

利用融合纹理与形态特征进行地震 倒塌房屋信息自动提取

李祖传^{1,3} 马建文¹ 张 睿^{2,3} 李利伟¹

(1 中国科学院对地观测与数字地球科学中心,北京市中关村北一条 9 号,100190)
(2 中国科学院遥感应用研究所,北京市大屯路甲 20 号,100101)
(3 中国科学院研究生院,北京市玉泉路甲 19 号,100049)

摘 要:提出了一种以震后单一时相高空间分辨率光学遥感影像为基础,融合纹理特征和形态特征的地震倒塌房屋自动提取方法,研究了不同尺度纹理特征和形态特征在倒塌房屋提取中的作用和表现。以 5·12 汶川地震作为研究实例,结果表明,本方法能够有效提取地震倒塌房屋。倒塌房屋产品精度和用户精度分别为 86.65%和 86.35%,Kappa 系数为 0.790 6。
关键词:高空间分辨率;纹理特征;形态特征;特征选择
中图法分类号:P237.3

5·12 汶川地震造成大面积建筑物倒塌,导致严重的生命和财产损失。地震发生后,对震区破坏程度进行快速可靠的评估,特别是倒塌房屋的快速提取,对紧急救援有重要意义。遥感能够快速而且大范围获取数据,是一种有效的地震倒塌房屋提取方法^[1-6]。

目前,已有方法都基于灾前灾后两个时相的数据,对于一些没有震前数据的地区,研究基于灾后影像的倒塌房屋提取具有重要意义。传统人工解译的方法可以获得倒塌房屋,但是这种方法昂贵而且耗时,与紧急救援不相符。本文提出了一种基于震后高空间分辨率光学遥感影像,融合纹理和形态特征的地震倒塌房屋自动提取方法。以 5·12 汶川地震为研究实例,对结果进行了分析。

1 方法原理

在地震中倒塌的房屋废墟与其他目标在纹理和形态上存在明显差异,能够通过融合多尺度的纹理和形态特征进行描述。因此,本文方法只提取在地震中倒塌、并且与完好房屋相比在空间上

有明显纹理和形态特征变化的倒塌房屋。

共生概率纹理特征是一种基于统计的纹理描述方法,具有不受光照条件变化影响的优点,本文用它来提取纹理特征。在高空间分辨率光学影像中,目标的细节清晰可见,它的内部或者和周围目标之间可能会构成和倒塌房屋相似的纹理特征,通过纹理特征不能很好区分;此外,倒塌房屋也有独特的形态特征。因此,为了更有效地描述倒塌房屋,本文选择形态剖面导数(derivative of morphological profiles,DMP)提取影像的多尺度形态特征。

为了增强倒塌房屋高频的特点,首先进行拉普拉斯增强,把增强的结果量化到 64,计算形态特征和 4 个共生概率纹理特征;然后,在特征空间上连接纹理和形态特征,实现融合目的;最后,用支持向量机递归特征约减(support vector machine recursive feature elimination,SVM-RFE)对融合结果进行特征选择,用支持向量机(support vector machine,SVM)进行监督分类。

1.1 共生概率纹理特征

共生概率纹理特征最早由 Haralick 等用灰度共生矩阵(grey-level co-occurrence matrix,

GLCM)实现的方法提取^[7]。共生概率定义为:已知一固定的影像窗口 R 和影像的量化级 N_g , 一个起点元素 $r_{a,b}$, 一个空间偏移量 (δ_x, δ_y) , 共生灰度对 (i, j) 出现的总数为 $C(i, j | \delta_x, \delta_y) = \text{Card} \{ (a, b) \in R, r_{a,b} = i, r_{a+\delta_x, b+\delta_y} = j, 1 \leq a + \delta_x \leq A, 1 \leq b + \delta_y \leq B \}$, 共生概率为 $p(i, j | \delta_x, \delta_y) = p(i, j) = C(i, j) / N$, 其中, Card 表示集合元素的总数, a 和 b 表示窗口 $(a = 1, \dots, A; b = 1, \dots, B)$ 的索引位置, $0 \leq i < N_g, 0 \leq j < N_g, N = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} C(i, j)$ 。特征描述符、影像量化级、窗口尺度和位移向量(包含方向和步长)是共生概率纹理特征的 4 个重要参数。

