引文格式:SUN Ying,ZHANG Xinchang,Luo Guowei. Improved Active Contour Model for Building Roof Boundary Extraction from LiDAR Point Cloud[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2014,43(6):620-625,636.(孙颖,张新长,罗国玮. 从机载激光雷达点 云提取建筑物屋顶边界的活动轮廓模型改进方法[J]. 测绘学报,2014,43(6):620-625,636.) DOI:10.13485/j. cnki.11-2089.2014.0106

# 从机载激光雷达点云提取建筑物屋顶边界的活动轮廓模型改进方法 孙 颖<sup>1,2</sup>,张新长<sup>1,3</sup>,罗国玮<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

# Improved Active Contour Model for Building Roof Boundary Extraction from LiDAR Point Cloud

SUN Ying<sup>1,2</sup>, ZHANG Xinchang<sup>1,3</sup>, LUO Guowei<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, Guangzhou 510275, China

Abstract: Based on the edge and the local region information, a new active contour model is proposed in this paper, which can process multi-spectral image. And it is used to extract the building roof boundary from LiDAR data. The input image of this model is processed by microstation software, the LiDAR point cloud is classified firstly and then the classified results are converted to raster format. This model is solved by variational level set method, and the minimal solution is the exact building roof boundary. It can eliminate the restrictions on the initialization and the image types of ACM, and it is suitable for the automatic extraction of any shape of building roof boundaries. In addition, the computational time of the new model is reduced by adding the level set rules. Building roof boundary extraction experiment result indicates that this model can obtain higher accuracy in matched rate, shape similarity and positional accuracy than that of the IAC model and the GAC<sub>color</sub> model. Key words: active contour model; LiDAR point cloud; IAC model; RSF model; building boundary extraction; level set method

摘 要:基于边缘与局部信息提出一种处理多波段图像的活动轮廓模型,并将其应用于 LiDAR 数据的 建筑物边界提取。首先将分类得到的屋顶点云数据转换为栅格数据,并作为模型的输入图像,进而采用 变分水平集方法解求模型能量函数的最小解,得到建筑物的边界。该模型消除了其他活动轮廓模型对 初始曲线和所处理图像类型的限制,适于任意形状的建筑物边界的自动提取;水平集规则项的添加,减 小了模型的计算时间。试验结果表明:与 IAC 模型、GAC<sub>color</sub>模型相比,本文模型在建筑物边界提取的 应用中可以达到更高的匹配度、形状相似度以及位置精度。

关键词:主动轮廓模型;LiDAR 点云;IAC 模型;RSF 模型;建筑物边界提取;水平集方法

中图分类号:P237 文献标识码:A 文章编号:1001-1595(2014)06-0620-07

基金项目:国家自然科学基金(41071246);国家 863 计划(2013AA122302);高等学校博士学科点专项 (20120171110030)

1 引 言

建筑物是城市三维建模的重要元素,而建筑物 屋顶边界的提取则是三维建模中的关键步骤。随着 机载激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)点 云分辨率的不断提高,利用 LiDAR 数据进行建筑物 的边界提取,成为近年来的研究热点。国内外研究 人员提出了大量的理论框架与算法,主要包括:形态 学<sup>[1-4]</sup>、Alpha-shapes 算法<sup>[5]</sup>、最小二乘模型法<sup>[6]</sup>、 DP 算法<sup>[7]</sup>及图像分割<sup>[8-12]</sup>等方法。 以上算法的数据源一部分是利用光谱影像和 LiDAR 点云集成<sup>[2,3,10-12]</sup>,一部分则是单独使用 Li-DAR 点云<sup>[4-9]</sup>。LiDAR 点云具有高程和强度信息, 光谱影像具有光谱信息,二者集成相互补充可以更 好地提取建筑物边界,但集成数据的误差要比使用 单一数据复杂<sup>[7]</sup>。对算法而言,形态学在处理不规 则点云的建筑物边界提取时,得到的边界易断裂, 较难达到满意的效果;Alpha-shapes 及 DP 算法在 处理不同形状的建筑物时,需手动调整模型参数, 因而在处理同一幅图像时需要多次交互;最小二乘 法则假定建筑物边界是相互垂直的,但实际建筑物 形状是多样的;图像分割中的活动轮廓模型(active contour model,ACM)<sup>[13]</sup>,将边界提取问题归结为 最小化一个封闭曲线的能量泛函,使任意形状的目 标边界提取变得更加智能<sup>[14,15]</sup>。

