

基于旋转差值核估计的激光雷达点云建筑物边缘提取

王岱良*, 李玉

辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院遥感科学与应用研究所, 辽宁 阜新 123000

摘要 提出了一种基于旋转差值核估计的激光雷达(LiDAR)点云边缘提取方法。对点云中任意数据点,在给定方向上以该数据点为对称中心,以一定间距构建对称窗口;在对称窗口中定义距离核函数,计算两窗口内数据点的高程加权均值,将两加权均值之差的绝对值作为该数据点在该方向上的边缘强度,并选取所有方向上的最大边缘强度作为边缘点判据。计算最大边缘强度对应方向上两窗口内数据点的高程方差,结合两方差的差值绝对值和边缘点判据提取建筑物与地面交界点;调整两窗口间距,再次计算所有方向上最大的高程方差之差绝对值,并将该绝对值作为树木点的判据,并在依此判据检测出的点集上去除建筑物与地面交界点后提取出树木点。利用激光传播特性将点云数据中的树木点滤除后,再提取完整的建筑物边缘。实验结果表明,所提方法有效克服了树木的影响,建筑物边缘的提取精度约为 80%。

关键词 图像处理; 激光雷达点云; 建筑物; 边缘提取; 对称窗口; 核函数

中图分类号 P237

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201946.0104005

Building Edge Extraction from LiDAR Point Cloud Based on Rotational Difference Kernel Estimation

Wang Dailiang*, Li Yu

Institute for Remote Sensing, School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin, Liaoning 123000, China

Abstract An edge extraction method from LiDAR point cloud data based on rotation difference kernel estimation is proposed. For any point in the point cloud, the symmetrical center is the data point in a given direction, and the symmetrical window is constructed with a certain distance. The Kernel function about distance is defined in symmetric windows, and the weighted mean of elevations for the data points within the two windows is calculated. The absolute value of difference between the two weighted mean values is employed as edge magnitude of data point in the direction, and the maximum edge magnitude in all directions is selected as criterion for edge points. Then variances of elevations for the data points within the two windows in the direction corresponding to maximum edge magnitude is calculated, and the boundary points between buildings and ground are extracted by combining the absolute value of the difference between the two variances and the criterion of the edge points. By adjusting the distance between two windows, the maximum absolute value of the difference between the elevation variance in all directions is obtained, and this absolute value is used as the criterion of tree points. The absolute value of the difference between the two variances is used as the criterion of tree points, and the tree points are extracted after removing the junction between the building and the ground from the set of points detected by the criterion. The tree points in point cloud data are filtered by laser propagation characteristics, and then the complete building edges are extracted. The experimental results show that the proposed method effectively overcomes the influence of trees, and the accuracy of building edge extraction is about 80%.

Key words image processing; LiDAR point cloud data; building; edge extraction; symmetric windows; kernel function

OCIS codes 280.3640; 280.3420; 280.4750

收稿日期: 2018-09-20; 修回日期: 2018-10-08; 录用日期: 2018-10-09

基金项目: 国家自然科学基金(41271435, 41301479)、辽宁省自然科学基金(2015020090)、辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院研究生优秀学位论文培育计划项目(YS201606)

* E-mail: bengbeng4545@126.com

1 引言

三维城市模型的应用越来越广泛,涉及到生产生活等各个领域。该模型的构建需要已知地物的精确几何结构,故从遥感数据中自动提取地物目标的几何形态成为研究热点之一。机载激光雷达(LiDAR)因能精确获取地面高程信息,在地物目标提取方面受到了广泛关注^[1-3]。当今城市居民区内建筑物密度不断增大,并混有大量绿化树木,提取过程中建筑物之间、建筑物与树木之间的相互干扰,会使该类建筑物的提取非常困难,因此研究房屋密集居民区的建筑物提取具有重要意义^[4]。

利用 LiDAR 提取建筑物的研究有很多,根据提取对象主要可分为三类:建筑物三维几何结构提取、建筑物数据点提取与建筑物边缘线提取。在现今大数据量、大尺度的点云数据中,建筑物边缘以较少的数据量就能充分反映区域内建筑物的平面结构信息,因而得到了广泛应用。

目前所利用的 LiDAR 数据类型主要包括原始点云数据、点云数据栅格化图像^[5-7]及融合点云数据和光学影像等^[8-10]。内插后的栅格化数据存在不可避免的信息损失,无法保证原点位信息的精确性^[11-12];由于难以获取同一时相的点云数据和光学影像,且两类不同数据配准困难,后两类数据的应用范围有限。故针对原始点云数据的研究对工程实践有更重要的意义。目前,研究者已经提出了很多针对原始点云数据的建筑物边缘提取方法^[13-15],主要包括基于不规则三角网的方法^[16]、传统的基于聚类^[17]与基于滤波^[18]的方法,也有一些新型算法诸如图论^[19]与随机几何^[20-22]等。它们所面临的问题大都是无法直接提取任意形状的建筑物^[23],通常都只能以直线来拟合边缘,但很多特殊建筑物是圆形或拱形等非规则形状,故上述方法无法满足任意形状的提取要求。而基于图论的方法是针对建筑物设计的,故可以较好地得到复杂建筑物的边缘数据点,但该方法未对树木的干扰进行合适的处理,这不仅会漏提建筑物与树木交界,也会错提出树木。而随机几何方法只能提取规则形状,且实现起来过于复杂,耗时较高,目前尚无法广泛应用到实践中。

针对上述问题,本文将旋转差值核估计(RDKE)^[24-25]的基本思想应用到点云数据中。RDKE在规则离散的图像域中并不能实现,而在点云数据中不但可以实现,而且可以通过将均值与方

差同时作为统计测度并调整所构建对称窗口的间距,克服绿化树木遮挡建筑物的问题,提取出具有任意形状且完整的建筑物边缘。

2 算法描述

设点云数据为 $P = \{(x_i, y_i, Z_i) \mid (x_i, y_i) \in F, N_i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中, i 为数据点索引, n 为数据点数, (x_i, y_i) 为数据点 i 投影在地面上的坐标, Z_i 为数据点 i 的高程, F 为点云数据在地面投影覆盖的平面域。城市居民区的主要目标包括地面、建筑物和树木。在点云数据中,建筑物点和地面点的高程起伏较小,而树木点的高程起伏较大,且通常建筑物点和树木点的高程均值比其周围地面点的大。根据上述不同地物目标的数据特点,利用 RDKE 实现 LiDAR 点云建筑物的边缘点提取。

2.1 任意方向对称窗口

为计算数据点的高程均值及描述高程起伏程度的方差等统计量,需定义任意方向的对称窗口。即需要一个对点云中所有数据点具有普适性的单位距离来衡量对称窗口的尺度。因点云数据在地面投影所覆盖的区域相对较大,且包含的数据点较多,故可认为非规则分布的数据点在此区域内近似规则分布,即每个数据点在该区域内都占有一小块正方形区域^[26]。因此,可定义近似平均点间距为

$$d = \sqrt{\frac{(x_{\max} - x_{\min})(y_{\max} - y_{\min})}{n}}, \quad (1)$$

式中: x_{\min} 、 x_{\max} 、 y_{\min} 和 y_{\max} 分别为点云数据中所有数据点投影在地面上的最小横坐标、最大横坐标、最小纵坐标和最大纵坐标; d 为每个数据点所占有的正方形区域的边长。

沿与水平线成 θ [$\theta \in [0, \pi]$] 的检测方向构建关于数据点 i 对称且中心间距为 $2l$ 的两圆形对称窗口 $w_1(c_1, r)$ 与 $w_2(c_2, r)$, 其中, l 为窗口中心到数据点 i 的所在位置 (x_i, y_i) 的距离, r 为窗口半径, 两窗口中心 c_1 与 c_2 的横纵坐标计算公式为

$$\begin{cases} x_{c_1} = x_i + l \cos \theta, & y_{c_1} = y_i + l \sin \theta \\ x_{c_2} = x_i - l \cos \theta, & y_{c_2} = y_i - l \sin \theta \end{cases}. \quad (2)$$

为使窗口内数据点能充分反映区域内高程的统计特征,需保证足够的样本容量,即窗口内数据点不能太少或为空,故应取 $r \geq d$; 同时,由于检测到的边缘精细程度与窗口尺寸成反比,故 r 的取值也不能太大,综合考虑两方面,取 $r = d$ 。图 1 所示为对称窗口示意图。

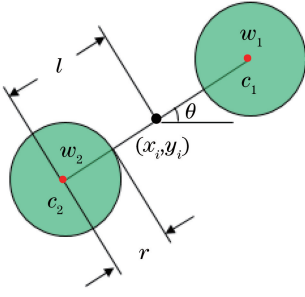


图 1 某一方向的对称窗口

Fig. 1 Symmetric windows in a direction

2.2 核函数

定义在数据点 i 两侧的对称窗口内包含的数据点上的高斯核函数为

$$K\left(\frac{x_w - x_i}{2r}, \frac{y_w - y_i}{2r}\right) = 0.6171 \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_w - x_i}{2r}\right)^2\right] \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{y_w - y_i}{2r}\right)^2\right], \quad (3)$$

