

文章编号 1004-924X(2025)16-2616-14

几何特征保持的层次化点云去噪

赵夫群^{1,2*}, 余佳乐¹, 郝寒竹¹, 陈俊沙¹

(1. 西安财经大学 信息学院, 陕西 西安 710100;

2. 智财协同可信计算陕西省高等学校重点实验室, 陕西 西安 710100)

摘要:随着三维激光扫描技术的快速发展,点云数据在自动驾驶、三维建模、医学研究、逆向工程、乡村振兴等领域得到了广泛的应用。但是由于受到仪器性能、周围环境以及被扫描目标本身特性的影响,扫描获取的点云数据往往包含大量噪声,严重影响后续点云处理的准确度,因此有必要对其进行去噪处理。针对传统滤波算法对参敏感性不强、计算复杂度高、几何特征保持性差等问题,提出一种几何特征保持的层次化点云去噪算法。首先,该算法在半径滤波算法中引入点云密度特征以改进初始参数选取,实现大尺度噪声去除;然后,利用KD树(K-Dimensional Tree)优化基于密度的噪声应用空间聚类(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)算法,并结合角点特征对DBSCAN算法的参数实现自适应选取,从而将点云数据分为有效簇、模糊簇和噪声簇,去除噪声簇;最后,利用距离共识评估算法对模糊簇进行判定,通过计算模糊点与点云拟合曲面之间的距离来判断是否为噪声点,以完成对点云小尺度噪声的去除。实验采用公共点云数据集和实地采集的乡村点云数据验证所提算法,结果表明,与DBSCAN算法、改进森林去噪法、几何特征保持去噪法、改进密度聚类去噪法和多特征网格去噪法相比,所提算法的尖锐几何特征保持性更佳,去噪精度分别提高了约43%,27%,29%,21%和9%。该算法可以在有效保持几何特征的同时提高去噪精度,是一种有效的点云去噪算法。

关键词:点云去噪;半径滤波;距离共识评估;密度;角点

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A

doi:10.37188/OPE.20253316.2616

CSTR:32169.14.OPE.20253316.2616

Hierarchical point cloud denoising with geometric feature preservation

ZHAO Fuqun^{1,2*}, YU Jiale¹, HAO Hanzhu¹, CHEN Junxi¹

(1. School of Information, Xi'an University of Finance and Economics, Xi'an 710100, China;

2. Key Laboratory of Intelligent Finance Collaboration and Trusted Computing, Shaanxi Provincial Institutions of Higher Education, Xi'an 710100, China)

* Corresponding author, E-mail: fuqunzhao@126.com

Abstract: With the rapid development of 3D laser scanning technology, point cloud data had been widely applied in fields such as autonomous driving, 3D modeling, medical research, reverse engineering, and rural revitalization. However, due to the influence of instrument performance, surrounding environment, and the characteristics of the scanned target itself, the point cloud data obtained by scanning often contains

收稿日期:2025-03-21; **修订日期:**2025-06-27.

基金项目:国家自然科学基金(No. 62271393);陕西省教育科学“十四五”规划课题(No. SGH24Y2363);西安财经大学研究生教育教学改革项目(No. 2023J003)

a large amount of noise, which seriously affected the accuracy of subsequent point cloud processing. Therefore, it was necessary to denoise it. A hierarchical point cloud denoising with geometric feature preservation was proposed to address the issues of weak sensitivity to parameters, high computational complexity, and poor preservation of geometric features in traditional filtering algorithms. Firstly, the algorithm introduced point cloud density features into the radius filtering algorithm to improve initial parameter selection and achieve large-scale noise removal; Then, using KD tree (K-Dimensional Tree) to optimize the Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) algorithm, and combining corner features to adaptively select the parameters of the DBSCAN algorithm, the point cloud data was divided into effective clusters, fuzzy clusters, and noise clusters to remove noise clusters; Finally, the distance consensus evaluation algorithm was used to determine the fuzzy clusters, and the distance between the fuzzy points and the point cloud fitting surface is calculated to determine whether they were noise points, in order to remove small-scale noise from the point cloud. The experiment used a public point cloud dataset and field collected rural point cloud data to validate the proposed algorithm. The results showed that compared with DBSCAN algorithm, improved forest denoising method, geometric feature preservation denoising method, improved density clustering denoising method, and multi feature grid denoising method, the proposed algorithm had better preservation of sharp geometric features, and the denoising accuracy was improved by about 43%, 27%, 29%, 21%, and 9%, respectively. This algorithm can effectively maintain geometric features while improving denoising accuracy, making it an effective point cloud denoising algorithm.

Key words: point cloud denoising; radius filtering; distance consensus assessment; density; corner point

1 引言

随着激光雷达和深度相机等三维传感设备的发展,点云数据在自动驾驶、建筑信息建模、矿物开采等领域^[1-4]都得到了广泛应用。然而由于设备误差、天气和周围物体等因素的干扰,所获取的数据往往包含大量噪声,这些噪声会影响后续点云处理的准确度,因此对点云数据进行去噪是很有必要的。

目前,许多国内外学者针对点云去噪进行大量的研究。Wang等^[5]提出一种滤波网络 Point-FilterNet,将滤波算法与深度学习结合,通过学习到的系数生成滤波以去除噪声点;Li等^[6]提出一种单阶段点云清洗网络,该网络可以在单个模型中同时对异常值和噪声点进行去除;Huang等^[7]提出一种多尺度混合滤波去噪算法,通过引入密度权重因子和动态邻域半径实现大规模噪声去除;赵涵等^[8]利用KD树改进统计滤波算法以完成粗去噪,再使用改进DBSCAN算法完成小尺度噪声去除;Seppänen等^[9]针对降雪会给光

检测和测距数据带来噪声的问题,提出一种自监督深度学习和特征相似性正则化来对噪声进行去除;Su等^[10]对已知的点云模型加噪以训练该模型,然后使用训练好的网络对原始噪声点云进行去噪;Gou等^[11]利用局部点云和全局点云之间的关系以去除大尺度噪声,小尺度噪声使用改进双边滤波进行去除;徐志博等^[12]利用信息熵实现最优邻域的选取,并采用自适应的方法对特征点邻域选取,再利用加权的滤波算法实现对小尺度噪声进行去除;刘永生等^[13]利用KD树对k均值聚类(k-means clustering algorithm, k-means)算法进行改进去除大尺度噪声,再使用点云曲率改进双边滤波因子对小尺度噪声进行去除。Chen等^[14]提出一种基于曲率熵的去噪算法,可精准捕捉非局部相似结构的形状变化细节,有效保持点云几何特征。

以上算法可以有效实现点云噪声的去除,并较好地保留局部特征,但还存在计算效率低、缺乏通用性、参数选择困难等方面的问题。鉴于此,提出一种几何特征保持的层次化点云去噪算

