

文章编号:1001-9081(2008)04-0963-03

## 基于均值漂移聚类的点模型简化方法

曹晓叶,王知衍,梁英宏,许晓伟

(华南理工大学 计算机科学与工程学院,广州 510640)

(xycao@scut.edu.cn)

**摘要:**为了有效简化稠密采样点模型,提出了一个基于均值漂移(mean-shift)聚类的点模型简化方法。通过 mean-shift 迭代过程,计算点模型中点对应的局部模式点,即模态点。利用模态点代替聚集在其周围的数据点,实现对模型的简化。实验结果表明该算法能有效减少稠密采样点模型的点数,且简化速度较快,简化模型能很好地保持原始模型的几何形状。

**关键词:**点模型;点云精简;均值漂移

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

### A point model simplified method based on mean-shift clustering

CAO Xiao-ye, WANG Zhi-yan, LIANG Ying-hong, XU Xiao-wei

(Department of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China)

**Abstract:** To efficiently simplify the densely sampled point model, a point sample data reduction method was proposed based on the mean-shift clustering algorithm. Local mode centroids were calculated by mean-shift iterative process. These mode centroids substituting for ambient data points were used to simplify the model. Experiment results show that the algorithm can effectively simplify the densely sampled point model, the reduction speed is fast, and the simplified model can preserve the original geometric shape.

**Key words:** point model; point reduction; mean-shift

## 0 引言

随着三维数码扫描仪的普及与应用,基于点的造型和绘制技术正得到越来越多的重视<sup>[1-5]</sup>。相对于传统表达方式,点模型最主要的优点在于采样点之间没有任何连接关系,从而无需维护其拓扑关系,而使处理过程大为简化。对于由离散采样点表示的模型,为了绘制视觉上连续的图像,通常的处理方法是在图像空间中将采样点绘制成具有一定大小的圆盘或正方形<sup>[6]</sup>;或在物体空间中将纯几何点的表达方式转换成基于面元的表达方式<sup>[7]</sup>。无论采用何种方法,其处理费用仍然和表示模型的基本元素数成比例,因此希望优化点模型以减少表示物体的基本元素数。目前点模型的简化已经取得了一些研究成果,Pauly 等<sup>[8]</sup>将一些网格简化算法,如顶点聚类、增量式简化等应用于点采样模型。增量聚类法随机选定一系列数据点作为种子点,通过不断搜索其最近点来扩展当前邻域,当邻域体积或曲率变化达到给定公差时停止生长,选择邻域内部点集中最靠近重心的测量点代替其他点即完成了简化过程。这些方法虽然简单快速,但没有涉及优化策略,而且也不能事先控制简化误差。逐步从输入点云中移走采样点的贪婪方法<sup>[9-10]</sup>不能保证全局上采样点的均匀分布。WU 等人<sup>[9]</sup>提出了一种基于采样点面元的简化方法,能保证预定的逼近误差,但该方法所表达的面元只是一次面元,而且面元估算过程中随着邻近点的加入未对邻域进行层次扩展,从而在相同误差下,面元未能最大限度地覆盖模型表面。

虽然点模型的简化已经取得了一些研究成果,但是这些

方法因为自身设计的局限限制了它的应用。已有的研究成果大多数借鉴了三角网格造型技术,或多或少地留有三角网格设计的影子,而没有考虑到点的几何特性。本文主要的工作集中在对点模型处理阶段的简化,提出一种基于均值漂移(mean-shift)聚类算法的模型简化方法,利用模态点代替聚集在其周围的数据点,实现对模型的简化。

## 1 一般 mean-shift 过程

Mean-shift 算法是一个迭代过程,从数据集合的某个点出发,通过计算均值向量,不断逼近数据集合分布的极值点,即模态点。文献[11]提出的最初的 mean-shift 过程为:设  $S$  为  $n$  维欧式空间  $X$  中的有限集合,在点  $x \in X$  上的采样平均值如式(1)所示:

$$m(x) = \frac{\sum_{s \in S} K(s-x)s}{\sum_{s \in S} K(s-x)} \quad (1)$$

其中  $K$  为特征函数,差值  $m(x) - x$  称为 mean-shift,而点到该采样平均值点的重复移动的过程称为 mean-shift 算法。从每一个  $x$  出发,都可以计算  $m(x)$ ,并使  $m(x)$  不断沿着概率密度梯度方向移动,达到峰值,即该样本分布的一个概率密度极值点。每一次迭代,将所有的  $s \in S$  移动到新的位置  $m(s)$ 。而 Cheng 在文献[12]中则就核函数、点权值等对算法进行了一般化推广,并从理论上证明了该算法的收敛性和可靠性。采用核函数的  $m(x)$  的形式如式(2):