目前有代表性的 ACM 主要有经典 Snake 模型<sup>[13]</sup>、基于边缘特征的 ACM (geodesic active contour model, GAC 模型)<sup>[16]</sup>、基于区域特征的 ACM(region-scalable fitting model,RSF 模型)<sup>[17]</sup>以及基于全局特征的 ACM(chan-vese model,C-V 模型)<sup>[18]</sup>4 大类,并广泛应用于医学影像的病变提取、视频图像的分割及轮廓提取等领域。4 类模型各 有特点:经典 Snake 模型的曲线为参数型曲线,模型演化时依赖于曲线的参数,能量函数的计算复杂<sup>[19]</sup>;GAC 模型是基于图像的梯度进行边界提取,对初始边界比较敏感,对弱边界处理比较困 难,且分割时间较长<sup>[20]</sup>;C-V 模型可以处理无明

显梯度和纹理的图像,亦可以提取图像的内部结构,但对背景不均匀的目标边界提取较困难,且由于只考虑全局灰度信息,容易出现过分割导致一些地物提取失败;RSF模型采用局部区域信息进行边界提取,解决了 C-V 模型的上述问题<sup>[15]</sup>;4 类模型仅用于处理单一波段的图像;为解决多波段图像的边界提取,文献[21]提出了集成活动轮廓(integrated active contour,IAC)模型,该模型为GAC模型与 C-V 模型矢量形式的结合。

对 LiDAR 点云来说,可根据分类后的屋顶 面点云来确定建筑物的屋顶边界<sup>[22]</sup>。但在利用 离散点云进行建筑物边界提取时,点云不规则分 布所产生的无数据区域,导致建筑物内部"灰度 不均匀",因而单一采用图像的边缘和全局信息, 会使图像内部的无值区域被提取为边界,从而导 致提取失败。为解决该问题,本文将利用 RSF 模 型的区域信息来解决离散点云数据内部的灰度不 均匀,利用 GAC 模型的边缘信息控制曲线停靠在 建筑物的外边界,即将两模型进行集成,并推广至 多波段图像得到一种新的 ACM 模型,进而利用该 模型对栅格化的建筑物点云进行处理得到其边界。

- 2 原理与算法
- 2.1 本文模型

模型能量函数的定义:*I*: Ω→R 是一幅输入 图像;*m* 为图像的维数;*C* 是一闭合曲线。能量函 数定义如下

$$E(C, \overline{f}_{1}, \overline{f}_{2}) = \mu \int_{C} g_{\text{color}} ds + \iint_{a_{1}} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \lambda_{1}^{(i)} K_{\sigma}(x-y) \mid I(y)^{(i)} - f_{1}(x)^{(i)} \mid^{2} dy dx + \iint_{a_{2}} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \lambda_{2}^{(i)} K_{\sigma}(x-y) \mid I(y)^{(i)} - f_{2}(x)^{(i)} \mid^{2} dy dx$$
(1)

