

文章编号 1004-924X(2018)01-0172-12

采用八叉树体素生长的点云平面提取

李明磊*, 李广云, 王 力, 宗文鹏

(信息工程大学 导航与空天目标工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要:提出了一种高效的基于八叉树体素自适应生成与体素分层次生长的平面提取方法,其主要思路为采用体素信息统计的方式进行相关阈值参数的自动选定,以及基于体素的生长替代基于点的生长进行平面提取。首先,对点云进行八叉树初始剖分并计算其几何属性信息(包括法矢、特征值以及维度特征描述符等);然后,通过统计得到细分终止条件,并对初始八叉树进行进一步自适应剖分,得到一系列非均匀八叉树体素;最后,在体素层面进行区域生长阈值的统计与体素的分层次生长,进行点云平面的精细提取。利用 4 种不同类型的点云数据对本文算法进行了测试。实验结果显示:精度和召回率可以达到 95% 以上,表明本文算法对数据质量不敏感,可以自动适应不同平台采集的、不同分布密度和不同数据质量的激光点云,并且高效地得到精细的点云平面提取结果。

关键词:点云;平面特征;八叉树;体素;区域生长

中图分类号:P237 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20182601.0172

Planar feature extraction from unorganized point clouds using octree voxel-based region growing

LI Ming-lei*, LI Guang-yun, WANG Li, ZONG Wen-peng

(School of Navigation and Aerospace Engineering,
Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

* Corresponding author, E-mail: mingleili_xd@163.com

Abstract: An efficient method for extraction of planar features from point clouds was proposed based on the concepts of self-adaptive octree voxel generation and voxel-based region growing. The proposed method involved the selection of correlated thresholds through statistics of voxel information. A voxel-based region growing approach was employed for planar feature extraction, instead of a point-based one. A point cloud was voxelized in initial voxel width and the geometrical features for each voxel were calculated, including the normal vector, eigenvalue, and three dimensionality features. The terminal constraints for octree subdivision were thereby determined through statistics and a list of octree voxels with inhomogeneous sizes was obtained after subdivision. Furthermore, planar facets were extracted through voxel-based region growing at different levels associated with the corresponding statistical threshold constraints. Evaluation experiments were performed by analyzing four different types of point clouds. The obtained experimental results show that the precision and recall rates can reach 95%, which indicates that the proposed method is insensitive to data quality and

收稿日期:2017-05-10;修订日期:2017-07-04.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 41274014, No. 41501491)

can be adaptive to various laser-scanned point cloud data. The proposed method can therefore achieve fine planar feature extraction results with high operating efficiency.

Key words: point cloud; planar feature; octree; voxel; region growing

1 引 言

随着数字地球、智慧城市、虚拟现实等概念的提出与相关技术的不断推进,三维空间信息的快速获取与处理成为当前的研究热点。作为三维空间信息获取技术的代表,三维激光扫描测量技术迅猛发展并不断开拓新的应用领域,其数据处理也成为业内的研究热点。平面是现实中普遍存在的一种特征,平面提取在当前点云数据处理中有着较为广泛的研究,提取方法总结起来主要有 Random Sample Consensus (RANSAC) 算法、Hough Transform (HT) 算法以及区域生长算法等^[1]。

RANSAC^[2]算法是一种较为经典且被广泛应用的方法,它在提取每个平面过程中迭代地随机采样 3 个点进行平面拟合,之后依据各点到拟合面之间的距离将剩余点归类为内点和外点,并将内点个数最大的采样面作为平面的提取结果。为解决平面伪交点问题,文献[3]利用八叉树结构将随机采样的点约束在一个八叉树节点之内,并计算法矢以约束采样点的共面性。为解决将类似台阶等连续分布的小平面识别为一个平面的问题,文献[4]依据平面点云分布的连续性分离出各个面,文献[5]附加了法矢约束以解决小平面的伪交点错误识别问题。大部分 RANSAC 优化算法需要计算法矢,其处理效率较低。

HT 算法^[6]最初主要用于图像的特征提取^[7],现被广泛拓展到三维点云空间的特征提取中,其将点云中点的坐标^[8]或其切平面方程参数化到极坐标空间(参数空间),并将参数空间离散化为一定间隔的投票空间,依据投票统计以及峰值探测得到显著的平面特征。HT 算法由于每个点需要多次参与投票,具有较高的时间复杂度,文献[10]和[11]等通过随机采样点投票替代所有点投票的方式以期提高效率,文献[8]提出了一种三维稀疏矩阵的优化模型以加速投票过程。HT 算

法同样也存在平面伪交点区域错误识别问题,因此一般也需要计算点云的法矢^[12],文献[13]通过将点云法矢投影到高斯球面上并采用 HT 统计出平面的朝向,进而通过优化分割平行不共面的平面。

区域生长算法^[14-15]相对于前两种方法的特点在于其并非采用统计的方式在点云全局中提取平面,而是依托点与点之间的邻接关系与相关属性的相似性传递生长提取平面,不相邻或属性不相似的点不会被归类到同一平面之中,其重点在于种子点的选用以及点与点之间共面条件的确定,例如,文献[16]选用曲率较小的点作为种子点并利用各点之间切平面夹角和距离等关系作为共面条件,由于需要计算法矢并基于点进行邻域检索,区域生长算法的效率较低。为了提高处理效率,部分学者^[17-19]考虑用体素块生长替代点层面的区域生长:文献[17]首先计算各点处的法矢,之后选用种子点按体素块进行区域生长,虽然效率有一定提升,但其实质上仍是基于点层面的区域生长;文献[18]通过建立多个尺度均匀体素统计点云中各点的最佳邻域分布,进而合并相邻且相似的体素实现对点云的分割,对平面特征只能实现粗略提取;文献[19]利用八叉树结构实现基于体素区域生长的平面提取,提高了提取效率,达到了较好的效果。

综合上述总结,依据算法需要或者为了弥补算法的缺陷,大部分现有的平面提取方法需要计算点云中各点的法矢,甚至是类似文献[15]等迭代地选取自适应点邻域计算较为精确的法矢,这是一个高耗时的过程,并且在平面提取的阶段需要人为输入较多的阈值参数。受文献[19]的启发,本文在基于点云体素化处理以保证处理效率的基础上,致力于一种更加自适应的平面特征精细提取方法研究,主要贡献在于八叉树体素分割及生长阈值选用的自适应化,即算法自动适应数据,在整个处理过程中无需人工额外输入参数。

