

基于点密度采样的建筑物点云立面分割方法

康星火^{1,2}, 陈水利^{1,3}, 吴云东^{1,4}, 蔡国榕^{1,4}

(1. 厦门市无人机遥感应用工程技术研究中心, 福建 厦门 361021; 2. 集美大学理学院, 福建 厦门 361021;
3. 集美大学诚毅学院, 福建 厦门 361021; 4. 集美大学计算机工程学院, 福建 厦门 361021)

[摘要] 由于地面激光扫描仪扫描时常存在死角, 导致点云缺失、密度不均匀等问题, 使得建筑物立面难以完整分割, 为点云后续三维重建带来了很大的困难。提出了一种基于点密度的指导采样方式, 并对提取的模型进行再优化的分割算法, 即 GSMOSAC (global sample and model optimize sampling and consensus) 算法。该算法改进了最小采样集的选取方式, 并对采样模型进行优化处理, 以提高所提取模型的可靠性。针对三种不同类型的激光雷达点云数据的实验结果表明, 该算法的分割效果比传统的 RANSAC 算法和多结构 (Multi-GS) 算法都更好。

[关键词] 激光雷达点云; GSMOSAC 算法; 立面分割; 点密度

[中图分类号] TP 391.41

Building Facade Segmentation Method Based on the Point Density Sampling

KANG Xinghuo^{1,2}, CHEN Shuili^{1,3}, WU Yundong^{1,4}, CAI Guorong^{1,4}

(1. Xiamen UAVRS Application Engineering Technology Research Center, Xiamen 361021, China;
2. School of Science, Jimei University, Xiamen 361021, China; 3. Chengyi University College, Jimei University,
Xiamen 361021, China; 4. Computer Engineering College, Jimei University, Xiamen 361021, China)

Abstract: Since terrestrial laser scanner exists scanning corner which may lead to problems such as lacking of point cloud and uneven density, it is hard to complete segmentation of building facade and brings great difficulty for sequent 3D reconstruction. There exist a lot of algorithms related to building façade segmentation based LiDAR point cloud datas. RANSAC and Mutil-GS have obvious advantage in sampling strategy among these algorithms in the literature, but there exists shortcomings for model selection and subsequent optimization. Based on a guidance of sampling point density and optimizing the extracted model, this paper puts forward a Global Sample and Model Optimization Sampling and Consensus (GSMOSAC) algorithm. Comparing with the traditional RANSAC and Mutil-GS, the algorithm obtains a better segmentation quality in the light of the experiment results under three types of LiDAR point cloud datas.

Keywords: LiDAR point clouds; GSMOSAC (global sample and model optimize sampling and consensus) method; façade segmentation; point density

[收稿日期] 2016-01-23

[修回日期] 2016-03-14

[基金项目] 国家自然科学基金项目 (612021433, 41201462); 国家科技支撑计划项目 (201309110001); 国家 863 项目子课题 (2012AA12A208-06); 国家博士后基金项目 (2014M561090); 福建省自然科学基金项目 (2013J01245); 福建省科技厅专项 (JK2012025); 福建省科技计划项目 (2014H0034)

[作者简介] 康星火 (1989—), 男, 硕士生, 从事图像处理、遥感影像信息处理研究。通信作者: 陈水利 (1956—), 男, 教授, 从事模糊数学及其应用、遥感影像信息处理等方向研究, E-mail:sgzx@jmu.edu.cn。

0 引言

近年来,激光雷达技术有了突飞猛进的发展,尤其是长测程地面激光扫描仪可快速获取大范围、高精度的三维数据^[1]。随着激光扫描仪逐步推广,其在大规模场景三维重建、自动测绘、数字娱乐和结构测量等领域得到广泛应用。然而,地面激光扫描仪获取的数据往往存在数据缺失、密度不均和噪声高等问题,导致建筑物立面全自动化分割存在一定的难度。建筑物外立面分割是点云后续处理的关键步骤,因此如何对不完备点云进行准确分割,是当前的研究热点。

