

层次化的散乱点云简化算法

赵夫群*, 汤慧

西安财经大学信息学院, 陕西 西安 710100

摘要 由于三维激光扫描仪获取的点云数据体积大且存在大量冗余,在后期处理时会占用计算机大量的空间和时间成本,因此需要对点云数据进行简化预处理。针对散乱点云数据模型,在保留关键几何特征的前提下,提出了一种层次化的点云简化算法。首先,构造点云模型的长方体包围盒,并将包围盒划分成若干个小立方体栅格,使得每个点都包含在栅格中;然后,计算每一个栅格中各个点的权值,通过对比权值与权阈值来确定该点是否保留,从而删除噪声点,实现点云初始简化;最后,采用基于曲率分级的简化算法实现点云精细化。对公共点云数据模型和文物点云数据模型进行了简化实验,实验结果表明,与随机采样法、均匀网格法及法矢夹角法等算法相比,所提算法具备较好的几何特征保持性能,可以达到较好的点云简化效果,是一种有效的点云简化算法。

关键词 成像系统; 点云简化; 包围盒; 权值; 曲率分级; 简化率

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1811006

Hierarchical Simplification Algorithm for Scattered Point Clouds

Zhao Fuqun*, Tang Hui

School of Information, Xi'an University of Finance and Economics, Xi'an 710100, Shaanxi, China

Abstract Since the volume of point cloud data captured by a three-dimensional laser scanner is large and leads to redundancy, occupying a lot of computer space and time cost in the later data processing. Thus, the point cloud data processing must be simplified. A hierarchical point cloud simplification algorithm is proposed on the premise of retaining the key geometric features for aiming at the scattered point cloud data model. First, the point cloud model's cuboid bounding box was constructed and divided into multiple small cube grids, so that each point was contained in the grid. Further, the weight of each point in each grid was estimated, and whether the point was preserved or not was determined by comparing the weight and weight threshold, to eliminate the noise points and achieve the point cloud's initial simplification. Finally, the simplification algorithm based on curvature classification was employed to achieve the point cloud's fine simplification. Through the simplification experiments of the common and cultural relic point cloud data model, the results demonstrate that, when compared with the random sampling, uniform grid, and normal vector angle approach, the algorithm has better geometric feature preservation performance, and can achieve better point cloud simplification effect that is an effective point cloud simplification algorithm.

Key words imaging systems; point cloud simplification; bounding box; weight; curvature grading; simplification rate

1 引言

三维激光扫描技术具有非接触性、操作便捷、数据精度高、移植性强和实时性好等特点,已被广泛应用于工程检测、数字医疗、文物古迹勘测与保护等诸多领域^[1-3]。采用三维激光扫描仪获取的高精度高密度点云数据集中存在大量的冗余数据点,不仅增加计算开销,而且也会影响后续点云处理的结果,因此对原始点

云数据进行简化是非常有必要的。

常见的点云简化算法可以分为两大类:基于网格的简化算法和基于点的简化算法。前者需要生成大量的网格,时间和空间复杂度较高;后者占用资源较少,但是对点云细节特征的保持性较差^[4]。因此,在保留原始点云细节几何特征的前提下,尽可能多地删减冗余点是点云简化的研究重点。目前,国内外学者提出了很多有效的点云简化算法。Leal等^[5]提出了一种新

收稿日期: 2021-07-14; 修回日期: 2021-09-03; 录用日期: 2021-09-24

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划(2021JQ-765)、陕西省哲学社会科学重大理论与现实问题研究项目(2021ND0141)

通信作者: *fuqunzhao@126.com

的点云特征保持简化算法,该算法利用点的显著性值作为动态聚类半径来实现点云简化;Wang等^[6]提出了一种基于自适应曲率熵特征的点云简化算法,该算法通过构造点云边界并聚类点云曲率熵的方式实现点云简化,可以保留大量的特征点,提高简化精度;Zhang等^[7]提出了一种基于自然二次形状模型的特征保持点云简化算法,该算法利用简化熵对隐藏在点云中的特征进行量化,从而实现关键几何特征点保持的点云简化;张旭康等^[8]根据L3A相似度所反映出的点云数据稀疏程度来对采样空间进行分区压缩简化,该算法可以有效保留点云的细节特征;李金涛等^[9]提出了一种基于曲率等级划分的点云简化算法,该算法对于归一化后的曲率值采用对数函数进行分级,再根据点的曲率等级实现点云的分层简化;宋敏峰等^[10]利用点云法向量所构建的K-近邻长方体,根据其扁平程度进行非特征和特征点云的筛选,最后结合分段对大量冗余点和少量密集特征点进行剔除。

