Vol. 36 No. 5

Sep.

利用 RANSAC 算法对建筑物立面进行点云分割

李 娜^{①②},马一薇^③,杨 洋^④,高晟丽^③

(①中国科学院遥感应用研究所,北京 100101; ②96633 部队,北京 100096; ③61512 部队,北京 100088; ④信息工程大学测绘学院,郑州 450052)

【摘 要】建筑物立面点云分割是车载激光扫描数据特征提取与建模的基础。本文将随机抽样一致性算法(Random Sampling Consensus) 方法引入对点云的分割中,并在判断准则中引入了点云的 $_r$ 半径密度,消除了噪声的影响,同时建立角度和距离两个约束条件对平面分割结果进行优化,提取出了最终的建筑物立面特征平面。

【关键词】车载激光扫描; 随机抽样一致性; 点云分割; r 半径密度

【中图分类号】TP751

【文献标识码】A

【文章编号】1009-2307(2011) 05-0144-03

1 引言

车载激光扫描测量系统能够自动获取高精度的城市建筑物立面及其局部细节信息,弥补了数字地图、航空摄影测量和遥感等常规获取方式在这方面的缺陷,已成为城市街道、道路两旁建筑物垂直面的几何数据和纹理信息获取的重要手段[1]。

利用车载激光扫描数据来重建沿街建筑物立面必须首先在原始点云中对立面特征点云进行分割^[2]。目前主要的点云分割方法有以下几种:基于特征边的分割^[3],基于扫描线的分割^[4]和区域增长方法^[5]。车载激光点云数据的点间距一般为厘米级,点云密度大,一条街区的立面点云往往就达到数十万,甚至上百万,利用上述方法进行分割处理时需要对点云进行格网化,需要消耗大量的存储空间和计算时间,不能满足实时快速处理的要求。同时这些方法多是考虑邻接点的上下文关系对数据进行处理,容易形成误差的累积,造成对点云的过度分割。

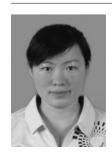
2 RANSAC

随机抽样一致性算法 RANSAC (Random Sampling Consensus) 由 Fishier 和 Bolles 提出 [6] ,它通过随机取样剔除局外点的影响,构建一个仅由局内点数据组成的基本子集。其基本思想为:在进行参数估计时,不是不加区分地对待所有可能的输入数据,而是首先针对具体问题设计出一个判断准则,利用此判断准则迭代地剔除那些与所估计的参数不一致的输入数据,然后通过正确的输入数据来估计参数。它要求保证在一定的置信概率下,基本子集最小抽样数 M 与至少取得一个良性取样子集的概率 P ($P > \varepsilon$) 满足如下关系:

$$P = 1 - (1 - (1 - \varepsilon)^{m})^{M} \tag{1}$$

其中 , ε 为数据错误率 ,m 为计算模型参数需要的最小数据量。

作为一种有效的稳健估计算法,RANSAC 在基础矩阵估计、特征匹配、运动模型选择等计算机视觉领域内有着广泛应用[7]。Bauer 等在利用立体像对进行城市建筑物三维



作者简介: 李娜(1983), 女,河北唐山人,在读硕士生,主要研究方向为空间三维可视化。

E-mail: nunu328@ 163. com

收稿日期: 2010-04-07

重建时,结合 RANSAC 方法对建筑物立面进行提取,取得了较好的效果,极大的提高了重建效率^[8]。这里将 RANSAC 的概念引入到车载激光扫描数据分割,并给出了具体的实现方法,实验证明本文方法的有效性。

3 基于 RANSAC 算法对建筑物立面进行点云分割

3.1 判断准则的设计

现实中绝大多数的建筑物具有规整的几何形状且呈直角转折,建筑物的轮廓线只有两个方向且相互垂直。一般来说,处在同一平面上的点满足如下方程:

$$ax + by + cz = d (2)$$

式中, $(x \ y \ z)$ 为平面点空间坐标, $(a \ b \ c)$ 为平面单位法向量且 $a^2 + b^2 + c^2 = 1$,d 为坐标原点到平面的距离。从原始点云中提取出不同的点云面片,实质就是求取不同特点云面片的平面参数。通过将平面参数表示成基本矩阵后,分割问题就可以转化为基本矩阵的估计问题。

