

三维重建中散乱点云的聚类筛选与网格重建^①

陈晓霞, 陈孝威

(贵州大学 计算机科学与信息学院, 贵阳 550025)

摘要: 三维重建过程中获得的初始海量数据存在大量的噪声和孤立点, 使得直接使用这些数据进行网格重建时, 将会产生尖锐的凸出, 导致重建效果不好, 甚至是网格重建失败。针对以上问题, 提出首先采用基于密度聚类的方法筛选三维点云, 然后进行网格重建。实验表明本文算法获得了较好的网格重建效果。

关键词: 三维重建; 散乱点云; 密度聚类; 网格重建

Sieving Scattered 3D Point Clouds Using Clustering Analysis for 3D Surface Reconstruction

CHEN Xiao-Xia, CHEN Xiao-Wei

(College of Computer Science and Information, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: During the course of 3d surface reconstruction, there are a large number of noises and isolated 3d points in raw 3d point clouds, which obtained from images. If we directly use these data to reconstruct surface, the algorithm will make surface sharply prominent and ineffective reconstruction. Because of above problems, a method that sieving 3d point clouds based on DBSCAN is presented in this paper, and then 3d surface is reconstructed using filtered 3d point clouds. Experiments show that good 3d surface reconstruction is obtained using this algorithm.

Keywords: three dimensional reconstruction; scattered point cloud; DBSCAN; surface reconstruction

随着基于图像的三维重建技术和用三维扫描仪进行点云扫描技术越来越广泛地应用于犯罪现场、交通事故重建, 文物、古建筑保存, 特殊影视效果的生成, 它们逐渐成为计算机图形学, 计算机视觉的研究热点。这两种技术虽然获取三维点云的方式不同, 但它们最终的目的相同——从三维点云重建物体或场景的三维模型。基于图像的重建技术是指通过手持相机围绕待重建的对象拍摄一组图像序列, 然后经过特征提取与匹配, 计算基础矩阵, 相机标定, 稠密匹配, 获取三维点云等操作得到描述物体结构的三维点云。三维激光扫描技术是一种全自动立体扫描技术, 它可以深入到复杂的现场环境中进行扫描, 高效地采集大量的场景三维点, 少则几万个, 多则几百万个^[1]。然而, 通过这两种方法得到的三维点云虽然能够表现出三维物体

的形状, 但是由于数据间的无序性和点云数据中包含有少部分无用点, 即噪声点或孤立点, 使得直接用这些数据进行网格重建, 将会产生尖锐的凸出, 甚至导致三维重建失败, 严重影响了网格重建的效果。本文针对这些问题, 提出首先采用数据挖掘中的基于密度聚类的方法对数据进行预处理, 并结合 VRML^[2]实时交互的显示功能得到筛选后的数据点, 然后进行网格重建。

1 密度聚类—DBSCAN

聚类是指将物理或抽象的对象集合分成由类似的对象组成的多个类的过程。由聚类所生成的簇是一组数据对象的集合, 这些对象与同一个簇中的对象彼此相似, 与其他簇中的对象相异。聚类算法大致分为五

① 基金项目: 国家教育部春晖计划重点资助项目(Z2004-1-520); 贵州省省长基金(黔省专合字(2007)14号); 贵州大学研究生创新基金(校研理工 2010034)
收稿时间: 2010-09-03; 收到修改稿时间: 2010-10-20

种：划分方法、分层方法、基于密度的方法、基于网格的方法和基于模型的方法。由于划分聚类算法、层次聚类算法常采用欧氏距离、均值、方差等概念，这样的方法一般只能发现球状的簇，而在发现任意形状的簇上遇到了困难；网格聚类法处理速度快，处理时间与数据对象的数目无关，一般由网格单元的数目决定，但是只能发现边界是水平或垂直的聚类，不能检测到斜边界；基于模型的聚类算法存在一个潜在的假定，而这个假定并不总是成立。以上几种方法需要确定的参数阈值较多，同时阈值不能预先获得，需要反复实验以选取合适的阈值。考虑到基于密度的聚类方法一方面能够很容易检测出离群点，对噪声点很敏感，且形成的聚类形状是任意的，符合三维重建中的点云特征；另一方面，DBSCAN(Density-based Spatial Clustering of Application with Noise)算法要求输入的参数少，只有一个参数阈值必须由用户指定，另外一个参数阈值可以由用户指定也可以由程序生成，减轻了用户的负担。所以本文使用密度聚类的典型算法 DBSCAN 进行点云数据筛选。首先，给出以下定义：