式中 (x_w, y_w) 为对称窗口内数据点的位置, 下标 w 表示对称窗口。采用(3)式可对 (x_w, y_w) 的高程 Z 进行加权, 使越接近数据点 i 的 (x_w, y_w) 获得的核函数值(权重)越大, 反之越小。随着数据点 i 逐渐接近两侧具有较大高程差的边缘点, 采用(3)式会使差值绝对值呈现越来越快的非线性增长趋势, 最终可使利用边缘强度提取出的边缘更靠近真实边缘。

2.3 特征点提取

定义表征不同类型地物的高程平均水平及其差异性的测度, 并以此作为判据提取对应的特征点。

边缘点的两侧具有较大的高程差, 而高程加权均值之差可定量描述这一特性。因此, 对于某数据点 i , 其 RDKE 可表示为

$$M_1(x_i, y_i, \theta) = \frac{\sum_{(x_w, y_w) \in w_1(c_1, r)} Z(x_w, y_w) K\left(\frac{x_w - x_i}{2r}, \frac{y_w - y_i}{2r}\right)}{\sum_{(x_w, y_w) \in w_1(c_1, r)} K\left(\frac{x_w - x_i}{2r}, \frac{y_w - y_i}{2r}\right)}, \quad (4)$$

$$M_2(x_i, y_i, \theta) = \frac{\sum_{(x_w, y_w) \in w_2(c_2, r)} Z(x_w, y_w) K\left(\frac{x_w - x_i}{2r}, \frac{y_w - y_i}{2r}\right)}{\sum_{(x_w, y_w) \in w_2(c_2, r)} K\left(\frac{x_w - x_i}{2r}, \frac{y_w - y_i}{2r}\right)}, \quad (5)$$

$$M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta) = |M_1(x_i, y_i, \theta) - M_2(x_i, y_i, \theta)|, \quad (6)$$

式中 $M_1(x_i, y_i, \theta)$ 和 $M_2(x_i, y_i, \theta)$ 分别为 w_1 内和 w_2 内样本数据点高程的加权平均值, $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta)$ 为它们的差值绝对值。设 θ^* 代表数据点 i 两侧具有最大高程加权均值之差的绝对值时所对应的角度, 即

$$\theta^* = \arg \max_{\theta \in [0, \pi]} [M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta)]. \quad (7)$$

$M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 即为数据点 i 两侧具有的最大高程加权均值之差的绝对值的大小, 可用于衡量该数据点周围的高程突变程度。当数据点 i 为非边缘点时, 在任何方向上的两对称窗口中所含数据点的平均高程相近, 故 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 较小; 当数据点 i 为边缘点时, 在某一方向上两对称窗口中必然分别包含高程相差较大的两类地物点, 故此时边缘区域的 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 相较其他区域的大很多。图 2 所示为在边缘点处对称窗口正好取得和没有取得 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 时的示意图。为了更好地表述 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 及 θ^* , 以图 3 所示的测试点云数据为例来进行说明。

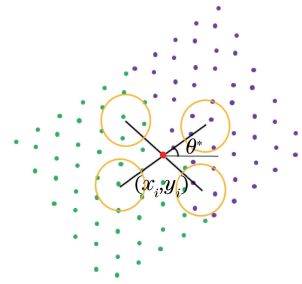


图 2 正好取得与没有取得 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 时的对称窗口示意图

Fig. 2 Schematic of symmetric windows of $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ obtained and not obtained

图 4 (a) 所示为不同区域的数据点对应的 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 及对称窗口连线方向示意图, 其中对称窗口颜色越浅, 其中心数据点 i 的 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 越小; 对称窗口颜色越深, $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 越大, 两对称窗口中心的连线与水平方向夹角为 θ^* 。可以看出, 边缘点附近的 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 较大, 且连线方向基本垂直于建筑物和树木边缘的切线方向; 此外, 在树木和地面区域中, 数据点 i 周围的高程变化较小, 对应的 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 较小, 且没有明显的方向性高程突变, 故连线方向基本都是杂乱无章的。综上, $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 与 θ^* 可以较好地定量描述点云中具有的高程差大小和窗口连线方向。

建筑物和其周围的地面都较为平坦, 而树木高

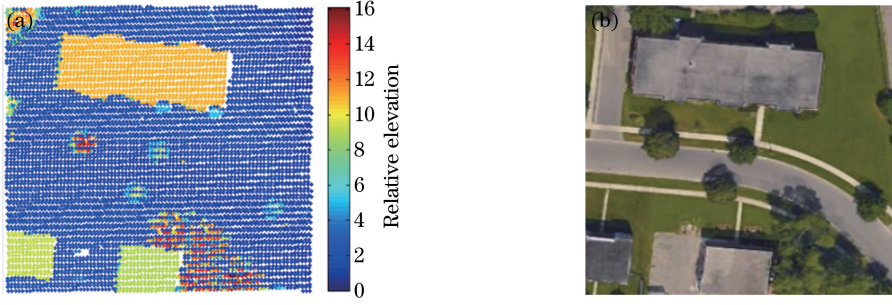


图 3 测试数据的 LiDAR 点云与光学影像。(a)测试数据的 LiDAR 点云;(b)测试数据的光学影像
Fig. 3 LiDAR point cloud data and optical image for test data. (a) LiDAR point cloud for test data;
(b) optical image for test data

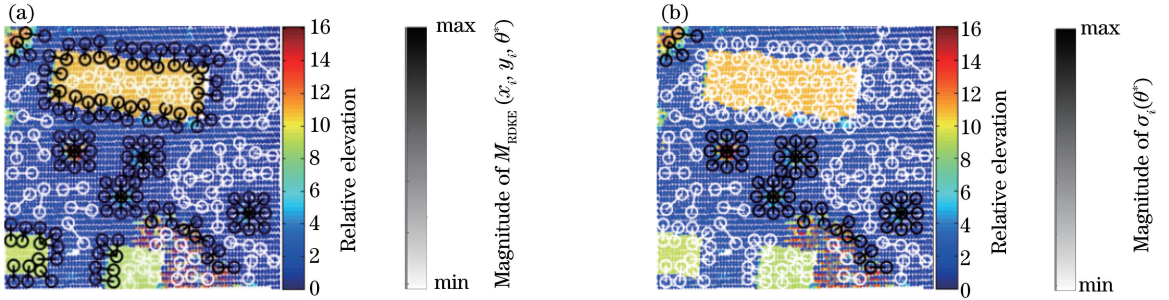


图 4 测试点云数据中不同区域的数据点对应的对称窗口连线方向及 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 和 $\sigma_i(\theta^*)$ 大小。
(a)连线方向与 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 大小;(b)连线方向与 $\sigma_i(\theta^*)$ 大小

Fig. 4 Directions of symmetrical window connection corresponding to the data points in different regions in the test LiDAR point cloud data and the magnitude of $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ and $\sigma_i(\theta^*)$. (a) Connection directions and the magnitude of $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$; (b) connection directions and the magnitude of $\sigma_i(\theta^*)$

低起伏较大,因此建筑物与地面交界处和树木边缘是有区别的,而高程方差之差可定量描述这一区别。对于数据点 i ,在其连线方向上的对称窗口内,数据点高程的对称方差之差的绝对值为

$$\sigma_i(\theta^*) = |\sigma_i(\omega_1, \theta^*) - \sigma_i(\omega_2, \theta^*)|, \quad (8)$$

式中 $\sigma_i(\omega_1, \theta^*)$ 、 $\sigma_i(\omega_2, \theta^*)$ 分别为窗口 ω_1 和 ω_2 内数据点高程的方差。 $\sigma_i(\theta^*)$ 可用于衡量在连线方向数据点 i 两侧高低起伏的突变程度。

图 4(b)所示为不同区域的数据点对应的对称窗口连线方向及 $\sigma_i(\theta^*)$ 大小的示意图,其中对称窗口颜色越浅表示 $\sigma_i(\theta^*)$ 越小。可以看出,建筑物与地面交界处的两侧都相对平坦,因此对应的 $\sigma_i(\theta^*)$ 较小;在树木边缘处的两侧中一侧平坦而另一侧起伏很大,故 $\sigma_i(\theta^*)$ 较大;平坦地面区域中的 $\sigma_i(\theta^*)$ 较小;而在起伏很大的树木区域中,数据点微小的高程变动就会引起相对较大的方差变化,而每个数据点的起伏又是随机的,故该区域的 $\sigma_i(\theta^*)$ 会比地面和建筑物中的要大,而比树木边缘处的要小。综上, $\sigma_i(\theta^*)$ 可以较好地定量描述建筑物与地面交界和树木边缘之间的区别。

