

水平集分层分割遥感图像中的建筑物

郭 靖, 江 洁, 曹世翔

(北京航空航天大学 精密光机电一体化技术教育部重点实验室, 北京 100191)

摘 要: 针对高分辨率遥感图像, 结合建筑物特征, 提出水平集分层模型分割图像中的建筑物。首先, 学习植被样本得到其在 HSV 空间中色调与饱和度的联合分布函数, 利用阴影灰度方差通常小于非阴影区域的特点, 将植被和阴影剔除以简化背景利于后续分割。然后, 根据灰度级高低将一幅图像看作多层图像层, 把建筑物的屋顶灰度特征和边缘特征融合到传统 Chan-Vese(C-V)水平集算法中, 分割出每层中灰度级相似的建筑物候选区域, 从而将不同灰度级建筑物候选区域分层分割出来再整合。最后利用建筑物面积、建筑物与阴影位置关系等先验知识排除误分割, 得到最终结果。实验表明: 该方法能更好地分割出形状各异、各个灰度级的建筑物, 甚至是灰度不均匀的建筑物, 分割漏检率较传统 C-V 法降低了 25%, 虚检率降低了 22%。有效减少了漏分割和过分割。

关键词: 水平集; C-V 算法; 分层; 建筑物分割

中图分类号: TP751.1 文献标志码: A 文章编号: 1007-2276(2014)04-1332-06

Automatic building segmentation from remote sensing images using multi-layer level set framework

Guo Jing, Jiang Jie, Cao Shixiang

(Key Laboratory of Precision Opto-mechatronics Technology, Ministry of Education, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: Towards high resolution remote sensing images, combining with features of buildings, a novel method to extract buildings based on multi-layer level set framework was proposed. Firstly, as far as the impact of shadow and vegetation was concerned, it should be removed on the basis of the separation of gray value thresh and the joint distribution of hue and saturation. Then, an improved C-V level set segmentation algorithm combining with building features of roof's gray and obvious boundaries was applied to extract building regions of similar gray-scales on each gray layer, and thus all building regions of different gray-scales could be extracted layer by layer, followed by layers of segmented regions integration. Finally, the non-building regions were excluded by using normal areas of buildings and related position between buildings and shadows. The experiment results demonstrate that, compared with the traditional level set methods, this one can detect each single building of gray heterogeneity and buildings of multiple shapes and different gray-scales. Meanwhile, compared to the traditional C-V method, it largely reduces the leakage segmentation ratio by 25% and over-segmentation by 22%.

Key words: level set; C-V algorithm; multi-layer; building segmentation

收稿日期: 2013-08-05; 修订日期: 2013-09-03

基金项目: 国家自然科学基金(61222304); 高等学校博士学科点专项科研基金(20121102110032)

作者简介: 郭靖(1988-), 女, 硕士生, 主要从事图像处理方面的研究。Email: guodaxia001@126.com

导师简介: 江洁(1973-), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事光电图像处理与光电导航方面的研究。Email: jiangjie@buaa.edu.cn

0 引言

随着高分辨率卫星的广泛应用,如何利用计算机从高分辨率遥感图像中自动分割出所需地物成为了研究的热点。其中建筑物目标的分割以其独有的民用和军用价值成为文中研究的出发点。传统分割方法如阈值法、边缘检测法、基于区域增长与分裂法等,大多对噪声比较敏感且不能充分结合利用图像边缘信息和区域信息^[1-6]。近些年发展起来的几何主动轮廓模型法克服了以上问题,广泛应用于目标轮廓的自动提取^[7]。该方法基于水平集和曲线演化理论隐式地将平面上当前正在演化曲线转化为高维空间中水平集曲面的零水平集,能够灵活处理拓扑结构变化,将边缘信息和区域信息自然整合,通过对能量函数的优化使曲线停留在目标轮廓上。其中 Chan 和 Vese 利用图像同质区域的全局灰度信息提出的 C-V 水平集主动轮廓算法已广泛用于遥感图像中的地物分割^[8-10]。KARANTZALOS^[8]提出以能量泛函的形式在 C-V 能量方程中加入建筑物先验形状信息,并引入标记函数动态选择模型,从而完成对遥感影像中建筑物目标的分割,但该方法仅适用于分割已知先验形状且灰度级相似的建筑物。CAO G^[9]将双水平集引入 C-V 算法提取出建筑物的向阳区、屋顶和阴影三部分区域,但计算量大、两个水平集之间相互影响可能造成误分割。而遥感图像中大多含有形状各异且灰度级不同的建筑物或存在个别灰度不均匀现象,传统 C-V 算法造成了严重的漏分割和过分割。

