



层次化点云去噪算法

赵夫群, 周明全

引用本文:

赵夫群, 周明全. 层次化点云去噪算法[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(7): 1618–1625.

ZHAO Fu-qun, ZHOU Ming-quan. Hierarchical point cloud denoising algorithm[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(7): 1618–1625.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/OPE.20202807.1618>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于特征信息分类的三维点数据去噪

Denoising of three-dimensional point data based on classification of feature information

光学精密工程. 2016, 24(6): 1465–1473 <https://doi.org/10.3788/OPE.20162406.1465>

保持特征的散乱点云数据去噪

Feature-preserving scattered point cloud denoising

光学精密工程. 2017, 25(12): 3169–3178 <https://doi.org/10.3788/OPE.20172512.3169>

层次优化的颅骨点云配准

Hierarchical optimization of skull point cloud registration

光学精密工程. 2019, 27(12): 2730–2739 <https://doi.org/10.3788/OPE.20192712.2730>

颅骨点云模型的优化配准

Optimization registration of point cloud model of skull

光学精密工程. 2017, 25(7): 1927–1933 <https://doi.org/10.3788/OPE.20172507.1927>

特征保持点云数据精简

Feature preserving point cloud simplification

光学精密工程. 2015, 23(9): 2666–2676 <https://doi.org/10.3788/OPE.20152309.2666>

文章编号 1004-924X(2020)07-1618-08

层次化点云去噪算法

赵夫群¹, 周明全^{2*}

- (1. 西安财经大学 信息学院, 陕西 西安 710010;
2. 西北大学 信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127)

摘要: 三维激光扫描设备获取的初始点云模型中含有较多的噪声点, 不利于后期的点云处理, 需要将其进行剔除。为了有效地保持点云的尖锐几何特征, 本文提出一种由粗到精的层次化点云去噪算法。首先构造点及其邻域点的张量投票矩阵, 通过计算该矩阵的特征值和特征向量构造扩散张量, 并基于该扩散张量利用各向异性扩散方程进行循环滤波, 从而实现点云初始粗去噪; 然后计算滤波后点云的曲率特征, 并根据曲率值进一步删除点云中的噪声点, 从而实现点云精确去噪; 最后通过计算点云熵值对去噪算法进行定量评价。实验结果表明, 本文提出的点云去噪算法具有较大的熵值、较小的去噪误差和较高的执行效率。因此说, 该层次化点云去噪算法在保持尖锐几何特征的同时, 可以快速精确剔除噪声点, 是一种有效的点云去噪算法。

关键词: 点云去噪; 张量投票; 各向异性滤波; 曲率; 熵值

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20202807.1618

Hierarchical point cloud denoising algorithm

ZHAO Fu-qun¹, ZHOU Ming-quan^{2*}

- (1. School of Information, Xi'an University of Finance and Economics, Xi'an 710100, China;
2. School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)

* Corresponding author, E-mail: mqzhou@nwu.edu.cn

Abstract: The initial point cloud model acquired by 3D laser scanning equipment contains more noise points that is not good for the later point cloud processing. Therefore, the noise needs to be deleted. A hierarchical point cloud coarse-to-fine denoising algorithm was proposed for effective retention of the sharp geometric features of the point cloud. The tensor voting matrix of the points and their neighbors was constructed. In addition, the diffusion tensor was constructed by calculating the eigenvalues and eigenvectors of the matrix. The diffusion tensor-based anisotropic diffusion equation was applied for cyclic filtering, to realize the initial coarse denoising of the point cloud. Further, the curvature feature of the point cloud was calculated post-filtering. To achieve fine denoising, the noise points in the point cloud were further deleted according to the curvature value. Finally, the point cloud entropy was calculated for quantitative evaluation of the denoising algorithm. The experimental results demonstrate that the proposed point cloud denoising algorithm exhibited a smaller denoising error, higher entropy value, and high execution efficiency. The proposed hierarchical point cloud

收稿日期: 2020-02-11; 修订日期: 2020-04-01.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61731015)

denoising algorithm can quickly and accurately delete noise points, while retaining sharper geometric features of the point cloud. Therefore, it is an effective point cloud denoising algorithm.

Key words: point cloud denoising; tensor voting; anisotropic filtering; curvature; entropy

1 引言

三维激光扫描技术是获取物体空间点云数据信息的重要手段之一,并在多种领域发挥着重要的作用^[1-4]。但是受仪器测量误差、物体反射、遮挡、光照以及环境变化等因素的影响,扫描获取的初始点云数据模型中往往含有大量的噪声点。这些噪声点的数量越多,密度越大,对点云质量的影响也就越大,因此需要采取合适的去噪算法将其加以删除。