按照分割策略的不同,建筑物立面分割可以分为区域生长^[2-7]、特征聚类^[8-11]和模型匹配^[12-16]三种。区域生长方法被广泛应用于点云的分割,但是,分割质量对生长准则和种子点或种子区域的选取有很大的依赖性,并且没有普遍适用的生长准则。文献[17-18]表明,区域生长方法对噪声敏感,且运算量巨大,难以处理大规模激光雷达点云。相对于区域生长算法,特征聚类算法具有较好的鲁棒性,它不需寻找种子点或种子区域。然而,在计算大规模数据集的多维特征时,该算法非常耗时,而且分割结果依赖于特征的计算。相对于上述两类方法,Fishier 和 Bolles^[12]提出了采用随机投票策略的随机抽样一致性算法(random sampling and consensus, RANSAC)。与传统的投票算法相比,它只用原始数据中的部分数据进行参数估计,极大地减少了一些不必要的步骤,保证了处理大规模数据的效率。Bauer 等人^[13]提出的基于平面扫描的算法能够从密集点云中提取主平面,但是无法分割凹陷和细小的面。通过将模型参数化,Schnabel 等人^[14]利用 RANSAC 算法提取平面、圆、锥面和柱面等几何模型,并且能够处理质量较差的数据,该算法能够逐步提取多类几何模型,但是不能保证每一类几何模型的精度。Boulasssal 等人^[15]连续应用 RANSAC 算法,可以逐个提取平面模型,但由于每次提取的模型都存在一定误差,也必然会影响到模型的整体精度。由江静等人^[16]提出的多结构快速假设生成算法(Multi-GS),在结构采样上与 RANSAC 及其改进的算法比较,具有更高的准确率,特别对多结构数据更加有效,但是对于大规模数据,该算法效率较低,难以满足实际的需求。

针对上述方法存在的问题,本文提出基于改善最小采样点的选取方式,以期能以更大的概率采集到模型内的点,从而提高模型估计的准确率。在模型的评价准则中,除了考虑模型的数目,还将引入 M-采样一致性估计算法来提高模型评价的置信度。同时在每一次估计的模型中使用距离密度来消除错误的局内点并优化模型。

1 基于距离密度优化的 RANSAC 算法

1.1 RANSAC 算法基本原理

RANSAC 算法主要包含两步:首先,从输入数据集随机地选出采样集,计算符合采样集模型参数;然后,评价模型的质量。从数据集内随机选取出的点均为局内点的概率为 ε ,而 q 表示内点占有所有数据的比例,通常需要人工估计 q 的值。 n 表示估计模型所需最少的点数, q^n 表示选取的 n 个点均为内点的概率。为了使得到的模型具有较高的置信度,需满足 $1 - \varepsilon = (1 - q^n)^h$ 。

1.2 最小采样集选取方式

在对建筑物墙面进行分割时,不同的平面可由不同的参数表达。传统的 RANSAC 算法是随机采集三个点,计算出相应的平面参数,然后根据这个参数统计出数据中其他的局内点。考虑到点云数据量大,并且包含一定噪声点,该方法得到的平面模型大多不满足判断准则。为此,本文提出改进最小采样集的选取方式,具体步骤为:1) 随机从数据集中选择一个点,统计该点的距离密度。2) 如果距离密度小于阈值,则认为该点为噪声点,再重新选点,重复步骤 1); 如果距离密度大于阈值,则估计该距离密度下所有点的法向量^[20]。3) 如果法向量分布均匀,说明该距离密度下的点分布均匀,属于同一个平面的概率大,就用这些点估计出平面参数。

1.3 模型质量的评价准则

为了评价模型的提取质量,本文引入两种判断准则:局内点的数量和 M-估计^[21]。传统算法仅仅

考虑局内点的数量, 实际验证过程中存在很大的误差。相比之下, M-估计可以保证异常数据被衰减的概率比产生平方误差^[22]的概率小。

在三维空间中, 点 $\vec{d}_i$ 到平面(假设平面参数为向量 $\vec{P}$)的距离 $L_i = (|\vec{d}_i \cdot \vec{P}| + d)/|\vec{P}|$ 。从几何的角度看, 模型上的点与模型的距离 L 应该为零。但是实际扫描的激光数据存在一定噪声, 所以拟合的平面并不是理论上的“零厚度”。为此, 需根据先验知识设定残差阈值 δ , 并规定距离小于 δ 的点为局内点。阈值过大会导致分割不足, 阈值过小会导致分割过细。

1.4 分割面的优化

在大多数情况下, 循环使用 RANSAC 算法可以粗略地分割建筑物立面。实验表明, 分割的面明显有一些错误的点。如图 1a 所示, 左边的红色点属于一个面, 右边的蓝色点和红色点明显不是属于一个面, 由于满足判断准则, 部分蓝色点被认为和红色点属于一个平面, 绿色点和褐色点也是同样的情况。图 1 中, 三个坐标轴分别表示空间点的三个坐标分量。从图 1a 可以看出, 相对于主面(蓝色和褐色)模型而言, 红色和绿色点的平均密度比较小。因此, 通过估计一定距离内的点密度来解决上述存在的问题, 并设置合适的距离 d 和点密度阈值 s , 如图 1b。

本文提出了一种基于点密度的指导采样方式, 并对提取的模型进行再优化的分割算法(global sample and model optimize sampling and consensus, GSMOSAC)。该算法通过改进最小采样集的选取方式, 并对采样模型进行优化处理, 来提高所提取模型的可靠性。

