

基于高斯映射聚类的点云边缘提取算法

苏云龙*, 平雪良**

江南大学机械工程学院江苏省食品先进制造装备技术重点实验室, 江苏 无锡 214122

摘要 基于高斯映射聚类边缘提取算法提出了一种快速而精确的新方法,通过凝聚聚类和估计法线将高斯球中的法线进行聚类,通过分析每个点最近邻域点的协方差矩阵特征值来检测边缘特征。对不同的点云对象进行边缘提取对比实验,分别从边缘提取效果和提取时间进行对比分析。实验结果表明,所提方法能快速有效地提取点云的边缘特征,相比原高斯映射聚类边缘提取算法有很大的提升。

关键词 机器视觉; 三维点云; 高斯映射聚类; 边缘提取; 协方差矩阵; 特征值

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.111506

Point Cloud Edge-Extraction Algorithm Based on Gaussian Map Clustering

Su Yunlong*, Ping Xueliang**

*Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment and Technology,
School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China*

Abstract This study proposes a fast and accurate new edge-extraction method based on the Gaussian map clustering algorithm. First, the normals in the Gaussian sphere are clustered via agglomerative clustering and normal estimation. Then, the covariance matrix eigenvalues of the nearest neighbors of each point are analyzed to detect the edge features. The edge-extraction experiments are performed on different pointcloud objects, and the edge extraction effects and the extraction time are compared and analyzed. The experimental results indicate that the proposed method can quickly and efficiently extract the edge features from point clouds and its performance is improved compared with the edge-extraction algorithm based on original Gaussian map clustering.

Key words machine vision; three-dimensional point cloud; Gaussian map clustering; edge-extraction; covariance matrix; eigenvalues

OCIS codes 150.0155; 150.1135

1 引言

边缘提取一直是计算机视觉的研究热点,点云边缘提取是点云采样^[1]、目标识别^[2]以及三维重建^[3]等领域的重要步骤。大多数点云中的边缘提取研究都是基于数据统计、几何理论或边缘点的法向量。点云边缘主要指能够表达产品特征的一些边缘测量点,它的基本原则是准确描述点云数据的几何形状特征。

目前,点云边缘提取算法有栅格划分法^[4-5]、角

度差法^[6]、八邻域深度差法^[7]、微切平面法^[8]等。韩玉川等^[9]通过控制边缘点云搜索方向,提出了一种通过种子边缘点提取闭合点云边缘的算法,但该算法不能提取非闭合的边缘;张志佳等^[7]对特征点沿深度方向垂直投影并进行栅格划分,然后采用排序法根据八邻域栅格深度差进行点云边缘提取;柯映林等^[10]对空间栅格进行划分并建立栅格的空间拓扑关系,根据空间栅格中是否包含点云来寻找边缘,但是该算法受点云密度估计的影响;Demarsin等^[11]采用区域增长的方法根据点

收稿日期: 2018-11-30; 修回日期: 2018-12-25; 录用日期: 2019-01-07

基金项目: 国家自然科学基金(61305016)

* E-mail: 1870679495@qq.com; ** E-mail: ping@jiangnan.edu.cn

云的法向量对点云数据进行精简,保留处在边缘区域的点簇,再从点簇中计算出闭合的边缘轮廓;刘增艺等^[12]通过判断数据点的 K 邻域构成的最小二乘平面的投影点角度差的最大值来确定该点是否为边界点,该算法虽然能够准确获取散乱点云上任意指定目标特征的边界,但是存在提取时间较长的问题;易兵等^[13]提出一种基于高斯映射的法向聚类计算机辅助设计(CAD)网格分割方法,但这是局限于基于顶点和面的算法,并不是基于三维点云处理。本文利用协方差特征值的变化直接识别边缘特征点,简化了凝聚聚类和法线估计的步骤,高效地提取了物体的边缘特征。

