

SUN Ying, ZHANG Xinchang, KANG Tingjun, et al. Improved GAC Model for Automatic Building Extraction from LiDAR Point Clouds and Aerial Image [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(3): 337-343. (孙颖, 张新长, 康停军, 等. 改进 GAC 模型在点云和影像自动提取建筑物边界中的应用[J]. 测绘学报, 2013, 42(3): 337-343.)

## 改进 GAC 模型在点云和影像自动提取建筑物边界中的应用

孙 颖<sup>1,2</sup>, 张新长<sup>1,3</sup>, 康停军<sup>4</sup>, 赵小阳<sup>5</sup>, 张 维<sup>1</sup>

1. 中山大学 地理科学与规划学院, 广东 广州 510275; 2. 广东工贸职业技术学院, 广东 广州 510510; 3. 广东省城市化与地理环境空间模拟重点实验室, 广东 广州 510275; 4. 佛山市城市规划勘测设计研究院, 广东 佛山 528000; 5. 广州市城市规划勘测设计研究院, 广东 广州 510060

### Improved GAC Model for Automatic Building Extraction from LiDAR Point Clouds and Aerial Image

SUN Ying<sup>1,2</sup>, ZHANG Xinchang<sup>1,3</sup>, KANG Tingjun<sup>4</sup>, ZHAO Xiaoyang<sup>5</sup>, ZHANG Wei<sup>1</sup>

1. School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China; 2. Guangdong College of Industry and Commerce, Guangzhou 510510, China; 3. Guangdong Key Laboratory for Urbanization and Geo-simulation; 4. Foshan Urban Planning Design and Surveying Research Institute, Foshan 528000, China; 5. Guangzhou Urban Planning and Design Survey Research Institute, Guangzhou 510060, China

Abstract: Improved GAC Model based on the initial curve and the external force is proposed. It is a new method for automatic building extraction from LiDAR point clouds combined with the aerial image. The morphological alternating sequential filtering is used to access the initial curve automatically, and then the external force is improved by the LiDAR depth gradient image, so the improved geodesic active contour (IGAC) model is proposed. Experiment indicates that this method can inhibit the weak boundary leakage and produce high accuracy and completeness of building boundary.

Key words: GAC model; Alternating Sequential Filtering; LiDAR point clouds; Aerial image; Building boundary extraction

摘 要: 以自动生成测地线活动轮廓(geodesic active contour, GAC)模型的初始曲线及改进其外力为出发点, 提出一种基于 LiDAR 点云和随机影像数据, 利用改进的 GAC 模型进行建筑物边界提取的方案。首先利用形态学交替序贯滤波自动获得模型演化的初始曲线; 进而利用 LiDAR 深度梯度影像改进模型演化的外力, 得到了改进的测地线活动轮廓(improved geodesic active contour, IGAC)模型。仿真试验表明, 采用 IGAC 模型, 可抑制弱边界泄漏, 并提高建筑物边界提取的完整性和形状精确度。

关键词: GAC 模型; 交替序贯滤波; LiDAR 点云; 航空影像; 建筑物边界提取

中图分类号: P237

文献标识码: A

文章编号: 1001-1595(2013)03-0337-07

基金项目: 国家自然科学基金(40971216; 41071246); 高等学校博士学科点专项科研基金(20120171110030)

## 1 引 言

建筑物是 GIS 数据的重要要素之一, 在数字城市、城市规划、交通、人口空间结构分析和防灾减灾等领域中起到十分重要的作用。利用高分辨率遥感或航空影像以及 LiDAR 点云数据进行建筑物边界提取是近年来研究的热点。

在利用高分辨率影像提取建筑物边界方面, 国内外学者开展了大量的试验工作。文献[1—2]依据感知分组等理论先获得边缘线段, 再根据空间关系进行建筑物的轮廓提取; 文献[3—4]利用

阴影分析方法, 以邻域知识指导目标提取; 文献[5]则提出了一种纹理度量驱动方法。除此之外, 贝叶斯网络、马尔可夫随机场以及活动轮廓模型(又称“蛇”模型, snake model)等人工智能理论在建筑物提取方面也得到了应用。基于 LiDAR 点云数据的建筑物提取主要有形态学、边缘分割以及人工智能的方法。文献[6—7]首先使用线性预测算法提取建筑物点, 进而用形态学的开运算去掉大多数的植被点, 后采用 D-S 理论将建筑物、草地和树丛从 LiDAR 点云和多光谱数据中提取出来<sup>[7]</sup>; 文献[8]融合反射强度信息利用模糊理论