为提取树木点,需要准确定量地反映树木的起

伏突变程度。但 $\sigma_i(\theta^*)$ 代表的是对称窗口连线方向上起伏的突变程度,而非最大的起伏突变程度。如数据点 i 位于起伏较大的树木区域,但连线方向上的起伏突变很小时, $\sigma_i(\theta^*)$ 值很小。在这种情况下,若采用 $\sigma_i(\theta^*)$ 作为判据,会造成树木点的漏检,图 4(b)中树木区域内的灰色对称窗口说明了这个现象。因此,对于数据点 i ,其任意方向对称方差之差的绝对值为

$$\sigma_i(\theta) = |\sigma_i(\omega_1, \theta) - \sigma_i(\omega_2, \theta)|. \quad (9)$$

设 θ^* 代表在数据点 i 处所有对称窗口连线方向中最大高程起伏突变所对应的角度,则有

$$\theta^* = \arg \max_{\theta \in [0, \pi]} [\sigma_i(\theta)]. \quad (10)$$

$\sigma_i(\theta^*)$ 可衡量数据点 i 周围高低起伏的最大突变程度。因方差对高程变动非常敏感,故树木区域的 $\sigma_i(\theta^*)$ 会始终比平坦区域的 $\sigma_i(\theta^*)$ 较大,最终使得树木处的每个树木点都有相对于平坦区域的较大 $\sigma_i(\theta^*)$ 值,故可提取完整的树木点。综上,三个用于表征不同类型地物的高程平均水平及其差异性的测度分别为 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 、 $\sigma_i(\theta^*)$ 与 $\sigma_i(\theta^*)$ 。

为提取建筑物与地面的交界点,令 $l=2r$,即当

数据点 i 是以建筑物与地面交界为中心、宽度为 $2(l-r)$ 的范围内的点时,两对称窗口内分别且始终包含的是较平坦的建筑物点与地面点,故此时 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 较大且几乎不变, $\sigma_i(\theta^*)$ 较小且几乎不变;当对称窗口开始同时包含建筑物点与地面点时, $\sigma_i(\theta^*)$ 逐渐变大,而当它们的数量正好相

同时, $\sigma_i(\theta^*)$ 达到最大;当对称窗口内建筑物点和地面点的数量又逐渐变得不同时, $\sigma_i(\theta^*)$ 逐渐变小。图 5 所示为当 $l=2r$ 时数据点 i 及对称窗口穿过建筑物与地面交界的示意图,且图 6(a)和图 6(b)所示分别为对应的 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 和 $\sigma_i(\theta^*)$ 的变化趋势示意图。

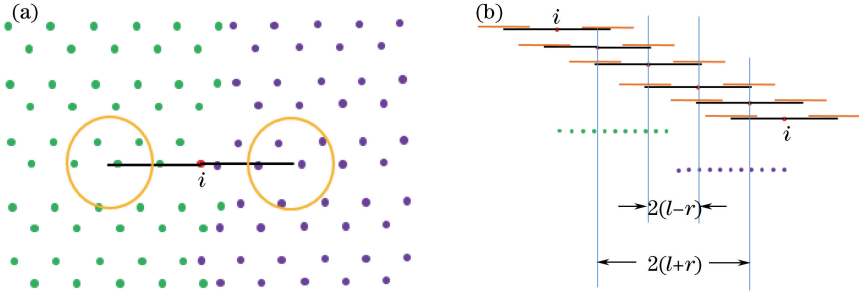


图 5 数据点 i 和窗口的移动示意图。(a) $\theta^* = 0$ 且 $l=2r$ 时的对称窗口;(b)数据点 i 经过建筑物与地面交界
Fig. 5 Diagram of movement of data point i and windows. (a) Symmetric windows with $\theta^* = 0$ and $l=2r$;
(b) data point i through the boundary between building and ground

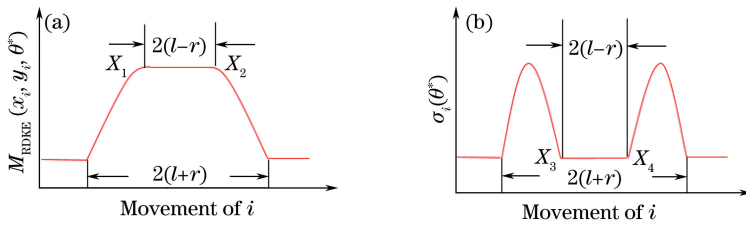


图 6 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 与 $\sigma_i(\theta^*)$ 的变化趋势。(a) $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$;(b) $\sigma_i(\theta^*)$
Fig. 6 Change trend of $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ and $\sigma_i(\theta^*)$. (a) $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$; (b) $\sigma_i(\theta^*)$

与图 6 中 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 与 $\sigma_i(\theta^*)$ 的变化趋势对应的整体点云示意图如图 7 所示。图 7(a)和图 7(b1)中建筑物与地面交界两侧的白点和黑点分别与图 6(a)中 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 曲线中的 X_1 和 X_2 和图 6(b)中 $\sigma_i(\theta^*)$ 曲线中的 X_3 和 X_4 对应,两

位置的间距都为 $2(l-r)$ 。图 7(b2)表示窗口同时包含了几乎等量的建筑物点与地面点, $\sigma_i(\theta^*)$ 在此处取极大值,建筑物与地面交界两侧的白点对应于图 6(b)中两个凸起的峰的顶端。

综上,建筑物与地面交界附近的点同时具有较

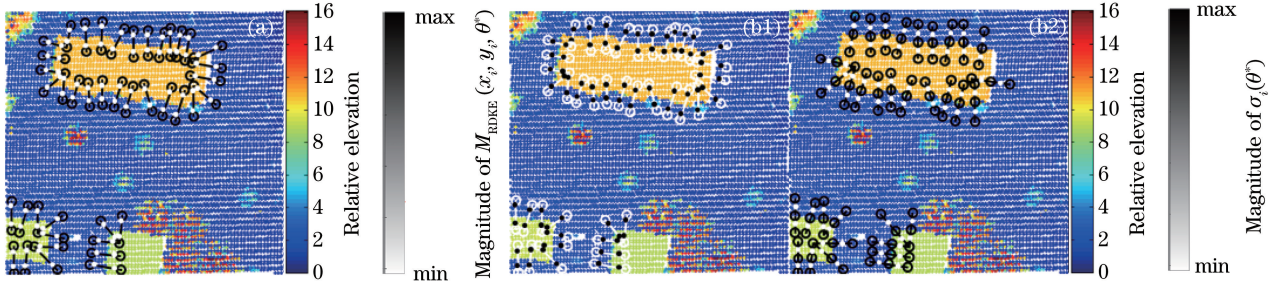


图 7 与图 6 中 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 与 $\sigma_i(\theta^*)$ 的变化趋势对应的整体点云示意图。(a)与图 6(a)中宽度为 $2(l-r)$ 且 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 较大的一段红线相对应;(b1)与图 6(b)中宽度为 $2(l-r)$ 且 $\sigma_i(\theta^*)$ 较小的一段红线相对应;
(b2)与图 6(b)中两个凸起的峰的顶端相对应

Fig. 7 Schematic of overall point cloud corresponding to the change trend of $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ and $\sigma_i(\theta^*)$ in Fig. 6.
(a) Corresponding to a red line with a width of $2(l-r)$ and a larger $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ in Fig. 6(a);
(b1) corresponding to a red line with a width of $2(l-r)$ and a smaller $\sigma_i(\theta^*)$ in Fig. 6(b); (b2) Corresponding to the top of the two raised peak in Fig. 6(b)

大的 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 与较小的 $\sigma_i(\theta^*)$, 明显区别于其他点。故当 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 大于阈值 T_1 且 $\sigma_i(\theta^*)$ 小于阈值 T_2 时, 数据点 i 为建筑物与地面交界点; 否则为其他点。最终可检测出以建筑物与地面交界为中心、宽度比 $2(l-r)$ 稍宽的范围内的点。

建筑物边缘由建筑物与地面交界和建筑物与树木交界组成, 但上述操作无法识别建筑物与树木交界。故可先将树木点提取出来, 并在原点云数据上进行滤除, 再提取建筑物边缘。接下来进行树木点的提取。

当 $l=2r$ 且数据点 i 是以树木边缘为中心、 $2(l-r)$ 宽度范围内的点时, 两对称窗口内分别且始终包含的是树木点与地面点或建筑物点, 此时 $\sigma_i(\theta^*)$ 很大且几乎不变; 而当数据点 i 位于树木内部区域时, 两窗口内分别且始终包含的是起伏同样较大的树木点, 这时的 $\sigma_i(\theta^*)$ 远小于树木边缘处的

$\sigma_i(\theta^*)$ 。此时若进行阈值处理, 就易将一些树木内部区域的点漏提。

因此, 为提取完整的树木点, 宽度调整为 $l=r$ 。当数据点 i 靠近树木边缘时, 其中一个窗口会开始同时包含树木点和地面点, 此时 $\sigma_i(\theta^*)$ 开始比平坦区域的大, 但其并不像 $l=2r$ 且在 $2(l-r)$ 宽度范围内时会全部包含树木点, 故当 $l=r$ 时, 树木边缘处的 $\sigma_i(\theta^*)$ 没有当 $l=2r$ 时树木边缘处的大。当 $l=r$ 时, 树木边缘处的 $\sigma_i(\theta^*)$ 与树木内部区域的 $\sigma_i(\theta^*)$ 相差不大, 这会避免漏提一些树木内部区域的数据点。

