

一种改进的点云数据精简方法

朱煜, 康宝生*, 李洪安, 史芳玲

(西北大学 信息科学与技术学院, 西安 710127)

(*通信作者电子邮箱 bskang@163.com)

摘要:针对 Kim 的算法在简化散乱点云时经常丢失过多几何特征的不足, 提出一种改进的精简方法。首先对点云进行最小二乘抛物面拟合求出所有点的主曲率; 然后以数据点主曲率的 Hausdorff 距离为依据, 提取并保留点云中的特征点; 最后对具有不同特征的测量数据进行了精简分析。仿真实验结果表明, 改进方法既能较大幅度地简化数据点云, 简化结果比较均匀, 又具有不破坏细小特征的特点, 能够充分保留原始点云中的几何特征; 而且在保证简化质量的前提下提高了算法的效率。该方法能够为后续的三维重建提供有效的数据信息, 节约后续工作的处理时间和硬件资源。

关键词:数据简化; 几何特征; Hausdorff 距离; 主曲率

中图分类号: TP317.4 **文献标志码:** A

Improved algorithm for point cloud data simplification

ZHU Yu, KANG Bao-sheng*, LI Hong-an, SHI Fang-ling

(School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an Shaanxi 710127, China)

Abstract: Due to geometrical features always being excessively lost in Kim's simplification process of scattered point cloud, an improved simplification method was proposed. At first, principal curvatures of points in point cloud were estimated by the least square parabolic fitting. Then an error metric based on Hausdorff distance of principal curvature was used to keep and extract the feature points. Finally, through testing and analyzing some measured data with different features, the results show that the proposed method simplifies the point cloud data to a large extent, and the simplification results are more uniform, and it can fully retain the original point cloud geometry without breaking the small features, and the quality and efficiency are both guaranteed. The method can provide effective data information for three-dimensional reconstruction to save processing time and hardware resources.

Key words: data simplification; geometrical feature; Hausdorff distance; principal curvature

0 引言

随着测量技术的发展, 通过光学测量设备采集的数据, 包含了更多的被测物体的信息, 但这些点云一般散乱无序, 且十分密集。若将全部点云数据都用于三维曲面重构, 不仅占用大量的计算机资源, 操作效率低, 而且庞大的数据对后续的存储、显示及传输都带来了许多的不便。因此, 在保证精度的前提下对数据进行有效的精简显得尤为重要。

近年来, 国内外的学者就点云精简做了大量的相关工作。万军等^[1]提出了基于平均点距的精简策略。由于平均点距小的点很可能是物体表面上的特征点, 所以该方法会丢失物体表面几何特征较多区域的大量细节。王宏涛等^[2]提出了采用八叉树划分点云空间保留叶节点中距离重心最近的点。该方法虽然速度较快, 但难以充分保留点云的几何特征。Dyn 等^[3]提出构造一个非负函数来度量数据点的重要性, 然后基于迭代的方法对点云中最重要的点进行删除, 从而达到精简的目的。该方法产生的误差较小, 但计算开销大。王志清等^[5]提出了一种基于角度偏差迭代的精简方法, 数据简化效率高, 特征识别能力强。它与角度法的主要区别在于其角度阈值和用于计算夹角的数据点数并不固定, 而是逐渐递减。此方法的不足之处在于简化过程中人工干预较大, 其数

据自动处理方面有待进一步提高。

鉴于上述诸方法存在的不足, 本文采用以点云中相邻数据点主曲率的 Hausdorff 距离作为度量, 进行点云的精简, 不仅很好地克服了 Kim 方法^[6]在精简过程中可能删掉特征点的不足, 而且具有时间消耗较小的特点。

