

特征保持的点云精简技术研究

史宝全, 梁晋, 张晓强, 舒挽

(西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为了在保持特征的基础上有效地简化点云数据, 提出了基于聚类的点云精简算法. 对点云进行三维栅格剖分, 在每个栅格中选取1个代表点作为初始类核心, 然后将点云中其他数据点归入欧氏距离最近的初始类中, 遍历各个类, 若类内某两点的法向量偏差大于给定带宽则对该类进行迭代细分, 并对各个类进行均值漂移处理, 将得到的局部模态点取代该类, 从而实现点云简化. 以手机外壳、人头、麻花钻为典型实例, 对具有不同表面特征点云数据进行了验证. 结果表明, 该算法能对点云数据进行直接而有效的精简, 在曲率变化大、附加特征多的表面仍能很好地保留原始模型的几何形状.

关键词: 点云简化; 聚类; 均值漂移

中图分类号: TH16 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)11-0037-04

Research on Point Cloud Simplification with Preserved Features

SHI Baoquan, LIANG Jin, ZHANG Xiaoqiang, SHU Wan

(School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To simplify the point cloud while preserving small features, a novel algorithm based on clustering is proposed. The whole point cloud is divided into a series of initial sub-clusters with the 3-D grid subdivision method, and in each initial sub-cluster one representative point is selected as the centroid. The points other than those representatives are distributed to their nearest initial sub-cluster centroids according to Euclidean distance, and new clusters are generated. Traversing all new formed clusters, if the normal vector deviation of any two inner points is greater than the given threshold, the cluster is necessarily subdivided, then each cluster is processed iteratively by mean shift to obtain the local mode points, which are adopted to substitute the clusters. Some typical cases with various surface features, such as mobile shell, human-head sculpture and twisted drill, are chosen to verify this method. The result indicates that the new algorithm enables to reduce data directly and efficiently while maintaining the geometry of the original model, especially for the surfaces with sharp edges and complex additional features.

Keywords: point cloud simplification; clustering; mean shift

近年来, 为了精确、快速地获取工件表面的尺寸信息, 三维光学扫描设备已被广泛地应用在生产线上, 但这些非接触式测量设备存在的不足之处是生成大量的冗余数据点, 给后续的存储及处理带来很大不便. 因此, 在满足精度的条件下对扫描数据进行精简是点云预处理的重要工作. Lee 等人^[1]以数据

点的法矢为判据, 对点云进行空间栅格细分, 在每个栅格上选择1个特征点. Hao 等人^[2]提出全局聚类采样, 通过构造 Voronoi 图, 对点云进行聚类处理. 洪军等人^[3]提出基于包围盒的角度-弦高简化法, 即利用包围盒构造分割面, 再利用角度-弦高联合准则精简. 王仁芳等人^[4]对点云进行特征区与非特征区

划分,并分别处理实现了基于相似性的点模型简化。

本文提出了一种新的点云数据精简算法,以欧氏距离为判据对点云进行三维栅格剖分,每个栅格保留1个点作为该栅格的代表点,进行聚类时,以栅格代表点为类核心,按欧氏距离最近原则将其余数据点逐个归属至各个类中,并依据法向量的变化对各个类进行细分。最后,对各个类进行均值漂移处理,生成一系列模态点来代替原始点云。

1 均值漂移算法

均值漂移(MS)是基于多模特征空间分析的一般性非参数技术^[5],早在1975年由Fukunaga等人^[6]提出。由于MS算法完全依靠特征空间中的样本点进行分析,不需要任何先验知识,收敛速度快,因此在计算机视觉领域中已得到了广泛的应用。

设 $\mathbf{X}$ 为 d 维欧式空间 R^d 中的向量点集, $\mathbf{x}$ 为坐标向量, $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$,则均匀核向量函数为