图 8 所示为当 $l=r$ 时数据点 i 穿过树木以及对应的 $\sigma_i(\theta^*)$ 变化趋势示意图。综上所述, 阈值处理 $\sigma_i(\theta^*)$ 后, 提取结果中可有效保留树木点。因此, 当 $\sigma_i(\theta^*)$ 大于阈值 T_3 时, 可判定数据点 i 为树木点; 否则数据点 i 为其他点。

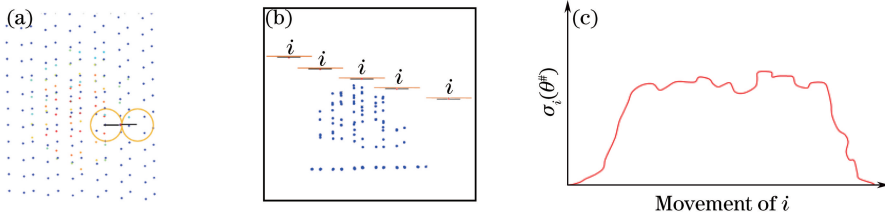


图 8 数据点 i 穿过树木的示意图及对应的 $\sigma_i(\theta^*)$ 的变化趋势。(a) 数据点 i 在树木处; (b) 数据点 i 穿过树木; (c) $\sigma_i(\theta^*)$ 的变化趋势

Fig. 8 Diagrammatic sketch of data point i passing through the tree and the change trend of $\sigma_i(\theta^*)$.

(a) Data point i at tree; (b) data point i passing through tree; (c) change trend of $\sigma_i(\theta^*)$

然而, 当 $l=r$ 且数据点 i 通过建筑物与地面交界时, 窗口中会开始同时包含建筑物点和地面点, $\sigma_i(\theta^*)$ 逐渐变大。故经阈值处理 $\sigma_i(\theta^*)$ 后, 除了会提取出树木点, 也会提取出以建筑物与地面交界为中心、宽度小于 $4l$ 的范围内的建筑物与地面的交界点。 $l=r$ 时, 数据点 i 穿过建筑物与地面交界以及对

应的 $\sigma_i(\theta^*)$ 变化趋势示意图如图 9 所示, 可以看出, $\sigma_i(\theta^*)$ 的变化趋势与 $l=2r$ 时的相似, 但不存在 $\sigma_i(\theta^*)$ 中 $2(l-r)$ 宽度范围内的一段不变的较小值。

$l=r$ 时, 不同区域的数据点对应的对称窗口连线方向及 $\sigma_i(\theta^*)$ 大小示意图如图 10 所示。对称窗口的颜色越浅表示它们的中心数据点 i 的 $\sigma_i(\theta^*)$ 越

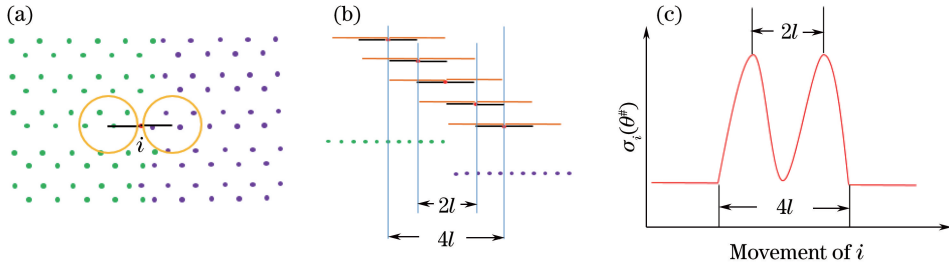


图 9 数据点 i 穿过建筑物与地面交界的示意图及穿过该交界时 $\sigma_i(\theta^*)$ 的变化趋势。

(a) $\theta^* = 0$ 且 $l=r$ 时的对称窗口; (b) 数据点 i 经过建筑物与地面交界的过程示意图; (c) $\sigma_i(\theta^*)$ 的变化趋势

Fig. 9 Diagrammatic sketch of data point i through the boundary between building and ground and the corresponding change trend to $\sigma_i(\theta^*)$. (a) Symmetric windows when $\theta^* = 0$ and $l=r$; (b) schematic of the process of data point i through the boundary between building and ground; (c) change trend of $\sigma_i(\theta^*)$

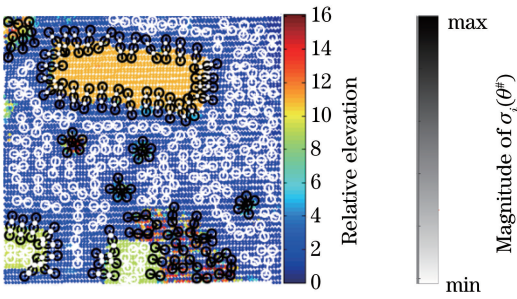


图 10 $l=r$ 时,不同区域的数据点对应的对称窗口连线方向及 $\sigma_i(\theta^\#)$ 大小

Fig. 10 Directions of symmetric window connection and magnitude of $\sigma_i(\theta^\#)$ corresponding to the data points in different regions when $l=r$

小。而在建筑物与地面交界附近的深色对称窗口表示当数据点 i 靠近该交界时,某一个窗口同时包含了几乎等量的建筑物点与地面点,此处的 $\sigma_i(\theta^\#)$ 有极大值,即建筑物与地面交界两侧的白点所在的位置,也对应于图 9(c) 中两个凸起的峰的顶端。还可直观看出,建筑物与地面交界附近的 $\sigma_i(\theta^\#)$ 和树

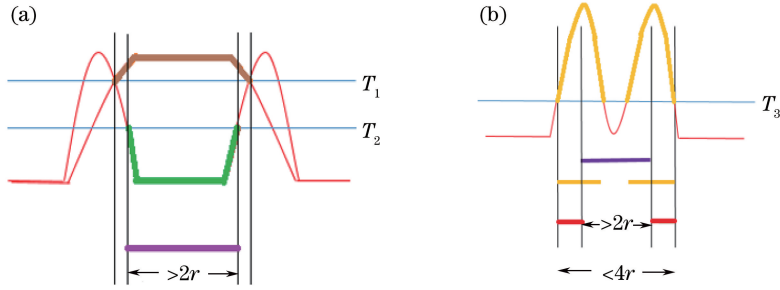


图 11 阈值处理后的点集范围。(a) T_1 和 T_2 ; (b) T_3

Fig. 11 Range of point sets after threshold procession. (a) T_1 and T_2 ; (b) T_3

由于 O 是二值化点集,即树木点及建筑物和地面交界两侧的少量点集的高程为 1,其他点的高程为 0,故可通过滤波操作将建筑物与地面交界两侧的少量点集滤除:

$$f[G(x_i, y_i)] = \begin{cases} G(x_i, y_i), & t_1 \geq t_0 \\ G_0(x_i, y_i), & t_1 < t_0 \end{cases}, \quad (11)$$

$$O_f = \{O_f(x_i, y_i) \mid (x_i, y_i) \in F\}, \quad (12)$$

式中: $G(x_i, y_i)$ 为在 O 中以高程为 1 的数据点 i 为圆心、 $2r$ 为半径的圆形区域内的所有点的集合; t_1 和 t_0 分别为 $G(x_i, y_i)$ 中高程为 1 和高程为 0 的点数; $G_0(x_i, y_i)$ 表示 $G(x_i, y_i)$ 中所有点的高程都置 0 后的点集; O_f 为对 O 进行(11)式所示的滤波操作后的结果。

2.4 建筑物边缘提取

O_f 中主要为树木点,且激光一般会透过树冠打

木区域的 $\sigma_i(\theta^\#)$ 都较大,故阈值处理 $\sigma_i(\theta^\#)$ 后提取时会将树木点和建筑物与地面交界附近的点同时提取出来。

为提取树木点,需将同时提取出的建筑物与地面的交界点删除。设利用 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 和 $\sigma_i(\theta^*)$ 提取出的建筑物与地面交界点集为 A ,利用 $\sigma_i(\theta^\#)$ 提取出的树木及建筑物和地面交界点集为 B ,用 O 表示将 A 在 B 中对应的点都删除后的结果。 A 是以建筑物与地面交界为中心、宽度比 $2(l-r)=2r$ (此时 $l=2r$) 稍宽的范围内的点集, B 中的建筑物与地面交界点集是以建筑物与地面交界为中心、宽度小于 $4l=4r$ (此时 $l=r$) 的范围内的点。故在 O 中的建筑物与地面交界两侧会残留一些总宽度小于 $4r-2r=2r$ 的少量点集,而单侧的宽度小于 r 。图 11 所示为经阈值处理后的点集范围示意图,褐色与绿色实线分别为经过 T_1 和 T_2 阈值处理后的点集范围;紫色实线为二者同时处理后的点集范围;黄色实线为经过 T_3 阈值处理后的点集范围;红色实线为建筑物与地面交界两侧的少量点集范围。