设建筑物立面上的待选点集为 $\{x_i, y_i, z_i\}$ ($i = 1, 2, \cdots, n$),其中 n 为点集中总点数,则基本矩阵 F 满足公式:

$$[x_i \quad y_i \quad z_i \quad -1]F = 0 \tag{3}$$

其中 $F = \begin{bmatrix} a & b & c & d \end{bmatrix}^T$,结合公式(2) 可知,基本矩阵 F 具有 3 个自由度,即至少需要 3 个数据点才能计算基本矩阵。其具体做法是直接利用随机选出的 3 个原始数据点作为内点得到参数初始值,然后根据初始值寻找数据集合中别的内点,可以极大地提高数据处理的效率,最大限度地减少噪声和外点的影响。

建立好参数模型后,判断准则的选择尤为关键。这里常用的方法是计算点 P(x,y,z) 到平面 PL(a,b,c,d) 的欧式距离:

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

理论上,局内点到平面之间的距离为零,但这里所说的平面并不是严格意义上的平面,需要设定一定的容忍值阈值 δ 。来近似拟合平面。立面点云中,当该点与其对应平面的距离不超过 δ 。时,称为局内点,否则为局外点。算法分割的效果受阈值 δ 。的影响很大,阈值 δ 。过小会造成平面的过度分割,阈值 δ 。过大会增大平面的腐蚀作用。另外,在实际操作中阈值 δ 。的设定还必须考虑到建筑物立面形状,对细节信息较多的立面,由于各面片之间相距更近,邻接关系更复杂,需采用较严格的阈值,而对细节信息较少的立面则可以采用较宽松的阈值。

以上判断准则认为当点 到平面距离在一定容忍值范 围内时,将该点赋予该面片。 然而仅仅利用欧式距离来判 图1 , 断模型参数的相容性时并不



图 1 点云面片平视图

能完全保证分割的准确性。如图 2 所示,右侧虚线框里的点由于和左侧面片上的点近似地处在同一个平面上,在判断时由于满足距离条件被赋予到面片中,然而这些离散点明显不是面片上的点。

为了解决这一问题, 除了考虑距离作为判断准 则外,还必须考虑相邻点 之间的邻接关系。通过对 立面点云的空间分布特征 进行分析可以发现:点云 面片区域外的点多是零星 分布,而区域内的点则较

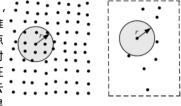


图 2 r 半径密度平面示意图

稠密。鉴于此,本文在判断准则中引入图形学中的 r 半径密度,即当前点在半径为 r 的空间邻域内的点的个数(如图 2 所示),一般情况下,立面点云在面片范围内呈连续分布, r_{num} 较高,而面片外的点的 r_{num} 相对较低,通过选择合适的阈值 r_{o} ,就可以对面片外的点进行剔除。

3.2 面片合并

对点云进行分割后,可能会存在一部分面片在空间上近似为一个平面,需要设计一定的优化策略对这些面片进行合并。两个面片能够合并需满足如下条件: ①面片之间夹角小于一定阈值; ②原点到面片之间的距离差的绝对值小于一定阈值。为了更直观的说明问题,建立图 3 所示的面片关系图, L_1 、 L_2 为立面点云中提取出的两个面片, p_1 、 p_2 分别为面片上的两点, $\overrightarrow{n_1}$ 、 $\overrightarrow{n_2}$ 分别为过 p_1 、 p_2 两点的法线, $\overrightarrow{n_1}$ // $\overrightarrow{n_1}$, p_1 与 p_2 之间的距离向量表示为 $\overrightarrow{r_{12}}$ 。