近年来,国内外学者对点云去噪算法进行了较为深入地研究。Polat N等^[5]提出一种LiDAR数据去噪算法,该算法性能可以根据地区地形特征的变化而变化,可以有效滤除非地面点,是一种有效的点云去噪算法;徐少平等^[6]提出一种基于卷积神经网络的去噪算法,该算法首先通过训练卷积神经网络模型构成NLAF特征矢量,然后利用增强的BP(Back Propagation)神经网络预测模型将NLAF特征矢量映射为噪声水平值,最后以估计值的中值作为噪声水平值的最终估计结果,该去噪算法具有较高的准确性和执行效率;Xu Z等^[7]提出一种基于局部坐标系下多个各向异性估计的点云去噪算法,该估计对点云表面的形状保持具有自适应性,既可保持点云尖锐的特征点,也可以保留点云中的光滑区域;赵凯等^[8]提出一种基于栅格划分的点云离群噪声点去除算法,该算法通过对点云进行体素栅格划分降低了点在邻域中的搜索范围,有效分离了目标点云和离群点,加快了点云处理的效率。

为了在去噪同时有效保持点云的几何特征信息,进一步提高点云去噪的精度和速度,本文提出一种层次化的点云去噪算法。首先计算点云中的点及其邻域点的张量投票矩阵,并计算该矩阵的特征值和特征向量;然后利用各向异性滤波方程对点云进行光滑处理,实现点云初始去噪;最后计算点云的曲率特征,根据曲率值进一步删除点云中的噪声点,并通过计算点云熵值对算法定量评价。

2 基于张量投票的初始去噪

点云 $\mathbf{P}=\{\mathbf{p}_i\}(i=1,2,\dots,N_p,N_p$ 为点云 \mathbf{P} 中点的数目)上任意一点 \mathbf{p}_i 都可以表示为一个 3×3 的对称半正定矩阵。假设 $\mathbf{N}_k(\mathbf{p}_i)$ 为点 \mathbf{p}_i 的 k 个邻域点集,那么点 \mathbf{p}_i 及其邻域点集 $\mathbf{N}_k(\mathbf{p}_i)$ 的张量投票矩阵 \mathbf{T} 为^[9]:

$$\mathbf{T}=\sum_{j=1}^k\left[\exp\left(-\frac{s_m^2}{\sigma^2}\right)\left(\mathbf{I}_3-\frac{\mathbf{v}_k\mathbf{v}_k^T}{\|\mathbf{v}_k\|^2}\right)\right], \quad (1)$$

式中: \mathbf{I}_3 是一个 3×3 的单位矩阵; \mathbf{v}_k 为采样点 \mathbf{p}_i 与其邻域点 \mathbf{p}_{ij} 连线的方向向量, $j=1,2,\dots,k$;

$$\sigma=\sum_{j=1}^k\frac{\|\mathbf{p}_i-\mathbf{p}_{ij}\|}{k};s_m=\|\mathbf{v}_m\|。$$

本文通过建立张量矩阵 \mathbf{T} 和点云中点的几何特征的关系来实现点云初始粗去噪。假设 $\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3$ 表示张量矩阵 \mathbf{T} 的三个特征值,并且满足 $\lambda_1\geq\lambda_2\geq\lambda_3$, $\mathbf{e}_1,\mathbf{e}_2,\mathbf{e}_3$ 表示三个特征值 $\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3$ 对应的特征向量。那么,由点的几何特征与张量投票矩阵特征值的分布的关系可知:当 $\lambda_1\geq\lambda_2\approx\lambda_3\approx 0$ 时,点 \mathbf{p}_i 为点云中的点;当 $\lambda_1\approx\lambda_2\geq\lambda_3\approx 0$ 时,点 \mathbf{p}_i 为点云边界上的点;当 $\lambda_1\approx\lambda_2\approx\lambda_3\geq 0$ 时,点为点云上的角点或孤立点。

基于张量投票和点的几何特征的关系,该点云初始粗去噪算法的基本步骤描述如下:

Step 1:对于噪声点云 $\mathbf{P}=\{\mathbf{p}_i\}$,首先利用KD tree算法搜索点 \mathbf{p}_i 的 k 个最近邻域点集 $\mathbf{N}_k(\mathbf{p}_i)$;

Step 2:利用式(1)计算点 \mathbf{p}_i 及其邻域点集 $\mathbf{N}_k(\mathbf{p}_i)$ 的张量投票矩阵 \mathbf{T} ,并求解 \mathbf{T} 的特征值 $\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3$ 和特征向量 $\mathbf{e}_1,\mathbf{e}_2,\mathbf{e}_3$;

Step 3:根据 $\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3$ 和 $\mathbf{e}_1,\mathbf{e}_2,\mathbf{e}_3$ 构造扩散张量矩阵 \mathbf{D} , \mathbf{D} 定义为:

$$\mathbf{D}=\begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} & D_{13} \\ D_{21} & D_{22} & D_{23} \\ D_{31} & D_{32} & D_{33} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中 $D_{ij}(1\leq i,j\leq 3)$ 定义为:

$$D_{ij} = \begin{cases} \mu_1 e_{1j}^2 + \mu_2 e_{2j}^2 + \mu_3 e_{3j}^2, & i=j \\ \mu_1 e_{1j-1} e_{1j} + \mu_2 e_{2j-1} e_{2j} + \mu_3 e_{3j-1} e_{3j}, & i \neq j \end{cases}, \quad (3)$$

