激光扫描数据的密集噪声剔除方法

陈世超1, 戴华阳1, 王成2, 习晓环2*, 管力1

¹中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院,北京 100083; ²中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室,北京 100094

摘要 为了有效剔除地面激光扫描数据中的大范围密集噪声,同时保留建筑物边缘特征,提出了一种基于距离变 化并融合点云强度与密度信息的去噪方法。分析了噪声空间分布特征和点云强度分布,基于水平角和竖直角建立 空间四叉树索引,在叶子节点内基于点前后间距特征实现局部点的快速聚类和孤立噪声剔除,在同类点集中基于 不同类别强度点数的比值剔除大范围密集噪声。研究结果表明,所提算法能够有效剔除地面激光扫描数据中存在 的大范围密集噪声,精度达 90%以上。

Method for Filtering Dense Noise from Laser Scanning Data

Chen Shichao¹, Dai Huayang¹, Wang Cheng², Xi Xiaohuan²*, Guan Li¹

¹ College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining & Technology (Beijing),

Beijing 100083, China;

² Key Laboratory of Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

Abstract To remove the large-scale and dense noise from the terrestrial laser scanning data and keep the edge features of buildings, a filtering method fusing intensity with density of points is proposed based on the varied distance of the points to the scanning stations. The spatial distribution of noise and the intensity distribution of point clouds are analyzed comprehensively. The spatial quadtree index is established based on the horizontal and vertical angles. The fast clustering of local points and the removal of isolated points are realized based on the account of the distance before and after points in the leaf nodes, and the large-scale and dense noise is filtered out according to the ratio among different types of intensity point numbers in the same point set. The research results show that the proposed method can be used to effectively filter out the large-scale and dense noise involved in the terrestrial laser scanning data with an accuracy of above 90%.

Key words remote sensing; terrestrial laser scanning data; denoising of point clouds; dense noise; spatial distribution of noise; intensity distribution

OCIS codes 280.3640; 030.4280; 100.3008

1 引 言

地面三维激光扫描(TLS)技术已经成为获取地 物目标三维空间信息的重要手段,并在各行业发挥 着重要作用^[1-3]。在实际应用中,每次扫描获取的点 云数据往往数以亿计,其中不可避免地会存在各种 噪声^[4],且噪声密度越大,对点云质量的影响越大,因此,亟需采取合适的算法加以剔除。

国内外学者在点云去噪方面开展了大量的研 究^[5],基于噪声的空间分布可将其分为3类:1)偏 离主体点云较远的点,一般为空气中稀疏的离散点 或者孤立的小而密集的点;2)距离点云主体较近或

收稿日期: 2018-09-14; 修回日期: 2018-09-24; 录用日期: 2018-09-29

基金项目:国家自然科学基金(41628101,41871264)

与有效点云混在一起的噪点;3)大范围的密集噪声。 第1类噪声通常可采用统计滤波、半径滤波、格网去 噪和基于点密度去噪等算法[6]进行滤除。第2类噪 声可采用运动稳健主成分分析(MRPCA)算法^[7]、 基于偏微分方程的曲面逼近算法[8]和双边滤波算法 及其改进后的算法[9-11]等进行滤除,其主要思想是 对点云进行平滑处理,而对于大范围的高密度噪点, 仍需手工剔除。第3类噪声大多采用手工剔除的方 法。基于点的空间位置信息,文献[12-13]通过局部 拟合曲面将偏离拟合曲面较远的点视为噪点进行剔 除。曹爽等[14]采用栅格去噪和改进的双边滤波算 法分步剔除噪点,但剔除大范围高密度噪声的效果 不佳。Shao 等^[15] 采用格网滤波剔除第1类噪声, 对于含有第2类噪声的点云将其投影到平面后,采 用离散小波阈值(DWT)算法进行去噪。Haque 等[16]采用法向量偏差和点到其近邻点的距离识别 噪点。基于点的强度信息,Zhang 等^[17]提出了一种 基于点云强度的扩散滤波方法,对小尺度噪声进行 了处理。赵凯等[18]提出了一种基于体素栅格的快 速密度聚类算法,在处理大规模噪声上取得了较好 的效果,但当噪声与有效点云混在一起时,去噪效果 不理想。TLS 系统通常以预设固定的角度分辨率 进行等角扫描,在进行全方位长距离扫描时,因周围