条件①中,平面之间的夹角可以用两个平面间法向量的夹角 θ 来表示:

$$\theta = \cos^{-1}(\overrightarrow{n_1} \cdot \overrightarrow{n_2}) \tag{6}$$

对于条件②,常用的方法是计算两个面片之间 d 值的差,即 $\Delta d=|d_1-d_2|$,然后通过 Δd 与阈值的大小来进行判断。但在实际计算中,得到的面片夹角 θ 存在一定的误差,并且随着原点到平面的距离增大,夹角误差会被进一步放大,导致计算过程中的 Δd 值出现较大波动,很难确定合适的阈值。为此本文重新定义平面距离为:

$$\Delta d = \max(\mid (\overrightarrow{r_{12}} \cdot \overrightarrow{n_1}) \mid , \mid (\overrightarrow{r_{12}} \cdot \overrightarrow{n_2}) \mid)$$
 (7)

设定好角度阈值 θ 。与距离阈值 d。后,当以上两个条件都满足时,我们认为两面片为同一平面,将其合并。

3.3 算法流程

RANSAC 方法只能从原始立面点云中提取出含(内点最多的平面,需要对原始点云循环使用RANSAC方法,才能提取立面中所有平面。每次运

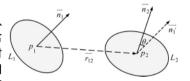


图 3 角度约束和距离约束

行完一次后,提取面片点集上的点,将剩下的点作为下一次运行的原始数据集,依次循环直到提取出所有的平面点集。另外,采用上述方法分割出的平面点集会存在一些由极少数点构成的平面,这些平面一般都是错误平面,需要设定平面内数阈值 S_{num} 来进行判断,当点数小于阈值 S_{num} 时,将该平面的点归为离散点类。

根据以上分析,本文基于 RANSAC 方法的立面点云分割流程为:

- 1) 计算最小抽样数 M。
- 2) 利用公式(1) 从点云数据集中随机选择 m 个点(m = 3) 并计算平面模型的参数。
- 3) 对数据集中的所有点,利用公式(4) 计算其容忍值 δ ,若在阈值范围 δ 。内,则将该点归为局内点,否则归为局外点。
 - 4) 重复 2) \sim 3) 步 M 次,统计每次分类后的局内点

数量,选择局内点数量最大时对应的平面参数最为最优模型参数。

- 5) 对最优模型参数对应的局内点计算其对应的 r 半径密度,当密度值小于阈值时,将其分为局外点。统计所有的内点数量,当大于阈值 S_{num} 时,对所有局内点进行最小二乘拟合,得到最终的平面模型参数;否则跳出循环,将数据点集上的点归为离散点类。
- 6) 从点集中剔除局内点,剩下的点作为下一步处理的点集,重复2) ~6) 步,直到所有的平面都被提取出来。
- 7) 根据条件①和条件②对分割得到的面片进行面片合并,得到最终的分割结果。

4 实验与分析

下面通过对建筑物立面点云进行处理来对本文提出的方法进行测试,实验的数据来自加拿大 LandMark 车载激光扫描系统,点云密度为 $60\sim80$ pt/m^2 。如图 4a 所示,该数据包含了典型的建筑物立面,包括主体墙、内墙、广告牌,窗户等特征。实验中取 $\delta_c=0.08$ m , $r_s=1$ m , $r_{num}=10$ 。根据文献 [5] 分析可知,公式(1) 中取 $\varepsilon=0.2$,当在所有取样子集中,至少有一个数据基本子集包含的数据全部是局内点数据的概率大于 99% 时,迭代次数 M 应为1000次。

