Laser & Optoelectronics Progress

多窗口顶帽变换机载激光点云噪声去除

赵宗泽,王春阳*,王宏涛,王双亭

河南理工大学测绘与国土信息工程学院,河南 焦作 454000

摘要 机载激光雷达系统可以直接有效地获取地物的三维点云信息,为数字高程模型生成和建筑物检测与三维重建提供强有力的数据保障,但原始点云数据不可避免地会产生噪声点。提出了一种基于多窗口顶帽变换的机载激光雷达点云噪声去除算法。首先,根据原始点云间隔对点云进行内插生成网格,分别获取了最大和最小网格数据;然后,对网格数据进行聚类,根据每个聚类区域的尺寸设置阈值,检测出初始噪声点所在网格区域;最后,利用白、黑顶帽变换理论分别对最大和最小网格数据进行处理,检测出最终的噪声点所在网格区域。利用 ISPRS 数据对此方法和其他方法进行对比实验分析,结果表明,本文方法不仅可以较好地去除噪声点,还可以较完整地保存原始点云的细节信息。

关键词 遥感;噪声点去除;机载激光雷达;聚类;顶帽变换

中图分类号 P23

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.112802

Noise Removal of Multi-Window Top-Hat Transformation from Airborne Laser Point Cloud

Zhao Zongze, Wang Chunyang*, Wang Hongtao, Wang Shuangting

School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China

Abstract Airborne laser radar (LiDAR) system can directly and effectively obtain three-dimensional point cloud information of ground features, to provide powerful data guarantee for the generation of digital elevation model, building detection and three-dimensional reconstruction. However, the original point cloud data will inevitably produce noise points. A method of noise removal for airborne LiDAR point cloud based on the multi-window top-hat transformation is proposed. The grid interpolation is performed on the point cloud according to the interval of point cloud to obtain the maximum and minimum grid data, respectively. The grid data is clustered, and the original noise areas are detected by setting the area size threshold. The maximum and minimum grids are processed using the white and black top-hat transformation theory respectively to detect the final grid area where noise points are located. The method is compared and analyzed with other methods based on the ISPRS data. The results show that the proposed method can remove the noise points, and completely preserve the details of the original point cloud.

Key words remote sensing; noise removal; airborne light radar; cluster; top-hat transformation

OCIS codes 280.3640; 030.4280; 100.6890

1 引 言

近几年来,点云数据一直是数字摄影测量中获取三维数据的有效手段,可以为城市三维重建、地理国情监测、智慧城市,以及城市规划与管理提供有效的数据支撑,点云数据处理也是数字摄影测量和计算机视觉的重要研究内容。机载激光雷达

(LiDAR)可以快速地获取大范围且高精度的地形数据,自20世纪90年代以来,已经成为获取地面物体三维数据信息的主要手段[1]。通常,原始机载激光点云中会包含大量的噪声点,在点云数据处理之前需要进行去噪。一般,噪声点包括高噪声点和低噪声点两大类[2]:高噪声点的产生主要是由激光光束打到鸟或飞机等较高飞行物上引起的,而低噪声

收稿日期: 2018-06-12; 修回日期: 2018-07-12; 录用日期: 2018-07-18

基金项目:河南省自然科学基金面上项目(182300410115)、河南省科技攻关(38172102310350)、河南理工大学博士基金 (660507/018)

^{*} E-mail: wcy@hpu.edu.cn

点是由多路径反射引起的。从点云噪声的空间分布特性来看,可以归纳为两类[3-4]:1)典型噪声点,多表现为高程异常的孤立点;2)非典型噪声点,为某些噪声点的聚类,在局部范围内可能不表现为高程异常点,这类噪声点多表现为簇状点云。

