高分辨率遥感图像灾区建筑物检测

陈浩曹国

(南京理工大学计算机科学与工程学院,南京,210094)

摘 要: 在遥感图像中,灾区建筑物的检测对灾情获取和灾后应急救援具有重要意义。针对灾区高分 辨率遥感图像中建筑物检测的问题,提出了一种改进的基于形态学特征的多方向和多尺度分割方法,以 实现灾区建筑物的自动化检测。首先将形态学算子的重建、粒度和方向等性质整合到建筑物的亮度、大 小和对比度等特征中,对遥感图像进行初步的分割并提取高亮和高对比度的建筑物,然后结合图像的区 域边缘信息,进一步提取潜在的建筑物。实验结果表明,所提方法对灾区高分辨率图像中的建筑目标有 较高的检测率和较低的误检率。

关键词:建筑物检测;图像分割;遥感图像;建筑物形态算子
 中图分类号: TP391.4
 文献标志码:A

Building Detection in Disaster Area from Remote Sensing Image with High Resolution

Chen Hao, Cao Guo

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Technology and Engineering, Nanjing, 210094, China)

Abstract: Building detection in disaster area is pivotal in collecting disaster information and implementing post disaster rescue. Aiming at detecting buildings in disaster area from remote sensing images with high-resolution, an improved multi-directional and multi-scale segmentation algorithm based on morphological features is proposed to implement automated detection of buildings in disaster area. Firstly, we integrate the properties of morphological operators (e.g., reconstruction, granularity, and directionality) into the implicit characteristics of buildings (e.g., brightness, size, and contrast) to extract bright and high-contrast buildings. Then, the regional image edge information is combined to extract potential buildings. Experimental results show that the proposed method has a higher detection rate and a low false rate in detecting buildings of disaster area.

Key words: building detection; image segmentation; remote sensing image; morphological building index

引 言

在遥感图像中,灾区的建筑物检测对灾情获取和灾后应急救援有重要意义,也是遥感图像理解的重 点和难点之一。虽然高分辨率遥感影像为建筑物检测提供了一个新的数据源,但也为传统的信息提取 技术带来了新的挑战。目前利用高分辨率航拍图像或卫星影像提取建筑物等人工地物信息的方法,总

收稿日期:2014-09-16;修订日期:2015-01-06

基金项目:国家自然科学基金(61003108/61371168)资助项目;公安部应用创新计划(2013YYCXGASS097)资助项目。

体上可归为两类:一类是利用图像信息结合高程信息进行建筑信息的提取,其主要原理是利用建筑物与 周边环境之间存在的高程差进行建筑物屋顶的提取。例如,在文献[1~3]中Weidner提出用数字表面 模型(Digital surface models,DSM)提出建筑物的方法。另一类是利用影像信息(包括全色、多光谱信 息、上下文和形态学特征)结合遥感图像处理与分析、机器视觉和人工智能等科学领域的新方法实现对 建筑物屋顶信息半自动甚至全自动的识别与提取,如文献[4~7]中提出的建筑物检测方法。该类方法 的特点是不需要其他的外部信息源,也不需要多景图像,因此相对于前一种方法具有更为广泛的应用范 围和应用前景。文献[7]运用建筑物形态算子(Morphological building index,MBI),在高分辨率影像中 可实现有效的自动化建筑检测。MBI算法的基本思想是构造建筑的特征(例如:亮度,大小和对比度)与 形态学算子(例如:重建,粒度和方向)之间的关系。然后,通过在 MBI 特征图像中设定阈值进行建筑物 提取。但原始的 MBI 算法对明亮的土壤、空旷的地区和道路有较高的误检率,因为这些目标与有建筑 有相似的光谱特征。另一方面,原始的 MBI 算法的漏检建筑物集中在与周围环境相似或是屋顶较暗的 这一类建筑物。同时,MBI 特征图像的阈值设定较为宽松,也是导致误检的一个重要原因。本文在原始 MBI 算法的基础上,结合图像的区域以及边缘信息,进一步提取漏检的建筑物。

1 建筑检测算法

1.1 建筑物形态算子

MBI算法的基本思想是构造建筑特征与形态学算子之间的关系,计算步骤如下。

(1) 计算像素点亮度

将每一个像素点的最大光谱值作为该像素点的亮度,有

$$b(x) = \max_{1 \le k \le K} (M_k(x)) \tag{1}$$

式中:*M_k*(*x*)为像素点 *x* 在频带 *k* 上的频谱值;*b*(*x*)为该像素点的亮度,*b* 为亮度图像。多光谱波段的最大值代表具有高反射率的特征(建筑物的特征之一),而且该步骤也降低了在随后步骤中需要处理光谱 波段数。