式中参数 μ_1, μ_2, μ_3 分别定义为:

$$\mu_1 = \alpha, \quad (4)$$

$$\mu_2 = \begin{cases} \alpha, \lambda_1 = \lambda_2 \\ \alpha + (1-\alpha) \exp\left(-\frac{1}{(\lambda_1 - \lambda_2)^2}\right), \lambda_1 \neq \lambda_2 \end{cases}, \quad (5)$$

$$\mu_3 = \begin{cases} \mu_2, \lambda_2 = \lambda_3 \\ \mu_2 + (1-\mu_2) \exp\left(-\frac{1}{(\lambda_2 - \lambda_3)^2}\right), \lambda_2 \neq \lambda_3 \end{cases}. \quad (6)$$

Step 4: 基于扩散张量 \mathbf{D} , 利用各向异性扩散方程^[10]对点云进行循环滤波去噪, 直到滤波次数的值大于给定阈值时为止。各向异性滤波方程的定义式为:

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}[\mathbf{D}(\mathbf{J}_p) \nabla I] \\ I(x, y, z, 0) = I_0(x, y, z) \end{cases}, \quad (7)$$

式中: \mathbf{J}_p 是点云的结构张量, 其表示点云的局部信息特征; \mathbf{D} 是扩散张量, 其特征值代表点云在三个主特征方向上的扩散速率, $I_0(x, y, z)$ 是初始输入的点云数据。

从上述基于张量投票的点云去噪算法可见, 结构张量可以保留点云的局部信息特征, 尤其是点云的尖锐几何特征, 有效剔除点云中的大尺度噪声(距离主体点云较远的噪声)和部分混杂在主体点云中的小尺度噪声, 从而实现点云的初始粗去噪。接下来采用基于曲率特征的去噪算法进一步去除混在主体点云中的其余的噪声。

3 基于曲率特征的精确去噪

在对点云进行进一步精确去噪时, 主要是去除点云主体中混杂的小尺度噪声, 本文通过提取曲率几何特征来实现点云小尺度噪声的精确去噪。点云的曲率能够较好地反映点云的表面特征, 它可以通过在离散点集拓扑结构的基础上进行曲面拟合计算得到。本文通过搜索点云中各离散点的 k 邻域点来建立点云的拓扑结构, 可以有效提高空间分布不均匀的海量离散点集的空间搜索效率。

3.1 计算曲率

假设经过对点云 \mathbf{P} 进行初始去噪后, 得到的点云模型为 $\mathbf{P}' = \{\mathbf{p}'_i\} (i=1, 2, \dots, N'_p)$, 其中 \mathbf{p}'_i 表示点云 \mathbf{P}' 中的任意一点, N'_p 表示点云 \mathbf{P}' 中点的数目。 $\mathbf{N}_k(\mathbf{p}'_i)$ 表示采用 KD Tree 算法搜索的点云 \mathbf{P}' 的任意一点 \mathbf{p}'_i 的 k 邻域点集, 那么就可以计算其曲率、法向量等几何信息。

本文采用移动最小二乘法^[11-12]计算点 \mathbf{p}'_i 的法向量。假设点 \mathbf{p}'_i 处的切平面方程为 $ax + by + cz + d = 0, a^2 + b^2 + c^2 = 1$, 那么点 \mathbf{p}'_i 的法向量为 $\mathbf{n}_i = [a, b, c]^T$ 。利用点 \mathbf{p}'_i 到切平面的距离, 构建 \mathbf{p}'_i 的 k 邻域点集 $\mathbf{N}_k(\mathbf{p}'_i)$ 的观测方程为:

$$\mathbf{B}\mathbf{Y} = \mathbf{D}, \quad (8)$$

$$\text{其中: } \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i & \mathbf{y}_i & \mathbf{z}_i \\ \mathbf{x}_{i,1} & \mathbf{y}_{i,1} & \mathbf{z}_{i,1} \\ \dots & \dots & \dots \\ \mathbf{x}_{i,k} & \mathbf{y}_{i,k} & \mathbf{z}_{i,k} \end{bmatrix}, \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{bmatrix}, \mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_{i,0} \\ d_{i,1} \\ \dots \\ d_{i,k} \end{bmatrix},$$

$(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i, \mathbf{z}_i)$ 是点 \mathbf{p}'_i 的坐标; $(\mathbf{x}_{i,j}, \mathbf{y}_{i,j}, \mathbf{z}_{i,j})$ 是点 \mathbf{p}'_i 的 k 个邻近点的坐标, $j=1, 2, \dots, k$; $d_{i,0}$ 是点 \mathbf{p}'_i 到切平面的距离; $d_{i,1}, d_{i,2}, \dots, d_{i,k}$ 表示点 \mathbf{p}'_i 的 k 个邻近点各自到切平面的距离。