对建筑物进行分类;文献[9]采用分层的贝叶斯网络来提取建筑物。

但是,在高分辨率影像中,建筑物一般细节清晰、形状多样,且受周围背景(如车辆、植被)及其他地物阴影的干扰较大<sup>[10]</sup>;而 LiDAR 点云数据的空间分辨率、分类误差也使提取的边界精确性较低且细节表达有待提高。高分辨率影像和 LiDAR 点云信息相结合则可以弥补二者的缺陷,受到了广泛的研究关注。文献[11]先利用 LiDAR 数据分割出建筑物点,再结合影像的线段提取和 LiDAR 估算的概略主方向进行建筑物轮廓筛选,该方法主要考虑直角形状的建筑物;文献[12]先利用 LiDAR 数据获取地面的 DSM (digital surface model),然后利用改进的蛇模型进行建筑物轮廓的提取,但其提取的是 3 m 以上高度建筑物的边界;文献[13]将点云与影像分别进行边界提取,而后用基于灰度和基于特征的图像匹配方法相结合提取三维建筑物特征,但二者分开提取很难得到的统一分割结果。活动轮廓模型在边界提取中有广泛的应用<sup>[14-16]</sup>,但原始活动轮廓模型在参数、初始边界及噪声中具有强的敏感性。文献[17]等根据传统蛇模型和贪婪算法提出了分组式蛇模型,降低了初始边界敏感性的问题,但矢量边界更新时需依据已有的 GIS 数据,对于没有 GIS 数据的区域,该方法不能奏效。鉴于此,本文提出利用形态学交替序贯滤波自动获取建筑物初始边界,并改进测地线活动轮廓 (geodesic active contour, GAC) 模型,结合 LiDAR 点云数据和随机航空影像进行建筑物边界提取的新方法。

## 2 原理

### 2.1 测地线活动轮廓(GAC)模型

活动轮廓或“蛇”模型是由文献[18]首先提出的,其基本思想是将图像分割问题归结为最小化一个封闭曲线  $C(p)$  的“能量”泛函

$$E[C(p)] = \alpha \int_0^1 |C_p(p)| dp + \beta \int_0^1 |C_{pp}(p)|^2 dp - \lambda \int_0^1 |\mathbf{VI}[C(p)]| dp \quad (1)$$

为避免第 3 项的负号,引入一个单调递减的非负函数  $g(r)$ ,  $r \in R^+$ 。同时根据曲率运动演化性质可略去第 2 项,故此模型改写为

$$E[C(p)] = \alpha_1 \int_0^1 |C_p(p)| dp +$$

$$\alpha_2 \int_0^1 g(\mathbf{VI}[C(p)]) dp \quad (2)$$

为克服曲线依赖参数  $p$  的问题,文献[19]于 1997 年提出了不含自由参数的 GAC 模型,模型对应的梯度下降流为

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(C)k\mathbf{N} - (\nabla g\mathbf{N})\mathbf{N} \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{N}$  为曲线  $C$  的单位法向量;  $k$  为曲线  $C$  的曲率。

根据式(3),曲线按照 GAC 模型演化时,将受两种“力”的支配。一是内力,来自于曲线自身的几何形变(曲率运动),其强弱受到由图像的梯度所提供的标量场  $g(x,y)$  的控制,由于在图像边缘附近这种力将变得很小以致“停止”,故  $g(|\mathbf{VI}|)$  称为边缘停止函数。第二种力称为外力,来自于  $g(x,y)$  的梯度  $\nabla g$ ,它能使  $C$  向着图像中对象的边缘靠近并稳定在边缘上。但是当对象有较深的凹陷边界时,GAC 模型可能使  $C(t)$  停止在某一  $E(C)$  局部极小值状态,但并非对象边界。为了解决这一问题,文献[20]提出了一种推广的 GAC 模型,即对式(3)添加一个“收缩力” $c$ ,它的方向总是恒定的指向曲线内部,并且也受  $g(|\mathbf{VI}|)$  的控制,推广的 GAC 模型如下

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(c+k)\mathbf{N} - (\nabla g\mathbf{N})\mathbf{N} \quad (4)$$

式中,  $c$  为一可选常数。同一幅图像中,若选择某一固定的常数  $c$  必定不适合于所有的边界,故实际应用中如何确定常数  $c$  是图像边界提取的难点。

