

大场景内建筑物点云提取及平面分割算法

卢维欣 万幼川 何培培 陈茂霖 秦家鑫 王思颖

武汉大学遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079

摘要 提出一种从地面激光点云数据中提取建筑目标并进行分割的新方法,该方法利用半径渐变的主成分分析法确定各点局部几何特征(最佳半径,法向量、维度特征);根据几何特征将地面点从原始点云中剔除,将非地面点按距离聚类形成点云簇,并对点云簇进行整体特征分析,识别建筑物目标;依据点的局部特征设置区域增长法生长准则对建筑物目标进行平面分割并对分割结果进行优化。实验结果表明,该方法不仅能快速有效提取大场景中的建筑物目标进行分割,并且解决了传统区域增长法不稳定的问题,提高了建筑物点云平面分割的精确性和可靠性。

关键词 遥感;点云分割;维度特征;建筑物提取;区域增长

中图分类号 TN958.98

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201542.0914004

Extracting and Plane Segmenting Buildings from Large Scene Point Cloud

Lu Weixin Wan Youchuan He Peipei Chen Maolin Qin Jiaxin Wang Siying

School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China

Abstract A new approach for extract and segment building target from terrestrial laser scanner point clouds is presented. The local geometric features (optimal radius, normal, dimensional feature) of each point are calculated by principal component analysis of progressive radius. The points of ground are removed from original point clouds by geometrical characteristic, so that the rest points can be divided into several point-clusters by distance. The statistics features of each point-cluster are calculated to extract the buildings. A growing rule based on the local geometric features is made to segment the buildings into surfaces. The experimental results show that the proposed method has the ability to extract and segment building form wide scene. Besides, the stability and accuracy of building segmenting by the proposed method is higher than that by traditional region growing method.

Key words remote sensing; point cloud segmentation; dimensional feature; building extraction; region growing

OCIS codes 280.3640; 150.6910; 150.1135

1 引言

地面激光扫描仪能快速、精确的获取建筑物的立面信息,弥补了机载激光雷达及航空摄影测量技术在这方面的不足,已经成为城市三维(3D)建模主要的数据来源之一^[1-2]。使用地面激光点云对建筑物建模已经成为当前研究热点^[3-6],然而原始点云内除了建筑物以外还包含大量的其他地物如树、路灯等,因此在建模之前需进行建筑物提取。文献[7-8]直接对地面点云进行平面分割,并根据特定形状的组合提取目标地物,这种方法精度较高,但对整体点云进行分割效率低下。文献[9-10]利用三维空间的点在二维(2D)平面上的投影密度来进行建筑物提取,这类方法仅对结构简单的建筑物有效,对复杂的场景并不理想。而文献[11]则采用蚁群算法在建筑物与非建筑之间寻找最适分割线,同样不适用于复杂场景。平面分割是建筑物三维建模的基础,区域增长^[12-13]、模型拟合^[4,14],特征聚类^[15-16]是点云平面分割中常用的三类方法,其中区域增长因为易于实现、速度较快而得到了广泛应用,然而传统区域增长法存在不稳定的问题,这主要由点云特征的不确定性

收稿日期: 2015-04-07; 收到修改稿日期: 2015-05-14

基金项目: 国家科技支撑计划(2014BAL05B07)

作者简介: 卢维欣(1991—),男,硕士研究生,主要从事地面激光点云三维建模方面的研究。

E-mail: lwxwhu@whu.edu.cn

导师简介: 万幼川(1960—),男,教授,博士生导师,主要从事遥感数据处理与应用、摄影测量与LIDAR数据处理等方面的研究。E-mail: ychwan@whu.edu.cn

以及种子点选取不合理导致^[15]。

针对上述问题,本文提出一种基于维度特征的建筑物点云提取及分割算法,该算法将三维点根据其局部形状特性进行分类,并根据各类点在点云簇中所占比例实现了建筑物点云的快速提取;根据点云局部特性确定区域增长过程中的种子点及生长准则,提高了点云分割的准确性;综合面片合并条件,使分割结果更为合理。

