

## 自适应精简点云改进预处理优化三维重建算法

胡志新\*, 曹刘洋, 裴东芳, 梅紫俊

东华理工大学机械与电子工程学院, 江西 南昌 330013

**摘要** 针对初始点云离群点噪声大、冗余性高导致三维重建效率低、重建曲面表面粗糙等问题,提出一种自适应精简点云改进预处理算法。首先使用统计滤波消除离群点噪声,并在基于体素重心邻近特征点下采样中引入双曲正切函数,在保持点云特征不变的情况下精简点云数据;然后建立移动最小二乘法拟合函数,确定其二次基函数和高斯权函数,完成点云数据平滑优化;最后使用投影三角化算法完成点云曲面重建。实验结果表明,所提算法在有效去除离群点的同时,还能精简点云数据、提升曲面重建效率,且重建后的模型表面光滑、孔洞减少。

**关键词** 点云; 下采样; 移动最小二乘法; 曲面重建

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP223279

## Improved Preprocessing and Optimized 3D Reconstruction Algorithm of Adaptive Simplified Point Cloud

Hu Zhixin\*, Cao Liuyang, Pei Dongfang, Mei Zijun

School of Mechanical and Electronic Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, Jiangxi, China

**Abstract** High noise and redundancy of outliers in the initial point cloud result in low efficiency of three-dimensional reconstruction and rough surface of reconstructed surface. Thus, this study proposes an improved preprocessing algorithm for an adaptive simplified point cloud. Statistical filtering was used to eliminate outlier noise, and the hyperbolic tangent function was introduced into the downsampling based on the voxel center of gravity adjacent feature points to maintain the point cloud features and simplify the point cloud data. The moving least square fitting function was then established. Furthermore, its quadratic basis function and Gaussian weight function were determined, and the point cloud data was smoothed and optimized. Finally, the projection triangulation algorithm was used to reconstruct the point cloud surface. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively remove outliers, simplify point cloud data, and improve the efficiency of surface reconstruction, and the reconstructed model has a smooth surface and fewer holes.

**Key words** point cloud; subsampling; moving least square; surface reconstruction

## 1 引言

三维重建技术在医疗、3D 打印和计算机视觉等领域上得到广泛应用<sup>[1-3]</sup>。目前,根据三维重建原理,可将重建算法分为三大类<sup>[4]</sup>,即隐式曲面重建算法<sup>[5]</sup>、参数曲面重建算法<sup>[6]</sup>和基于三角网格化的曲面重建算法<sup>[7-8]</sup>。但初始点云往往离群点噪声大、冗余性高,容易使三维重建算法的重建质量差、效率低,因此通过预处理算法对点云数据进行精简十分重要。目前,国内外许多学者对点云简化进行了深入研究,并提出许多

有效的点云精简算法。Wang 等<sup>[9]</sup>提出一种自适应曲率熵特征点云简化算法,通过构建点云数据边界并使用聚类点云曲率熵的方法对点云进行精简,该算法可以较好地保留点云特征信息,但处理效率较低。Lee 等<sup>[10]</sup>使用离散形态算子对点云数据进行特征点提取,能够较好地保留点云数据几何特征信息,但该算法容易受到噪声干扰。Shi 等<sup>[11]</sup>使用 k 均值聚类算法,简化点云的同时还能比较完整地保留点云边界特征,但简化耗时较长。李金涛等<sup>[12]</sup>使用对数函数对归一化后的点云曲率值进行等级划分,再根据点云的曲率等级进

收稿日期: 2022-12-08; 修回日期: 2022-12-30; 录用日期: 2023-01-06; 网络首发日期: 2023-02-07

基金项目: 国家重大科学仪器设备开发专项(2018YFF01011300)、东华理工大学博士基金项目(DHBK2019173)

通信作者: \*jasonhu928@qq.com

行点云分层简化,但也存在效率低的问题。李仁忠等<sup>[13]</sup>提出一种散乱点云的均匀精简算法,该算法不需要对点云数据进行曲率计算,处理耗时短,但对点云模型的特征捕捉不够敏感。

针对上述算法存在的问题,本文提出一种自适应精简点云改进预处理算法。首先构造去噪点云的长方形包围盒,并将其分割成若干个小体素;然后对体素网格内的点云进行重心计算、法向量估计并定向,求出每个点邻域内法向量夹角的算数平均值并设置阈值得到特征点;最后选取距离体素重心最近的特征点代替体素中所有点,完成点云精简。为简化实验操作,提出自适应下采样,以获得期望点云数量。将精简后的点云