为解决上述问题,文中提出了融合建筑物特征的单水平集 C-V 算法分层分割模型。首先剔除部分非建筑物从而减小复杂背景对 C-V 水平集分割算法造成的影响;再按待分割建筑物目标的灰度值高低将图像隐性分为多个目标层和一个背景层,将融合边缘和区域灰度特征的 C-V 算法引入每个目标层分割出灰度级接近的建筑物候选区域,直到背景层停止分割;然后整合所有目标层中分割出的建筑物区域;最后排除误分割的建筑物。实验证明该方法解决了单水平集 C-V 算法只能分割两相图像和不能提取灰度不均匀目标的问题,可以将遥感图像中灰度不均匀的单个建筑物和不同灰度级的多相建筑物目标分割出来,同时对建筑物的形状没有任何约束。

1 建筑物分割

1.1 图像的预处理

遥感图像背景复杂,直接采用水平集分割方法会分割出很多非建筑物,而且复杂背景不利于 C-V 模型中的曲线演化。所以,文中首先检测出纹理复杂的植被和最易误作是建筑物的阴影区域,并用图像中剩余部分的灰度平均值填充,从而剔除其对后续分割的影响。

1.1.1 植被检测

搜集不同类型和不同光照下的 500 幅植被样本,通过学习得到在 HSV 空间中植被色调和饱和度的联合分布函数关系图,如图 1 所示,该图结合了植被的两个特点:一是色调和饱和度的取值范围,二是两者间的关联性。将待检测像素带入该图中判定是否为植被。

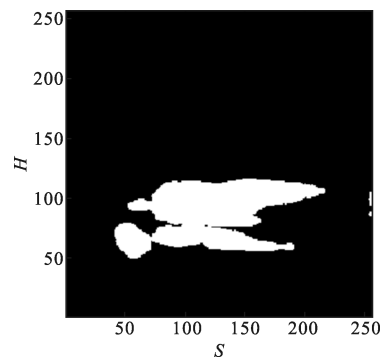


图 1 植被色调和饱和度联合分布函数图

Fig.1 Hue and Saturation(H-S) distribution map of vegetation for vegetation extraction

1.1.2 阴影检测

阴影区域内的灰度方差一般小于其他非阴影区域且不同阴影区域之间的灰度值具有较强的一致性^[1]。实验证明,遥感图像的灰度直方图包络线很不稳定,小波动频繁,很难自动选择第一个谷点为阈值分割出阴影。所以,取灰度量级 256,利用公式(1)对遥感图像进行灰度直方图统计,选取左起第一个谷点作为阈值,阈值以下的部分即阴影,但由图 2(a)可以看出圆圈中最明显的谷点即为要找的阈值,但因为直方图曲线上有很多微小的谷点,造成无法确定真正的第一个谷点,所以再按公式(2)对直方图的包络线进行拟合,如图 2(b)所示,可以看出图(b)比

图(a)稳定平滑,圆中只有一个谷点,很容易选取出第一个谷点是 53(灰线处所示)。

$$H(k) = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \delta_{ij}(k) \quad (1)$$

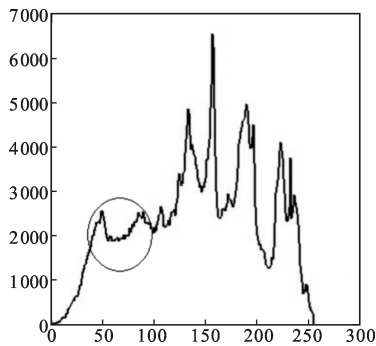
其中

$$\delta_{ij}(k) = \begin{cases} 1, & \text{if } (i, j) = k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (k=0, 1, 2, \dots, 255)$$