### 2.2 本文改进的 GAC 模型

推广的 GAC 模型中,常数  $c$  需要根据待处理图像的实际情况确定,且活动轮廓上某点  $p$  在迭代中的位置变化受到内外力的共同影响,两种力都直接或间接由影像梯度决定,但对于高分辨率影像,其梯度场在地物边界上一般是不均匀的,这导致边缘停止函数  $g(|\mathbf{VI}|)$  在地物边界上也是不均匀的,特别是在弱边界上,由于梯度幅值较小导致  $g$  较大,于是在弱边界处将会出现边界泄漏。而在深度梯度场中,房顶和地面的高度差值较大,因此由图像深度梯度来确定常数  $c$ ,则可以缓解边界泄漏,使曲线  $C$  在弱边界处稳定于图像边缘上。鉴于此本文提出了利用 LiDAR 点云产生的深度梯度影像来确定常数  $c$  的方法,并以此改进了推广的 GAC 模型(下文中统一简称为 IGAC 模型)。

本文中由 LiDAR 点云产生的初始边界较逼近真实边界,故考虑  $p$  点的局部邻域  $U(p)$  的深度梯度对其产生的影响。该影响可以用引力的概念来描述,本文参照文献[21]中自适应压力场的定义给出引力的大小及方向。如图 1 所示,栅格为  $p$  的局部邻域,栅格取值为深度梯度模值,力的大小受栅格值的大小及  $p$  点与邻域点组成的向量共同影响,该点所受的力为邻域内各点对其产生的力之和。

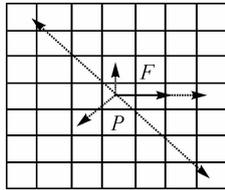


图 1 深度梯度对任意点  $p$  产生的引力

Fig. 1 Gravitation of point  $p$  generated by depth gradient

$$F_p = \sum_{q_i \in U(p)} F_{p_i} = \sum_{q_i \in U(p)} Tq_i \frac{n_{q_i} \hat{r}_{q_i p}}{r_{q_i p}^2} \quad (5)$$

式中,  $q_i$  表示点  $p$  局部邻域中的点;  $Tq_i$  表示点  $q_i$  的深度梯度幅值;  $n_{q_i}$  表示该点深度梯度向量的相反向量;  $\hat{r}_{q_i p}$  表示向量  $r_{q_i p}$  的归一化,  $n_{q_i} \cdot \hat{r}_{q_i p}$  为两向量的点积运算。

而后,将得到的图像中每一点的  $Fp_i$  进行归一化处理

$$Fg_{p_i} = \frac{Fp_i}{\max(Fp_i) - \min(Fp_i)} \quad (6)$$

式中,  $Fg_{p_i}$  表示归一化后  $p_i$  点所受的力;  $\max(Fp_i)$  表示归一化前  $Fp_i$  中的最大值;而  $\min(Fp_i)$  为最小值。  $Fg_{p_i}$  即可作为公式(4)中常数  $c$  的取值,则 IGAC 模型如式(7)所示。

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(Fg_{p_i} + k)N - (\nabla g N)N \quad (7)$$