虽然以上简化算法可以有效提高点云简化的精度和速度,但是还是存在很多问题,如大尺度离群点的去噪效果不佳、易被噪声点影响造成误删特征点及计算量偏大等。基于此,针对散乱点云数据模型,在保留关键几何特征的前提下,本文提出了一种层次化的点云简化算法。首先通过构造点云长方体包围盒、划分点云空间结构、计算栅格权值并删除噪声点等步骤实现点云初简化,然后对平均曲率进行等级划分实现进一步的点云精简化,从而达到精简点云的目的。所提算法可以有效保持点云的细节特征,提高后续点云模型重建的质量。

2 基于权值的点云初简化

点云初简化阶段主要包括构造点云长方体包围盒、划分点云空间结构、计算栅格权值及删除冗余点等步骤。

2.1 长方体包围盒构造

在散乱点云 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, $i = 1, 2, \dots, N$ 中,首先获取具有最大坐标值的点和最小坐标值的点,其坐标分别记为 $(X_{\max}, Y_{\max}, Z_{\max})$ 和 $(X_{\min}, Y_{\min}, Z_{\min})$,然后根据最大坐标值和最小坐标值计算长方体包围盒的长 L_x 、宽 L_y 和高 L_z ,其计算式分别为

$$L_x = X_{\max} - X_{\min}, \quad (1)$$

$$L_y = Y_{\max} - Y_{\min}, \quad (2)$$

$$L_z = Z_{\max} - Z_{\min}. \quad (3)$$

2.2 点云空间结构划分

划分点云空间结构通过划分长方体包围盒来实现,即将包围盒划分为若干小立方体。根据式(1)~(3),可以求得长方体包围盒的体积 V 。

$$V = L_x \times L_y \times L_z. \quad (4)$$

那么单位小立方体栅格中数据点的个数 n 为

$$n = \frac{N}{V}, \quad (5)$$

式中: N 表示原始点云数据中的总数。

子立方体栅格的边长 L_s 为

$$L_s = \sqrt[3]{\frac{\lambda \times r}{n}}, \quad (6)$$

式中: λ 表示比例因子,用于调节子立方体栅格的边长; r 表示邻近点的个数。

则,划分子立方体栅格的个数 n_s 的表达式为

$$n_s = \left(\left\lfloor \frac{L_x}{L_s} \right\rfloor + 1 \right) \left(\left\lfloor \frac{L_y}{L_s} \right\rfloor + 1 \right) \left(\left\lfloor \frac{L_z}{L_s} \right\rfloor + 1 \right), \quad (7)$$

式中: $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示下取整。从而最终确定点云中每个点都在某一子立方体栅格中。

2.3 栅格权值计算

对于上述方法获得的长方体包围盒的子立方体栅格,依次遍历每个栅格,并分别给每个栅格中的数据点进行权值的赋值。权值计算通过 k 个邻域点得出,该权值可以反映在该区域内该点的采样密度。

设某一栅格包含的点集 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_M\}$, 点集中任意一点 q_i 的权值 a_i 为

$$a_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \|q_i - q_j\|^2, \quad (8)$$

式中: $\{q_j\}_{j=1}^k \subset Q$ 表示点 q_i 的 k 个近邻域,可以反映出点的稀疏程度。权值越小,该点所在区域越密集,权值越大,该点所在区域越稀疏。

权值初值的设定方法如下:对于任意一个子立方体,找到它所包含的点中坐标值最大的点和最小的点,假设其坐标值分别为 $(X'_{\max}, Y'_{\max}, Z'_{\max})$ 和 $(X'_{\min}, Y'_{\min}, Z'_{\min})$,那么初始权值 a_0 为

$$a_0 = \frac{(X'_{\max} - X'_{\min})^2 + (Y'_{\max} - Y'_{\min})^2 + (Z'_{\max} - Z'_{\min})^2}{n'}, \quad (9)$$