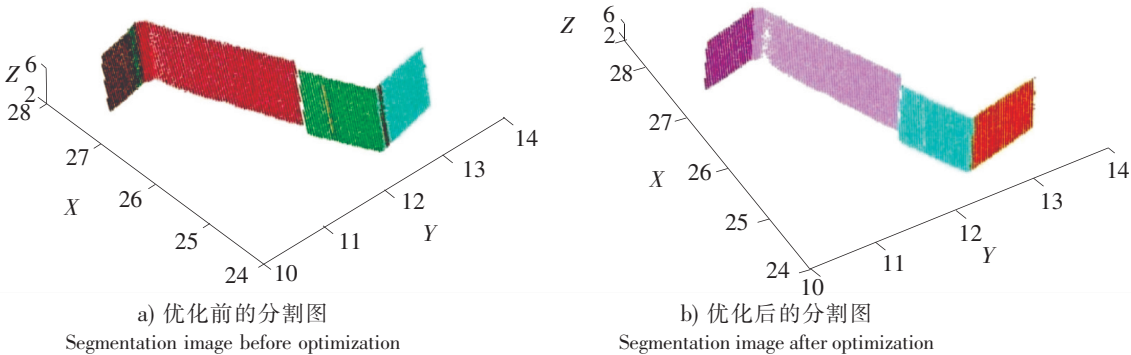


图 1 优化立面分割结果

Fig.1 Optimize the facade segmentation results

1.5 算法流程

根据上述过程, 本文算法流程设定输入为: 地面激光雷达数据, 分割参数; 输出为: 各个平面模型参数, 各模型的内点。

算法步骤: 1) 设置初始参数(包括向量夹角 α , 残差阈值 δ , 距离 d , 采样次数 h 等); 2) 按照上述最小采样集的选取方式, 选出 3 个采样点, 计算出平面模型初始参数; 3) 对数据集中所有的点, 计算他们与平面模型的距离, 小于 δ 的点归为局内点, 大于 δ 的点视为局外点; 4) 在模型质量评价准则的约束下, 重复步骤 2) —3) h 次, 选出最优的模型; 5) 引入距离密度方法, 剔除错误点, 将错误点恢复到下一次循环的数据集中, 并对新的局内点用稳健的最小二乘法^[23-24]重新估计模型参数; 6) 重复步骤 2) —5), 当数据集的数量小于一定的数量时, 停止计算。

2 实验与分析

2.1 实验设置

以 MATLAB 2012 作为实验平台, 测试 RANSAC、Mutil - GS、GSMOSAC 等 3 种算法对不同类型的建筑物立面的分割效果。实验数据由集美大学影像信息工程技术中心使用 RieglVZ - 4000 地面激光

扫描仪采集的激光点云数据，数据对象是集美大学建筑物立面数据，以 0.05° 的角分辨率进行采集，数据密度为 $400 \sim 3000$ 个/ m^2 左右。实验采用 3 组不同类型、不同数据量的数据集。评价指标为墙面模型的正确分类个数、每个模型的分割准确度以及算法耗费的时间。以分割的点数占标准数据的 93% 以上作为模型的正确分类标准，以折线图中折点的靠近程度来判断分割的准确度。

在本文的算法中，设置 $q=0.2$, $\varepsilon=0.99$ ，采样次数 h 至少为 1000 次。经实验测试，距离 d 设置为 0.02，点密度阈值 s 设置为 $15 \sim 26$ 。点与平面模型的残差阈值 $\delta=0.001\ 135$ 。为充分验证本文算法的有效性，选择简单立面、复杂立面和混合立面等 3 种不同类型数据进行实验测试，其中图 2a、3a、4a 是原始数据。为了对实验结果进行视觉的对比以及准确的量化分析，通过人工的方法，用不同的颜色对原始数据的每一个平面模型进行标记，如图 2b、3b、4b。简单立面的数据为 4572 个点，复杂立面的数据为 121 482 个点，混合立面的数据为 137 655 个点。