在地面上,故点云中大量地面点与树木点会混杂在一起。大量地面点的高程相差很小,故将树木所在区域一定范围内的所有数据点的高程中出现次数最多的值近似为此区域的地面高程。图 12 所示为以某树木区域为例进行树木点滤除的过程,由图 12(c) 可知,5 约是出现次数最多的高程值。因此,将所有点的高程都置为该高程值,所有点的高程都变为了此区域的近似地面高程(5 左右)。同理,对 O_f 进行规则分块,对每个单位块执行上述操作,得到滤除了 O_f 后的结果 P_h ,再对 P_h 的每个单位块分别进行建筑物与地面交界点的提取。不对整个 P_h 进行提取是为防止两个相邻的块由于高程相差过大而误将它们的边界提取出来。由于已经滤除了树木点,此时的建筑物与地面的交界点即为建筑物边缘点。

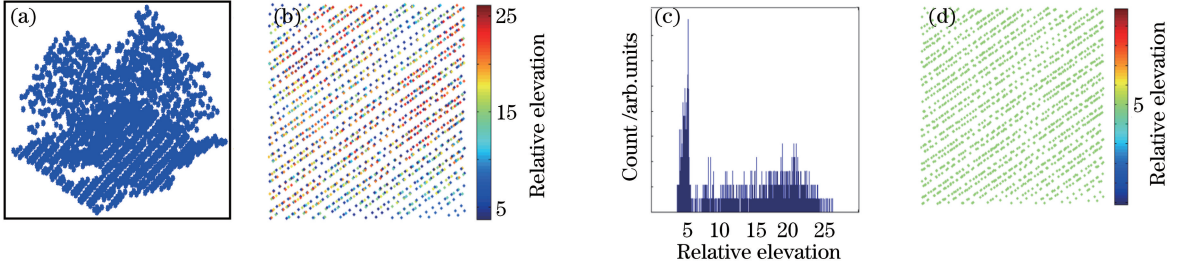


图 12 滤除树木的过程示意图。(a) 树木点的三维显示；(b) 树木点的二维显示；(c) 高程直方图；(d) 处理后的树木点二维显示
Fig. 12 Diagram of the process of filtering trees. (a) Three dimensional version of tree points; (b) two dimensional version of tree points; (c) elevation histogram; (d) two dimensional version of treated tree points

可以通过先验知识来人工选取阈值,也可通过下述方案来确定。由于建筑物边缘点和树木点等只占所有数据点的小部分,而绝大部分的数据点都位于平坦区域,故遍历点云后得到的 $\sigma_i(\theta^*)$ 中绝大部分的值都集中在较小的值附近(对应平坦区域),只有很少一部分在较大的值中均匀分布(对应建筑物边缘点和

树木点)。在 $\sigma_i(\theta^*)$ 的直方图中,较小的值和较大的值之间的临界点所对应的值就是 T_2 。图 13 所示为测试数据的 $\sigma_i(\theta^*)$ 与 $\sigma_i(\theta^\#)$ 的直方图。从直方图中的第一条起算,开始时值逐渐递减,到临界点时开始增大,故认为该点为 T_2 。同理, T_3 也需根据 $\sigma_i(\theta^\#)$ 的直方图确定,而 T_1 可根据经验选取。

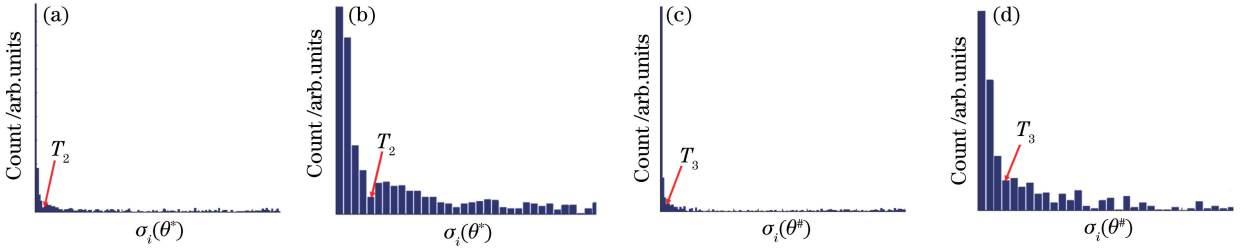


图 13 测试数据的 $\sigma_i(\theta^*)$ 与 $\sigma_i(\theta^\#)$ 的直方图与阈值。(a) $\sigma_i(\theta^*)$ 的直方图；

(b) 图 13(a) 的局部放大；(c) $\sigma_i(\theta^\#)$ 的直方图；(d) 图 13(c) 的局部放大

Fig. 13 Histograms and thresholds of $\sigma_i(\theta^*)$ and $\sigma_i(\theta^\#)$. (a) Histogram of $\sigma_i(\theta^*)$;

(b) local magnification of Fig.13(a); (c) histogram of $\sigma_i(\theta^\#)$; (d) local magnification of Fig.13(c)

2.5 算法流程

为尽可能实现理论上的任意方向对称窗口,以 $\Delta\theta$ 为角度间隔使 θ 遍历 $[0, \pi]$,可产生 $[(\pi - \Delta\theta)/\Delta\theta] + 1$ 个不同的角度 $\theta_j = (j - 1)\pi / \{[(\pi - \Delta\theta)/\Delta\theta] + 1\}$, $j = 1, 2, \dots, [(\pi - \Delta\theta)/\Delta\theta] + 1$,其中 j 为角度索引。将 $[(\pi - \Delta\theta)/\Delta\theta] + 1$ 设为 k ,即可产生 k 个不同角度对应的对称窗口。所提算法的流程可总结如下。

S1 计算点云数据的近似点间距 d ,确定窗口尺寸,在数据点 i 上构建 k 个不同角度的对称窗口。

S2 通过(4)~(8)式得到 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 和 $\sigma_i(\theta^*)$,并对所有点云数据都进行该操作。

S3 将每个数据点的 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 和 $\sigma_i(\theta^*)$ 通过 T_1 和 T_2 阈值处理后得到建筑物与地面交界 A 。

S4 将每个数据点的 $\sigma_i(\theta^\#)$ 通过 T_3 阈值处理后得到树木及建筑物和地面交界 B 。

S5 在 B 中删除 A 中对应位置的建筑物与地面交界后得到 O ,并将建筑物与地面交界两侧的少量点集滤除后得到 O_f 。

S6 对 O_f 进行规则分块,滤除 O_f 后得到结果 P_h ,再对 P_h 进行规则分块并逐块提取出建筑物边缘。

设 A 中建筑物与地面交界点的总数为 p , O_f 中检测出的树木点总数为 q 。由 S1 和 S2 可知, d 的计算与其他变量无关,故其复杂度为 $O(1)$ 。 $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 和 $\sigma_i(\theta^*)$ 需要遍历 k 个不同角度的对称窗口后才能求得,同时还要遍历点云数据,即再循环 n 次,故 S1 和 S2 的总复杂度为 $O(1) + O(kn)$ 。 S3 为将阈值操作遍历点云,其复杂度为 $O(n)$ 。 S4 的第一步需要计算所有数据点的 $\sigma_i(\theta^\#)$,其复杂度为 $O(kn)$,第二步的复杂度为 $O(n)$,故 S4 的复杂度为 $O(kn) + O(n)$; S5 需要删除 p 个点,还要遍历点云来滤波,故 S5 的复杂度为 $O(p) + O(n)$; 同理

可得, S6 的复杂度为 $O(q)+O(n)$, 其中 q 为 S6 需要删除的点的个数。

综上, 所提算法的复杂度为 $O(1)+O(kn)+O(n)+O(kn)+O(n)+O(p)+O(n)+O(q)+O(n)$, 简化后为 $O(2kn+4n+p+q+1)$, 只保留最高阶项且去除常系数, 故最终复杂度为 $O(kn)$ 。当 k 取一个固定的值时, 可将其视为常数, 此时所提算法的复杂度为 $O(n)$ 。

3 实验结果与讨论

应用所提算法对测试数据进行提取, 图 14 所

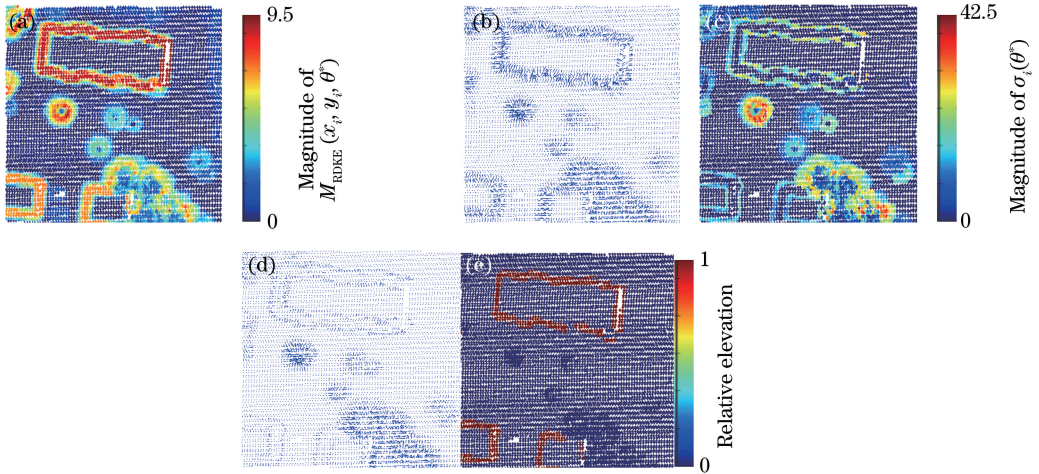


图 14 建筑物与地面交界的提取过程。(a) $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 量级分布图; (b) $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ 及 θ^* 所构成的矢量场; (c) $\sigma_i(\theta^*)$ 量级分布图; (d) $\sigma_i(\theta^*)$ 及 θ^* 所构成的矢量场; (e) 提取出的建筑物与地面交界