1 Kim 的算法与不足

Kim 的算法原理如下: 对于三维扫描仪得到的数据采样点, 首先对其进行空间剖分和邻域搜索, 即先建立数据点的包围盒, 以给定边长对其进行划分。对于任意一点 P , 首先在它所在的栅格中搜索, 如果失败, 则在 P 点所在栅格以及其前后左右上下共 27 个栅格中进行搜索, 以此类推。计算搜索栅格中的点到 P 的距离, 按从小到大排序取前 k 个点作为 P 的 K 邻域, 通过对其进行栅格划分, 找到它的 k 个邻近点。其次, 用数据点 P 及其 K 邻域组成的局部点云, 进行最小二乘抛物面拟合, 解得系数后根据空间曲面曲线的性质, 计算出点云中所有数据点的高斯曲率、平均曲率及主曲率。设 k_1, k_2 是点 P 的两个主曲率, 以主曲率的平方和 $K_P = |k_1|^2 + |k_2|^2$ 作为参照, 以 $\varepsilon = |K_Q - K_P|$ 作为点 P 与它的邻近点 Q 的曲率差别, 其中 k_1^*, k_2^* 为点 Q 的主曲率, $K_Q = |k_1^*|^2 + |k_2^*|^2$ 。最后, 进行精

收稿日期: 2011-08-05; 修回日期: 2011-09-23。 基金项目: 西北大学研究生创新教育项目(10YSY02)。

作者简介: 朱煜(1987-), 男, 陕西榆林人, 硕士研究生, 主要研究方向: 图形图像、多媒体; 康宝生(1961-), 男, 陕西礼泉人, 教授, 博士, 主要研究方向: 计算机辅助几何设计、计算机图形学、图形图像、多媒体; 李洪安(1978-), 男, 山东武城人, 博士研究生, 主要研究方向: 计算机图形学; 史芳玲(1985-), 女, 陕西宝鸡人, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机图形学。

简时,定义点 P 和它周围 k 个邻近点的最大的曲率平方值的差 $\varepsilon_P = \max(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_k)$ 作为该点的标准值,并设立相应的阈值。遍历所有的数据点,若点的标准值小于阈值则对它进行删除。

Kim 的算法在精简点云时能相对准确地保持曲面特征并减少数据点,但缺点也是显而易见的。由于仅依靠主曲率平方和的差别作为曲面特征参数,当曲面中的两个数据点拥有完全不同的曲率,在有些情况下与邻近点相比,特征参数 ε 相同。这会导致特征点被盲目删除,从而丢失几何特征。为了解决上述问题,本文提出以数据点主曲率的 Hausdorff 距离作为判断其是否为特征点的依据。仿真实验表明,相比 Kim 的算法,本文算法精简效果好。

2 本文的算法

2.1 Hausdorff 距离

Hausdorff 距离主要用于描述两个点集之间的相似程度,它是两个点集之间距离的一种定义形式。给定两个有限点集 A, B , 则两个点集之间的 Hausdorff 距离定义为:

$$D(A, B) = \max(d(A, B), d(B, A)) \quad (1)$$

其中 $d(A, B)$ 和 $d(B, A)$ 分别表示集合 A 到集合 B 和集合 B 到集合 A 的单向 Hausdorff 距离,分别定义如下:

$$\begin{cases} d(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \\ d(B, A) = \max_{b \in B} \min_{a \in A} \|b - a\| \end{cases} \quad (2)$$

其中 $\|\cdot\|$ 表示某种距离范数。

2.2 点的几何特征描述

特征点是描述几何特征的基本元素,对于重建曲面的品质起着至关重要的作用。因此,对点云进行简化之前,有必要知道哪些数据点是特征点,以便简化时能够保留足够多的特征点,确保重建曲面不会失真。特征点的种类很多,共同的特点是与周围邻近的点曲率差别较大。本文通过计算点与其邻近点之间 Hausdorff 距离作为依据,来判断该点是否为特征点。对于任意的数据点 P 和它的邻近点 Q , 其主曲率分别为 k_1, k_2 和 k_1^*, k_2^* 。点 P 和点 Q 之间的曲率差别,可以认为是集合 $\{k_1, k_2\}$ 和 $\{k_1^*, k_2^*\}$ 之间的差别。因此,可以通过 Hausdorff 距离 H 来衡量:

$$H = \max \left(\max_{i=1,2} \min_{j=1,2} \left(\frac{\|k_i - k_j^*\|}{\|k_i\| + \|k_j^*\|} \right), \max_{j=1,2} \min_{i=1,2} \left(\frac{\|k_i - k_j^*\|}{\|k_i\| + \|k_j^*\|} \right) \right) \quad (3)$$