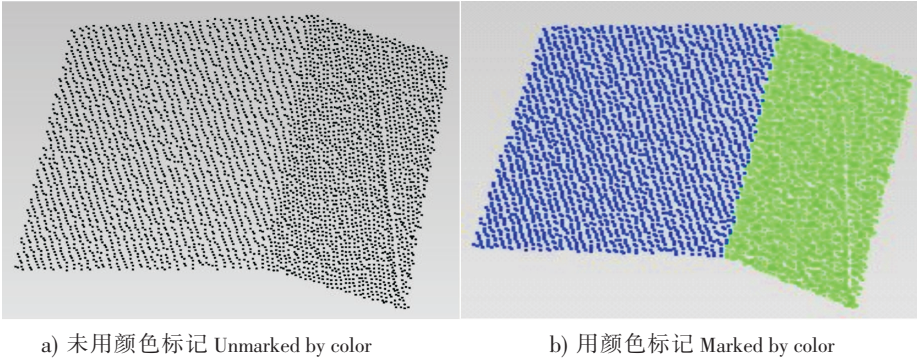


图 2 简单立面数据
Fig.2 The data of simple data

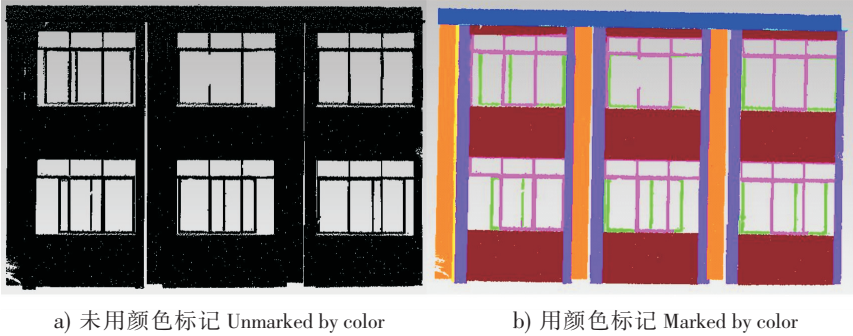


图 3 复杂立面数据
Fig.3 The data of complex facade

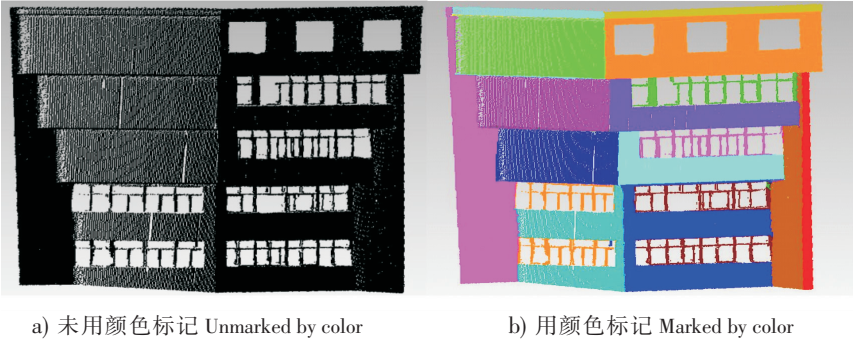


图 4 混合立面数据
Fig.4 The data of mixed data

2.2 结果分析

图5是3种算法在简单立面(图2a)下的分割结果, 不同的颜色代表不同的平面模型。从视觉上看, RANSAC、Mutil-GS、GMSOSAC 算法都能较好地检测出平面结构, 很难区分哪种算法分割效果更好。为了更好地评价分割结果, 图5d、e、f 给出了原始数据与3种算法对应分割结果的折线图, 折线横坐标代表模型类, 折线纵坐标代表每一类模型的点数。从图5d、e、f 可以明显看出, 检测的平面存在误差, RANSAC 和 Mutil-GS 算法的折点与参考折点距离较远, 而本 GMSOSAC 算法的折点与参考折点更接近, 分割结果更加准确。