2 基于维度特征的建筑物提取

2.1 点云维度特征

三维空间内的点根据所属维度可分为三类:线状点、面状点以及散乱点,分别代表一维(1D)、二维及三维特征^[17]。为了确定待定点所属维度,使用主成分分析法对点云邻域进行分析。

主成分分析是以平面拟合待定点邻域,其协方差矩阵的三个特征值 $\lambda_0 \geq \lambda_1 \geq \lambda_2$ 即为其在三个方向上的拟合平方差。令 $\delta_0 = \sqrt{\lambda_0}, \delta_1 = \sqrt{\lambda_1}, \delta_2 = \sqrt{\lambda_2}$ 分别表示三个方向的拟合残差,则有:当 $\delta_0 \gg \delta_1, \delta_2$ 时,该拟合区域仅在一个方向上存在较大的拟合残差,该点为线状点,同理当 $\delta_0, \delta_1 \gg \delta_2$ 时,该点为面状点,此时 λ_2 对应特征向量即为该点法向量,当 $\delta_0 \approx \delta_1 \approx \delta_2$ 时,该点为散乱点。使用拟合残差对点所属维度可能性进行分配:

$$a_{1D} = \frac{\delta_0 - \delta_1}{\delta_0}, \quad a_{2D} = \frac{\delta_1 - \delta_2}{\delta_0}, \quad a_{3D} = \frac{\delta_2}{\delta_0}, \quad (1)$$

式中 a_{1D} 、 a_{2D} 以及 a_{3D} 分别表示空间内某一点分属于上述三类维度的概率。则该点所属维度 d_v 可定义为

$$d_v = \arg \max_{d \in [1,3]} [a_{dD}], \quad (2)$$

依据香农熵定义^[17-18],该点邻域所包含的信息量为

$$E_f = -a_{1D} \ln(a_{1D}) - a_{2D} \ln(a_{2D}) - a_{3D} \ln(a_{3D}), \quad (3)$$

式中 E_f 表示该点邻域所包含的熵值, E_f 越小,表示该点邻域所包含的信息越少,即该点的维度特征越单一。因此,可以使用不同邻域半径 r_i 下 E_f 的变化来判断当前邻域是否适用于该点;当邻域半径 r_i 逐渐变化时, E_f 也会随之变化,当 E_f 取最小时,特征最单一,则该半径为当前点的最佳邻域半径。即:

$$r_{opt} = \arg \min_{r_i \in [r_{min}, r_{max}]} E_f(r_i), \quad (4)$$

式中 r_{opt} 表示最佳邻域半径, $[r_{min}, r_{max}]$ 表示邻域半径的下界和上界, $E_f(r_i)$ 表示在半径 r_i 下的熵值。最佳半径下所表现出的维度特征 $d_v(r_{opt})$ 即为该点的真实维度特征。图 1(a)为最佳半径下的维度特征示意图。

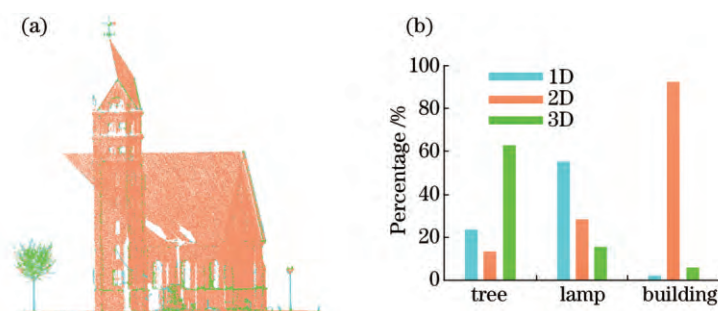


图 1 维度特征。(a) 维度特征分布图; (b) 不同地物各维度点比例

Fig.1 Dimensional features. (a) Distribution of dimension feature; (b) statistics dimension features of different objects