Fig. 14 Extraction process of the boundaries between buildings and ground. (a) Magnitude distribution of $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$; (b) vector field consisting of $M_{RDKE}(x_i, y_i, \theta^*)$ and θ^* ; (c) magnitude distribution of $\sigma_i(\theta^*)$; (d) vector field consisting of $\sigma_i(\theta^*)$ and θ^* ; (e) the extracted boundaries between buildings and ground

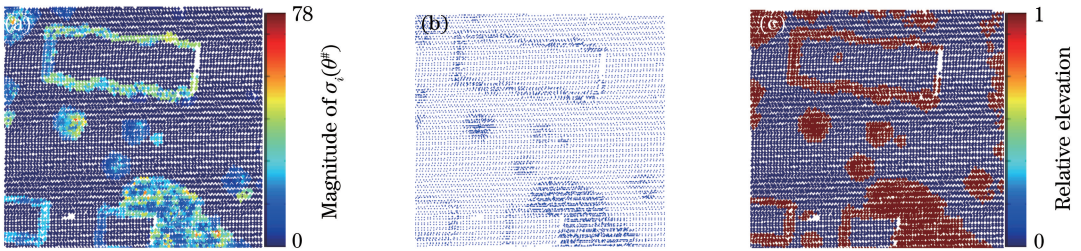


图 15 树木及建筑物和地面交界的提取过程示意图。(a) $\sigma_i(\theta^\#)$ 量级分布图; (b) $\sigma_i(\theta^\#)$ 及 $\theta^\#$ 所构成的矢量场; (c) 提取出的树木及建筑物和地面交界

Fig. 15 Schematic of the extraction process of trees and the boundaries between buildings and ground. (a) Magnitude distribution of $\sigma_i(\theta^\#)$; (b) vector field consisting of $\sigma_i(\theta^\#)$ and $\theta^\#$; (c) trees and buildings and the boundaries between ground

图 16 所示为最终的建筑物边缘提取过程。由图 16(a)和(b)可知, 滤除建筑物与地面交界两侧的少量点集后, 可以较好地保留树木点; 由图 16(c)和(d)可知, 将 O_i 进行规则分块可以较好地地树木点的高程还原为其所在地面区域的高程, 进而起到滤

除树木的作用。示为建筑物与地面交界 A 的提取过程。在图 14(a)中, 所有边缘点的边缘强度都较大, 且图 14(b)表明所有边缘点都以最大高程差突变的方向被检测到, 从而使任意方向的边缘强度都一致而便于提取; 而在图 14(c)中, 只有建筑物与地面交界处的边缘强度较小, 故将图 14(a)和(c)结合后可以较好地分离出图 14(e)中的建筑物与地面交界。图 15 所示为树木及建筑物和地面交界 B 的提取过程, 可以看出, 通过 $\sigma_i(\theta^\#)$ 可以尽可能地将所有树木点的强度提高到相对于平坦区域的较大值, 以便于提取。

为判断所提算法的准确性, 以标准边缘点在算法提取出的边缘点中所占的比率作为定量评价标准, 将以人为确定的边缘线为中心、半径为 d 的范围内包含的所有数据点作为标准边缘点。表 1 所示

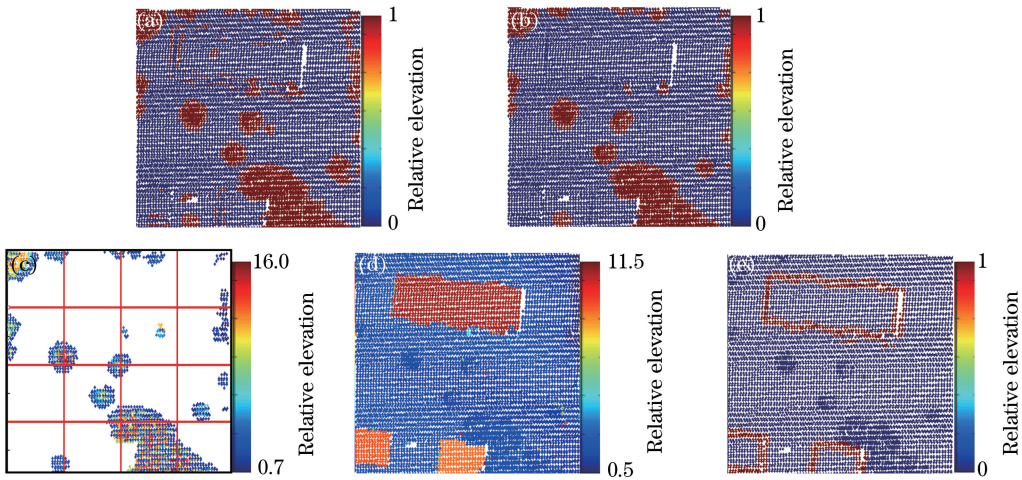


图 16 建筑物边缘的提取过程。(a)点集 O ; (b)点集 O_f ; (c) O_f 的规则块划分; (d)点集 P_h ; (e)建筑物边缘
 Fig. 16 Extraction process of building edges. (a) Point set O ; (b) point set O_f ;
 (c) regular block partition of O_f ; (d) point set P_h ; (e) building edges

表 1 定量评价结果

Table 1 Quantitative evaluation results

Building object	1	2	3
Number of standard edge point	291	136	124
Number of extracted point	371	167	156
Ratio / %	78.4	81.4	79.5

为定量评价结果,可以看出,所提算法的平均提取率可达到 80% 左右。

为进一步验证所提算法的实用性和有效性,分

别对图 17 所示的 4 个大尺度数据进行实验。图 18 所示为所提算法应用到 4 个实验数据后的 A 、 B 、 O_f 与 P_h 的结果。为了证明所提算法相对于其他方法的有效性,将通过 Terrasolid 软件的基于滤波的方法、文献[19]中基于图论的方法与文献[20]中基于随机几何的方法作为对比算法,将所提算法和对比算法的提取结果进行对比。图 19 所示为所提算法的提取结果,图 20 所示为三个对比算法的提取结果。

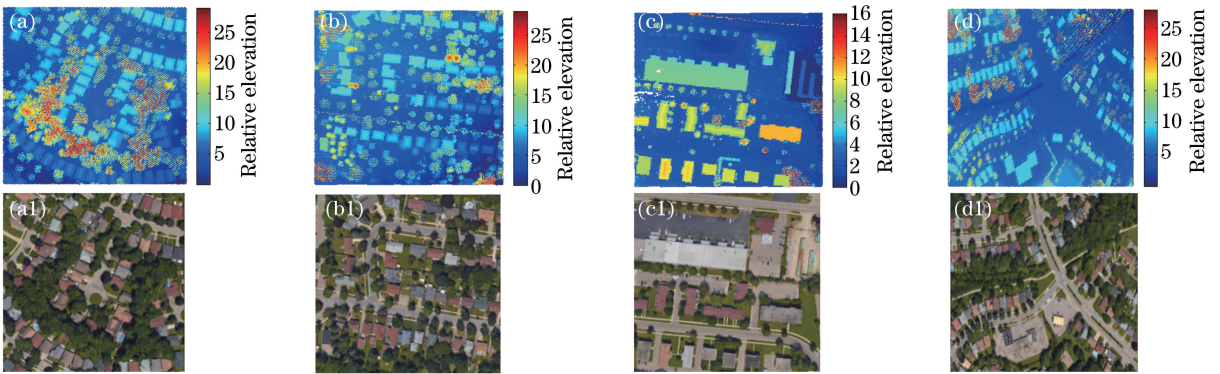


图 17 居民区点云数据及其对应的光学影像。(a)~(d)点云数据;(a1)~(d1)与点云数据对应的光学影像
 Fig. 17 Point cloud data of residential areas and corresponding optical images. (a)-(d) Point cloud data;
 (a1)-(d1) optical images corresponding to the point cloud data

为了进行定性评价,分别将所提算法与对比算法的提取结果叠加到原始点云数据上。图 21 所示为所提算法的叠加结果,图 22 所示为对比算法的叠加结果。

由图 22 可知,Terrasolid 软件仅以几何多边形来拟合其经过滤波后的建筑物点,这就造成了相隔非常近的建筑区分不开,且无法很好地拟合非规则建筑物,难以得到理想的提取结果;文献[19]中的