地物、地貌的空间分布的差异,距离扫描仪越远点密 度越低,距离变化越大,点云整体密度越不均匀。因 此,仅依赖点的位置信息或点的强度信息很难去除 大范围的密集噪声。

本文以剔除大范围密集噪声和保留建筑物边缘 特征为目的,提出一种基于距离变化并融合点云强 度与密度信息的去噪算法,最后利用实际扫描数据, 验证了所提方法的去噪效果和精度。

2 方法原理

2.1 噪声点空间分布特征

传统去噪算法基于点密度、点间关联性等特征 实现,对于含有大范围密集噪声的情况,噪声点密度 与周围有效点云相差较小,且分布较广,无法基于局 部点密度或关联性实现去噪,但其空间分布和强度 与非噪声数据具有一定差异。某一扫描站点获取 的点云数据的噪声空间分布如图1所示,红色为 噪声点,其空间分布特征为:1)点由扫描仪向四周 沿径向发散,且竖直角在90°附近;2)大范围的密 集噪声位于扫描仪的近距离端,一般噪声位于扫 描仪的远距离端;3)扫描仪近端的噪点密度与其 附近真实点云的密度差值小,而与远端的噪点密 度相差大。



图 1 噪声空间分布。(a) TLS 附近点云数据;(b)某方向垂直剖面

Fig. 1 Spatial distribution of noise. (a) Point clouds data nearby TLS; (b) vertical profile along one direction

2.2 噪声强度分析

点云中反射强度高的点可视为有效点云,反射 强度较低的点既包含远距离点、建筑物和植被边缘 等有效点云,也包含了大量的噪声。点云的强度值 近似服从高斯正态分布,可采用不同倍数的强度标 准差σ作为高低强度点的临界值。由于原始点云对 象复杂,实验选取半径 20 m 范围内的点云,采用不 同临界值去除低强度点并比较去噪效果。当临界值 不低于 2σ 时,能够剔除大范围的密集噪声,但剔除 噪声点的同时,也删除了远距离点和对象边缘点,点 云强度图如图 2 所示,蓝色为低强度点,绿色为高强 度点。临界值越大,误删的点越多,故采用 2σ 作为 高低强度点的临界值。

对点云噪声的分析可知,大范围的密集噪声在空间上沿径向分布,其密度随距离增加逐渐减小,与周围 真实点云密度的差异性逐渐变大,且其强度小于点云 强度高斯分布的 2*o*。因此,在近距离区域,基于强度差 异实现去噪;在远距离区域,基于密度差异实现去噪。



图 2 点云强度图。(a)全部点云;(b)剔除强度低于 2σ 的点后的点云

Fig. 2 Intensity map of point cloud. (a) All point clouds; (b) point clouds after points with intensity less than 2σ removed

2.3 噪声剔除算法

基于上述分析,本研究提出了基于距离变化并 融合强度和密度信息的点云去噪算法,点云去噪算 法流程如图3所示。总体来讲,包括以下3步。首 先,将点云的坐标转换为极坐标格式,计算点云强度 分布的标准差。接着,基于四叉树建立空间索引。 最后,对每个叶子节点根据距离的不同采取不同的 方法剔除噪声。



图 3 点云去噪算法流程 Fig. 3 Flow chart of point cloud denoising algorithm

具体步骤如下。

第1步:建立点云空间索引。点云空间划分的 方法有八叉树^[19]、格网和 Kdtree^[20]等。八叉树和 格网常用于划分密度均匀的点云,Kdtree 常用于近 邻点搜索,但当点云体量非常大时,近邻搜索的速度 较慢。由于地面激光扫描数据量大、密度变化大且 噪声沿径向分布,采用空间极坐标法进行空间划分, 基于水平角和竖直角建立空间四叉树索引。由于扫 描仪以预设的角度分辨率(水平角 H_a和竖直角 V_a)进行扫描,在划分点云空间时,可采用 4H_a~ 6H_a和 20V_a~30V_a 作为最小分割角度来终止空间 划分。