面片合并前的结果如图 4 所示(极少数离散点云未显示)。图中不同颜色代表分割出的不同特征平面,可以发现主要的建筑物立面已经被分割出来,但在主立面上存在过度分割的现象。在对实验结果进行面片合并时,取 θ 。 = 0.1, Δd 。 = 0.5。图 4c 是对图 4b 进行面片合并后的结果,图中绿色点云代表主立面,红色点云代表侧面墙,蓝色点云代表广告牌,紫红色点云代表内墙,立面上的面片被准确的分割开来。本文方法整个处理过程耗时 20.39s,而运用区域生长法对本块数据进行分割时,耗时为 40.11s,本文方法效率提高明显。







a 原始点云数据

b 未合并前分割结果

图 4 实验结果

为了定量评价本文方法分割的精度,手工提取建筑物立面中的主墙面点作为评价的参考数据,分别选取立面中分割出的 2 个特征面片进行比较。表 1 为比较的结果,其中集合 A 与 B 分别为本文方法和手工方法提取的面片,A \cap B 为 A 与 B 中共同的点云个数,即本文方法分类正确的点数,A/B 为在集合 A 但不在集合 B 的点云个数,B/A 为在集合 B 但不在集合 A 的点云个数。

从表 1 可	表1 分割结果统计					
以发现,本文		A	В	$A \cap B$	A/B	B/A
方法对面片 1 和面片 2 提取	面片 1	12460	13324	12310	150	1014
出的正确点数					29	124
为 12310 个和						

2499 个,分割正确率分别达到了 98.80% 和 98.85%,而属于集合 A 不属于集合 B 的点数分别仅仅为 150 个和 29 个,表明本文提出的 r 半径约束方法在准确提取建筑物面片的同时很好的解决了平面分割过程中离散点的干扰。

5 结束语

1) 本文利用 RANSAC 方法对建筑物立面点云进行分 (下转第138页) 不够理想的弊端,文中提出一种改进方法。其核心思想是先根据边缘检测结果确定方向窗口,再在该窗口内去除与中心像素散射特性相异的像素,以构成滤波同质区。与原算法相比,由于其同质区的散射匀质性更好,因而在有效去斑的同时,能获得更好的极化信息保持效果,同时结构和纹理等细节信息保持也得到了提高,采用 AIRSAR 系统 L 波段旧金山全极化 SAR 数据的实验证明了该结论。对于故段频率更高(如: X 波段) 的极化 SAR 数据,一些原本为表面散射特性的像素经四分量分解后可能会被划入体散射类型,而当波段的频率更低(如: P 波段) 时,又将产生相反的情形。因此,本文通过引入散射类型判断来优化同质区选取的改进方法不适用于这些波段的极化 SAR 数据。

参考文献

- [1] Lee J S , Grunes M R , Grandi G De. Polarimetric SAR speckle filtering and its implication for classification [C] //IEEE Trans. on Geosci. Remote Sensing , 1999 , 37(5) : 2363-2373.
- [2] Lee J S. Speckle Analysis and Smoothing of Synthetic Aperture Radar Images [J]. Computer Graphic and Image Processing, 1981, 17(3): 24-32.
- [3] Novak L M , Burl M C. Optimal speckle reduction in polarimetric SAR imagery [C] //IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst , 1990 , 26(2) : 293-305.

- [4] Lee J S , Grunes M R , Mango S A. Speckle reduction in multipolarization , multifrequency SAR imagery [C] // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing , 1991 , 29(4) : 535-544.
- [5] Goze S, Lopes A. A MMSE speckle filter for full resolution SAR polarimetric data [J]. Journal of Electromagnatic Waves and Applications, 1993, 7(5): 717–737.
- [6] 王超,张红,等.全极化合成孔径雷达图像处理 [M].北京:科学出版社,2008.
- [7] Lee J S , Grunes M R , et al. Scattering-model-based speckle filtering of polarimetric SAR data [C] //IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing , 2006 , 44(1): 176-187.
- [8] Yoshio Yamaguchi , Toshifumi Moriyama , et al. Four–Component Scattering Model for Polarimet ric SAR Image Decomposition [C] //IEEE Trans Geosci Remote Sensing , 2005 , 43(8) : 1699-1706.
- [9] Lee J S. Digital Image Enhancement and Noise Filtering by use of Local Statistics [C] // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, PA– MI-2(2): 165-168.