许多学者针对点云噪声的检测和去除方法进行 了研究,现有的方法可以分为三类:1) 利用某些滤 波方法去除噪声点云[5,6-8];2) 通过相邻点之间的分 布关系来检测和去除噪声点云[2,9-10];3) 依据局部 区域的点云密度进行去噪[3-4]。第1类方法主要通 过滤波平滑算法对三维点云进行处理,从而去除高、 低噪声点,这类方法虽然可以较好地去除噪声点,但 也会平滑地物(例如植被)的细节信息;第2类方法 利用某点与相邻点云之间的分布状态来确定该点云 是否为噪声点,这类方法对典型孤立噪声点可以较 好地进行检测,但对非典型噪声点的识别难度较大; 第3类方法假设噪声区域为低密度区域的单一或聚 类物体,也就是对低密度区域进行检测,但大部分基 干密度的去噪方法通常不能处理非典型簇状噪声点 云,虽然部分方法可以对簇状点云进行检测和去除, 但是需要大量的参数来识别出簇状点云,增加了点 云处理的复杂程度[3]。

在形态上,三维点云的噪声点主要表现为高程偏离其邻域范围较远的一些点,因此,噪声识别的关键在于邻域范围和高程阈值的确定。首先,本文对点云数据进行内插,生成点云网格数据,并统计出网格内的最大值和最小值,分别生成最大值和最小值网格数据;然后,对网格数据进行聚类,统计出不同聚类区域的面积,将小面积区域内的点设为候选噪声点;最后,利用白顶帽变换从最大值网格数据中检测出高噪声点所在网格,利用黑顶帽变换从最小值网格数据中检测出低噪声点所在网格,并分别从高、低噪声网格中识别出噪声点。

2 噪声点检测算法

2.1 点云网格化

关于激光点云相邻关系的组织方式主要有三种^[11]:1)点云网格化,广泛应用于滤波^[12]、建筑物提取^[13]和地物分类^[14]过程中;2)对点云构建三角网,主要应用于滤波^[15]过程中;3)三维网格^[16]。在本文中,利用网格化作为点云相邻关系的组织方式,主要原因为^[17-18]:1)易于数据管理,更容易处理点之间的空间拓扑关系;2)较成熟的影像处理算法可以应用到网格数据的处理过程中;3)网格间距与点

云间隔保持一致,因此点云的信息损失很少。

为了对原始激光点云进行内插生成网格数据,需要建立点云水平面坐标(X,Y)与网格坐标(i,j)之间的对应关系。为了方便转换,使两坐标系坐标轴 X 和 i 以及 Y 和 j 之间的方向相同,所以,坐标(X,Y)与(i,j)之间的转换关系为 $^{[19]}$

$$i = \operatorname{Int}\left(\frac{X - X_{\min}}{L}\right),$$
 (1)

$$j = \operatorname{Int}\left(\frac{Y - Y_{\min}}{L}\right),\tag{2}$$

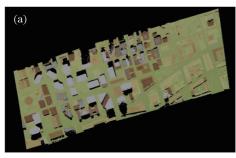
式中 Int()为取整函数, X_{min} 和 Y_{min} 分别表示点云水 平 X 和 Y 坐标最小值, L 为网格间隔, 即网格的空 间分辨率,它的取值大小与激光点云的间隔有关,对 于每个网格(i,i)内点云的分布,可以通过(1)式和 (2) 式统计出落在网格(i,j) 内的所有点,从而,利 用这些点对应的高程值确定出该网格的值。然而, 激光点云的随机分布将会导致某些网格内没有点, 而某些网格内会存在多个点。为了解决此问题,当 网格内没有点时,采用最邻近内插方法获取该网格 的值;当网格内存在多个点时,分别记录网格内点的 最大或最小高程值。具体的内插步骤如下:1) 计算 出激光点云坐标 X、Y 的最大值和最小值,并根据点 云的间隔决定网格分辨率 L:2) 利用(1)式和(2)式 计算出每个激光点(X,Y)对应的网格坐标(i,j),每 个网格对应一个容器,把落在网格内激光点的序号 存入容器内,并分别统计出网格内激光点的高程最 大和最小值; 3) 经过以上处理以后,对于网格内没 有点的网格来说,网格为空值,可以通过最邻近内插 的方法获取网格值,保证激光点云的原始信息,对于 大面积的网格空值(如池塘和河流),不进行内插 处理。

