

基于改进 RANSAC 算法的屋顶激光点云面片分割方法

胡 伟, 卢小平, 李 珵, 贾智乐

(河南理工大学 矿山空间信息技术国家测绘地理信息局重点实验室, 河南 焦作 454003)

Extended RANSAC Algorithm for Building Roof Segmentation from LiDAR Data

HU Wei, LU Xiaoping, LI Cheng, JIA Zhile

摘要: 基于改进的随机抽样一致性算法(RANSAC)对建(构)筑物屋顶面片进行点云分割,通过改进种子点选取方式来提高面片分割的置信度,并将点到平面距离的标准差作为判断准则,以提高分割面片的准确性。同时,采用 KD-Tree 组织点云,根据空间平面的法向量、连通性分析、点云的 R 半径密度对分割的面片进行优化处理,试验证明该方法能有效地对建筑物屋顶面片进行点云分割。

关键词: RANSAC; 激光点云; KD-Tree; 屋顶面片分割; R 半径密度

一、引言

建(构)筑物三维重建是三维 GIS 中的重要组成部分,已广泛应用于城市科学规划与管理等领域^[1]。机载激光雷达(airborne light detection and ranging, LiDAR)是近年来快速发展的对地探测新技术,能够快速、精确地获取地物的位置信息和高度信息,为构建三维数字城市尤其是建(构)筑物重建提供了新的技术方法和手段^[2]。

建(构)筑物模型重建目前主要有数据驱动和模型驱动两种方法。模型驱动法是在模型库中寻找最合适的建筑物模型,通过简单的参数来描述此类模型,因此适合结构较为简单的建筑物的三维重建;数据驱动法是通过拟合建(构)筑物中各个部分来获得最接近或最可靠的多面体模型,可构建更广泛的建(构)筑物模型,其中建筑物面片的自动分割算法是该方法中最关键的部分。目前,屋顶面片分割算法主要有区域增长算法、聚类算法、3D 霍夫变换(3D-Hough transform)、随机抽样一致性(random sampling consensus, RANSAC)算法等。区域增长算法是选取一个小的种子区域,根据屋顶面片的连通性和邻接性来拓展面片,该方法能较好地分割面片,但对种子区域的选取要求较高,增长过程中易受噪声点(如屋顶的天窗、烟囱等)影响且参数设置较困难,平滑的相邻区域难以分割^[3-4]。聚类算法是根据点邻域的点云精确计算该点的特征空间,并

利用计算机视觉中的模式搜索算法对点云进行特征空间的非监督聚类来分割面片,但该算法需要的建(构)筑物模型先验知识往往难以获得而导致模式聚类中心不稳定,且算法过于复杂、速度较慢^[5-6]。3D 霍夫变换分割方法是将传统的二维霍夫变换拓展到三维空间,将平面转换到参数空间,根据点云生成所有可能的平面,统计平面中点的个数来确定平面,此方法计算量大、速度慢,且容易产生伪平面^[7-8]。

二、RANSAC 算法

RANSAC 算法最早由 Fischler 和 Bolles 于 1981 年提出,该算法是根据一组包含异常数据的样本数据集计算出数据的模型参数,从而得到有效样本。其基本思想是:数据由“局内点”组成,数据的分布可用一些模型参数来解释,“局外点”是不能适应该模型的数据,除此之外的数据均属于噪声。该算法能够以一定概率得出合理的结果,因此为了提高概率就必须提高迭代次数,即要保证在一定置信度下基本子集最小抽样数 N 与至少取得一个良好抽样子集的概率 P 满足如下关系

$$P = 1 - (1 - \varepsilon^k)^N \quad (1)$$

式中 ε 为局内点与数据集点数的比值; k 为计算模型参数需要的最小数据量; P 一般取值为 0.9 ~ 0.99。对式(1)两边取对数可得

$$N = \frac{\log(1 - P)}{\log(1 - \varepsilon^k)} \quad (2)$$

收稿日期: 2012-02-14

基金项目: 国家测绘科技项目(测科函[2011]16号)