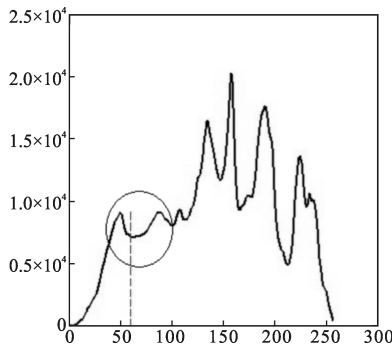
$$P_H(k) = \frac{1}{P_{\max}} \sum_{|i-k| \leq \alpha} \frac{H(i)}{1 + \alpha(i-k)^2} \quad (2)$$

其中

$$P_{\max} = \max \left(\sum_{|i-k| \leq \alpha} \frac{H(i)}{1 + \alpha(i-k)^2} \right) \quad (i, k=0, 1, 2, \dots, 255)$$



(a) 原始图像
(a) Origin image



(b) 拟合后的图像
(b) Fitting image of (a)

图 2 拟合前后的灰度直方图包络线

Fig.2 Envelope maps of origin image and fitting image

1.2 水平集演化分层分割建筑物

不同于传统多相水平集分割方法,文中利用单水平集和灰度分层的思想来分割多相建筑物。根据灰度级高低将一幅图像看作多个目标层和一个背景层,自动体现在分割过程中。将传统 C-V 算法融合建筑物特征——屋顶灰度均匀和边缘显著,以一种

能量泛函的形式来隐式表达需要演化的轮廓线,利用变分水平集理论,通过对能量泛函的最小化求解来使曲线趋向于目标轮廓线,从而自动分割出灰度级相对其它区域差异明显的一类建筑物候选区域。再将之前分割出的区域用剩下区域的灰度平均值填充,从而自动得到新的目标层进行下一轮分割。直到图像层上灰度级趋于一致,即到达背景层,分割停止。将所有目标层分割出的区域合并,得到灰度均匀或不均匀的建筑物。

1.2.1 单图像层的水平集演化

在分层分割模型中,水平集曲线在除背景层以外的所有目标层上进行演化,第 l 层($l=0, 1, \dots, n-1$)上的能量函数方程如下:

$$E_l^{ML}(c_1, c_2, \phi) = \mu \int_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |L_l(x, y) - c_1|^2 H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |L_l(x, y) - c_2|^2 (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy \quad (3)$$

式中: $L_l(x, y)$ 是该图像层的像素灰度值; c_1, c_2 分别为目前活动轮廓 C 内外的灰度平均值; $\mu, \lambda_1, \lambda_2$ 为各能量项参数; $\phi(x, y)$ 为轮廓 C 所对应的水平集函数:

$$\begin{cases} C = \{(x, y) | \phi(x, y) = 0\} \\ \text{inside}(C) = \{(x, y) | \phi(x, y) < 0\} \\ \text{outside}(C) = \{(x, y) | \phi(x, y) > 0\} \end{cases} \quad (4)$$

$H_{\varepsilon}(z)$ 和 $\delta_{\varepsilon}(z)$ 是近似规整化的 Heaviside 函数和 Dirac 函数:

$$H_{\varepsilon}(z) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{z}{\varepsilon} \right) \right] \quad (5)$$

$$\delta_{\varepsilon}(z) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2} \quad (6)$$

利用变分法极小化该能量函数,得:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} L_l(x, y) H_{\varepsilon}(\phi) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi) dx dy} \quad (7)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} L_l(x, y) (1 - H_{\varepsilon}(\phi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi)) dx dy} \quad (8)$$

对应的最陡梯度下降流为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_s(\phi) \left[\mu \nabla \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (L_I - c_1)^2 + \lambda_2 (L_I - c_2)^2 \right] \quad (9)$$