假设 \mathbf{p}'_j 表示点 \mathbf{p}'_i 的 k 邻域点集 $\mathbf{N}_k(\mathbf{p}'_i)$ 中的任意一点, 利用高斯函数计算点 \mathbf{p}'_j 到切平面的距离为 $\|\mathbf{p}'_j - \mathbf{p}'_i\|$, 则点 \mathbf{p}'_j 的权值 $w_{i,j}$ 为:

$$w_{i,j} = e^{-\frac{\|\mathbf{p}'_j - \mathbf{p}'_i\|}{h^2}}, \quad (9)$$

式中 h 是一个距离常数。

建立如式(10)所示的约束准则, 即:

$$\min \sum_{j=1}^k d_{i,j}^2 w_{i,j}, \quad (10)$$

由式(10)约束准则可得:

$$\mathbf{B}^T \mathbf{Q} \mathbf{B} \mathbf{Y} = 0, \quad (11)$$

$$\text{式中 } \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_{i,0} \\ \mathbf{q}_{i,1} \\ \dots \\ \mathbf{q}_{i,k} \end{bmatrix}.$$

由式(11)即可求得 \mathbf{Y} , 从而得到 a, b, c, d 的值, 那么点 \mathbf{p}'_i 的法向量为 $\mathbf{n}_i = [a, b, c]^T$, 进而求得点 \mathbf{p}'_i 的曲率 C_i 为:

$$C_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \|\mathbf{n}_i - \mathbf{n}_{\mathbf{N}_k(\mathbf{p}'_i)}\|, \quad (12)$$

式中 $\mathbf{n}_{\mathbf{N}_k(\mathbf{p}'_i)}$ 表示点 \mathbf{p}'_i 的第 k 个邻近点的法向量。

3.2 精确去噪算法

由于点云表面不同点的曲率各不相同,结合以上点云中点的曲率和法向量计算方法,基于曲率特征的点云精确去噪步骤具体描述如下:

Step 1:对于点云 P' ,采用移动最小二乘法计算其上任意一点 p'_i 的法向量 n_i ;

Step 2:遍历点云中每个点 p'_i ,并根据点 p'_i 及其 k 个邻近点的法向量用式(12)计算曲率;

Step 3:判断每点曲率,若大于给定阈值 ϵ ,则判断该点为噪声点,将其删除。

通过上述步骤即可实现点云噪声的最终精确删除。

目前已有点云去噪算法大多缺少对去噪结果的定量评价,为了描述去噪算法对点云特征的保持程度,本文采用信息熵理论^[13]对点云去噪结果进行定量评价。信息熵理论可以描述去噪后点云的特征信息,点云中某点的熵值越大,表明该点的信息量越大,细节表现越精确。

定义点云中某点的信息熵 H_i 为:

$$H_i = -p_i \log_2 p_i - \sum_{j=1}^k p_j \log_2 p_j, \quad (13)$$

式中: C_i 为表示点 p'_i 的曲率, C_j 表示点 p'_j 的邻近点 p'_j 的曲率,概率 $p_i = \frac{C_i}{C_i + \sum_{j=1}^k C_j}$ 和 $p_j =$

$\frac{C_j}{C_i + \sum_{j=1}^k C_j}$ 分别表示点 p'_i 和点 p'_j 的曲率概率分布。

那么,点云 P' 的熵 H 为:

$$H = \sum_{i=1}^{N_{P'}} H_i. \quad (14)$$

通常,点云熵值 H 越大,其所包含的特征信息量就越大,对点云的细节表现就越精确。

4 实验结果与分析

4.1 公共点云去噪

在公共点云数据去噪实验中,采用网络上公开的 Bunny 和 Dragon 点云数据模型,通过对其进行加噪来验证本文去噪算法,加噪的公共点云模型如图 1 所示。对于图 1 的公共点云噪声模型,采用本文提出的层次化点云去噪算法进行去噪,首先采用基于张量投票的去噪算法进行初始

粗去噪,粗去噪结果如图 2 所示;然后采用基于曲率的去噪算法进行精确去噪,最终去噪结果如图 3 所示。实验中,参数 k 的值取 16,具体取值跟点云类型和密度等有一定的关系,密度越大,取值越小,通常建议取值在 8~28 之间。