式中,第一项为边缘分量,第二、三项为区域分量; 参数  $\mu$  和  $\lambda_1^{(i)}$ 、 $\lambda_2^{(i)}$  是边缘信息和区域信息的权重, 均为正常数;m 为图像的维数; $g_{color}$ 为彩色图像的 边缘函数; $\Omega_1$ 、 $\Omega_2$  分别为演化曲线 C 的内部与外 部; $f_1^{(i)}$ 、 $f_2^{(i)}$ 为曲线 C 在图像第 i 维内外部的灰度 拟合值; $\sigma$  表示尺度参数,控制中心点 x 邻域的大 小,当邻域点 y 离中心点 x 越远时,点 y 处的均方 误差对局部拟合能量的影响越大,反之越小并趋于 0; $K_\sigma$  是 一 高 斯核 函数,通常 取  $K_{\sigma}(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}}$ 

$$e^{-|u|^2/2\sigma^2}, \sigma > 0$$

该模型可直接处理离散 LiDAR 点云生成的

栅格数据,无须对点云进行内插,减少了数据预处 理环节的误差。

2.2 数值实现

本文利用变分水平集方法对式(1)的能量函 数进行求解。曲线 C 采用水平集的表达方式:曲 $线 <math>C \subset \Omega$  是 Lipschitz 函数  $\phi; \Omega \rightarrow R$  的零水平集表 示, $\phi$  为水平集函数。采用文献[19]建议的初始化 方案,初始曲线 C 的内部为负,外部为正。引入 Heaviside 函数的正则化形式  $H(\phi)$ ,并添加水平集 规则项,式(1)可以表达为

$$E(\phi, \overline{f}_{1}, \overline{f}_{2}) = \mu \iint_{a} |\nabla H(\phi)| g_{color} dxdy + \iint_{a_{1}} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \lambda_{1}^{(i)} K_{\sigma} H(\phi) | I(R(x, y))^{(i)} - f_{1}(x, y)^{(i)} |^{2} dxdy + \iint_{a_{2}} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \lambda_{2}^{(i)} K_{\sigma} (1 - H(\phi)) | I(R(x, y))^{(i)} - f_{2}(x, y)^{(i)} |^{2} dxdy + v \iint_{a_{2}} \frac{1}{2} (|\nabla \phi - 1|)^{2} dxdy$$

$$(2)$$

式中

$$g_{\text{color}}(r) = \frac{1}{1 + (r/K)^2}$$
$$H(x) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan(\frac{x}{\varepsilon}) \right]$$

式中,v为一正常数;R(x,y)为当前点(x,y)的邻 域点; $\sigma$ 控制邻域大小;K > 0为反差系数; $\varepsilon$ 为一 正常数。

利用梯度下降法最小化能量函数式(2),得到 梯度下降流如下

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[ \mu \operatorname{div}(g_{\operatorname{color}} \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) - \sum_{i=1}^{m} \lambda_{1}^{(i)} (I - e_{1}^{(i)})^{2} + \sum_{i=1}^{m} \lambda_{2}^{(i)} (I - e_{2}^{(i)})^{2} \right] + v \left[ \Delta \phi - \operatorname{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) \right]$$
(3)

式中, $\delta(\phi)$ 为正则化 Heaviside 函数的导数,其形 式为

$$\begin{split} \delta(x) &= \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + x^2} \\ e_j(x, y) &= \sum_{i=1}^m \iint K_\sigma \mid I(R(x, y))^{(i)} - \\ &\quad f_j(x, y)^{(i)} \mid^2 dx dy, \quad j = 1, 2 \\ f_1^{(i)}(x, y) &= \frac{K_\sigma(R(x, y)) * [H(\phi)I(x, y)^{(i)}]}{K_\sigma(R(x, y)) * H(\phi)} \\ f_2^{(i)}(x, y) &= \frac{K_\sigma(R(x, y)) * [(1 - H(\phi))I(x, y)^{(i)}]}{K_\sigma(R(x, y)) * (1 - H(\phi))} \end{split}$$

式中, $\Delta\phi$ 为水平集函数 $\phi$ 的4邻点差分。 2.3 LiDAR 点云栅格化方法

本文的点云栅格化是将分类后的点云按照高 程值直接转换为灰度值,并将激光点定义到栅格 单元中,无需内插。

理想情况下,一个栅格包含一个激光点,因而 栅格的边长 *L* 可考虑由区域面积 S 和该区域分 类前的激光总点数 N 来大致确定,如式(4)所示

$$L = \sqrt{\frac{S}{N}} \tag{4}$$

由于 LiDAR 点云的空间分布不均匀,根据 式(4)确定的格网会出现的激光点个数为 0,1 和 大于 1 三种情况,如图 1 所示。

对于激光点数大于1的情形,其栅格高程值 按照最近距离法处理

$$d_{\min} = \sqrt{(x_{p_i} - x_o)^2 + (y_{p_i} - y_o)^2}$$
(5)