An improved method of Lee refined polarized filter

Abstract: An improved method for overcoming the deficiency of Lee refined polarized filter in preserving polarized information was proposed in present study. To implement this method, the paper firstly divided all pixels into four scattering categories based on the four-component decomposition algorithm. Then, pixels with different scattering characteristics to the centralized one were removed in edge-aligned window. Finally, speckle filtering was utilized according to the local statistical properties of homogeneous area. Experimental results showed that the proposed method could perform better in preserving polarized information than traditional one.

Key words: polarized Synthetic Aperture Radar; speckle; Lee refined polarized filter; four-component scattering model OUYANG Qun-dong, WU Zhao-cong, PENG Jian-gui (School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

acteres contracted con

(上接第145页)

- 割,直接对原始点云数据进行处理,无需格网化,相较于 传统的区域增长等方法分割效率得到较大提高。
- 2) 阈值 $_r$ 的设置与建筑物形状有关,阈值较小分割的结果较好,但是设置过小会引起计算量的成倍增加,因此应该根据实际情况合理的设置。
- 3) 引入的 r 半径密度值很好地剔除了面片中的离散点,提高了分割的精度。
- 4) 本文提取的方法可以对建筑物立面进行精确地分割,为下一步的精细重建工作打下了基础。

参考文献

- [1] 李清泉.三维空间数据的实时获取,建模和可视化 [M].武汉:武汉大学出版社,2003.
- [2] 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,2002,32(2):95-100.
- [3] Wani M A, Arabnia H R. Parallel edge re gion-based segmentation algorithm targeted at reconfi-gurable multiring network [J]. Journal of Supercomputing. 2003, 25

- (1): 43-62.
- [4] Sithole G, Vosselman G. Automatic structure detection in a point-cloud of an urban landscape [C] //2nd Joint Worksho Pon Remote Sensing and Data Fusion over Urban Aereas (Urban 2003).
- [5] Rabbani T , Heuvel F A , Vosselman. SEGMEN-TATION OF PO-INT CLOUDS USING SMOOTH-NESS CONST-RAI- NT [J] . * in IAPRS Volume XXXVI , Part 5. Dresden. 2006.
- [6] Fischler M A, Bolles R C. Random Sam-ple Consensus: A Paradigm for Model fitting with ap-plication to Image Analysis and Automated Cartogra-phy [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [7] 陈付幸,王润生.基于预检验的快速随机抽样一致性算法[J].软件学报,2005,16(8):1431-1438.
- [8] Bauer J, Karner k, Schindler K, Klaus A, Zach C. Segmentation of building from de-nse 3D point-clouds. in Proceedings of the ISPRS [M]. Worksho PLaser scanning, 2005. Enschede, the Netherlands.

Segmentation of building facade point clouds using RANSAC

Abstract: Segmentation of building facade point clouds is the foundation of feature extraction and modeling from Vehicle-Borne Li-DAR. In the paper, Random Sampling Consensus was introduced into the segmentation of LiDAR and r-radius point density was put forward to the estimation criterion, which aims to remove the discrete point outside the feature plane. Then two constraints of angle and distance were erected to unite the segmented planes which optimized the results.

Key words: vehicle-borne LiDAR; RANSAC; segmentation of point clouds; r-radius point density

 $LI~Na^{\odot 2}$, MA~Yi– wei^{\odot} , $YANG~Yang^{\odot}$, GAO~Sheng– li^{\odot} (①Institute of Remote Sensing Applications , Chinese Academy of Sciences , Beijing 100101 , China; ②Troops 96633 , Beijing 100096 , China; ③Troops 61512 , Beijing 100088 , China; ④Institute of Surveying and Mapping , Information Engineering University , Zhengzhou 450052 , China)