第2步:远近距离的划分。近距离区域内的噪声主要是大范围的密集噪声,远距离区域的噪声主要是空气中稀疏的离散点,不同距离区域内的噪声 密度和强度差异不同。为了剔除大范围密集噪声同时又保持远距离区域内的地物、地貌,应依据大范围 高密度噪声的最远距离来划分远近距离。

第3步:噪声剔除。点云中的孤立点可视为噪 点。在叶节点内,基于点到扫描仪的距离由小到大进 行排序。设置点前后间距的阈值 *T*₁,小于 *T*₁ 的归为 一类,大于等于 *T*₁ 的视为孤立点,遍历一次叶节点即 可实现节点内点云的快速聚类和孤立点的删除。

通常孤立噪点的点间距较大,可采用局部点密 度进行剔除^[21]。对于地面点云,点的理论平均点间 距 *d* 可表示为

$$d = 2r \sin \sqrt{\frac{\theta \varphi}{2}}, \qquad (1)$$

式中:r 为点到扫描仪的距离; θ 和 φ 分别为竖直和 水平方向的扫描角度分辨率。由于孤立点的前后点 间距要远大于该点的理论平均点间距,可设置阈值 $T_1 = 10d$ 。

聚类后的同类点集中可能包含噪声、边缘点和 非边缘点。用 a 表示非边缘点个数,b 表示边缘点 个数,c 表示噪点个数,l 表示低强度点数,h 表示高 强度点数,则

$$\begin{cases} h = a \\ l = b + c \end{cases}$$
(2)

通常非边缘点个数 a 大于边缘点个数 b,即 a/b>1。若同类点集中高强度点数 h 与低强度点数 l 的比值较低,说明 c 值较大,即点集中出现大量 噪点。因此,设置阈值为 T_2 ,若 h 与 l 的比值低于 T_2 ,则删除点集中的低强度点。由于 c 值的随机 性,很难实现阈值 T_2 的自适应设置,因此设置 T_2 为某一常数,即 $T_2 = 0.1$ 。

3 实验结果与分析

实验数据来自于奥地利 Rigel 公司的 VZ 4000 扫描仪,选用两站点云数据,其中1号数据点数为 29404265个,2号数据点数为41947191个。分别 使用所提算法、开源软件 Cloud compare 中的 noise filter^[22]和统计滤波联合半径滤波^[23]进行去噪实 验。Noise filter 定义一个搜索半径 R,如果每个点 的 R 邻域内的点数小于 3,将被视为噪点;反之将拟 合局部平面,距离拟合平面较远的邻域点被视为噪 点。统计滤波对搜索点到邻域点的距离进行统计分 析以剔除统计范围外的噪点,半径滤波通过查询点 在指定半径内的近邻点个数剔除其近邻点个数较少 的点。所提算法和 Cloud compare 软件采用的参数 如表1所示,Cloud compare、统计滤波联合半径滤 波和所提算法的去噪效果如图 4~6 所示。Noise filter 和统计滤波联合半径滤波在密集的噪声区域 均存在去噪不充分的问题,而在远距离处均存在过 度去噪的问题,原因在于不同距离的点密度分布不 同,若仅采用某点半径范围内的点数判别该点是否 为噪点,则会对远距离处稀疏的真实点云造成误删, 同时也会将密集的噪点视为真实的点云。由图 5 和 图 6 可知,在保持建筑物边缘方面所提方法优于 noise filter 和统计滤波联合半径滤波,但对部分电 线存在过度去噪,原因在于电线的反射强度较低而 引起误删。仅从去噪效果图上看,所提算法明显优 于 noise filter 和统计滤波联合半径滤波。

