

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2025.05.02

非均匀分布三维点云自适应参数混合滤波去噪方法

程谦^{1,2}, 郝灿^{1,2}, 李洋^{1*}, 高超¹, 刘彤^{1,3}, 董登峰^{1,2}

(1. 中国科学院微电子研究所 光电技术研发中心, 北京 100029; 2. 中国科学院大学, 北京 100190;
3. 北京航空航天大学 仪器科学与技术学院, 北京 100191)

摘要: 智能制造复杂构件材质多样且几何形状复杂, 导致边角部位获取的三维(Three-Dimensional, 3D)点云稀疏, 使得复杂部件的3D点云密度分布不均匀。为去除复杂构件3D点云的多种噪声, 研究了基于点云密度的自适应参数统计滤波和半径滤波混合的去噪方法。首先对分割的3D点云基于密度相似性进行体素合并, 基于合并体素规模指数确定半径滤波最小点数, 基于邻域平均距离确定搜索半径, 基于缩放系数确定统计滤波的标准差。利用所提自适应参数混合滤波方法对经典3D点云模型去噪, 并进行实验验证, 结果表明: 去噪后3D点云边缘保留率远远高于固定参数的滤波结果, 有效保留了点云稀疏区域的细节信息, 噪声去除率也明显提高。对不同噪声等级3D点云去噪结果表明: 自适应参数混合滤波方法具有很好的鲁棒性。该方法为智能制造在线检测提供了技术保证。

关键词: 复杂构件; 不均匀三维点云; 自适应参数统计滤波; 半径滤波; 混合滤波; 自适应参数; 去噪方法; 在线检测

中图分类号: TB92; TB22; TN731 文献标志码: A 文章编号: 1674-5795 (2025) 05-0010-09

Mixed filtering method based on adaptive parameters for inhomogeneous 3D point clouds

CHENG Qian^{1,2}, HAO Can^{1,2}, LI Yang^{1*}, GAO Chao¹, LIU Tong^{1,3}, DONG Dengfeng^{1,2}

(1. Opto-electronic Development Center, Institute of Microelectronics of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
3. School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: The diversity of materials and complex geometric shapes of the intelligent manufactured components lead to sparse 3D point clouds at edge regions, resulting in non-uniform density distribution across complex mechanical parts. This study proposes a hybrid filtering method integrating density-adaptive SOR and ROR to remove multiple noise types of complex component point clouds. The method firstly merges voxels of the segmented point clouds based on density similarity, then establishes minimum neighborhood points for ROR using merged voxel size exponents, afterward determines search radius through neighborhood average distances, and calculates SOR standard deviations using scaling coefficients. The proposed method was tested using classical 3D point cloud models. Experiment results demonstrates that the edge retention of post-processed point clouds significantly exceed those achieved by fixed-parameter filtering methods, while ef-

收稿日期: 2025-05-21; 修回日期: 2025-06-18

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFF0722900)

引用格式: 程谦, 郝灿, 李洋, 等. 非均匀分布三维点云自适应参数混合滤波去噪方法[J]. 计测技术, 2025, 45(5): 10-18.

Citation: CHENG Q, HAO C, LI Y, et al. Mixed filtering method based on adaptive parameters for inhomogeneous 3D point clouds[J]. Metrology & Measurement Technology, 2025, 45(5): 10-18.



fectively preserving detail information in sparse regions, and the noise removal rate is also improved. Robustness tests conducted under varying noise levels confirm the consistent performance across different noise intensities. This method establishes a technical foundation for online inspection in intelligent manufacturing systems requiring high-fidelity geometric reconstruction.

Key words: complex component; inhomogeneous 3D point clouds; SOR; ROR; mixed filtering; adaptive parameters; filtering method; online inspection

0 引言

制造过程中的复杂结构件表面材质多样、形状复杂,存在曲率突变的明显特征区域,导致采用光学检测仪器采集的复杂结构件三维(Three-Dimensional, 3D)点云密度分布不均匀^[1]。复杂结构件表面存在的遮挡或者光滑表面的高反射率导致获取的3D点云存在离群异常点。复杂结构工件3D点云噪声主要包括离群孤立噪声点、噪声簇以及小尺度随机噪声^[2]。光束的多次折射与反射形成远离3D点云主体的噪声簇或离群孤立点。噪声不仅影响复杂构件3D重构精度和基于3D点云的几何量测量精度,还进一步影响基于3D点云的复杂构件加工精度、装配缺陷检测等。因此,研究密度分布不均匀的3D点云噪声去除方法,对于实现智能制造产品在线检测、保证产品质量非常重要。