2 八叉树体素的生成与平面提取

2.1 算法概述

本文算法的大致过程为:首先采用八叉树结

构将点云体素化,并计算各个体素的属性信息,之后通过对体素属性信息的统计得到区域生长的阈值,并利用八叉树体素的区域生长替代基于点的生长进行平面提取。算法流程如图 1 所示。

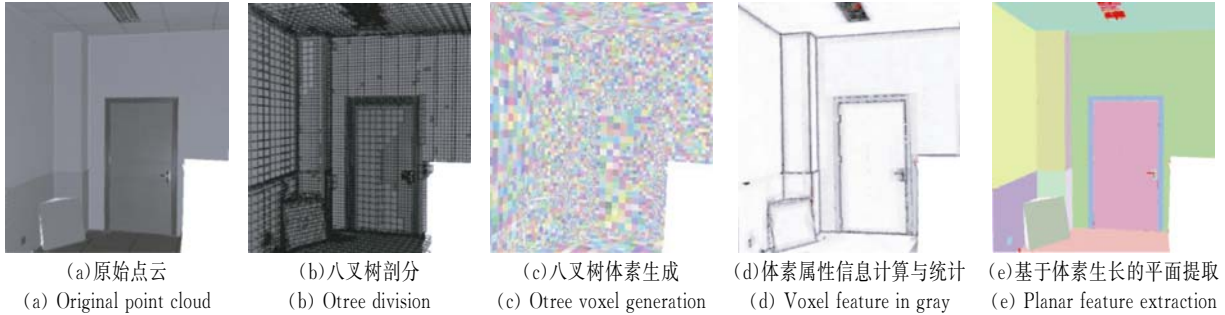


图 1 算法流程

Fig. 1 Procedure of proposed method

八叉树的剖分涉及到其初始体素尺寸和剖分终止条件等问题,关于八叉树体素的初始尺寸 d_1 的确定,文献[19]根据点云的密度确定初始体素宽度,第二步继续依据体素最小尺寸阈值 d_{\min} 和局部平面拟合标准差阈值 σ_{th} 对初始体素进行细分,建立尺寸依据点分布密度自适应的体素,但这种方法需预判点云密度分布并且人为输入 d_{\min} 和 σ_{th} 。由于点云密度未知,本文在八叉树剖分时固定设定 d_1 为一个较小值,并依据初始剖分后的统计结果来判定是否需要调整八叉树的层数以避免额外的点云密度判定与 d_1 值输入, σ_{th} 值依据对最近似面状分布的区域进行统计得到, d_{\min} 值依据相关参数计算的需求推导得到。

区域生长的一个关键步骤是确定生长类别差异的阈值,对于基于点区域生长的平面提取来说,主要问题是确定点与点之间的共面条件,即邻域点间的法矢夹角阈值及点到邻域点局部切平面的距离因子阈值,同样地,对于体素生长来说,其主要问题同样是确定体素与体素间的共面条件,即相邻共面体素间的法矢夹角阈值 θ_{th} 及体素到邻域体素平面的距离因子阈值 d_{th} 。在建立的八叉树结构中进行体素生长提取平面时,文献[19]同样采用了人为输入 θ_{th} 和 d_{th} 的方式,本文由于采用分层次体素生长的方式提取平面, d_{th} 值按各层次分别统计得到, θ_{th} 值的设定方式与 d_{\min} 类似,依据点云的分布特性以及本文八叉树的剖分特点推导得到。

2.2 八叉树体素的自适应生成

在文献[19]算法的基础上,为了实现适用于平面提取的更加自适应于点云分布的八叉树剖分方式,本文采用八叉树剖分步骤:

Step 1, 八叉树的初始剖分。根据现实世界中平面特征的大致分布将 d_1 预设为一个相对较小的值对点云进行初始剖分,得到一系列尺寸均匀的八叉树体素,初始八叉树的具体剖分方式不再赘述。由于需要采用剖分得到的八叉树体素内点参与运算,所需的最少点个数也需要纳入剖分终止条件中,以保证在点分布稀疏区域的体素在后期的剖分过程中不致成为孤立体素,而在点分布密集区域的剖分主要受阈值 d_{\min} 和 σ_{th} 的约束。

Step 2, 八叉树体素信息的计算。在各个初始八叉树体素中,参照局部点云统计的 PCA 算法^[20-22],首先利用体素内点集 $\{\mathbf{P}_i = [x_i \ y_i \ z_i]^T, i \in (1, 2, \dots, k)\}$ 建立协方差矩阵:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\mathbf{P}_i - \bar{\mathbf{P}}) (\mathbf{P}_i - \bar{\mathbf{P}})^T, \quad (1)$$

其中: $\bar{\mathbf{P}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mathbf{P}_i$ 为体素重心点,矩阵 \mathbf{C} 对称正定,将 \mathbf{C} 特征值分解得:

$$\mathbf{C} = [\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2 \ \mathbf{e}_3] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{e}_1 \\ \mathbf{e}_2 \\ \mathbf{e}_3 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 > 0$ 为矩阵 \mathbf{C} 的 3 个特征值(对应 3 个主成分的方差),其对应的 3 个特征向量

e_1 、 e_2 和 e_3 代表点集的 3 个主方向,将 λ_3 对应的特征向量 e_3 作为体素的法矢 n ,各方向的标准差 $\sigma_v = \sqrt{\lambda_3}$, $\sqrt{\lambda_1}$ 、 $\sqrt{\lambda_2}$ 和 $\sqrt{\lambda_3}$ 可以近似理解为点集的长度、宽度和厚度;参照文献[22]计算点集的 3 个空间维度特征描述符:

$$\alpha_{1D} = \frac{\sqrt{\lambda_1} - \sqrt{\lambda_2}}{\sqrt{\lambda_1}}, \alpha_{2D} = \frac{\sqrt{\lambda_2} - \sqrt{\lambda_3}}{\sqrt{\lambda_1}}, \alpha_{3D} = \frac{\sqrt{\lambda_3}}{\sqrt{\lambda_1}}, \quad (3)$$

式中 α_{1D} 、 α_{2D} 、 α_{3D} 分别可以表示局部点集呈线状、面状或是体状(球状)分布的概率,并且满足 $\alpha_{1D} + \alpha_{2D} + \alpha_{3D} = 1$ 。

Step 3, 体素内点分布的一致化。由于八叉树的剖分是依托在坐标系的 3 个轴向上,而点云的主方向分布是任意的,如图 2(a)所示,相邻体素的内点个数及分布是不统一的,从而导致同一