(2) 重建的顶帽变换

顶帽变换的定义是从原始图像中减去开运算后的图像^[8]。对亮度图像 *b* 进行开运算操作,开运算 由两个基本的形态学操作组成(腐蚀 ε 和膨胀 δ)^[9],即

$$\gamma^{s}(b) = \delta^{s}(\varepsilon^{s}(b)) \tag{2}$$

式中:s代表结构元素的大小,其单位是像素数。顶帽变换定义为

$$TH^{s}(b) = b - \gamma^{s}(b) \tag{3}$$

需注意的是在开运算和顶帽变换的过程中,原始图像的部分边缘细节信息有可能丢失。然而,重建 的形态学过滤器相比较于经典的形态学过滤器,能够较好地保存原始图像的形状、边缘等信息^[10]。因此,对顶帽变换作如下改进

$$THR^{s}(b) = b - \gamma_{RE}^{s}(b) \tag{4}$$

式中:THR 和 γ_{RE}分别代表重建的顶帽变换和重建的开运算。需指出的是,该步骤中的顶帽变换特指白顶帽变化,该变换能够保留亮度图像 b 中尺寸小于或等于给定参数(结构元的长度)的高亮目标,并且去除较暗目标。THR 值反映了在结构元素区域内,目标与其周围环境的亮度差异。因此,THR 特征包含了目标的对比度信息。

(3) 多方向特征

在式(4)中,由于一般适用的圆形结构元素各向同性,并不包含方向信息,因此用具有各向异性特点的线性结构元素代替^[11]。将目标的方向特征整合到 THR 特征中,即有

$$\Gamma HR^{s}(b) = mean(THR^{s, dir}(b))$$
(5)

式中: dir 表示线性结构元素的方向。相比较其他地物类型,建筑物具有各向同性,并且在各个方向上 有较高的顶帽变换值,因此在式(5)中,候选建筑物会有更高的特征值。

(4) 多尺度特征

在高分辨率图像中,建筑物具有复杂的空间特征,包括大小、形状、高度和面积等。多尺度 THR 特征建立在差分形态学分布^[11](Differential morphological profiles,DMP)基础上,即

$$THR_{DMP}(d,s) = |THR(d,(s+\Delta s) - THR(d,s)|$$
(6)

式中: Δs 为尺度的步长,并且 $s_{\min} \leqslant s \leqslant s_{\max}$ 。

(5) 建筑物形态学算子

建筑物形态学算子(MBI)定义为重建顶帽变换的差分形态分布平均值,即有

$$MBI = mean(THR_{DMP})$$
(7)

MBI的计算是基于建筑物结构在 THR_{DPM}的直方图中有较大值,因此,建筑物在特征图中往往具有 较大的 MBI 特征值,可以通过设定较高阈值来保留 MBI 特征图像中的高亮目标。图1给出了利用 MBI 的初步分割结果以及设定不同阈值分割保留结果。从分割结果可看出设定的阈值越低,保留的非目标 像素点越多。



(a) 实验图像(a) Experimental image

(b) MBI初步分割结果(b) MBI preliminary segmentation result

(c) 阈值=2 (c) 2-threshold

(d) 购值=5 (d) 5-threshold



1.2 图像区域信息提取

如图(1)所示,原始的 MBI 分割算法可以有效地分割出一些高亮和高对比度的建筑物,但对一些屋 顶较暗或是与周围环境相似的建筑物有很高的漏检率。同时,这些潜在的建筑物往往具有很好的边缘, 因此可采用文献[12]中的面相对象分方法对实验图像进行分割。将输入图像分割成多个连通区域,在 这些区域中全部或部分包括建筑物的屋顶,结合区域的边缘信息进一步提取具有矩形边缘特征的区域, 算法流程如下

(1)每一个像素点v都被视为区域,对应于图像G(V,E)中的一个节点,并且($v \in V$),其中G是无向图。

(2) 用邻接像素点的差异程度作为图 G 中每一条边 e(e∈E)的权重。

(3) 如果区域 A 和区域 B 满足式(8)和式(9)中的条件,则将这两个区域合并为同一个区域。

$$\operatorname{Dif}(A,B) \leqslant \operatorname{MInt}(A,B)$$
 (8)

其中

$$\operatorname{Dif}(A,B) = \min_{v \in A, v \in B, (v,v) \in E} w((v_i, v_j))$$
(9)