$\mathbf{K}(\mathbf{x}) = \{1, ||\mathbf{x}|| \leq \lambda \quad 0, ||\mathbf{x}|| > \lambda\}$ (1)
式中: λ 为带宽参数。 $\mathbf{x}$ 处的采样平均值向量为

$$\mathbf{m}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{K}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n \mathbf{K}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x} \in \mathbf{X}; \mathbf{x}_i \in \mathbf{X}$,为 $\mathbf{x}$ 的邻域坐标向量。均值漂移向量可以表示为

$$\mathbf{m}_a(\mathbf{x}) = \mathbf{m}(\mathbf{x}) - \mathbf{x} \quad (3)$$

对于二维特征空间中的采样点 $\mathbf{x}$,给定 $\mathbf{K}(\mathbf{x})$ 和容许误差 ϵ ,则MS算法的步骤为:①令初始值 $\mathbf{m}^0(\mathbf{x}) = \mathbf{x}$,搜索邻域数据点,搜索半径为带宽 h ;②根据式(2)计算第 j 次均值漂移后的采样点均值 $\mathbf{m}^j(\mathbf{x})$;③根据式(3)计算 $\mathbf{m}_a^j(\mathbf{x}) = \mathbf{m}^j(\mathbf{x}) - \mathbf{m}^{j-1}(\mathbf{x})$;④若 $||\mathbf{m}_a^j(\mathbf{x})|| \leq \epsilon$,迭代结束,否则执行步骤②。

2 本文算法

2.1 初始类核心选取

计算整幅点云的包围盒 $\{x_{\min}, y_{\min}, z_{\min}, x_{\max}, y_{\max}, z_{\max}\}$,为了避免数据点划分时落到包围盒边界的情况,将包围盒按一定比例向外侧扩张,然后估算立方体栅格的边长

$$L = \delta((x_{\max} - x_{\min})(y_{\max} - y_{\min})(z_{\max} - z_{\min}))^{1/3} \quad (4)$$

式中: δ 为比例因子,用于调节立方体的栅格边长,一般取 $\delta=1/10\ 000$ 。

假设给定的点云临界间距为 $D_h, D_h < L$,将 L

的最大包围盒划分为一系列边长为 D_h 的小立方体栅格,对落在每个小立方体栅格内的数据点,选择离栅格中心距离最近的数据点作为初始的类核心。

2.2 聚类划分

利用KD树^[7]的最近点搜索策略,将点云中的数据点逐个归入欧氏距离最近的初始类核心,生成一系列大小基本相等的类,实现了点云的初步聚类。当初步聚类后,判断各个类中数据点的法向量是否满足以下带宽约束

$$||\mathbf{V}_i - \mathbf{V}_j|| < \mathbf{V}_h \quad (5)$$

式中: $||\cdot||$ 是Euclidean范数; $\mathbf{V}_i, \mathbf{V}_j$ 是同一初始类内任意两点的法向量; $\mathbf{V}_h$ 是法向量阈值(带宽)。

如果某一初始类或细分后的子类不满足式(5)的带宽约束条件,则对该类进行迭代聚类划分。划分时,先求出该类的包围盒,沿包围盒尺寸最大方向将包围盒分割为2个大小相等的子包围盒,然后计算2个子包围盒的中心,将距离子包围盒中心最近的数据点作为新的类核心,迭代聚类划分过程,直至满足带宽约束。

2.3 均值漂移处理

点云中的数据点一般包含两部分信息,即空间位置信息与特征信息。其中,特征信息包括法向量、曲率等,本文将特征信息采用法向量来表示。当聚类划分完成后,某一子类的采样均值向量可表示为

$$\mathbf{m}'(\mathbf{x}_i) = \frac{\sum_{j=1}^k g(||\mathbf{V}_i - \mathbf{V}_{ij}||) \mathbf{x}_{ij}}{\sum_{j=1}^k g(||\mathbf{V}_i - \mathbf{V}_{ij}||)} \quad (6)$$

式中: $g(\cdot)$ 为高斯核函数; $\mathbf{V}_i$ 为 $\mathbf{x}_i$ 的法向量; $\mathbf{x}_{ij}$ 为 $\mathbf{x}_i$ 满足式(4)的邻域点坐标向量; $\mathbf{V}_{ij}$ 为 $\mathbf{x}_{ij}$ 的法向量。