平面上各体素的 α_{2D} 值(面维度特征描述符)差异较大,将仅采用体素内点拟合计算得到的 α_{2D} 按照大小对体素赋灰度值,显示效果如图 2(b)所示,相邻体素之间的属性分布是不平滑的。为了改善此问题,本文采用了体素内点分布一致化策略:首先统计各体素原始内点的重心(体素重心),然后依托其各自的邻域体素搜寻距其重心距离为 d'_v (体素立方体外包围球的半径,下文简称为体素外接球半径)的球邻域内点(其所有原始内点包含在内,下文描述过程中在不特别指明的情况下体素内点特指此球邻域内点),如图 2(c)所示,其中 d_v 为体素尺寸。将体素内点分布一致化后得到的 α_{2D} 灰度值如图 2(d)所示,其分布的平滑性相比图 2(b)有了较为明显地改善。

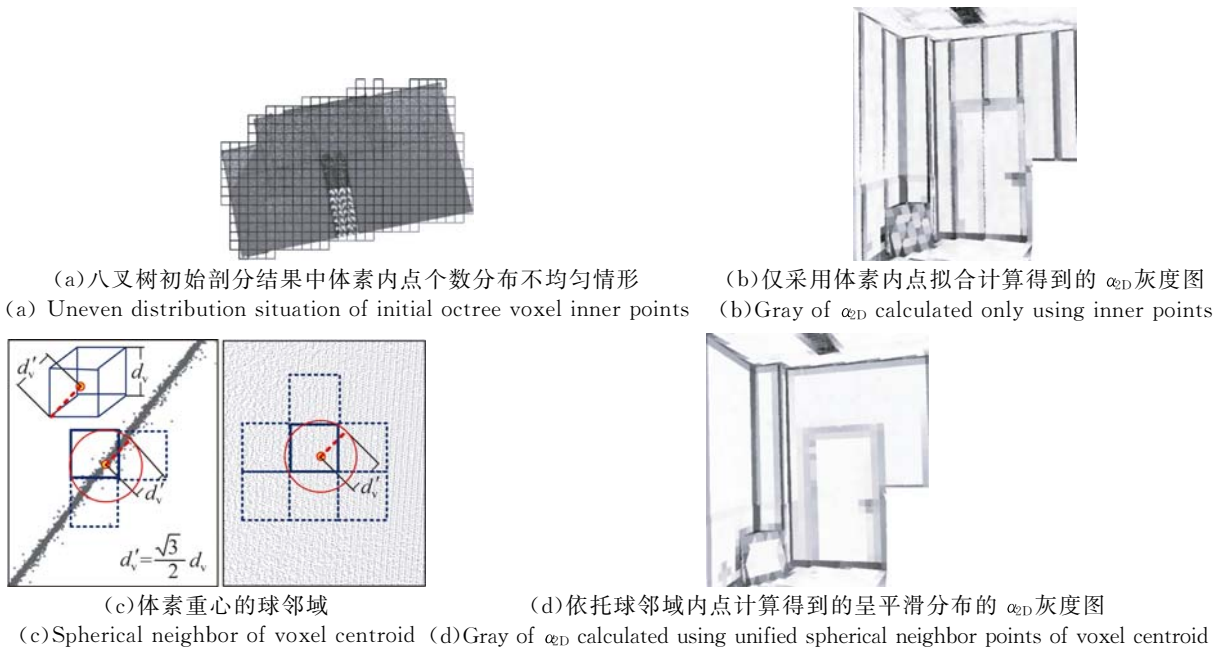


图 2 八叉树初始剖分后体素信息计算存在的问题及解决方法

Fig. 2 Problems existing in geometrical feature calculation and corresponding solutions

Step 4, 八叉树体素剖分终止条件阈值 d_{min} 的统计确定。当前体素是否继续被剖分取决于其尺寸 d_v 和拟合标准差 σ_v 的大小与阈值 d_{min} 和 σ_{th} 之间的关系,其中 $2\sigma_v$ 反映体素内点的厚度(拟合面两侧点厚度各为 σ_v),本步骤的重点为如何确定 d_{min} 和 σ_{th} 。为了保证 α_{2D} 值准确表示体素的面状概率,依据式(3),需保证 $\sqrt{\lambda_1}$ 和 $\sqrt{\lambda_2}$ 均不小于 $10\sqrt{\lambda_3}$,如图 3 所示,需使 $2d'_v \geq 10(2\sigma_v)$,从而应

使 $d_v: \sigma_v \geq (20/\sqrt{3}):1 = R_{th}$ 。在之后的体素剖分中,为保证各体素的子体素大小大于 $R_{th}\sigma_v$,应使 $d_{min} \geq 2R_{th}\sigma_{th}$,由此 σ_{th} 的确定成为重点。

Step 5, 八叉树体素剖分终止条件阈值 σ_{th} 的统计确定。为了使阈值 σ_{th} 自动适应数据特点,对 Step2 和 Step3 计算得到的体素信息进行统计,获取平面度最好的的一部分体素。由于上述 d_{min} 的设定值可保证 α_{2D} 正确表示体素的面状概率,依据

α_{2D} 进行阈值 σ_{th} 的统计, 作为概率量的 $\alpha_{2D} \in (0.00, 1.00)$, 认为满足 $\alpha_{2D} \geq 0.50$ 的体素为平面体素(设满足此条件的体素个数为 $n_{[0.50, 1.00]}$) 并以 0.01 为统计间隔统计 α_{2D} 位于其前 1% 的体素, 即统计使满足 $n_{\alpha_{2D}^{th}, 1.00} \geq 1\% \cdot n_{[0.50, 1.00]}$ 的阈值 α_{2D}^{th} (即前 1% 条件, 采用此条件是为了尽量避免采用单一平面体素信息导致的阈值误判)。图 4(a) (彩图见期刊电子版) 所示中红色体素为图 1(a) 所示数据满足 $\alpha_{2D} \geq \alpha_{2D}^{th}$ 的代表性平面体素。之后统计这批满足条件的体素 σ_v 值分布情况, 对于实际扫描测量获取的有应用价值(精度足够高)的点云, 其数据质量一般在 0.1 mm 量级至 cm 量级之间, 这里以 0.1 mm 为原始投票间隔对代表性平面体素进行 σ_v 值投票统计, 图 4(a) 所示数据对应的 σ_v 值统计结果如图 4(b) 所示(图 4(a) 所示数据为采用 Riegl VZ-400 扫描某实验室墙角所得), 通过峰值探测^[8] 将正好包含整个峰值在内的 σ_v 上限作为 σ_{th} 。为避免预先设定的投票空间分布过于稀疏, 此步骤中如果 σ_{th} 值比投票间隔大两个数量级, 则重设投票间隔为原始投票间隔的 10 倍进行重新投票。