定义 1. 点云集合 P 定义如下：

$$P = \{p_1, p_2, p_3 \dots p_i \mid 1 \leq i \leq n\}, \text{ 其中}$$

$$p_i = \{(x, y, z) \mid x \in R, y \in R, z \in R\}$$

定义 2. 点 p_i 的 ϵ 邻域(记作 $\text{epsneb}(p_i)$)是满足下列等式的点的集合^[3]：

$$\text{epsneb}(p_i) = \{p_j \mid \sqrt{(p_i - p_j)(p_i - p_j)^T} \leq \epsilon\}$$

定义 3. 核心点，边界点，噪声点的定义如下列公式所示。其中 count 是记数函数，K 是确定是否是核心点的阈值，可以事先在 VRML 中显示并观察三维点云，初步确定出 k 的取值。

$$\text{type} = \begin{cases} -1(\text{噪声点}) & \text{count}(\text{epsneb}(p_i)) = 1 \\ 0(\text{边界点}) & 1 < \text{count}(\text{epsneb}(p_i)) \leq k \\ 1(\text{核心点}) & \text{count}(\text{epsneb}(p_i)) > k \end{cases}$$

定义 4. 广度优先遍历(BFT)与深度优先遍历(DFT)。广度优先遍历是从某个顶点出发，首先访问这个顶点，然后访问这个结点的所有未被访问的邻接点，访问完后再访问这些邻接点的邻接点，重复此方法，直到所有结点都被访问完为止。深度优先遍历是从某个顶点出发，首先访问这个顶点，然后找出刚访问这个结点的第一个未被访问的邻接点，再经此邻接点，继续找它的下一个新的顶点进行访问，重复此步骤，直到所有结点都被访问完为止。如果分别用广度优先

和深度优先对图 1 进行遍历，那么广度优先遍历结果为：ABCDEFGH；深度优先遍历结果为：ABDEFGHC。DBSCAN 算法是一种基于密度的空间数据聚类方法，算法思想是：对于点云中的每一个点计算给定半径(用 ϵ 表示)邻域内点的个数。根据个数将当前点指定类型 type(噪声点，边界点，核心点)，如果点属于核心点，也就是说该点在指定半径内的邻接点数大于给定的阈值 K，那么将处于该半径内的点($\text{epsneb}(p_i)$)归为一簇，同时采用广度优先遍历此邻域内的点，将这个簇逐步扩大，重复这种操作，直到点云 P 中所有的点都被访问。主要实现流程如图 2 所示，其中 touched 表示点是否被访问，no 表示簇，每找出一个新簇后，此值将增加 1，i 表示点集 P 中点的索引。

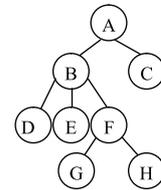


图 1 待遍历的无向图

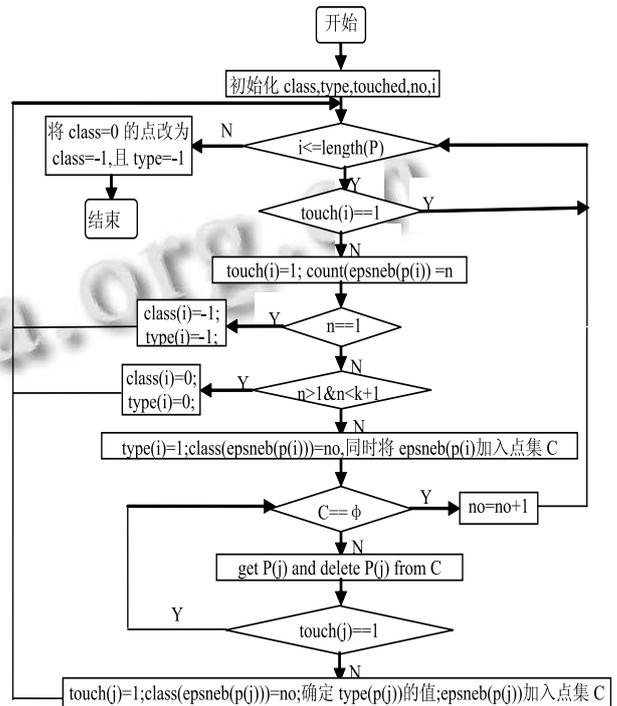


图 2 DBSCAN 算法流程

将上述算法在 Pentium(R)4 CPU 2.80GHZ, 2.79 GHz、512MB 内存的计算机中，用 MATLAB 编程语言进行实验。为了实验数据具有可视化的效果，我们

将密度聚类的结果用 VRML 进行显示, 将噪声点或孤立点用红色加以标识。数据均来源于 Center for Machine Perception^[4], 具体实验结果如图 3-5 所示。其中每种颜色标识一种簇, 根据 vrml 中的显示, 可以决定哪些簇是表面上的点, 哪些簇属于离群点或噪声点, 因此可以将这些点删除。本文取图 5 中的白颜色的点作为网格重建所需要的三维点云。