2 高斯映射聚类边缘提取算法

基于高斯映射聚类的算法主要通过聚类邻域中的潜在三角形的法线来区分尖锐特征点和非尖锐特征点。其中尖锐特征点是指三维形体中表面法线不能保持几何一阶连续的组成点,如折痕或者角点等。在该算法中,假设每个点 p 都有 k 个最邻近点,则以 p 和两个邻域点可以构建出 $k(k-1)$ 个可能的三角形,这些三角形存在 $k(k-1)$ 个法向量,通过分析点 p 给定邻域中的所有法线的聚类行为来执行特征检测。在该理论中,计算的法线对测量噪声非常敏感,如果采样点和两个相邻点在一行中对齐,则这三个点不会形成三角形,这种情况下不存在法向量,

因此由尖锐边缘(由尖锐点组成的边缘)两侧的点形成的任何邻域都不可能提供可靠、准确的法线。此外,对于大规模点云,这种正常估计方法为了便于处理每个点附近的 $k(k-1)$ 个法线,倾向于作高负荷计算。

3 基于高斯映射聚类算法的改进算法

3.1 凝聚聚类

为了提取边缘,将每个点附近计算的法线集映射到高斯球。然后将这些法线按照分层凝聚(自下而上)的聚类方法进行聚类。最初,高斯球的每个点都被视为一个单独的群集,将群集逐步合并为更大的群集。合并过程的标准是根据高斯映射中法线之间的角度计算距离,即

$$D_c(S_1, S_2) = \frac{1}{|S_1||S_2|} \sum_{x \in S_1} \sum_{y \in S_2} d(x, y), \quad (1)$$

式中: S_1 和 S_2 为待比较的两个聚类; $|S|$ 为聚类中元素的数量; d 为高斯球上的测量距离; x 和 y 分别为聚类 S_1 和 S_2 中的点坐标。每次合并都会增加聚类之间的距离。根据高斯球中法线之间的角度,当现有聚类之间的距离超过某个阈值(实验中的阈值设置为13)时,聚类算法可以停止,如图1所示。当聚集过程产生单个聚类时,该点被认为位于平面中;当聚集过程产生2~4个聚类时,该点被认为是特征点。

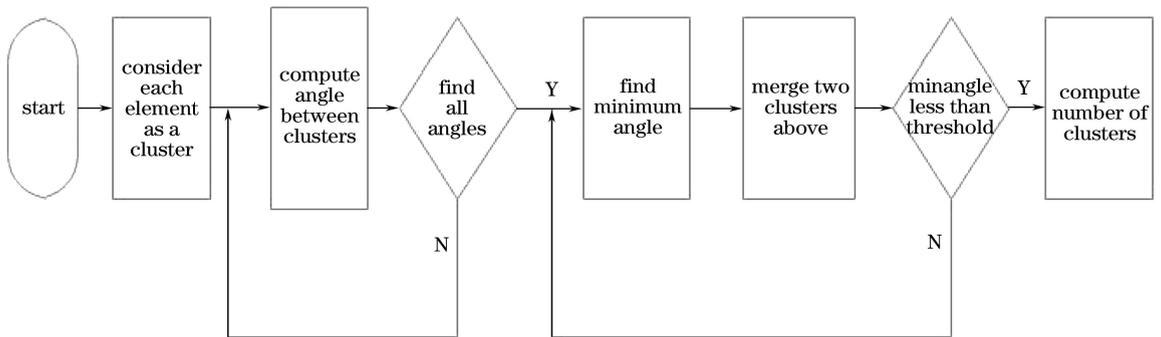


图1 凝聚聚类算法流程图

Fig. 1 Flow chart of agglomerative clustering algorithm

3.2 法线估计

使用主成分分析(PCA)取代常规估计方法(三角测量法)来估计法线,然后根据凝聚聚类法线提取尖锐的边缘特征。对于点云中的每个点,最小二乘局部平面拟合到其 k 个最近邻域。每个点的法线对应于协方差矩阵的最小特征值的特征向量。在估计每个点的法线之后,考虑样本点的 k 个最近邻域,并采用凝聚技术将 k 个最近邻域的法线聚类。