如图 1 所示,通过以上步骤,可以将激光点云内插生成网格数据 g,在内插过程中,利用最邻近内插方法获取无点网格的网格值,从而极大可能地保存点云原始信息。

2.2 噪声点初始区域检测

关于三维点云噪声点检测,首先利用高程信息对点云进行聚类,检测出面积较小的聚类区域,作为噪声点的候选区域。利用相邻网格高程的标准差进行聚类,计算每个网格 3×3 领域内高程值的标准差,表示为

$$S(i,j) = \sqrt{\frac{\sum\limits_{\substack{i-1 \leqslant m \leqslant i+1\\ j-1 \leqslant n \leqslant j+1}} \left[g(m,n) - z_{\text{mean}}\right]^{2}}{N}}, (3)$$



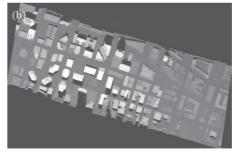


图 1 三维激光点云网格化。(a)原始激光点云;(b)点云内插网格数据

Fig. 1 Gridding of three-dimensional laser point cloud. (a) Raw laser point cloud; (b) grid data interpolated from point cloud

式中i和j为当前网格对应的行数和列数,m和n为相邻网格对应的行数和列数,g(m,n)为网格(m,n)处对应的网格最大值(最小值), z_{mean} 为所有相邻网格的平均高程值,N为参与计算的网格数量。

通常情况下,在某网格的 3×3 邻域内,如果高程值的标准差小于 1,则认为该邻域内网格属于同一区域,否则,不划分为同一区域。根据此原则,对三维点云内插网格进行聚类,从而生成不同的聚类

区域,聚类结果如图 2(a)所示,图中不同颜色代表不同的分割区域。针对每个分割区域,通过设置区域尺寸阈值 $T=W\times W(W)$ 对应下文中顶帽变换窗口大小)识别出噪声点的初始区域,识别结果如图 2(b)所示。另外,也可以通过聚类识别出三维点云数据中某些偏离较远的独立区域,这些聚类区域在邻域内不存在相邻区域,该区域内的点会被直接识别为噪声点。



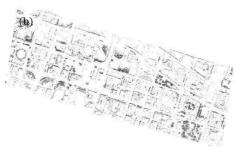


图 2 初始噪声区域检测。(a)网格聚类区域;(b)初始噪声区域

Fig. 2 Detection of original noise areas. (a) Cluster areas of grid data; (b) original noise area

2.3 顶帽变换

顶帽变换是一种经典的数学形态学图像处理方法,为原始图像与其开、闭运算之间的差值运算,可以分为白、黑顶帽变换[20]。对于某个灰度影像 f,其开运算结果 γ 可以通过对其每个像元在一定窗口内进行先腐蚀后增长运算而获取,假设图 3(a)为其灰度剖面图,白顶帽变换定义为影像 f 与其开运算结果之间的差值,即

$$W_{\rm TH}(f) = f - \gamma(f)_{\circ} \tag{4}$$

因为开运算是一种非扩展性的影像变换方法,所以,影像 f 的白顶帽变换运算处理后的值总是大于或等于 0 的。假设开运算处理窗口为 2×2 ,白顶帽变换处理结果如图 3(b)所示。

闭运算结果 δ 是通过对影像像元在一定窗口内进行先增长后侵蚀运算而获取,黑顶帽变换是影像闭运算结果与影像 f 之间的差值,即

$$B_{\rm TH}(f) = \delta(f) - f_{\circ} \tag{5}$$

闭运算是一种扩展性的影像变换方法,所以,影像 f 的黑顶帽变换运算处理后的值也总是大于或等于 0 的。假设闭运算处理窗口为 2×2 ,黑顶帽变换处理结果如图 3(c)所示。