H 作为一个相对量度,当分母接近 0 时,会产生较大的误差。因此,当 $\|k_i\| + \|k_j^*\| < \varepsilon$ 时, $\|k_i\| + \|k_j^*\|$ 应该转换为 $f(\|k_i\| + \|k_j^*\|) = (\varepsilon + \|k_i\| + \|k_j^*\|)/2$, ε 称为临界值。故 H 的完整表达式如下:

$$H = \begin{cases} \max \left[\max_{i=1,2} \min_{j=1,2} \left(\frac{\|k_i - k_j^*\|}{\|k_i\| + \|k_j^*\|} \right), \max_{j=1,2} \min_{i=1,2} \left(\frac{\|k_i - k_j^*\|}{\|k_i\| + \|k_j^*\|} \right) \right], & \|k_i\| + \|k_j^*\| \geq \varepsilon \\ \max \left[\max_{i=1,2} \min_{j=1,2} \left(\frac{\|k_i - k_j^*\|}{(\varepsilon + \|k_i\| + \|k_j^*\|)/2} \right), \max_{j=1,2} \min_{i=1,2} \left(\frac{\|k_i - k_j^*\|}{(\varepsilon + \|k_i\| + \|k_j^*\|)/2} \right) \right], & \|k_i\| + \|k_j^*\| < \varepsilon \end{cases} \quad (4)$$

P 点的 Hausdorff 距离可定义为:

$$H_P = \max(H_1, H_2, H_3, \dots, H_k)$$

其中: $H_1, H_2, H_3, \dots, H_k$ 为点 P 与其 k 个邻近点的 Hausdorff 距离值。因此,建立了点的邻域拓扑关系之后,任取一点 P , 如果点 P 处曲面的几何特征较明显,则 H_P 较大;反之, P 为非特征点, H_P 较小。

通过对点云中点 Hausdorff 距离值的确定,可以比较准确地反映出任意点的曲率变化情况。以此为依据简化时,对在曲率变化大的区域保留足够多的点以突出模型的曲面特征;而在曲率变化小的区域保留少量的点以减少冗余,从而确保了在曲面不失真的情况下,尽可能多地删除不必要的点。实验结果亦表明,采用 Hausdorff 距离在有效减少数据点的同时,很好地保持了模型中的细节特征信息。

2.3 算法步骤

对于栅格化并建立了拓扑关系的数据点的集合 $\{p_i, i = 1, 2, \dots, n\}$, 取任意一点 p , 其 K 邻域点集为 $\{q_i, i = 1, 2, \dots, k\}$ 。计算每个采样点的 Hausdorff 距离及简化数据点的算法步骤如下:

步骤 1 用二次抛物面拟合的方法估算所有点的主曲率。

步骤 2 计算点 p 与其邻域点的 Hausdorff 距离,并取最大值作为该点的 Hausdorff 值。

步骤 3 以步骤 2 遍历所有点,计算所有数据点的 Hausdorff 值。

步骤 4 根据数据点 Hausdorff 值的大小,将点云分为多个区间,各个区间设定不同的阈值 ε 。

步骤 5 对于某一曲率区间内,若该点的 Hausdorff 值小于阈值 ε ,则对它进行删除。

步骤 6 遍历所有区间,完成精简。

2.4 参数选择

式(4)中的参数 ε 对精简效果及时间开销具有直接的影响,参数 ε 的不同取值将直接影响点云的简化精度。若 ε 取值较小,简化精度较高,但时间消耗也会相对增大;相反,若 ε 取较大值,虽然时间消耗会减小,但简化数据时难以达到理想的简化结果。鉴于此,本文分别以 ε 为 $10^{-2}, 10^{-3}, 10^{-4}, 10^{-5}$ 和 10^{-6} 进行实验,采用本文所给的方法,对龙模型(包含 41 841 个点数据)进行精简,精简后点数分别为 3 774、4 539、5 296、6 483 和 7 190,原始点云及实验结果如图 1 所示,时间消耗分别为 496 ms、435 ms、355 ms、267 ms 和 206 ms。因此,综合考虑简化结果和时间开销,在对比实验中, ε 均取值为 10^{-4} 。

3 实验结果

为了验证本文算法的正确性和有效性,以 Kim 的算法及刘涛等^[7]的方法作为对比,对三维模型进行了仿真实验。测试硬件环境为 Intel Core 2 Duo 3.0 GHz CPU, 4 GB 内存,编程环境为 Visual Studio 2005 C# CSDL,所有实验数据均为 Stanford 大学提供的 ply 格式文件,实验结果如图 2~4 和表 1 所示。