### 3 基于 IGAC 模型的建筑物边界提取方法

本文基于 IGAC 模型,利用 LiDAR 点云和随机影像数据进行建筑物边界提取的流程如图 2 所示。

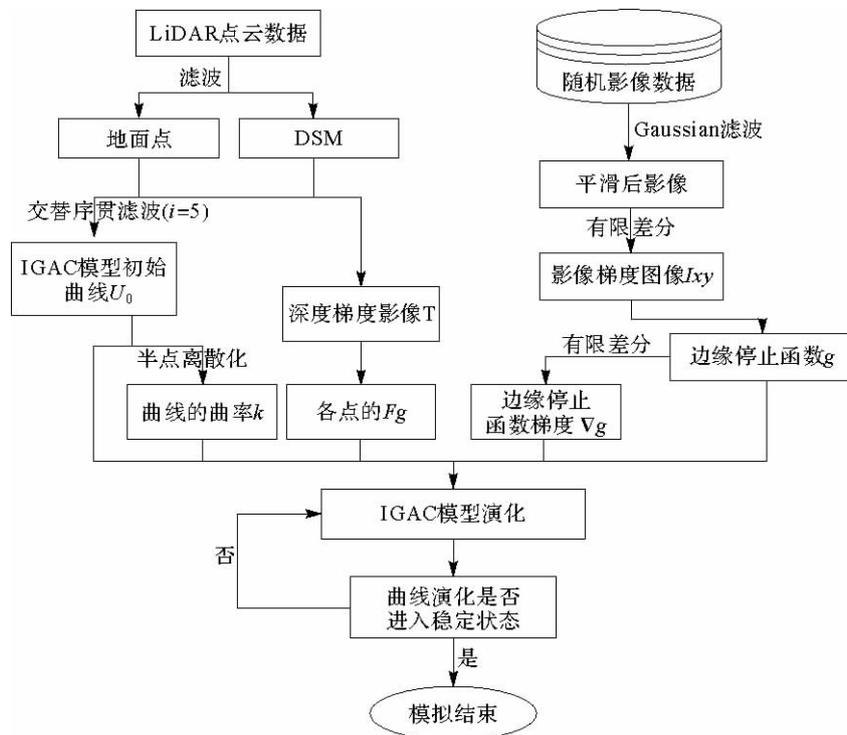


图 2 IGAC 模型自动建筑物边界提取流程

Fig. 2 Automatic building extraction by IGAC model

利用 IGAC 模型进行建筑物轮廓的提取主要分为以下步骤:① 利用分类好的 LiDAR 点云数据进行形态学滤波获得建筑物的初始位置  $U_0$ ,进而得到初始曲线的曲率  $k$ ;② 根据 DSM 生成深

度梯度图像  $T$ ,并计算各点的  $Fg$  作为常数  $c$ ;③ 为削弱噪声的影响,利用 Gaussian 滤波对随机影像数据进行平滑;④ 计算平滑后图像的梯度影像  $Ixy$ ;⑤ 根据梯度影像计算边缘停止函数  $g$

及边缘停止函数的梯度  $\nabla g$ ; ⑥ 初始化模型参数, 利用 IGAC 模型进行迭代直至稳定, 得到建筑物的边界。

### 3.1 初始曲线的获取

GAC 模型的经典问题之一就是初始位置的选择, 在计算机视觉和医学领域, 通常需要人为设定, 但在地物边界提取中若采用该方法, 则初始工作量太大, 不能提高制图中的自动化程度。本文利用滤波后的 LiDAR 点云数据, 通过形态学交替序贯滤波 (alternating sequential filtering, ASF), 自动得到模型计算所需的初始边界。

假定  $\gamma_i$  是大小为  $i$  的开运算,  $\varphi_i$  为其对偶的闭运算, 则  $m_i = \gamma_i \varphi_i$  也为形态学滤波器。在很宽的尺度范围内包含噪声结构时, 如影像数据, 采用大结构元素的单一的闭-开或开-闭滤波器不会得到满意的结果, 但如果进行开和闭的迭代, 从小结构元素开始, 然后逐渐增大结构元素的尺寸直至给定的尺寸为止, 即采用 ASF 则可以解决该问题<sup>[22]</sup>。尺度为  $i$  的 ASF 为  $m_i$  滤波器的序贯结合, 即从大小为 1 的滤波器开始直至大小为  $i$  终止

$$M_i = m_i \cdots m_2 m_1 \tag{8}$$

本文采用  $i=5$  的 ASF 对 LiDAR 滤波后的图像进行运算, 进而利用形态学腐蚀运算自动得到 IGAC 运算的初始曲线。

### 3.2 模型的计算

随时间变化的封闭曲线可以表达为随时间变化的二维函数  $u(x, y)$  水平集, 即

$$C(t) := \{(x, y), u(x, y, t) = c\} \tag{9}$$

式中,  $u(x, y, t)$  称为嵌入函数。

因此 IGAC 模型中,  $C(t)$  的演化可以转换为嵌入函数  $u(x, y, t)$  的演化。本文采用文献[20]改进的变分水平集方法进行求解, 则公式(7)可以写为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \mu [\Delta u - \text{div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|})] + \delta_\epsilon(u) [\text{div}(g \frac{\nabla u}{|\nabla u|}) + F_g g] \tag{10}$$

式中,  $\mu$  为使嵌入函数保持为距离函数的强迫项;  $\delta_\epsilon(u)$  的形式为  $\delta_\epsilon(z) = \frac{1}{\pi \epsilon^2 + z^2}$ ; 边缘停止函数  $g$  为  $g(r) = \frac{1}{1+(r/K)^p}$ ,  $p=1, 2, K$  为反差参数; 计算中,  $\Delta u$  的计算采用 4 邻点差分; 其他散度算子则采用半点离散化的方法计算。