2.2 建筑物目标提取

由于点云结构复杂,使用单点分析的方法很难准确识别和提取地物,但不同类地物在整体特征上区别明显,如图 1(b)所示,人工建筑物中绝大部分为面状点;非建筑物如路灯,树木等,则包含更多线状点或散乱点,这为建筑物提取提供了思路。根据激光点云特性,同一地物上的点在空间上相邻,而不同地物间则通过地面连接。因此,提出一种基于整体特征的建筑物提取法:

1) 地面点云提取,地面点一般在竖直方向坐标较小且与水平面保持平行或有少量坡度,因此,采取如下法则提取地面点:

$$z < z_{min} + h_l \wedge n_z > n_l, \quad (5)$$

式中 z , n_z 分别表示待定点三维坐标以及法向量在竖直方向分量, z_{\min} 为竖直方向最低点坐标, h_1 为地形最大起伏度, 而 n_1 则代表地形最大坡度。

2) 建筑物提取, 对非地面点云使用空间距离进行聚类, 对于已经完成聚类的点云簇, 满足以下条件即为建筑物点云:

$$\phi = \frac{n_{2D}}{n_{1D} + n_{2D} + n_{3D}} > \phi_b \wedge \nabla h_{\max} > \nabla h_b, \quad (6)$$

式中 n_{1D} , n_{2D} , n_{3D} 分别表示各维度点的数目, ϕ_b 为面状点比例阈值, ∇h_{\max} 为点云簇中的最大高差, ∇h_b 则为建筑物最小高度阈值。

3 建筑物点云平面分割

3.1 点云平面分割

传统区域增长法中因种子点选取不当或特征提取不准确容易导致平面分割出现错误结果, 如图 2(a) 所示。提出一种改进的区域增长法, 对分割过程中的一些关键问题处理如下:

1) 种子点选取。相对于传统方法的随机选取, 初始种子点选取为未进行增长的面状点, 增长过程中将满足条件的点依次加入种子点队列, 每次取队列最末端点进行增长。

2) 增长准则。传统区域增长法采用空间距离小于阈值 r_p 及相邻点法向量夹角小于阈值 β_p 作为增长准则^[12], 在此基础上做了两点补充: ①待增长点为面状点; ②待增长点需满足点面距阈值条件:

$$d = \max(|r_{vv} \cdot n_v|, |r_{vv} \cdot n_v|) \leq d_p, \quad (7)$$

式中 r_{vv} 表示种子点与待增长点之间的距离, n_v 及 n_v 分别为两点法向量, d_p 为点面距阈值。

3) 增长结束条件。重复增长过程直至所有面状点完成遍历。

4) 非面状点处理。建筑物上非面状点位于平面边缘或平面相交的区域, 由于没有可靠法向量, 无法在增长的过程中确定其所在平面, 只能通过后处理的方式将其分配至最适平面。具体处理过程如下: 将已分割点云建立 KD 树^[9], 对没有平面标识的点查找其距离邻域, 通过其邻域内点的平面标识获取其临近平面, 分别计算待定点到临近平面的距离并将距离最小平面的标识赋予该点。

如图 2(b) 所示, 本文算法将法向量不可靠的区域剔除, 只在具有可靠法向量的区域选取种子点并进行分割, 并将被剔除点以后处理的方式分配至最适平面, 有效解决了传统方法中的问题。