收稿日期:2007-10-31;修回日期:2008-02-18。

基金项目:科技部科技型中小型企业技术创新基金无偿资助项目(02C26214400224);广东省科技计划资助项目(2002A1020104)。

作者简介:曹晓叶(1975-),女,山西大同人,讲师,博士研究生,主要研究方向:图形与图像处理;王知衍(1949-),男,浙江杭州人,教授,博士生导师,主要研究方向:计算机视觉、虚拟现实。

$$m(x) = \frac{\sum_{s \in S} K_H(s-x)s}{\sum_{s \in S} K_H(s-x)} \quad (2)$$

式中  $K_H$  为核函数,  $K_H = |H|^{-1/2} K(H^{-1/2}x)$ , 用于根据采样点与  $x$  的关系对计算施加控制;  $H$  为带宽矩阵, 用于控制概率密度估计的平滑度。通常为了便于计算, 采用一个  $h$  值作为带宽。当采样点数量一定时, 较大的带宽会带来平滑的概率密度曲线, 从而隐藏许多模态点; 与之相反, 较小的带宽会增加模态点的数量。图 1 显示了相同的采样点分布在不同带宽下的简化结果, 每次简化均使用高斯核函数。显然当带宽非常小时, 采样点减少数量也较小, 对加快后面的训练速度效果有限; 而随着带宽增大, 减少的采样点数量越来越多, 甚至导致新采样点集合无法反映原集合的边界特征。

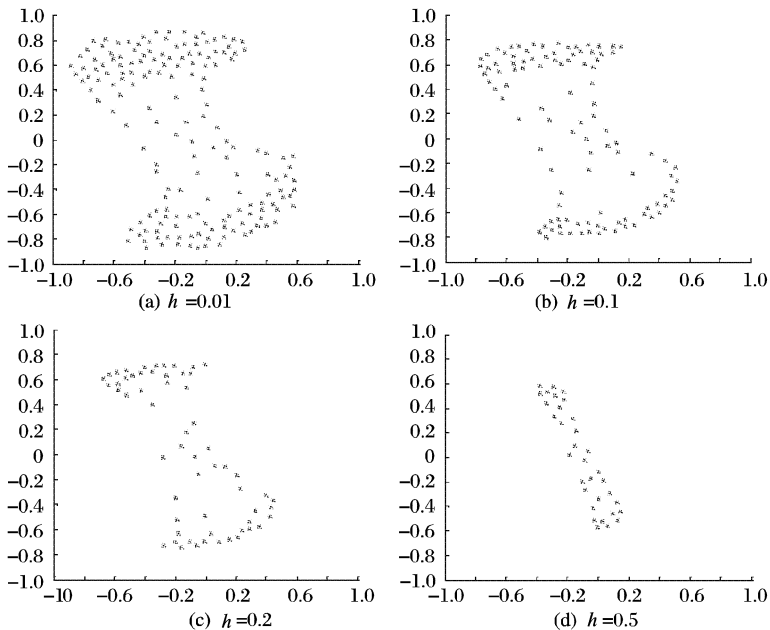


图 1 不同带宽值下的 mean-shift 效果

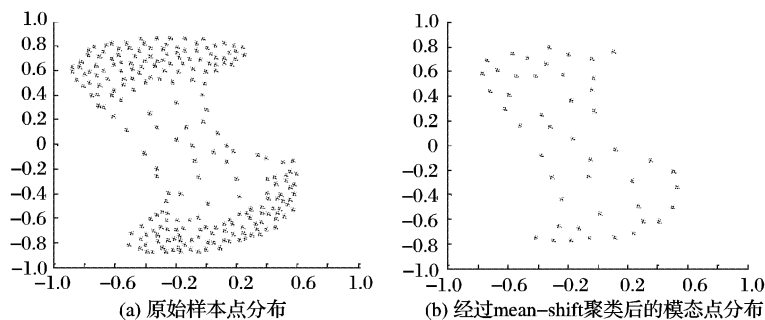


图 2 mean-shift 聚类前后的模态点分布

为了使迭代过程迅速收敛, 设定一个容许误差  $\varepsilon$ , 每次计算出  $m(x)$ , 都与  $x$  相比较, 如果  $\|m(x) - x\| < \varepsilon$ , 则停止检测; 否则令  $x = m(x)$ , 继续计算  $m(x)$ , 如此反复, 直到满足要求的  $m(x)$  出现, 此时  $m(x)$  近似于概率密度的极值。容许误差  $\varepsilon$  决定了 mean-shift 迭代运算的收敛速度, 同时也决定了两个模态点的差别最小值。当聚类所获得的模态点差别在容许误差范围内时, 可以合并为一个模态点。正是由于设定了容许误差, 才使得该算法能够调整采样点数量。容许误差越小, 收敛速度越慢, 所获得的新采样点数量越多; 反之, 收敛速度快且新采样点数量少。图 2 显示了采用高斯核函数, 选用带宽  $h = 0.1$ , 容许误差  $\varepsilon = 0.1$ , 经过 mean-shift 聚类后的模态点分布, 原始的采样点数量为 223, 减少后数量为 47。由图 2 可以