3.3 特征值分析法

为了避免边缘提取过程的复杂性,提出了一种无聚类时提取尖锐边缘的方法。由于PCA是基于协方差矩阵的特征值来估计法线,因此本文仅通过每个点的特征值变化来提取边缘特征。该统计方法不仅消除了尖锐边缘的估计误差,还简化了边缘估计过程的聚类步骤。协方差用于衡量每个维度相对于彼此的平均值变化。对于三维数据集 (x, y, z) ,

样本点 $P(x, y, z)$ 的 3×3 协方差矩阵 C 为

$$C = \begin{bmatrix} \text{Cov}(x, x) & \text{Cov}(x, y) & \text{Cov}(x, z) \\ \text{Cov}(y, x) & \text{Cov}(y, y) & \text{Cov}(y, z) \\ \text{Cov}(z, x) & \text{Cov}(z, y) & \text{Cov}(z, z) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中: x, y 是点坐标的横、纵坐标值。 $\text{Cov}(x, y)$ 是 x, y 的协方差, 表示为

$$\text{Cov}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n - 1}, \quad (3)$$

式中: i 是 k 个邻域中的第 i 个邻域; x_i 是第 i 个邻域点的横坐标值; \bar{x} 是 k 个邻域点横坐标的平均值; y_i 是第 i 个邻域点的纵坐标值; \bar{y} 是 k 个邻域点纵坐标的平均值; n 是点云个数。

C 的 3 个特征值为 $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$, 表面变化为

$$\sigma_k(P) = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}. \quad (4)$$

对于具有 k 个邻域的采样点, 表面变化 $\sigma_k(P)$ 可以用来区分该点是属于平面还是属于点云中的边缘点。由于平坦表面的协方差矩阵的最小特征值为零, 因此平坦表面的表面变化值为零。

4 实验与分析

为了验证所提算法的有效性和稳健性, 分别采

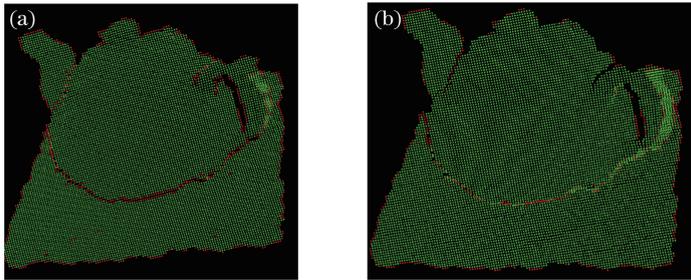


图 2 提取茶壶边缘点云对比图。(a)改进算法提取茶壶边缘效果图;(b)原始算法提取茶壶边缘效果图

Fig. 2 Comparison of extracted teapot edge point clouds. (a) Extracted teapot edge by improved algorithm; (b) extracted teapot edge by original algorithm

实验二如图 3 所示, 采用电话点云作为物体点云, 点云数量为 195103, 图 3(a)为改进算法提取边缘的效果图, 提取的边缘轮廓与实际轮廓一致, 所提取的边缘点数为 63321, 提取时间为 0.89 s。图 3(b)为原始算法提取边缘的效果图, 所提取的边缘点数为 42032, 提取时间为 1.21 s。从图 3(c)和(d)局部放大图中可以清晰地看出, 利用改进算法提取的边缘点更加全面、准确。具体实验数据及结果如表 2 所示。

实验结果表明, 所提算法提取的边缘特征比较丰富、全面, 而原始算法遗漏了部分边缘特征点。除

用原始算法和改进算法对同一点云进行相应的处理与对比。实验平台为 Visual Studio 2012, 所有实验均在 Windows7 系统, Intel (R) Core (TM) i7-4720HQ CPU 2.6 Hz 处理器, 8 G 内存的电脑上运行。