通过用水平集函数 ϕ 的零水平集表示 C 从而将 C 嵌入到 ϕ 中,对 ϕ 按公式(9)进行演化时,直到达到迭代终止条件——演化曲线所围面积在一个给定的迭代次数阈值 uct_t 里有至少一次保持不变时,该层上的曲线演化终止,取 ϕ 的零水平集即目标的轮廓线,灰度级相似的建筑物候选区域被分割出来。

文中结合建筑物屋顶灰度特征和边缘特征,对公式(9)作了两处改进:

(1) 与参考文献[10]采用类似假设,使用高斯模型对每层中轮廓内外的区域进行建模,用 r_1 和 r_2 分别代替式(9)中的 c_1 和 c_2 :

$$r_1 = \frac{(c_1 - L_I)^2}{\sigma_1^2} \quad (10)$$

$$r_2 = \frac{(c_2 - L_I)^2}{\sigma_2^2} \quad (11)$$

式中: σ_1 和 σ_2 分别为轮廓内外区域的协方差。

(2) 加入边缘算子距离函数,将公式(9)改进为公式(12):

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = (\delta_s(\phi) \cdot \text{Dist}(\text{sobel})) \left[\mu \nabla \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (L_I - c_1)^2 + \lambda_2 (L_I - c_2)^2 \right] \quad (12)$$

式中: sobel 为使用 Sobel 算子得到的图像边缘特征图; Dist 为该特征图的距离函数。

1.2.2 背景层的检测

得到新的图像层之后判断是否到达背景层。利用公式(13)计算某个图像层上的保真能量 $F_1(C_I)$ 在初始轮廓内部的均值,并且将其与某个非常小的能量阈值 θ 作比较来判断背景层是否到达。

$$\frac{1}{v} F_1(C_I) = \frac{1}{v} \int \int_{\text{inside}(C_I)} |L_I(x, y) - c_1|^2 dx dy \quad (13)$$

当 $\frac{1}{v} F_1(C_I) < \theta$, 表示到达背景层;当 $\frac{1}{v} F_1(C_I) > \theta$,

表示未到达背景层,将该图像层减去利用公式(2)得到的第一个谷点值之后进行灰度拉伸,增强目标和背景的对比。继续新一层的水平集演化。如果将对比度增强后无法检测出目标,说明建筑物屋顶灰度值较小,用 255 减去将对比度增强前该图像层像素,再进行对比度增强,然后进行水平集分割。

1.2.3 筑物的整合

将所有目标层分割出的建筑物区域进行整合:将由于灰度不均匀而被分割成多块的建筑物目标整合成完整的建筑物;将由于灰度级不同而在各层上被分割出来的建筑物整合在一个图层上。

1.3 排除误分割的建筑物

为了加快分割速度,首先剔除植被和阴影后,遥感图像中除建筑物以外,其余地物主要为路面、操场、车辆。这三类地物与建筑物有相似特征,利用建筑物阴影特征和面积大小分别排除操场和车辆,路面通常灰度值较低在图像自动分层时被留在最后作为背景层不参与分割。

2 实验结果与分析

实验平台为 matlab2010, 图片来源于 Google Earth 图库中北京某地,为高分辨率遥感图像。实验参数选择如下:迭代步长 $\Delta t = 0.05$, $\mu = 0.01 \times 255^2$, $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$, $uct(0) = 4$, $\theta = 0.3$, 并且假设面积在 200 个像素点以下的目标都是非建筑物。