为了量化去噪精度,根据文献[24]的滤波误差 评价方法,将点云 N 分为噪声 N_n和非噪声 N_s。 对点云去噪后,剔除的噪声 N_a即包含真实的噪声 $N_{\rm b}$,也包含非噪声 $N_{\rm c}$;保留的点云 $S_{\rm a}$ 即包含真实 的点云 $S_{\rm b}$,也包含噪声 $S_{\rm c}$ 。采用 $K_{\rm N}$ 表示噪声识别 精度,即 $K_{\rm N} = N_{\rm b}/N_{\rm n} \times 100\%$; $K_{\rm R}$ 表示将非噪声识 别精度,即 $K_{\rm R} = S_{\rm b}/N_{\rm s} \times 100\%$;K 表示去噪精度, 即 $K = (N_b + S_b) / N \times 100\%$ 。由于点云体量大,很 难统计点云中的全部噪声数据。采用随机抽样的方 法,在存在特征噪声的水平方向上随机选择4个方 向,分别计算4组点云的K_N、K_R、K,将其均值视为 整体点云的 K_{N} 、 K_{R} 、K。所提算法、统计滤波联合 半径滤波和 Cloud compare 去噪精度如表 2 所示, 运行效率和去噪后点数与原始点数占比如表 3 所 示。对于2组点云,所提算法和统计滤波联合半径 滤波的运行效率远大于 Cloud compare,但所提算 法的噪声识别精度分别为 92.7%和 92.9%, 非噪点 识别精度分别为 96.8%和 97.4%, 去噪精度分别为 94.9%和 96.2%,明显高于滤波联合半径滤波和 Cloud compare。

| 表1 所 | 提算法和 | Cloud | compare | 软件采 | :用的 | 参数 |
|------|------|-------|---------|-----|-----|----|
|------|------|-------|---------|-----|-----|----|

| | Table 1 | Parameters | for | proposed | method | and | Cloud | compare | software |
|--|---------|------------|-----|----------|--------|-----|-------|---------|----------|
|--|---------|------------|-----|----------|--------|-----|-------|---------|----------|

| Test | | | Proposed m | nethod | | Statistical filter & radius filter | | | | | |
|--------------|--------------------|----------------|----------------------|-------------------|---------|------------------------------------|-----------------------|------------|--------------|-------|--|
| I est Minimu | | mum | Intensity Range | | | | Number of Multiple of | | Search | | |
| data | segmentation angle | | critical | critical critical | ${T}_1$ | T_{2} | neighboring standard | | radius /m | R / m | |
| | arphi /(°) | $\theta / (°)$ | value $/\mathrm{dB}$ | value / m | | | points | deviations | Taulus / III | | |
| 1 | 0.10 | 0.5 | 1186 | 460 | 10d | 0.1 | 40 | 3 | 0.5 | 0.5 | |
| 2 | 0.08 | 0.4 | 1162 | 538 | 10d | 0.1 | 40 | 3 | 0.5 | 0.5 | |



图 4 全部点云的去噪效果。(a)数据 1,原始数据;(b)数据 1,Cloud compare;(c)数据 1,统计滤波联合半径滤波;(d)数据 1, 所提算法;(e)数据 2,原始数据;(f)数据 2,Cloud compare;(g)数据 2,统计滤波联合半径滤波;(h)数据 2,所提算法

Fig. 4 Denoising results for all point clouds. (a) Data 1, original data; (b)data 1, Cloud compare; (c) data 1, statistical filter & radius filter; (d) data 1, proposed method; (e) data 2, original data; (f) data 2, Cloud compare; (g) data 2, statistical filter & radius filter; (f) data 2, proposed method

表 2 所提算法、统计滤波联合半径滤波和 Cloud compare 的去噪精度

Table 2 Denoising accuracy of proposed method, statistical filter & radius filter and Cloud compare