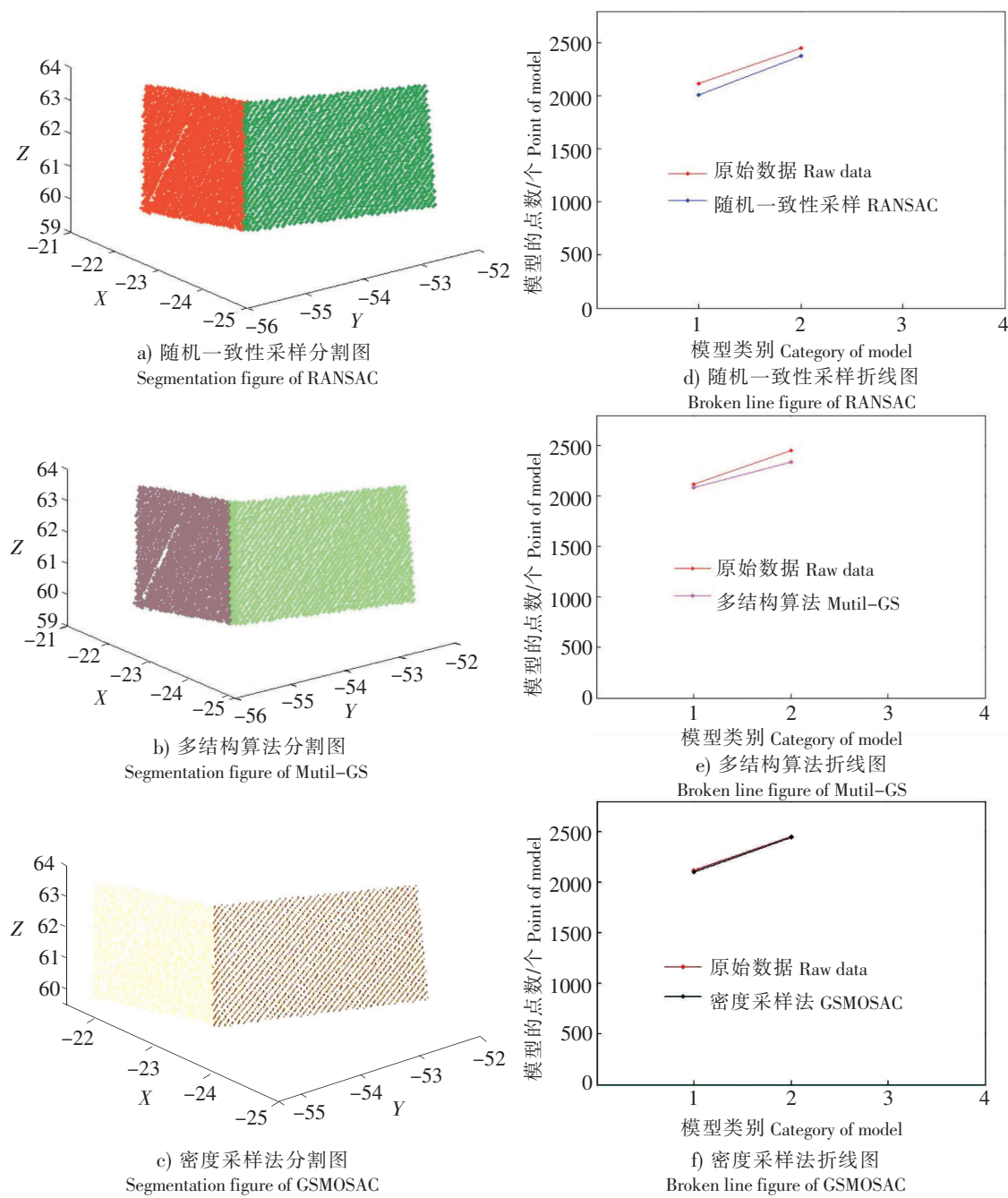


图5 随机一致性采样、多结构和密度采样法在简单立面下实验结果
Fig.5 Experiment of RANSAC、Mutil-GS and GMSOSAC in simple facade

图 6a、b、c 是 RANSAC、Mutil-GS 和 GSMOSAC 算法在复杂立面(图 3a)下的分割结果。可以看出, 3 种算法都能很好地分割含有点数较多的模型, 然而对于窗户和不同面的交界处, RANSAC、Mutil-GS 算法分割效果较差。由于本文算法采取了基于距离密度的优化策略, 使得对窗户等数据量较小的模型也能够很好地分割。图 6d、e、f 分别给出了 3 种算法与原始数据对比的折线图。从图 6 中可以看出, 本文算法的折线图和标准折线图吻合度更高, 从而模型分割更准确。