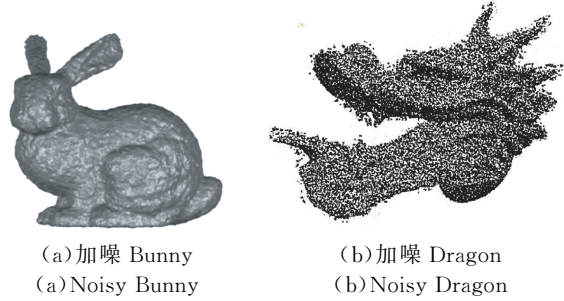


图 1 待去噪公共点云模型

Fig. 1 Common point cloud model to be denoised

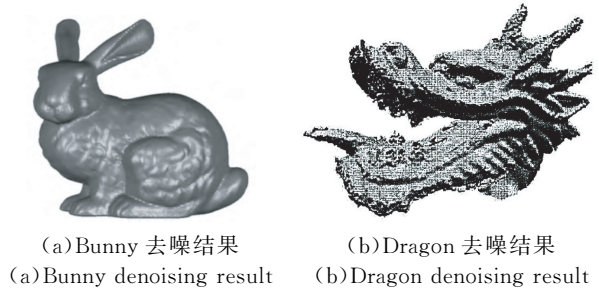


图 2 本文算法对公共点云的粗去噪结果

Fig. 2 Coarse denoising results of public point clouds with proposed algorithm

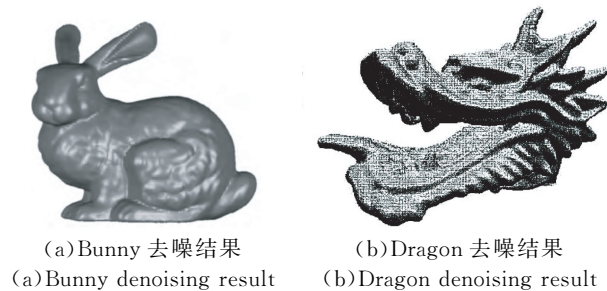
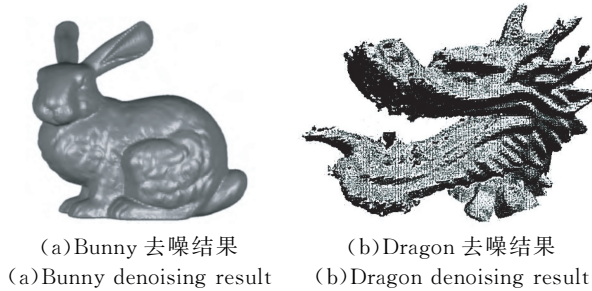


图 3 本文算法对公共点云的精确去噪结果

Fig. 3 Fine denoising results of public point clouds with proposed algorithm

从图 2 和图 3 的去噪结果可见,基于张量投票的去噪算法可以有效剔除公共点云中的大尺度噪声和部分小尺度噪声,实现点云的初始粗去噪。而基于曲率的去噪算法可以对点云中的小尺度噪声进行进一步地精确提出。同时,本文算法可以较好地保留公共点云模型的原始几何特征,是一种有效的点云去噪算法。

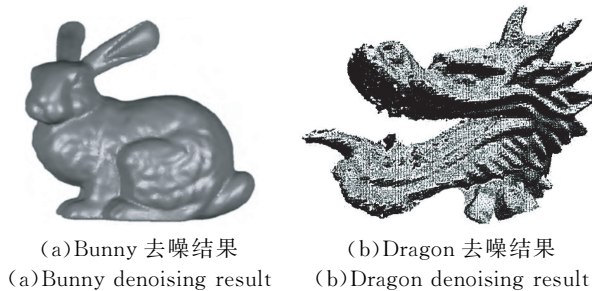
为了进一步验证本文去噪算法的性能,对图 1 的公共点云噪声模型再分别采用文献[14]、文献[15]和文献[7]的算法进行去噪,去噪结果分别如图 4、图 5、图 6 和表 1 所示。



(a) Bunny 去噪结果 (b) Dragon 去噪结果
(a) Bunny denoising result (b) Dragon denoising result

图 4 文献[14]算法对公共点云的去噪结果

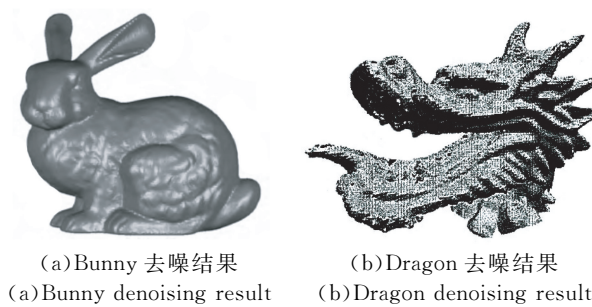
Fig. 4 Denoising results of public point clouds with reference [14] algorithm



(a) Bunny 去噪结果 (b) Dragon 去噪结果
(a) Bunny denoising result (b) Dragon denoising result

图 5 文献[15]算法对公共点云的去噪结果

Fig. 5 Denoising results of public point clouds with reference [15] algorithm



(a) Bunny 去噪结果 (b) Dragon 去噪结果
(a) Bunny denoising result (b) Dragon denoising result

图 6 文献[7]算法对公共点云的去噪结果

Fig. 6 Denoising results of public point clouds with reference [7] algorithm

从图 3、图 4、图 5 和图 6 的去噪结果可见,本文算法在对点云数据去噪的同时能够更好地保留原始细节特征,算法具有更高的可行性。从表 1 算法的运行参数可见,本文算法的误差最小,耗时最短,而且熵值较文献[14]算法、文献[15]算法和

文献[7]算法都要大,因此本文算法是一种更加精确快速的点云模型去噪算法。

表 1 不同算法对公共点云的去噪结果

Tab. 1 Denoising results of different algorithms for public point clouds

公共点云	去噪算法	误差/mm	耗时/s	熵值 ($\times 10^4$)
Bunny	文献[14]	0.042 9	14.2	3.09
	文献[15]	0.043 2	14.6	3.19
	文献[7]	0.041 9	13.7	3.27
	本文算法	0.040 8	10.9	3.38
Dragon	文献[14]	0.043 1	14.8	3.06
	文献[15]	0.043 5	15.3	3.17
	文献[7]	0.042 2	14.2	3.16
	本文算法	0.041 2	11.5	3.35