式中: n' 表示栅格中所包含点数据的个数。

3 基于曲率分级的点云精简化

点云精简化阶段主要包括计算平均曲率和曲率分级等步骤。

3.1 平均曲率计算

通过对给定法线切平面上的曲面补片的点法线进行主成分分析来求解曲率。首先确定表面一点的法向量,近似于估计表面一个相切面的法向量,实际上就是解决最小二乘平面拟合。估计表面法向量就是分析一个协方差矩阵的特征值和特征向量。

对于点云 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, $i = 1, 2, \dots, N$, 假设其上任意一点 p_i 的 k 邻域点拟合平面的法矢记为 N , 邻域重心记为 O , 则

$$\mathbf{O} = \frac{1}{k} \sum \mathbf{p}_j, \quad (10)$$

式中: j 为 \mathbf{p}_i 的 k 邻域内某一点的序号。

将 k 邻域中的数据点进行参数化以构造曲面模型, 可以满足不同曲面对其局部形状的要求, 该拟合平面的法矢的计算式为

$$\min \sum \|(\mathbf{p}_j - \mathbf{O}) \cdot \mathbf{N}\|. \quad (11)$$

求解式(11)即可得到点 \mathbf{p}_i 的 k 邻域点的拟合平面的法矢 \mathbf{N} 。这里计算的法矢方向可能不一致, 会影响到后面曲率计算的准确性, 因此要调节法矢方向。

设 x 轴和 y 轴是拟合切平面上的两个正交向量, z 轴是法向量 \mathbf{N} , x 、 y 和 z 轴构成笛卡儿坐标系, $S(x, y)$ 表示切平面, 其计算式为

$$S(x, y) = [x, y, z(x, y)] = ax + by + cx^2 + dxy + ey^2. \quad (12)$$

那么存在一组数值 a 、 b 、 c 、 d 和 e 使得式(12)成立, 表示成线性方程组的形式为

$$\begin{pmatrix} x_1 & y_1 & x_1^2 & x_1 y_1 & y_1^2 \\ x_2 & y_2 & x_2^2 & x_2 y_2 & y_2^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_s & y_s & x_s^2 & x_s y_s & y_s^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \\ e \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_s \end{pmatrix}. \quad (13)$$

对于式(13), 可以求得其通解 a 、 b 、 c 、 d 和 e 。则点 \mathbf{p}_i 的 k 邻域点所构造曲面的平均曲率 \bar{H}_i 为

$$\bar{H}_i = \frac{(1 + a^2)e + (1 + b^2)c - abd}{(1 + a^2 + b^2)^{3/2}}. \quad (14)$$

3.2 点云精简化

首先, 将平均曲率 \bar{H}_i 归划到区间 $[0, 5]$ 上, 并对归划后的平均曲率进行等级划分^[11], 可得

$$\bar{H}'_i = \frac{5 \times \bar{H}_i}{H_{\max} - H_{\min}}, \quad (15)$$

式中: H_{\max} 和 H_{\min} 分别表示点 \mathbf{p}_i 的 k 邻域点中的曲率最大值和最小值。

然后, 基于平均曲率分级的结果, 对点云进行网格划分。这里需要设置点数阈值和边长阈值, 用于控制网格的大小, 再根据网格中的平均曲率等级的平均值对网格中的点云进行精简化。如果网格中的曲率等级平均为 0, 就选取网格重心点的最近点作为整个网格的代表点; 如果网格的曲率等级平均为 1~8, 就保留网格中曲率等级由高到低的前 $a\%$ 个点, 其中 a 是网格曲率等级平均值的 10 倍; 如果网格的曲率等级平均为 9, 则保留网格中的全部点。

4 所提算法步骤

所提点云简化算法的具体实现步骤如下:

1) 获取点云中点 \mathbf{p}_i 的坐标位置 (X_i, Y_i, Z_i) , 其中 $(X_{\max}, Y_{\max}, Z_{\max})$ 为该散乱点云集的最大坐标值,

$(X_{\min}, Y_{\min}, Z_{\min})$ 为该散乱点云集的最小坐标值, $(X_{\max}, Y_{\max}, Z_{\max}; X_{\min}, Y_{\min}, Z_{\min})$ 为极点建立点云 \mathbf{P} 的长方体包围盒。

2) 确立最大包围盒的体积大小 V , 计算单位小立方体栅格中点云数据的个数 n , 确定子立方体栅格的边长 L_s , 将包围盒划分成若干个小立方体栅格, 并确保各个点云在每个立方体中。