基于优化思想的滤波去噪方法采用移动最小二乘类、局部最优投影类、稀疏化与低秩类、张量投票类等构建目标函数,并基于距离、密度、聚类等约束条件进行优化^[3]。K-means聚类算法根据距离约束剔除点云中的离群点,但需要根据点云的分布预先设定聚类数量和距离阈值,参数设置对噪声和离群孤立点敏感。秦亚光等人^[4]利用曲率-弦长比约束去除高频噪声,利用随机滤波去除低频噪声,但曲率变化剧烈区域的特征点易被误作为噪声去除。WEI M Q等人^[5]利用点云邻域局部的面法向量或顶点法向量去噪,适于复杂部件或不规则采样3D点云去噪。SUN Y J等人^[6]利用法矢量一阶信息的稀疏性去噪,能够保留点云表面尖锐特征,但在平滑曲面容易出现阶梯效果。ZHENG Y L等人^[7]采用引导法向量对3D点云滤波去噪,保留了被测工件边角等法矢量尖锐特征。LI H B等人^[8]使用L0梯度最小化方法去噪,可保

留具有尖锐特征的曲面。但上述优化方法去噪需要进行多次迭代,计算效率低,当3D点云密度分布不均匀时,参数估计影响去噪结果,尤其是针对部件边缘等曲率变化剧烈的稀疏3D点云区域进行处理时,如果参数不合适,将导致3D点被误认为噪声剔除。

和基于优化思想的滤波去噪方法相比,统计滤波(Statistical Outlier Removal, SOR)和半径滤波(Radius Outlier Removal, ROR)不需要迭代运算,计算效率高。统计滤波假设正确3D点云具有明显统计分布特性,不符合统计分布特性的3D点云为噪声点,适于去除测量传感器噪声、环境干扰或数据采集误差导致的小尺度噪声^[9]。半径滤波以当前3D点为中心,如果搜索半径内3D点数量低于预设值,该点被视为孤立点噪声。半径滤波适用于去除离群孤立点和稀疏噪声^[10]。

统计滤波通常以局部点云的均值和标准差作为滤波参数,能够较好地保留物体的细节特征;半径滤波适合去除孤立点或者簇。统计滤波结合半径滤波的混合滤波能够同时去除随机噪声和孤立噪声,并保留3D点云细节特征。但统计滤波和半径滤波参数设置与点云分布密度、几何特征密切相关,固定参数混合滤波对曲率平滑且点云密度分布均匀的3D点云具有较好的去噪效果。对于复杂结构部件边、棱角等区域曲率变化剧烈导致的稀疏点云,采用固定参数混合滤波易丢失细节信息^[11]。为解决复杂构件非均匀密度分布3D点云的去噪难题,本文提出一种自适应参数混合滤波噪声去除方法,对该方法的原理进行介绍,并开展实验验证该方法的应用效果。

1 混合滤波自适应参数噪声去除方法

统计滤波和半径滤波都是基于查找的滤波方

式, 相较基于优化思想的滤波去噪方法, 计算效率更高。2种方法结合的混合滤波可以同时去除离群孤立噪声和小尺度随机噪声。针对复杂结构部件点云密度分布不均匀的特点, 为避免特征明显区域的信息缺失, 提出了分区域自适应参数混合滤波去噪方法。该方法的主要思想: 将3D点云分割成数量足够多的体素, 单个体素认为点云均匀分布, 对该体素采用固定参数混合滤波; 对于不

同的体素, 根据其点云密度自适应设定混合滤波参数。

自适应参数混合滤波的3D点云去噪流程如图1所示, 首先对不均匀密度分布3D点云进行体素分割, 基于密度相似对密度相近的体素进行合并, 然后对不同密度分布的合并体素自适应确定半径滤波和统计滤波参数, 最后基于确定参数实现3D点云混合滤波去噪。