式中, *x<sub>pi</sub>、y<sub>pi</sub>* 代表栅格内第*i* 个激光点的坐标; *x<sub>o</sub>、y<sub>o</sub>* 代表栅格中心的坐标; 当两点间距离 *d* 最 小时,将该点*i* 的高程赋给栅格,若距离相等,则 取两点的高程均值作为本栅格高程。



图 1 激光点在栅格中的分布

Fig.1 Distribution of LiDAR points in the grid

鉴于本文模型的特点,对于激光点个数为 0 的情况,将不作处理;而激光点个数为 1 时,则直 接将激光点高程值赋给栅格。如此得到的栅格影 像将存在大量的无值区域。为了更好地突出栅格 影像的高程差异,本文将上述处理得到的影像按 照高程值分层设色作为模型的输入影像。

2.4 基于本文模型的建筑物屋顶边界提取算法

最小化本文模型的能量函数就可以获得建筑 物的边界,算法流程如下:

Input:输入分类后的建筑物点云栅格影像 I, 最大迭代次数 N 及初始水平集函数  $\phi_0$ 。

Output:水平集函数  $\phi$ ,即为建筑物边界。

(1) 初始化水平集函数  $\phi^i = \phi_0$ ;

(2) 对于每一次迭代 *i*,执行如下计算;

(3) 对每一点 x,利用式(3)计算 f<sub>1</sub><sup>(i)</sup>、f<sub>2</sub><sup>(i)</sup>,进
 而计算 e<sub>1</sub>、e<sub>2</sub>;

(4) 利用式(3)计算梯度下降流 $\frac{\partial \phi}{\partial t}$ ;

(5) 显式方案计算水平集函数  $\phi^{i+1} = \phi^i + \phi^i$ 

 $\Delta t \cdot \frac{\partial \phi}{\partial t}, \Delta t$  为时间步长;

(6) 若  $\phi^{i+1} = = \phi^i$ ,跳出循环; (7) 结束。

3 试验分析

3.1 试验环境及试验数据 试验采用单 PC 环境,内存配置为 4 GB,CPU 为 Intel Core i5-2400,主频为 3.10 GHz。操作系统 环境为 64 位 Windows 7 SP1,算法以 Matlab7.6 为 平台。

试验数据由广州建通测绘公司提供,测区均 位于东莞市城区,包括 LiDAR 点云数据以及随机 影像数据。数据采集仪器为天宝 HARRIER56,相 对行高 1000 m 左右。试验区域 A、B 面积皆为  $500 \text{ m} \times 500 \text{ m}$ ,点云的平均密度为 2.5 点/m<sup>2</sup>。 试验区域地物类型主要为建筑物,形状各式各样, 同时也包括一些高低不等的植被。原始的点云数 据通过 Microstation V8 数据处理软件分类为地 面,屋顶、墙面和植被及其他非地面点;为保证分 类质量,对软件分类的结果进行检查并修正分类 错误。本文采用分类后的屋顶点云,如图 2,A 区 域屋顶点云总数为  $302\ 805\ \mathbf{\cap}, B$  区域总点数为 463 315 个。所选数据的漏点区域面积较小(漏 点形成的原因主要是在数据采集时,遇到镜面反 射或者高吸收率的地物材料等,造成 LiDAR 无 法接收回波信息;或是一些低矮房屋被树木遮挡, 造成 LiDAR 激光无法穿透树木到达屋顶)。