在式(9)中,E为图的边集合, $w((v_i, v_j))$ 为邻接点 v_i 和 v_j 之间的权重。

$$MInt(A,B) = \min(Int(A) + \tau(A), Int(B) + \tau(B))$$
(10)

$$Int(A) = \max_{e \in MST(A, E)} w(e)$$
(11)

式中:MST 为图 G 的最小生成树。

$$\tau(A) = \frac{k}{|A|} \tag{12}$$

式中:k为区域分割的阈值,其值越小,分割得到的区域越多。

(4)将上述步骤所得的分割结果,作为输入图像,对每一个区域进行编号,并提取单个区域,如果该 区域的大小在设定的建筑物大小阈值内,则对单个区域做形态学处理,结构元素大小为3*3,先进行开 运算,再进行闭运算。

(5) 对上一步骤中提取的单个区域进行直线检测,单个区域内可能出现的线段几何关系如图 2 所示。对于单个区域具有图 2(a,b)两种线段的几何关系中的任一种,便认定该区域是具有矩形边缘特征的区域。





(6) 对于单个区域中具有图 2(c,d)几何关系的情况,求出该区域 的最小外接矩形。最小外接矩形的面积为 S,区域的面积为 s,如果区 域与其最小外接矩形的面积比值在设定的阈值范围内,则保存该区 域。区域的最小外接矩形定义如图 3 所示。

(7)图4为不同阈值k的区域分割结果。图5为分割阈值k设为
 400,保留下来具有矩形边缘特征的区域,区域与最小外接矩形比值的 图3 单个
 阈值设为0.8。



图 3 单个区域的最小外接矩形 Fig. 3 Minimum bounding rectangle of a single region

1.3 建筑物提取

在原始的 MBI 特征图中,往往会有建筑物和周围环境粘连的情况,为了更好地提取高亮建筑物,并 降低阈值的设置要求,将原始 MBI 特征图做如下改动

$$MBI_{edge} = MBI - edge(b)$$
(13)

其中 edge(b)代表原始亮度图像的边缘。将 1.2 节中得到的区域分割结果与 MBI_{edge}相加,得到最终的建筑物检测结果,如图 6 所示。其中白色标记为通过 MBI 检测到的建筑物,红色标记为利用区域的边缘 信息补足 MBI 算法漏检的一些层顶较暗、对比度较低的建筑物。原始的 MBI 算法并未考虑建筑物的 边缘特征以及区域的颜色统一性,本文将区域分割算法与原始的 MBI 算法相结合,将建筑物的亮度、对 比度、方向、尺寸、边缘以及区域颜色这六个特征作为提取建筑物的依据。

2 实验结果及分析

文献[13] 中提出的 MSI 算法是在原始 MBI 算法的基础上增加了建筑物的阴影作为建筑物的特征,



图 4 多阈值的分割结果 Fig. 4 Segmentation results of regional information by multilevel threshold



图 5 矩形边缘特征区域保留 Fig. 5 Reservation of rectangle edge feature area



图 6 最终检测结果 Fig. 6 Final detection result

但在灾区获取航拍高分辨率图像时,由于天气原因以及救灾时效性等因素,拍摄的建筑物往往没有阴影。针对此类图像,MSI算法并不适用。本文以灾区航拍高分辨率图像为数据源,并以原始 MBI 建筑物检测算法作为对照实验,验证所提算法的有效性。文章中的方法使用 Matlab 语言编写,在 Windows 7 操作系统下运行。在实验中,MBI 算法的阈值设为 10,区域分割的阈值 & 设为 400,以保证尽可能多分割出包含建筑物的区域,区域与最小外接矩形比值的阈值设为 0.8。实验选择了 3 张具有代表性的灾区航拍高分辨率图像,对其分别用 MBI 分割算法和本文算法进行检测,实验结果如图 7 所示。其中 图 7(a)为普通图像;图 7(d)中标记的建筑物屋顶与周围环境相似;图 7(g)中标记的建筑物屋顶颜色与周围环境较暗。由图 7 可知,对于实验图像 1,MBI 算法和本文的算法都能很好地保留建筑物的边缘,提取出了符合特征的建筑物;对于实验图像 2, MBI 分割算法漏检的建筑物的屋顶颜色与周围环境相似,而用本文方法检测出了 MBI 算法遗漏的建筑物;对于实验图像 3,利用 MBI 算法不仅没有检测出被标记的建筑物,而且由于分割区域与周围环境的粘连,一些高亮的建筑也被错误地剔除了,而用本文的算法来分割,其漏检率有了较为明显的降低。