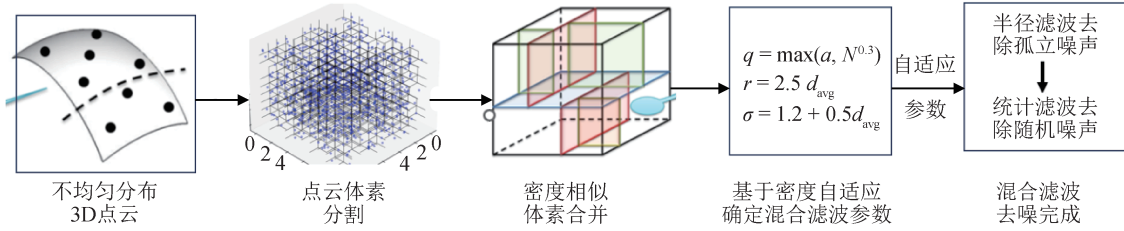


图1 自适应混合滤波流程图

Fig.1 Flow chart of adaptive mixed filtering

1.1 不均匀分布3D点云体素分割

对3D点云沿 x 、 y 、 z 轴3个方向均匀划分, 形成等大小体素网格, 均分为 $N \times N \times N$ 个初始体素, 如图2(a)所示。计算每个体素的归一化点云密度(体素内点云数/体素体积)。对某复杂结构件3D点云体素分割后的归一化密度统计直方图如图2(b)紫色柱状所示。大部分体素密度稠密, 少量体素点云稀疏、密度较低, 对应曲率剧烈变化的区域, 需要对不同点云密度的体素采用不同的参数进行混合滤波。为提高计算效率, 对归一化密度接近的体素进行合并, 并采用相同的参数进行混合滤

波, 基于密度相似度对不同体素进行合并。归一化点云密度相似度 $\Delta\rho_{ij}$ 的计算公式为

$$\Delta\rho_{ij} = \frac{|\rho_i - \rho_j|}{\max(\rho_i, \rho_j)} \quad (1)$$

式中: ρ_i 、 ρ_j 分别为当前体素 V_i 和相邻体素 V_j 的归一化密度, 对每个体素相邻的6邻域(上、下、左、右、前、后)计算 $\Delta\rho_{ij}$ 。 $\Delta\rho_{ij}$ 越小, 2个体素密度越相似, 当 $\Delta\rho_{ij}$ 小于合并阈值 T_h 时, 合并体素 V_i 和 V_j , 如图2(b)所示, 合并后体素用黄色表示。对密度相似体素合并后, 体素数量由 N^3 降为 $N \cdot \log_2(N)$, 如图2(c)所示, 合并后不同密度体素用不同颜色表

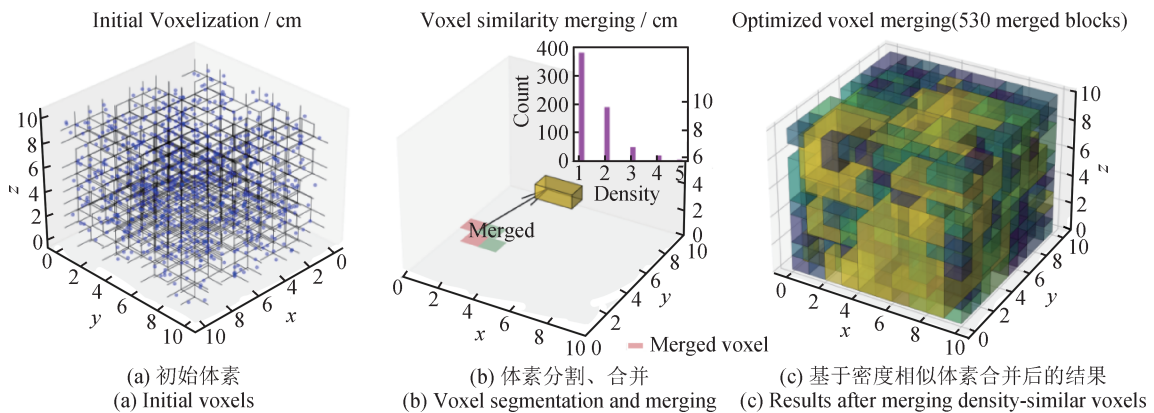


图2 3D点云体素分割与基于密度相似性体素合并

Fig.2 Voxels segmentation and voxels merging of 3D point clouds based on density similarity

示。基于密度相似性进行体素合并，合并后体素采用相同参数进行混合滤波，可减少混合滤波去噪计算量。

1.2 半径滤波原理

半径滤波适于剔除点云中的孤立点或小簇噪声，其滤波原理：首先设定当前3D点的搜索半径 r ，然后统计该半径范围内3D点的数量，若3D点数量低于最小邻域点阈值 t_{\min} ，则当前点被视为孤立点剔除，否则保留该点。公式(2)为半径滤波的原理表达式。

$$P' = \{p_i \in P : |N_r(p_i)| > t_{\min}\} \quad (2)$$

式中： P' 为保留的3D点集合， p_i 为 P' 中的三维点， $|N_r(p_i)|$ 为在搜索半径 r 内点集 $N_r(p_i)$ 中3D点的数量。

1.3 统计滤波原理

统计滤波假设物体表面某点邻域内3D点云符合统计分布规律，适用于去除由传感器噪声、环境干扰或数据采集错误导致的小尺度近表面随机噪声。

对于任一3D点 P_i ，定义其邻域 $N(P_i, j = 1, \dots, k_s)$ ，邻域内有 k_s 个近邻点。设 d_{ij} 为点 P_i 与邻域内点 P_j 的欧式距离，则点 P_i 到其邻域内所有点的平均距离 \bar{d}_{ij} 的计算公式为