法。该算法采用改进半径滤波算法对大尺度噪声进行去除,结合改进 DBSCAN 算法和距离共识评估算法去除小尺度噪声,能够对含有混合噪声的点云数据进行有效识别,在高效保持点云几何特征的基础上实现有效去噪。具体算法流程如图 1 所示。

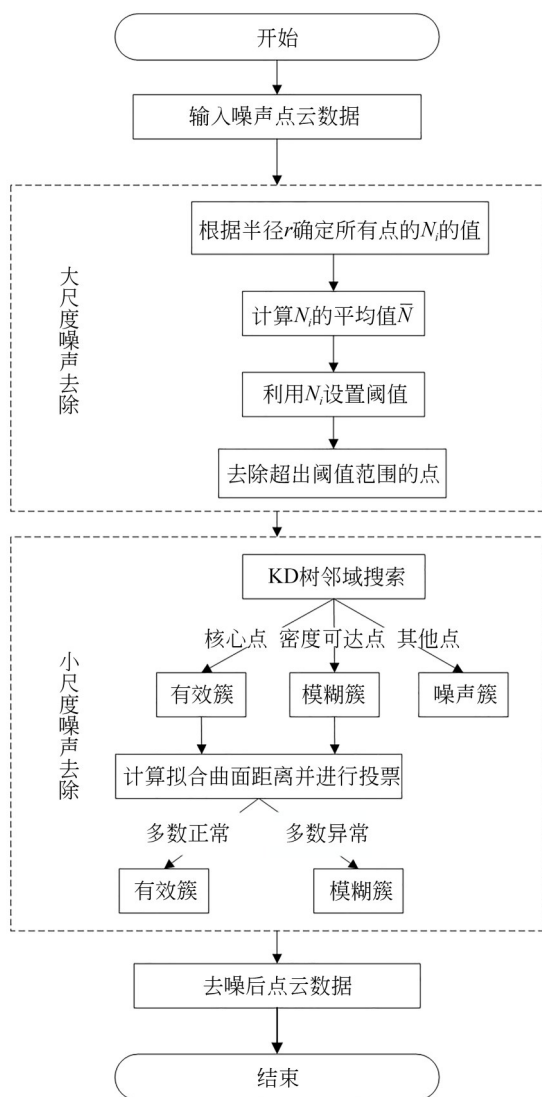


图 1 点云去噪算法流程图

Fig. 1 Flow chart of point cloud denoising algorithm

2 基于密度半径滤波算法的大尺度去噪

在点云数据处理中,原始点云数据存在大量的异常点和孤立点,传统半径滤波算法^[15]需要不

断调整初始参数以达到最优效果。本文对半径滤波算法中引入密度特征,以优化初始参数的选择^[16]。

对于任意点 p_i 和 p_j 都属于点云 P ,半径滤波算法是先定义邻域搜索半径 r 和邻域点数阈值 m ,以每个点为中心,计算半径为 r 的邻域范围内点的数量 N_i , N_i 的定义如下:

$$N_i = \text{number}(|p_i p_j| < r), \quad (1)$$

其中: p_i 为查询点, p_j 为邻域点。

若其邻域点数量小于设定阈值,即 $N_i < m$,则认为该点为噪声点并去除;否则保留该点。

利用半径滤波进行去噪时,需要提前输入邻域搜索半径 r 和邻域点数阈值 m 这两个参数,并且对于不同的点云其参数选取也不同,若每次都要对参数进行调整才能达到较好的效果,会耗费很多的时间。因此利用邻域范围内点数量 N_i 的平均值 $\bar{N}$ 作为判断阈值, $\bar{N}$ 表示为:

$$\bar{N} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n N_i, \quad (2)$$

其中, n 为点云中点的总数。

利用 $\bar{N}$ 代替初始参数 r 和 m 的输入,将初始人为输入参数从 2 个减为 1 个,从而降低了参数调整的时间。由点云的特性可知,目标点云的密度会高于噪声点云,而 $\bar{N}$ 为平均密度,因此应该选择更小的密度值作为判断阈值会比较合理。经实验验证,建议判断阈值的取值范围为 $0.2\bar{N} \sim 0.6\bar{N}$ 。

采用改进的半径滤波算法去除大尺度噪声,对半径滤波算法所需的参数 r 和 m ,使用点云邻域点数量的平均值作为判断阈值,从而将初始输入参数减少到一个,得到去噪后点云 P' 。这样不仅降低了由于人为输入导致的误差,也提高了点云去噪的效率。

如图 2 为 Bunny 模型大尺度去噪对比结果,其中图 2(a)是原始 Bunny 点云数据,图 2(b)为加噪的 Bunny 点云数据,图 2(c)为去除大尺度噪声的 Bunny 点云数据。该方法去除了 Bunny 模型的大尺度噪声,但还存在较多的小尺度噪声。

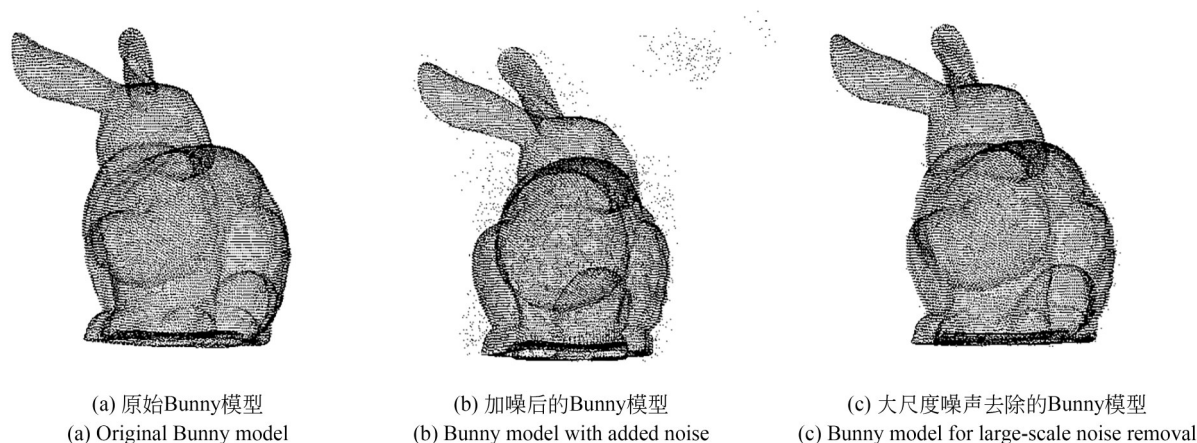


图2 Bunny模型大尺度去噪对比结果

Fig. 2 Comparison results of large-scale denoising using Bunny model

3 基于改进 DBSCAN 的小尺度去噪

3.1 DBSCAN 算法原理

DBSCAN 是一种基于密度的空间聚类算法,能有效地处理噪声数据并识别出多种形状的聚类簇^[17]。该算法基于以下概念:

ϵ 邻域:对于以 ϵ 为搜索半径的邻域范围内的点,称为点的 ϵ 邻域。

核心点:若点 p' 的邻域范围的点数大于 $MinPts$, 即 $|N_{\epsilon}(p')| \geq MinPts$, 则称该点为核心点。

直接密度可达:若点 p' 在点 q' 的 ϵ 邻域内,且 q' 为核心点,则点 p' 对点 q' 直接密度可达。

密度可达:对于点 p'_1 和点 p'_n , 如果有点 $p'_1, p'_2, \dots, p'_n$, 且其中每个点 p'_i 都 p'_{i-1} 直接密度可达 ($i \geq 2$), 则 p'_n 从 p'_1 密度可达。

DBSCAN 算法具体实现步骤如下:

- (1) 对于数据集中每个点,判断 ϵ 邻域内点数是否大于等于 $MinPts$, 若满足条件,则为核心点。
- (2) 找出所有的核心点并对其进行聚类,将与核心点直接密度可达和密度可达的点形成簇。
- (3) 非核心点且不被任何簇包含的点被标记为噪声点。

DBSCAN 算法的优点在于不需要预先设定簇的数量,且可以识别任意形状的簇,算法的性能依赖于搜索半径 ϵ 和邻域点数 $MinPts$ 。

3.2 改进的 DBSCAN 算法

3.2.1 时间复杂度的改进

传统的 DBSCAN 算法在高位数据中计算复杂度较高,尤其在寻找点的 ϵ 邻域时,其时间复杂度为 $O(n^2)$, 主要是因为计算距离矩阵和对每个点进行邻域查询的时间复杂度分别为 $O(n^2)$ 和 $O(n \cdot k)$, 其中 k 表示点的平均密度。结合 KD 树可以有效地改进 DBSCAN 算法的时间复杂度,使其在寻找邻域时更加高效^[18]。

KD 树优化 DBSCAN 算法步骤如下:

- (1) 构建 KD 树并将其插入到数据点中,构建 KD 树的时间复杂度为 $O(n \cdot \lg n)$;
- (2) 优化邻域查询,使用 KD 树来实现邻域查询操作,每次查询的时间复杂度降低到 $O(\lg n)$;
- (3) 更新总时间复杂度,结合构建 KD 树和邻域查询的优化步骤,改进后的 DBSCAN 算法的总时间复杂度为 $O(n \cdot \lg n + k \lg n^2)$ 。

3.2.2 参数的自适应选取

在 DBSCAN 算法中,参数 $MinPts$ 和 ϵ 的选取会极大程度上影响点云去噪的效果。为提高聚类效果的准确性和适用性,将角点特征引入 DBSCAN 算法的邻域半径选择之中。

传统的 3D-Harris 使用的是点云表面法向量信息。基于曲率信息的 3D-Harris 角点提取是对传统的 3D-Harris 的改进,计算每个点的曲率值并与平均曲率作比较,保留曲率值大于平均曲率的点,实现价值较低的点的剔除,提高点云角点响应值计算效率^[19]。其具体步骤为:

(1) 计算点 p'_i 法线和曲率, 并根据其法线构造协方差矩阵 C , 其定义如式(3):

$$C = \frac{1}{n} \sum_i \begin{bmatrix} x_i^2 & x_i y_i & x_i z_i \\ y_i x_i & y_i^2 & y_i z_i \\ z_i x_i & z_i y_i & z_i^2 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中: n 为该点邻域内点的个数, 点的三个坐标分别为 x_i, y_i, z_i 。

(2) 利用奇异值分解该协方差矩阵 C , 得到点 p'_i 特征值 $\lambda_{1i}, \lambda_{2i}, \lambda_{3i}$, 其中 $\lambda_{1i} > \lambda_{2i} > \lambda_{3i}$, 则点 p'_i 的曲率 ρ_i 计算方法为:

$$\rho_i = \frac{\lambda_{1i}}{\lambda_{1i} + \lambda_{2i} + \lambda_{3i}}. \quad (4)$$

那么该点云的平均曲率 $\bar{\rho}$ 的定义如式(5):

$$\bar{\rho} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho_i. \quad (5)$$

判断该点的曲率 ρ_i 是否大于平均曲率 $\bar{\rho}$, 若 $\rho_i > \bar{\rho}$, 保留该点, 反之则去除该点。

(3) 计算响应值。对于保留下来的点, 通过角点检测函数计算其角点响应值。角点响应值 c 的定义为:

$$c = \text{Det}(C) - \alpha(\text{Trace}(C))^2, \quad (6)$$

其中: $\text{Det}(C)$ 表示协方差矩阵 C 的行列式, 根据实验所得常数 α 设置为 0.04; $\text{Trace}(C)$ 为协方差矩阵 C 的迹, 若 c 超过预设阈值, 则判定该点为角点。

由于角点的邻域点分布较为稀疏, 因此可以根据角点的曲率特征调整邻域半径, 在平坦区域, 设置较大的 ϵ , 而对于角点区域, 则设置较小的 ϵ , 根据所设置区域的 ϵ 值设定 MinPts 。

3.3 基于 DCA 的改进 DBSCAN 点云去噪算法

距离共识评估 (Distance Consensus Assessment, DCA) 算法是通过数据点之间的距离来评估它们的相似性或共识性, 利用设定的阈值判断数据点是否具有共识度^[20]。该算法通过比较模糊簇中的点与最近 M 个正常点之间的距离共同判断该簇是否为正常点。共识度高的点被视为簇的核心区域, 而共识度低的点则可能被判断为噪声点或异常点。

采用主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 算法进行二次曲面拟合。利用 PCA 算法计算数据的协方差矩阵 C' , 并对协方差矩阵进行特征值分解, 得到特征值和特征向量, 来建

立数据坐标轴。协方差矩阵 C' 的定义如式(7):

$$C' = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T, \quad (7)$$

其中, x_i 为点 p'_i 在 x 轴上的坐标。

对协方差矩阵 C' 进行特征值分解, 得到其特征值和特征向量为:

$$C'v = \lambda v, \quad (8)$$

其中: v 为特征向量, λ 为对应的特征值。

将特征值按顺序排列, 数据方差最大的方向即为第一主成分, 其次为第二主成分, 以此类推。点云中的点与拟合曲面之间的距离 $f(x)$ 为:

$$f(x) = x^T A x + b^T x + c, \quad (9)$$

其中: A 是对称矩阵, 根据主成分方向生成; b 为偏移向量; c 为常数项; x 为点在坐标轴上的投影。

利用 PCA 算法降维后的点云数据可以求解最优拟合曲面的参数, 并以此来计算数据点到曲面的距离。通过判断该距离是否小于所设定的阈值来判断点是否为噪声点。在一般情况下, 正常点更符合曲面的几何形状, 点间距离的标准差为 σ_r , 若点间的距离小于 $x\sigma_r + \bar{x}$, 则认为该点为正常点; 反之, 则被标记为疑似点。为进一步评估疑似点的异常性, 从其近邻的正常点中选取 M 个作为评估者, 若超过一半的评估者判断该点为异常点, 则该点作为噪声点被剔除。