本文选择如下 4 个特征描述符:角二次矩(ASM),对比度(CON),熵(ENT),相关(COR)。

$$\text{ASM} = \sum_i \sum_j \{ p(i, j) \}^2 \quad (1)$$

$$\text{CON} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - j)^2 \times p(i, j) \quad (2)$$

$$\text{ENT} = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i, j) \times \log(p(i, j)) \quad (3)$$

$$\text{COR} = \frac{\sum_i \sum_j (i \times j) p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\delta_x \delta_y} \quad (4)$$

式中, μ_x 和 μ_y 分别表示边缘概率 $p_x(i) = \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j)$ (i, j) 和 $p_y(j) = \sum_{i=1}^{N_g} p(i, j)$ 的平均值; δ_x 和 δ_y 分别表示边缘概率 $p_x(j)$ 和 $p_y(j)$ 的方差。

影像量化级直接关系到共生概率纹理特征的计算速度,当影像量化级高于某个值(8)的时候,量化级的变化对分类精度影响很小^[3]。本文把增强结果均匀量化到 64。当影像中包含复杂空间结构时,不存在获取所有目标纹理信息的最优窗口尺度,组合多个尺度的纹理特征才能对目标进行更好描述^[4]。本文选择 11 个尺度的窗口 $(5 \times 5, 7 \times 7, 9 \times 9, 11 \times 11, 13 \times 13, 15 \times 15, 17 \times 17, 19 \times 19, 21 \times 21, 23 \times 23, 25 \times 25)$, 单位为像素)。位移的步长保持为 1 个像素。本文选择文献[5]的方法,首先计算 4 个方向 $(0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 的纹理特征,然后选择最小值作为相应纹理特征描述符在对应点的值。

灰度共生组合算法(GLCIA)^[6],时间复杂度是 GLCM 的 0.04% 到 16%,本文选择它计算共生概率纹理特征。

1.2 DMP

DMP 由文献[7]最先提出,用于高空间分辨

率光学遥感影像的多尺度分割。某一点的开剖面定义为由一序列尺度递增的结构元素开运算得到的结果构成的向量;相邻结构元素开运算结果的差值构成的向量定义为开剖面导数;闭剖面定义为由一序列尺度递增的结构元素闭运算得到的结果构成的向量;相邻结构元素闭运算结果的差值构成的向量定义为闭剖面导数。闭剖面导数和开剖面导数组成 DMP。

$$\prod \gamma(x) = \{ \prod \gamma_\lambda : \prod \gamma_\lambda = \gamma_\lambda^*(x), \forall \lambda \in [0, \dots, n] \} \quad (5)$$

$$\prod \phi(x) = \{ \prod \phi_\lambda : \prod \phi_\lambda = \phi_\lambda^*(x), \forall \lambda \in [0, \dots, n] \} \quad (6)$$

$$\Delta \gamma(x) = \{ \Delta \gamma_\lambda : \Delta \gamma_\lambda = | \prod \gamma_\lambda - \prod \gamma_{\lambda-1} |, \forall \lambda \in [1, \dots, n] \} \quad (7)$$

$$\Delta \phi(x) = \{ \Delta \phi_\lambda : \Delta \phi_\lambda = | \prod \phi_\lambda - \prod \phi_{\lambda-1} |, \forall \lambda \in [1, \dots, n] \} \quad (8)$$

$$\Delta(x) = \left\{ \begin{array}{l} \Delta_{\leftarrow \lambda} : \Delta_\lambda, \forall \lambda \in [1, \dots, n] \\ \Delta_{\leftarrow \lambda+1} : \Delta \phi_\lambda, \forall \lambda \in [1, \dots, n] \end{array} \right\} \quad (9)$$