均值漂移向量为

$$\mathbf{m}'_b(\mathbf{x}_i) = \mathbf{m}'_{j+1}(\mathbf{x}_i) - \mathbf{m}'_j(\mathbf{x}_i) \quad (7)$$

$$||\mathbf{m}'_b(\mathbf{x}_i)|| \leq \epsilon \quad (8)$$

式中: $\mathbf{m}'_j(\mathbf{x}_i), \mathbf{m}'_{j+1}(\mathbf{x}_i)$ 分别表示第 j 及 $j+1$ 次采样均值向量; ϵ 为给定的阈值。MS过程为顶点到采样均值点的累进移动过程,当均值漂移向量小于给定的阈值时(如式(8)),迭代过程结束,迭代终止时的采样均值也称为局部模态点。

本文完整的算法过程为:①给定 D_h, h, ϵ ;②对点云进行三维栅格划分,选取初始类核心;③迭代聚类划分;④对所有类进行均值漂移处理,获得最终的精简点云。

3 应用实例及结果分析

原始点云使用 XJTUOM 三维光学面扫描系统获取,该系统的分辨率为 $1\,024\times1\,280$,点云间距为 $0.3\sim0.4\text{ mm}$,单幅扫描精度为 $0.02\sim0.05\text{ mm}$.

3.1 手机模型

图 1 显示了某手机模型简化的整个流程.由聚类结果可以看出,在平坦区域保留的数据点即为选取的初始类核心,这些点的分布都比较均匀.在手机模型的棱边处,经过聚类划分后,保留较多的数据点,因此简化后手机模型的棱边特征清晰可见.

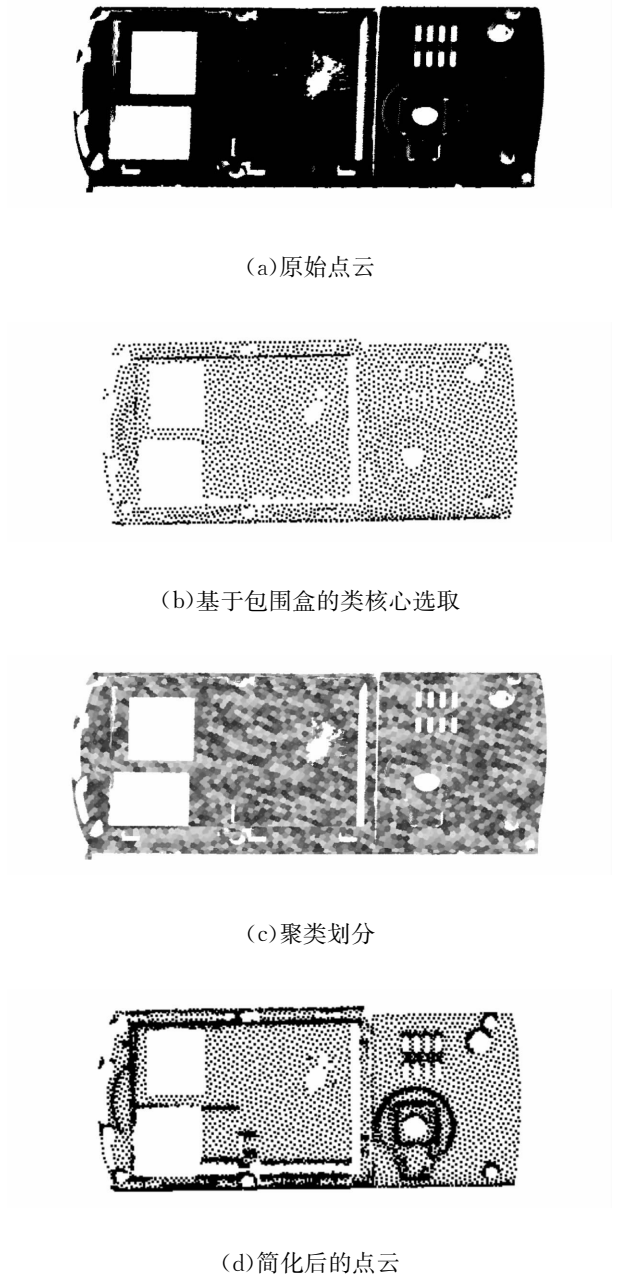
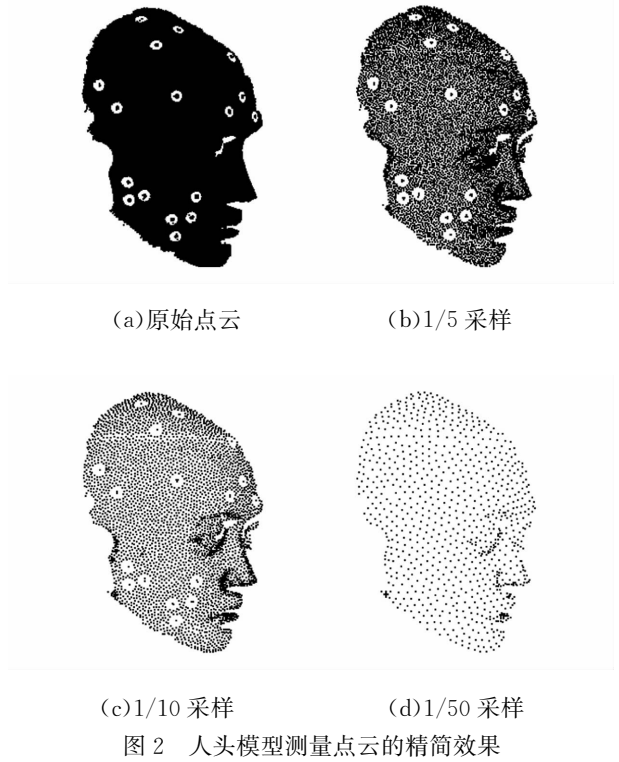