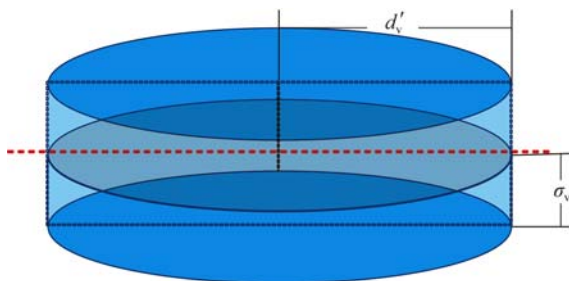


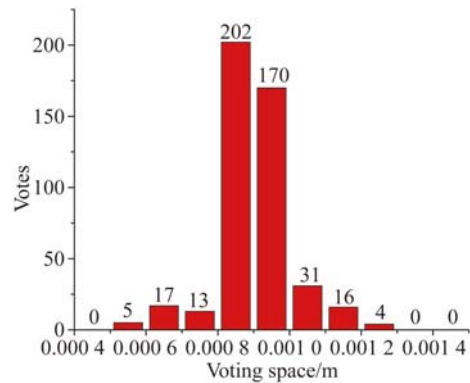
图 3 体素尺寸与其平面拟合标准差示意

Fig. 3 Sketch map for relationship between voxel width and standard deviation value of planar fitting



(a) 代表性平面体素位置

(a) Distribution of representative planar voxels



(b) 平面拟合标准差投票统计结果

(b) Voting result of standard deviation values

图 4 代表性平面体素及其平面拟合标准差投票统计图
Fig. 4 Sketch map for representative planar voxels and voting result of their planar fitting standard deviation values

Step 6, 八叉树体素的进一步自适应剖分。Step4 和 Step5 通过统计得到了八叉树当前层进一步剖分时的阈值 d_{min} 和 σ_{th} , 在本步骤, 首先判断当前八叉树初始剖分后的体素尺寸 d_1 与 d_{min} 的大小关系, 如果 $d_1 < d_{min}$, 则将八叉树的层数缩减 1 层, 直至 $d_1 \geq d_{min}$, 并重新执行 Step2~Step5。

在 Step 6 之后的自适应剖分过程中, 如果当前层体素的最小尺寸 $d_{level} < 2R_{th} \sigma_v$, 剖分完成, 如果体素 $\sigma_v \leq \sigma_{th}$, 此体素终止剖分, 否则, 继续剖分并重新执行 Step 2~ Step 6。最终执行结果为一列适应于点云分布的非均匀八叉树体素, 效果如图 1(b)~图 1(d) 所示。

2.3 基于体素生长的平面提取

为了尽量避免欠分割, 在八叉树体素剖分结果的基础上采用依据 α_{2D} 大小进行体素分层生长的策略提取平面特征。区域生长算法的关键问题是如何确定相邻共面体素间的法矢夹角阈值 θ_{th} 及体素到邻域体素平面的距离因子阈值 d_{th} 。

图 3 的竖截面如图 5 所示, 由于测量误差的影响, 利用体素内点通过拟合计算得到的体素法矢 n 与被测面法矢的偏角 $\leq \arctan(\sigma_v/d'_v)$, 由于 $d'_v \geq 10\sigma_v$, 相应地可保证 $\theta \leq 2\arctan(0.1)$, 故此处设置 $\theta_{th} = 2\arctan(0.1) \approx 11.42^\circ$ 。而关于 d_{th} 的设定, 本节采用类似上节 Step 3 的体素统计策略, 根据 α_{2D}^{th} 的统计情况动态设定 d_{th} 。

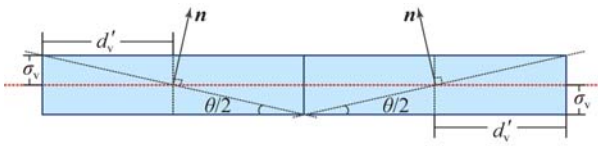


图 5 相邻共面体素的法矢夹角与体素尺寸和拟合标准差之间的关系

Fig. 5 Sketch map for relationship among intersection angle, voxel width and planar fitting standard deviation value of two neighbor coplanar voxels

Step 1, 种子体素的获取与排序。整个八叉树体素结构的 α_{2D} 以灰度形式显示的效果参考图 1(d), 与上节描述一致, 认为满足 $\alpha_{2D} \geq 0.50$ 的体素为平面体素, 并将其作为种子体素存储。遍历整个八叉树结构后可得到种子体素集合 S_v , 然后将 S_v 中体素按照 α_{2D} 的大小进行排序。

Step 2, 种子体素依据 α_{2D} 的投票确定第一层种子体素生长的生长阈值。与上节八叉树剖分终止条件的体素投票统计方式一致, 首先统计种子体素中 α_{2D} 位于其前 1% 的体素作为第一层种子

体素, 然后对第一层种子体素进行 σ_v 值投票统计, 得到的 σ_{th} 作为第一层种子体素生长的距离因子阈值 d_{th} , 整个统计与投票的过程与图 4 所示情形相似, 不做赘述。

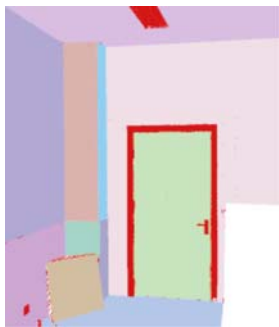
Step 3, 种子体素的第一层生长。以 Step 2 确定的生长阈值为生长条件, 按照排序后的种子体素依次进行基于体素的区域生长。对于种子体素 $v_s \in S_v$, 首先判断 v_s 自身的局部平面拟合标准差是否小于 d_{th} , 如果满足, 则判断 v_s 的邻域体素 v_{sn} 与 v_s 之间的法矢夹角, 如果夹角小于阈值 θ_{th} , 判断 v_{sn} 的重心到 v_s 的局部切平面的距离, 如果此距离小于阈值 d_{th} , 将 v_{sn} 与 v_s 归到同一体素平面 Θ (由体素集组成的平面) 中, 标记 v_{sn} 为已被生长, 并将其作为当前体素平面生长的种子体素进行进一步生长。当体素平面 Θ 不能进一步生长 (无满足共面条件的邻域体素) 时, 重新从 S_v 中选取未被生长的种子体素进行下一个体素平面的生长。本步骤执行效果参考图 6(a) (彩图见期刊电子版)。