由于开和闭重建能更好保持目标结构信息,本文用开和闭重建代替定义中的开和闭运算。

为了描述倒塌房屋的形态特征,本文选择 8 个尺度(3, 6, 9, 12, 15, 18, 21, 24, 单位为像素)递增的八边形结构元素构建 DMP。

1.3 特征选择、SVM

SVM-RFE 是一种将支持向量机用于高维数据特征选择的算法,最先用于分子生物学领域^[8]。通过特征选择,一方面可以避免“维度灾难”,剔除一些消极的特征;另一方面可以分析纹理特征的不同描述符、不同尺度和形态特征在倒塌房屋提取中的作用和表现。SVM 是一种基于最大间隔的分类器^[9],具有很好的抗“维度灾难”能力,所以本文选择它作为分类系统。

2 实验与分析

实验区为 5·12 地震中受灾严重的北川县城,数据为地震后拍摄的高空间分辨率光学航空影像(传感器为莱卡公司的 ADS40,空间分辨率为 0.5 m),包含红、绿、蓝 3 个可见光波段,大小为 370 像素 \times 370 像素,见图 1(a)。由于天气原因,数据质量比较差,选择 3 个波段中质量最好的绿波段提取纹理和形态特征。为了避免纹理特征提取中边缘的影响,选择一幅大小为 400 像素 \times 400 像素的影像提取纹理特征,然后去掉边缘裁取纹理影像。

本文把目标分为倒塌房屋和其他(所有非倒塌房屋类别)两类,根据人工解译数据选择一个训练样本(倒塌房屋和其他类分别有 752 像素和 749 像素)和一个验证样本(倒塌房屋有 26 150 像素,其他类有 47 628 像素)。SVM 的实现选用 LIBSVM^[10];核函数选择径向基函数(radial basis function,RBF);通过交叉验证网格搜索的方法获取最优模型参数。选择 Kappa 系数、倒塌房屋的产品精度和用户精度作为精度评价标准。用文献[6]提供的 GLCIA 算法的 C 语言代码计算共生概率纹理特征。SVM-RFE 用 C++ 编程实现,DMP 用 Matlab 编程实现。为了从光谱、纹理和形态特征中找到能更好区分倒塌房屋和非倒塌房屋的特征,本文进行了两组实验:融合不同特征的比较和特征选择。

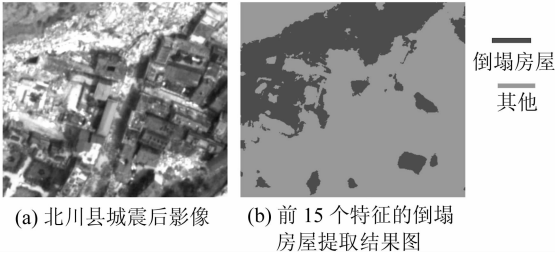


图 1 数据和倒塌房屋结果图
Fig. 1 Source Image and Result Image of Damaged Buildings

2.1 融合不同特征的比较

本组实验融合了 4 组不同的特征(表 1),通过对比分析实验结果(表 2),比较哪种特征融合能更好提取倒塌房屋。

表 1 不同特征融合

Tab. 1 Different Fused Feature Vectors

特征	描述
光谱特征($\{F_s\}$)	3 个波段亮度值构成的特征向量
纹理特征($\{F_t^i\}$)	ASM,CON,ENT,COR 4 个特征描述符的 11 个尺度(5 到 25),步长为 1,4 个方向的最小值,构成的 44 维特征向量
形态剖面导数($\{DMP^r\}$)	8 个尺度(3 到 24)的八边形结构元素获取的 DMP
纹理+形态剖面导数($\{F_{t+m}^i\}$)	纹理特征向量和 DMP 构成的 60 维特征向量