3) 遍历每个栅格, 通过 k 邻域计算每个栅格中各个点的权值 a 。若该子立方体中点的权值小于该权阈值 ϵ , 则删除该点, 反之对该点进行保留, 从而删除点云中的噪声点。

4) 求解点云 \mathbf{P} 上任意一点 \mathbf{p}_i 的 k 邻域点所构造曲面的平均曲率 \bar{H}_i , 将其归划到区间 $[0, 5]$ 上并对归划后的平均曲率进行等级划分。

5) 基于平均曲率分级的结果对点云进行网格划分, 并根据曲率等级的值确定网格中点的删除率, 从而实现点云的进一步简化。

5 点云简化评价指标

点云简化的效果评价包括定性和定量两个方面, 前者对不同简化率下的简化效果进行主观评价, 后者通过计算特征点个数和简化误差对简化精度进行度量^[12]。

5.1 简化率

由于简化后点云数据的三维坐标没有发生改变, 简化后的点个数就表示点云的简化效果。为了将简化效果进行量化, 一般用简化率 R 来表示, 其计算式为

$$R = \frac{N_p - N_{p'}}{N_p}, \quad (10)$$

式中: N_p 和 $N_{p'}$ 分别表示简化前和简化后点云中包含的点的数目。简化率 R 越高, 简化后的点数目 $N_{p'}$ 就越少, 简化程度就越高。

5.2 简化误差

特征点选取的是点 \mathbf{p}_i 的 k 邻域点中具有曲率最大值和最小值的点, 特征点个数也就是具有曲率最大值和最小值的邻域点的个数。而对于点云简化误差的评估, 目前通常用最大误差和平均误差来衡量。

最大误差 $\epsilon_{\max}(\mathbf{P}, \mathbf{P}')$ 用来衡量点云简化的局部误差, 它反映了点云简化后细节几何特征的保持效果, 其效果与最大误差的值成正比关系。最大误差的表达式为

$$\epsilon_{\max}(\mathbf{P}, \mathbf{P}') = \max_{q \in \mathbf{P}} d(\mathbf{p}, \mathbf{P}'), \quad (11)$$

式中: \mathbf{P} 和 \mathbf{P}' 分别表示简化前和简化后的点云模型; $d(\mathbf{p}, \mathbf{P}')$ 表示对简化后点云 \mathbf{P}' 做网格剖分后, 原始点云中 \mathbf{P} 的一点 \mathbf{p} 到 \mathbf{P}' 上最近的三角面片的欧氏距离。

平均误差 $\epsilon_{\text{ave}}(\mathbf{P}, \mathbf{P}')$ 用来衡量点云简化的全局误

差,其表达式

$$\epsilon_{ave}(\mathbf{P}, \mathbf{P}') = \frac{1}{N} \sum_{p \in P} d(p, P'), \quad (12)$$

式中: N 表示原始点云 \mathbf{P} 包含的点的个数。

6 实验结果与分析

实验采用 MATLAB 软件对简化算法进行验证, 采用的数据模型包含公共点云数据 Bunny 模型、Horse 模型和实地扫描获取的文物点云数据模型。

6.1 公共点云简化

待简化的公共点云数据模型为 Bunny 和 Horse 模型, 如图 1 所示。分别采用随机采样法^[13]、均匀网格法^[14]、法矢夹角法^[15]、文献[7]算法、文献[16]算法及所

提算法等 6 种算法对其进行简化。6 种算法对图 1 的公共点云数据模型的简化结果如图 2、图 3 和表 1 所示。

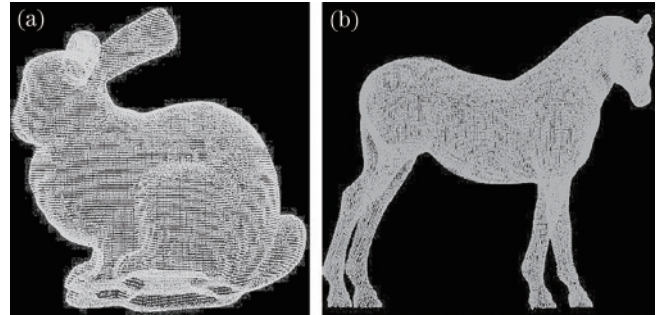


图 1 原始公共点云模型。(a) Bunny; (b) Horse
Fig. 1 Original common point cloud model. (a) Bunny; (b) Horse