图 3 三维重建中部分输入图片

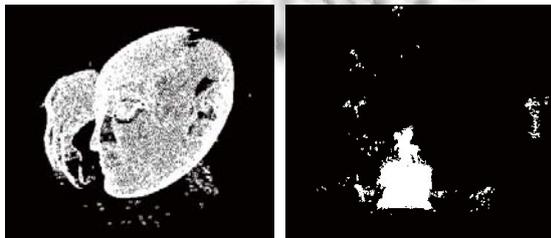


图 4 三维重建获得的点云

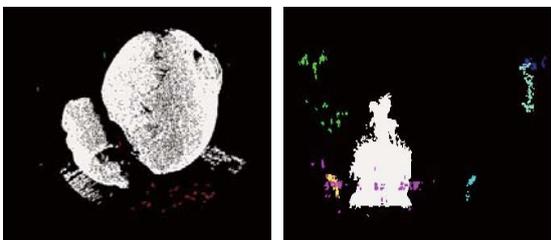


图 5 DBSCAN 聚类后的结果

2 网格重建

网格算法有很多, 本文采用 Luigi Giaccari[?]的网格算法^[5], 该算法具有以下优势: 能够应用于任何类型的开放表面, 支持不规则的表面重构, 最重要的是算法也适用于带有孔洞的表面。主要实现过程是: ①采用 delaunay 对三维点集进行剖分, 它得到的是四面体凸包, 里面不仅包含了待重建的曲面拓扑结构, 也包含了很多冗余的四面体。之所以采用 delaunay 对三维点集进行剖分, 是因为 delaunay 是建立在 Delaunay 的基础之上, 而 Delaunay 三角网为相互邻接而互不重叠的三角形集合, 每一个三角形的外接圆内不包含其

他点, 三角形的最小角最大, 这样构造的三角形最接近正三角形, 避免了细长三角形的出现。②为了较精确地重建出网格, 接着抽取外部面, 将组成冗余四面体的三角形过滤掉, 从而得到粗糙的网格表面。③此时的表面网格基本上能够反映曲面的形状和点的拓扑结构, 但是生成的网格曲面并不满足二维流形网格的要求, 有可能存在三个三角形共享一条边, 也有可能是在曲面上存在着漏洞, 甚至包含有更复杂的结构, 需要采用流形提取得到较精确网格模型。

实现时, 首先将构成四面体的三角形面提取出来, 然后计算每一个三角形面的法向量。例如 $\triangle ABC$ 的法向量为

$$n = ((B-A) \times (C-A)) / \|(B-A) \times (C-A)\| \quad (1)$$

但是这样计算出来的法向量朝向有可能不一致, 有的朝向外部的有的朝向内部的。在绘制过程中, 法向量不一致将影响消隐与光照的处理, 所以最后必须保持三角面法向量的一致性, 使所有的三角形的法向量都指向曲面的“外”或“内”。所采用的方法是: 利用一个已知的正确的面法向量, 按照深度优先或广度优先的遍历顺序逐一确定其他相邻面法向量的朝向。

法向量一致的操作步骤如下: ①初始化一个三角形, 并使它的法向指向外部集。初始化的准则是设三维点集合 $P = \{(x_i, y_i, z_i) | i = 1, 2, 3 \dots n, x_i \in R, y_i \in R, z_i \in R\}$, 其中 n 为三维点的个数, 三角形集合为 $T = \{t | t = (k, l, m), k, l, m \in i\}$, 它表示由 P 中的第 k 个, 第 l 个和第 m 个点所组成的三角形 CT 。对 T 中的每一个三角形计算三个顶点的 z 坐标的平均值 $ave = (z_k + z_l + z_m) / 3$, 取 $\max(ave)$ 所对应的三角形为初始三角形, 并标识为保留三角形, 根据 n 的表达式计算该初始三角形的法向量为 $NC = (n_x, n_y, n_z)$, 如果 $n_z < 0$, 那么翻转初始三角形的朝向使 $n_z = -n_z$, 这样就固定了初始三角形的法向量朝向外外部。②然后从初始三角形 CT 的三条边出发, 采用深度优先遍历或广度优先遍历的方法建立一个法向传播模式, 鼓励朝着有几乎平行的法向的相邻三角形方向传播, 具体做法是: 对初始三角形的每一条边 e 计算经过该边的其它三角形 $T(e) = \{t | e \in CT \cap e \in t \cap t \in T\}$, 在 $T(e)$ 中选取与初始三角形的法向量夹角最小的三角形作为下一个开始的三个三角形——“最大点乘法”, 并将所选的三角形标识为保留, 并根据法向量一致性方法 (后面将会介绍) 确定该三角形法向量的朝向。③该方法一直持续进行, 直到所有的三角形都已经扫描过。