| | | | $K_{\rm N}/\%$ | | | K / $%$ R | | | K / % | |
|------|-------------|----------|----------------|---------|----------|-------------|---------|----------|-------------|---------|
| | Horizontal | | Statistical | | | Statistical | | | Statistical | |
| Data | direction / | Proposed | filter & | Cloud | Proposed | filter & | Cloud | Proposed | filter & | Cloud |
| | (°) | method | radius | compare | method | radius | compare | method | radius | compare |
| | | | filter | | | filter | | | filter | |
| | 72-73 | 90.4 | 55.8 | 52.3 | 98.7 | 59.6 | 62.3 | 95.6 | 58.4 | 60.3 |
| | 146-147 | 92.3 | 57.3 | 59.8 | 95.5 | 66.8 | 69.7 | 94.4 | 63.8 | 65.8 |
| 1 | 271-272 | 94.9 | 65.2 | 50.1 | 96.5 | 65.1 | 65.1 | 95.3 | 61.1 | 61.6 |
| | 332-333 | 93.3 | 56.3 | 55.7 | 96.3 | 59.6 | 60.3 | 94.4 | 57.6 | 57.0 |
| | Average | 92.7 | 58.7 | 54.5 | 96.8 | 62.78 | 64.4 | 94.9 | 60.2 | 61.2 |
| | 40-42 | 93.9 | 62.9 | 73.8 | 96.0 | 66.4 | 81.3 | 95.1 | 63.2 | 78.3 |
| | 159-161 | 93.5 | 64.9 | 67.6 | 96.3 | 66.7 | 80.2 | 95.4 | 66.1 | 77.6 |
| 2 | 215-217 | 91.7 | 67.5 | 61.7 | 98.7 | 62.1 | 75.2 | 97.2 | 60.7 | 71.4 |
| | 323 - 325 | 92.5 | 58.2 | 60.9 | 98.7 | 73.8 | 75.6 | 96.9 | 71.1 | 69.3 |
| | Average | 92.9 | 61.1 | 66.0 | 97.4 | 67.2 | 78.1 | 96.2 | 65.3 | 74.2 |



图 5 数据 1 局部建筑物边缘和电线点云的去噪效果。

(a)原始数据;(b) Cloud compare;(c)统计滤波联合半径滤波;(d)所提算法

Fig. 5 Denoising results for edges of partial buildings and partial electric wires from data 1. (a) Original data;(b) Cloud compare; (c) statistical filter & radius filter; (d) proposed method



图 6 数据 2 局部建筑物边缘和电线点云的去噪效果。

(a)原始数据;(b) Cloud compare;(c)统计滤波联合半径滤波;(d)所提算法

Fig. 6 Denoising results for edges of partial buildings and partial electric wires from data 2. (a) Original data;

(b) Cloud compare; (c) statistical filter & radius filter; (d) proposed method

表 3 所提算法、统计滤波联合半径滤波和 Cloud compare 的运行效率和去噪后的点数占比

Table 3 Operation efficiency and ratio of number of denoised points to original points of proposed method, statistical filter & radius filter and Cloud compare

| | | Operation efficiency | у | Ratio of number of denoised points to original points $/\%$ | | | |
|------|-------------|----------------------|--------------|---|----------------------|---------|--|
| Data | Proposed | Statistical filter & | Cloud | Proposed | Statistical filter & | Cloud | |
| | method /min | radius filter /min | compare /min | method | radius filter | compare | |
| 1 | 1.5 | 1.2 | >30 | 97.4 | 61.3 | 72.2 | |
| 2 | 2.4 | 2.0 | >30 | 97.5 | 62.7 | 70.6 | |

4 结 论

提出了一种 TLS 点强度和密度相结合的点云 去嗓算法,解决了大范围密集噪声的快速高精度去 嗓问题,同时又保持了点云中建筑物边缘信息,最后 通过实验验证了所提算法的有效性,为点云的后续 处理供了高质量的基础数据。不足之处在于远近距 离的划分不能自适应,而且会对部分电线等反射强 度较低的点造成误删,因此还需进一步开展深入 研究。

参考文献

Zhang L S, Cheng X J. Tunnel deformation analysis based on lidar points [J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(4): 0404004.

张立朔,程效军.基于激光点云的隧道形变分析方法 [J].中国激光,2018,45(4):0404004.

 Zhang T, Chen X J. Bridge amplitude monitoring with three-dimensional laser scanning technology[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55 (5): 051409.

章涛,陈西江.利用三维激光扫描技术监测桥梁振幅 [J].激光与光电子学进展,2018,55(5):051409.

