

散乱点云去噪算法的研究与实现

刘大峰 廖文和 戴宁 程筱胜

(南京航空航天大学机电学院, 南京 210016)

摘要: 提出了一种快速去除散乱点云数据表面噪声和离群点的鲁棒滤波算法. 应用核密度估计聚类方法, 通过 Mean-Shift 迭代过程将每一个采样点“漂移”到核密度估计函数的局部最大值点, 该最大值点确定了点云数据的聚类中心并能准确逼近原始曲面, 使点云曲面收敛为一个稳定的三维数字模型. 算法中的似然估计函数充分考虑了散乱点的法矢方向, 因此不仅可以去除不同幅度的噪点, 还可以用简单的阈值条件很容易地检测出离群点的聚类, 从而实现了点云数据的高效快速光滑去噪.

关键词: 均值漂移; 聚类; 核密度估计; 似然函数

中图分类号: TP391.72; R783.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-0505(2007)06-1108-05

Research and implementation for denoising noisy scattered point data

Liu Dafeng Liao Wenhe Dai Ning Cheng Xiaosheng

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A method for robust filtering of a noisy set of points sampled from a smooth surface is presented. A kernel density estimation technique is used for point clustering in the presented method. Each sample point is shifted to the local maximum of the kernel function by a mean-shift based clustering procedure. The clustering center of point cloud is confirmed through the remaining set of maximum likelihood points, and the point-based surface is also approximated accurately by the same way, so the point-set surface can be converged to a stable 3D digital model. The normal directions estimated at the scattered points are concerned in the likelihood function, so noise with different amplitudes can be suppressed during the filtering procedure. Outliers can be easily detected and automatically removed by a simple threshold in the algorithm, so robust filtering of noisy scattered point cloud data is implemented.

Key words: mean-shift; clustering; kernel density estimation; likelihood function

随着三维测量设备在测量效率、精度等方面的突破, 点云数据在三维实体造型中得到了广泛的应用^[1-4]. 然而在获取数据的过程中, 由于人为的干扰或者扫描仪本身的缺陷使得生成的三维数据往往带有许多小振幅噪声和离群点, 使得重建后的模型粗糙零乱^[5]. 为了能获得光滑逼真的三维网格模型, 在对实测三维数据进行曲面重建之前必须对

其进行去噪光滑. 本文对点云数据的去噪光滑技术进行了深入的研究, 并在文献[6]的基础上提出了一种用于去除点云数据表面噪声和离群点的鲁棒滤波算法, 该算法的主要思想是对带有噪声和离群点的点云数据应用一个核密度估计函数作为点聚类, 对每个数据点通过一个局部似然估计值与三维采样曲面上的真实点对应起来, 用 Mean-Shift 迭代算法将每一个采样点“漂移”到核密度估计函数的局部最大值点, 也就是该采样点在点集曲面上可能性测度最大的位置. 这样一系列最大似然值点最后迭代出一个逼近原始曲面的准确值, 从而实现了点云数据的快速高效光滑去噪. 而且算法中的似然估计函数充分考虑了散乱点的法矢方向, 因此可以去

收稿日期: 2007-03-26.

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目(2005AA420240)、江苏省科技攻关资助项目(BE2005014)、南京市医学科技发展计划资助项目(ZKX0420)、南京市科技发展计划资助项目(200504022).

作者简介: 刘大峰(1977—), 男, 博士生; 廖文和(联系人), 男, 博士, 教授, 博士生导师, njwho@nuaa.edu.cn.