法向量一致性方法如下所述: 从初始三角形出发,

根据法向传播模式,假设已经确定 $\Delta p_1 p_2 p_3$ 的法向量为 $N_{p_1 p_2 p_3}$,且方向与初始三角形保持一致。现在需要确定其邻接三角形 $\Delta p_1 p_2 p_4$ 的法向量 $N_{p_1 p_2 p_4}$ 。设 N_1, N_2 分别是由公式(1)计算得到的 $\Delta p_1 p_2 p_3, \Delta p_1 p_2 p_4$ 的法向量。根据右手定则,保持法向量的一致性。具体做法是: $N_{p_1 p_2 p_3} \cdot N_1 > 0, N_{p_1 p_2 p_4} = N_2$; 否则 $N_{p_1 p_2 p_4} = -N_2$ 。

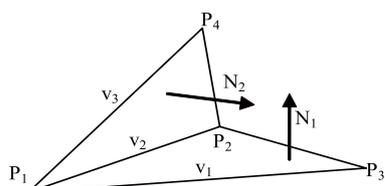


图6 法向量一致示意图

最后取标识为保留的三角形的集合为网格物体的表面,经法向量一致性操作得到的法向为对应三角形的法向量。

3 实验

VRML 具有实时的交互性,操纵者可以实时感受运动带来的场景视角变化,步移景异,并且用户可以亲自布置场景,具有双向互动功能,另外,VRML 脚本由几个简单的节点所组成,编写非常简单。所以本文采用 VRML 显示网格后的结果。

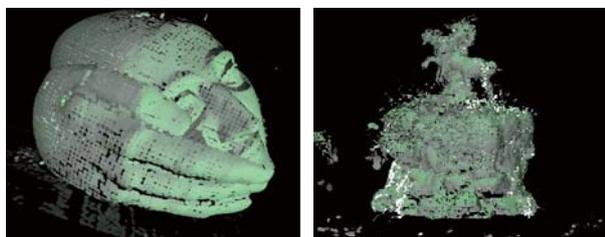


图7 文献2显示的网格结果

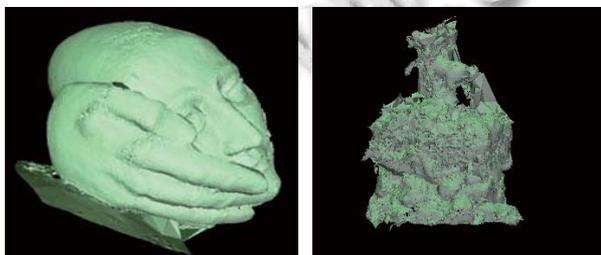


图8 本文得到的网格结果

根据以上结果可以看出,在从三维点云入手进行网格重建的过程中,文献[2]^[6]显示的结果表面存在漏洞,本文所采用的方法能够较好的重建出物体的曲面结构,并能够保持曲面重建后的连续性。

4 总结和展望

本文针对基于图像的三维重建和用三维扫描仪得到的点云往往含有噪声,提出首先采用基于密度聚类的方法对数据进行预处理,去除噪声,然后进行网格重建。使得仅针对没有外点存在的规整数据进行网格重建的算法,经过基于密度的聚类筛选后,能够用于有误差数据的点云网格重建。

以后的工作将在以下三个方面展开:1)精简点云,提高网格化速度;2)执行网格平滑操作,增强视觉效果;3)利用相机拍摄的图像进行纹理映射,获得更好的重建结果。

参考文献

- 1 郑德华,沈云中,刘春.三维激光扫描仪及其测量误差影响因素分析.测绘工程,2005,14(2):32-34.
- 2 胡小强.虚拟现实技术与应用.北京:高等教育出版社,2004.165-170.
- 3 Ester M. Kriegel H, Sander J, Xu X. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. Proc. 2nd Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining, Portland, 1996:226-235.
- 4 Martinec D, Pajdla T, Kostkova J, Sara R. 3D Reconstruction by Gluing Pair-wise Euclidean Reconstructions, or How to Achieve a Good Reconstruction from Bad Images, [2009-12-15].http://cmp.felk.cvut.cz/demos/Reconstruction/demo3DP_VT06/
- 5 Giaccari L. Surface Reconstruction from Scattered Points Cloud: MyCrust Robust. [2010-3-5]. <http://www.Advancedmcode.org/surface-recostruction-from-scattered-points-cloud-mycrust-robust.html>
- 6 Martinec D. Robust Multiview Reconstruction. Research Reports of CMP, Czech Technical University in Prague, No.1, 2008. [2009-12-15]. <ftp://cmp.felk.cvut.cz/pub/cmp/articles/martinec/Martinec-thesis.pdf>