梯度模值的计算采用有限差分的方法

$$|u_{i,j}| = \sqrt{(\frac{u_{i,j+1} - u_{i,j-1}}{2})^2 + (\frac{u_{i+1,j} - u_{i-1,j}}{2})^2} \tag{11}$$

式中, 深度梯度模值计算所用的深度影像由 LiDAR 数据处理软件根据点云数据处理所得; 影像梯度模值计算所用的灰度图像按照公式(12)计算

$$Y = 0.3R + 0.6G + 0.1B \tag{12}$$

式中,  $R, G, B$  分别代表彩色航空影像的各像素值的  $R, G, B$  分量。

为减少噪声影响, 在梯度模值计算之前, 本文先对深度影像及灰度影像进行了高斯平滑。

活动轮廓的演化过程如下

$$u_{i,j}^{n+1} = u_{i,j}^n + \Delta t \frac{\partial u}{\partial t} \tag{13}$$

式中,  $\Delta t$  为时间步长。

## 4 仿真试验

### 4.1 试验环境及试验数据

试验采用单台 PC 环境, 内存配置为 2 GB, CPU 为双核 AMD, 主频为 2.99 GHz。操作系统环境为 Windows XP SP3, 算法以 VB.NET2005 为平台。

试验数据为广州从化市某区域的 LiDAR 点云及随机影像数据, 数据由 HARRIER 56 系统获取。通过 LiDAR 数据处理软件和地理信息系统软件对空间数据进行处理后(由于外业数据采集的精度较高, 经数据预处理后可忽略影像的投影差), 得到研究区 ASCII 栅格文本格式的 point 云和影像数据, 两者采用松散耦合的方式连接。

### 4.2 试验结果

试验分别利用 GAC 模型、推广的 GAC 模型和本文的 IGAC 模型对试验区栅格数据(1302 × 1396)进行建筑物边界提取。

该试验的相关参数设定如表 1 所示, 边界提取中由于给出了合适的反差参数  $K$ , 使得活动轮廓未停留在阴影区域, 最终收敛到建筑物的边界区域。

表 1 模型的参数设定

方法	参数							
	$\mu$	$\epsilon$	$c$	$Kp$	$\sigma$	$n$	$\Delta t$	
GAC 模型	0.01	1.5	—	5	2	1.2	3	5
推广的 GAC 模型	0.01	1.5	0.01	5	2	1.2	3	5
IGAC 模型	0.01	1.5	$F_g$	5	2	1.2	3	5

图 3 为试验初始数据及建筑物的实际轮廓数据,其中(a)为试验区域的 DOM,(b)为分类后的点云数据,(c)为本文提出的利用  $i=5$  的 ASF 及腐蚀算法对分类后的点云数据进行处理得到的建筑物初始边界,该过程是完全自动的,解决了以往手动设定 GAC 模型初始边界的问题,并且通过程序实现了该边界向水平集的转换。(d)为试验区域建筑物实际轮廓。