$$\bar{d}_{ij} = \frac{1}{k_s} \sum_{j=1}^{k_s} d_{ij} \quad (3)$$

\bar{d}_{ij} 反映了该3D点邻域的点云密度， \bar{d}_{ij} 越小，说明点云密度越大。在没有显著外部干扰的情况下，认为3D点云在局部范围内服从统计分布。对每个3D点的邻域平均距离 \bar{d}_{ij} ，若其统计模型期望值服从正态分布，则其分布的概率密度函数 $f(\bar{d}_{ij}, \mu, \sigma^2)$ 的计算公式为

$$f(\bar{d}_{ij}, \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(\bar{d}_{ij}-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

式中： μ 为邻域内所有点平均距离的均值， σ 为平均距离的标准差。假设正确点云符合正态分布，则确定当前3D点为噪声点的准则为 $\bar{d}_{ij} > \mu + 3\sigma$ 。

由式(3)可知： k_s 值的选择和点云密度有关。 k_s 值决定了当前3D点是否为噪声点的邻域范围，会直接影响统计滤波结果， k_s 值过小可能导致正确点

被误判为噪声点； k_s 值过大则可能使噪声点被误认为正确点。

1.4 自适应混合滤波参数确定

对于均匀分布的3D点云，基于点云邻域统计特征(标准差、半径)，手动选择固定参数进行混合滤波，可以获得较好的去噪效果。当3D点云密度分布不均匀时，固定参数半径滤波导致不同点云密度区域的去噪效果不同，对稀疏分布点云区域进行处理时，会误将尖锐边缘或复杂构件表征物体表面细节信息的3D点云作为噪声滤除。针对不同点云密度的体素，根据体素点云密度自适应确定半径滤波的邻域半径参数，可以更好地保留细节信息。最小邻域点数对滤波效果有显著影响。

为避免小点云的过拟合(邻域过大)或大点云的欠拟合(邻域过小)，可以通过点云的密度动态调整邻域点数。点云体素规模 N 随指数 k 变化的曲线如图3所示。体素规模越大，对数据压缩率越高。对于小规模体素，自适应参数会使邻域过小，易导致过平滑，通过设立函数下限可以防止正确3D点误去除。随着体素规模增大，其指数增长缓慢，保证较好的邻域范围选择以适应体素内点云统计特性，减少噪声干扰。综合确定指数选择0.3，确保邻域点数随 N 缓慢增长，避免小点云规模过拟合或大点云规模欠拟合。

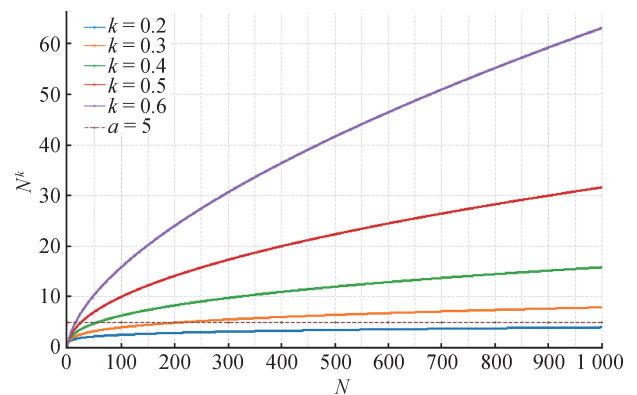


图3 点云规模随指数变化曲线图

Fig.3 Curve of point clouds versus its exponential function

半径滤波的最小邻域点数 q 由当前体素点云规模 N 的指数确定，如式(5)所示。

$$q = \max(a, N^{0.3}) \quad (5)$$

式中： a 为经验最小阈值($a = 5$)，保证点云密度过

小时最小邻域点数的选取值不会过小。

确定 q 后, 计算平均邻域距离 d_{avg} , 依据邻域平均距离确定统计滤波的均值和半径滤波的搜索半径 r , 公式为

$$r = 2.5d_{avg} \quad (6)$$

式(7)为统计滤波标准差 σ 的经验公式, 常数项确保在密集区域, 即使平均距离接近零, 仍能滤掉显著偏离的噪声。平均邻域距离存在缩放系数, 避免点云稀疏区域的正确3D点因距离波动较大而被滤掉。

$$\sigma = 1.2 + 0.5d_{avg} \quad (7)$$

2 实验结果与分析

2.1 非均匀3D点云生成

为了验证非均匀密度点云采用自适应参数混合滤波去噪的效果, 采用斯坦福大学3D扫描的经典3D兔子模型作为原始数据。兔子原始3D点云密度分布均匀, 点云数量为300 000个点。为了验证自适应混合滤波参数对非均匀密度分布3D点云去噪的有效性, 对兔子不同部位的3D点云进行不同的下采样数据精简, 获取仿真非均匀密度分布3D点云。对兔子背部区域点云采用0.1倍均匀下采样进行数据精简, 模拟扫描3D测量复杂部件点云时边缘部位点云稀疏的情况; 针对兔子头部和