将图 3(a)中的建筑物按灰度级高低看作两类:灰度级较高建筑物:标号 2、3、4、7、11、14,灰度级较低:标号 1、5、6、8、9、10、12、13、15;其中某些建筑物灰度不均匀有高有低,标号 3、4、8、13。由实验结果看出文中方法解决了传统 C-V 方法的以下三点不足:(1) 只能分割出图像中一类灰度级接近的建筑物,传统 C-V 方法中只有 7 处被分割出来,且建筑物 3、4、13 由于灰度不均匀而没有被完整分割出来;(2) 由于没有提前剔除植被和阴影,分割出的杂物较多,且耗时是文中方法的 1.5 倍;(3) 没有排除误分割,车辆和部分路面也被分割出来。文中方法克服了以上问题,自动分为两层将不同灰度级建筑物分别分割出来,后进行整合,排除了误分割,同时形状不受限,检测出目标 12 处,正确建筑物目标 11 处,漏检 4 处(2、6、7、12),虚检 1 处,残缺 2 处(8、14)。而传统 C-V 方法分别为 10 处,7 处,8 处,3 处,3 处(3、4、13)。文中对一百幅图像进行实验的结果统计如表 1 所示,根据通用评判标准^[1-2],文中方法漏检率和虚检率分别低于传统 C-V 法 25%,22%。综上,文中方法较传统 C-V 方法可以有效检测出形状各异、不同灰度级的建筑物,对灰度不均匀的建筑物也有很好的检测效果。