实验一如图 2 所示, 采用茶壶点云作为物体点云, 点云数量为 11200, 图 2(a)为改进算法提取边缘的效果图, 提取的边缘轮廓与实际轮廓一致, 所提取的边缘点数为 2483, 提取时间为 0.61 s。图 2(b)为原始算法提取边缘的效果图, 所提取的边缘点数为 1022, 提取时间为 0.87 s。可以清晰地看出, 利用改进算法提取的边缘点更加全面、准确。具体实验数据及结果如表 1 所示。

表 1 传统高斯聚类算法与改进算法提取茶壶点云边缘结果比较

Table 1 Comparison of extraction effects of teapot edge points between traditional Gaussian clustering algorithm and improved algorithm

Algorithm	Searching radius /mm	Extracted edge point	Running time /s
Original	30	1022	0.87
Improved	30	2483	0.61

此之外, 改进算法比原始算法的运行时间要少, 大大提高了效率。

表 2 传统高斯聚类算法与改进算法提取电话点云边缘结果比较

Table 2 Comparison of extraction effects of telephone edge points between traditional Gaussian clustering algorithm and improved algorithm

Algorithm	Searching radius /mm	Extracted edge point	Running time /s
Original	25	42032	1.21
Improved	25	63321	0.89

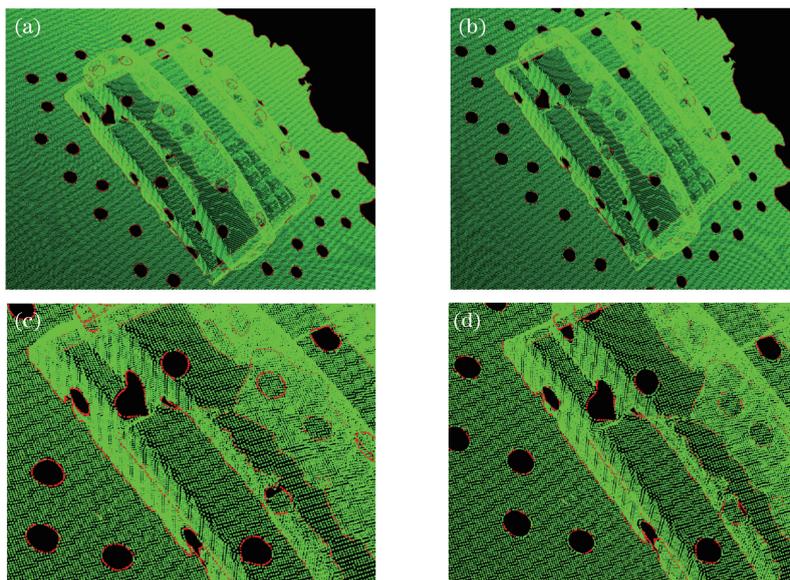


图3 提取电话边缘点云对比图。(a)改进算法提取茶壶边缘效果图;(b)原始算法提取茶壶边缘效果图;
(c)改进算法提取边缘局部放大图;(d)原始算法提取边缘局部放大图

Fig. 3 Comparison of extracted phone edge point clouds. (a) Extracted phone edge by improved algorithm; (b) extracted phone edge by original algorithm; (c) partial enlargement of extracted edge by improved algorithm; (d) partial enlargement of extracted edge by original algorithm

5 结 论

所提改进算法利用特征值分析法分析每个点特征值的变化,从而简化了凝聚聚类法和估计法线的繁琐步骤,同时,所提算法在提取尖锐边缘点的精确度得到了很大的提升。通过两组不同的实验,将原始算法与改进算法进行了对比。结果表明,所提算法在边缘提取的准确度和速度方面都有很大的提升,证实了改进算法的高效性。

参 考 文 献

- [1] Fu C X, Cheng G, Yuan D F. A compression method of point cloud data for three-dimensional reconstruction of cultural relics[J]. Remote Sensing Information, 2018, 33(1): 64-68.
符晨曦, 程钢, 原东方. 面向文物三维重建的一种点云数据精简方法[J]. 遥感信息, 2018, 33(1): 64-68.
- [2] Wang S Y, Tao S X, Yang F, *et al.* Laser ranged imaging target recognition based on convolutional neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(2): 021001.
王书宇, 陶声祥, 杨钊, 等. 基于卷积神经网络的激光距离选通式成像目标识别[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(2): 021001.