作者简介: 胡 伟(1988—),男,河南信阳人,硕士生,主要研究方向为雷达数据处理。

RANSAC 是一种有效的稳健估计算法,对噪声点有一定的抑制作用,并能较好地分割建(构)筑物点云数据中的屋顶面片。Ameri 等人利用 RANSAC 算法探测建筑物屋顶面片^[9]; Forlani 等人运用 RANSAC 算法纠正利用梯度方向分割建筑物屋顶面片的结果^[10]; F. Tarsha-Kurdi 等人得出 RANSAC 算法比霍夫变换算法速度更快的结果,并在判断准则中加入拟合面片的标准差,可有效地减少伪平面的产生^[7]。本文通过改进 RANSAC 算法的种子点选取方式,并利用 R 半径密度信息和连通性分析对分割面片进行优化,增强了面片分割的准确性和细部探测能力,能够有效地对屋顶面片进行分割。

三、改进 RANSAC 算法的屋顶激光点云面片分割

1. KD-Tree 与 R 半径密度

KD-Tree 是 $k(k \geq 2)$ 维的二叉树索引,主要用于检索多属性的数据或多维数据。与二叉树不同的是, KD-Tree 的每个结点均表示 k 维空间的点,并且树的每一层均可根据该层的分辨器作出决策分析。KD-Tree 能实现对点的精确查找,过程与二叉树一样,在每个内部结点上决定走向,最终搜索到所查询的结点的块,从而实现该点在半径为 R 的空间邻域内点的快速查找,其空间邻域点的个数即为 R 半径密度。在三维空间中, R 半径密度是以该点为球心,以 R 为半径的空间球所包含的点的个数。

2. 改进的种子点选取方式

点云中两个点的距离越近,其属于同一个模型的概率就越大^[11]。因此,本文通过改进种子点的选取方式,在相同采样次数下提高了面片分割的置信度。

对建(构)筑物屋顶面片进行点云分割时,不同的面片对应不同的平面方程,平面方程可通过空间不共线的 3 个点来确定,故式(1)和式(2)中的 $k=3$ 。RANSAC 算法的选点方式是从原始数据点中随机选出 3 个点作为种子点来获取平面参数的初始值,然后根据初始值寻找数据中其他的局内点。该方法得到的平面参数模型绝大多数不满足判断准则,因此在相同采样次数下减少了满足判断准则的平面模型的数据集,降低了得到最优模型的概率。本文提出的改进种子点选取方式是:随机选取一个点,通过 KD-Tree 建立的索引寻找该点 R 半径内的点,采用最小二乘法来拟合 R 半径内的点,并根据拟合平面的标准差来确定平面参数的初始值。设置阈值为 δ_0 ,如果标准差大于 δ_0 ,说明该点 R 半径区域

内点分布不规律,波动起伏较大,属于同一面片的概率小,故该平面参数不能作为初始值,直接进行下一次平面初始值的确定。由此可见,改进后的方法极大地提高了数据处理的效率,有效地减少了噪声点和局外点的影响,并在相同采样次数下提高了模型探测的成功率。

3. 判断准则的设计

确定平面模型参数的初始值后,判断准则的选择尤为关键。本文设定两个判断条件,一个是局内点的个数,另一个是拟合平面的标准差。

在 R^3 中,平面方程为

$$ax + by + cz = d \quad (3)$$

式(3)可记为 $PL(a, b, c, d)$ 。其中 (a, b, c) 为平面的单位法向量,且 $a^2 + b^2 + c^2 = 1$; d 为坐标原点到平面的距离。