(b) B区域

#### 图 2 试验区域影像及屋顶点云

Fig. 2 The DOM and building roof LiDAR point cloud of experiment

将 A、B 两区域分类后的屋顶点云转换为栅 格形式,两区域栅格大小均为 1112×1112,按照 高程分层设色,如图 3 所示,由于点云的离散分布 使转换后的栅格数据存在无值区域。



(a) A区域屋顶点云栅格数据 (b) B区域屋顶点云栅格数据

#### 图 3 屋顶点云栅格数据

Fig. 3 The LiDAR point cloud of building roof in the raster format

本文借助清华山维 EPS 软件,基于正射影像 进行建筑物边界的手动提取,提取过程中 EPS 可 以自动进行建筑物的投影差改正,因而得到的结 果可以直接作为参考数据,如图 4 所示。



Fig.4 The reference data of the building roof boundary

#### 3.2 试验参数的设置

为验证本文模型的有效性,试验选择了 IAC 模型和彩色图像的 GAC 模型(GAC<sub>color</sub>)<sup>[19]</sup> 与本 文模型分别对图 3(a)和 3(b)的栅格数据进行处 理。参数  $\nu$  控制水平集规则项作用的相对大小,一 般满足  $\Delta t \nu \leq 0.25$ ;参数  $\sigma$  表示中心点邻域大小的 尺度参数,取值越大运算速度越慢; cg 为 GAC<sub>color</sub> 模型的速度常数。经反复调试,模型的参数设置如 表 1 所示。

3.3 试验结果

栅格屋顶点云数据既无明显的边缘,也缺乏 明显的纹理,且建筑物内部存在无值区域。根据 IAC模型的特征,可将建筑物作为对象,无值区 域作为背景,模型能量函数达到最小值的状态时, 曲线演化到对象和背景的分界处,而建筑物内部 的无值区域为背景,故被当做边界提取出来,如 图 5(b)和图 5(c)所示,出现了过分割的现象,提 取几乎失败。

表 1 参数设定 Tab. 1 Supposed parameters

	μ	ε	$\lambda_1^{(i)}$	$\lambda_2^{(i)}$	υ	т	σ	cg	Κ	$\Delta t$
IAC 模型	0.01	1.0	0.005	0.005	_	3	—	_	5	2.0
GAC <sub>color</sub> 模型	—	1.0			0.01	3	—	0.65	5	0.1
本文模型	$0.002 \times 255^{2}$	1.0	1	1	0.08	3	5	_	5	2.0

GAC<sub>color</sub>模型为基于边缘的 ACM,曲线在梯 度变化最大的位置停止运动;栅格屋顶点云数据 中建筑物内部有无值区域,即存在梯度。在初始 边界设置正确的情况下,两区域的建筑物边界提 取结果如图 5(e)和 5(f)所示,图中大多数建筑物 的外边界被提取出来;由于设置了速度常数 cg, 建筑物内部梯度变化较大的区域被提取出来,如 图 5(e)和 5(f)中三角形所标之处;但速度常数 cg 的取值并不能适合所有的建筑物,因而图中多处 邻近建筑物出现了胶合,如图 5(e)和 5(f)中四角 形星所标之处。



图 5 初始曲线设定及建筑物边界提取结果

Fig. 5 The initial contour and building extraction results

625

本文模型可以解决背景灰度不均匀的对象提 取问题,试验的栅格屋顶点云数据可以将建筑物 对象的灰度看做不均匀,而背景灰度均匀。模型 的第2、第3分量为局部区域信息拟合项,可以解 决上述不均匀问题,能较好地克服图像中无值区 域对建筑物边界的影响,准确地将线段端点连接 起来,形成连续的建筑物轮廓,如图5(h)和5(i) 的提取结果。但对于漏点面积较大的无值区域, 本模型会将其提取为内部边界,如图5(h)和5(i) 五角星所标之处。整体来讲,图5的3个模型提 取结果中,本文模型的提取精度较高。