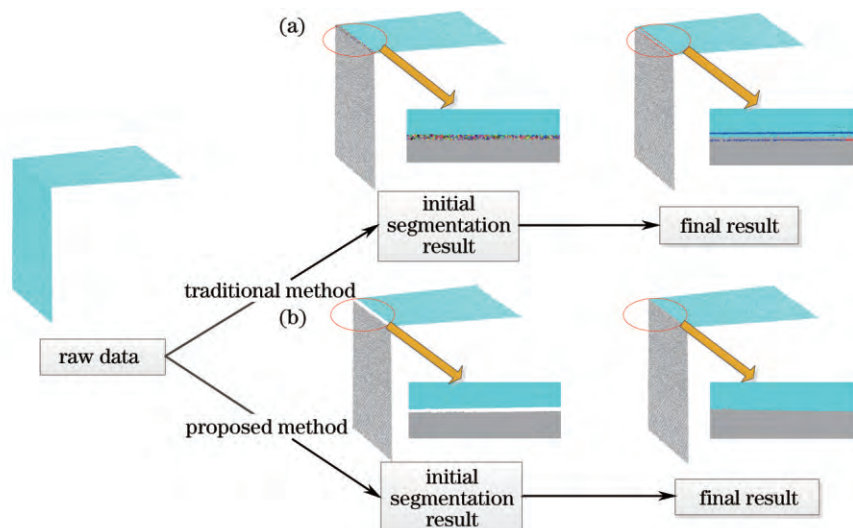


图2 传统算法与本文算法对比

Fig.2 Comparison of traditional method and proposed method

3.2 面片合并

过分割和欠分割是点云平面分割过程中常出现的两类问题^[20]。区域增长中, 过分割是由于阈值选择过

小导致,欠分割则相反。由于欠分割较难去除,而过分分割可由后处理消除,所以实际操作中会尽量避免欠分割而允许出现过分割。针对分割过程中出现的过分分割问题,设计一种优化策略使过分分割后的面片进行合并,进行合并的面片需满足以下条件:

1) 角度条件:对分割后的面片求取整体法向量,角度条件即整体法向量的夹角小于一定阈值。

2) 点面距条件:点面距参数表示原点到平面的距离,与法向量一起可唯一标识某个平面^[21]。然而在实际操作中由于点云法向量的估算存在一定的误差,并且随着点到平面距离的增大这个误差也被放大。因此,文献[22]提出了代替原始方法的公式:

$$\nabla d_{p_plane} = \max\left(\left|\mathbf{r}_{pp} \cdot \mathbf{n}_p\right|, \left|\mathbf{r}_{pp} \cdot \mathbf{n}_{p^*}\right|\right), \quad (8)$$

式中 \mathbf{r}_{pp} 表示待合并面片重心之间的距离向量, \mathbf{n}_p 及 \mathbf{n}_{p^*} 分别为两面片法向量, ∇d_{p_plane} 为点面距差值,当 ∇d_{p_plane} 小于一定阈值时即满足点面距条件。

3) 邻接条件:满足上述两个条件的面片可以认为处于同一平面上,然而并非所有位于同一平面上的点均可合并,还必须满足邻接条件:两组点云中至少有两个点之间的距离小于距离阈值 r_d 。

4 实 验

选用两组点云数据进行算法有效性测试,数据一采集自农村,包含大量结构复杂建筑物,而非建筑物数据则较少,场景中一共 2 907 928 个点,平均点间距为 0.04 m。数据二为城区数据,包含大量非建筑物数据如电线杆、路灯、树木等,而建筑物数据则相对较少,场景中一共 2 580 660 个点,平均点间距为 0.08 m。两组数据均来自 Rigel VZ400 地面三维激光扫描仪,原始点数据如图 3 所示。