图 1 手机模型测量点云精简效果

3.2 人头模型

图 2 为使用本文算法在采样比率为 $1:5$ 、 $1:10$ 及 $1:30$ 时对原始点云进行精简的效果,原始点云个数为 $39\,792$,采样后的点云个数为 $7\,928$ 、 $3\,986$ 和 891 .由于石膏人头模型面部曲面的曲率变化较大,因此使用一般的栅格点云采样方法会损失掉很多面部的细微特征.从采样结果可以看出,在石膏人头模型的鼻子、眼窝、唇部等曲率大、表面变化陡峭的地方保留了相对较多的点,而在头部、脑门等表面变换平缓处,保留的点相对稀疏,从而使精简后的点云能够尽可能多地保留人头模型的关键特征.



3.3 麻花钻模型

图 3a 是麻花钻模型的初始测量点云,个数为 $34\,669$,运用本文算法、栅格采样算法及 Hierarchical 聚类采样算法对其进行了精简.当采样比率为 $1:30$ 时,这 3 种算法的采样结果如图 3b~3d 所示,栅格采样法保留了 $1\,173$ 个点, Hierarchical 聚类算法保留了 $1\,160$ 个点,本文算法保留了 $1\,177$ 个点.由采样结果可以看出,栅格法及 Hierarchical 聚类法保留的点比较均匀,较好地保持了点云的整体特征,但缺失了一些细节特征.本文算法在曲率变化较大的特征区域,如棱的边界处保留的点要比另外 2 种方法多,从而使许多细小特征得以保留,更有利于模型的重建或还原.