结合改进的 DBSCAN 算法和 DCA 算法, 分两个步骤对噪声点进行检测。首先, 利用改进的 DBSCAN 算法完成点云数据的初步分类, 将点云的核心点和直接密度可达点划分为有效簇, 密度可达点被分为模糊簇, 其他点被标记为噪声簇, 并对噪声点进行去除。其次, 通过 DCA 算法, 利用有效簇中的核心点来评估模糊簇的点。通过计算疑似点与正常点之间的距离, 并根据大多数点来共同评估疑似点是否为噪声点。该方法显著降低了计算量, 并保证了异常检测结果的精度。

本文去噪实验结果以最大误差 $\epsilon_{\max}(P, P'')$ 、平均误差 $\epsilon_{\text{ave}}(P, P'')$ 和去噪率 ρ 作为评判标准, 其定义如式(10):

$$\epsilon_{\max}(P, P'') = \max_{p \in P} d(p, P''), \quad (10)$$

其中: P 表示去噪前点云模型, P'' 表示小尺度噪声去除后的点云模型。

$$\epsilon_{ave}(P, P'') = \frac{1}{N} \max_{p \in P} d(p, P''), \quad (11)$$

其中: N 表示点云 P 所包含的点数; $d(p, P'')$ 表示对点云 P'' 做网格剖分后,点云 P 上的一点 p 到 P'' 最近三角面片的欧氏距离。

$$\rho = \frac{N_{noise_removed}}{N_{total_noise}} \times 100\%, \quad (12)$$

其中: $N_{noise_removed}$ 为去除噪声点数, N_{total_noise} 为点云中噪声点总数。

如图3为Bunny模型小尺度噪声去除的结果图。小尺度去噪后的Bunny模型主体点云周围的噪声基本被去除,且在保持特征的同时并未出现孔洞。

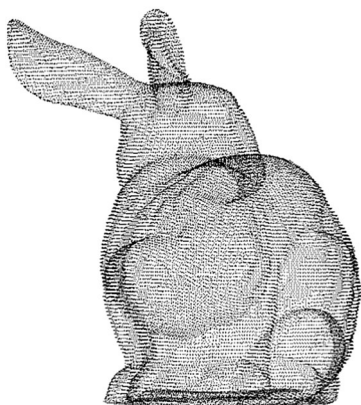


图3 Bunny模型小尺度去噪结果

Fig. 3 Small scale denoising results of Bunny model

4 实验结果与分析

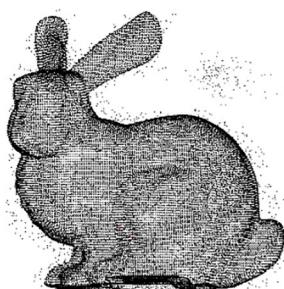
本文利用C++语言进行编程,开发环境为

Microsoft Visual Studio 2022开发平台,使用PCL库处理点云。分别利用斯坦福公开数据集、Semantic 3D点云数据集和某乡村点云数据集来验证该算法。

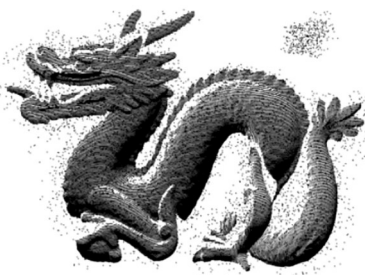
4.1 公共点云去噪

在斯坦福数据集的去噪实验中,采用点云模型Bunny, Dragon和Horse对本文方法进行验证。对上述三个数据模型分别加15%左右的噪声点,加噪后的点云数据如图4所示。利用改进滤波对点云大尺度噪声进行去除,然后根据大尺度噪声去除的结果,使用所提算法对小尺度噪声去除,并为验证所提算法的性能,再分别采用DBSCAN算法、改进森林去噪法^[21]、几何特征保持去噪法^[22]、改进密度聚类去噪法^[23]和多特征网格去噪法^[24]的点云去噪算法对大尺度噪声进行去除,去噪结果分别如图5~图7和表1所示。

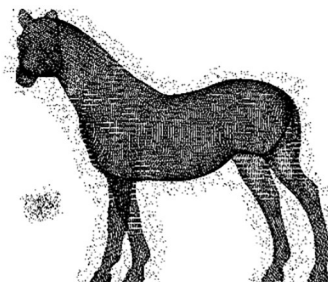
从图5~图7和表1的去噪结果可见,DBSCAN算法、改进森林去噪法和几何特征保持去噪法及本文算法都能够有效去除大尺度噪声点。DBSCAN算法虽然可以去除一部分小尺度噪声点,但是在点云主体周围还存在大量噪声点;改进森林去噪法能够去除大部分小尺度噪声,但在Bunny的耳朵及头部还存在噪声点,Horse的嘴部以及脖子周围还有噪声点;几何特征保持去噪法能够进行有效噪声去除,但在Bunny背部、Dragon身体周围和Horse的嘴部存在少量噪声点;改进密度聚类去噪法和多特征网格去噪法虽然能去除大部分小尺度噪声,但在某些部位的特征保持性较差;本文算法中Bunny的腿部特征保持较为完好,并且耗时和误差最小,对比DBSCAN算