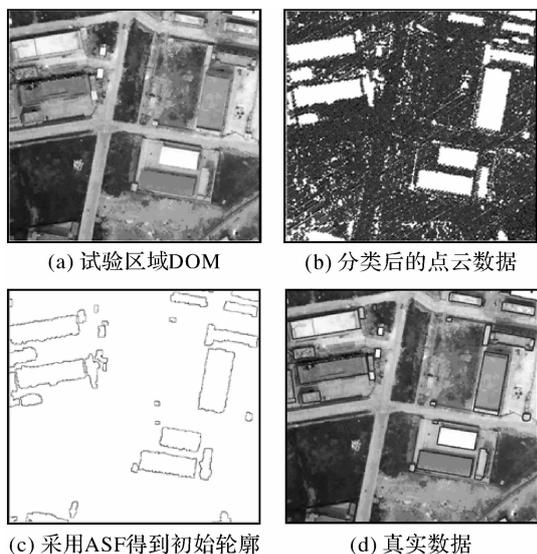


图 3 试验的初始数据及建筑物实际轮廓  
Fig. 3 The initial data for the test

图 4 为边界提取的结果。其中,(a)为 GAC 模型的结果,可以看出在影像的左侧中部,几间房屋聚集在一起,出现较深了凹陷的边界,GAC 模型使活动轮廓停止在某一  $E(C)$  局部极小值的状态,建筑物边界胶合在一起。(b)则是采用推广的 GAC 模型之结果,其中,常数  $c$  的取值较难确定,若  $c$  取值较大,则曲线边界将会被穿透而产生边界泄漏。反之  $c$  较小,则距离较近的建筑不能区分。试验经过多次调试,得到了  $c$  的最佳取值,但由于  $c$  的取值并不适合所有建筑物,使得在独立建筑物提取出来的同时,相邻较近的建筑胶合在一起。同时,(a)、(b)中对于屋顶灰度不均匀的建筑物其提取结果也不理想。(d)为本文的 IGAC 模型进行边界提取的结果,影像中大多数建筑物能自动准确提取。此方法相对于改进前的两种 GAC 模型而言,可以自动的确定常数  $c$ ,并且能较好地抑制边界泄漏和邻近边界胶合的问题,如影像中邻近的建筑物边界已分开,同时屋顶灰度不均匀时也可以得到准确的边界。但对于屋

顶结构高度不一致的情况,提取的边界也会受到影响(如影像右侧标注的房屋)。另外,在利用  $Fp$  改进常数  $c$  时,将深度梯度改为影像梯度计算  $Fp$  的取值,则可得(c)的结果,从图中可以看出,由于较多屋顶灰度不均匀,亦得不到精确的边界。

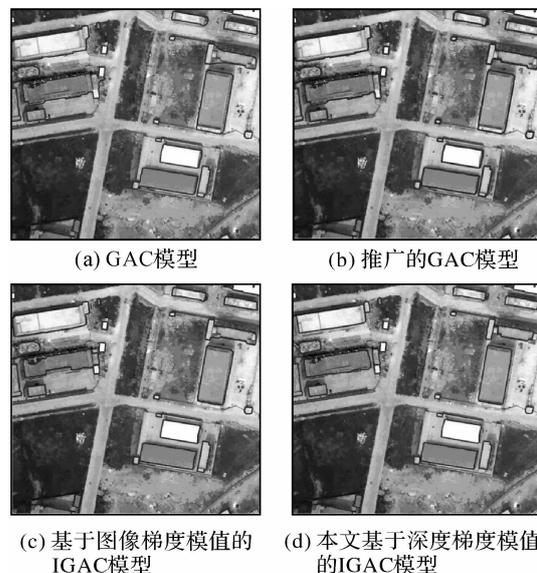


图 4 建筑物边界提取结果  
Fig. 4 Final building extraction of compared models

### 5 评价与分析

本文采用文献[23]提出的 building-by-building 计数算法和文献[24]等提出的 object-based 方法评价 4.2 中建筑物边界提取的结果。

building-by-building 计数算法中,提取建筑物边界的完整性和形状精确度,是以该轮廓与相应真实参考数据的重叠程度来计算的

$$Shape\ Accuracy = (1 - (|A - B|) / A) \quad (14)$$

式中,  $A$  表示建筑物真实边界,  $B$  表示试验提取的建筑物边界。

object-based 方法中,分别考虑建筑物的大小相似度和位置精度。其中,建筑物大小相似度用下式计算

$$Sim\_Size(O_i) = \frac{\min(Size\_C(O_i), Size\_R(O_i))}{\max(Size\_C(O_i), Size\_R(O_i))} \quad (15)$$

$$Mean_{Sim\_size} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Sim\_Size(O_i) \quad (16)$$

$$Std_{Sim\_Size} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Sim\_Size(O_i) - Mean_{Sim\_size})^2} \quad (17)$$

式中,  $Size\_C(O_i)$  表示提取建筑物  $O_i$  的大小;  $Size\_R(O_i)$  表示相对应的地面参考数据的大小;  $Sim\_Size(O_i)$  表示建筑物  $O_i$  的大小相似度;  $Mean_{Sim\_size}$  表示所有提取建筑物的平均大小相似度;  $Std_{Sim\_Size}$  则表示所有提取建筑物的大小相似度标准差。

建筑物位置精度采用下式计算

$Q\_Loc(O_i) =$

$$\sqrt{(X_C(O_i) - X_R(O_i))^2 + (Y_C(O_i) - Y_R(O_i))^2} \quad (18)$$

$$Mean_{Q\_Loc} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Q\_Loc(O_i) \quad (19)$$

$$Std_{Q\_Loc} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q\_Loc(O_i) - Mean_{Q\_Loc})^2} \quad (20)$$

式中,  $X_C(O_i)$  和  $Y_C(O_i)$  表示提取建筑物  $O_i$  中心的  $x$ 、 $y$  坐标;  $X_R(O_i)$  和  $Y_R(O_i)$  表示对应的地面参考数据的中心坐标;  $Mean_{Q\_Loc}$  表示所有提取建筑物的平均位置质量;  $Std_{Q\_Loc}$  则表示所有提取建筑物的位置标准差。