看出, 尽管采样点数量被降低到原来的约 1/5, 但是采样点分布的边界轮廓基本没有变化。

## 2 点模型简化

假设  $p_i$  为点模型  $P \subset R^3$  的一般点, 该点包括三部分信息: 空间位置信息  $v_i = (x_i, y_i, z_i)$ 、法向向量  $n_i$  以及顶点的曲率  $C_i$ , 特别地我们记之为:  $p_i = (v_i, n_i, C_i)$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, m$ ,  $m$  为点集  $P$  的个数。因此, 该一般点的向量维数为 7。其相邻点记为:  $N(p_i) = \{q_{i,1}, q_{i,2}, \dots, q_{i,k}\}$ , 于是, mean-shift 向量可表示为:

$$M_v(p_i) = \frac{\sum_{j=1}^k g(\|p_i^r - q_{ij}^r\|)(q_{ij}^r - M(p_i))}{\sum_{j=1}^k g(\|p_i^r - q_{ij}^r\|)} \quad (3)$$

其中  $g$  选用高斯核函数,  $p_i^r = (n_i, C_i)$  为一般点的特征信息部分,  $M(p_i)$  称为  $p_i$  的 mean-shift 点, 在实现中  $M(p_i)$  的初始值即为  $p_i$ ,  $M_v(p_i)$  是  $M(p_i)$  的 mean-shift 向量。mean-shift 过程即为顶点到采样均值点的累进移动过程, 它从顶点沿着它的最大密度梯度的方向移动, 并同时考虑欧式空间域和特征空间域。

$$M(p_i) := M(p_i) + M_v(p_i) \quad (4)$$

反复操作 mean-shift 过程, 直到每个点收敛找到局部模式为止。

## 3 实验结果

本算法直接根据点云中点的特征对点进行简化, 本文在 P4 2.4 GHz、内存 512 MB 的 PC 机上对一些点模型进行简化实验。表 1 为给定误差  $\varepsilon = 0.1$  情况下的实验统计结果, 结果显示模型特征区域较多的简化后点云数据也较多。

表 1 点模型的简化结果和处理时间

模型编号	原始点个数	精简点个数	$\varepsilon$	时间/s
1	290 627	81 567	0.1	118
2	50 258	16 218	0.1	20
3	11 346	2 838	0.1	5

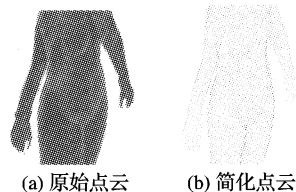


图 3 模型 1 点模型简化结果

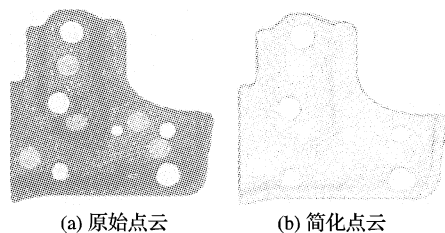


图 4 模型 2 点模型简化结果

图 3~5 分别给出了模型 1~3 的实验结果, 通过实验实

例可以看到,采用本文提到的方法进行点云的精简,可以保留模型内部的特征区域,并且算法思想比较简单,实现起来比较容易,并且由于算法收敛速度快,简化所用时间较短。

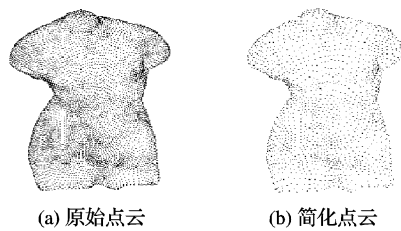


图5 模型3点模型简化结果

## 4 结语

本算法不需要对点云进行重构或三角化,而是根据点的特征直接对点云进行精简,减少了算法的时间和空间复杂度,更易于计算机操作。本算法不仅能快速地完成数据点云的精简,而且较好地保持了原有对象的特征。简化算法主要用在需要快速绘制复杂的点模型,对绘制质量要求不高的场合。但是,在实验中发现本文算法对部分模型的简化会造成部分区域的真空现象,个别边界区域的点数保留较少,因此,如何使处理后的点云保留更多的特征区域点并且不会形成区域真空,将是我们下一步工作的重点。