4.2 文物点云去噪

在文物点云模型的去噪实验中,采用了 5 个含噪声的陶质文物碎块的点云数据模型来验证本文算法,如图 7 所示。利用本文提出的层次化点云去噪算法,首先采用基于张量投票的去噪算法对文物碎块的点云模型进行初始粗去噪,粗去噪结果如图 8 所示;然后基于粗去噪的结果,采用基于曲率的去噪算法进行精确去噪,最终去噪结果如图 9 所示。实验中,参数 k 的值取 16。

从图 8 和图 9 的去噪结果可见,基于张量投票的去噪算法可以有效剔除公共点云中的大尺度噪声和部分小尺度噪声,实现点云的初始粗去噪。而基于曲率的去噪算法可以对点云中的小尺度噪声进行进一步的精确提出。同时,本文去噪算法在对文物点云数据模型去噪的同时,能够较好地保留模型的原始几何特征信息,是一种有效的文物点云模型去噪算法。

为了进一步验证本文去噪算法的性能,对图 7 所示的文物碎块点云模型再分别采用文献[14]算法、文献[15]算法和文献[7]算法分别进行去噪处理,其去噪结果分别如图 10、图 11、图 12 和表 2 所示。

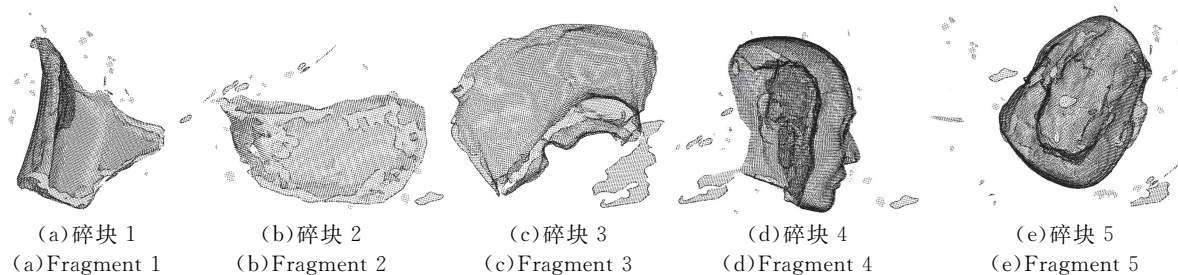


图 7 待去噪的文物点云模型

Fig. 7 Point cloud model of cultural relic to be denoised

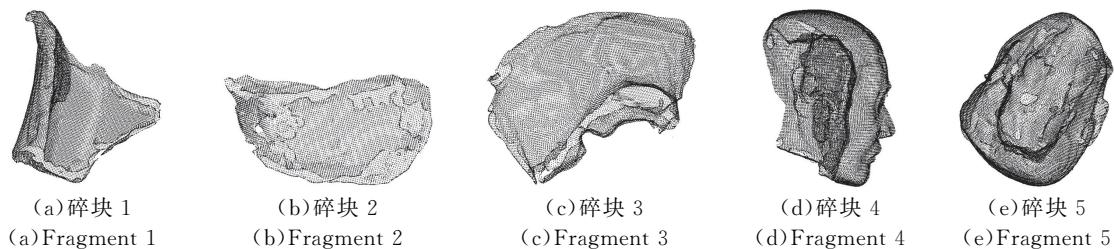


图 8 本文算法对文物点云的初始去噪结果

Fig. 8 Initial denoising results of cultural relics point clouds with the proposed algorithm

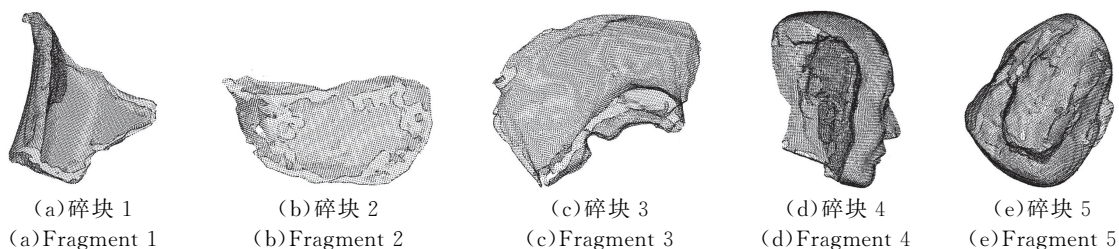


图 9 本文算法对文物点云的精确去噪结果

Fig. 9 Accurate denoising results of cultural relics point clouds with the proposed algorithm