- [3] Duan Z X, Bai Z H, Chen R L, *et al.* 3D reconstruction of similar material model based on multi-view images[J]. Laser Journal, 2018, 39(8): 137-141.
段志鑫, 白志辉, 陈冉丽, 等. 基于多视影像的相似材料模型三维重建方法[J]. 激光杂志, 2018, 39(8): 137-141.
- [4] Fu S Y, Wu L S, Chen H W. Point cloud simplification method based on space grid dynamic partitioning[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(11): 1115007.
傅思勇, 吴禄慎, 陈华伟. 空间栅格动态划分的点云精简方法[J]. 光学学报, 2017, 37(11): 1115007.
- [5] Liu J Y, Xue C J, Fan Y G, *et al.* A raster-oriented clustering method with space-attribute constraints [J]. Journal of Geo-Information Science, 2017, 19(4): 447-456.
刘敬一, 薛存金, 樊彦国, 等. 一种面向栅格的空间-属性双重约束聚类方法[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(4): 447-456.
- [6] Guo J, Liu J Y, Zhang Y L, *et al.* Filtering of ground point cloud based on scanning line and self-adaptive angle-limitation algorithm [J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(8): 2243-2245.
郭杰, 刘建永, 张有亮, 等. 基于扫描线自适应角度限差法的地面点云滤波[J]. 计算机应用, 2011, 31

- (8): 2243-2245.
- [7] Zhang Z J, Wei X, Zhou Z Q, *et al.* 8N-DD-based point cloud edge extraction algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(8): 2015-2021.
张志佳, 魏信, 周自强, 等. 一种基于八邻域深度差的点云边缘提取算法 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(8): 2015-2021.
- [8] Sun D Z, Fan Z X, Li Y R. Automatic extraction of boundary characteristic from scatter data [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2008, 36(8): 82-84.
孙殿柱, 范志先, 李延瑞. 散乱数据点云边界特征自动提取算法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2008, 36(8): 82-84.
- [9] Han Y C, Hou H, Bai Y R, *et al.* A closed point cloud edge extraction algorithm using edge coefficient [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(11): 111003.
韩玉川, 侯贺, 白云瑞, 等. 一种基于边缘系数的闭合点云边缘提取算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(11): 111003.
- [10] Ke Y L, Fan S Q. Research on direct extraction of boundary from point clouds [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2004, 40(9): 116-120.
柯映林, 范树迁. 基于点云的边界特征直接提取技术 [J]. 机械工程学报, 2004, 40(9): 116-120.
- [11] Demarsin K, Vanderstraeten D, Volodine T, *et al.* Detection of closed sharp edges in point clouds using normal estimation and graph theory [J]. Computer-Aided Design, 2007, 39(4): 276-283.
- [12] Liu Z Y, Jiang K Y, Lin J Y. Interactive extraction of boundary of specified target feature on scattered point cloud [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(6): 186-190.
刘增艺, 江开勇, 林俊义. 散乱点云特征边缘交互提取 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(6): 186-190.
- [13] Yi B, Liu Z Y, Tan J R. An algorithm for segmenting CAD meshes based on the Gaussian map [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(7): 115-123.
易兵, 刘振宇, 谭建荣. 基于高斯映射的 CAD 网格法向聚类分割方法 [J]. 机械工程学报, 2015, 51(7): 115-123.