另外两种提取方法,训练样本②和③,并进行比较。从样本库中提取训练样本:

训练样本①:非倒塌区域样本和倒塌区域样本各100个。

训练样本②:完整房屋屋顶样本和倒塌区域样本各100个。

训练样本③:屋角样本和倒塌区域样本各 100 个。

对比①的非倒塌区样本,②仅提取屋顶样本,训练样本提取方法更明确,稳定性更好。③仅提取干扰性样本,同理。影像中的与倒塌区相似度较高的屋角是倒塌房屋识别中的难点,因此本实验中增多了屋角样本在整个样本库的比例。

测试样本为整个样本库,其中包含倒塌区域样本 280 个,非倒塌区域样本 680 个。

(2) 特征提取

震后倒塌房屋由于反射率和反射方式的变化,

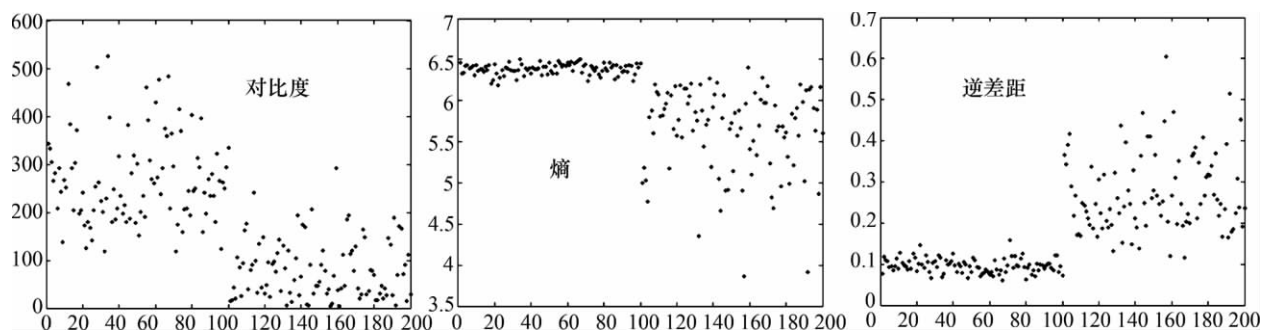


图4 训练样本 I 的三个典型特征值散点图

从图 4 可知,熵和逆差距两种特征较好地区分了两种区域的样本。在本文实验中选择灰度均值、熵和逆差距 3 组特征参数,设计出如下 5 组特征参数组合:

熵、熵+灰度均值、逆差距、逆差距+灰度均值和灰度均值+熵+逆差距

根据样本提取和特征提取的分析,本文共进行了 15 组实验,用于验证 3 组不同训练样本与 5 种不同特征参数组合进行结合所得分类器对测试样本的

致使图像灰度值增加。灰度均值体现了样本灰度值的整体高低情况,倒塌区域灰度值整体上比非倒塌区域高,因此,本文实验选择灰度均值作为特征参数之一。

在灰度共生矩阵统计方法中,本文第二部分给出了 3 种典型的特征参数。为了比较它们在区别倒塌区与非倒塌区的作用,对训练样本 I 中 200 个样本分别计算它们的 3 个特征参数值,作散点图(其中横坐标为样本序号,1~100 为倒塌区域样本,101~200 为非倒塌区域样本,纵坐标为特征参数值)如图 4。

分类精度。

(3) 分类与精度评价

15 组实验的分类精度如表 1 所示,可知使用逆差距的分类精度明显优于使用熵值时的分类精度,灰度均值与逆差距的结合提高了识别的精度。而如果以灰度均值、逆差距和熵作为参数组合,则分类精度有所下降。从表 1 知,由训练样本 III 和特征组合逆差距+灰度均值训练所得的是分类精度最高的分类器,分类效果最佳。

表 1 对测试样本的分类精度(误判率%)

	特征组合 i (熵)	特征组合 ii (熵+灰度均值)	特征组合 iii (逆差距)	特征组合 iv (逆差距+灰度均值)	特征组合 v (灰度均值+熵+逆差距)
训练样本 I	18.1	14.7	7.2	5.9	11.4
训练样本 II	17.6	15.0	6.8	5.1	9.9
训练样本 III	11.6	6.9	5.1	3.3	5.0