点 $P(x, y, z)$ 到平面 $PL(a, b, c, d)$ 的欧氏距离为

$$d(P, PL) = |ax + by + cz - d| \quad (4)$$

局内点到平面的距离理论上应为零,但考虑到点云数据存在误差,实际上所得到的平面并不是严格意义上的平面,而是包含了一定“厚度”的拟合面片。算法分割的效果受阈值 δ 的影响,阈值过小会造成平面的过度分割,过大则会增大平面的腐蚀作用。机载 LiDAR 数据的高程相对精度约为 0.15 ~ 0.2 m,故 δ 一般取 0.15 ~ 0.2 m。

如果某点到平面的距离小于 δ ,则认为是平面模型的局内点。统计局内点的个数,如果大于阈值 P_{\min} ,则面片分割成功。分割面片的最佳条件不仅需要考虑局内点的数量,同时还要顾及面片的标准差,即便局内点个数很多但标准差很大的面片也是分割不正确的面片,是“坏”的空间面片。因此,仅利用局内点的个数无法保证面片分割的准确性,必须增加标准差条件来进行约束。综合分析,判断准则设计为满足局内点个数阈值的面片中标准差最小的面片,才是分割的最佳面片。

4. 面片优化

面片优化包括合并法向量相近的面片、分割由多个面片(其空间方程相同即数学意义上为同一平面)组成的平面和剔除不属于面片的零星点。按照上述准则分割点云后,一些面片在空间上可能近似为一个平面,这就需要进行合并和优化。具体方法是:空间上近似的面片其单位法向量的夹角 θ 一般较小,因此可根据 θ 值设置相应的阈值来确定是否对面片进行合并。 θ 的计算公式为

$$\theta = \arccos^{-1}(\mathbf{n}_1 \cdot \mathbf{n}_2) \quad (5)$$

式中 n_1, n_2 分别为两个面片的单位法向量。

仅根据角度 θ 可能会使得具有相似法向量但距离不同的面片(近似平行面片)合并,且分割后的面片可能由多个面片组成。针对这一问题,本文采用三维连通性分析法将这些面片分开,具体算法步骤如下:

1) 对分割后的面片点建立 KD-Tree 索引,从面片点集中选取点 P_0 。

2) 判断 R 半径密度信息。如果 R 大于阈值 R_{\min} ,将 R 内的点加入到集合 $A = \{P_1, P_2, \dots, P_k\}$ 中;反之,则将 P_0 从点集中剔除,重新选择 P_0 进行判断。

3) 依次以集合 A 中的点执行步骤 2) 中的操作,将得到的点添加到集合 A 中(不包括重复的点),并统计点数。如果点数小于阈值(最小面片所包含的点数),则认为是噪声点,将其从点集中剔除。

4) 重复执行上述步骤,直到面片点集中所有的点判断完为止。

分割后的面片在边缘会出现一些不属于该面片的零星分布的点(噪声点),对此在步骤 2)、步骤 3) 中加入 R 的阈值判断条件,则可将这些噪声点剔除。

5. 算法流程

本文提出的改进 RANSAC 算法对屋顶激光点云面片分割时需要进行多次迭代,每次迭代可将已分割过的点从原始点集中剔除,直到非建(构)筑物模型点数目小于给定的阈值 N_{\min} 为止。具体算法流程如下(如图 1 所示):

- 1) 根据式(2)计算最小循环次数 N 。
- 2) 计算拟合面片的标准差,如果其大于阈值 δ_0 ,重新确定面片的初值;否则继续下一步。
- 3) 统计局内点的个数,如果大于点数阈值,则计算面片的标准差;否则返回上一步。
- 4) 重复步骤 2)、步骤 3) N 次,并根据判断准则得出最佳面片。
- 5) 重复步骤 1) ~ 步骤 4),直到非建(构)筑物模型点的个数小于给定的阈值 N_{\min} 为止。
- 6) 根据面片优化方法对分割后的每个面片进行优化,得出最终的分割结果。