使用移动最小二乘法(MLS)进行平滑优化,并利用投影三角化算法进行曲面重建。实验结果表明,所提算法在保留点云特征信息的同时,还能提高后续曲面重建效率,且重建模型表面光滑、孔洞减少。

## 2 所提算法原理

首先利用统计滤波消除离散噪声,然后使用改进的基于体素重心邻近特征点的自适应下采样对点云数据进行精简,并获得期望的特征点云数量。此外,为获得表面光滑的三维模型,引入移动最小二乘法对点云进行平滑优化,最后使用投影三角化算法完成优化后点云数据的三维重建。图 1 为所提算法原理图。

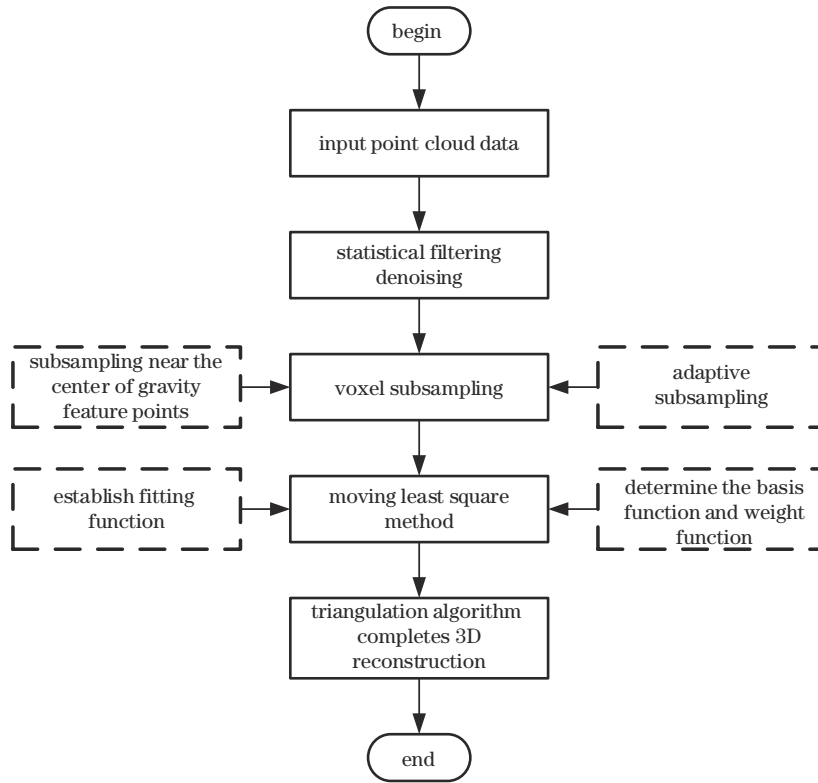


图 1 所提算法原理图

Fig. 1 Schematic diagram of proposed algorithm

### 2.1 统计滤波去噪

统计滤波算法对离群点噪声具有较好的祛除效果,算法步骤如下:

1) 对点云中所有点邻域进行统计分析,并计算出任意点  $Q_i$  到其邻域  $K$  中所有点距离,记为  $d_i$ :

$$d_i = \sqrt{(x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2 + (z_i - z'_i)^2}, \quad (1)$$

式中:  $(x_i, y_i, z_i)$ 、 $(x'_i, y'_i, z'_i)$  分别为点  $Q_i$  和其邻域内任一点的坐标。

2) 假设任意点  $Q_i$  到其邻域  $K$  内所有点的距离符合高斯分布,则可以得到基于高斯分布的均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$ :

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i, \quad (2)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \mu)^2}, \quad (3)$$

式中:  $n$  表示邻域  $K$  内点云的个数。

3) 设标准差倍数为  $V_{std}$ , 设置  $\mu + \sigma \cdot V_{std}$  为距离阈值, 当任意点到其邻域内所有点平均距离超出阈值, 该点则被标记为离群点, 并将其剔除。遍历点云中所有点, 完成点云的统计滤波。