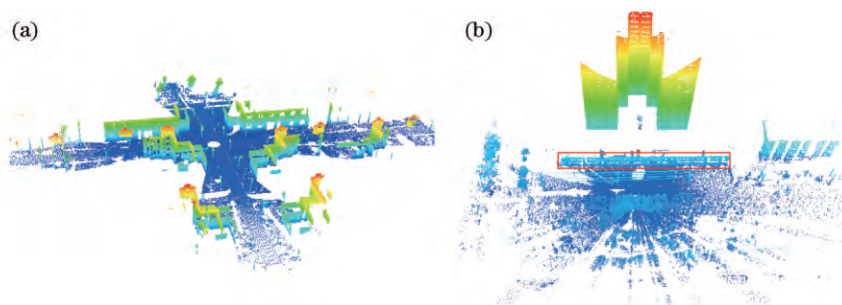


图3 原始数据。(a) 数据一;(b) 数据二

Fig.3 Original data. (a) Data 1; (b) data 2

为从原始点云中提取建筑物目标,给出建筑物提取阶段所需要的阈值参数如表 1 所示。

表1 建筑物提取实验参数设置

Table 1 Parameters setting of building extraction experiment

	r_{min} /m	r_{max} /m	h_i /m	n_i	∇h_b	ϕ_b
Data 1	0.05	0.5	1	0.9	3	0.8
Data 2	0.1	1	3	0.9	5	0.8

文献[23]指出,当最小半径 r_{min} 取值为略大于点云平均点间距,最大半径 r_{max} 设置为平均点间距的 10 倍左右时能获得理想的最佳半径。而 h_i 、 n_i 及 ∇h_b 则依据点云实际情况分别设置为原始数据中地面点的最大高差、最大坡度以及最小建筑物高度。另根据实验经验,面状点比例阈值 $\phi_p = 0.8$ 时能较好的提取建筑物目标。

建筑物目标提取结果如图 4 所示,图中砖红色部分代表建筑物点云,绿色为非建筑物点云。可以看出,基本上所有建筑物数据成功均被分离出来了,而非建筑物目标如树,路牌等则完全被剔除。

对提取的建筑物目标进行平面分割,表 2 设置了平面分割过程中的生长半径 r_p ,点面距 d_p 以及法向量夹角 β_p 等阈值。

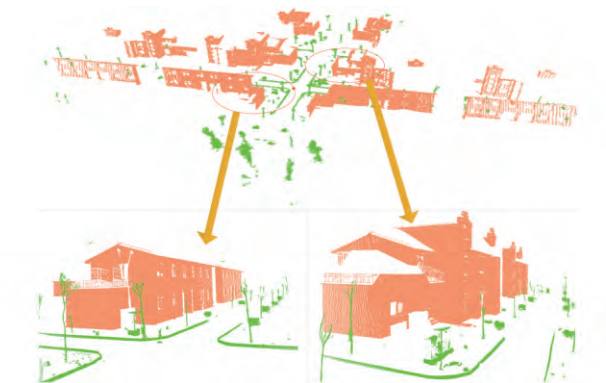


图4 建筑物目标提取结果

Fig.4 Building target extraction result

表2 平面分割实验参数设置

Table 2 Parameters setting of plane segmentation experiment

	r_p / m	d_p / m	β_p / rad
Data 1	r_{opt}	0.05	0.1
Data 2	r_{opt}	0.05	0.1

由第2节可知:当邻域半径取 r_{opt} 时能获得最合理的邻域点。 d_p 和 β_p 分别设置为区域增长过程中待增长点与增长平面的最大距离和法向量夹角,根据实验验证, d_p 在0.04~0.1 m之间、 β_p 在0.05~0.15之间时可以取得理想的实验结果,因此本文分别取值为0.05和0.1。

初始分割效果如图5(b)所示,原始数据为图3(b)中红色线框部分,初始分割后各面片实现分离,但区域②存在过分割现象,这主要由路灯、电线杆遮挡引起的平面不连续以及广告牌引起的平面凸起等导致,对面片进行合并,合并操作中的点面距阈值和角度阈值与分割过程中 d_p 和 β_p 作用类似,将其设为一致。而邻接距离阈值 r_d 则用以防止合并过程中出现欠分割,图5(c)为 $r_d=0.5$ m时面片合并效果,此时区域①中效果不变,区域②中大部分过分割点云被合并,若增大 $r_d=1$ m,区域②合并效果进一步增强,但区域①出现欠分割。因此,适当选取距离阈值能有效减少过分割并防止出现欠分割。