为了描述方便, P_s 和 U_s 分别表示通过 $\{F_s\}$ 提取的倒塌房屋的产品精度和用户精度, P_t 和 U_t 分别表示通过 $\{F_t^i\}$ 提取的倒塌房屋的产品精度和用户精度, P_m 和 U_m 分别表示通过 $\{DMP^r\}$ 提取的倒塌房屋的产品精度和用户精度, P_{t+m} 和 U_{t+m} 分别表示通过 $\{F_{t+m}^i\}$ 提取的倒塌房屋的产品精度和用户精度。

在高空间分辨率遥感影像中,类内光谱差异大,类间光谱重叠度高(从图 1(a)可以看出,倒塌房屋和道路在光谱上都是高亮的目标,房屋的光谱差别很大), $\{F_s\}$ 对目标的可分性差。实验结果(表 2)表明, $\{F_s\}$ 提取的倒塌房屋的精度最低(P_s 为 69.10%, U_s 为 68.33%),不适合用于倒塌房屋提取。

表 2 不同特征融合的倒塌房屋提取精度

Tab. 2 Accuracies of Damaged Buildings Extraction Based on Different Feature Vectors Fused

特征	Kappa 系数	倒塌房屋产品精度/%	倒塌房屋用户精度/%
$\{F_s\}$	0.501 3	69.10	68.33
$\{F_t^i\}$	0.660 0	91.17	70.61
$\{DMP^r\}$	0.772 8	83.20	87.18
$\{F_{t+m}^i\}$	0.781 3	87.99	84.20

从不同尺度的倒塌房屋提取实验结果(表 3)可以发现,倒塌房屋的用户精度随纹理特征窗口的增大而提高,在尺度为 25 时最大(71.01%)。但是,随着纹理特征窗口尺度的增大边缘错分变得严重。因此,为了减小边缘错分,选择的纹理窗口也不能过大。为了能对目标进行更好描述并证明多尺度纹理特征能否同时减弱倒塌房屋的错分和边缘错分,融合了多个尺度的纹理特征进行实验。从实验结果(表 2)可以发现,通过 $\{F_t^i\}$ 提取的倒塌房屋的产品精度在 4 组融合的特征中最高(P_t 为 91.17%),用户精度为 70.61%(比尺度小于 23 的要高,与尺度为 23 和 25 相当),但是错分依然严重。两组实验结果(表 2 和表 3)表明,只通过多尺度、多纹理特征描述符的单一时相倒塌房屋提取效果不佳。

通过 $\{DMP^r\}$ 提取的倒塌房屋的结果(U_m 为 87.18%)表明, $\{DMP^r\}$ 对倒塌房屋的错分比较少。但是,对于倒塌房屋的描述能力, $\{DMP^r\}$ 比 $\{F_t^i\}$ 差(P_m 为 83.20%, P_t 为 91.17%),对倒塌房屋的漏分比较严重。

为了证明融合 $\{F_t^i\}$ 和 $\{DMP^r\}$ 提取的倒塌房屋的结果是否可以同时获得 P_t 和 U_m 的结果,本文组织了第 4 组实验。由于高空间分辨率影像类内光谱变化大,类间光谱重叠严重,本实验没有融合 $\{F_s\}$ 。从实验结果(表 2)可以发现,通过 $\{F_{t+m}^i\}$ 提取倒塌房屋得到的 Kappa 系数在 4 组特征组合中最高(0.7813), P_{t+m} 为 87.99%,比 P_m 高出 4.79%, U_{t+m} 为 84.20%,比 U_t 高出 13.59%。

上述基于 4 种特征融合的倒塌房屋提取实验结果(表 2)和分析表明,通过 $\{F_{t+m}^i\}$ 能够提取

表 3 不同尺度纹理提取的倒塌房屋的用户精度

Tab. 3 User Accuracies of Damaged Buildings Extracted with Different Window Sizes

尺度	5	7	9	11	13	15	17	19	21	23	25
用户精度/%	54.12	55	60.39	63.72	66.5	65	66.01	67.13	70.45	70.69	71.01