另外,初始边界的设置对于 GAC<sub>color</sub> 模型来 说要求较高,若设置不正确则会影响最终的提取 结果;但对于另外两模型而言,只会影响其运算时 间,对最终结果影响不大。另外,本文模型引入了 水平集规则项,这既控制了水平集函数为距离符 号函数,又大大降低了重新初始化水平集函数的 计算,虽然要作多次卷积,但最终的运算时间也比 另外两个模型少,具有较好的实时性。

4 精度分析

本文简化了文献[23]的评价策略,定量地评 估本文模型的提取精度。该评价策略利用匹配 度、形状相似度以及位置精度3个因子来分析提 取精度。 (1)匹配度因子

匹配度采用了传统图像分类的评估参数,本 文选择质量因子(quality,简称 Q)作为评价指标

$$Q = \frac{TP}{TP + FN + FP} \tag{6}$$

式中,*TP*为同属于提取结果和参考数据的区域; *FP*为属于提取结果但不属于参考数据的区域;*FN* 为属于参考数据但不属于提取数据的区域。

(2)形状相似度因子

影响形状的因素主要是面积差(area difference,简称 *r*area</sub>)和周长差(perimeter difference, 简称 *r*peri)。

$$r_{\text{area}} = \frac{|A_e - A_r|}{A_r}; \quad r_{\text{peri}} = \frac{|P_e - P_r|}{P_r} \quad (7)$$

式中, $A_e$ 表示提取数据的面积; $A_r$ 表示参考数据 的面积; $P_e$ 表示提取数据的周长; $P_r$ 表示参考数 据的周长。

(3)位置精度因子

位置精度因子中,本文选用建筑物中心的距 离差(简称 d<sub>et</sub>)进行评价

 $d_{\text{ctr}} = \sqrt{(X_e - X_r)^2 + (Y_e - Y_r)^2}$ (8) 式中, X<sub>e</sub>, Y<sub>e</sub> 表示提取建筑物中心的坐标; X<sub>r</sub>, Y<sub>r</sub> 表示参考建筑物中心的坐标。

利用上述评价标准,分别对 GAC<sub>color</sub> 模型与本文 模型提取的两组数据进行评估,结果如表 2 所示。

表 2 两种模型试验结果评价

Tab 1	Evolution	∩ <b>f</b>	avnovimental	mogulto	fuer	the	4	mathada
1 a. 2	Evaluation	OI.	experimental	results	rom	une	two	methous

提取精度			GAC <sub>co</sub>	lor模型		本文模型				
		最小值	最大值	平均值	标准差		最大值	平均值	标准差	
A 区域	Q	0.502	1	0.797	0.203	0.561	1	0.881	0.121	
	$r_{ m area}$	0.012	3.945	0.606	0.557	0.001	3.022	0.455	0.383	
	$r_{ m peri}$	0.009	3.112	0.507	0.488	0.001	2.030	0.144	0.290	
	$d_{ m ctr}$	0.025 m	11.763 m	1.022 m	0.769	0.048 m	5.920 m	0.614 m	0.582	
B 区域	Q	0.301	0.996	0.552	0.463	0.547	0.998	0.828	0.130	
	$r_{ m area}$	0.011	12.766	0.913	0.501	0.050	2.986	0.545	0.420	
	$r_{ m peri}$	0.001	3.045	0.328	0.166	0.008	2.531	0.156	0.100	
	$d_{ m ctr}$	0.501 m	10.008 m	1.179 m	0.773	0.032 m	7.580 m	0.780 m	0.602	

由表 2 中 A、B 两区域的建筑物提取精度对比 可见,本文模型可以得到较高的匹配度、形状相似 度及位置精度。在两个区域的数据提取结果中,本 文模型匹配度质量因子 Q 的均值皆高于 GAC<sub>color</sub> 模型;形状相似度中,由于 GAC 模型 cg 常数的影 响,多栋建筑物胶合在一起,因而面积差及周长差 均比本文模型大、精度较差;另外本文模型的提取 结果中,建筑物中心点位置位差均值皆小于1m。 以上各因子的结果均表明本文模型在利用屋顶栅 格点云提取边界时可以达到较好的效果。