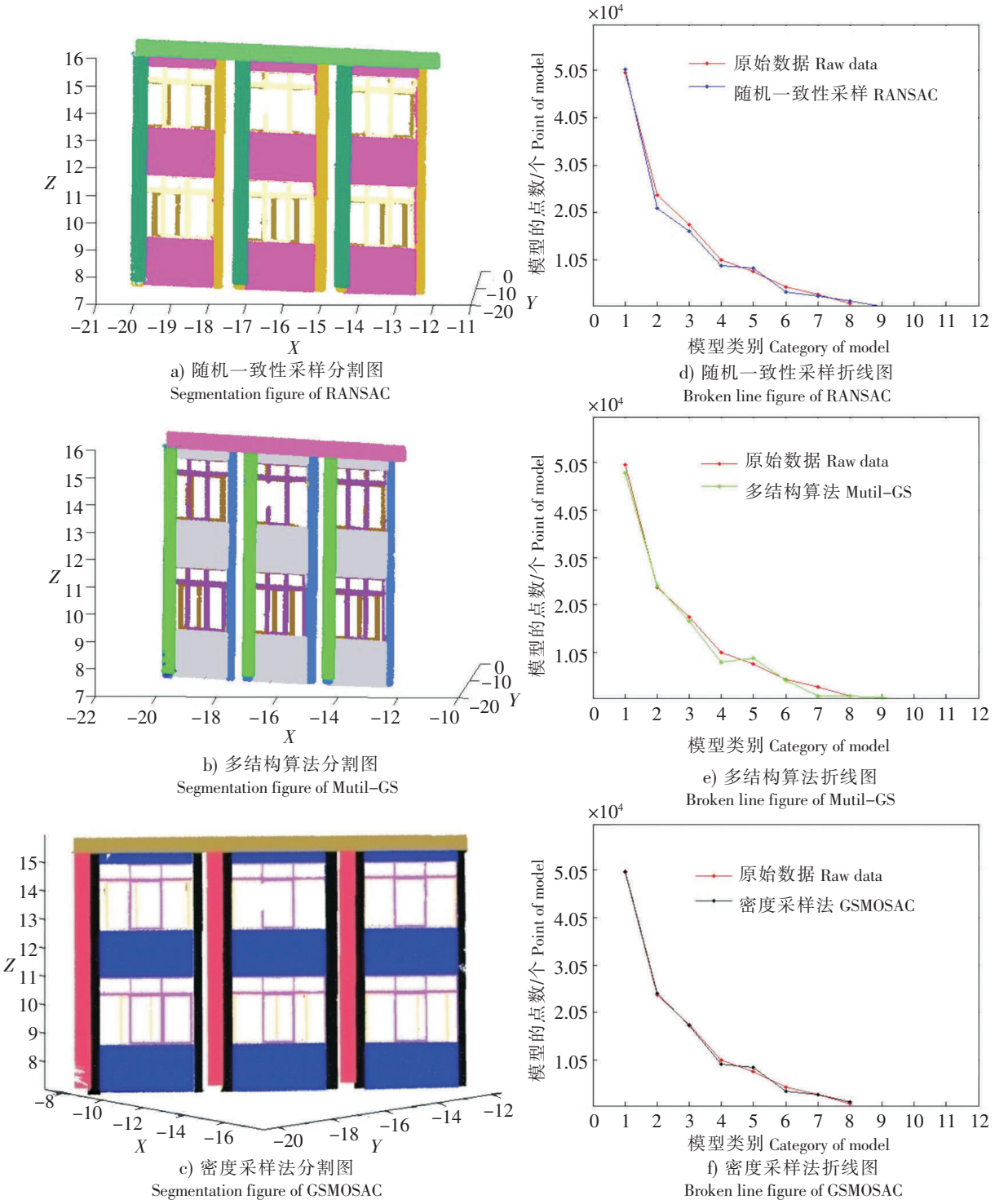


图 6 随机一致性采样、多结构和密度采样法在复杂立面下实验结果

Fig.6 Experiment of RANSAC、Mutil-GS and GSMOSAC in complexed facade

图 7a、b、c 是三种算法在混合立面(图 4a)下的分割结果, 可以看出, RANSAC 和 Mutil-GS 算法对窗户的分割效果较差, 出现分割过细以及很多杂乱点, 而本文算法对窗户的分割较好, 但是也会出现少量的杂乱点。对于主墙面的分割, 图 7a 在蓝色、红色、棕色和紫色以及图 7b 在紫色、灰色和黄色墙面上出现明显的错误分割。由于本文算法采取优化策略, 而图 7c 并未出现类似的错误分割。图 7d、e、f 给出了模型准确度折线图, 可以看出图 7f 中的折线图更加接近标准折线图, 分割准确度更高。