图5 面片合并示意图:(a) 原始点云;(b) 初始分割点云;(c) $r_d=0.5$ m;(d) $r_d=1$ mFig.5 Sketch map of patch combination. (a) Original point clouds; (b) initial segmentation point clouds; (c) $r_d=0.5$ m; (d) $r_d=1$ m

最终点云分割效果如图6、7所示,图6显示了复杂建筑物分割效果,而从图7中红色线框可以看出,即使是被树木包围的建筑物也被正确识别并完成分割。

为了定量分析本文方法分割精度,从两组原始点云中各手动提取两个平面做为参考数据,与本文实验结果进行对比,对比结果如表3所示,表中Patch 1、Patch 2选自数据区域一(图6),Patch 3、Patch 4选自数据区域二(图7),集合 A 、 B 分别表示手工方法和本文方法提取的面片点数, $A \cap B$ 表示正确分割的点点数, B/A 表示错误分割的点点数,Precision与Recall分别代表分割结果的精确率与召回率。



图6 分割效果数据区域一

Fig.6 Results of segmentation data region 1



图7 分割效果数据区域二

Fig.7 Results of segmentation data region 2

表3 分割结果分析

Table 3 Analysis of segmentation result

	A	B	$A \cap B$	B / A	Precision /%	Recall /%
Patch 1	60872	59905	59734	171	99.71	98.12
Patch 2	45541	44803	44233	570	98.72	97.12
Patch 3	13230	13227	13179	48	99.61	99.64
Patch 4	56896	56161	56119	42	99.92	98.63

从表3可以发现,测试平面提取精确率均达98%以上,同时召回率也均能达到97%以上,说明本文算法不仅能准确分割建筑物面片,而且能有效抵抗邻接面片的干扰,具有良好的可靠性。

5 结 论

以地面激光点云为研究对象,提出一种适用于建筑物快速提取与分割的方法。实验结果表明:剔除地面点后对非地面点云簇的空间分布特征进行分析能快速有效提取场景中的建筑物点云,对提取的建筑物使用区域增长法进行分割,分割过程中仅对特征明确的点进行增长,而将特征不明确点通过后处理的方式予以分配,提高了分割结果的可靠性,同时综合了面片合并条件使分割结果更为合理。下一步的研究将结合平面分割结果提取建筑物边缘,并综合语义信息实现建筑物三维重建。

参 考 文 献

- 1 Chen Zhangwen, Da Feipeng. 3D point cloud simplification algorithm based on fuzzy entropy iteration[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(8): 0815001.
陈璋雯, 达飞鹏. 基于模糊熵迭代的三维点云精简算法[J]. 光学学报, 2013, 33(8): 0815001.
- 2 Miao Qiguang, Guo Xue, Song Jianfeng, *et al.*. LiDAR point cloud data with morphological filter algorithm based on region prediction [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(1): 011003.
苗启广, 郭 雪, 宋建锋, 等. 基于区域预测的 LiDAR 点云数据形态学滤波算法[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(1): 011003.
- 3 Pu S, Vosselman G. Knowledge based reconstruction of building models from terrestrial laser scanning data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2009, 64(6): 575-584.
- 4 Boulaassal H, Landes T, Grussenmeyer P. Automatic extraction of planar clusters and their contours on building façades recorded by terrestrial laser scanner[J]. International Journal of Architectural Computing, 2009, 7(1): 1-20.