实验结果显示:总的建筑物数为 33 个, MBI 算法检测出的建筑物数为 20 个,准确率达到 60.6%, 并且实验图像中屋顶较暗的建筑物数目越多,检测准确率越低。用本文所提方法检测出的建筑物数为 31 个,准确率为 93.9%,相对于参照方法,检测准确率有明显的提高。同时在实验过程中,本文方法在 采用 MBI 算法时,阈值设置较高,降低了原始 MBI 算法因为阈值设置宽松,而导致的在后期区域提取 过程中的繁琐筛选步骤,这些步骤也是原始 MBI 算法漏检和误检的重要原因之一。从实验结果同时也 可以看出,由于部分灾区建筑物受损严重,导致建筑物边缘信息的丢失而造成了漏检。



(a) 实验图像1(a) The first experimental image



(d) 实验图像2 (d) The second experimental image



(g) 实验图像3 (g) The third experimental image



(b) MBI分割算法对图7(a)的检测效果

(b) Detection results of MBI segmentation for Fig.7(a)



(e) MBI分割算法对图7(d)的检测效果

(e) Detection results of MBI segmentation for Fig.7(d)



(h) MBI分割算法对图7(g)的检测效果(h) Detection results of MBI segmentation for Fig.7(g)

图 7 实验结果 Fig. 7 Experimental results



- (c)本文方法对图7(a)的检测效果
- (c) Detection result of our method for Fig.7(a)



(f)本文方法对图7(d)的检测效果

(f) Detection result of our method for Fig.7(d)



- (i) 本文方法对图7(g)的检测效果
- (i) Detection result of our method for Fig.7(g)

3 结束语

本文在 MBI 算法的基础上,结合了区域的边缘信息,提出了一种针对灾区建筑物的检测方法,有效 地提高了建筑物的检测率,具有一定的实用价值。此外,试验结果中,误检主要集中在亮度较高的地面、 道路等区域,漏检目标主要是受损较为严重的建筑物。后续研究将针对上述问题,继续提高建筑物的检 测率,降低误检率。

参考文献:

- [1] Weidner U. Digital surface models for building extraction[M]. Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images (II). Birkhäuser Basel:[s. n.], 1997:193-202.
- [2] Weidner U. Roof extraction from digital surface models [R]. Technical Report IPB-97/1 1997b, Institute fur Photogrammetrie, 1997.
- [3] Weidner U, Förstner W. Towards automatic building extraction from high-resolution digital elevation models [J]. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1995,10(4): 76-89.
- [4] Cao Yongfeng, Su Caixia, Liang Jianjuan. High resolution SAR building detection with scene context priming [J]. Signal Processing (ICSP), 2012, 3(11): 154-156.
- [5] 杨萍,姜志国,刘滨涛.一种遥感图像建筑物检测新方法[J]. 航天返回与遥感, 2013, 34(5):70-77.

Yang Ping, Jiang Zhiguo, Liu Bintao. A new approach to building detection in remote sensing images[J]. Spacecraft Recovery and Remote Sensing, 2013, 34(5):70-77.

- [6] Pakizeh E. Palhang M. Building detection from aerial images using Hough transform and intensity information [C]// Electrical Engineering (ICEE). [S. l.]: IEEE, 2010: 532-537.
- [7] Huang X, Zhang L. A multidirectional and multiscale morphological index for automatic building extraction from multispectral GeoEye-1 imagery[J]. Photogramm Eng Remote Sens, 2011,77(7): 721-732.
- [8] Soille P. Morphological image analysis[M]. 2nd ed Principles and Applications. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2003.
- [9] Acqua F D, Gamba P, Ferrari A. Exploiting spectral and spatial information for classifying hyperspectral data in urban areas
 [J]. IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium, 2003(1): 464-466.
- [10] Benediktsson J A, Palmason J A, Sveinsson J R. Classification of hyperspectral data from urban areas based on extended morphological profiles[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2005, 43(3): 480-491.
- [11] Soille P, Talbot H. Directional morphological filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2001, 23(11): 1313-1329.
- [12] Felzenszwalb F P, Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2):167-181.
- [13] Huang X, Zhang L. Morphological building/shadow index for building extraction form high-resolution imagery over urban areas [J]. Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing IEEE Journal, 2012, 5(1): 161-172.

作者简介:



陈浩(1989-),男,硕士研究 生,研究方向:模式识别,Email:812878324@qq.com。



曹国(1987-),男,副教授, 研究方向:模式识别。