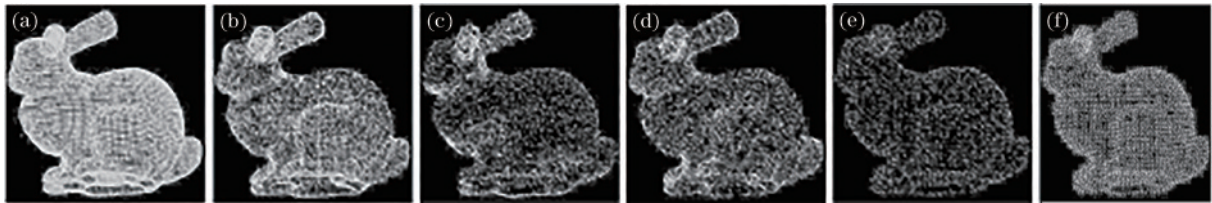


图 2 Bunny 模型的简化结果。(a)随机采样法; (b)均匀网格法; (c)法矢量夹角法; (d)文献[7]算法; (e)文献[16]算法; (f)所提算法
Fig. 2 Simplified results of Bunny model. (a) Random sampling algorithm; (b) uniform grid algorithm; (c) normal vector angle algorithm; (d) algorithm in reference [7]; (e) algorithm in reference [16]; (f) proposed algorithm

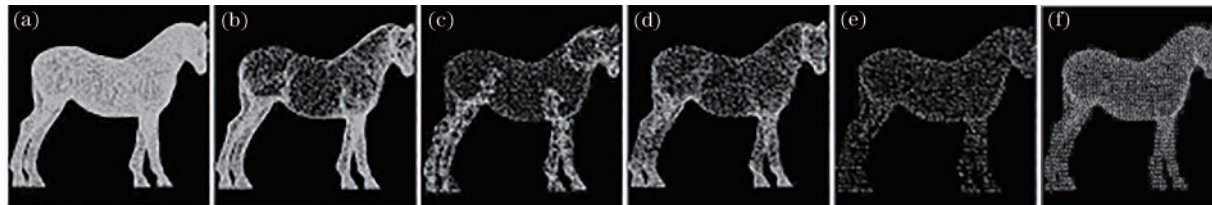


图 3 Horse 模型的简化结果。(a)随机采样法; (b)均匀网格法; (c)法矢量夹角法; (d)文献[7]算法; (e)文献[16]算法; (f)所提算法
Fig. 3 Simplified results of Horse model. (a) Random sampling algorithm; (b) uniform grid algorithm; (c) normal vector angle algorithm; (d) algorithm in reference [7]; (e) algorithm in reference [16]; (f) proposed algorithm

表 1 六种算法对公共点云模型的简化参数
Table 1 Simplified parameters of common point cloud model by six algorithms

Point cloud model	Point number	Algorithm	Simplification rate	Feature points	Maximum error	Average error	Simplify time /s
Bunny	35947	Random sampling	0.32	446	0.1027	0.0413	30.24
		Uniform grid	0.55	479	0.1019	0.0409	32.74
		Normal vector angle	0.67	501	0.0824	0.0352	35.19
		Reference[7]	0.75	577	0.0706	0.0339	27.55
		Reference[16]	0.77	646	0.0688	0.0314	29.42
		Proposed algorithm	0.80	696	0.0581	0.0281	20.46
Horse	48485	Random sampling	0.30	488	0.1131	0.0533	31.70
		Uniform grid	0.60	514	0.1122	0.0510	34.19
		Normal vector angle	0.65	573	0.0930	0.0467	36.33
		Reference[7]	0.70	598	0.0802	0.0429	28.72
		Reference[16]	0.80	644	0.0785	0.0408	30.99
		Proposed algorithm	0.83	690	0.0622	0.0386	21.91

由图 2、图 3 和表 1 可知,所提点云简化算法具有最佳简化效果,可以在有效保留点云模型的细节几何特征的基础上最大化地删除冗余数据信息,是一种有效的点云简化算法。