关于数学形态学噪声去噪方法,目前的研究主要是利用形态学梯度^[2]或开闭运算^[5]去除激光点云中的噪声点。然而,在利用形态学梯度去除噪声过程中,会去除一些建筑物边缘点。开闭运算虽然可以消除噪声,但是也会破坏点云的某些细节信息。例如,经过闭运算处理后,植被区域会被平滑,破坏了地物的细节信息。

2.4 基于顶帽变换的噪声点检测

本文主要利用数学形态学方法中的顶帽变换来 实现对三维点云中噪声点的最终检测。为了更好地 检测激光点云中的高、低噪声点,利用白、黑顶帽变

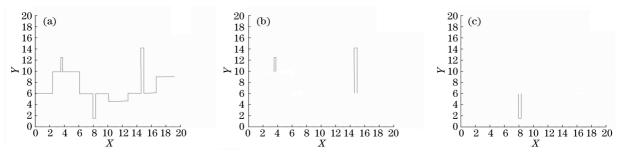


图 3 顶帽变换处理过程。(a)影像灰度剖面图;(b)白顶帽变换处理结果;(c)黑顶帽变换处理结果

Fig. 3 Process of top-hat transform. (a) Gray scale cross-section of image; (b) result of white top-hat transform; (c) result of black top-hat transform

换分别对最大和最小网格数据进行处理,设置阈值 检测出高、低噪声网格。在去除高噪声点时,利用白 顶帽变换对最大值网格影像进行处理,设置一定的 窗口,得到高程最大值网格影像的白顶帽变换值。另 外,在进行白顶帽变换之前,需要对最大值网格影像 进行闭运算 δ ,以消除低噪声点的影响,运算过程为

 $W_{\text{TH}}[\delta(g_{z_{\text{max}}})] = g_{z_{\text{max}}} - \gamma [\delta(g_{z_{\text{max}}})]$, (6) 式中 $g_{z_{\text{max}}}$ 为高程最大值网格影像。由(6)式得出高程最大值网格影像闭运算后的白顶帽变换值,然后设置阈值 T_{hl} 识别出高噪声点所在的网格,对网格内的激光点进行处理,如果该网格内的激光点的高程值与闭开运算结果之差大于阈值 T_{hl} ,则该点为高噪声点。

在去除激光点云低噪声点时,利用黑顶帽变换对高程最小值网格影像进行处理,同样地,设置一定的窗口,得到高程最小值网格影像的黑顶帽变换值。另外,在进行黑顶帽变换之前,需要对最小值网格影像进行开运算γ,以消除高噪声点的影响,其运算过程为

 $B_{TH}[\gamma(g_{z_{min}})] = \delta[\gamma(g_{z_{min}})] - g_{z_{min}},$ (7) 式中 $g_{z_{min}}$ 为高程最小值网格影像,由(7)式得出高程最小值网格影像开运算后的黑顶帽变换值,然后设置阈值 T_{h2} 识别出低噪声点所在的网格,对网格内的激光点进行处理,如果该网格内的开闭运算结 果与激光点的高程值之差大于阈值 T_{h2} ,则该激光点为低噪声点。