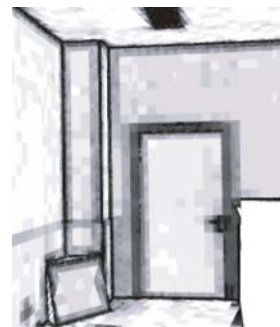
(a) 第一层种子体素生长 (红色点为未被生长区域)
(a) First level growing result



(b) 第一层生长后边缘生长
(b) Edge refinement result for first growing level



(c) 第二层种子体素生长及边缘生长
(c) Second level growing result and its edge refinement result



(d) 整个生长过程的体素分层情况
(按照颜色由白到黑标示体素分层的先后)
(d) Leveling status of whole region growing procedure

图 6 体素分层生长的平面提取过程

Fig. 6 Sketch map for planar feature extraction based on voxel-based region growing in different levels

Step 4, 第一层体素生长后的体素平面边缘生长。本步骤在 Step 3 生长到的并且未被归属到体素平面中的边缘体素集合 E 中进行, 对于边缘体素 $v_e \in E$, 首先搜寻其邻域体素, 并且在其邻域体素中寻找邻接体素平面 Θ_e 的元素体素(邻接平面个数可能不唯一), 判断 v_e 的所有内点到邻接体素平面的距离 $d_{v_e, P}$, 将 v_e 的内点归类到 $d_{v_e, P}$ 小于极限误差 $2d_{th}$ 并且 $d_{v_e, P}$ 值最小的邻域体素平面中, 如果 v_e 中存在一定数目的未被归类点, 重新依据其剔除归类点后的球邻域内点更新其体素属性信息, 并依据其 α_{2D} 值的大小判断是否将其附加到种子体素集合 S_v 中。本步骤执行到所有属于 E 的体素被处理后跳转下一步。本步骤执行后的效果参考图 6(b)。

Step 5, 种子体素的后几层生长。本步骤迭代执行 Step 2~ Step 4, 只不过在 Step 2 中 α_{2D} 位于前 1% 的体素为上一层生长之后剩余体素的前 1%。第二层生长后效果如图 6(c) 所示, 本步骤执行完成后效果参考图 1(e), 体素分层情况参考图 6(d)。

3 实验与分析

3.1 实验数据

为验证提出方法的有效性, 选用了模拟数据以及包括地面、车载和机载 3 种类型的激光扫描

实测数据进行算法的验证与对比。

模拟数据为从如图 7(a) 所示建筑模型中均匀采样并添加 2 mm 范围内的随机噪声得到的较为理想化的点云; 地面激光扫描数据采用开源数据 Robotic 3D Scan Repository-12^[23] 中的部分数据(如图 7(b) 所示), 数据为奥斯纳布吕克大学计算机科学学院的智能系统研究团队在德国不莱梅自由汉萨市采用 Riegl VZ400 采集的建筑数据; 车载激光扫描数据采用开源数据^[24] 中的一段数据(如图 7(c) 所示), 由法国国家测绘局(IGN) MATIS 实验室在法国巴黎市采用 Stereopolis II 移动测量系统采集得到的建筑数据; 机载激光扫描数据采用 ISPRS^[25] 提供的开源数据(如图 7(d) 所示)。4 种数据的相关信息统计如表 1 所示, 其中平面数量与平面点数为采用人工标记点云平面并统计得到, 用于算法的精度验证。从表 1 可知, 此 4 种不同类型的点云数据具有不同的厚度(其值受测量精度以及被测物表面的平滑程度、色彩、纹理等因素影响, 一般将法矢计算标准差的平均值作为点云厚度, 本文将平面提取结果的平均标准差作为此值)和点间距(所有点与其各自邻域点之间的平均距离, 效果等同于点密度, 受测量距离及激光扫描测量速度等因素的影响), 并且包含的平面数量也不同, 选用这样的数据可以验证算法对数据的自适应能力。

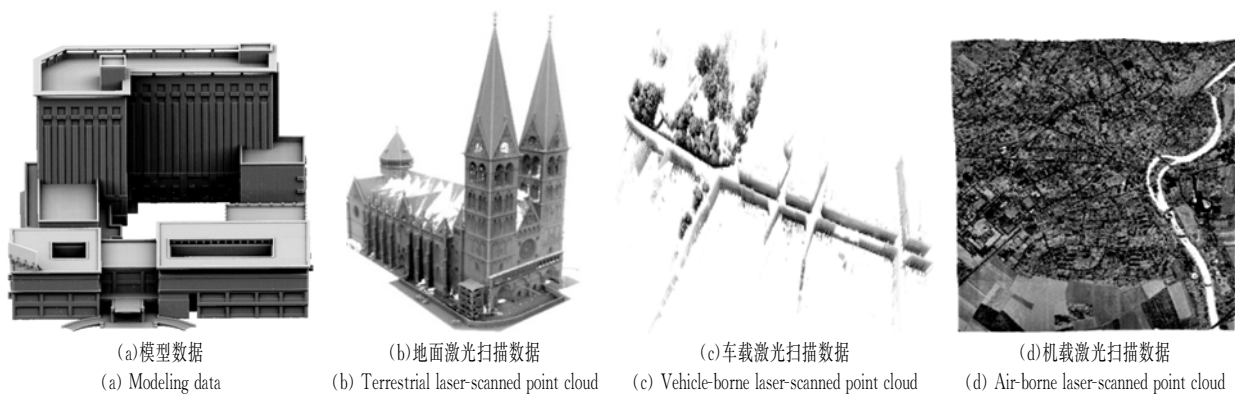


图 7 实验数据

Fig. 7 Experiment data

表 1 实验数据相关属性信息
Tab. 1 Information of experiment data

数据	类型	点数/个	点间 距/m	厚度/m	平面 数量/个	平面 点数/个
(a)	模拟	99 993 932	0.012 4	0.001 9	3 417	99 993 932
(b)	地面	13 089 197	0.017 4	0.003 6	4 570	12 153 106
(c)	车载	13 768 461	0.037 9	0.004 6	9 310	6 534 507
(d)	机载	18 562 001	0.281 2	0.021 5	7 232	9 625 482

