

文章编号: 2095-6991(2018)03-0050-05

基于超体素聚类的三维点云轮廓特征提取

郑书富¹, 李 渭^{1,2}, 刘 莉¹

(1. 三明学院 信息工程学院, 福建 三明 365004; 2. 厦门大学 信息科学与技术学院, 福建 厦门 361005)

摘要: 三维点云的轮廓结构作为大规模三维场景的一种表征信息, 能够保留其主要信息且大幅度压缩数据量, 因此, 对于大规模三维场景的表达具有重要意义。本文提出一种基于超体素聚类分析的大规模三维点云轮廓特征提取算法。首先, 对三维点云进行超体素聚类分析, 生成分割块; 其次, 结合超体素块的法向量, 利用 α -shape 提取每个三维超体素块的边缘点; 最后, 利用相互最近邻法剔除相邻且共面超体素块间的边缘点, 保留相邻但不共面超体素块间的边缘点并结合无邻接的超体素块边缘点, 即轮廓边缘点。实验表明, 本文所提算法实现了三维轮廓特征的提取, 且在保留主要轮廓信息的同时大幅度压缩了点云的数据量。

关键词: 大规模三维点云; 超体素分割; 轮廓特征

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A

DOI: 10.13804/j.cnki.2095-6991.2018.03.009

0 引言

随着传感器的日益发展, 三维扫描技术日益成熟, 获取大场景室内外的三维点云数据变得越来越便利^[1], 如 RIEGL、Trimble 及国内中海达公司都具有自主研发的扫描仪, 且具备快速采集高精度三维点云数据的能力^[2-4]。然而, 大场景三维点云数据的海量性、复杂性给数据处理带来了巨大的挑战。三维点云的轮廓结构如面、线信息作为三维场景的表征信息, 具有降低点云的复杂度且不失点云的主要信息等优点, 已经被应用于点云场景的目标识别、配准及三维重建等领域^[5-8]。因此, 探讨大规模三维点云场景的轮廓信息提取具有重要的意义。

三维轮廓提取与图像处理的线条检测是相关的, 在二维图像中, 对“线”如果采用更高级别的定义, 则使得线条提取会更加困难。尽管 Canny 边缘检测器已被广泛用于检测和链接相邻的高对比度像素, 但结构化线条信息的提取仍然是一个活跃的研究课题, 例如在医学成像中的文献^[9-10], 立体重建文献^[11]和地形图文献^[12-14]等, 这些研究有一个共同之处, 即依赖于假设和验证策略: (i) 找到可能位于具有低级图像处理的线上的点; (ii) 用最短路径搜索或最小生成树将这些点链接

到候选行; (iii) 使用提取的上下文特征和 CRF 型先验来重新评估候选线, 并仅保留最佳子集。

1 相关工作

对二维图像处理时, 一种可能的解决方案是在二维图像中提取线条特征, 然后将它们三角网格化为 3D 线条。然而, 在实践中这种方法很大程度上局限于断开的直线段的“云”^[14]。如果该问题移动到三维点云时, 由于点密度强烈变化且没有规则的邻域结构, 则更加困难。一种可行的方法是首先将点云转化为具有通用方法的棱纹网格, 然后分析网格以找到轮廓。这种方法倾向于清除锐利的边缘, 并将它们与相对较高曲率的较少回旋区域区分开来。实际上, 因为从嘈杂的数据中重建曲面通常会利用到平滑曲面的先验技术, 为追踪尖锐轮廓的目标提供了可能。目前已有研究者提出了在网格生成之前或期间识别尖锐折痕的解决方案, 即线条特征应尽早识别并用于支持曲面建模。但是现有的方法如文献^[15]没有考虑远距离的线结构, 并且只使用基本的表面特征。因此, 很难区分轮廓和高表面粗糙度的区域(例如植被), 这使得它们不适用于户外场景。

近年来在三维点云轮廓提取方面, 具有代表的研究主要有: Timo Hackel 2016 年提出基于特

收稿日期: 2018-04-01

基金项目: 福建省中青年教育科研项目(JA15461, JA14292)

作者简介: 郑书富(1971-), 男, 福建尤溪人, 副教授, 硕士, 研究方向为模式识别与软件计算。E-mail: smxyzsf@126.com.