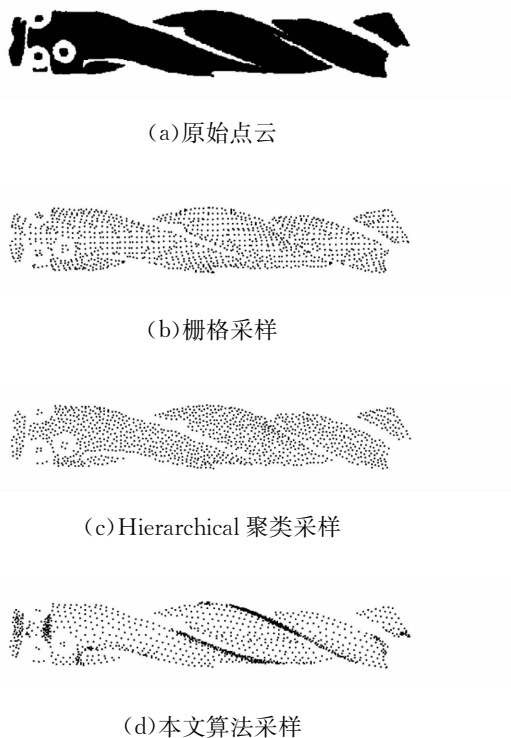


图3 麻花钻模型测量点云的精简效果

3.4 结果分析

由应用实例可知,本文方法比 Hierarchical 聚类法及栅格法能够更好地保持点云的细节特征. 为了进一步分析本文方法的采样精度,以麻花钻点云模型为例,列出本文方法在不同的采样比率下的精简精度,同时与其他2种方法进行了对比,结果如图4所示. 由图4可以看出,当采样比率较小时(如1:2,1:5,1:10),本文算法的精度和其他2种算法相近. 当采样比率继续增大时(如1:30),本文算法比另外2种算法的精度要明显高一些. 在效率方面,由于本文方法首先要构建栅格线,然后在此基础上进行聚类划分及均值漂移处理,因此本文算法比栅格算法的效率低,但与 Hierarchical 聚类算法相比,两者效率相近,均能很好地满足一般的应用需求.

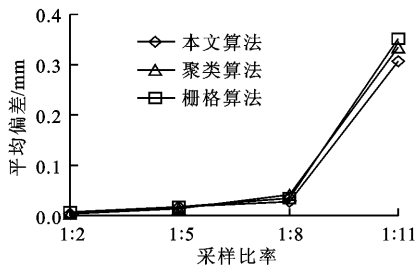


图4 3种算法的精度比较

4 结 论

本文提出了一种新的点云采样算法,该方法可自适应地在平坦的区域保留较少的数据点,而在曲率较大的特征区域保留较多的数据点,从而在精简数据的基础上保留点云的细节特征. 为了验证本文算法的有效性,对3个实测点云数据模型进行了精简,并传统的栅格线算法及 Hierarchical 聚类算法进行了对比. 结果表明,本文方法不仅能够很好地满足采样的精度及效率需求,而且还能很好地保留点云模型的细节特征,使采样效果更好.

参考文献:

- [1] LEE K H, WOO H, SUK T. Point data reduction using 3D grids [J]. Advanced Manufacturing Technology, 2001,18:201-210.
- [2] SONG H, FENG H Y. A global clustering approach to point cloud simplification with a specified data reduction ratio [J]. Computer-Aided Design, 2008,40:281-292.
- [3] 洪军,丁玉成,曹亮,等. 逆向工程中的测量数据精简技术研究 [J]. 西安交通大学学报,2004,38(7):661-664.
HONG Jun, DING Yucheng, CAO Liang, et al. Data cloud direct reduction in reverse engineering [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2004,38(7):661-664.
- [4] 王仁芳,张三元,叶修梓. 基于相似性的点模型简化算法 [J]. 浙江大学学报,2009,43(3):448-454.
WANG Renfang, ZHANG Sanyuan, YE Xiuzi. Similarity-based simplification of point sampled surfaces [J]. Journal of Zhejiang University, 2009,43(3):448-454.
- [5] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5):603-619.
- [6] FUKUNAGA K, HOSTETLER L. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition [J]. IEEE Trans Info Theory, 1975,21:32-40.
- [7] BENTLEY J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching [J]. Communications of the ACM, 1975,18(9):509-517.

(编辑 管咏梅)