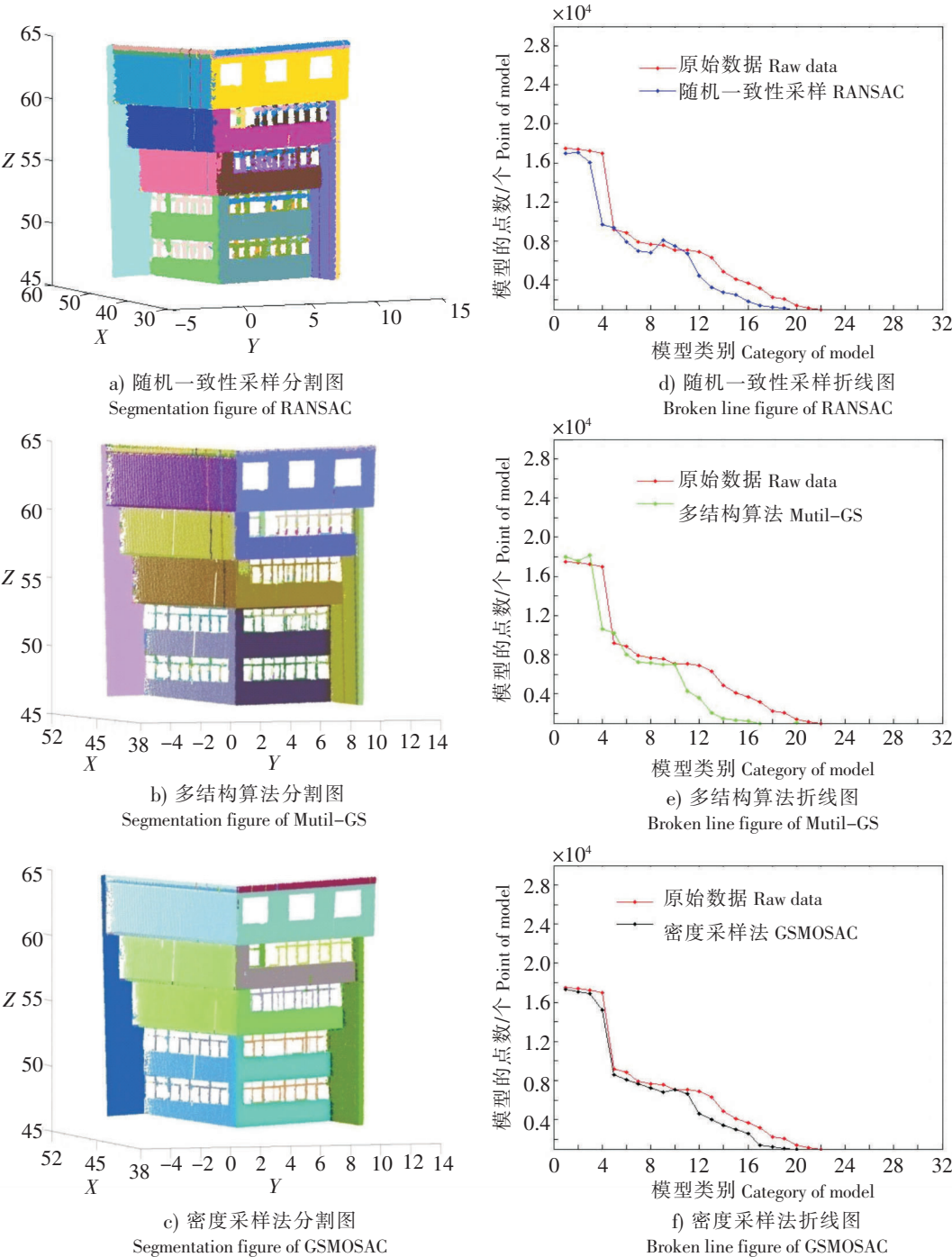


图 7 随机一致性采样、多结构和密度采样法在混合立面下实验结果

Fig.7 Experiment of RANSAC、Mutil-GS and GSMOSAC in mixed facade

表 1 给出了 RANSAC、Mutil-GS 和本文 GSMOSAC 算法在不同数据下模型分割准确度以及消耗时

间的统计结果。标准模型个数是人工统计的，作为对比的标准。算法分类个数是 3 种算法在不同数据下分割的模型个数，并非每一个模型都是正确的，因此需要统计出其中正确的模型。由表 1 可以看出，对于模型类别少的数据，RANSAC 和 Mutil-GS 可以比较准确地分割出模型，而本 GSMOSAC 算法对类别多的数据也能得出好的结果。数据规模和数据模型类别是影响时间的两个重要因素，假设数据的规模用 N 表示，数据中模型的类别数目用 k 表示。实验证明，基于数据规模的时间复杂度为 $O(N)$ ，基于数据类别的时间复杂度为 $O(2^k)$ ，因此算法时间复杂度为 $O(N) + O(2^k)$ 。

表 1 不同数据的分割结果及耗时
Tab.1 Segmentation results and time-consuming of different data

数据类别 Data categories	算法 Algorithm	标准模型个数/个 Number of standard model	算法分类个数/个 Number of algorithms classification	正确分类个数/个 Number of correct classification	t/s
简单立面 Simple facade	RANSAC	2	2	2	0.90
	Mutil-GS	2	2	2	0.15
	GSMOSAC	2	2	2	1.20
复杂立面 Complexed facade	RANSAC	8	11	6	48
	Mutil-GS	8	10	7	42
	GSMOSAC	8	8	8	30
混合立面 Mixed facade	RANSAC	23	26	17	521
	Mutil-GS	23	31	19	489
	GSMOSAC	23	23	20	472

3 结论

本文针对基于激光雷达点云的建筑物立面分割问题，在 RANSAC 算法的基础上，提出了一种基于点密度采样的建筑物立面分割算法，即 GSMOSAC 算法。该算法直接作用于原始点云数据，在同等条件下，该算法分割的准确度高，耗时少。在构建 GSMOSAC 算法时，本文提出一种新的最小采样集的选取方式，有效地提高了采样的速度，并且在同样的采样次数下，模型的置信度更高。在连续使用 RANSAC 算法时，先提取的模型会对后续提取的模型产生一定的影响，为此本文提出了一种优化策略，能够有效解决该问题，并能产生较好的分割效果。本文提出的分割算法不仅能够重新组织点云数据，建立点云数据之间的邻接关系，而且对后续的工作有很大的指导意义。

[参 考 文 献]

[1] 程效军, 贾东峰, 程小龙, 等. 海量点云数据处理理论与技术 [M]. 上海: 同济大学出版社, 2014: 29-31.