### 5 结 论

本文研究的重点在于对分类后的屋顶点云进 行处理,得到建筑物的边界。研究中,通过对基于 边缘和局部信息的 ACM 进行集成,得到了一种 多波段图像边界提取的方法。该方法可以直接对 分类后点云转换的栅格数据进行处理,无须内插; 可以解决点云分布不规则对内外边界的影响;相 对于其他 ACM,本文模型对初始曲线的设置不 敏感。另外模型计算时添加了水平集规则项,大 大降低了重新初始化水平集函数的时间,具有较 好的实时性。在对东莞市两个区域的数据试验 中,定性和定量的评价结果皆显示,本文模型处理 结果均优于 IAC 模型和 GAC<sub>color</sub>模型,是一种较 稳健的边界提取模型。不过,点云分类精度直接 影响着建筑物屋顶边界的提取精度,文中的分类 是基于软件的半自动分类,其分类误差需要人工 判断并修改,因而提高点云分类的精度及自动化 程度是下一步的研究方向。

## 参考文献:

- [1] MENG X, WANG L, CURRIT N. Morphology-based Building Detection from Airborne LiDAR Data[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2009, 75 (4): 437-442.
- [2] AWRANGJEB M, RAVANBAKHSH M, FRASER C S. Automatic Detection of Residential Buildings Using LiDAR Data and Multispectral Imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010, 65(5): 457-467.
- [3] EKHTARI N, ZOEJ M J V, SAHEBI M R, et al. Automatic Building Extraction from LiDAR Digital Elevation Models and WorldView Imagery[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2009, 3(1): 033571-033571-12.
- [4] MILIARESIS G, KOKKAS N. Segmentation and Object-based Classification for the Extraction of the Building Class from Li-DAR DEMs[J]. Computers & Geosciences, 2007, 33(8): 1076-1087.
- [5] SHEN W, ZHANG J, YUAN F. A New Algorithm of Building Boundary Extraction Based on LiDAR Data[C]// Proceedings of the 19th International Conference on Geoinformatics. Shanghai:[s. n.],2011: 1-4.
- [6] SAMPATH A, SHAN J. Urban Modeling Based on Segmentation and Regularization of Airborne Lidar Point Clouds [C]//Proceedings of the 20th International Society for Photogrammetry and Remote Sensing Congress. Istanbul: [s. n.],2004: 937-942.
- [7] LIU C, SHI B, YANG X, et al. Automatic Buildings Extraction from LiDAR Data in Urban Area by Neural Oscillator Network of Visual Cortex[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013,6(4): 2008-2019.
- [8] SAMPATLT A, SHAN J. Building Boundary Tracing and Regularization from Airborne LiDAR Point Clouds [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing,

2007, 73(7): 805-812.

- ZHANG K, YAN J, CHEN S C. Automatic Construction of Building Footprints from Airborne LiDAR Data[J].
   IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(9): 2523-2533.
- [10] KABOLIZADE M, EBADI H, AHMADI S. 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.
- [11] 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)
- [12] KABOLIZADE M, EBADI H, AHMADI S. 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] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: Active Contour Models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.
- [14] SAKALLI M, LAM K M, YAN H. A Faster Converging Snake Algorithm to Locate Object Boundaries [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(5): 1182-1191.
- [15] JING Y, AN J, LIU Z. A Novel Edge Detection Algorithm Based on Global Minimization Active Contour Model for Oil Slick Infrared Aerial Image[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(6): 2005-2013.
- [16] CASELLES V, MOREL J M, SAPIRO G. Geodesic Active Contours[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1997 (22):61-79.
- [17] LI C, KAO C Y, GORE J C, et al. Minimization of Region-Scalable Fitting Energy for Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17 (10): 1940-1949.
- [18] CHAN T F, VESE L A. Active Contours without Edges
   [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10
   (2): 266-277.
- [19] 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.)
- [20] HE L, PENG Z, EVERDING B, et al. A Comparative Study of Deformable Contour Methods on Medical Image Segmentation[J]. Image and Vision Computing, 2008, 26 (2): 141-163.
- [21] SAGIV C, SOCHEN N A, ZEEVI Y Y. Integrated Active Contours for Texture Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1633-1646.