### 2.2 基于体素重心邻近特征点的自适应下采样

体素下采样的原理是将目标点云按照某个设定的大小分割成若干个立方体体素, 并用体素重心代替体素中所有点, 以达到精简点云数据的目的。该算法虽然能在下采样的同时较好地保留点云特征信息, 但体素重心未必是原始点云点, 为保留点云精细特征, 提出

一种基于体素重心邻近特征点的下采样算法,实现步骤如下:

1) 确定体素网格的边长  $L$ , 将点云  $Q$  分割成  $A \times B \times C$  个立方体体素:

$$\begin{cases} A = \text{ceil}[(x_{\max} - x_{\min})/L] \\ B = \text{ceil}[(y_{\max} - y_{\min})/L], \\ C = \text{ceil}[(z_{\max} - z_{\min})/L] \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 、 $y_{\max}$ 、 $y_{\min}$ 、 $z_{\max}$ 、 $z_{\min}$  分别为  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  三个坐标轴上点云坐标的最大值、最小值;  $\text{ceil}(\cdot)$  为上取整函数。

2) 对体素网格进行编码, 确定每一个体素网格的空间索引  $(h_x, h_y, h_z)$ :

$$\begin{cases} h_x = \text{ceil}[(x - x_{\min})/L] \\ h_y = \text{ceil}[(y - y_{\min})/L] \\ h_z = \text{ceil}[(z - z_{\min})/L] \end{cases} \quad (5)$$

3) 建立空间点云数据拓扑关系, 计算点云法向量。点云中任意一点法向量近似等于最小二乘拟合局部平面的法向量, 可采用主成分分析法 (PCA) 将平面法线问题转换成协方差矩阵特征值和特征向量的求解问题。对于点云中任意一点  $p_i$ , 使用 kd-tree 算法搜索其邻近点数量, 得到协方差矩阵:

$$\mathbf{M} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k [p_i - p_0][p_i - p_0]^T, \quad (6)$$

式中:  $k$  表示邻域内点云数;  $p_0$  为邻域点质心坐标。

$\mathbf{M}$  最小特征值对应的特征向量  $\mathbf{n}$  即为点  $p_i$  的法向量。此外, 需设置视点  $\mathbf{v}$  对法向量重定向, 消除法向量指向二义性:

$$\mathbf{v} \cdot \mathbf{n} > 0. \quad (7)$$

4) 特征点选取, 计算点云中任意一点  $p_i$  与其邻域点法向量夹角的算数平均值:

$$f_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \theta_{ij}. \quad (8)$$

$f_i$  越大, 说明该局部区域点云法向量变化较大, 点云特征变化明显; 反之, 点云数据特征变化平缓。设置适当阈值  $\epsilon$ , 当  $f_i \geq \epsilon$  时, 认定  $p_i$  为特征点; 当  $f_i < \epsilon$  时,  $p_i$  为非特征点。

5) 遍历所有体素网格的空间索引, 查找距离每个体素重心最近的特征点, 并用该特征点代替体素网格中的所有点, 实现基于体素重心邻近特征点的下采样。

其次, 点云下采样后的数量是通过手动调整体素边长大小确定的, 想要得到期望数量的点云数据, 需要不断调整体素边长大小进行实验, 这样既增加操作的复杂性, 又会消耗大量时间。针对这一问题, 提出一种自适应下采样方法, 用于得到期望的点云数量, 提升实验的可操作性, 计算原理如下:

$$H[k(s)\epsilon + l_0] < P_{\max}, \quad (9)$$

式中:  $H(\cdot)$  为体素滤波函数;  $P_{\max}$  为设置的期望点云数量;  $l_0$  为初始体素网格边长;  $\epsilon$  为体素网格的增长步长;  $k(s)$  为自适应增长因子。

$$k(s) = \frac{1}{1 + \sqrt{\frac{\exp(s) - \exp(-s)}{\exp(s) + \exp(-s)}}}, \quad (10)$$

式中:  $s = \sqrt{\frac{1}{N_i - N}}$ ;  $N_i$  为当前点云的总数量;  $N$  代表目标点云中的总数量。

所提自适应增长因子中引入了双曲正切函数, 在下采样的过程中, 当点云数量和期望的点云数量相差越大时, 自适应增长因子  $k(s)$  越大, 体素边长增长则越快, 点云下采样的速度也就越快; 反之, 点云之间的数量相差越小时, 点云下采样的速度就越慢。当下采样后的点云数量满足阈值条件时, 体素网格边长则停止增长, 完成自适应下采样。