3.2 参数敏感性测试

本文算法部分参数的选用采用了经验值,总结起来对处理结果可能产生较大影响的主要有八叉树剖分的初始尺寸 d_1 以及 α_{2D} 的统计间隔 $r_{\alpha_{2D}}$ 两项,本文依据经验值分别将其设置为 0.1 m 和 0.01 m。为了验证相关经验参数的敏感性与选用值的合理性,本节对不同参数值得到的结果进行了精度和召回率统计,其中精度值依据算法提取的平面数量与人工标记的平面数量之比得到,召回率依据算法识别的平面点数与人工标记的平面点数之比得到。

在本组实验中,首先固定 $r_{\alpha_{2D}}$ 为 0.01 并变动 d_1 ,统计结果如表 2 前 4 行所示,分析可得以下结论:

(1)对于算法精度,纵向对比同一数据的不同 d_1 值处理结果,由于算法在八叉树初始剖分时依据平均内点个数自动调整八叉树层数,因此在 d_1 值设置得较小时主要影响到处理效率,对处理结果的精度影响较小,而在 d_1 值设置得偏大时由于容易丢失细节特征导致精度降低;

(2)横向对比不同数据的(1)结论,点云密度越大(点间距越小), d_1 值设置得偏大时细节丢失越显著,精度降低越剧烈;

(3)对于算法召回率,纵向对比同一数据的不同 d_1 值处理结果,由于点云分布不均匀, d_1 值设置得较小时部分稀疏区域由于体素离散分布导致未被识别,从而召回率降低;而在 d_1 值设置得偏大时同样由于丢失细节特征而导致召回率降低;

(4)横向对比不同数据的(3)结论,召回率变化对点云密度不敏感;

然后固定 d_1 值为 0.1 m 并变动 $r_{\alpha_{2D}}$ 值,统计结果如表 2 后 5 行所示,分析可得以下结论:

(1)对于算法精度,纵向对比同一数据的不同 $r_{\alpha_{2D}}$ 值处理结果, $r_{\alpha_{2D}}$ 值越小,统计耗时越久,但使得体素分层生长的层数越多,从而细节识别越充分,提取精度越高;

(2)横向对比不同数据的(5)结论,点云密度越小细节表现能力越差, $r_{\alpha_{2D}}$ 值设置得偏大时体素分层生长的层数越少,精度降低越剧烈;

(3)对于算法召回率,纵向对比同一数据的不同 $r_{\alpha_{2D}}$ 值处理结果, $r_{\alpha_{2D}}$ 值越大,体素分层生长的层数越少,生长条件越宽松,从而使得召回率越高;

(4)横向对比不同数据的(7)结论,点云密度越小细节表现能力越差,从而生长条件的严格程度越低,召回率变化越不显著。

综合本组实验统计结果,本文算法的 d_1 以及 α_{2D} 值的统计间隔分别设置为 0.1 m 和 0.01 m 可以得到较为满意的结果,并且对数据质量不敏感。

表 2 不同参数平面提取结果对比
Tab. 2 Comparison of planar feature extraction results

参数		耗时/s				精度/%				召回率/%				
d_1 (m)	$r_{\alpha_{2D}}$	(a)	(b)	(c)	(d)	(a)	(b)	(c)	(d)	(a)	(b)	(c)	(d)	
0.05	0.01	231.2	45.1	34.8	45.4	98.9	92.5	97.0	96.2	99.9	98.9	98.0	98.5	
0.1		208.6	42.3	33.1	35.8	99.0	96.5	98.9	98.7	99.9	99.1	98.2	98.7	
0.2		169.6	39.9	31.1	29.9	99.2	93.7	98.7	97.6	99.9	98.9	98.1	98.6	
0.4		141.5	22.3	28.8	24.9	94.6	85.1	97.6	97.1	99.8	98.9	98.1	98.5	
		0.001	416.1	71.6	62.1	51.9	99.1	96.7	98.9	99.2	99.9	99.0	97.8	98.5
		0.005	242.2	47.4	39.6	42.4	99.1	96.4	98.9	99.1	99.9	99.1	97.8	98.7
0.1		0.01	208.6	42.3	33.1	35.8	99.0	96.5	98.9	98.7	99.9	99.1	98.2	98.7
		0.05	197.3	34.0	28.8	30.5	97.0	81.9	81.3	82.8	99.9	99.5	98.8	99.3
	0.1	186.3	32.6	28.3	27.4	89.6	73.4	82.7	72.7	99.9	99.6	99.1	99.4	

3.3 实验对比

本组实验对 3 种实验数据分别采用本文提出的方法、文献[19]方法(Octree Based, OB)以及高效 RANSAC 算法^[3](RANSAC Based, RB)进行平面提取结果对比,实验中 OB 和 RB 算法的阈值参数参考本文算法执行过程中自动统计得到的相关阈值参数(点到平面距离阈值 d_{th} 参考本文

算法统计得到的点云平均厚度设置;OB 算法的初始八叉树体素尺寸 d_1 和最小尺寸 d_{min} 参考本文算法执行过程中的八叉树相关体素尺寸设置)。3 种算法对 4 种数据处理结果的对比如表 3 所示,平面提取整体效果及局部细节效果如图 8 所示。

表 3 平面提取结果对比

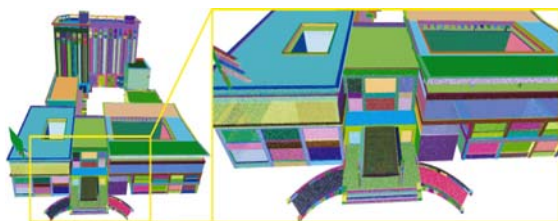
Tab. 3 Comparison of planar feature extraction results

数据	输入参数				耗时/s			精度/%			召回率/%			
	d_1/m	d_{min}/cm	d_{th}/mm	$\theta_{th}/(^{\circ})$	本文	OB	RB	本文	OB	RB	本文	OB	RB	
(a)	OB	0.1	2.5	4.0	10.0	208.6	63.5	1210.1	99.0	98.2	98.7	99.9	98.4	97.2
	RB	—	—	4.0	6.0									
(b)	OB	0.2	5.0	10.0	10.0	42.3	9.7	145.7	96.5	82.8	67.2	99.1	89.7	81.2
	RB	—	—	10.0	10.0									
(c)	OB	0.5	10.0	10.0	10.0	33.1	8.8	101.9	98.9	76.2	68.7	98.2	74.7	76.9
	RB	—	—	10.0	6.0									
(d)	OB	2.0	50.0	43.0	10.0	35.8	7.5	819.5	98.7	89.5	52.6	98.7	91.0	85.7
	RB	—	—	43.0	6.0									