[2] GORTE B. Segmentation of TIN-structured surface models [J]. Proceedings Joint International Symposium on Geospatial Theory Processing & Applications on Cdrom, 2002, 34(4): 465-469.

[3] TOVARI D, PFEIFER N. Segmentation based robust interpolation-a new approach to laser data filtering [J]. Int Arch Photogramm Remote Sensing, 2005, 36(3): 79-84.

[4] BESL P J, JAIN R C. Segmentation through variable-order surface fitting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(2): 167-192. DOI:10.1109/34.3881.

[5] PU SVOSELMAN G. Automatic extraction of building features from terrestrial laser scanning [J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2006, 36(5): 33-39.

[6] NURUNNABI A, BELTON D, WEST G. Robust segmentation in laser scanning 3D point cloud data [C] //2012 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications. Fremantle, Australia: IEEE, 2012: 1-8. DOI:10.1109/DICTA.2012.6411672.

- [7] VIEIRA M, SHIMADA K. Surface mesh segmentation and smooth surface extraction through region growing [J]. Comput Aided Geometric Des, 2005, 22(8): 771-792. DOI:10.1016/j.cagd.2005.03.006.
- [8] LARI Z, HABIB A. An adaptive approach for the segmentation and extraction of planar and linear/cylindrical features from laser scanning data [J]. ISPRS J Photogramm Remote Sensing, 2014, 93(7): 192-212. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2013.12.001.
- [9] HOFMANN A. Derivation of roof types by cluster analysis in parameter spaces of airborne laser scanner point clouds [J]. International Archives of Photogrammetry & Remote Sensing, 2003, 34: 112-117.
- [10] FILIN S. Surface clustering from airborne laser scanning data [J]. Int Arch Photogramm Remote, 2012: 119-124.
- [11] FILIN S, PFEIFER N. Segmentation of airborne laser scanning data using a slope adaptive neighborhood [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2006, 60(2): 71-80. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2005.10.005.
- [12] FISCHLER M A, BOLLERS 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. DOI:10.1145/358669.358692.
- [13] BAUER J, KAMER K, SCHINDLER K, et al. Segmentation of building from dense 3D point-clouds [J]. Workshop of Austrian Association for Pattern Recognition, 2003, 8783 (3): 253-259.
- [14] SCHNABEL R, WAHL R, KLEIN R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection [J]. Computer Graphics Forum, 2007, 26(2): 214-226. DOI:10.1111/j.1467-8659.2007.01016.x.
- [15] BOULAASSAL H, GRUSSMEYER P, TARSHA-KURDI F. Automatic segmentation of building facades using terrestrial laser data [J]. Laser, 2012, 65(8): 12-18.
- [16] 江静, 蔡国榕, 陈水利, 等. 基于多结构估计的建筑物激光雷达点云特征线提取算法 [J]. 厦门大学学报 (自然科学版), 2015, 54(3): 390-396. DOI:10.6043/j.issn.0438-0479.2015.03.018.
- [17] BIOSEA J M, LERMA J L. Unsupervised robust planar segmentation of terrestrial laser scanner point clouds based on fuzzy clustering methods [J]. ISPRS J Photogramm Remote Sensing, 2008, 63(1): 84-98.
- [18] TEBOUL O, SIMON L, KOUTSOURAKIS P, et al. Segmentation of building facades using procedural shape priors [J]. IEEE Computer Vision Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010, 119(5): 3105-3112. DOI:10.1109/CVPR.2010.5540068.
- [19] 李云帆, 马洪超. 从 LiDAR 数据中提取建筑物平面目标的新方法 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(10): 5-7. DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2011.10.002.
- [20] HOPPE H, DEROSE T, DUCHAMP T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [J]. ACM Siggraph Computer Graphics, 1992, 26(2): 71-78. DOI:10.1145/142920.134011.
- [21] 朱德海, 郭浩, 苏伟. 点云库 PCL 学习教程 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012: 12-30.
- [22] HARTLEY R, ZISSEMAN A. Multiple view geometry in computer vision [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003: 5-14. DOI:10.1017/CB09780511811685.
- [23] 官云兰, 刘绍堂, 周世建, 等. 基于整体最小二乘的稳健点云数据平面拟合 [J]. 大地测量与地球动力学, 2011, 31(5): 80-83. DOI:10.3969/j.issn.1671-5942.2011.05.017.
- [24] RABBANI T, HEUVEL F A, VOSELMAN. Segmentation of point clouds using smoothness constraint [J]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science, 2006, 36(5): 248-253.

(责任编辑 朱雪莲 英文审校 黄振坤)