腿部, 采用0.4倍均匀下采样进行数据精简, 模拟扫描3D测量时遮挡导致3D数据获取不完整的情况。获取的非均匀密度分布3D点云样本结果如图4所示。

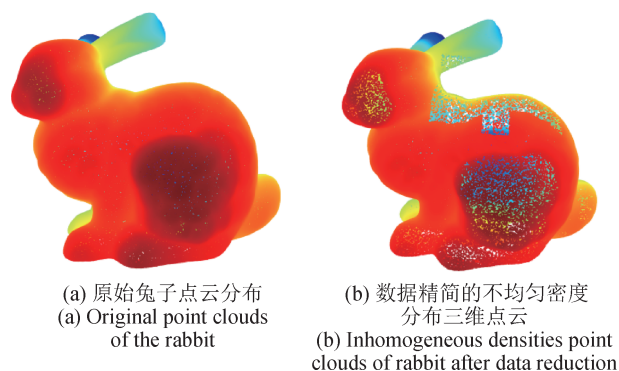


图4 不均匀密度分布3D点云兔子

Fig.4 3D point clouds of rabbit with inhomogeneous 3D distribution

2.2 非均匀密度分布3D点云噪声添加

对获取的非均匀点云添加高斯噪声, 以模拟测量过程中传感器和环境等影响导致的近表面小尺度随机噪声; 增加脉冲噪声, 以模拟孤立点噪声和孤立点簇。对仿真非均匀密度分布兔子3D点云分别添加不同参数的高斯噪声和脉冲噪声, 如图5所示。最终获取的含孤立脉冲噪声和随机噪声的非均匀3D点云数量为200 000个点。

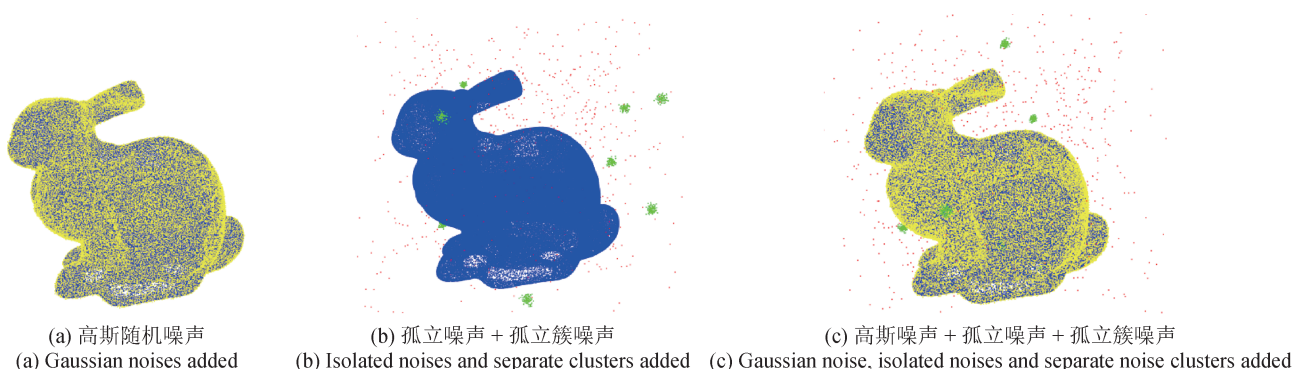


图5 不均匀密度分布3D点云添加噪声图

Fig.5 Inhomogeneous 3D point clouds with added noises

2.3 混合滤波去噪结果

为验证自适应参数混合滤波去噪效果, 对于2.2节的非均匀密度分布3D点云, 分别采用固定参数混合滤波、统计滤波和自适应参数混合滤波方法去噪。固定参数混合滤波中统计滤波邻域点

数为30个, 标准差系数为0.6; 半径滤波邻域点数为15个, 邻域半径为2.8; 统计滤波邻域点数为30个, 标准差系数分别为0.8和0.6。使用的笔记本电脑CPU型号为Intel®Core™ i7 16核, GPU型号为NVIDIA GeForce RTX 4060, 基于Windows操作