(a) 加噪后的Bunny
(a) Bunny after adding noise



(b) 加噪后的Dragon
(b) Dragon after adding noise



(c) 加噪后的Horse
(c) Horse after adding noise

图4 含噪的点云模型

Fig. 4 Noisy point cloud model

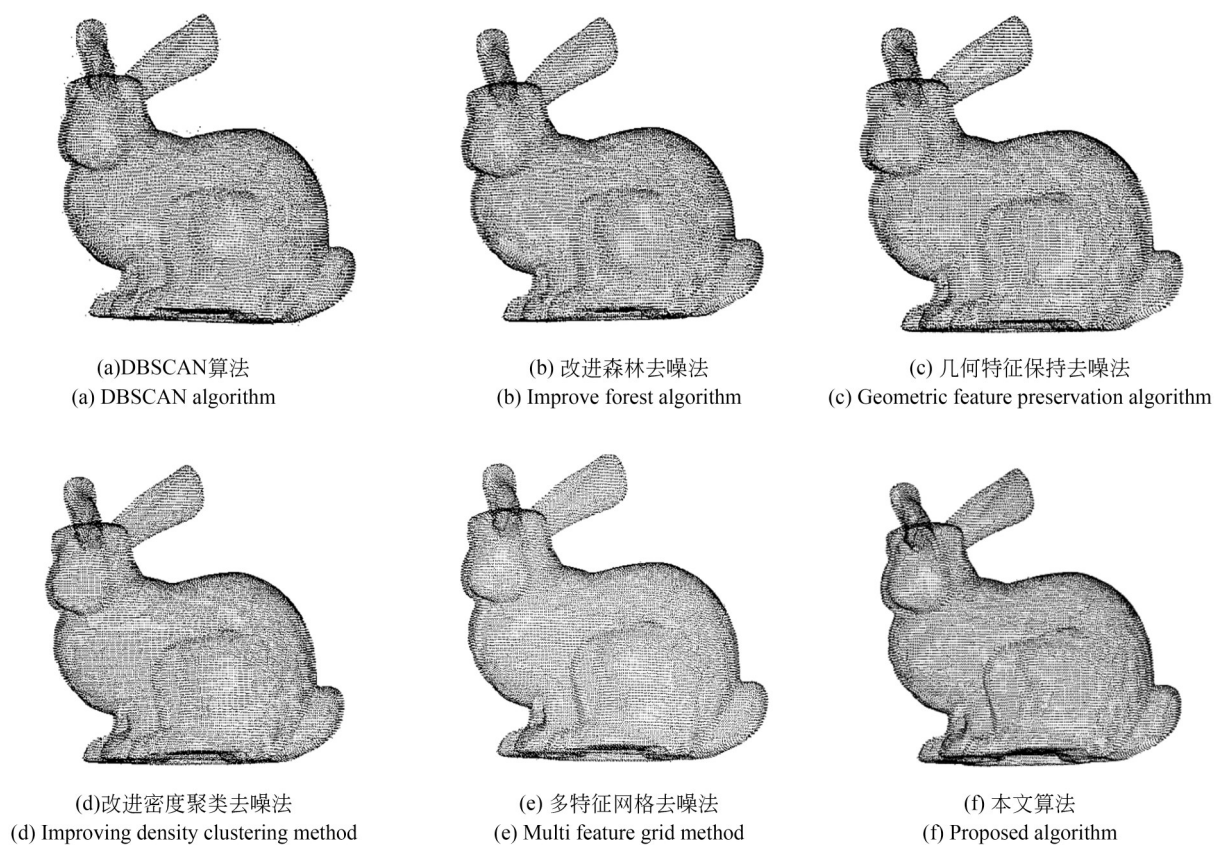


图 5 Bunny 模型的去噪结果
Fig. 5 Denoising results of Bunny model

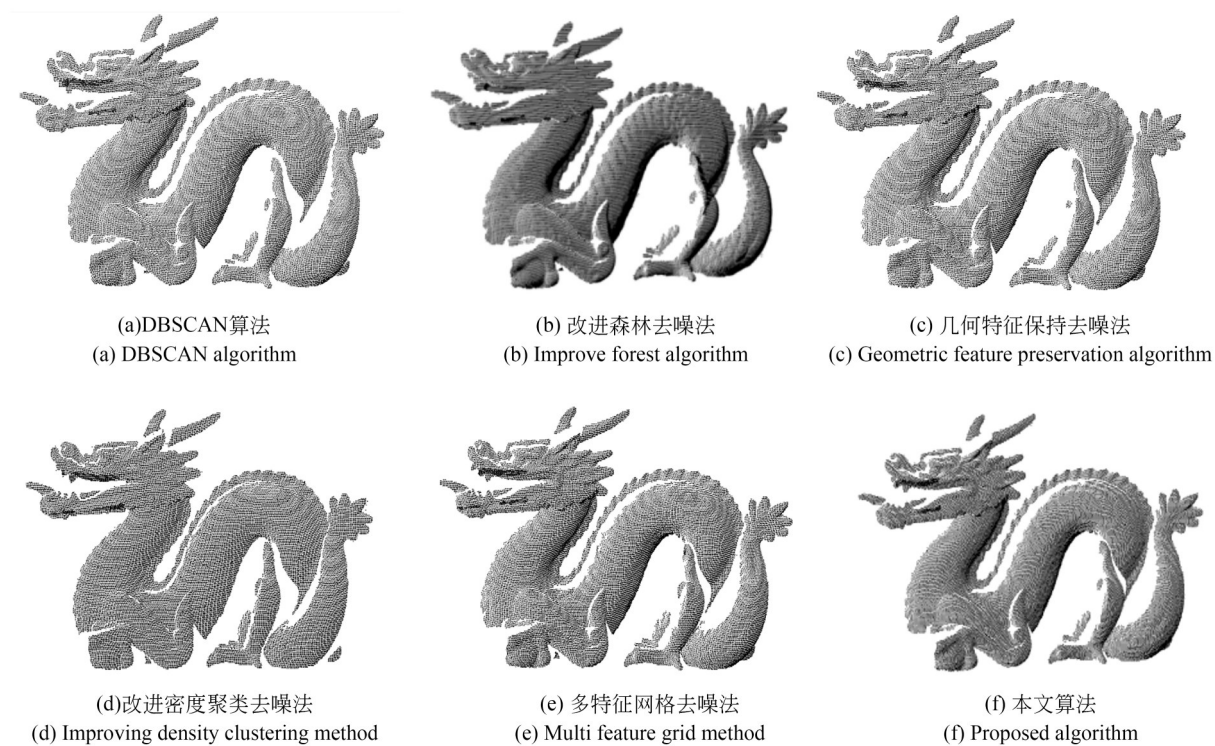


图 6 Dragon 模型的去噪结果
Fig. 6 Denoising results of Dragon model

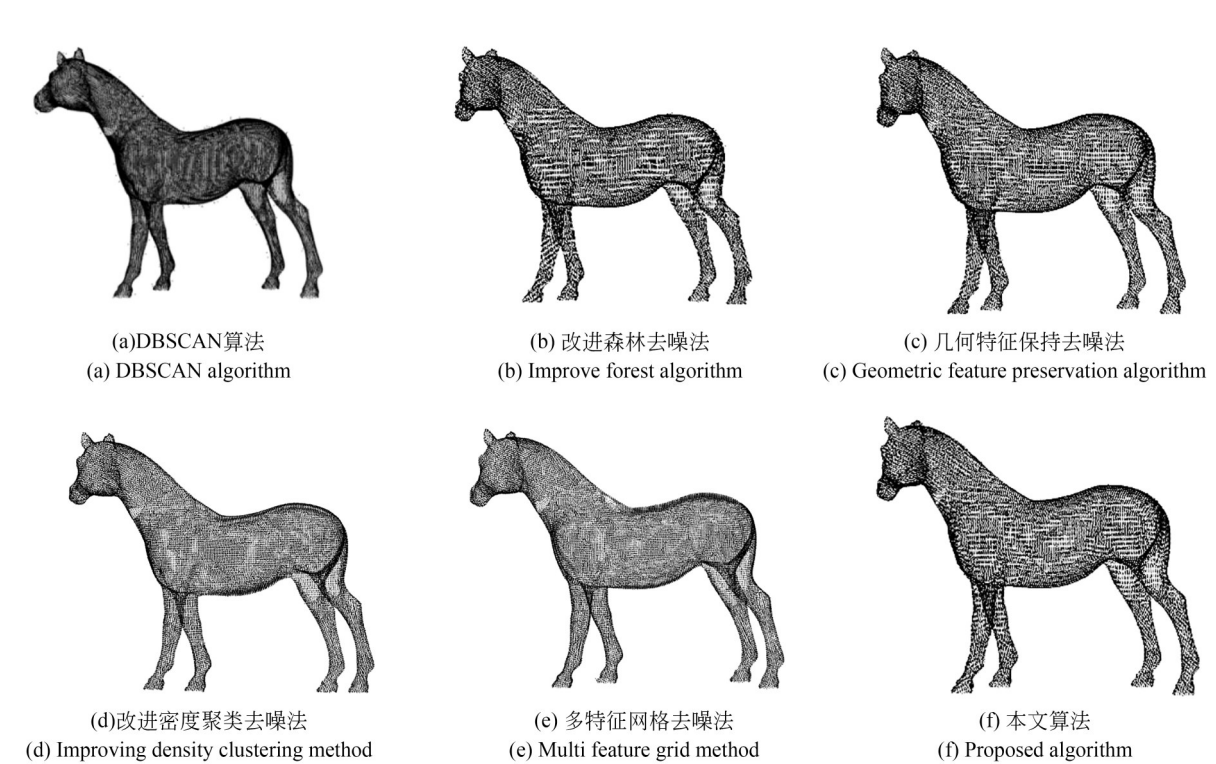


图 7 Horse模型的去噪结果

Fig. 7 Denoising results of Horse model

表 1 点云去噪结果对比							
Tab. 1 Comparison Tab. of point cloud denoising results							
点云	加噪点云大小	去噪算法	去噪后点云大小	最大误差/mm	平均误差/mm	去噪率/%	耗时/s
Bunny	39 811	DBSCAN	36 659	0.068 7	0.041 7	81.57	9.93
		改进森林去噪法	36 264	0.046 4	0.032 6	91.80	12.13
		几何特征保持去噪法	36 118	0.042 8	0.031 1	95.57	11.11
		改进密度聚类去噪法	36 107	0.038 6	0.026 3	95.86	9.62
		多特征网格去噪法	36 087	0.033 4	0.024 1	96.38	8.56
		本文算法	36065	0.030 1	0.020 4	96.95	7.37
Dragon	48 308	DBSCAN	42 570	0.072 1	0.045 5	88.73	10.47
		改进森林去噪法	42 347	0.054 3	0.036 8	92.28	12.68
		几何特征保持去噪法	42 249	0.052 7	0.037 0	93.69	11.60
		改进密度聚类去噪法	42 180	0.049 3	0.035 7	94.76	9.57
		多特征网格去噪法	42 067	0.046 5	0.029 2	96.51	8.89
		本文算法	42 043	0.043 9	0.024 9	96.88	8.42
Horse	58 441	DBSCAN	49 509	0.074 4	0.047 7	89.71	12.90
		改进森林去噪法	49 215	0.056 9	0.038 5	92.67	15.23
		几何特征保持去噪法	48 819	0.054 2	0.039 9	96.65	14.21
		改进密度聚类去噪法	48 769	0.052 8	0.032 4	97.15	12.76
		多特征网格去噪法	48 756	0.049 1	0.029 6	97.42	11.90
		本文算法	48 716	0.046 1	0.027 4	97.78	10.03

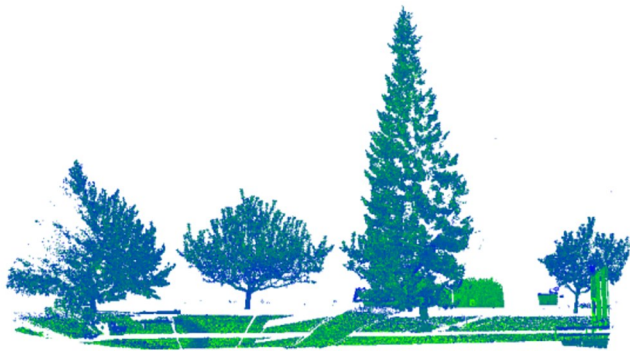
法、改进森林去噪法、几何特征保持去噪法、改进密度聚类去噪法和多特征网格去噪法的去噪精度分别提高了约 47%,29%,33%,23% 和 13%,耗时降低了约 22.5%,35.7%,30.2%,18.9% 和 11.6%。