除不同振幅方向的噪点和离群点。

1 相关研究及分析

光顺去噪算法有很多,可以直接针对点云数据,也可以针对三角网格数据。但由于点云数据本身缺乏拓扑连接信息,已有的网格光顺去噪算法不能简单地推广到点云数据上来,因此,点云数据去噪变得相对比较困难,相应的光顺去噪算法较少。从算法复杂性角度分析,点云去噪算法可分为基于 Laplacian 算子的方法、简单的非迭代方法以及基于最优化的方法等;根据特征保持性和噪声在各个方向上的扩散方式,可分为各向同性算法和各向异性算法;根据去噪算子的连续与否,可分为基于曲面拟合的去噪算法,通过选取光滑曲面对散乱点进行拟合重建达到去噪的目的;对点云数据进行离散几何分析,直接在三维空间对点云数据进行估计处理。这类方法绕过了曲面拟合重建等复杂费时的过程,在算法复杂度和运算效率上都有很大优势。

低通滤波算法^[7]、移动最小二乘 (MLS) 曲面拟合法^[8]和基于偏微分方程 (PDE) 的曲面逼近算法^[9]等虽然在去除小振幅噪声方面效果良好,但对于一些离群点大多只能依靠手工才能实现。近年来在应用鲁棒统计学方法处理散乱点云数据方面已经得到了长足发展^[5,10],但对散乱点云数据离群点的自动识别和去除难题仍然没有得到很好的解决。

本文算法是一个非参数核密度估计算法。给定一组空间散乱数据点集 $P = \{p_1, \dots, p_N\}$, 对这组数据估计一个未知的密度函数 f , 一种简单的方法就是通过下式给定:

$$\hat{f} = \frac{1}{Nh^3} \sum_{i=1}^N \Phi\left(\frac{x-p_i}{h}\right) \quad (1)$$

式中,参数 h 为核尺寸; Φ 为核函数,通常选取为高斯函数。核估计 \hat{f} 的局部最大值定义为散乱点 P 的聚类中心,这些聚类中心能较为准确地逼近原始曲面。为了确定这些聚类中心,首先定义一个核估计 \hat{f} , 然后应用 Mean-Shift 算法找到一个适当的核估计函数 $\hat{f}^{[11]}$ 。最后,应用简单的阈值条件就能检测到那些离群点的聚类并予以去除。把本文鲁棒滤波算法和 Power Crust 算法^[12]相结合,实现三维实体模型曲面重构效果良好。

2 本文算法描述

本文提出的用于去除散乱点云表面数据噪点的统计学算法,通过定义一个光顺似然函数 L 来解决这个问题,似然函数 L 反映了散乱点云数据中任

意一点 $x \in \mathbb{R}^3$ 在采样表面上的概率。为了过滤噪点,本文参照 Mean-Shift 算法^[11],将散乱点云中每一个采样点沿着似然函数 L 的梯度方向,迭代“漂移”到核密度函数的局部最大似然值点。

2.1 似然函数的确定

首先为每一个采样点 $p_i \in P$ 定义一个局部似然函数 L_i , L_i 由点 p_i 所在的邻域 $|p_i|$ 中任意点 x 到该邻域的最小二乘拟合平面距离的平方所确定,而最小二乘拟合平面通过计算

$$C_i = \sum_{j=1}^N (p_j - c_i)(p_j - c_i)^T \chi\left(\frac{\|p_j - p_i\|}{h}\right) \quad (2)$$

带有权重的协方差矩阵来获得。似然函数 L 由所有采样点的局部似然函数加权累加所得。式(2)中 χ 为一个单调递减的权重函数; c_i 为核内所有采样点的加权平均值。因为 C_i 是对称半正定矩阵,所以其特征值 $\lambda_l^i (l=1,2,3)$ 均为非负实数,即: $0 \leq \lambda_l^i \leq \lambda_1^i \leq \lambda_2^i$ 。对应的特征向量 v_l^i 构成一个正交基。由此,协方差矩阵式(2)便定义了一个椭圆 $E_i(x)$ 。

$$E_i(x) = \{x: (x - c_i)^T C_i^{-1} (x - c_i) \leq 1\} \quad (3)$$

如图1所示,椭圆 E_i 的2个主轴 v_1^i 和 v_2^i 张成了一个最小二乘平面,而且法矢 $v_3^i = n_i$ 。如果扫描测量设备提供了相应的法矢参数,则可以直接代替估计法矢值。点 x 到最小二乘拟合平面距离的平方确定局部似然函数 $L_i(x)$ 如下:

$$L_i(x) = \Phi_i(x - c_i) [h^2 - [(x - c_i) \cdot n_i]^2] \quad (4)$$

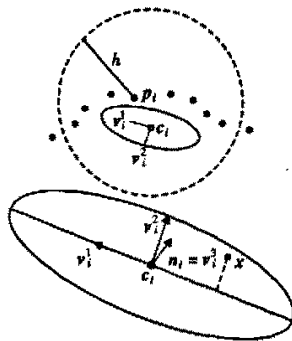


图1 2D加权最小二乘拟合平面和椭圆核心估计

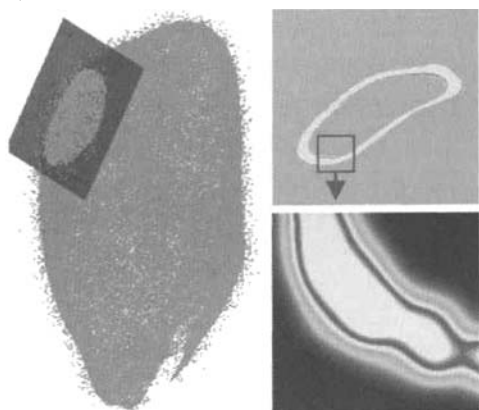
这样,距离最小二乘平面较近的点将比较远的点有一个较高的似然性。考虑到任意一点 p_i 在某一位位置 x 的似然值可能会随着距离的增加而减小,参照文献[10]中的半径函数,本文采用一个单调递减的加权函数 Φ_i 来降低每一个 L_i 的影响,本文加权函数 Φ_i 选为适合椭圆 E_i 形状的三向异性高斯函数,而且该加权函数 Φ_i 也适合 p_i 点近邻的分布。

似然函数 L 反映了一个既定点 x 是采样表面 S

上点的似然性,根据所有点 p_i 的局部似然函数 $L_i(x)$ 来确定.

$$L(x) = \sum_{i=1}^N w_i L_i(x) \quad (5)$$

式中, $w_i \in [0, 1]$ 是测量置信权重,和每一个点 p_i 的似然函数振幅比例相对应,一般根据测量设备可得,如果测量设备没有提供,则选 $w_i = 1$. 图2所示为切牙点云模型似然函数 L 的切片分析示例,图2(a)为带有噪声的切牙,图2(b)上图为切牙前端牙尖处似然函数 L 的剖面图,图2(b)下图为剖面局部区域放大图,从外到内颜色逐渐加深代表似然函数值从小到大变化.



(a) 前端牙尖部分剖面 (b) 剖面局部区域放大

图2 切牙点云模型似然函数 L 切片分析

2.2 似然函数的收敛性

似然函数 $L(x)$ 确定后,即可用此函数来光顺散乱点云数据,通过把所有的采样点“飘移”到最大似然值的位置,即把所有的采样点移动到最可能落在采样表面的位置.为了找到 $L(x)$ 的局部最大值,用一个类似梯度上升最大化的方法来实现.令加权函数 Φ_i 固定不变,逐渐改变 $L(x)$,近似增量根据下式确定:

$$\nabla L(x) = -2 \sum_{j=1}^N w_j \Phi_j(x - c_j) [(x - c_j) n_j] n_j \quad (6)$$

为了令采样点快速收敛到最大似然值,选择合适的步进尺寸如下:

$$\tau = \frac{1}{2 \sum_{j=1}^N w_j \Phi_j(x - c_j)} \quad (7)$$

从式(7)可以看出,步进尺寸很小,接近最大似然值,并且可以增大到每一个核的边界.这就为所有的采样点提供了一个快速稳定的收敛方法.