倒塌房屋,而且比基于其他 3 种特征融合提取的倒塌房屋精度高。

2.2 特征选择

从基于融合不同特征提取的倒塌房屋结果(表 2)可以发现,虽然 $P_{t+m} > P_m, U_{t+m} > U_t$,但是 $P_{t+m} < P_t, U_{t+m} < U_m$ 。此外,融合 $\{F_t^\lambda\}$ 和 $\{DMP^r\}$ 后, $\{F_{t+m}^\lambda\}$ 高达 60 维。本组实验首先用 SVM-RFE 对 $\{F_{t+m}^\lambda\}$ 进行特征选择,然后选择前 5 个特征,前 10 个特征,前 15 个特征,前 20 个特征分别进行实验。通过比较 4 组特征向量提取的倒塌房屋的结果(表 4),分析 $\{F_{t+m}^\lambda\}$ 是否有冗余,并从中找到对倒塌房屋提取最有效的特征向量。

从实验结果(表 4)可以发现,通过前 15 个特征提取倒塌房屋(图 2(b))得到的 Kappa 系数

表 4 选择不同特征的倒塌房屋提取精度

Tab. 4 Accuracies of Damaged Buildings Extraction Based on Different Features Selected

特征	Kappa 系数	倒塌房屋产 品精度/%	倒塌房屋用户 精度/%
前 5 个特征	0.689 5	92.06	72.71
前 10 个特征	0.677 7	92.45	71.53
前 15 个特征	0.790 6	86.65	86.35
前 20 个特征	0.782 8	87.60	84.67
60 个特征	0.781 3	87.99	84.20

(0.790 6)最高,比 60 个特征都用上提取倒塌房屋得到的 Kappa 系数稍高(高出 0.009 3),用户精度为 86.35%,比 U_{t+m} 高出 2.15%,比 U_m 低 0.83%,产品精度为 86.65%,比 P_{t+m} 低 1.34%。实验结果(表 4)表明,特征选择结果的前 15 个特征就可以提取倒塌房屋,而且精度达到最高,更多的纹理特征和 DMP 造成特征空间的冗余,对倒塌房屋提取起消极作用。

为了进一步证明光谱在倒塌房屋提取中的作用,融合 $\{F_t^\lambda\}, \{DMP^r\}$ 和 $\{F_s\}$ 构成 63 维的特征向量,然后再进行特征选择,红绿蓝三个波段分别排在 57、45、46,结果表明,光谱在倒塌房屋提取中起的作用确实不大。

在特征选择结果中,前 15 个特征包括: COR6 个(窗口大小分别为 25、23、21、19、11、17,单位为像素), CON5 个(窗口大小分别为 25、21、23、11、19,单位为像素), DMP3 个(尺度为 15 和 24 的开剖面导数,尺度为 3 的闭剖面导数), ASM1 个(窗口大小为 25 像素),其中前两个特征

是 COR。从特征选择的结果可以看出,纹理特征在倒塌房屋提取中起关键作用。在前 15 个特征中,共生概率纹理特征只有 COR、CON 和 ASM,没有 ENT,和文献[3]的结论(光滑性描述符中 ASM 比 ENT 更好)相符,所以在倒塌房屋提取中,可以不提取 ENT。本实验得出的结论是, COR 比对 CON 更能描述倒塌房屋的特征,可能是城市中的房屋存在很多线性目标,相关性很强,而文献[3]描述的是海冰。在前 5 个特征中,有两个是 DMP,分别排在第三和第四,说明它对倒塌房屋的提取有积极的作用,但是没有纹理特征起的作用大。

特征选择实验表明, $\{F_{t+m}^\lambda\}$ 存在冗余,特征选择结果的前 15 个特征就可以提取倒塌房屋,并且纹理特征特别是 COR 起关键作用。

3 结 语

本文提出了一种基于震后单一时相高空间分辨率光学影像,融合纹理和形态特征的地震倒塌房屋自动提取方法。以 5·12 汶川地震中的北川县城作为实验区,以震后的 ADS40 航空数据作为实验数据,通过实验和分析,得出如下结论:① 通过震后的单一时相高空间分辨率光学影像可以提取倒塌房屋,融合纹理和形态特征提取的倒塌房屋的精度比单一特征的提取精度高;② 融合纹理和形态特征的特征空间存在冗余,特征选择结果的前 15 个特征就可以提取倒塌房屋,而且精度最高;③ 纹理特征在倒塌房屋提取中起关键作用,特别是 COR。DMP 也起积极作用。