4.2 公共场景点云数据去噪

在公共场景点云数据去噪实验中,采用的是 Semantic 3D 公开点云数据集中所截取的一部分,所截取的含噪点云如图 8 所示,DBSCAN 算法、改进森林去噪法、几何特征保持去噪法、改进

密度聚类去噪法和多特征网格去噪法及本文算法的去噪结果如图 9~图 10 和表 2 所示。

从图 9~图 10 和表 2 的去噪结果可见,DBSCAN 算法能够较好地去除大尺度噪声和部分小尺度噪声点,但是在场景 1 中树干周围仍存在少量噪声点;改进森林去噪法和几何特征保持去噪法虽然去除了场景一中树干周围的噪声点,但在草地部分产生了孔洞,此外,几何特征保持去噪法在场景 2 中楼侧管道处出现了孔洞;改进密度聚类去噪法和多特征网格去噪法在场景点云



(a) 场景点云1
(a) Scene point cloud 1



(b) 场景点云2
(b) Scene point cloud 2

图 8 含噪场景点云数据模型
Fig. 8 Cloud data model of scenic spots with noise



(a)DBSCAN算法
(a) DBSCAN algorithm



(b) 改进森林去噪法
(b) Improve forest algorithm



(c) 几何特征保持去噪法
(c) Geometric feature preservation algorithm



(d)改进密度聚类去噪法
(d) Improving density clustering method



(e) 多特征网格去噪法
(e) Multi feature grid method



(f) 本文算法
(f) Proposed algorithm

图 9 场景点云 1 的去噪结果
Fig. 9 Denoising result of scene point cloud 1



图 10 场景点云 2 的去噪结果
Fig. 10 Denoising result of scene point cloud 2

表 2 场景点云去噪结果对比表
Tab. 2 Comparison of cloud denoising results for scenic spots

点云	含噪点云大小	去噪算法	去噪后点云大小	最大误差/mm	平均误差/mm	耗时/s
大场景点云 1	690 708	DBSCAN	679 493	0.080 8	0.052 0	13.44
		改进森林去噪法	675 427	0.058 9	0.042 8	15.65
		几何特征保持去噪法	678 608	0.054 7	0.042 1	14.70
		改进密度聚类去噪法	683 390	0.051 9	0.041 0	12.16
		多特征网格去噪法	684 782	0.048 3	0.035 9	11.93
		本文算法	685 427	0.043 2	0.030 7	10.84
大场景点云 2	771 885	DBSCAN	771 718	0.082 9	0.055 5	14.45
		改进森林去噪法	771 683	0.061 4	0.046 0	16.70
		几何特征保持去噪法	771 549	0.057 1	0.045 8	15.82
		改进密度聚类去噪法	771 684	0.052 4	0.042 9	13.16
		多特征网格去噪法	771 631	0.049 1	0.041 0	12.83
		本文算法	771 658	0.045 4	0.033 1	11.89