与噪声点形态特征相对应,在基于顶帽变换的 三维激光点云噪声去除时,需要设置窗口 $W \times W$ 和 高程阈值参数 T_{hl} 和 T_{hl} 。通常,窗口大小只与噪声 区域尺寸有关,典型孤立噪声点可以通过较小窗口 进行检测和去除,一般设置为5×5;而对于簇状噪 声,需要设置相对较大的窗口进行检测,一般设置为 15×15。本文通过多窗口顶帽变换逐步对激光点云 网格数据进行噪声区域检测。首先,需要确定出某 个最大窗口 W_m ; 然后, 在 $0 \sim W_m$ 范围内选择不同 的窗口对网格数据进行顶帽变换处理,从而对不同 尺寸的噪声区域进行有效地检测;最终,检测出所有 噪声网格区域。另外,相对于地面区域,噪声网格一 般都有较大的高程值,所以,在检测噪声网格的时 候,为了与地物的某些细节信息进行区分,可以通过 设置高程阈值来检测噪声点。图 4(a)为原始点云 内插网格剖面图,利用不同窗口的白顶帽变换对其 进行处理,通过设置高程阈值可以较好地检测出高 噪声点「图 4(b)],而地物某些细节信息也可以较好 地保留;也可以通过不同窗口的黑顶帽变换和设置 高程阈值检测出低噪声点「图 4(c)]。

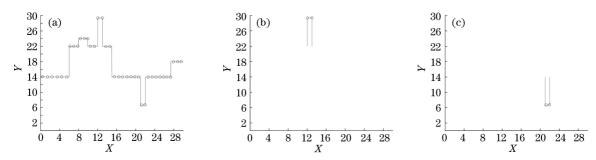


图 4 基于顶帽变换的最终噪声区域检测。(a)原始点云网格剖面图;

(b)基于白顶帽变换的高噪声点检测结果;(c)基于黑顶帽变换的低噪声点检测结果

Fig. 4 Detection of final noise areas based on top-hat transform. (a) Cross-section of the grid of raw point cloud; (b) detection of high noise based on white top-hat transform; (c) detection of low noise based on black top-hat transform

3 实验及分析

3.1 实验数据

使用的数据全部来自于 ISPRS 基准数据^[21],共包括两个数据集——德国法伊英根区域的机载 LiDAR 点云和加拿大多伦多市区的 LiDAR 点云。

德国法伊英根区域的数据来自于德国摄影测量与遥感协会(DGPF)^[22]。法伊英根区域的机载激光点云数据由徕卡公司的 ALS50 系统获取,视场角为 45°,飞行高度为 500 m,总共有 10 条条带,条带间重叠率为 30°,平均点云密度为 6.7 m⁻²。点云数据中记录了多次回波和强度信息,由于季节的原因,树木没有那么茂盛,点云的多次回波信息较弱。在数据被公布之前,已经对原始点云数据进行了条带纠正,并消除了系统误差。经过条带纠正以后,重叠区域的点云偏差的标准差为 2.9 cm。ISPRS 提供了 5 条经过条带纠正的激光

点云条带。加拿大多伦多区域的激光点云数据由 Optech 公司的 ALTM-ORION M 系统获取,飞行 高度为 650 m,扫描视场角为 20° ,有 6 个条带的数据,平均密度为 6.0 m $^{-2}$ 。

3.2 点云网格化

机载激光雷达系统的扫描方式一般,都是在垂直于飞行的方向,利用线扫描方式对地物进行扫描。在激光的扫描方向,由于扫描角度的不同,点云间隔从条带中间向两侧不断地减小,不同扫描线点之间的间隔从条带中间向两侧不断地增大。所以,条带中间的点云间隔趋于一致,条带两侧的点云间隔在飞行方向上偏大,而在扫描方向偏小。对于德国法伊英根区域的激光点云数据,在条带中间区域,扫描方向和飞行方向点云间隔为 0.45 m 左右[图 5(a)和(b)],而在条带两侧区域,扫描方向点云间隔只有 0.14 m 左右[图 5(c)],而飞行方向点云间隔达到了 1.15 m 左右[图 5(d)]。

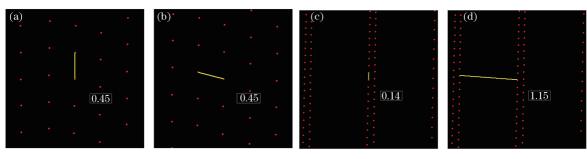


图 5 德国法伊英根区域 Strip 9 条带中间和两侧区域扫描和飞行方向上的点云间隔。(a)在条带中间区域扫描方向上的点云间隔;(b)在条带中间区域飞行方向上的点云间隔;(c)在条带两侧区域扫描方向上的点云间隔;(d)在条带两侧区域飞行方向上的点云间隔