在不考虑附加或遗漏误差(errors of commission or omission)的前提下, 利用上述评价标准, 分别对 3 种模型进行评估, 结果如表 2 所示。

表 2 3 种模型试验结果

Tab. 2 Experimental results of the three methods

提取精度	GAC 模型	推广的 GAC 模型	IGAC 模型 (采用影像梯度)	IGAC 模型 (采用深度梯度)
Shape Accuracy 最大值(%)	98	99	99	99
Shape Accuracy 最小值(%)	12.5	37.1	37.8	62.5
Shape Accuracy 平均值(%)	79.5	83.7	84.5	89.7
Shape Accuracy 标准差(%)	23.5	18.7	17.3	9.8
$Mean_{Sim\_size}$	0.72	0.81	0.84	0.90
$Std_{Sim\_Size}$	0.18	0.15	0.12	0.10
$Mean_{Q\_Loc}/m$	3.10	2.48	1.78	1.01
$Error\_Range_{Loc}/m$	0~6.1	0~5.1	0~5.3	0~2.0
建筑物数量	31	31	31	31

试验表明, 在对一幅含有 31 栋建筑物的影像进行边界提取时, 3 种方法中, 本文的 IGAC 模型可以得到最高的形状、大小与完整性精度。其中, 利用 building-by-building 方法评价时, 平均提取精度可以达到 89.7%, 这已经远远超过 McKeown 给出的 50% 的参考标准, 并且较 GAC 模型高 10.2%, 较推广的 GAC 模型高 6%; 利用 object-based 方法评价时, IGAC 模型得到了 0.9 的建筑物大小相似度和 1.01 m 的建筑物中心位置误差; 另外, IGAC 模型的低标准差表明了各建筑物提取结果的一致性。

IGAC 模型中分别利用影像梯度与深度梯度计算  $Fg$  提取建筑物边界, 两种方法评价的结果显示, 深度梯度可以得到更高的平均提取精度及建筑物大小相似度, 并且具有低的标准差与建筑物中心位置误差。

## 6 结 论

本文提出 IGAC 模型, 并利用该模型从

LiDAR 点云和影像数据中自动提取建筑物边界。该方法中, 利用 ASF 获得模型演化的初始曲线, 解决了活动轮廓初始边界获取的难题; 利用 LiDAR 深度梯度模值改进了推广的 GAC 模型中的常数  $c$ , 且模型演化前先利用 Gaussian 滤波对随机影像数据进行平滑以削弱噪声的影响, 模型计算则采用改进的变分水平集方法, 避免了嵌入函数的重新初始化问题。通过对广州从化市某区域数据进行试验, 表明该方案可以自动获取模型运算的初始曲线, 并且与 GAC 模型、推广的 GAC 模型相比, 本文的 IGAC 模型具有更高的轮廓完整性与形状精确度。

为了更好地提高建筑物边界提取精度及速度, 下一步将在以下几个方面进行深入研究: ① 将高分辨率影像几个波段的灰度值作为一个整体进行处理, 以避免将彩色影像转化成灰度影像后某些区域目标和背景灰度一致的问题; ② 提高几何活动轮廓的演化速度, 以减少分割时间; ③ 提高投影差较大区域的提取精度。