本文方法只用了震后的影像数据,适用于无震前数据的灾区的地震倒塌房屋自动提取。当然,本文方法也存在缺陷,由于没有震前的数据,当倒塌房屋不留下任何废墟(比如被滑坡掩盖),或者是一些虽然受到了损坏但是没有倒下的房屋(在影像中形态上没有变化)时,本文方法无法检测到。影像中存在一些纹理和形态特征与倒塌房屋相似的目标,只是通过融合纹理特征和形态特征无法和倒塌房屋区分。在后续研究中,可以考虑结合震后的光学和 SAR 数据,研究通过增加新的数据类型的方法是否能够提高倒塌房屋的提取精度。

参 考 文 献

[1] Chini M, Pierdicca N, Emery W J. Exploiting SAR and VHR Optical Images to Quantify Damage Caused by the 2003 Bam Earthquake[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(1): 145-152

[2] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural Features for Image Classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621

[3] Clausi D A. An Analysis of Co-occurrence Texture Statistics as a Function of Grey Level Quantization [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2002, 28(1): 45-62

[4] Coburn C A, Roberts A C B. A Multiscale Texture Analysis Procedure for Improved Forest Stand Classification[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(20): 4 287-4 308

[5] Pesaresi M. Texture Analysis for Urban Pattern Recognition Using Fine Resolution Panchromatic Satellite Imagery [J]. Geographical and Environmental Modeling, 2000, 4(1): 47-67

[6] Clausi D A, Zhao Y. Grey Level Co-occurrence Integrated Algorithm (GLCIA): a Superior Computational Method to Rapidly Determine Co-occurrence Probability Texture Features[J]. Computers & Geosciences, 2003, 29(7): 837-850

[7] Pesaresi M, Benediktsson J A. A New Approach for the Morphological Segmentation of High-resolution Satellite Imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(2): 309-320

[8] Guyon I, Weston J, Barnhill S. Gene Selection for Cancer Classification Using Support Vector Machines[J]. Machine Learning, 2002, 46(1): 389-422

[9] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995

[10] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a Library for Support Vector Machines[OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2009

第一作者简介:李祖传,硕士生,主要从事遥感数据智能处理算法研究。
E-mail:zuchuanli@163.com

Extracting Damaged Buildings Information Automatically Based on Textural and Morphological Features

LI Zuchuan^{1,3} MA Jianwen¹ ZHANG Rui^{2,3} LI Liwei¹

(1 Center for Earth Observation and Digital Earth, CAS, 9 Beiyitiao, Zhongguancun, Beijing 100190, China)
(2 Institute of Remote Sensing Applications, CAS, A20 Datun Road, Beijing 100101, China)
(3 School of Graduate, Chinese Academy of Sciences, A19 Yuquan Road, Beijing 100049, China)

Abstract: Extracting damaged buildings accurately and quickly through remote sensing has an important meaning to damage evaluation and relief after earthquake. A method, which based only on high spatial resolution optical remotely sensed image acquired after earthquake and fused textural features and morphological features, was proposed to extract damaged buildings automatically. Besides, the use and behaving of different scales textural features and morphological features in damaged buildings extraction were investigated. A study case, Wenchuan Earthquake, was studied. Experiment results showed that this method could extract damaged buildings effectively and reach a good result that the product accuracy and the user accuracy of damaged buildings, and Kappa coefficient were 86.65%, 86.35% and 0.790 6 respectively.

Key words: high spatial resolution; textural feature; morphological feature; feature selection

About the first author: LI Zuchuan, postgraduate, majors in remotely sensed data processing using artificial intelligent methods.
E-mail: zuchuanli@163.com