联立方程(6)和(7),得到相应的迭代序列,即

$$P_i^0 = P_i, P_i^{k+1} = P_i^k + m_i^k \quad (8)$$

$$m_i^k = \frac{\sum_{j=1}^N w_j \Phi_j(P_i^k - c_j) [(P_i^k - c_j) n_j] n_j}{\sum_{j=1}^N w_j \Phi_j(P_i^k - c_j)} \quad (9)$$

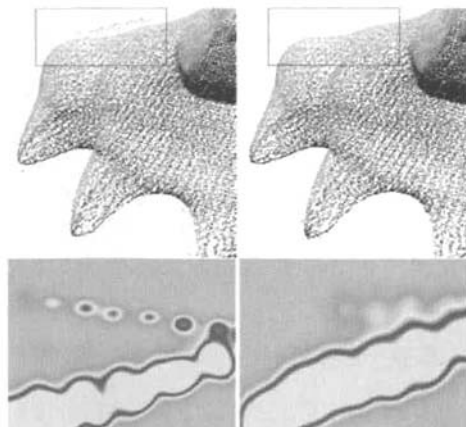
对点云数据 P 中每一个点应用此迭代方法,如果满足式(10),则停止迭代.实验证明,通常情况下迭代10次以下就收敛了.

$$\|P_i^{k+1} - P_i^k\| < 10^{-4} h \quad (10)$$

内在收敛性是本文过滤算法的一个特点,当核估计数大于似然函数 L 最大值数时,则只有个别采样点收敛于同一个最大似然值.把这些采样点聚合为一类,用似然函数的局部最大值点代替.表1列出了不同点云数据的详细去噪比例和速度.

2.3 自适应核尺寸

迄今为止,前面所述的算法只是用了一个固定半径 h 对椭圆的权重函数和最小二乘拟合平面进行了局部邻近估算,然而,恒定的核尺寸并不适合各种各样采样密度的点云数据.为了解决这个难题,本文对每一个 p_i 点的 k 近邻做PCA分析来计算椭圆的核估计 E_i .这样不仅使核估计形状适合点 p_i 的邻近点分布,而且核尺寸也适合空间采样密度.如图3(a)所示,如果用一个固定半径 h ,那么在带有大振幅噪声的点云区域, L 的局部最大值就会远离最可能的拟合面.在迭代去噪过程中,这些最大值会聚合一些点在最可能的拟合面周围产生一个二层点集,在龙头右脚处大振幅的噪声不能被滤除.而在图3(b)中,由于大振幅噪声的低采样密度,用自适应核尺寸增加了该区域的核尺寸数量,2个点云层的核估计会相交或重合,由此便会降低局部最大值的影响.除了极少数点之外,在矩形区域内的噪点几乎被全部滤除了,这样便得到较好的过滤效果.



(a) 固定核尺寸估计效果图 (b) 自适应核估计效果图

图3 龙头点云核估计去噪效果图

3 算法实例及应用

首先利用北京博维恒信公司的 3D CaMega CS-100 型光学三维扫描系统和本实验室自行研制的基于光栅投影的三维模型测量系统获得散乱点云数据,然后应用本文过滤算法对扫描的实物模型点云数据进行处理,最后把该过滤算法和曲面重构算法结合起来,实现了三维物体的良好重建。