## 参考文献:

- [1] LIN C, NEVITIA R. Building Detection and Description from a Single Intensity Image[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1998, 72(2):101-121.
- [2] KIM T, VISION J, MULLER P. Development of a Graph-based Approach for Building Detection[J]. *Image Vision Computing*, 1999, 17(1):3-14.
- [3] IRVIN R B, MCKEOWN D M. Methods for Exploiting the Relationship between Buildings and Their Shadows in Aerial Imagery[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1989, 19(6): 1564-1575.
- [4] LIOW Y, PAVLIDIS T. Use of Shadows for Extracting Buildings in Aerial Images[J]. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1990, 49(2):242-277.
- [5] STEPHEN L, AGHDASI F. Texture Measure for Building Recognition in Aerial Photographs[C]// *Proceedings of the 1997 South African Symposium on Communications and Signal Processing: COMSIG 97*. Johannesburg: IEEE, 1997: 75-80.
- [6] ROTTENSTEINER F, BRIESE C. A New Method for Building Extraction in Urban Areas from High-resolution LiDAR Data[C]// *Proceedings of IAPRSIS 2002*. Graz, [s. n.], 2002, 34 (3A): 295-301.
- [7] ROTTENSTEINER F, TRINDER J. Fusion Airborne Laser Scanner Data and Aerial Imagery for the Automatic Extraction of Buildings in Densely Build-up Areas[C]// *Proceedings of the International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*. Istanbul: IAPRS, 2004, 35(B3): 32-38.
- [8] SAMADZADEGAN F. Object Extraction and Recognition from LiDAR Data Based on Fuzzy Reasoning and Information Fusion Techniques[C]// *Proceedings of the International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Istanbul: IAPRS, 2004, 35(B3):76-83.
- [9] BRUNN A, WEIDNER U. Hierarchical Bayesian Nets for Building Extraction Using Dense Digital Surface Models [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 1998, 53(5): 296-307.
- [10] SUN Xian, WANG Hongqi, ZHANG Zheng. Automatic Building Extraction in High Resolution Remote Sensing Image Using Object-based Boosting Method[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(1): 177-181. (孙显, 王宏琦, 张正. 基于对象的 Boosting 方法自动提取高分辨率遥感图像中建筑物目标[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(1): 177-181.)
- [11] CHENG Liang, GONG Jianya. Building Boundary Extraction Using Very High Resolution Images and LiDAR [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2008, 37(3): 391-393. (程亮, 龚健雅. LiDAR 辅助下利用超高分辨率影像提取建筑物轮廓方法[J]. *测绘学报*, 2008, 37(3): 391-393.)
- [12] MOSTAFA K, HAMID E, SALMAN A. An Improved Snake Model for Automatic Extraction of Buildings from Urban Aerial Images and LiDAR Data[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2010, 34(5): 435-441.
- [13] ZENG Jingjing. Building Feature Extraction from LiDAR Point Cloud and CCD Image[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2011. (曾静静. 基于 LiDAR 点云与 CCD 影像的建筑物特征提取[D]. 青岛: 山东科技大学, 2011.)
- [14] ZHANG K H, SONG H H, ZHANG L. Active Contours Driven by Local Image Fitting Energy[J]. *Pattern Recognition*. 2010, 43(4): 1199-1206.
- [15] SHEN Qi, WANG Chengyi, ZHAO Bin. Automatic Waterline Extraction in VHR Imagery Using Geometric Active Contour Model[J]. *Journal of Fudan University: Natural Science*, 2012(2): 77-82. (沈琦, 汪承义, 赵斌. 几何活动轮廓模型用于高分辨率遥感影像海岸线自动提取[J]. *复旦学报: 自然科学版*, 2012, (2): 77-82.)
- [16] PENG J, ZHANG D, LIU Y C. An Improved Snake Model for Building Detection from Urban Aerial Images [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(5): 587-595.
- [17] HAN Min, SUN Yang. A Method of Vector Edge Updating Based on Grouping Snake Model in GIS [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2009, 38(2): 168-174. (韩敏, 孙杨. 一种基于分组式蛇模型的 GIS 矢量边界更新方法[J]. *测绘学报*, 2009, 38(2): 168-174.)
- [18] KASS M, WITKIN A, TERZOPOLOS D. Snakes: Active Contour Models[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1988, 1(4): 321-331.
- [19] CASELLES V, MOREL J M, SAPIRO G. Geodesic Active Contours[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, 22(1): 61-79.
- [20] WANG Dakai, HOU Yuqing, PENG Jinye. Image Processing on Partial Differential Equations [M]. Beijing: Science Press, 2008:88-96. (王大凯, 侯榆青, 彭进业. 图像处理的偏微分方程方法[M]. 北京: 科学出版社, 2008:88-96.)
- [21] LI Qihe. Study of Image Segmentation and Object Contour Tracking Based on Snake Models[D]. Beijing: Tsinghua University, 2008:36-41. (李启翮. 基于蛇模型的图像分割与目标轮廓跟踪研究[D]. 北京: 清华大学, 2008: 36-41.)
- [22] SOILLE P. Morphological Image Analysis Principles and Applications [M]. WANG Xiaopeng, et al. translate. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 187-188. (索爱黎·P. 形态学图像分析原理与应用[M]. 王小鹏, 等, 译. 北京: 清华大学出版社, 2008: 187-188.)
- [23] MCKEOWN D M, BULWINKLE T, COCHRAN S, et al. Performance Evaluation for Automatic Feature Extraction [C]// *The International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing*. Amsterdam: [s. n.], 2000, 33 (B2): 379-394.