系统,使用python程序语言编写算法实现去噪。

图6(a)为采用固定参数滤波去噪的结果。由于采用高密度点云分布确定固定参数进行混合滤波,部分离群点噪声没有去除,导致兔子的背部边缘和腿部遮挡部位过度去噪,丢失了背部和腿部分特征信息。图6(b)为采用统计滤波去噪结果,统计滤波去掉了目标主体附近的随机噪声,但孤立噪声簇并没有滤除。图6(c)为采用自适应参数滤波去噪结果,体素分割合并后,根据不同的密度分布依据1.4节方法自适应确定混合滤波参数,稠密点云区域和稀疏点云区域的参数不同,

兔子背部及腿部等点云稀疏分布区域的细节信息得到保留。

图7为对实验室中采用3D测量仪获取的含有遮挡及表面高反光工件的3D点云进行处理的结果。图7(a)为采集的工件原始3D点云,点云数量为1 098 440个点,可以看出曲率剧变的顶部平面边缘部位3D点云稀疏,在顶部的通讯接口部位,由于曲率变化大和高反光导致3D点云密度不均匀。图7(b)和图7(c)分别为固定参数和自适应参数混合滤波结果,相较固定参数混合滤波,自适应参数混合滤波较好地保留了复杂结构和边缘细节信息。



图6 非均匀密度分布点云不同滤波方法去噪结果

Fig.6 Filtering results of point clouds with inhomogeneous densities using different methods

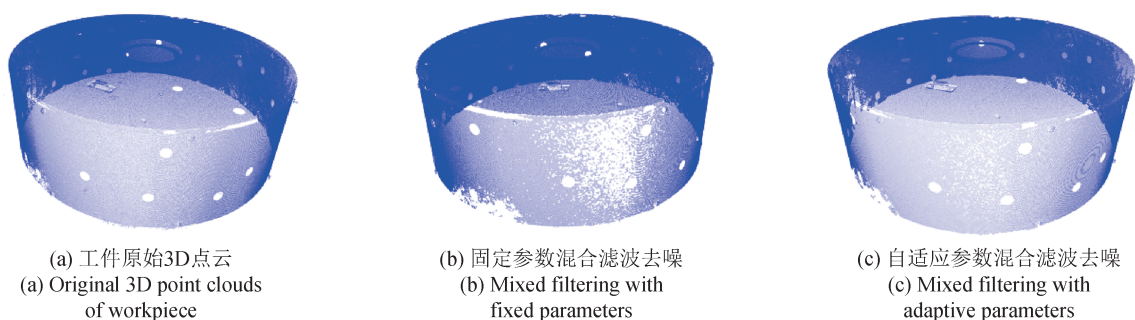


图7 实测工件非均匀密度分布点云不同滤波方法去噪结果

Fig.7 Filtering results of the workpiece point clouds with inhomogeneous densities using different methods

2.4 去噪结果评价

采用边缘保留率和噪声去除率评价本文所提自适应参数混合滤波去噪的效果,并与固定参数混合滤波效果进行比较^[12-13]。

1) 边缘保留率计算

边缘保留率指滤波去噪后边缘点数与原边缘点数的比值,表征去噪方法对复杂结构部件3D点云几何特征的细节信息保留能力。

对当前3D点的邻域点坐标去中心化,构建协方差矩阵 C ,即

$$C = \frac{1}{k_q} \sum_{i=1}^{k_q} (p_i - \bar{p})^T (p_i - \bar{p}) \quad (8)$$

式中: k_q 为当前点的邻域点数(对小尺度边缘, k_q 取10~20,以更好地评价局部几何突变); \bar{p} 为邻域点质心。求解协方差矩阵的特征值,对特征值按从大到小依次排序,选取前 n 个特征值(一般选择前3~5个)计算邻域平均曲率 H ,公式为

$$H = \frac{\lambda_n}{\sum_{i=1}^n \lambda_i}, \quad \lambda_1 > \dots > \lambda_i > \dots > \lambda_n \quad (9)$$

式中: λ_n 为最小特征值; λ_i 为不同特征向量的对应

特征值； H 反映了曲面在局部邻域的平坦程度，值越大，表示局部形状变化剧烈（该局部区域为边缘）。 λ_n 对应的特征向量为该点的法线方向。

当3D点的邻域平均曲率高于设定阈值 T 时，该3D点被标记为初始边缘点。可以利用所有3D点的 μ 和 σ 确定阈值 $T(T = \mu + 2\sigma)$ ，大于该阈值则认为边缘点。也可以根据经验确定阈值，若取前5个特征值，则邻域平均曲率最大值为0.2，则可确定阈值 $T \leq 0.2$ ，如可设为0.12。对于初始边缘点，通过夹角约束确定最终边缘点。计算初始边缘点与任一邻域点的夹角 θ_{ij} ，公式为

$$\theta_{ij} = \arccos\left(\frac{\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j}{\|\mathbf{n}_i\| \cdot \|\mathbf{n}_j\|}\right) \quad (10)$$