### 2.3 移动最小二乘法平滑优化

为获得表面光滑的三维曲面模型, 使用移动最小二乘法<sup>[14]</sup>对点云进行平滑优化, 基本原理如下:

1) 建立拟合函数

拟合函数  $f(x)$  在拟合区域的一个局部邻域上可以近似表示为

$$f(x) = \sum_{i=1}^m P_i(\bar{x}) \alpha_i(x) = \mathbf{P}^T(\bar{x}) \boldsymbol{\alpha}(x), \quad (11)$$

式中:  $x$  代表待拟合点;  $\bar{x}$  为待拟合点邻域内的节点;  $\boldsymbol{\alpha}(x) = [\alpha_1(x), \alpha_2(x), \dots, \alpha_m(x)]^T$  代表待定系数矩阵;  $\mathbf{P}(\bar{x}) = [P_1(\bar{x}), P_2(\bar{x}), \dots, P_m(\bar{x})]^T$  代表基函数;  $m$  代表基函数项数。在一维问题下基函数的表达式为  $\mathbf{P}(x) = [1, x, \dots, x^n]^T$ ; 二维问题下基函数的表达式通常包括线性基函数和二次基函数。线性基函数可表示为  $\mathbf{P}(x) = [1, x, y]^T$ ,  $m = 3$ ; 二次基函数可表示为  $\mathbf{P}(x) = [1, x, y, x^2, xy, y^2]^T$ ,  $m = 6$ 。

本实验使用二维问题下的二次基函数, 则式(11)可改写成:

$$f(x) = \alpha_1(x) + x_i \alpha_2(x) + y_i \alpha_3(x) + x_i^2 \alpha_4(x) + x_i y_i \alpha_5(x) + y_i^2 \alpha_6(x), \quad (12)$$

式中:  $x_i$  代表待拟合点邻域内第  $i$  处的节点;  $y_i$  表示节点在  $\bar{x} = x_i$  处的取值。

为获得最为精确的拟合曲面, 需要使待拟合点邻域内各节点处的值与拟合函数值之间的加权平均和最小, 即离散加权范式  $J$  最小:

$$J = \sum_{i=1}^n \omega(|x - x_i|) [f(x) - y_i]^2, \quad (13)$$

式中:  $\omega(|x - x_i|)$  代表节点  $x_i$  的权值函数;  $|x - x_i|$  代表拟合点  $x$  与节点  $x_i$  的欧氏距离;  $n$  表示待拟合点  $x$  影响邻域内的节点个数。

对离散加权范式  $J$  进行求导, 并令  $\partial J / \partial \boldsymbol{\alpha} = 0$ ,  $J$  便可取得最小值, 从而得到  $\boldsymbol{\alpha}(x)$  的值:

$$\alpha = (BWB^T)^{-1}BWy, \quad (14)$$

式中： $B$  为关于二次基函数矩阵； $W$  表示关于权函数  $n \times n$  的对角矩阵； $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 。

### 2) 确定权函数

移动最小二乘法权函数具有紧支性，即权函数只在  $x$  邻域内大于 0，在邻域之外恒等于 0，该邻域被称为  $x$  的影响邻域（也称为支持域）。紧支性权函数的引入充分考虑了支持域内各节点对拟合点的影响，增强了拟合函数平滑性。

高斯权函数具有光滑性、连续性和可导性，适用于点云平滑优化，其函数表达式为

$$\omega(|x - x_i|) = \exp\left(-\frac{|x - x_i|^2}{h^2}\right), \quad (15)$$

式中： $h$  表示影响点云平滑强度参数， $h$  越大，高斯权函数越大，点云平滑力度越强。

将高斯权函数代入式(11)即可求出待定系数矩阵  $\alpha(x)$ ，从而得到拟合函数  $f(x)$ ，完成点云数据平滑优化。

## 3 实验结果与分析

为验证所提算法可行性，在 Windows 10 环境下，配置 VS2019 和 PCL 1.11.1、VTK 等库进行实验，并使用带有离群点噪声的 bunny 模型作为测试数据。

首先使用统计滤波算法对带有离群点噪声的 bunny 进行去噪处理。图 2(a) 为带有离群点噪声的点云模型，其点云数量为 35982；图 2(b) 为统计滤波算法去噪优化