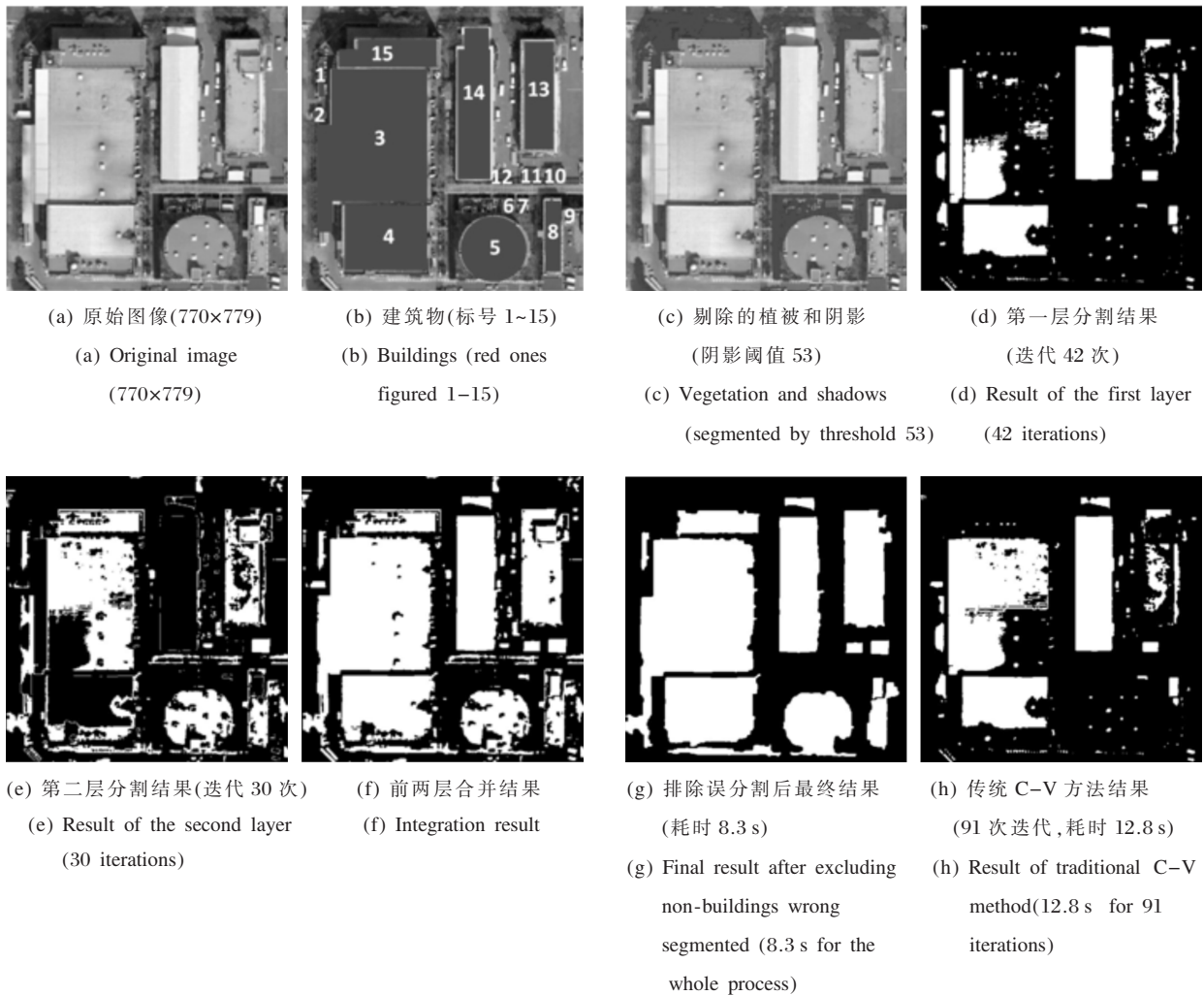


图 3 文中方法与传统 C-V 方法的对比

Fig.3 Comparison of presented method with traditional C-V method

表 1 文中方法与传统 C-V 法结果统计
Tab.1 Statistic results of presented and traditional C-V's

	Presented method	Traditional method
Leakage-segmentation	17%	42%
Over-segmentation	7%	29%

3 结论

针对单水平集 C-V 算法仅能分割目标和背景灰度级差异较大的两相图像以及均匀目标, 而多水平集 C-V 算法计算量很大且分割目标有限的问题, 文中利用建筑物的屋顶部分灰度均匀、边缘显著的特征, 将传统 C-V 算法进行改进, 分层分割出灰度

级不同的建筑物, 并利用其与阴影位置关系、建筑物面积大小来排除误分割, 从而有效分割出形状各异、灰度级不同的建筑物, 甚至灰度不均匀的建筑物, 分割漏检率较传统 C-V 法降低了 25%, 虚检率降低了 22%, 有效减少了漏分割和过分割。存在的不足是: 实验平台为 matlab, 如果使用 C++ 编写可以提高运算速度; 当建筑物灰度值与路面没有差异且两者界限不明显或有阴影投射在建筑物上面时, 无法将建筑物单独分割出来。如何实现这种情况下的分割是接下来要研究的问题。

参考文献:

- [1] Liow Y, Pavlidis T. Use of shadows for extracting buildings in aerial images computer vision [J]. *Graphics and Image Processing*, 1990, 49(2): 242-277.

- [2] Wegner J D, Rosenhahn B. Segment-based building detection with conditional random fields [C]//Joint Urban Remote Sensing Event, 2011: 205–208.
- [3] Liu Yang, Tian Xiaojian, Wang Qing, et al. Application of efficient image segmentation method based on local fractal in the infrared cloud image processing[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(6): 1367–1374. (in Chinese)
刘洋, 田小建, 王晴, 等. 采用局部分形的高效图像分割方法在红外云图处理中的应用 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19(6): 1367–1374.
- [4] Liu Xinyue, Fang Xiaoxuan, Huang Lianqing. Adaptive segmentation of digital mammograms through reinforcement learning [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2005, 13(5): 575–583. (in Chinese)
- [5] Wang Zhi, Jin Guang, Sun Xiaowei. An algorithm of image segmentation for overlapping grain image [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2005, 13(5): 592–598. (in Chinese)
- [6] Sirmacek B, Unsalan C. A probabilistic framework to detect buildings in aerial and satellite images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(1): 211– 221.
- [7] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2001, 10(2): 266– 277.
- [8] Karantzas K, Paragios N. Recognition-driven two-dimensional competing toward automatic and accurate building detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 47(1): 133– 144.
- [9] Cao Guo, Yang Xin, Mao Zhihong. A two-stage level set evolution scheme for man-made objects detection in aerial images [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 1031–1038.
- [10] Karantzas K, Argialas D. A region-based level set segmentation for automatic detection of man-made objects from aerial and satellite images [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2010, 75(6): 667–677.
- [11] Li Feng, Peng Jiexiong, Zhang Xiang. Remote sensing image segmentation for nonstationary random field models [J]. *Infrared And Laser Engineering*, 2003, 32(4): 387–396. (in Chinese)
- [12] Tian Yan, Su Jianzhong, Tian Jinwen, et al. Numerical algorithm for image segmentation based on variational method [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2002, 31(4): 310– 313. (in Chinese)