方法并没有针对树木准确定义相应的高程结构模型,从而很容易误追踪出与建筑物相粘连的树木边缘,这大大降低了提取的准确性;文献[20]中的方法仅以矩形标识来拟合建筑物,这直接导致矩形无法完全“套”住不规则建筑物。更严重的是,该方法求解矩形标识的角度不准确,矩形经常不能按照建筑物的方向来拟合,使准确性降低。且当建筑物较大时,其只能以较小尺寸的矩形来拼凑着拟合大型建

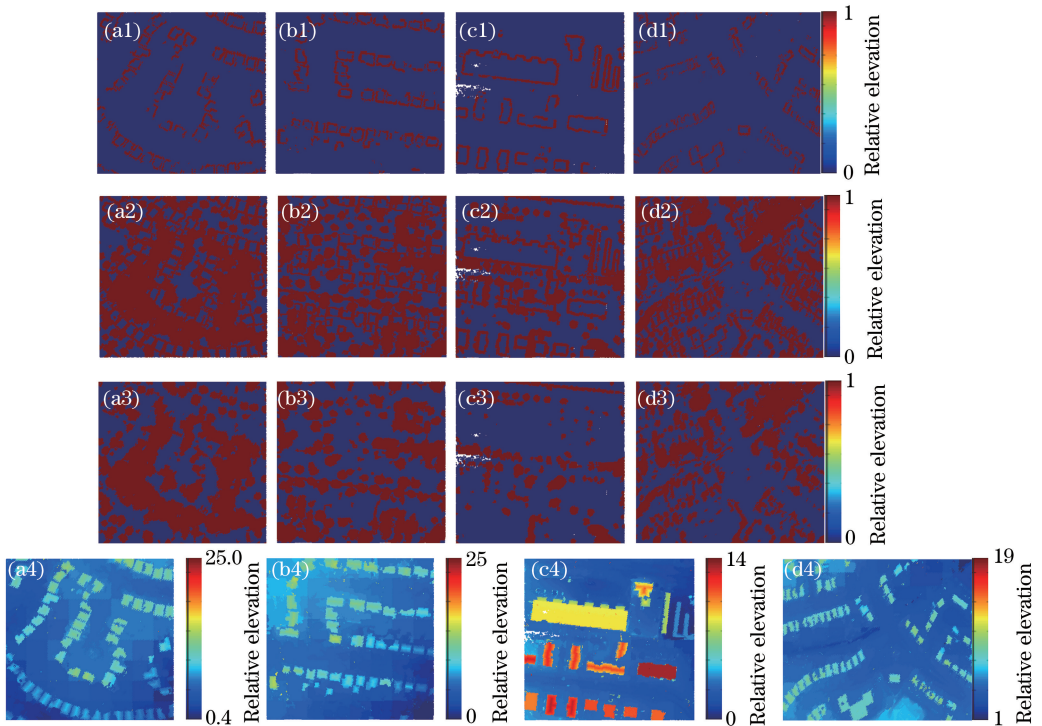


图 18 第一个到第 4 个实验数据对应的 A 、 B 、 O_f 、 P_h 。(a1)~(d1) A ；(a2)~(d2) B ；(a3)~(d3) O_f ；(a4)~(d4) P_h
 Fig. 18 A 、 B 、 O_f 、 P_h for first to fourth experimental data. (a1)-(d1) A ；(a2)-(d2) B ；(a3)-(d3) O_f ；(a4)-(d4) P_h

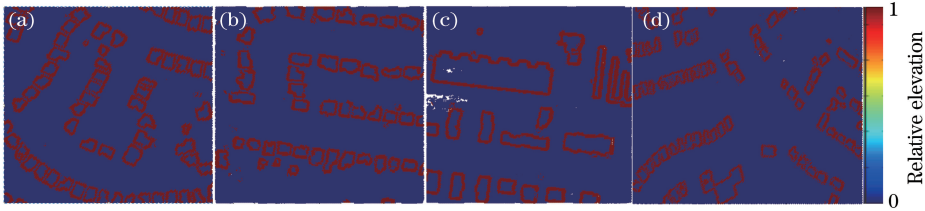


图 19 所提算法的提取结果。(a)数据一；(b)数据二；(c)数据三；(d)数据四

Fig. 19 Extraction results based on proposed algorithm. (a) Data 1；(b) data 2；(c) data 3；(d) data 4

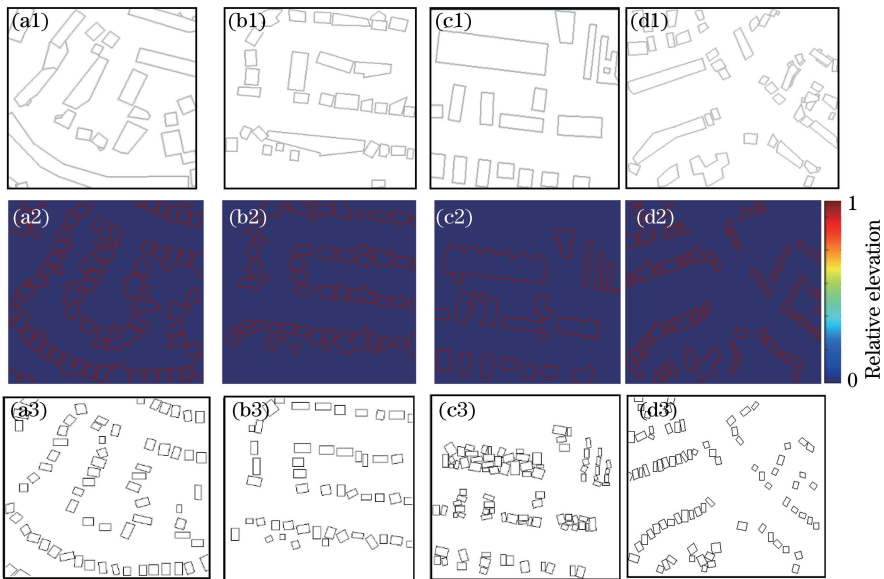


图 20 对比算法的提取结果。(a1)~(d1) Terrasolid 软件；(a2)~(d2)文献[19]中的方法；(a3)~(d3)文献[20]中的方法
 Fig. 20 Extraction results based on compared methods. (a1)-(d1) Terrasolid software；
 (a2)-(d2) the method in Ref. [19]；(a3)-(d3) the method in Ref. [20]

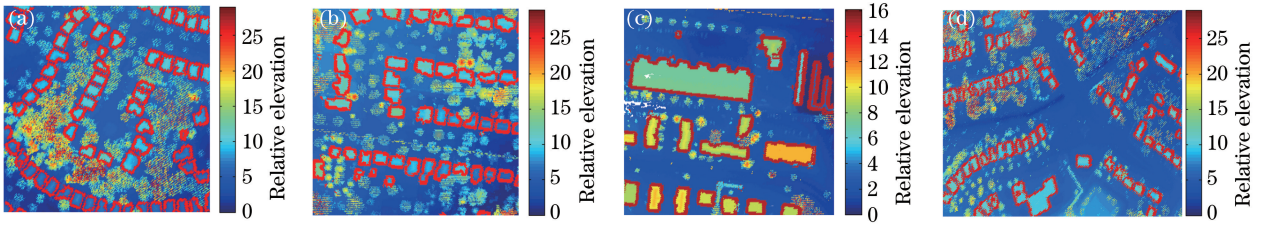


图 21 所提算法的叠加结果。(a)数据一;(b)数据二;(c)数据三;(d)数据四

Fig. 21 Superposition results of proposed algorithm. (a) Data 1; (b) data 2; (c) data 3; (d) data 4