- [3] Cai Y, Xu W B, Liang D, et al. Distinguishing phyllostachys edulis age based on laser scanning intensity[J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45 (1): 0110003.
 蔡越,徐文兵,梁丹,等.基于激光回波强度判别毛 竹年龄[J].中国激光, 2018, 45(1): 0110003.
- [4] Landa J, Procházka D, Šťastný J. Point cloud processing for smart systems [J]. Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis, 2013, 61(7): 2415-2421.
- [5] Han X F, Jin J S, Wang M J, et al. A review of algorithms for filtering the 3D point cloud[J]. Signal Processing: Image Communication, 2017, 57: 103-112.
- [6] Zaman F, Wong Y P, Ng B Y. Density-based denoising of point cloud [C] // 9th International

Conference on Robotic, Vision, Signal Processing and Power Applications, February 2-3, 2016, Penang, Malaysia. Singapore: Springer Singapore, 2016: 287-295.

- [7] Mattei E, Castrodad A. Point cloud denoising via moving RPCA [J]. Computer Graphics Forum, 2017, 36(8): 123-137.
- [8] Xiao C X, Miao Y W, Liu S, et al. A dynamic balanced flow for filtering point-sampled geometry [J]. The Visual Computer, 2006, 22(3): 210-219.
- [9] Fleishman S, Drori I, Cohen-Or D. Bilateral mesh denoising[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 950-953.
- [10] Moorfield B, Haeusler R, Klette R. Bilateral filtering of 3D point clouds for refined 3D roadside reconstructions [M]. Cham: Springer International Publishing, 2015: 394-402.
- Li W L, Xie H, Zhang G, et al. Adaptive bilateral smoothing for a point-sampled blade surface [J].
 ASME Transactions on Mechatronics, 2016, 21(6): 2805-2816.
- [12] Zhao C, Shi Y L, Cheng J T. A new near point denoising algorithm for point cloud [J]. Advanced Materials Research, 2012, 479/480/481: 2152-2156.
- [13] Smítka V, Štroner M. 3D scanner point cloud denoising by near points surface fitting [J]. Proceedings of SPIE, 2013, 8791: 87910C.
- [14] Cao S, Yue J P, Ma W. Bilateral filtering denoise algorithm for point cloud based on feature selection
 [J]. Journal of Southeast University(Natural Science Edition), 2013, 43(S2): 351-354.
 曹爽,岳建平,马文.基于特征选择的双边滤波点云 去噪算法[J].东南大学学报(自然科学版), 2013, 43(S2): 351-354.
- [15] Shao Q, Xu T, Yoshino T, et al. Classified denoising method for laser point cloud data of stored grain bulk surface based on discrete wavelet threshold
 [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2016, 9(4): 123-131.
- [16] Haque S, Govindu V M. Robust feature-preserving

denoising of 3D point clouds[C] // IEEE International Conference on 3D Vision, October 25-28, 2016, Stanford, CA, USA. New York: IEEE, 2016: 83-91.

- [17] Zhang Y, Lyu 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.
- [18] Zhao K, Xu Y C, Li Y L, et al. Large-scale scattered point cloud denoising method based on VG-DBSCAN algorithm [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(10): 1028001.
 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): 1028001.
- [19] Sveier A, Kleppe A L, Tingelstad L, et al. Object detection in point clouds using conformal geometric algebra[J]. Advances in Applied Clifford Algebras, 2017, 27(3): 1961-1976.
- [20] Zhang K, Qiao S Q, Gao K. A new point cloud reconstruction algorithm based-on geometrical features[C] // 2015 7th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC), December 18-20, 2015, Sousse, Tunisia. New York:

IEEE, 2015: 297-302.

- [21] 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.
 李鹏飞, 吴海娥, 景军锋, 等. 点云模型的噪声分类 去嗓算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(20): 188-192.
- [22] Giradeau M D, Bougacha S, Bey A, et al. Cloud compare [CP/OL]. (2018-02-04) [2018-02-05]. http://www.cloudcompare.org/.
- [23] Li R Z, Yang M, Ran Y, et al. Point cloud denoising and simplification algorithm based on method library [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011008.
 李仁忠,杨曼,冉媛,等.基于方法库的点云去噪与 精简算法[J].激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 011008.
- [24] Zhu X X, Wang C, Xi X H, et al. Hierarchical threshold adaptive for point cloud filter algorithm of moving surface fitting [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(2): 153-160.
 朱笑笑, 王成, 习晓环, 等. 多级移动曲面拟合的自适应阈值点云滤波方法[J]. 测绘学报, 2018, 47 (2): 153-160.