### 参考文献:

- [1] ALEXA M, BEHR J, COHEN-OR D, *et al.* Computing and rendering point set surfaces[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2003, 9(1): 3–15.
- [2] SCHAUFLEER G, JENSEN W H. Ray tracing point sampled geometry[C]// *Proceedings of the 11th Eurographics Workshop on Rendering*, ACM International Conference Proceeding Series. New York: ACM Press, 2000: 319–328.
- [3] PAULY M, KEISER R, KOBELT P L, *et al.* Shape modeling with point-sampled geometry[C]// *Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series*. Los Angeles, USA: ACM SIGGRAPH, 2003: 641–650.
- [4] OHTAKE Y, BELYAEV A, ALEXA M, *et al.* Multi-level partition of unity implicits[C]// *Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series*. Los Angeles, USA: ACM SIGGRAPH, 2003: 463–470.
- [5] ADAMS B, DUTRÉ P. Interactive boolean operations on surfel-bounded solids[C]// *Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series*. Los Angeles, USA: ACM SIGGRAPH, 2003: 26–31.
- [6] STAMMINGER M, DRETTAKIS G. Interactive sampling and rendering for complex and procedural geometry[C]// *Proceedings Eurographics Rendering Workshop*. Manchester: ACM, 2001: 151–162.
- [7] ZWICKER M, PFISTER H, BAAR J V, *et al.* Surface splatting[C]// *Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series*. Los Angeles, USA: ACM SIGGRAPH, 2001: 371–378.
- [8] PAULY M, GROSS M, KOBELT L. Efficient simplification of point-sampled surfaces[C]// *Proceedings of IEEE Visualization*. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2002: 163–170.
- [9] LINSSEN L. Point cloud representation[R]. Karlsruhe: University at Karlsruhe, Faculty for Computer Science, 2001.
- [10] OHTAKE Y, BELYAEV A, ALEXA M, *et al.* Multi-level partition of unity implicits[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, 22(3): 463–470.
- [11] FUKUNAGA K, HOSTETLER L. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1975, 21(1): 32–40.
- [12] CHENG Y. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(8): 790–799.
- [13] WANG Y, LEE O. Use of 2D deformable mesh structures for video-compression. Part I – The synthesis problem: Mesh based function approximation and mapping[J]. *IEEE Transactions on Circuits System for Video Technology*, 1996, 6(6): 636–646.
- [14] WANG YAO, OSTERMANN J, ZHANG YA-QIN. 视频处理与通信[M]. 侯正信, 杨喜, 王文全, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2003: 130–137, 302–303.
- [15] CHIEN S-Y, YU S-H, DING L-F, *et al.* Fast disparity estimation algorithm for mesh-based stereo image/video compression with two-stage hybrid approach[C]// *Proceedings of 2003 SPIE International Conference on Visual Communications and Image Processing (VCIP 2003)*. Lausanne, Switzerland: SPIE, 2003: 1521–1530.
- [16] OHM J-R, IZQUIERDO E. An object-based system for stereoscopic videoconferencing with viewpoint adaptation[C]// *Proceedings European Symposium on Advanced Imaging and Network Technologies*. Berlin, Germany: SPIE, 1996, 2952: 29–40.
- [17] 韩军功, 卢朝阳. 基于 Delaunay 三角形网格的立体图像编码算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2004, 16(12): 1708–1712.

(上接第959页)

## 3 结语

本文提出了一种基于特征的半规则分布的网格法,它利用图像的内容特征对标准网格的节点进行一定程度的调整,保留了标准网格法与贴合物体边界的网格法的一些优点。另外将块的迭代与网格法混合使用也有效地提升了匹配的速度。该方法在立体视频会议这样有着固定或者比较简单背景的场景下有着良好的估计性能。

本文提出的半规则的网格在模型上还是有一些缺陷,特别是在一些垂直方向的弧形的边界上还是可能带来一些模型误差,可以只保留本文中计算行位置的方法,而每行中的点可以用更灵活的方法来确定,以减小模型上的误差。在将来可以在序列中加入运动和视差的联合匹配,利用两个通道的多帧图像进行估计,更为精确地计算视差。

### 参考文献:

- [1] WANG RU-SHANG, WANG YANG. Multiview video sequence analysis, compression, and virtual viewpoint synthesis[J]. *IEEE Transactions on Circuits System for Video Technology*, 2000, 10(3): 397–410.
- [2] DUDON M, AVARO O, ROUX C. Triangular active mesh for mo-