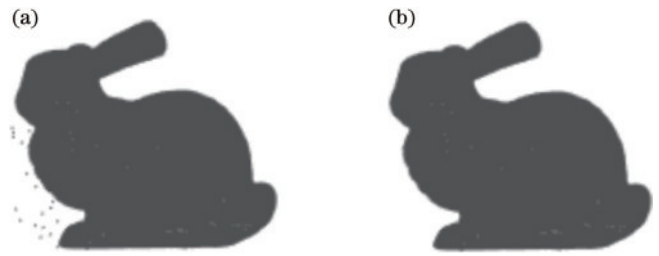


图 2 统计滤波去除离群点噪声对比图。(a) 带有离群点噪声点云；(b) 统计滤波去噪后点云

Fig. 2 Comparison diagrams of statistical filtering for removing outlier noise. (a) Point cloud with outlier noise; (b) point cloud after statistical filtering and denoising

后的点云模型，点云数量为 35903。通过对比可以发现，统计滤波算法很好地消除了点云的离群点噪声。

将经过统计滤波算法优化后点云当作原始点云进行下采样实验，并通过设置阈值  $P_{max}$  控制点云下采样后的数量。设置  $P_{max}$  值分别为 30000、25000、20000、15000，得到下采样结果如图 3 所示，表 1 为实验数据。经过对比可以发现，原始点云数据密集度高，经过 4 次下采样后点云数据得到了不同程度的精简，相比于原始点云，简化率分别达到了 19.27%、31.16%、45.05%、59.37%，并且均较好地保留了点云轮廓特征信息。此外，下采样得到的点云数量与设置的  $P_{max}$  值相近，说明所提自适应下采样具有较好的稳定性，可得到所期望的点云数量。

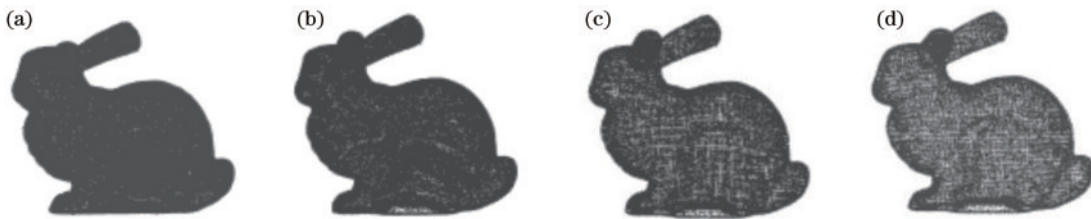


图 3 bunny 下采样点云图。(a) 下采样 1; (b) 下采样 2; (c) 下采样 3; (d) 下采样 4

Fig. 3 Subsampling point cloud maps of bunny. (a) Subsampling 1; (b) subsampling 2; (c) subsampling 3; (d) subsampling 4

表 1 4 次体素下采样的实验参数

Table 1 Experimental parameters for four voxel subsampling

Voxel subsampling	$P_{max}$	Point cloud number	Point cloud simplification rate / %
Subsampling 1	30000	28981	19.27
Subsampling 2	25000	24716	31.16
Subsampling 3	20000	19727	45.05
Subsampling 4	15000	14586	59.37

为体现所提基于体素重心邻近特征点下采样算法的优越性，利用投影三角化算法对 4 次精简后的点云数据进行线框重建并显示局部网格，并对重建网格进行定性分析。实验结果如图 4 所示。

由图 4 整体上可以看出，所提点云精简算法和基

于体素重心点云精简算法都能重建出比较完整的三角网格。但通过局部细节对比发现，基于体素重心点云精简算法生成的重建网格比较均匀，对点云数据特征捕捉较弱，而所提精简算法对点云数据特征变化识别敏感，可以较好地提取点云数据的特征信息。但当点云数据精简过多时，点云部分特征点也会被去除，可能会影响点云数据总体重建质量。

将精简后的点云平滑优化后重建，并与传统投影三角化算法、统计滤波优化的投影三角化算法、统计滤波结合体素下采样优化的投影三角化算法进行对比实验（分别对应下文中的所提算法、算法 1、算法 2 和算法 3），图 5 为实验结果，表 2 为实验数据。通过图 5 可以看出，离群点噪声会导致重建表面出现错误的特征信息，影响