6.2 文物点云模型简化

实验采用的文物数据模型是采用激光扫描仪实地扫描获取的秦始皇陵出土的兵马俑碎片点云数据模型。部分待简化文物碎片原始纹理模型和点云模型如图 4 和图 5 所示。

从[图 4(a)]和[图 5(a)]可以看出,文物碎片 1 表



图 4 文物碎片原始纹理模型。(a)碎片 1;(b)碎片 2;(c)碎片 3
Fig. 4 Original texture model of cultural relic fragment.
(a) Fragment 1; (b) fragment 2; (c) fragment 3

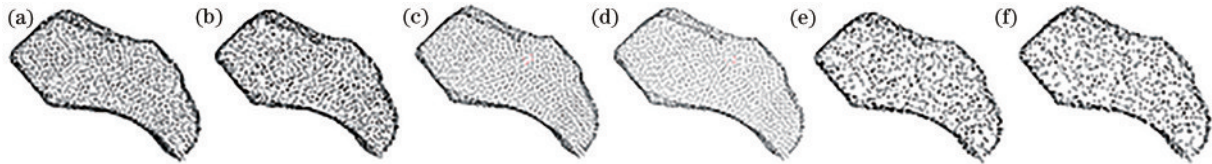


图 6 碎片 1 的简化结果。(a)随机采样法;(b)均匀网格法;(c)法矢量夹角法;(d)文献[7]算法;(e)文献[16]算法;(f)所提算法
Fig. 6 Simplified results of fragment 1. (a) Random sampling algorithm; (b) uniform grid algorithm; (c) normal vector angle algorithm; (d) algorithm in reference [7]; (e) algorithm in reference [16]; (f) proposed algorithm

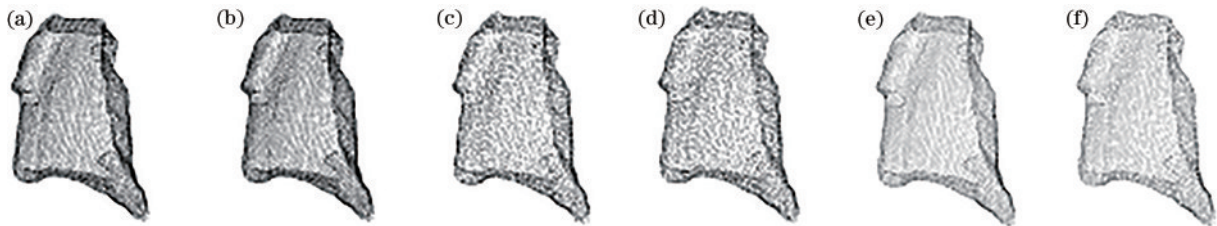


图 7 碎片 2 的简化结果。(a)随机采样法;(b)均匀网格法;(c)法矢量夹角法;(d)文献[7]算法;(e)文献[16]算法;(f)所提算法
Fig. 7 Simplified results of fragment 2. (a) Random sampling algorithm; (b) uniform grid algorithm; (c) normal vector angle algorithm; (d) algorithm in reference [7]; (e) algorithm in reference [16]; (f) proposed algorithm

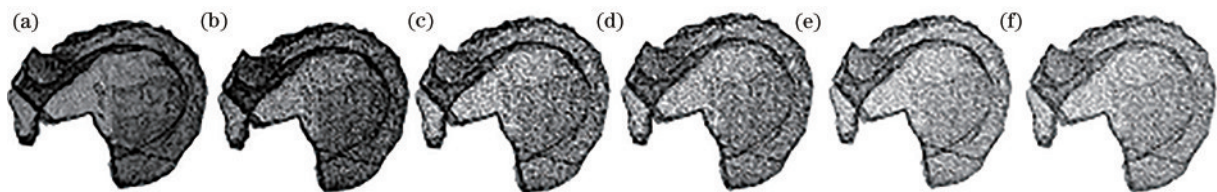


图 8 碎片 3 的简化结果。(a)随机采样法;(b)均匀网格法;(c)法矢量夹角法;(d)文献[7]算法;(e)文献[16]算法;(f)所提算法
Fig. 8 Simplified results of fragment 3. (a) Random sampling algorithm; (b) uniform grid algorithm; (c) normal vector angle algorithm; (d) algorithm in reference [7]; (e) algorithm in reference [16]; (f) proposed algorithm

从图 6、图 7、图 8 和表 2 的简化结果可以看出,所提算法在曲面平缓的区域进行简化时点云分布均匀,没有出现简化进而产生孔洞的现象,在曲面复杂区域能较好保留模型的几何特征。这是由于随机采样法