四、实例分析

1. 改进算法的分割效果

试验选择不同类型的建(构)筑物(包括人字型、L型、四坡型、含老虎窗的四坡型),并根据不同

点密度的数据对屋顶点云进行分割处理,得到的效果见表 1。

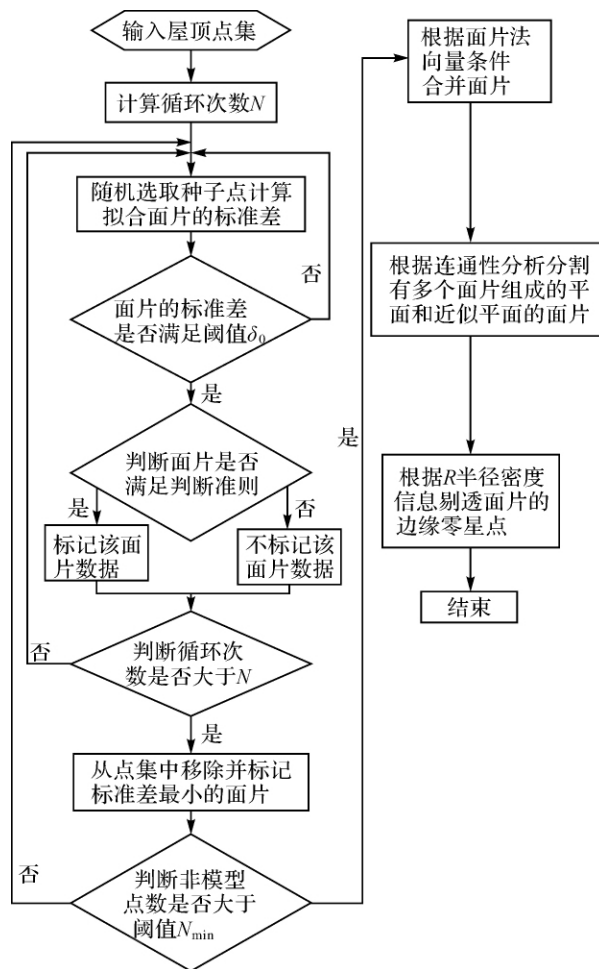


图 1 改进 RANSAC 算法的屋顶激光点云面片分割流程图

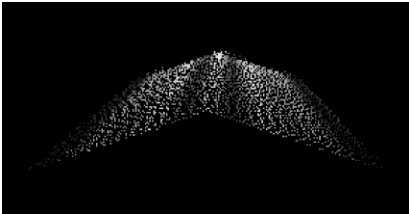
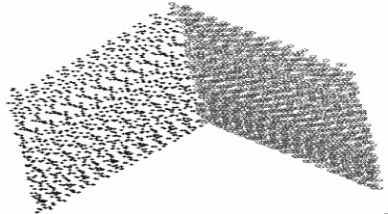
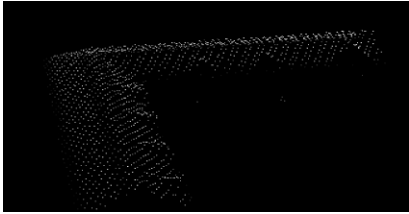
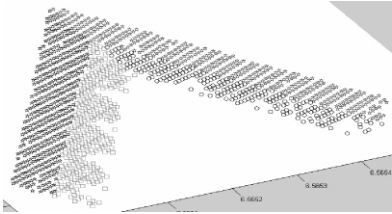

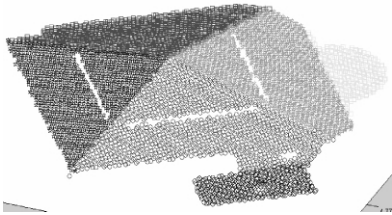
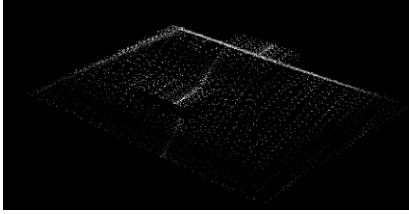
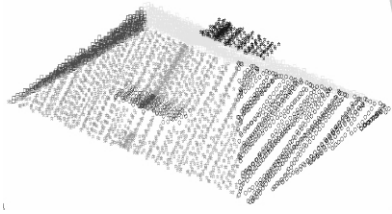
2. 试验分析