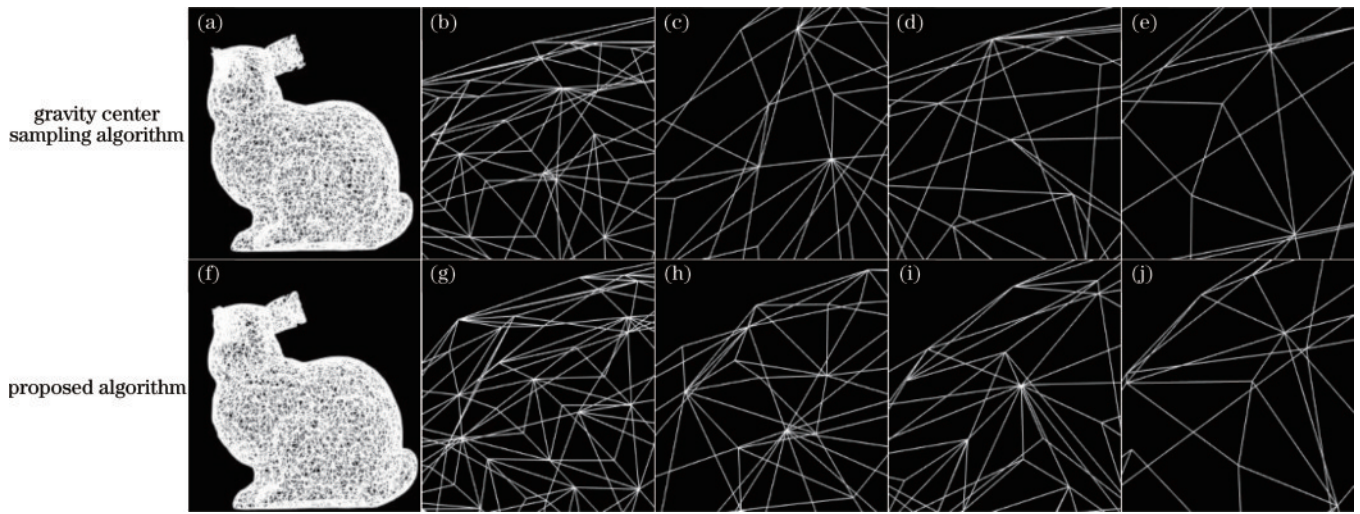


图 4 精简后的点云模型及局部放大图。(a)(f)原图;(b)(g)下采样 1;(c)(h)下采样 2;(d)(i)下采样 3;(e)(j)下采样 4  
Fig. 4 Simplified point cloud models and local enlarged images. (a)(f) Original images; (b)(g) subsampling 1; (c)(h) subsampling 2; (d)(i) subsampling 3; (e)(j) subsampling 4

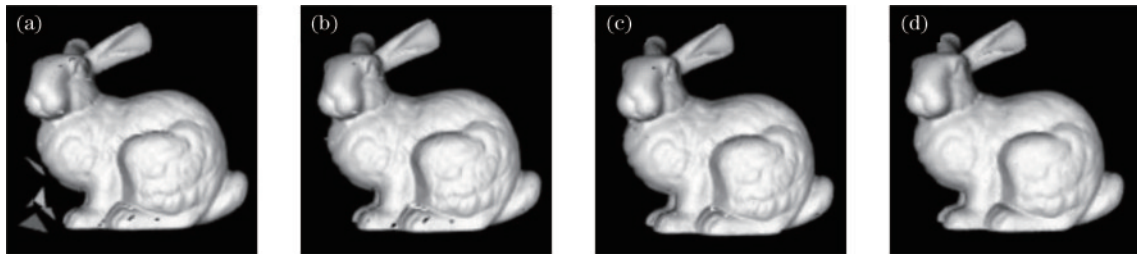


图 5 不同算法重建结果对比。(a)算法 1;(b)算法 2;(c)算法 3;(d)所提算法  
Fig. 5 Comparison of reconstruction results of different algorithms. (a) Algorithm 1; (b) algorithm 2; (c) algorithm 3; (d) proposed algorithm

表 2 不同重建算法的曲面重建参数

Table 2 Surface reconstruction parameters for different reconstruction algorithms

Algorithm	Point cloud number	Point cloud simplification rate /%	Triangular one-sided number	Reconstruction time /s
Algorithm 1	35982	0	71603	30.974
Algorithm 2	35903	0.22	71544	30.506
Algorithm 3	27924	22.39	55273	23.407
Proposed algorithm	14586	59.46	28597	11.555