征提取及分类的方法检测三维点云的轮廓线^[4]. Lin Yangbin 2015 年提出的一种基于多视角投影的线结构提取算法,为三维线结构的提取提供了保证^[5].Lin 等使用改进的超体素分割算法快速地将原始点云分割成小平面对更好地保持点云的细节及边缘信息^[6].在其线结构提取的过程中,边缘点的提取是利用 α -shape 获得超体素块的边界点,其中剔除相邻且共面体素块的边界点,其余即为轮廓点.然而,这样将使得无邻接的超体素块的边缘点缺失.

针对上述问题,本文首先基于三维点云的超体素聚类生成过分割块;其次利用双向最近邻搜索提取不共面相邻超体素分割块间的边缘点,且消除线结构点云的间断点;再利用 α -shape 提取超体素分割块的边缘点;最后剔除相邻共面的超体素分割块间的边缘点,结合相邻非共面超体素边缘点,即得轮廓点特征.

2 轮廓特征提取原理

2.1 超体素聚类

点云过分割算法(VCCS)(Papon,2013)是二维图像中超像素分割算法(Achanta,2012)在三维中的一个拓展,能够高效地将三维无序点云数据聚类为有意义的局部结构.每个超体素中三维点云数据是相互连通的,且具有相似的几何特征.其算法主要包括构建邻域图,选取空间种子点,特征描述与距离度量,以及迭代聚类.

2.1.1 构建邻域图 在体素空间 V_r 的构建中,考虑共面、共面或边、共面或边或顶点三种情况,邻域定义方式采用三维空间的 26 个邻域格,即对于给定的体素, $3 \times 3 \times 3$ 邻域内的所有体素均为其邻域.然后,利用 K-D 树高维数据搜索算法,搜索所有中心点落在给定中心点 $\sqrt{3} \times R_{\text{voxel}}$ 范围内的体素,并构建邻域图,其中, R_{voxel} 为空间分辨率.具体如图 1 所示.

2.1.2 种子点选取 选取一定量的种子点来初始化超体素.首先,类似体素空间 V_r 的构造方法,通过给定分辨率 R_{seed} ,构建体素空间 V_s ,其中 $R_{\text{seed}} > R_{\text{voxel}}$.选取空间 V_r 中与空间 V_s 的所有非空叶子节点与中心点距离最近的体素为初始种子点.由于噪声、离群点等因素的影响,必须滤除孤立的种子点.对于任一种子点以及给定的搜索半径 R_{search} ,统计半个搜索体内包含非空体素的数量,如该数量少于设定的阈值,则滤掉该种子点.

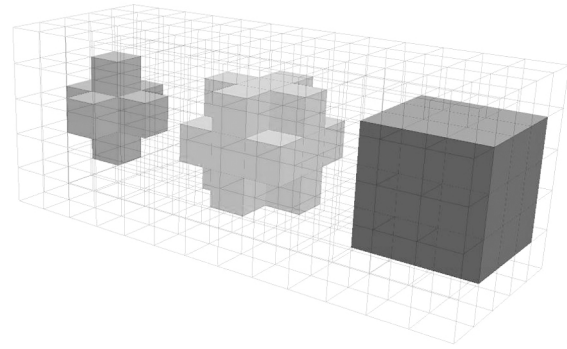


图 1 三种不同邻域定义方式,即 6 邻域, 18 邻域以及 26 邻域

2.1.3 特征描述与距离度量 在 $3 \times 3 \times 3$ 的邻域内对其每个体素的特征进行描述.该特征描述子主要包含三个成分,可表示为:

$$I = [x, y, z, L, a, b, I_{\text{FPFH}}]. \quad (1)$$

其中: x, y, z 为体素的空间坐标, L, a, b 为 CIELab 空间中的颜色值,FPFH(Fast Point Feature Histogram)(R.B.Rusu,2009)是具有旋转不变性的几何结构特征描述向量.体素的特征描述由三个不同特征空间的成分组成,度量特征间的相似性需要对每一个成分分别进行归一化,如下式:

$$D = \sqrt{\frac{\lambda D_c^2}{m^2} + \frac{\mu D_s^2}{3R_{\text{seed}}^2} + \epsilon D_{\text{HIK}}^2}. \quad (2)$$

其中: D_c 和 D_s 分别表示颜色距离以及空间距离, D_{HIK} 表示基于 Histogram Intersection Kernel (A.Barla,2003)计算的 FPFH 特征空间的距离, λ, μ, ϵ 分别用于控制每一个成分在距离度量中的权重, m 用于归一化颜色空间的距离度量.