3.1 过滤和离群点去除

图 4 是通过 3D CaMega CS-100 型光学三维扫描系统测得的全口牙模点云数据应用本文过滤算法前后的对比图,从切牙部位的局部放大图可以看出,带噪声重建的网格光照模型粗糙,并且有很多离群点,而经过滤后重建的网格光照模型不再有离群点的干扰,表面变得光顺平滑了。这充分显示了本文算法在去除点云数据离群点和曲面光顺方面的效率。由于本文算法的聚类属性,通常成组的离群点会收敛于一系列稀疏地分布在采样表面周围的单个点,和采样表面相比,这些点会用较低的采样密度标识出来,用这个标准很容易检测出离群点,并且用简单的极限法去除。图 5 是通过基于光栅投影的三维模型测量系统测得的人面部散乱点云数据,与激光扫描相比,结构光扫描通常可以得到整片的散乱点云数据,大大提高了数据的获取速度,但由于受到不同类型噪声的影响,散乱点云中高频噪声数据也会增加。图 5 所示本文算法将高频率的噪声去除了,而低频率的细节地方,如嘴、眼睛和眉毛等特征还保留着。因此,本文算法可以应用自适应核尺寸来处理频率较大的测量噪声。

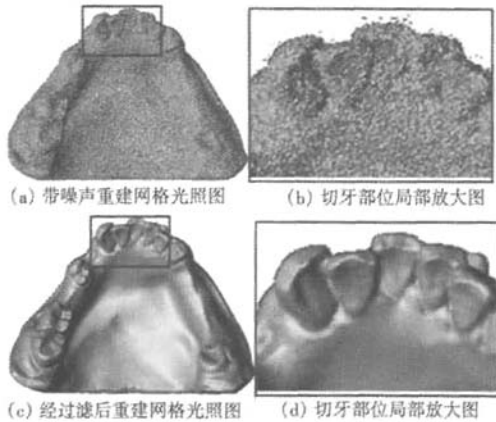


图 4 全口牙模去噪效果图

表 1 总结了切牙,全口牙模,面部及龙头等实验数据过滤结果和常用参数。核尺寸 h 选取为点云数据平均采样密度的 1~10 倍, N 为输入的采样点数, M 为去噪后的点数,参数 k 为被用于自适应核

估算的邻近点数,所有结果都是在 Pentium 2.8 GHz,内存 512MB 的 PC 机上完成的,核估计和过滤时间均为 CPU 平均运行时间。

表 1 不同点云的过滤时间对照表

点云数据	N	M	核估计时间/s	过滤时间/s	h
切牙	180×10^3	114×10^3	1.38	18.45	0.8
面部	123×10^3	81×10^3	1.33	21.32	2
龙头	485×10^3	170×10^3	23.22	653.28	0.001 5
龙	2.1×10^6	796×10^3	103.56	2 186.53	0.001 5
龙($k=250$)	2.1×10^6	795×10^3	400.27	2 285.16	



(a) 原始点云网格光照模型 (b) 过滤去噪后网格光照模型

图 5 面部点云数据光照模型对比图

3.2 曲面重构

曲面重构是离散几何处理的一个最基本问题。通常,曲面重构是在有噪声数据上建立的,这样就大大降低了曲面重构算法的效率。一个重要的重构算法就是 Delaunay 算法。这种算法有精确的数学理论基础,并且不需要建立点的法矢,在精确的采样条件下可以直接从散乱点云得到正确的重构结果。然而这种算法对于带有噪声和离群点的数据非常敏感,而这些噪声和离群点在三维扫描中不可避免,大多数基于 Delaunay 的算法不太适合噪声的散乱点云数据,因此,对这些算法进一步深入研究使其适用于有噪声数据是一个热门的研究领域。

综合上述考虑,从散乱点云数据重构曲面之前,先应用本文算法对扫描的散乱点云数据进行过滤去噪处理,然后用处理后的点云数据再进行曲面重建,这样便可提高曲面重建的速度,并得到较好的重建效果。图 6(a)是龙头模型原始点云下颌局部放大图,有很多离群点聚集在下颌和颌尖部位,并带有一些高频噪声。图 6(b)是应用本文算法过滤后的下颌局部放大图,点云数据较清晰,这对于后期曲面重建提供了很大的方便。为了便于比较,本文应用基于 Delaunay 的 Power Crust^[12] 重构算法对没有处理的散乱点云数据也进行了曲面重建。如图 6(c)所示,即为应用原始扫描的散乱点云数

据重建的龙头效果图,可以看出,曲面效果非常粗糙,并带有很多散乱的三角片.图6(d)为采用过滤后的点云数据重建的龙头效果图,表面平滑光滑,效果逼真.由此可见,2种方法的对比结果很明显,从有噪的散乱点云数据直接进行曲面重建得到的结果比较粗糙,并且不便于后续的三角网格处理和使用,而用过滤去噪处理后的散乱点云数据进行重建的曲面平滑光滑,效果良好.因此把本文算法和现有的曲面重构算法结合起来是一个提高曲面重建效率的有效方法.