重建表面的质量。算法 2 有效地去除了离群点噪声,重建表面得到了一定改善,但重建模型表面比较粗糙且带有较小的孔洞,这是因为点云冗余性高,导致计算法线时不精确。算法 3 虽然对点云数据进行了精简处理,重建表面的孔洞有所减少,但重建模型表面依然粗糙。使用所提算法重建的模型不但表面光滑、孔洞减少,且模型的局部细节特征得到了不错的保留,点云重建效率也得到了提升,说明所提算法在减少一定数量点云的前提下还能保证较好的重建质量和重建效率。

进一步实验发现,当点云简化率达到 65% 左右时,重建表面会开始出现一些孔洞,说明此时的点云数量不足以表达原始点云的特征信息。综合考虑重建质量和重建效率的情况下,点云简化率应保持在 60% 左

右,可在保证重建质量的前提下提高重建效率。

## 4 结 论

提出一种自适应精简点云改进预处理算法。首先,使用统计滤波去除离群点噪声;然后,在基于体素重心邻近特征点的下采样中引入双曲正切函数,在实验中通过设置阈值获得期望特征点点云数量,简化实验操作复杂性,并使用移动最小二乘法对点云进行平滑优化;最后,使用投影三角化算法完成点云的三维重建。实验结果表明,所提算法在有效去除离群点噪声的同时,还能精简点云数据、保留点云的轮廓特征信息,重建后的模型不仅表面光滑、孔洞减少,重建效率也得到了提升。

## 参 考 文 献

- [1] 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. The point cloud classification algorithm for vegetation based on area and pointing features[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(18): 1828001.
- [2] Shah Z H, Müller M, Wang T C, et al. Deep-learning-based denoising and reconstruction of super-resolution structured illumination microscopy images[J]. Photonics Research, 2021, 9(5): B168-B181.
- [3] Wang Z J, Zhao T Y, Hao H W, et al. High-speed image reconstruction for optically sectioned, super-resolution structured illumination microscopy[J]. Advanced Photonics, 2022, 4(2): 026003.
- [4] Yang M, Wan Y C, Liu X L, et al. Laser data -based automatic recognition and maintenance of road markings from the MLS system[J]. Optics & Laser Technology, 2018, 107: 192-203.
- [5] Kazhdan M, Hoppe H. Screened Poisson surface reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(3): 1-13.
- [6] Wang W Y, Zhang Y J. Wavelets-based NURBS simplification and fairing[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2010, 199(5/6/7/8): 290-300.
- [7] 袁清渊, 吴学群. 结合Delaunay三角面分离法与搜索球策略的三维曲面重建算法[J]. 图学学报, 2018, 39(2): 278-286.  
Yuan Q L, Wu X Q. 3D surface reconstruction algorithm via detaching the Delaunay triangular mesh and search-ball approach[J]. Journal of Graphics, 2018, 39(2): 278-286.
- [8] Fang W, Yang K, Li H Y. Propagation-based incremental triangulation for multiple views 3D reconstruction[J]. Chinese Optics Letters, 2021, 19(2): 021101.
- [9] Wang G L, Wu L S, Hu Y, et al. The point cloud simplification algorithm based on the features of adaptive curvature entropy[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(6): 065004.
- [10] Lee P F, Huang C P. The DSO feature -based point cloud simplification[C]//2011 Eighth International Conference Computer Graphics, Imaging and Visualization, August 17-19, 2011, Singapore. New York: IEEE Press, 2011.
- [11] Shi B Q, Liang J, and Liu Q. Adaptive simplification of a point cloud using k-mean clustering[J]. Computer-Aided Design, 2011, 43(8): 910-922.
- [12] 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.
- [13] 李仁忠, 杨曼, 刘阳阳, 等. 一种散乱点云的均匀精简算法[J]. 光学学报, 2017, 37(7): 0710002.  
Li R Z, Yang M, Liu Y, et al. An uniform simplification algorithm for scattered point cloud[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(7): 0710002.
- [14] Mirzaee F, Solhi E, Samadyar N. Moving least squares and spectral collocation method to approximate the solution of stochastic Volterra-Fredholm integral equations[J]. Applied Numerical Mathematics, 2021, 161: 275-285.