从图 2 和表 1 数据可以看出,各方法化简后的点数比较接近,而本文方法在龙模型的颈部、腹部、尾部包含了较多的特征点,更好地保留了模型的特征,并且轮廓较清晰。

从图 3 可以看出,本文算法减去了较多的数据点,简化后的数据点呈现出龙的轮廓比较清晰,并且很好地保留了特征区域的点。

从图 4 可以看出,在相同的策略下,本文方法保留了点云

中的所有特征数据点,并且减去了较多的非特征点,简化结果也比较均匀,它能够充分保留原始点云中的几何特征。

综上所述可以看出,本文算法的速度优于其他两种方法,在保证简化质量的前提下提高了算法的效率。

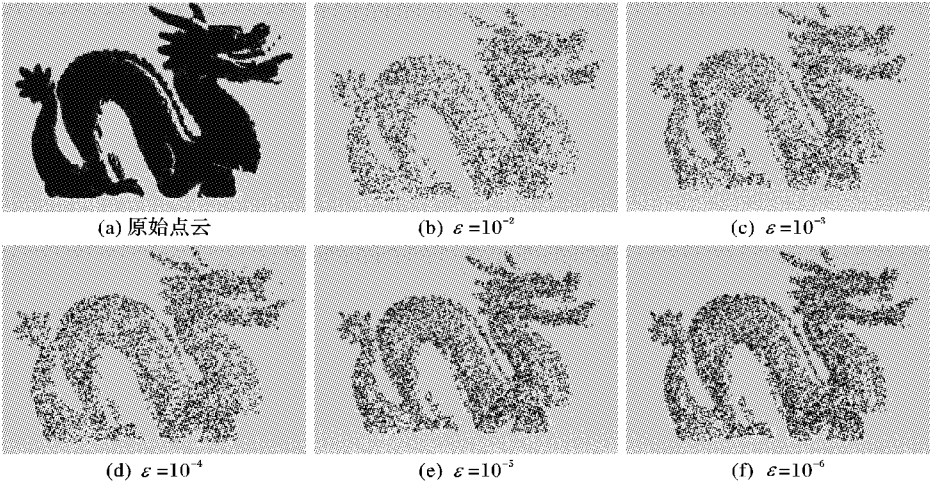


图 1 本文算法中 ε 取不同值的精简结果

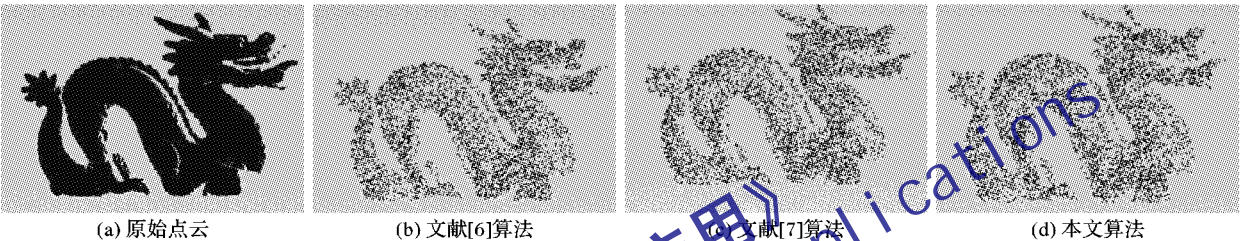


图 2 龙模型简化结果

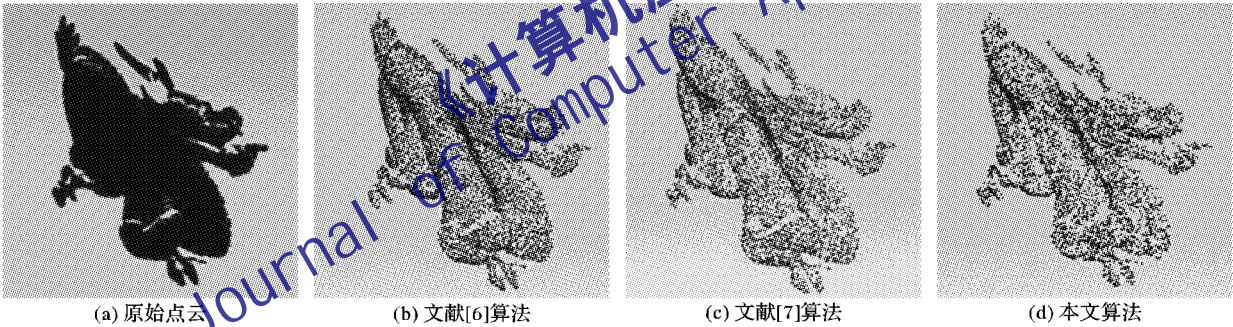


图 3 龙模型的单侧面精简结果

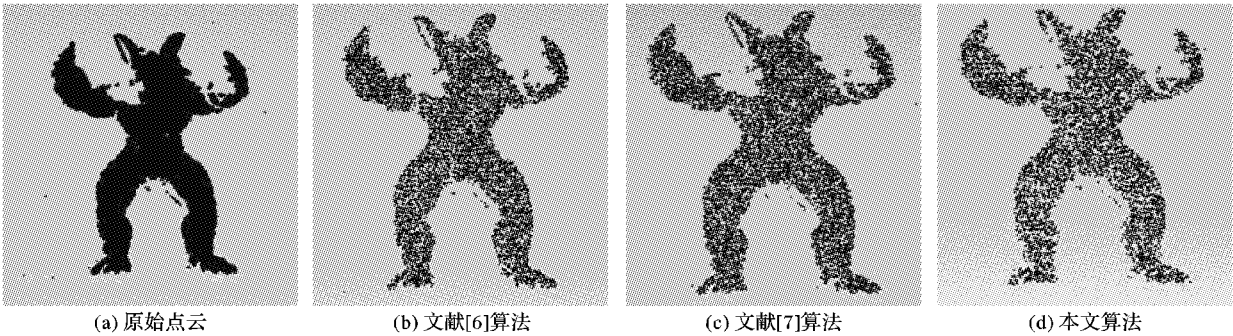


图 4 玩具怪兽的精简结果

表 1 3 种方法的精简结果与运行时间对比

实验模型	点数	文献[6]方法			文献[7]方法			本文方法		
		简化 点数	精简的 比例/%	简化 时间/ms	简化 点数	精简的 比例/%	简化 时间/ms	简化 点数	精简的 比例/%	简化 时间/ms
龙模型	41 841	5 302	87.32	473	5 468	86.93	494	5 296	87.34	355
龙单侧面模型	39 526	6 991	82.31	493	6 248	84.19	406	5 620	85.78	357
玩具怪兽模型	26 941	6 731	75.01	332	7 139	73.50	366	6 331	76.50	263

表 3 改变噪声方差两种方法图像重构的 PSNR 比较