(下转第 636 页)

Sensing Images Using Map Reduce [M]. Saarbrücken: Lap Lambert Academic Publishing, 2011:45-48.

- [17] MENNIS J. Multidimensional Map Algebra: Design and Implementation of a Spatio-Temporal GIS Processing Language [J]. Transactions in GIS, 2010, 14(1):1-21.
- [18] LI Denren, XIAO Zhifeng, ZHU Xinyan, et al. Research on Grid Division and Encoding of Spatial Information Multi-Grids [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2006, 35(2):52-70. (李德仁,肖志峰,朱欣焰,等. 空间 信息多级网格的划分方法及编码研究[J]. 测绘学报, 2006, 35(2):52-70.)
- [19] KOGAN F N. Application of Vegetation Index and Brightness Temperature for Drought Detection [J]. Advances in Space Research, 1995, 11:91-100.
- [20] ABOUZEID A, BAJDA-PAWLIKOWSKI K, ABADI D,

dowment, 2009.922-933. (责任编辑:陈品馨)

et al. HadoopDB: An Architectural Hybrid of MapReduce

and DBMS Technologies for Analytical Workloads C //

Proceedings of the VLDB Endowment. Lyon: VLDB En-

收稿日期: 2013-03-26 修回日期: 2014-04-11 优先数字出版日期: 2014-05-08 第一作者简介:李继园(1985—),男,博士生,研究方向为 空间数据仓库与大数据分析。 First author: LI Jiyuan(1985—), male, PhD candidate,

majors in spatial data warehouse and big data analysis. E-mail: homegis. lee@gmail.com

(上接第 619 页)

and Interferometric SAR Data Processing[C]// Proceedings of 2008 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium. Boston: IEEE, 2008: 471-474.

- [21] SIMARD M. 3D Global Vegetation Map[EB/OL]. 2011 [2012-06-13]. http://lidarradar.jpl.nasa.gov/.
- [22] ISOLA M, CLOUDE S R. Forest Height Mapping Using Space-borne Polarimetric SAR Interferometry [ C ] // Proceedings of IEEE 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Sydney: IEEE, 2001: 1095-1097.

(责任编辑:丛树平)

收稿日期: 2012-12-03 修回日期: 2013-05-13

第一作者简介: 宋桂萍(1988一),女,硕士生,研究方向为 极化干涉 SAR 数据处理。

First author: SONG Guiping(1988-), female, postgraduate; majors in polarimetric interferometric SAR data processing.

E-mail: songguiping123@163.com

通信作者: 汪长城

Corresponding author: WANG Changcheng E-mail: wchch1010@gmail.com

#### (上接第 626 页)

- [22] WEI Zheng, YANG Bisheng, LI Qingquan. Automated Extraction of Building Footprints from Mobile LiDAR Point Clouds [J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16 (2):286-296.(魏征,杨必胜,李清泉. 车载激光扫描点 云中建筑物边界的快速提取[J]. 遥感学报, 2012,16(2): 286-296.)
- [23] ZENG C, WANG J, LEHRBASS B. An Evaluation System for Building Footprint Extraction from Remotely Sensed Data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6(3): 1640-1652.

(责任编辑:陈品馨)

收稿日期: 2013-12-20

修回日期: 2014-04-21

第一作者简介: 孙颖(1983—), 女, 博士生, 讲师, 研究方 向为 LiDAR 与遥感图像处理、城市地理信息系统。

First author: SUN Ying(1983—), female, PhD candidate, lecturer, majors in LiDAR, RS image processing and urban GIS.

E-mail: activeying@163.com

通信作者:张新长

Corresponding author: ZHANG Xinchang E-mail: eeszxc@mail.sysu.edu.cn