从表 3 给出的实验结果对比中可知:(1) 由于本文算法避免了基于点的邻域搜寻,并且平面提取过程中未执行较为复杂的迭代运算,整体效率较高,但由于采用了基于体素的邻域搜寻用于体素内点分布的一致化,并且动态统计相关阈值参数,效率低于 OB 算法;(2) 本文算法在精度和召回率方面较 OB 和 RB 算法有较大优势;(3) 本文算法在处理过程中未额外输入人工参数,而 OB 和 RB 算法需要预先设置合适的相关参数。

从图 8(彩图见期刊电子版)展示的平面提取效果中可知:(1) 本文算法和 OB 算法继承了基

于点的区域生长的特点,非邻接的平行共面平面一般情况下被归属为不同平面;(2) 由于平面生长过程中采用了体素分层生长的方式动态统计阈值参数,本文算法自动适应于数据,从而使得平面提取的效果优于 OB 和 RB 算法;(3) OB 算法在阈值设置上需要权衡过分割(如图 8(c2))与小特征的保持(如图 8(a2)和(b2)),并且由于体素信息计算未依托邻域体素,在部分平面相交区域容易产生边缘锯齿(如图 8(d2));(4) RB 方法由于全局选用固定阈值,在平面类型较丰富的场景中容易导致过分割和欠分割并存。



(a1) 本文算法
(a1) Proposed method



(b1) 本文算法
(b1) Proposed method

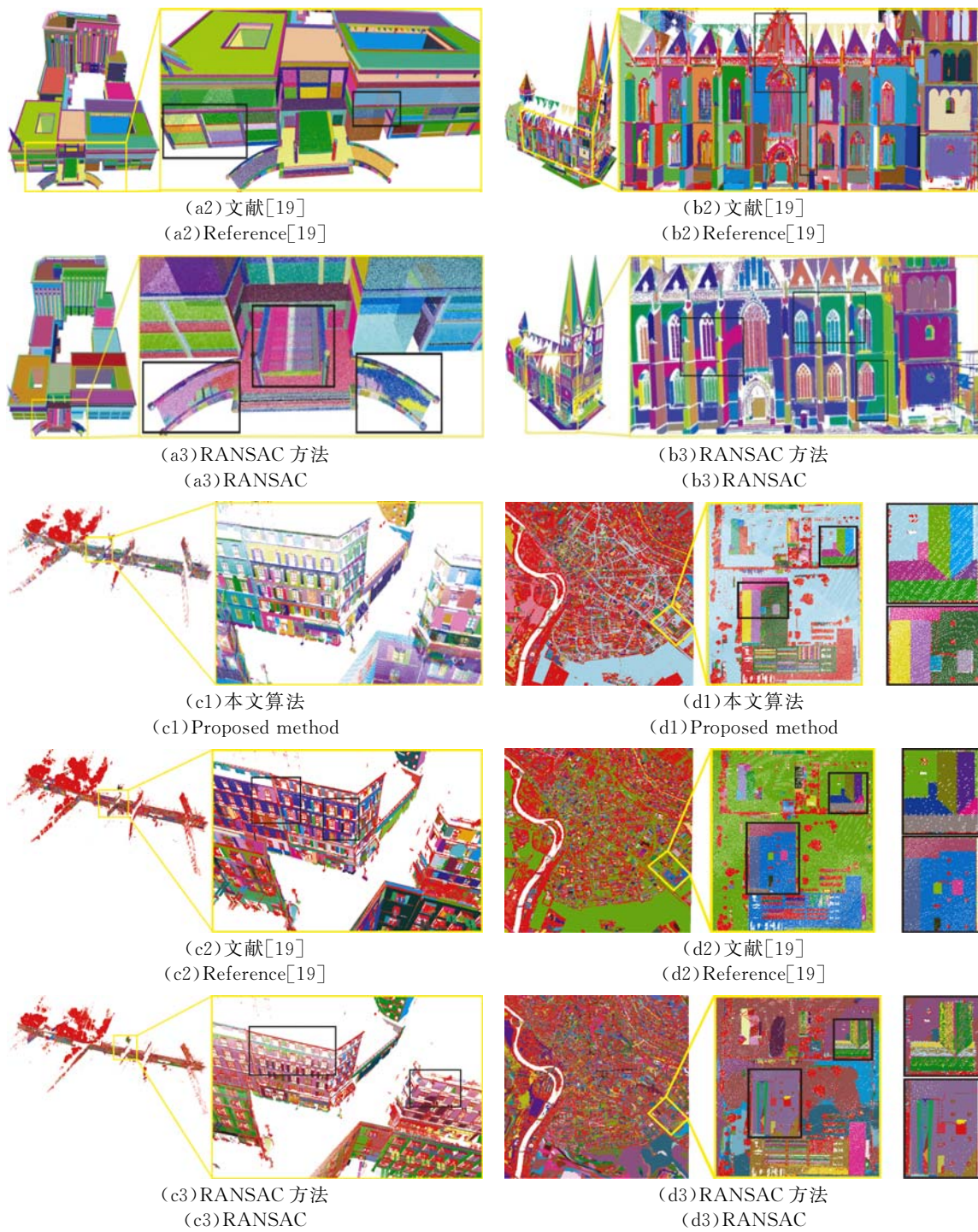


图 8 实验结果
Fig. 8 Experimental results

4 结 论

本文提出了一种基于八叉树体素生长的点云平面提取方法,其核心思路是利用体素块替代基

于点的操作,进行相关阈值参数的统计、八叉树的自适应剖分与平面的体素分层次生长提取,算法具有较高的执行效率和较优的平面提取结果,拥有良好的数据自适应性。本文算法的局限性主要在于:(1)由于八叉树的初始剖分仍需采用固定的

体素尺寸,在处理类似单站地面激光扫描获取的这种远近分布不均匀的点云时,即使依据体素内平均点个数进行八叉树层数的回缩,仍会存在一定数量的孤立体素,从而导致后期处理过程中这部分稀疏区域的丢失;(2)由于采取分块处理策略,对每个块内部最少点个数进行了限定,因此在相关测试中,部分极为稀疏的点云场景中(比如点密度为 $1\sim 3$ point/m² 的机载激光扫描点云),本文算法并不能达到理想的平面提取结果。