试验中,设置平面初值判断阈值 $\delta_0 = 0.1$,点到平面距离的阈值 $\delta = 0.2$,半径 R 取 4 倍的点间距, R 半径密度阈值 $R_{\min} = 8$ 。由于一般建(构)筑物面片之间的夹角大于 20° ,因此面片合并条件中角度阈值 θ 设定为 10° 。通过实例验证,得出的经验阈值比较稳定,不受点密度影响,并具有通用性,可不予修改。

利用式(2)设置循环次数 N , P 取值为 $0.9 \sim 0.99$,局内点一般为建(构)筑物面片的面积与平均点密度的乘积。非建(构)筑物模型点的数目阈值 N_{\min} ,试验得出取 1.5 倍的局内点数较为合理。

本算法虽然需要设置的阈值较多,但影响面片分割的主要因素是循环次数 N 和非建(构)筑物模型点的数目阈值 N_{\min} ,两者与建(构)筑物面片的面积有关。因此,确定合适的建(构)筑物面片面积可有效实现面片分割。

表 1 不同点密度、不同类型建(构)筑物的点云和分割效果

建(构) 筑物类型	平均 点密度 (个/m ²)	建(构) 筑物屋顶 <i>j</i> 激光点云	分割效果图
人字型	1.5		
L 型	2.0		
四坡房	2.0		
四坡房 (含老虎窗)	28		

五、结束语

本文提出的改进 RANSAC 算法(即改进种子点的选取方式)在相同采样次数下提高了面片分割的置信度。将满足局内点要求的面片中标准差最小的面片作为最佳面片,能有效地提高面片分割的质量。虽然本算法设置的阈值较多,但多数阈值比较稳定,并具有通用性,无需更改。试验表明,改进的 RANSAC 算法可对建(构)筑物屋顶面片进行精确分割,并为下一步的精细建模奠定了坚实的基础。

参考文献:

[1] 尤红建,苏林,李树凯. 基于扫描激光测距数据的建筑物三维重建[J]. 遥感技术与应用,2005,20(4): 381-385.

[2] 曾齐红,毛建华,李先华,等. 机载 LiDAR 点云数据的建筑物重建研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版,

2011,36(3): 321-324.

[3] VERMA V, KUMAR R, HSU S. 3D Building Detection and Modeling from Aerial LiDAR Data[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2006: 2213-2220.

[4] BAB-HADIASHAR A, GHEISSARI N. Range Image Segmentation Using Surface Selection Criterion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006,15(7): 2006-2018.

[5] 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.

[6] 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.

[7] TARSHA-KURDI F, LANDES T, GRUSSENMEYER P. Hough-transform and Extended RANSAC Algorithms for

(下转第 46 页)

空间数据平台距离理想的高性能空间查询还有较大的发展空间。

参考文献:

- [1] 卢廷军,黄明. 海量栅格数据空间索引与存储的研究[J]. 测绘通报, 2010(10): 24-26.
 - [2] 周鹏,尹菲. 基于云计算技术的GIS软件工程模式[J]. 测绘通报, 2010(11): 22-24.
 - [3] YANG C, RASKIN R. Introduction to Distributed Geographic Information Processing Research[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2009, 23(5): 553-560.
 - [4] ZHANG Shubin, HAN Jizhong, LIU Zhiyong, et al. SJMR: Parallelizing Spatial Join with Mapreduce on Clusters[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Cluster Computing and Workshops. New Orleans [s. n.] 2009: 1-8.
 - [5] GUTTMAN A. R-trees: A Dynamic Index Structure for Spatial Searching [J]. ACM SIGMOD Record, 1984, 14(2): 47-57.
 - [6] KAMEL I, FALOUTSOS C. Hilbert R-tree: An Improved R-tree Using Fractals[C]//ACM SIGMOD, 1993.
 - [7] AKDOGAN A, DEMIRYURRK U, BANAEI K F, et al. Voronoi-based Geospatial Query Processing with MapReduce [C] // Proceedings of IEEE Second International Conference on Cloud Computing Technology and Science. Indianapolis [s. n.] 2010: 9-16.
 - [8] HU L, KU W S, BAKJRAS S, et al. Verifying Spatial Queries Using Voronoi Neighbors [C] // Proceedings of ACM SIGSPATIAL GIS 2010. San José [s. n.] 2010: 350-359.
 - [9] LEE K C K, ZHENG B H, LI H J, et al. Approaching the Skyline in Z Order [C] // Proceedings of the 33rd international conference on Very large data bases. Austria [s. n.] 2007: 279-290.
 - [10] YANG Y, PAPADOPOULOS S, PAPADIAS D, et al. Authenticated Indexing for Outsourced Spatial Databases [J]. The International Journal on Very Large Data Bases, 2009, 18(3): 631-648.
 - [11] DEAN J, GHEMAWAT S. MapReduce: Simplified Data Processing on Large Clusters [J]. Communications of the ACM, 2008, 51(1): 107-113.
 - [12] PAPADIAS D, TAO Y, MOURATIDIS K, et al. Aggregate Nearest Neighbor Queries in Spatial Databases [J]. ACM TODS, 2005, 30(2): 529-576.
-
- (上接第34页)
- Automatic Detection of 3D Building Roof Planes from LiDAR Data [C] // ISPRS Workshop on LaserSilvilaser2007 and Silvilaser 2007. Espoo: ISPRS, 2007: 407-412.
 - [8] VOSSelman G, DIJKMAN S. 3D Building Model Reconstruction from Point Clouds and Ground Plans [J]. International Archives Photogrammetry Remote Sensing, 2001, 34(3): 37-43.
 - [9] AMERI B, FRITSCH D. Automatic 3D Building Reconstruction Using Plane-roof Structures [C] // ASPRS. Washington DC: ASPRS, 2000.
 - [10] FORLANI G, NARDINOCCHI C, SCAIONI M, et al. Building Reconstruction and Visualization from Lidar Data [J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2004, 34(5): 151-156.
 - [11] SCHNABEL R, WAHL R, KLEIN R. Efficient RANSAC for Point-Cloud Shape Detection [J]. Computer Graphics Forum, 2007, 26(2): 214-226.
 - [12] 宋碧波, 卢小平, 卢遥. 基于点云数据的建筑物三维重建 [J]. 测绘通报, 2010(50): 228-229.
-
- (上接第37页)
- [7] HOOPER A, ZEBKER H, SEGALL P, et al. A New Method for Measuring Deformation on Volcanoes and Other Natural Terrains Using InSAR Persistent Scatterers [J]. Geophysical Research Letters, 2004, 31(L23611): 1-5.
 - [8] COLESANTI C, FERRETTI A, NOVALI F, et al. SAR Monitoring of Progressive and Seasonal Ground Deformation Using the Permanent Scatterers Technique [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(7): 1685-1701.
 - [9] 刘国祥, 陈强, 丁晓利. 基于雷达干涉永久散射体网络探测地表形变的算法与实验结果 [J]. 测绘学报, 2007, 36(1): 13-18.
 - [10] 凌家荣, 钱庆龙, 冯志祥. 盐城市地下水资源调查评价 [J]. 水利水电科技进展, 2000, 20(3): 48-50.
 - [11] 罗海滨, 何秀凤. PS-DInSAR 时序差分干涉图公共主影像选取方法 [J]. 河海大学学报: 自然科学版, 2011, 39(3): 344-347.