2.1.4 聚类分割 聚类过程描述如下:从每个种子点开始,首先按(2)式计算种子点与其邻域体素之间的特征距离,并将距离最小的体素赋予与该种子点相同的标签.同时将距离最小体素的邻域体素添加进该种子点的搜索队列.聚类过程采用的是广度优先的搜索策略,即在同一层所有的种子点都要重复上述聚类过程.

这种搜索策略有两个重要的优势:(1)只考虑邻域体素,因此构造的超体素不会跨越目标的边界;(2)采用的是广度优先策略,因此从每一个种子点往外扩展的速度是一致的,超体素的尺寸一致.

在所有体素都赋予标签后,整个点云空间就被过分割为超体素的集合.每个超体素的中心为

其包含的所有三维点的坐标均值.将超体素中心作为种子点并重复超体素过分割过程,直到超体素中心点稳定或者达到指定的迭代次数.

2.2 不共面超体素块相交边缘特征提取

利用 VCCS 分割获得三维点云的过分割块集

$$V = \{v_i\}_{i=1}^K,$$

其中 v_i 为一个过分割块, N 为分割的块数.结合其过分割块具有相似的几何结构,我们考虑提取不共面的相邻过分割块间的边缘关键点.如图 2 所示,如果过分割块 v_i 的法向量 N_i 和相邻的过分割块 v_j 的法向量 N_j 的夹角大于一定阈值 T ,则利用互为最近邻法检索出该相邻过分割块中的边缘关键点.当 v_i 和 v_j 相邻时,则有

$$p_{(i_k)} = \operatorname{argmin}_i (\operatorname{argmin}_j (p_s^{(v_i)}, v_j), v_i), \quad (3)$$

其中 i_k 为第 i 个超体素块中的第 k 个边缘点.

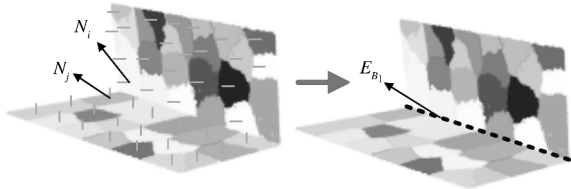


图 2 不共面超体素相交边缘关键点提取示意图

2.3 共面超体素块的边缘点特征提取

这里的边缘点定义三维物体表面的边界,因此,要获得三维点云的表面边缘点,需要剔除共面且相邻超体素间连接处的边缘点.首先利用 α -shape 获得每个超体素的边缘点,再设定阈值 T ,计算当前超体素边缘点到其所有相邻超体素点云的最近距离,若该距离大于 T ,则为表面的边缘点,反之剔除.如图 3 所示, E_B 即为所要提取的边缘点特征.

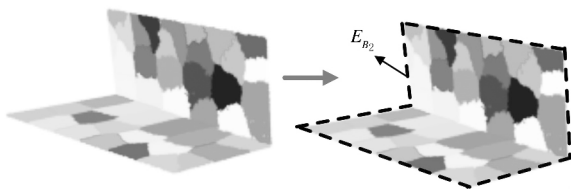
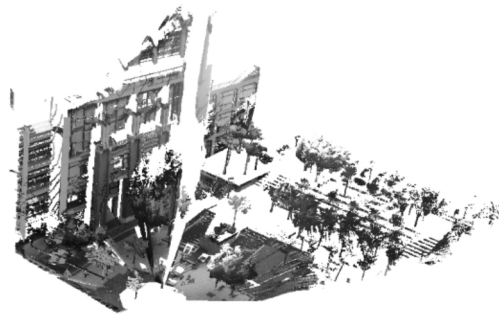