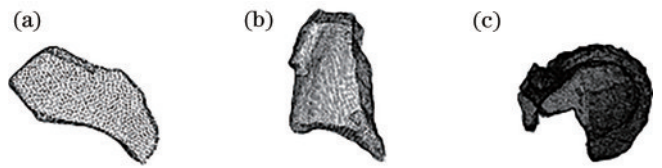


图 5 文物碎片点云模型。(a)碎片 1;(b)碎片 2;(c)碎片 3
Fig. 5 Point cloud model of cultural relic fragment.
(a) Fragment 1; (b) fragment 2; (c) fragment 3

面曲率平缓,该模型细节特征较少。从[图 4(b)]和[图 5(b)]可以看出,文物碎片 2 表面曲率较平缓,相较于文物碎片 1 有较多细节特征。从[图 4(c)]和[图 5(c)]可以看出,文物碎片 3 曲面曲率复杂,该模型几何特征多。

采用随机采样法^[13]、均匀网格法^[14]、法矢夹角法^[15]、文献[7]算法、文献[16]算法及所提算法等 6 种算法分别对曲面复杂程度不同的三个文物点云数据模型进行简化,简化结果如图 6、图 7、图 8 和表 2 所示。

通过随机采样函数对原始点云数据进行采样,虽然操作简单、方便,但无法保留模型的显著特征,且当设置采样参数较高时,点云简化率也会较高,点云模型会出现明显的空白,对后期的三维模型的处理与研究产生

表 2 六种算法对文物碎片点云模型的简化参数

Table 2 Simplified parameters of cultural relic fragment point cloud model by six algorithms

Point cloud model	Point number	Algorithm	Simplification rate	Feature points	Maximum error	Average error	Simplify time /s
Fragment 1	6421	Random sampling	0.31	122	0.1383	0.0479	30.13
		Uniform grid	0.32	194	0.1372	0.0467	32.19
		Normal vector angle	0.33	201	0.1288	0.0381	34.55
		Reference[7]	0.35	268	0.1268	0.0354	27.09
		Reference[16]	0.67	305	0.1244	0.0316	30.94
		Proposed algorithm	0.76	322	0.1206	0.0299	20.01
Fragment 2	10348	Random sampling	0.33	241	0.1377	0.0468	32.33
		Uniform grid	0.33	289	0.1367	0.0458	34.40
		Normal vector angle	0.34	303	0.1268	0.0355	36.69
		Reference[7]	0.37	352	0.1237	0.0323	29.30
		Reference[16]	0.61	403	0.1219	0.0309	33.09
		Proposed algorithm	0.73	442	0.1184	0.0285	22.33
Fragment 3	115472	Random sampling	0.30	460	0.1497	0.0589	35.62
		Uniform grid	0.32	488	0.1490	0.0583	37.58
		Normal vector angle	0.31	541	0.1408	0.0485	39.92
		Reference[7]	0.33	629	0.1314	0.0449	32.68
		Reference[16]	0.61	701	0.1265	0.0418	36.02
		Proposed algorithm	0.69	770	0.1246	0.0386	25.49

影响;均匀网格法的简化结果在一定程度上优于随机采样法,但该算法在划分小立方体时是均匀划分,因此当压缩率 R 越高时,就会难以捕捉到模型的细节特征,会丢失细节信息,仅适用于规则的三维点云模型;法矢夹角采样法在一定程度上优于前两种简化算法,该算法考虑到模型的细节特征,但在曲率变化较小的区域容易造成简化过度,对于模型表面光滑部分处理性能较差;文献[7]算法是一种特征保持的点云简化算法,通过定义简化熵对隐藏在点云中的特征进行量化,从而实现特征保留,但是该算法对噪声的识别能力还有待提高;文献[16]算法采用深度神经网络实现点云简化,可以有效地描述点云的局部和全局几何细节,但是算法的耗时较长,时间效率不高;而所提算法具有最佳简化率和最低简化误差,能够在保持原始显著几何特征基础上实现文物点云数据模型的高效简化,是一种有效的点云简化算法。

7 结 论

点云简化是点云预处理中的重要环节,有效的简化算法能在保证模型几何特征信息的条件下,对模型数据进行最大化的简化。提出了一种层次化点云简化算法,该算法通过构造包围盒、划分点云空间结构、计算栅格内点的权值、非特征点删除及点云精简化等步骤实现。所提算法通过包围盒划分空间与反映点云密度大小的权值相结合进行简化,使得所保留的点能体现出模型几何特征,具有较好的简化率和较低的简化误差,是一种