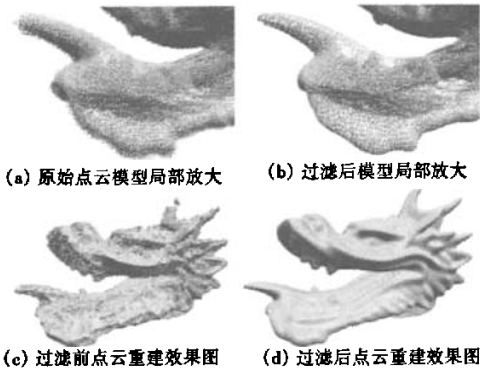


图6 龙头点云数据去噪与重建效果图

4 结语

提出了一种用于去除散乱点云数据噪点和离群点的基于聚类的核估计鲁棒滤波算法,该算法可以很容易检测出离群点,并去除不同振幅的噪声数据,大大提高了三维扫描的散乱点云数据的处理效率,并且该算法能够和曲面重构算法很好地结合起来,也提高了曲面重建的速度和效果.但当每一个点都独立收敛于一个似然函数最大值时,并行是一个难点,也是下一步的研究工作.

参考文献 (References)

- [1] Pfister H, Zwicker M, van Baar J, et al. Surfels: surface elements as rendering primitives [C]//*Proceedings of the ACM SIGGRAPH Conference on Computer Graphics*. New Orleans, Louisiana, 2000: 335-342.
- [2] Rusinkiewicz S, Levoy M. QSplat: a multiresolution point rendering system for large meshes [C]//*Proceedings of the ACM SIGGRAPH Conference on Computer Graphics*. New Orleans, Louisiana, 2000: 343-352.
- [3] Pauly M, Keiser R, Kobbelt L P, et al. Shape modeling with point-sampled geometry [C]//*Proceedings of the ACM SIGGRAPH Conference on Computer Graphics*. San Diego, USA, 2003: 641-650.
- [4] Zwicker M, Pfister H, van Baar J, et al. Surface splatting [C]//*Proceedings of the ACM SIGGRAPH Conference on Computer Graphics*. New York, 2001: 371-378.
- [5] Pauly M, Mitra N J, Guibas L J. Uncertainty and variability in point cloud surface data [C]//*Eurographics Symposium on Point Based Graphics*. Zurich, 2004: 77-84.
- [6] Press W H, Teukolsky S A, Vetterling W T, et al. *The art of scientific computing* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1993.
- [7] Linsen L. Point cloud representation [R]. Germany: Fakultät für Informatik, University of Karlsruhe, 2001.
- [8] Dey T K, Goswami S, Sun J. Smoothing noisy point clouds with Delaunay preprocessing and MLS [R]. Columbus: The Ohio State University, 2004.
- [9] Lange C, Polthier K. Anisotropic smoothing of point sets [J]. *Special Issue of Computer Aided Geometric Design*, 2005, 22(7): 680-692.
- [10] Schölkopf B, Giesen J, Spalinger S. Kernel methods for implicit surface modeling [C]//*Advances in Neural Information Processing Systems 17*. Cambridge, MA: MIT Press, 2005: 1193-1200.
- [11] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619.
- [12] Amenta N, Choi S, Kolluri R. The power crust [C]//*Proceedings of the 6th ACM Symposium on Solid Modeling*. New York, 2001: 249-260.