中能够在去除大小尺度噪声的同时避免产生孔洞,但误差和耗时均高于本文算法;本文算法成功去除了场景 1 中树干周围的噪声点,还有效避免草地部分的孔洞,同时在保留场景 2 特征的基础上去除了噪声点。

4.3 乡村大场景点云去噪

实验数据采用某乡村的点云数据模型。含噪点云如图 11 所示,对其分别采用 DBSCAN 算法、改进森林去噪法和几何特征保持去噪法以及所提算法进行去噪,去噪结果分别如图 12 和表 3 所示。

从图 12 和表 3 的去噪结果可见,DBSCAN 算法去除了大尺度噪声,但是在点云主体周围仍然存在大量噪声点,并在田地部分造成了大量孔洞;改进森林去噪法和几何特征保持去噪法虽然去除了相应的噪声点,但也将电缆等结构误判成噪声进行去除,并导致田地部分出现了一些孔洞;改进密度聚类去噪法和多特征网格去噪法能够在保持特征的同时较较好地去除噪声,但在去噪精度和耗时方面不及本文算法;而本文算法在去除噪声点的同时,成功保留了电缆等原有场景特



图 11 含噪乡村点云数据模型
Fig. 11 Noisy rural point cloud data model

征,避免了不必要的损失。
综上所述,提出的几何特征保持的层次化点云去噪可以对斯坦福点云数据集、公共场景点云数据集和乡村点云数据都能够进行有效去噪。这是由于 DBSCAN 算法只考虑了密度,未保持点云的几何特征;改进森林去噪法使用点云的曲率和密度特征进行去噪,对特征明显的区域去噪效果很好,但对于土地等比较平坦的地方易产生孔洞;几何特征保持去噪法提取点云的几何特

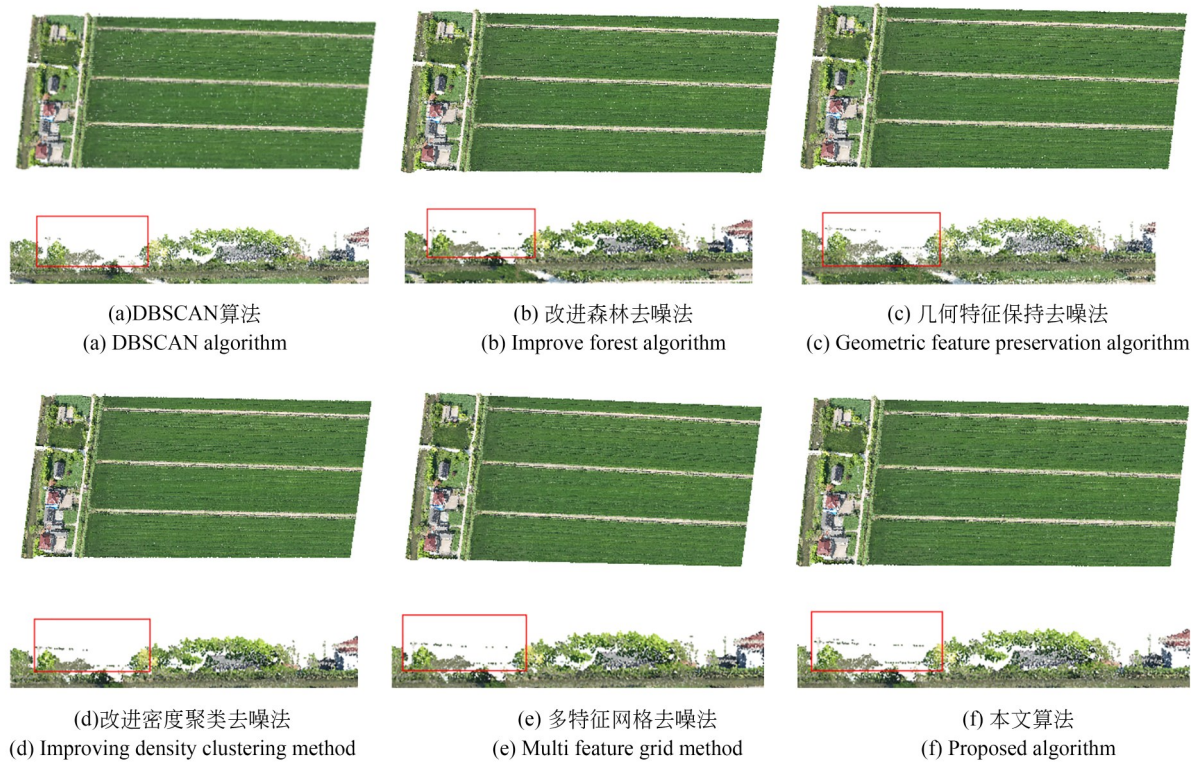


图 12 乡村点云的去噪结果
Fig. 12 Denoising results of rural point clouds

表 3 乡村点云去噪结果对比表
Tab. 3 Comparison Tab. of Rural Point Cloud Denoising Results

点云	点云大小	去噪算法	去噪后点云大小	最大误差/mm	平均误差/mm	耗时/s
乡村点云	311 889	DBSCAN	310 174	0.091 2	0.064 4	23.91
		改进森林去噪法	310 440	0.074 9	0.050 1	20.37
		几何特征保持去噪法	310 729	0.072 5	0.049 9	19.01
		改进密度聚类去噪法	310 563	0.071 1	0.044 9	17.62
		多特征网格去噪法	310 514	0.062 4	0.042 5	16.17
		本文算法	310 622	0.061 0	0.040 3	14.24

征,避免特征区域产生点的过度积累,但在场景点云去噪中易出现孔洞;改进密度聚类去噪法结合 Grassmann 流形核密度聚类进行去噪,能够较好地去除噪声,但去噪精度不高;多特征网格去噪法是利用几何特征和纹理特征改进的网格法进行去噪的,能够较好的保持特征,但耗时较高;而本文算法利用点云密度特征以及拟合曲面后的距离特征对点云进行去噪,在保持局部几何特征的同时,避免产生孔洞。

5 结 论

针对传统滤波算法参数依赖性强、边缘和细节特征丢失、耗时较长等问题,提出一种几何特征保持的层次化点云去噪算法。所提算法利

用点云密度特征改进半径滤波算法以实现大尺度噪声去除,再使用 KD 树优化 DBSCAN 的时间复杂度,并结合 DCA 算法对小尺度噪声进行去除。实验结果表明,该算法对斯坦福公共数据集和场景点云数据集均具有良好的去噪效果,并在保持局部集合特征的同时,有效提高去噪效率。但由于场景点云特征复杂,曲面拟合较为困难,因此设计通用的场景点云去噪是下一步研究重点。

作者贡献声明:

赵夫群:算法提出,论文构思;
余佳乐:初稿写作,论文编辑写作;
郝寒竹:设计实验,实施算法程序;
陈俊汐:数据整理与分析。

参考文献:

[1] PARK J, KIM C, KIM S, *et al.* PCSCNet: Fast 3D semantic segmentation of LiDAR point cloud for autonomous car using point convolution and sparse convolution network[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 212: 118815.