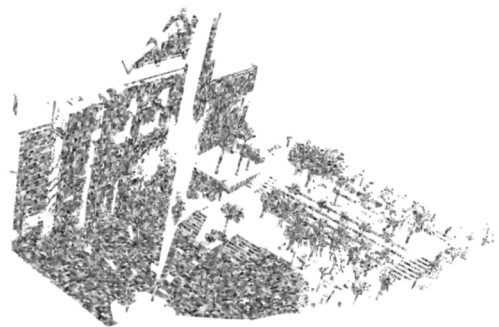
图 3 点云的边界点提取

3 实验与分析

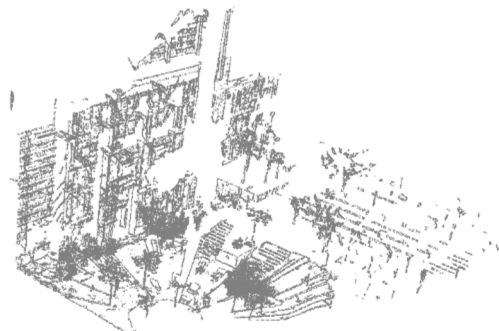
本文实验采用的扫描设备为 RIEGL 公司 VZ1000 静态激光扫描仪,实验数据为该设备扫描获得的高精度地面激光三维点云数据.系统环



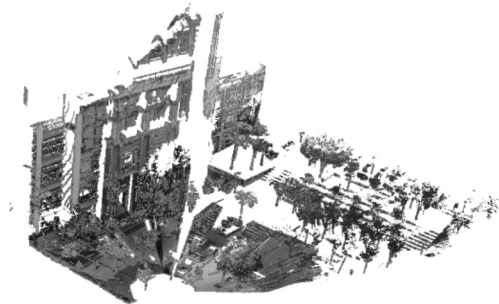
(a) 给定一个无序的三维点云(TLS 点云)



(b) 利用 VCCS 对于其进行聚类生成三维超体素过分割块,其中分辨率 r 为 0.03m,超体素分辨率 s 为 0.4m



(c) 提取的轮廓特征



(d) 三维点云场景的轮廓特征区域演示

图 4 轮廓特征提取过程

境为 Ubuntu14.04,算法采用 C++ 实现,并使用 QT 5.7.0 + OpenGL 实现可视化.算法的运行环

境为 PC 机:CPU 为 Intel Core(TM) i5-3470 (3.2GHz),内存为 16.0GB.

根据提出的轮廓特征提取算法,首先利用 VCCS 算法对目标点云做聚类分割;其次,利用 α -shape 提取每个超体素块的边缘点;最后,结合相邻超体素块间的关系,提取户外场景下的三维点云轮廓点.详细过程如图 4 所示.

如图 5 所示,利用建筑物点云作为比较测试数据,(a)为原始点云,(b)为利用文献[5]中的方法提取边缘点,给定的阈值为 $1.8 * \text{Factor}$,其中 Factor 为点云的平均分辨率,(c)为本文提取的结果.实验表明,图 5(b)中结果有线结构中有间断,

而图 5(c)中的在扫描视野的相交平面边缘处的点保存连续效果较好.

图 6 给出了三个不同场景的点云轮廓特征提

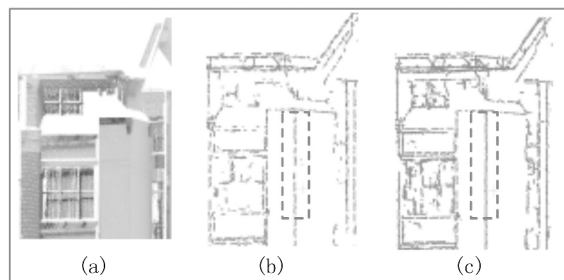


图 5 轮廓特征提取效果比较



图 6 点云轮廓特征提取效果图

取结果.它们的点个数分别为(a)4872176个,(b)165514718个,(c)5070218个.(a)为部分建筑物轮廓特征点细节,(b)为植被及台阶的轮廓提取效果,(c)为室内点云场景提取效果.以上效果表明,该算法对于人造物的轮廓特征提取效果较好.