非常有效的点云简化算法。但是该算法未考虑大量噪声对点云简化结果的影响,实验采用的点云数据模型均为去噪后的模型,因此在今后的研究中要综合考虑噪声等多种因素对算法的影响,进一步扩大算法的普适性,提高算法的简化率和特征保持性能。

参 考 文 献

- [1] Zhang Q N, Huang Z C, Xu Z, et al. Study on sampling rule and simplification of LiDAR point cloud based on terrain complexity[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2018, 46(11): 1773-1784.
- [2] Aoki Y, Goforth H, Srivatsan R A, et al. PointNetLK: robust & efficient point cloud registration using PointNet [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2019: 7156-7165.
- [3] 华周阳, 徐昇, 刘应安. 基于积面特征和指向特征点云植被分类算法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(18): 1828001.
Hua Z Y, Xu S, Liu Y A. Point clouds classification algorithm of vegetation based on area feature and pointing feature[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(18): 1828001.
- [4] Dubé R, Gollub M G, Sommer H, et al. Incremental-segment-based localization in 3-D point clouds[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(3): 1832-1839.
- [5] Leal E, Sanchez-Torres G, Branch-Bedoya J W, et al.

- A saliency-based sparse representation method for point cloud simplification[J]. *Sensors*, 2021, 21(13): 4279-4289.
- [6] Wang G L, Wu L S, Hu Y, et al. Point cloud simplification algorithm based on the feature of adaptive curvature entropy[J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32(6): 065004.
- [7] Zhang K, Qiao S Q, Wang X H, et al. Feature-preserved point cloud simplification based on natural quadric shape models[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(10): 2130-2137.
- [8] 张旭康, 牛保宁, 张锦文. 向量相似度可复原三维点云压缩算法[J]. *计算机科学与探索*, 2020, 14(4): 657-668. Zhang X K, Niu B N, Zhang J W. Recoverable 3D point cloud compression algorithm based on vector similarity [J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2020, 14(4): 657-668.
- [9] 李金涛, 程效军, 杨泽鑫, 等. 基于曲率分级的点云数据压缩方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(14): 142801. Li J T, Cheng X J, Yang Z X, et al. Curvature-grading-based compression for point cloud data[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(14): 142801.
- [10] 宋敏峰, 贾东振, 郭俊文, 等. K-近邻长方体的点云特征提取压缩算法[J]. *测绘科学*, 2019, 44(10): 93-100. Song M F, Jia D Z, Guo J W, et al. A point cloud compression algorithm based on K-neighborhood cuboid [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2019, 44(10): 93-100.
- [11] 李绕波, 袁希平, 甘淑, 等. 综合多种算法的点云精简优化策略与实验研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(23): 231402. Li R B, Yuan X P, Gan S, et al. Point cloud simplification optimization strategy and experimental research based on multiple algorithms[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(23): 231402.
- [12] 张雨禾, 耿国华, 魏潇然, 等. 保留几何特征的散乱点云简化算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2016, 28(9): 1420-1427. Zhang Y H, Geng G H, Wei X R, et al. Point clouds simplification with geometric feature reservation[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2016, 28(9): 1420-1427.
- [13] 孔利, 王延存, 周茂伦, 等. 基于随机抽样与特征值法的点云平面稳健拟合方法[J]. *测绘与空间地理信息*, 2019, 42(3): 43-46. Kong L, Wang Y C, Zhou M L, et al. A robust point cloud planar fitting method based on random sampling and eigenvalue[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2019, 42(3): 43-46.
- [14] 刘剑, 白迪. 基于特征匹配的三维点云配准算法[J]. *光学学报*, 2018, 38(12): 1215005. Liu J, Bai D. 3D point cloud registration algorithm based on feature matching[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(12): 1215005.
- [15] Han H Y, Han X, Sun F S, et al. Point cloud simplification with preserved edge based on normal vector [J]. *Optik*, 2015, 126(19): 2157-2162.
- [16] Hegde S, Gangisetty S. PIG-Net: inception based deep learning architecture for 3D point cloud segmentation[J]. *Computers & Graphics*, 2021, 95: 13-22.