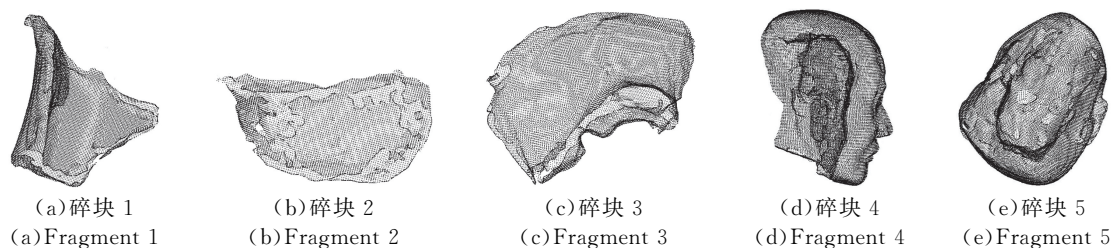


图 10 文献[14]算法对文物点云的去噪结果

Fig. 10 Denoising results of cultural relics point clouds with reference [14] algorithm

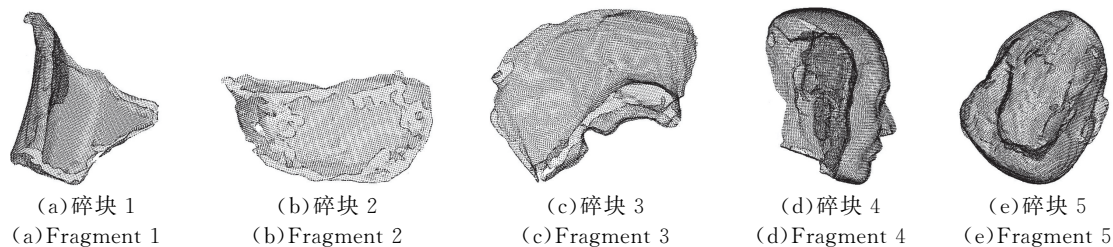


图 11 文献[15]算法对文物点云的去噪结果

Fig. 11 Denoising results of cultural relics point clouds with reference [15] algorithm

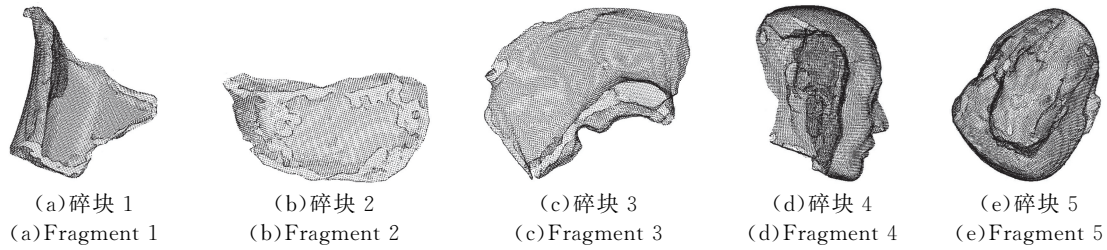


图 12 文献[7]算法对文物点云的去噪结果

Fig. 12 Denoising results of cultural relics point clouds with reference [7] algorithm

表 2 不同算法对文物点云的去噪结果

Tab. 2 Denoising results of different algorithms for cultural relic point clouds

文物点云	去噪算法	误差/mm	耗时/s	熵值 ($\times 10^4$)
碎块 1 (a) Fragment 1	文献[14]	0.043 2	15.3	3.07
	文献[15]	0.043 5	15.5	3.16
	文献[7]	0.042 4	14.2	3.22
	本文算法	0.041 5	12.1	3.35
碎块 2 (b) Fragment 2	文献[14]	0.043 5	15.9	3.03
	文献[15]	0.044 0	16.5	3.13
	文献[7]	0.042 6	14.9	3.19
	本文算法	0.041 7	12.7	3.31
碎块 3 (c) Fragment 3	文献[14]	0.043 8	16.1	3.01
	文献[15]	0.044 2	16.8	3.10
	文献[7]	0.041 2	15.0	3.15
	本文算法	0.042 1	12.9	3.29
碎块 4 (d) Fragment 4	文献[14]	0.0437	15.6	3.05
	文献[15]	0.044 1	15.9	3.13
	文献[7]	0.043 1	14.7	3.18
	本文算法	0.042 2	12.5	3.30
碎块 5 (e) Fragment 5	文献[14]	0.044 3	15.7	3.14
	文献[15]	0.043 4	14.6	3.20
	文献[7]	0.042 5	12.2	3.33
	本文算法	0.044 5	15.6	3.47

参考文献:

- [1] 赵传, 张保明, 余东行, 等. 利用迁移学习的机载激光雷达点云分类 [J]. 光学 精密工程, 2019, 27(7):1601-1612.
ZHAO CH, ZHANG B M, YU D X, *et al.*. Airborne LiDAR point cloud classification using transfer learning [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(7):1601-1612. (in Chinese)
- [2] MUELLER, CHRISTIAN A, Birk, *et al.*. Visual