噪声方差	PSNR/dB	
	自适应正则化压缩感知	Sparse MRI
0.005	52.107 5	44.899 3
0.010	47.949 7	43.576 6
0.020	38.690 1	37.731 6
0.030	35.178 3	33.200 5
0.040	30.256 3	30.133 7
0.050	27.870 1	27.830 6

表 4 改变噪声方差两种方法图像重构的 ISNR 比较

噪声方差	ISNR/dB	
	自适应正则化压缩感知	Sparse MRI
0.005	8.829 3	4.017 8
0.010	9.536 7	6.586 7
0.020	7.815 2	6.790 9
0.030	5.953 2	5.720 9
0.040	5.320 7	5.228 6
0.050	4.849 7	4.771 5

3 结语

本文针对目前采用的全局正则化方法不能很好地在保持边缘和平滑噪声方面做出平衡的不足,利用基于空间域的噪声分布估计方法提出了基于压缩感知的自适应的 MR 图像重构方法,将正则化参数的求解问题由全局正则化转化为具有局部自适应能力的正则化参数求解问题,并且给出了有效算法。实验证明,本文提出的算法的图像重构效果较 Sparse MRI 算法有一定的提高。

参考文献:

- [1] 郝鹏鹏. 基于压缩传感原理的图像重构方法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学信息科学与工程学院, 2009.
- [2] 李卓凡, 闫敬文. 压缩感知及应用[J]. 微计算机应用, 2010, 31(3): 12-16.
- [3] van den BERG E, FRIEDLANDER M P. In pursuit of a root [EB/OL]. [2011-03-22]. <http://www.optimizationonline.org/DB-FILE/2007/06/1708.pdf>.