- 5 Yu Q, Helmholtz P, Belton D, *et al.*. Grammar-based automatic 3d model reconstruction from terrestrial laser scanning data[J]. ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014, 1: 335-340.
- 6 Zhang Xiao, Zhang Aiwu, Wang Zhihua. Point cloud registration based on improved normal distribution transform algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(4): 041002.
张 晓, 张爱武, 王致华. 基于改进正态分布变换算法的点云配准[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(4): 041002.
- 7 Yang B, Dong Z. A shape-based segmentation method for mobile laser scanning point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 81: 19-30.
- 8 Hao W, Wang Y, Ning X, *et al.*. Automatic building extraction from terrestrial laser scanning data[J]. Adv Electr Comput Eng, 2013, 13(3): 11-16.
- 9 Li B J, Li Q Q, Shi W Z, *et al.*. Feature extraction and modeling of urban building from vehicle-borne laser scanning data[J]. Int Arch Photogramm Remote Sens Spat Inf Sci, 2004, 35: 934-939.
- 10 Shi Wenzhong, Li Bijun, Li Qingquan. A method for segmentation of range image captured by vehicle-borne laser scanning based on the density of projected points[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2005, 34(2): 95-100.
史文中, 李必军, 李清泉. 基于投影点密度的车载激光扫描距离图像分割方法[J]. 测绘学报, 2005, 34(2): 95-100.
- 11 Liu Yawen, Pang Shiyan, Zuo Zhiqi. Ant colony algorithm for building facade points extraction[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012, 37(11): 1307-1310.
刘亚文, 庞世燕, 左志奇. 蚁群算法的建筑立面点云数据提取[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(11): 1307-1310.
- 12 Hofmann A D, Maas H G, Streilein A. Knowledge-based building detection based on laser scanner data and topographic map information [J]. International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2002, 34(3/A): 169-174.
- 13 Pu S, Vosselman G. Automatic extraction of building features from terrestrial laser scanning[J]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2006, 36(5): 25-27.
- 14 Tarsha-Kurdi F, Landes T, Grussenmeyer P. Hough-transform and extended ransac algorithms for automatic detection of 3d building roof planes from lidar data[J]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Systems, 2007, 36: 407-412.
- 15 Wang Y, Hao W, Ning X, *et al.*. Automatic segmentation of urban point clouds based on the Gaussian map[J]. The Photogrammetric Record, 2013, 28(144): 342-361.
- 16 Biosca J M, Lerma J L. Unsupervised robust planar segmentation of terrestrial laser scanner point clouds based on fuzzy clustering methods[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2008, 63(1): 84-98.
- 17 Demantké J, Mallet C, David N, *et al.*. Dimensionality based scale selection in 3D lidar point clouds[J]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Laser Scanning, 2011, 2011.
- 18 Shao Jie, Zhang Aiwu, Wang Shumin, *et al.*. Research on fusion of 3D laser point clouds and CCD image[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(5): 0514001.
邵 杰, 张爱武, 王书民, 等. 三维激光点云与 CCD 影像融合的研究[J]. 中国激光, 2013, 40(5): 0514001.
- 19 Chen Kai, Zhang Da, Zhang Yuansheng. Point cloud data processing method of cavity 3D laser scanner[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(8): 0812003.
陈 凯, 张 达, 张元生. 采空区三维激光扫描点云数据处理方法[J]. 光学学报, 2013, 33(8): 0812003.
- 20 Awwad T M, Zhu Q, Du Z, *et al.*. An improved segmentation approach for planar surfaces from unstructured 3D point clouds[J]. The Photogrammetric Record, 2010, 25(129): 5-23.
- 21 Gorte B. Planar feature extraction in terrestrial laser scans using gradient based range image segmentation[C]. ISPRS Workshop on Laser Scanning, 2007: 173-177.
- 22 Li Na, Ma Yiwei, Yang Yang, *et al.*. Segmentation of building facade point clouds using ransac[J]. Science of Surveying and Mapping, 2011, 36(5): 144-145.
李 娜, 马一薇, 杨 洋, 等. 利用 RANSAC 算法对建筑物立面进行点云分割[J]. 测绘科学, 2011, 36(5): 144-145.
- 23 Yang Bisheng, Dong Zhen, Wei Zheng, *et al.*. Extracting complex building facades from mobile laser scanning data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2013, 42(3): 411-417.
杨必胜, 董 震, 魏 征, 等. 从车载激光扫描数据中提取复杂建筑物立面的方法[J]. 测绘学报, 2013, 42(3): 411-417.

栏目编辑: 苏 岑