下一步工作设想:(1)在进行点云的八叉树自适应剖分时,每层的剖分都会进行体素信息的重

新计算,这是一个相对比较耗时的过程,八叉树自适应剖分的效率仍具有一定的改进空间;(2)在进行相关阈值的自动统计时,统计间隔的选用是刚性的,并且体素依概率的分层方式也具有较为一般的自适应性,更加自适应的平面特征自动提取方法仍具备一定的研究空间。本文算法在点云的非均匀体素化操作替代基于点层面的操作以及点云平面的精细提取等方面具有一定的参考价值。结合本文算法,下一步将在点云轮廓线精细提取以及建筑信息模型的自动化生成等方面做进一步研究。

参考文献:

- [1] LIMBERGER F A, OLIVEIRA M M. Real-time detection of planar regions in unorganized point clouds [J]. *Pattern Recognition*, 2015, 48(6): 2043-2053.
- [2] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [3] SCHNABEL R, WAHL R, KLEIN R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection [J]. *Computer Graphics Forum*, 2007, 26(2): 214-226.
- [4] GALLO O, MANDUCHI R, RAFII A. CC-RANSAC: fitting planes in the presence of multiple surfaces in range data [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(3): 403-410.
- [5] QIAN X F, YE C. NCC-RANSAC: a fast plane extraction method for 3-D range data segmentation [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(12): 2771-2783.
- [6] HOUGH P V C. Method and means for recognizing complex patterns; US. 3069654[P]. 1962-12-18.
- [7] DUDA R O, HART P E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures [J]. *Communications of the ACM*, 1972, 15(1): 11-15.
- [8] OGUNDANA O O, COGRAVE C R, BURGUETE R L, et al.. Automated detection of planes in 3-D point clouds using fast Hough transforms [J]. *Optical Engineering*, 2011, 50(5): 053609.
- [9] 李明磊, 李广云, 王力, 等. 3D Hough Transform 在激光点云特征提取中的应用 [J]. *测绘通报*, 2015(2): 29-33.
- LI M L, LI G Y, WANG L, et al.. Automatic feature detecting from point clouds using 3D Hough Transform [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2015(2): 29-33. (in Chinese)
- [10] KIRYATI N, EL DAR Y, BRUCKSTEIN A M. A probabilistic Hough transform [J]. *Pattern Recognition*, 1991, 24(4): 303-316.
- [11] YLÄ-JÄÄSKI A, KIRYATI N. Adaptive termination of voting in the probabilistic circular Hough transform [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(9): 911-915.
- [12] VOSELMAN G, GORTE B G H, SITHOLE G, et al.. Recognizing structure in laser scanner point clouds [C]. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, ISPRS, 2004: 94-95.
- [13] NGUYEN H H, KIM J, LEE Y, et al.. Accurate and fast extraction of planar surface patches from 3D point cloud [C]. *ACM Proceedings of the 7th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, 2013: 1-8.
- [14] RABBANI T, VAN DEN HEUVEL F A, VOSELMAN G. Segmentation of point clouds using smoothness constraint [C]. *ISPRS International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2006: 248-253.
- [15] 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.
- YANG B SH, DONG ZH, WEI ZH, et al.. Extracting complex building facades from mobile laser scanning data [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2013, 42(3): 411-417. (in Chinese)
- [16] NURUNNABI A, BELTON D, WEST G. Robust segmentation in laser scanning 3D point cloud data [C]. *IEEE Proceedings of 2012 International Conference on Digital Image Computing Techniques and Applications*, 2012: 1-8.
- [17] DESCHAUD J E, GOULETTE F. A fast and accurate plane detection algorithm for large noisy

- point clouds using filtered normals and voxel growing[C]. *IEEE Proceedings of 5th International Symposium on 3D Data Processing Visualization and Transmission*, 2010.
- [18] 董震, 杨必胜. 车载激光扫描数据中多类目标的层次化提取方法 [J]. *测绘学报*, 2015, 44(9): 980-987.
DONG ZH, YANG B SH. Hierarchical extraction of multiple objects from mobile laser scanning data [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(9): 980-987. (in Chinese)
- [19] VO A V, TRUONG-HONG L, LAEFER D F, *et al.*. Octree-based region growing for point cloud segmentation [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 104: 88-100.
- [20] 官云兰, 程效军, 施贵刚. 一种稳健的点云数据平面拟合方法 [J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2008, 36(7): 981-984.
GUAN Y L, CHENG X J, SHI G G. A robust method for fitting a plane to point clouds [J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2008, 36(7): 981-984. (in Chinese)
- [21] 李明磊, 张蕊, 李广云. 激光扫描点云法矢精确计算与表面光顺方法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, 27(7): 1153-1161.
LI M L, ZHANG R, LI G Y. Accurate normal calculating and surface smoothing of laser-scanned point clouds [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(7): 1153-1161. (in Chinese)
- [22] DEMANTKÉ J, MALLETT C, DAVID N, *et al.*. Dimensionality based scale selection in 3D LiDAR point clouds[C]. *ISPRS International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2011: 97-102.
- [23] BORRMANN D, ELSEBERG J. Robotic 3D scan repository-12 [EB/OL]. <http://kos.informatik.uni-osnabrueck.de/3Dscans/>.
- [24] VALLEB, BRÉDIF M, SERNA A, *et al.*. Terra-Mobilita/IQmulus urban point cloud analysis benchmark[EB/OL]. <http://data.ign.fr/benchmarks/UrbanAnalysis/>.
- [25] ROTTENSTEINER F, SOHN G, GERKE M, *et al.*. ISPRS test project on urban classification and 3d building reconstruction [EB/OL]. <http://www.commission3.isprs.org/wg4/>.

作者简介:



李明磊(1989—),男,河南宝丰人,博士研究生,2011年、2014年于信息工程大学分别获得学士和硕士学位,主要从事激光点云数据处理及精密工程测量等方面的研究工作。E-mail: mingleili_xd@163.com

导师简介:



李广云(1965—),男,江苏高淳人,硕士,博士生导师,1983年、1987年于解放军测绘学院分别获得学士和硕士学位,2005年于英国皇家军事测量学校获得硕士学位,主要从事精密工程测量、卫星导航及导航装备与应用等方面的研究工作。E-mail: guangyun_li@sohu.com