Fig. 5 Point cloud interval of flight and scanning direction in middle and lateral areas for Strip 9 in Vaihingen. (a) Point cloud interval of scanning direction in middle areas; (b) point cloud interval of flight direction in middle areas; (c) point cloud interval of scanning direction in lateral areas; (d) point cloud interval of flight direction in lateral areas

在激光点云内插成网格时,网格内点数大于或等于4的网格点其实大部分存在于条带的两侧区域。如图6所示为德国法伊英根区域Strip9条带激光点云在网格间隔L=0.4m的情况下生成的网

格图像,红色的网格点为网格内点数大于或等于 4 的网格点,大部分位于条带的两侧区域(图中的绿色 区域)。所以,在实际的点云处理过程中,在保证相 邻点云条带有足够重叠度的情况下,可以尽量减少



图 6 L=0.4 时,法伊英根区域 Strip 9 条带内插成网格图像 Fig. 6 Grid data interpolated from Strip 9 in Vaihingen when L=0.4

对条带边缘区域的处理。

3.3 实验结果与对比分析

分别利用顶帽变换(THT)点云去噪算法以及点云数据处理开源库 $(PCL)^{[23]}$ 中的基于距离和统计的点云去噪算法对测试区域数据进行处理。基于距离的点云去噪(ORD)算法是通过指定点云中每个点在一定范围内邻近点的数量来检测噪声点,需要设置每个点的搜索半径 R 和搜索范围内点的数量N;基于统计的点云去噪(ORS)算法计算每个点到它的所有邻近点的全局距离平均值和标准差,标准差在标准范围之外的点被定义为离群点,需要设置需要分析的邻近点数量 M 和标准差倍数 D。

分别对德国法伊英根区域的 Strip 9 以及加拿大多伦多区域的 Strip 5 机载激光点云数据进行对比实验分析,原始点云数据如图 7(a)和(e)所示,红色矩形内存在大量的噪声点,分别利用本文点云去噪算法以及基于距离和统计的点云去噪算法对原始点云进行去噪处理。如表 1 所示,基于距离的点云去噪算法的参数搜索半径 R 和搜索范围内点的数

量N 分别设置为 0.8 m 和 2;基于统计的点云去噪 算法的参数邻近点数量 M 和标准差倍数 D 分别设 置为 50 和 1;本文方法的参数窗口 W 和阈值 T_{h1} 、 $T_{\rm h2}$ 分别设置为 15,5.0,3.0 m。基于距离的点云去 噪算法的实验结果如图 7(b)和(f)所示,红色矩形 内存在部分噪声点没有被检测到的情况,另外,在 图 7(f)蓝色矩形内,会同时存在去除某些较高建筑 物墙面点等地物细节信息的现象;基于统计的点云 去噪算法的实验结果如图 7(c)和(g)所示,虽然可 以去除原始点云中大量的噪声点,但是同时也会去 除点云中大量的地物细节信息「图 7(c)和(g)蓝色 矩形区域门;本文算法实验结果如图 7(d)和(h)所 示,不但可以较好地去除原始激光点云中大量的噪 声点,也可以较完整地保存原始点云中的细节信息。 另外,表1最后一列给出了三种算法的消耗时间,其 中,基于距离的点云去噪算法消耗时间与点的数量 以及参数的设置有关,在此次实验中,与本文方法的 消耗时间相差不大,而基于统计的点云去噪算法需 要较大的搜索范围,消耗时间较长。