(上接第 523 页)

4 结语

本文提出的采样点特征描述的新方法,通过点主曲率之间的 Hausdorff 距离对物体表面采样点几何性质做出判断,该算法既能较大程度地简化数据点云,又具有不破坏细小特征的特点。而仿真实验也表明,本文所给算法对于不同的点云数据,其精简精度和运算时间均优于 Kim 与刘涛的方法,证明了算法的可行性以及有效性。这为后续的三维重建提供了有效的数据信息,极大地节约了后续工作的处理时间和硬件资源,具有明显的工程意义。

参考文献:

- [1] 万军, 鞠鲁粤. 逆向工程中数据点云精简方法研究[J]. 上海大学学报: 自然科学版, 2004, 10(1): 26-29.
- [2] 王宏涛, 张丽艳, 杜佳, 等. 测量点集的简化及其隐式曲面重建误差分析[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(11): 2114-2118.
- [3] DYN N, ISKE A, WENDLAND H. Meshfree thinning of 3D point clouds[J]. Foundations of computational Mathematics, 2008, 8(4): 409-425.

- [4] JOSHUA T, ANMANDO M, ERIC B. Sparse MRI reconstruction via multiscale l0-continuation [C]// SSP '07: IEEE/SP 14th Workshop on Statistical Signal Processing. 2007: 176-180.
- [5] 王艳, 练秋生, 李凯. 基于联合正则化及压缩传感的 MRI 图像重构[J]. 光学技术, 2010, 36(3): 350-355.
- [6] DONOHO D L, TSAIG Y. Extensions of compressed sensing[J]. Signal Processing, 2006, 86(3): 533-548.
- [7] TIBSHIRANI R. Regression shrinkage and selection via the lasso [J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B, 1996, 58(1): 267-288.
- [8] FIGUEIREDO M A T, NOWAK R D, WRIGHT S J. Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems[J]. Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 586-598.
- [9] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070-1081.
- [10] BLOUCAS-DIAS J M, FIGUEIREDO M A T, OLIVEIRA J P. Total variation-based image deconvolution: A majorization-minimization approach [C]// ICASSP 2006: 2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2006, 2: 278-281.
- [11] LUSTIG M, DONOHO D, PAULI J M. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 58(6): 1182-1195.
- [12] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Review, 2001, 43(1): 129-159.
- [13] 吴显金. 自适应正则化图像复原方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学研究生院, 2006.
- [14] XUEFENG, LIU QUAN-SHENG, FAN WEI-HONG. Iterative image restoration using a non-local regularization function and a local regularization operator [C]// ICPR'06: 18th International Conference on Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006, 3: 766-769.
- [15] 徐启飞, 张怀国, 王厚军, 等. 自适应正则化超分辨率 MR 图像重建[J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2010, 14(39): 7407-7410.

- [4] 邓劲莲, 杨家强, 何国金. 复杂曲面反向工程的数字化测量及数据处理的研究[J]. 中国制造业信息化, 2003, 32(2): 85-87.
- [5] 王志清, 李伟, 张英平, 等. 基于逆向工程的数据精简方法研究[J]. 机械制造, 2005, 43(11): 20-22.
- [6] KIM S-J, KIM C-H, LEVIN D. Surface simplification using a discrete curvature norm [J]. Computer & Graphics, 2002, 26(5): 657-663.
- [7] 刘涛, 徐铮, 沙成梅, 等. 基于包围盒法的散乱点云数据的曲率精简[J]. 科学技术与工程, 2009, 9(12): 3333-3336.
- [8] MAO ZHIHONG, MA LIZHUANG, ZHAO MINGXI, et al. SUSAN structure preserving filtering for mesh denoising[J]. The Visual Computer, 2006, 22(4): 276-284.
- [9] 孙殿柱, 范志先, 李延瑞, 等. 散乱数据点云型面特征分析算法的研究与应用[J]. 机械工程学报, 2007, 43(6): 133-136.
- [10] 董明晓, 郑康平, 姚斌. 曲面重构中点云数据的区域分割研究[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(5): 575-578.
- [11] 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): 448-545.