式中： \mathbf{n}_i 和 \mathbf{n}_j 分别为初始边缘点及其任一邻域点的法线方向向量，计算初始边缘点与其 k_q 个邻域点的夹角平均值为 $\bar{\theta}_{ij}$ 。如果初始边缘点与其邻域点的夹角平均值大于阈值则确定为边缘点。对于复杂部件尖锐边缘夹角，阈值通常取 $15^\circ \sim 25^\circ$ 。

计算去噪后边缘点数和去噪前原边缘点的比值，得到边缘保留率 E_{RP} ，公式为

$$E_{RP} = \frac{|E_d|}{|E_r|} \quad (11)$$

式中： E_d 为去除噪声后的边缘点数， E_r 为原3D点云边缘点数。

2) 噪声去除率计算

噪声去除率是指滤波后残留噪声点数的减少比例，用于评价去噪效果。参照文献[14-15]中的DBSCAN算法检测去噪前后孤立噪声点和噪声簇。噪声去除率 N_{DR} 的计算公式为

$$N_{DR} = \frac{|N_d|}{|N_r|} \quad (12)$$

式中： N_d 为去滤波后残留的噪声点数， N_r 为原3D点云中的噪声点数。

表1为对采用固定参数混合滤波、统计滤波和自适应参数混合滤波对添加不同噪声等级的公开3D点云以及实测多模式光源工件3D点云去噪结果评价的比较。

针对相同的噪声水平，自适应参数混合滤波对于稀疏密度分布的边缘等细节的保留率远远高于固定参数滤波，噪声去除率也高于固定参数混合滤波。对于不同噪声水平和不同半径的离群点簇噪声，自适应混合滤波对3D点云的边缘等细节都具有较高的保留率，对噪声具有很高的鲁棒性。

虽然自适应参数混合滤波由于自适应确定参

表1 不同噪声等级的固定参数和自适应参数混合滤波结果比较

Tab.1 Filtering performance comparisons of mixed filtering with fixed and adaptive parameters

方法	实验对象	参数	原始边缘 比例/%	滤波后边缘 比例/%	边缘 保留率/%	噪声 去除率/%	滤波 时间/ms
固定参数混合滤波	兔子	$S_{id} = 0.005 \text{ mm}, C_p = 100, C_c = 5, C_r = 0.02 \text{ mm}$	1.97	0.21	10.65	92.06	205
	工件		4.95	2.44	22.14	100	277
统计滤波	兔子	$S_{id} = 0.005 \text{ mm}, C_p = 100, C_c = 5, C_r = 0.02 \text{ mm}$	1.97	1.95	75.22	64.67	153
	工件		1.97	2.12	68.39	70.42	142
自适应参数混合滤波	兔子	$S_{id} = 0.005 \text{ mm}, C_p = 100, C_c = 5, C_r = 0.02 \text{ mm}$	1.97	1.81	91.87	97.21	1 807
		$S_{id} = 0.005 \text{ mm}, C_p = 500, C_c = 10, C_r = 0.03 \text{ mm}$	1.97	1.81	91.87	99.47	1 649
		$S_{id} = 0.02 \text{ mm}, C_p = 500, C_c = 10, C_r = 0.03 \text{ mm}$	1.97	1.53	77.66	84.22	1 932
	工件		4.95	3.07	87.25	100	2 403

注： S_{id} 为高斯噪声标准差， C_p 为孤立离群点数量， C_c 为离群点簇数量， C_r 为簇的分布半径。

数增加了计算时间,但其通过基于密度相似性体素合并减少了自适应参数确定的次数,基于计算复杂度分析,体素合并和参数确定所用时间远少于去噪方法所用时间,且点云规模越大,时间优势越明显。相较基于优化思想的滤波去噪方法依然具有较高的性价比,满足在线检测需求。

3 结论

由于智能制造领域复杂构件材质多样及几何形状复杂,采用光学检测技术获取工件表面3D点云时,扫描边缘等曲率剧烈变化部位或存在遮挡时获取的点云稀疏,得到难以处理的密度分布不均匀点云。本文提出了适用于密度分布不均匀3D点云的自适应参数确定混合滤波算法,基于体素分割及密度相似性合并体素,对不同密度分布的体素自适应确定统计滤波和半径滤波参数。采用公共数据集与采集的复杂结构工件3D点云,开展实验对该算法进行应用效果验证,并与统计滤波和固定滤波混合算法去噪结果进行比较。