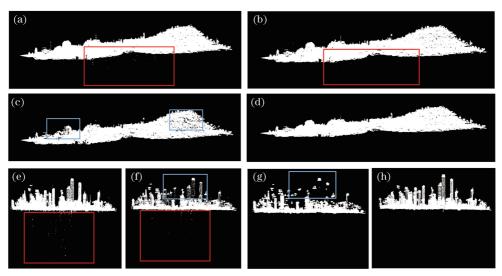


图 7 法伊英根区域 Strip 9 和多伦多区域 Strip 5 实验结果对比分析。(a) Strip 9 原始点云;(b) Strip 9 基于距离方法的去噪结果;(c) Strip 9 基于统计方法的去噪结果;(d) Strip 9 本文方法的去噪结果;(e) Strip 5 原始点云;(f) Strip 5 基于距离方法的去噪结果;(g) Strip 5 基于统计方法的去噪结果;(h) Strip 5 本文方法的去噪结果

Fig. 7 Comparison and analysis of experimental results for Strip 9 in Vaihingen and Strip 5 in Toronto. (a) Raw point cloud of Strip 9; (b) denoising result of Srtip 9 using distance-based method; (c) denoising result of Srtip 9 using statistical-based method; (d) denoising result of Srtip 9 using proposed method; (e) raw point cloud of Strip 5; (f) denoising result of Srtip 5 using distance-based method; (g) denoising result of Srtip 5 using statistical-based method; (h) denoising result of Srtip 5 using proposed method

4 结 论

三维点云的噪声点检测与处理是点云处理中最 关键的步骤。提出了一种基于多窗口顶帽变换的机

载激光点云噪声检测方法。首先对初始点云进行内插,生成最大和最小网格数据;然后利用聚类算法对网格数据进行聚类,根据区域尺寸确定初始噪声点区域;最后分别利用白、黑顶帽变换分别识别出最终

激光与光电子学进展

表 1 三种方法的参数设置以及消耗时间

Table 1 Parameter setting and time consuming for three method	Table 1	Parameter	setting	and	time	consuming	for	three	metho	ds
---	---------	-----------	---------	-----	------	-----------	-----	-------	-------	----

Strip	Method	R/m	N	M	D	W	$T_{\rm hl}/{ m m}$	$T_{\rm h2}/{ m m}$	Time /s
Strip 9	ORD	0.8	2	_	_	_		_	180.2
	ORS	_	_	50	1	_	_	_	405.4
	THT	_	_	_	_	15	5.0	3.0	123.1
Strip 5	ORD	0.8	2	_	_	_	_	_	110.9
	ORS	_	_	50	1	_	_	_	286.7
	THT	_	_	_	_	15	5.0	3.0	130.6

高、低噪声点。通过 ISPRS 数据分别对本文算法以及点云数据处理开源库 PCL 中的基于距离和统计的点云去噪算法进行实验对比分析,从实验结果可以看出,基于距离的点云去噪结果中部分噪声点没有被检测到,同时也会去除某些较高建筑物的墙面点;基于统计的点云去噪算法虽然可以有效地去除原始点云中的噪声点,但是也会去除点云大量的细节信息;而本文算法不仅可以较好地去除噪声点,也可以完整地保存原始点云的细节信息。

参考文献

- [1] Axelsson P. Processing of laser scanner dataalgorithms and applications [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999, 54(2/ 3): 138-147.
- [2] Li Y, Wu H Y, Xu H W, et al. A gradient-constrained morphological filtering algorithm for airborne LiDAR [J]. Optics & Laser Technology, 2013, 54: 288-296.
- [3] Zhu J F, Hu X Y, Zhang Z X, et al. Hierarchical outlier detection for point cloud data using a density analysis method [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(3): 282-291. 朱俊锋,胡翔云,张祖勋,等. 多尺度点云噪声检测的密度分析法[J]. 测绘学报, 2015, 44(3): 282-291.
- [4] Zuo Z Q, Zhang Z X, Zhang J Q. Noise removal algorithm of LIDAR point clouds based on three-dimensional finite-element analysis [J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16(2): 297-309. 左志权,张祖勋,张剑清.三维有限元分析的LIDAR点云噪声剔除算法[J].遥感学报, 2012, 16(2): 297-309.
- [5] Mongus D, Žalik B. Computationally efficient method for the generation of a digital terrain model from airborne LiDAR data using connected operators [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7

(1): 340-351.