[2] MAO Y Q, CHEN K Q, ZHAO L J, *et al.* Elevation estimation-driven building 3-D reconstruction from single-view remote sensing imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5608718.

[3] NARESH A R V S, KONER R. Automatic extraction of accurate particle sizes from a 3D point cloud of rock masses based on a hybrid modified bounding box algorithm[J]. *Mining, Metallurgy & Exploration*, 2024, 41(1): 449-461.

[4] 姬小峰, 李建军, 牛健, 等. 基于双投射结构光系统的多尺度点云融合[J]. *光学精密工程*, 2025, 33(1): 37-49.

[5] JI X F, LI J J, NIU J, *et al.* Multi-scale point cloud fusion based on dual-projection structured light system[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2025, 33(1): 37-49. (in Chinese)

[6] WANG X T, FAN X P, ZHAO D B. PointFilterNet: a filtering network for point cloud denoising[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2023, 33(3): 1276-1290.

[7] LI Y, SHENG H K. A single-stage point cloud cleaning network for outlier removal and denoising[J]. *Pattern Recognition*, 2023, 138: 109366.

[8] HUANG R J, WANG C X, LI H, *et al.* A point cloud denoising method combining K-means++

- and adaptive threshold[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2025, 3032(1):012035.
- [8] 赵涵, 刘永生, 赵德鹏, 等. 基于混合滤波的点云去噪算法研究[J]. *应用激光*, 2023, 43(9): 147-155.
- ZHAO H, LIU Y S, ZHAO D P, *et al.* Research on point cloud denoising algorithm based on hybrid filtering [J]. *Applied Laser*, 2023, 43(9): 147-155. (in Chinese)
- [9] SEPPÄNEN A, OJALA R, TAMMI K. Self-supervised multi-echo point cloud denoising in snowfall [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2024, 185: 52-58.
- [10] SU Z Y, WANG C C, JIANG K, *et al.* SITF: a self-supervised iterative training framework for point cloud denoising [J]. *Computer-Aided Design*, 2025, 179: 103812.
- [11] GOU F Q, LI Y L, HOU C Y, *et al.* 3D point cloud global denoising algorithm based on different noise characteristics[J]. *Measurement Science and Technology*, 2024, 35(1): 015032.
- [12] 徐志博, 吕秋娟, 甘鑫斌, 等. 基于最优邻域特征加权的点云引导滤波算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2024, 61(14): 1415009.
- XU Z B, LÜ Q J, GAN X B, *et al.* Point cloud guided filtering algorithm based on optimal neighborhood feature weighting [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2024, 61(14): 1415009. (in Chinese)
- [13] 刘永生, 蔡世阳, 陈一馨, 等. 混合滤波与改进双边滤波的点云去噪算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2023, 44(5): 682-688.
- LIU Y S, CAI S Y, CHEN Y X, *et al.* Point cloud denoising algorithm based on hybrid filtering and improved bilateral filtering [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2023, 44(5): 682-688. (in Chinese)
- [14] CHEN J, GAO F, CHEN P, *et al.* Efficient non-local point cloud denoising using curvature entropy and $\gamma\gamma$ -norm minimization[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2025, 31(10): 8738-8754.
- [15] 柳斌, 李雪梅. 一种基于激光雷达点云的自适应双半径滤波算法[J]. *兵工学报*, 2023, 44(9): 2768-2777.
- LIU B, LI X M. A self-adaptive dual radius filtering algorithm based on LiDAR point cloud[J]. *Acta Armamentarii*, 2023, 44(9): 2768-2777. (in Chinese)
- [16] 郭昌龙, 夏振平, 李超超, 等. 结合改进半径滤波和局部平面拟合的点云去噪算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2024, 61(12): 1215003.
- GUO C L, XIA Z P, LI C C, *et al.* Point cloud denoising algorithm combined with improved radius filtering and local plane fitting [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2024, 61(12): 1215003. (in Chinese)
- [17] WANG D, YU J C, LIU F Y, *et al.* ICESat-2 single photon laser point cloud denoising algorithm based on improved DBSCAN clustering [J]. *Earth, Planets and Space*, 2024, 76(1): 128.
- [18] PAN Y R, XIA Y H, LONG L J, *et al.* Power-line extraction and modelling from 3D point clouds data based on K-D tree DBSCAN algorithm [J]. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 2024, 19(5): 3587-3597.
- [19] 宋庆军, 高义强, 姜海燕, 等. 融合角点检测的点云配准研究[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2024(5): 17-20.
- SONG Q J, GAO Y Q, JIANG H Y, *et al.* Point cloud registration method based on fusion of corner detection [J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2024(5): 17-20. (in Chinese)
- [20] 葛程鹏, 赵东, 王蕊, 等. 基于改进DBSCAN和距离共识评估的分段点云去噪方法[J]. *系统仿真学报*, 2024, 36(8): 1800-1809.
- GE C P, ZHAO D, WANG R, *et al.* Section point cloud denoising method based on enhanced DBSCAN and distance consensus evaluation [J]. *Journal of System Simulation*, 2024, 36(8): 1800-1809. (in Chinese)
- [21] FENG Q, ZHU T T, NI C. Forest point cloud denoising method based on curvature and density [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2024, 45(22): 8105-8122.
- [22] HURTADO J, GATTASS M, RAPOSO A. 3D point cloud denoising using anisotropic neighborhoods and a novel sharp feature detection algorithm [J]. *The Visual Computer*, 2023, 39(11): 5823-5848.
- [23] ZHANG Y C, WANG A, KONG T, *et al.* The algorithm for denoising point clouds of annular forgings based on Grassmann manifold and density clus-

- tering[J]. *Measurement Science and Technology*, 2024, 35(11): 115004.
- [24] QUE Y F, HONG X Y, XIE J, *et al.* TPDn: a texture-based and parameter-free method for point cloud denoising[J]. *Optics & Laser Technology*, 2025, 184: 112506.

作者简介:



赵夫群(1982—),女,山东临沂人,博士,教授,硕士研究生导师,2007年、2019年分别于西安石油大学、西北大学获得硕士和博士学位,主要从事图形图像处理和三维重建方面的研究。E-mail:fuqunzhao@126.com



余佳乐(2001—),女,陕西渭南人,硕士研究生,2023年于西安财经大学获得学士学位,现就读于西安财经大学,主要从事三维点云处理。E-mail:2547689481@qq.com