从图 9、图 10、图 11、图 12 的去噪结果可见, 本文算法在对点云数据去噪的同时能够更好地保留原始细节特征, 算法具有更高的可行性。从表 2 的算法运行参数同样可见, 本文算法的去噪平均误差最低, 耗时最短, 而且熵值较文献[14]算法、文献[15]算法和文献[7]算法都要大, 包含的特征信息量更大, 对点云的细节表现更加精确。因此说, 本文算法是一种精度高、速度快, 且能有效保持点云几何特征信息的有效点云去噪算法。

5 结 论

点云去噪是点云预处理的一个重要环节, 有效的点云去噪算法应该在去噪的同时能够保持原始点云数据的几何特征信息, 并且算法具有较低的复杂度和较高的执行效率。本文提出一种层次化的点云去噪算法, 首先采用基于张量投票的去噪算法对点云进行初始粗去噪, 然后采用基于曲率特征的去噪算法对点云进行精确去噪, 该算法对公共点云和文物点云数据模型均具有良好的去噪效果, 是一种有效的点云去噪算法。

object categorization based on hierarchical shape motifs learned from noisy point cloud decompositions [J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2019(1):1-26.

- [3] 杨稳, 周明全, 耿国华, 等. 层次优化的颅骨点云配准 [J]. 光学 精密工程, 2019, 27(12):2730-2739.
YANG W, ZHOU M Q, GENG G H, *et al.*. Hierarchical optimization of skull point cloud registration [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(12):2730-2739. (in Chinese)

- [4] 王雅男,王挺峰,田玉珍,等. 基于改进的局部表面凸性算法三维点云分割 [J]. 中国光学, 2017, 10(3):348-354.
WANG Y N, WANG T F, TIAN Y ZH, *et al.*. Improved local convexity algorithm of segmentation for 3D point cloud [J]. *Chinese Optics*, 2017, 10(3):348-354. (in Chinese)
- [5] POLAT N, UYSAL M. Investigating performance of airborne LiDAR data filtering algorithms for DTM generation [J]. *Measurement*, 2015, 63: 61-68.
- [6] 徐少平,林珍玉,李崇禧,等. 采用训练策略实现的快速噪声水平估计 [J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(11): 1882-1892.
XU SH P, LIN ZH Y, LI CH X, *et al.*. Fast noise level estimation algorithm adopting training strategy [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2019, 24(11):1882-1892. (in Chinese)
- [7] XU Z, FOI A. Anisotropic denoising of 3D point clouds by aggregation of multiple surface-adaptive estimates [J]. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 2019, 99(12):1-10.
- [8] 赵凯,徐友春,李永乐,等. 基于 VG-DBSCAN 算法的大场景散乱点云去噪 [J]. 光学学报, 2018, 38(10):370-375.
ZHAO K, XU Y CH, LI Y L, *et al.*. Large-scale scattered point-cloud denoising based on VG-DBSCAN algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(10):370-375. (in Chinese)
- [9] 戴士杰,任永潮,张慧博. 各向异性扩散滤波的三维散乱点云平滑去噪算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(10):1843-1849.
DAI SH J, REN Y CH, ZHANG H B. Study on smooth denoising of 3D scattered point clouds with anisotropic diffusion filtering [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2018, 30(10):1843-1849. (in Chinese)
- [10] 李鹏,邹杨,姚正安. 四阶各向异性扩散方程在图像放大中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(10):1261-1269.
LI P, ZOU Y, YAO ZH A. Fourth-order anisotropic diffusion equations for image zooming [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(10): 1261-1269. (in Chinese)
- [11] GHONEI A Y. A smoothed particle hydrodynamic-phase field method with radial basis functions and moving least squares for meshfree simulation of dendritic solidification [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2020, 77(2): 1704-1741.
- [12] 邓吉,李健,封皓,等. 不连续相位跳变点的三维深度分割 [J]. 光学精密工程, 2019, 27(11): 2459-2466.
DENG J, LI J, FENG H, *et al.*. Three-dimensional depth segmentation technique utilizing discontinuities of wrapped phase sequence [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(11):2459-2466. (in Chinese)
- [13] 武剑洁. 基于点的散乱点云处理技术的研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2004:10-12.
WU J J. *Research on the Technology of Point Based Scattered Point Cloud Processing* [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2004:10-12. (in Chinese)
- [14] ZHANG Y, LU X Q. A three-dimensional diffusion filtering model establishment and analysis for point cloud intensity noise [J]. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 2017, 17(1):011010.
- [15] MATTEI E, CASTRODAD A. Point cloud denoising via moving RPCA [J]. *Computer Graphics Forum*, 2017, 36(8): 123-137.

作者简介:



赵夫群(1982—),女,山东临沂人,博士,副教授,2004年、2007年分别于西安石油大学获得学士学位、硕士学位,2019年于西北大学获得博士学位,主要从事图形图像处理和三维建模等方面的研究。E-mail: fuqunzhao@126.com

导师简介:



周明全(1954—),男,陕西西安人,教授,博士生导师,1976年、1988年于西北大学分别获得学士、硕士学位,主要从事计算机可视化技术、软件工程、中文信息处理等领域的基础理论及其应用工程创新研究。E-mail: mqzhou@nwu.edu.cn