通过上面的实验,我们得到了以倒塌样本与屋角样本作为训练样本,采用逆差距和灰度均值作为特征参数组合,所得分类精度最高的分类器,最后利用该分类器对影像进行分类。不同于传统的逐点扫描方式,本文试验使用块(10×10 像素)扫描方式对影像进行扫描识别,大大提高了分类计算效率,分类结果示例如图 5。通过目视解译对比本实验得到的倒塌区域提取结果,可知,提取结果基本包括了影像

中的倒塌区域,提取效果良好。

3.3 玉树震后高分辨率影像倒塌房屋提取

实验选用的是 0.35m 分辨率的航空彩色影像,影像大小为 2500×2500 像素。该影像覆盖了玉树的结古镇地区,获取时间为 2010 年 4 月 14 日,区域内建筑物密集,以低层平房和小面积建筑为主,有少部分裸地和极少植被。由目视解译可知,大部分倒塌房屋呈较为破碎状态。



图5 对应图1的识别结果(识别倒塌区以浅黄色标记)



图6 玉树震后影像识别结果示例
(识别倒塌区以浅黄色标记)

利用上述的以倒塌样本与屋角样本为训练样本,以灰度均值和灰度共生矩阵逆差矩为参数组合

的朴素贝叶斯分类方法,对玉树震后高分辨率影像倒塌房屋进行提取。在影像中提取的训练样本大小为 30×30 像素,其中倒塌样本和屋角样本各50个。从识别结果影像可以看到,识别结果基本覆盖了房屋倒塌区域,尤其对于形状较为规则的完好房屋与倒塌区域的分割是有很有效的。图6是整个区域的识别结果影像中切割出来的一块(600×600 像素)。

4 结束语

本文基于监督分类建立了一种震后单时相高分辨率遥感影像倒塌房屋自动识别算法模型。针对监督分类中样本设计与选取、关键特征提取两个关键环节,设计了多种不同样本提取方法和多种典型特征参数组合,对海地震后高分辨率影像倒塌房屋快速提取进行分析研究。结果表明,以倒塌样本与屋角样本作为训练样本,以灰度均值和灰度共生矩阵逆差矩作为参数组合,能够保证较好提取精度的同时,最大限度减少人工样本选取工作量,提高倒塌房屋快速提取效率。后续研究需要将文中结论结合更多灾后影像进行进一步研究和完善。

参考文献

- [1] 张德成. 建筑物震害航空照片目视判读标志的初步研究[J]. 地震, 1993(1): 26-30.
- [2] 雷莉萍, 刘良云, 张丽, 等. 汶川地震房屋倒塌的遥感监测与分析[J]. 遥感学报, 2010, 14(2): 333-344.
- [3] 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.
- [4] 柳稼航, 单新建, 尹京苑. 遥感图象自动识别城市震害房屋—以2001年印度库奇地震和1976年唐山地震为例[J]. 地震学报, 2004, 26(6): 623-633.
- [5] Turker M, Emre S. Building-based damage detection due to earthquake using the watershed segmentation of the post-event aerial images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(11): 3073-3089.
- [6] Vu, T. T., Ban, Y.. Context-based mapping of damaged buildings from high-resolution optical satellite images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010(31): 3411-3425.
- [7] Liwei LI, Zuchuan LI, Rui ZHANG, et al.. Collapsed buildings extraction using morphological profiles and texture statistics—A case study in the 5.12 Wenchuan earthquake[C]//IGARSS'10.
- [8] 李祖传, 马建文, 张睿, 等. 基于纹理与形态特征的地震倒塌房屋信息自动提取研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 待刊.
- [9] 张景发, 谢礼立, 陶夏新. 建筑物震害遥感图像的变化检测与震害评估[J]. 自然灾害学报, 2002, 11(2): 59-64.
- [10] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods. 数字图像处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007: 427, 540-542.
- [11] ROBERT M. HARALICK, K. SHANMUGAM, ITS'HAK DINSTEIN. Texture features for image classification[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, 1973, SMC-3(6): 610-621.
- [12] Leen-Kiat Soh, Costas Tsatsoulis. Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(2): 780-795.
- [13] 白雪冰, 王克奇, 王辉. 基于灰度共生矩阵的木材纹理分类方法的研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2005, 37(12): 1667-1670.
- [14] 边肇祺. 模式识别(第二版)[M]. 清华大学出版社, 2000: 9-42.
- [15] C. Elkan. Boosting and Naive Bayesian learning[R]. In Technical Report CS97, Dept. of Computer Science and Engineering, Univ. Calif. at San Diego, 1997.
- [16] Baraldi, A., Parmiggiani, F.. An investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(2): 293-304.