实验结果表明:自适应参数混合滤波算法对密度分布不均匀3D点云去除噪声的同时,很好地保留了边缘等细节信息。将该方法应用于智能制造过程中复杂构件3D测量导致的不均匀密度分布3D点云去噪时,相较优化算法去噪速度更快,并能够充分保留复杂构件边角等曲率突变处的细节信息。利用该方法去噪后点云能够保证后续的3D重构精度,为智能制造复杂部件在线3D测量和装配缺陷检测提供了技术保证,可以满足智能制造在线检测需求。

参考文献

- [1] KAISER J, DEDIČ M. Influence of material on the density of a point cloud created using a structured-light 3D scanner[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(4): 1476.
- [2] JAVAHERI A, BRITES C, PEREIRA F, et al. Subjective and objective quality evaluation of 3D point cloud denoising algorithms [C]// 2017 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW), Hong Kong, China, 2017. DOI: 10.1109/ICMEW.2017.8026263.
- [3] 陶抒青. 基于密度聚类 and 投票判别的3D数据去噪方法[D]. 上海: 东华大学, 2017.
- TAO S Q. A noise reduction method for scanned 3D point cloud based on density clustering and majority voting[D]. Shanghai: Donghua University, 2017. (in Chinese)
- [4] 秦亚光, 罗周全, 汪伟, 等. 采空区3D激光扫描点云数据处理技术[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2016, 37(11): 1635-1639.
- QIN Y G, LUO Z Q, WANG W, et al. Cavity three-dimensional laser scanning point cloud data processing technology[J]. *Journal of Northeastern University(Natural Science)*, 2016, 37(11): 1635-1639. (in Chinese)
- [5] WEI M Q, YU J Z, PANG W M, et al. Bi-normal filtering for mesh denoising[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2015, 21(1): 43-55.
- [6] SUN Y J, SCHAEFER S, WANG W P. Denoising point sets via L0 minimization[J]. *Computer Aided Geometric Design*, 2015, 35: 2-15.
- [7] ZHENG Y L, LI G Q, WU S H, et al. Guided point cloud denoising via sharp feature skeletons[J]. *The Visual Computer*, 2017, 33: 857-867.
- [8] LI H B, LI Y B, YU R X, et al. Surface reconstruction from unorganized points with L0 gradient minimization [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2018, 169: 108-118.
- [9] 李鹏飞, 吴海娥, 景军锋, 等. 点云模型的噪声分类去噪算法[J]. *计算机工程与应用*, 2016, 52(20): 188-192.
- LI P F, WU H E, JING J F, et al. Noise classification denoising algorithm for point cloud model [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(20): 188-192. (in Chinese)
- [10] 焦亚男, 马杰, 钟斌斌. 一种基于尺度变化的点云并行去噪方法[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2021, 54(3): 277-282.
- JIAO Y N, MA J, ZHONG B B. Point cloud parallel denoising algorithms based on scale change [J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2021, 54(3): 277-282. (in Chinese)
- [11] YU J Z, WEI M Q, QIN J, et al. Feature-preserving mesh denoising via normal guided quadric error metrics [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2014, 62(6): 57-68.
- [12] ZHOU L, SUN G X, LI Y, et al. Point cloud denoising review: from classical to deep learning-based approaches

- [J]. Graphical Models, 2022, 121: 101140.
- [13] AN Y, ZHAO P, LI Z, et al. Self-adaptive polygon mesh reconstruction based on ball-pivoting algorithm[J]. International Journal of Computer Applications in Technology, 2016, 54(1): 51-60.
- [14] CHEN H, XIE T, MA L, et al. Surface extraction and boundary detection based on DBSCAN clustering in 3D point clouds [C]// 2023 IEEE 16th International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI). Harbin: IEEE, 2023: 11-15.
- [15] CHEN H, LIANG M, LIU W Q, et al. An approach to boundary detection for 3D point clouds based on DBSCAN clustering[J]. Pattern Recognition, 2022, 124: 108431.

(本文编辑: 刘宇轩)



第一作者:程谦(2003—),男,博士研究生,主要研究方向为3D点云处理方法、基于点云的3D表面重建。



通信作者:李洋(1988—),男,助理研究员,博士,主要研究方向为光学精密测量技术与仪器,重点围绕大尺寸几何特征高精度测量及重构、合作目标图像特征自动检测、机器视觉自适应光学成像系统测控等多项关键技术展开研究。