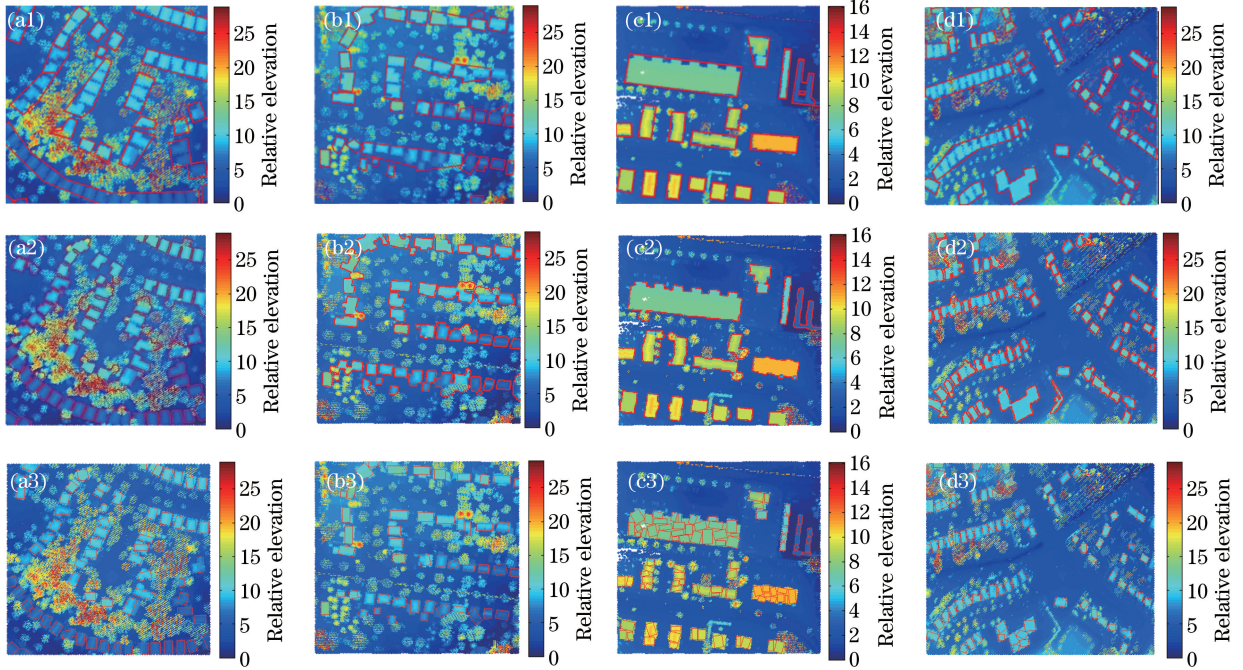


图 22 对比算法的叠加结果。(a1)~(d1)Terrasolid 软件;(a2)~(d2)文献[19]中的方法;(a3)~(d3)文献[20]中的方法

Fig. 22 Superposition results of compared methods. (a1)-(d1) Terrasolid software;

(a2)-(d2) the method in Ref. [19]; (a3)-(d3) the method in Ref. [20]

建筑物,导致很多“漏洞”未被拟合,不适用于工程实践。

而由图 21 可知,所提算法不但能够区分开相隔非常近建筑物,而且可以提取出不规则的边缘。不仅如此,所提算法可以较好地滤除掉树木点,克服了传统方法错提与漏提建筑物的问题,满足了工程应用上的实际需求。

4 结 论

为克服建筑物边缘提取方法中无法检测任意形状建筑物边缘,且受树木遮挡使得检测不完整的问题,通过在点云数据中构建任意方向的对称窗口,将 RDKE 引入到点云数据中。通过将加权均值与方差同时作为统计测度,调整窗口间距,提取出树木点,并利用激光穿透树冠的特性,对树木点进行规则分块,完整地还原了点云中树木所处位置的地面高

程信息,滤除了树木点,解决了树木阻挡建筑物导致的无法利用 RDKE 直接提取完整建筑物边缘的问题,提取出了任意几何形状的建筑物边缘。但所提算法提取的是建筑物边缘处的点集,并不是完全精确的单个边缘点,后续会进一步改进该问题。

参 考 文 献

- [1] Ma X M, Tao Z M, Zhang L L, *et al.* Ground layer aerosol detection technology during daytime based on side-scattering lidar[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(4): 0401005.
麻晓敏, 陶宗明, 张璐璐, 等. 侧向散射激光雷达探测白天近地面气溶胶探测技术[J]. *光学学报*, 2018, 38(4): 0401005.
- [2] Cheng X J, Guo W, Li Q, *et al.* Joint classification method for terrestrial LiDAR point cloud based on intensity and color information[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(10): 1010007.

- 程效军, 郭王, 李泉, 等. 基于强度与颜色信息的地面 LiDAR 点云联合分类方法[J]. 中国激光, 2017, 44(10): 1010007.
- [3] Cheng Z T, Liu D, Liu C, *et al.* Multi-longitudinal-mode high-spectral-resolution lidar[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(4): 0401001.
成中涛, 刘东, 刘崇, 等. 多纵模高光谱分辨率激光雷达研究[J]. 光学学报, 2017, 37(4): 0401001.
- [4] Shen W, Li J, Chen Y H, *et al.* Algorithms study of building boundary extraction and normalization based on LIDAR data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(5): 692-698.
沈蔚, 李京, 陈云浩, 等. 基于 LIDAR 数据的建筑轮廓线提取及规则化算法研究[J]. 遥感学报, 2008, 12(5): 692-698.
- [5] Sun Y, Zhang X C, Kang T J, *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, 350.
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, 350.
- [6] Qiao J G, Liu X P, Zhang Y H. Land cover classification using LiDAR height texture and ANNs[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(3): 539-553.
乔纪纲, 刘小平, 张亦汉. 基于 LiDAR 高度纹理和神经网络的土地利用分类[J]. 遥感学报, 2011, 15(3): 539-553.
- [7] Sun Y, Zhang X C, Luo G W. Improved active contour model for building roof boundary extraction from LiDAR point cloud[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(6): 620-626, 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): 620-626, 636.
- [8] Awrangjeb M, Zhang C S, Fraser C S. Building detection in complex scenes thorough effective separation of buildings from trees [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2012, 78(7): 729-745.
- [9] Awrangjeb M, Zhang C S, Fraser C S. Automatic extraction of building roofs using LIDAR data and multispectral imagery [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 83: 1-18.
- [10] Cheng X J, Cheng X L, Hu M J, *et al.* Buildings detection and contour extraction by fusion of aerial images and LIDAR point cloud[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(5): 0514002.
程效军, 程小龙, 胡敏捷, 等. 融合航空影像和 LIDAR 点云的建筑物探测及轮廓提取[J]. 中国激光, 2016, 43(5): 0514002.
- [11] Hui Z Y, Cheng P G, Guan Y L, *et al.* Review on airborne LiDAR point cloud filtering[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(6): 060001.
惠振阳, 程朋根, 官云兰, 等. 机载 LiDAR 点云滤波综述[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(6): 060001.
- [12] Huang T C, Tao B Y, Mao Z H, *et al.* Classification of sea and land waveform based on multi-channel ocean lidar[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(6): 0610002.
黄田程, 陶邦一, 毛志华, 等. 基于多通道海洋激光雷达的海陆波形分类[J]. 中国激光, 2017, 44(6): 0610002.
- [13] Luo S, Jiang T, Jiang G W, *et al.* Automatic building extraction based on the TIN model for original LiDAR point cloud[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2012(S1): 334-337.
罗胜, 姜挺, 江刚武, 等. 基于原始 LiDAR 点云 TIN 模型的建筑物自动提取[J]. 测绘通报, 2012(S1): 334-337.
- [14] Chen Y M, Cheng L, Li M C, *et al.* Multiscale grid method for detection and reconstruction of building roofs from airborne LiDAR data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(10): 4081-4094.
- [15] Cheng L, Zhao W, Han P, *et al.* Building region derivation from LiDAR data using a reversed iterative mathematic morphological algorithm [J]. *Optics Communications*, 2013, 286: 244-250.
- [16] Zeng Q H, Mao J H, Li X H, *et al.* Building roof boundary extraction from LiDAR point cloud[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(4): 383-386.
曾齐红, 毛建华, 李兴华, 等. 建筑物 LiDAR 点云的屋顶边界提取[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2009, 34(4): 383-386.
- [17] Vosselman G. Building reconstruction using planar faces in very high density height data [J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1999, 32: 87-94.
- [18] Awrangjeb M, Fraser C S. An automatic and threshold-free performance evaluation system for building extraction techniques from airborne LIDAR data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(10): 4184-4198.
- [19] Zhang J Y. Complex building edge extraction from LIDAR based on undirected plane graph[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2015.

- 张婧一. 基于平面向图的激光雷达点云复杂建筑物群边缘提取[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2015.
- [20] Zhao Q H, Li Y, He X J. Building extraction from LiDAR point cloud data using marked point process [J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2014, 42(3): 529-538.
- [21] Xu W X, Yang B S, Dong Z, *et al.* Building extraction from point cloud using marked point process [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(5): 520-525.
徐文学, 杨必胜, 董震, 等. 标记点过程用于点云建筑物提取[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(5): 520-525.
- [22] Xu W X, Yang B S, Wei Z, *et al.* Building and tree crown extraction from LiDAR point cloud data based on multi-marked point process [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(1): 51-58.
徐文学, 杨必胜, 魏征, 等. 多标记点过程的 LiDAR 点云数据建筑物和树冠提取 [J]. 测绘学报, 2013, 42(1): 51-58.
- [23] Xia C L, Zhang J Y, Li Y. Building edge extraction from LiDAR based on jump detection in non-parameter regression model [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2014(8): 17-20.
夏春林, 张婧一, 李玉. 利用非参数回归跳变检测模型提取 LiDAR 建筑边缘 [J]. 测绘通报, 2014(8): 17-20.
- [24] Qiu P H, Yandell B. Jump detection in regression surfaces [J]. Journal of Computational and Graphical Statistics, 1997, 6(3): 332-354.
- [25] Qiu P H. Image processing and jump regression analysis [M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2005.
- [26] Huang Z W, Liu F, Hu G W. Improved method for LiDAR point cloud data filtering based on hierarchical pseudo-grid [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(8): 0828004.
黄作维, 刘峰, 胡光伟. 基于多尺度虚拟格网的 LiDAR 点云数据滤波改进方法 [J]. 光学学报, 2017, 37(8): 0828004.