- [6] Ma X M, Li Y S, Xie J L. Experiment and analysis of point cloud denoising using bilateral filtering method[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017 (2): 87-89, 115.

 马先明,李永树,谢嘉丽. 利用双边滤波法进行点云 去噪的试验与分析[J]. 测绘通报, 2017(2): 87-89, 115.
- 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):

[7] Li R Z, Yang M, Ran Y, et al. Point cloud denoising

- [8] Deng W J, Ye J Y, Zhang T. Acquisition and denoising algorithm of laser point cloud oriented to robot polishing [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36 (8): 0814002.

 邓文君,叶景杨,张铁.面向机器人磨抛的激光点云获取及去噪算法[J].光学学报, 2016, 36(8): 0814002.
- LiDAR point clouds based on TIN smoothing rules [J]. Science of Surveying and Mapping, 2012, 37 (6): 153-154, 132. 韩文军, 左志权. 基于三角网光滑规则的 LiDAR 点云噪声剔除算法[J]. 测绘科学, 2012, 37(6): 153-154, 132.

[9] Han W J, Zuo Z Q. Noise removing algorithm of

- [10] Zhao K, Xu Y C, Li Y L, et al. Large-scale scattered point cloud denoising method based on VF-DBSCAN algorithm [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(10): 1028001.

 赵凯,徐友春,李永乐,等. 基于 VF-DBSCAN 算法的大场景散乱点云去噪方法[J]. 光学学报, 2018, 38(10): 1028001.
- [11] Filin S, Pfeifer N. Neighborhood systems for airborne laser data [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2005, 71(6): 743-

755.

- [12] Pingel T J, Clarke K C, McBride W A. An improved simple morphological filter for the terrain classification of airborne LIDAR data [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 77: 21-30.
- [13] Mongus D, Lukač N, Žalik B. Ground and building extraction from LiDAR data based on differential morphological profiles and locally fitted surfaces [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 93: 145-156.
- [14] Sameen M I, Pradhan B, Shafri H Z M, et al.

 Integration of ant colony optimization and object-based analysis for LiDAR data classification [J].

 IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10 (5): 2055-2066.
- [15] Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 33(4): 110-117.
- [16] Kraus K, Pfeifer N. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1998, 53(4): 193-203.
- [17] Zhao Z Z, Duan Y S, Zhang Y J, et al. Extracting buildings from and regularizing boundaries in airborne lidar data using connected operators[J]. International

- Journal of Remote Sensing, 2016, 37(4): 889-912.
- [18] Zhao Z Z, Zhang Y J. Building extraction from airborne laser point cloud using NDVI constrained watershed algorithm [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(10): 1028002. 赵宗泽,张永军. 基于植被指数限制分水岭算法的机载激光点云建筑物提取[J]. 光学学报, 2016, 36(10): 1028002.
- [19] Ma R. Building model reconstruction from LiDAR data and aerial photographs [D]. Columbus: Ohio State University, 2004.
- [20] Jalba A C, Wilkinson M H F, Roerdink J B T M. Morphological hat-transform scale spaces and their use in pattern classification[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(5): 901-915.
- [21] Rottensteiner F, Sohn G, Gerke M, et al. Theme section "Urban object detection and 3D building reconstruction" [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 93: 143-144.
- [22] Cramer M. TheDGPF-test on digital airborne camera evaluation-overview and test design [J].

 Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation, 2010(2): 73-82.
- [23] Rusu R B, Cousins S. 3D is here: point cloud library (PCL) [C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011: 1-4.