4 结束语

本文提出了一种大场景三维点云的轮廓特征提取方法,该方法根据相邻超体素分割块及之间关系的特性,结合 α -shape 边缘点检测方法,实现大规模三维点云的轮廓特征提取.该方法原理简单,能够快速计算并检测出边缘关键点.该算法对大场景三维点云的配准、目标识别等处理具有重要意义.

参考文献:

[1] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
 [2] PAPON J, ABRAMOV A, SCHOEELER M, et al. Voxel cloud connectivity segmentation-supervoxels for point clouds [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.

New York: IEEE, 2013: 2027-2034.

- [3] EDELSBRUMMER H, KIRKPATRICK D, SEIDEL R. On the shape of a set of points in the plane [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1983, 29(4): 551-559.
 [4] HACKEL T, WEGNER J D, SCHINDLER K, et al. Contour Detection in Unstructured 3D Point Clouds [C] // Computer vision and pattern recognition. New York: IEEE, 2016: 1610-1618.
 [5] LIN Y, WANG C, BILI C, et al. Facet segmentation based line segment extraction for large scale point clouds [J]. IEEE transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 99: 1-16.
 [6] LIN Y, WANG C, CHENG J, et al. Line segment extraction for large scale unorganized point clouds [J]. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 102: 172-183.
 [7] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA '09. New York: IEEE, 2009: 3212-3217.
 [8] BARLA A, ODOE F, VERRI A. Histogram Intersection Kernel for Image Classification [C]. International Conference on Image Processing, 2003. New

- York: IEEE, 2003, 2: III-513-16.
- [9] WANG H, WANG C, LUO H, et al. Object detection in terrestrial laser scanning point clouds based on hough forest[J]. *Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(10): 1807-1811.
- [10] WONG W T, SHI F Y, SU T F. Thinning algorithms based on quadtree and octree representations [J]. *Information Sciences*, 2006, 176 (10): 1379-1394.
- [11] VOSSelman G V, MAAS H G. Airborne and terrestrial laser scanning [M]. Caithness, Scotland: Whittles, 2010.
- [12] YANG B, DONG Z. A shape-based segmentation method for mobile laser scanning point clouds[J]. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 81: 19-30.
- [13] 卢秀山, 黄磊. 基于激光扫描数据的建筑物信息格网化提取方法[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2007, 32(10): 852-855.
- [14] 江水, 盛业华, 李永强. 基于车载激光扫描的带状地物表面快速重建[J]. *地球信息科学*, 2007, 9(5): 19-23.
- [15] PETRIE G. Mobile mapping systems: an introduction to the technology[J]. *GeoInformatics*, 2010, 13(1): 32-43.

[责任编辑: 史宝明]

Contour Feature Extraction of 3D Point Cloud Based on Super-voxel Clustering

ZHENG Shu-fu¹, LI Wei^{1,2}, LIU Li¹

(1. School of Information, Sanming University, Sanming 365004, Fujian, China;

2. School of Information Science and Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian, China)

Abstract: As a kind of representation information of large-scale three-dimensional scene, the contour structure of 3D point cloud retains its main information and greatly reduces the amount of data. Therefore, it is of great significance for large-scale 3D scene expression. This paper presents a large-scale 3D point cloud contour feature extraction algorithm based on hyper voxel clustering analysis. Firstly, the 3D point clouds are analyzed by super-voxel clustering to generate the segmentation blocks. Secondly, the edge points of each 3D super-voxel block are extracted by combining the normal vectors of the super-voxel blocks. Finally, the nearest neighbor method is used to eliminate adjacent and coplanar super-voxel block edge points, the edge points between adjacent but not coprime super-voxel blocks are retained and the edge points of the non-contiguous super-voxel block edges, that is, contour edge points are retained. Experiments show that the proposed algorithm realizes the extraction of 3D contour features and greatly reduces the amount of data in the point cloud while preserving the main contour information.

Key words: large scale 3D point cloud; super-voxel clustering; contour feature