先进成像

激光写光电子学进展



曹 雄^{1,2*},林兆祥^{1**},宋沙磊²,王滨辉²,何 东²,刘中正²

¹中南民族大学电子信息工程学院,湖北 武汉 430074; ²中国科学院精密测量科学与技术创新研究院,湖北 武汉 430071

摘要 多光谱激光雷达可以直接有效地获取包含光谱信息的激光点云,已成为激光雷达成像技术发展的新趋势。 这种新型的多光谱激光雷达所获取的点云具有更丰富的光谱和色彩信息,同时也对点云的数据质量提出了更高的 要求,其中点云去噪成为提高数据质量的关键。传统的单色点云去噪算法主要是利用空间信息对噪声进行去除, 但是不适用于多光谱激光雷达点云。提出了一种基于颜色聚类的多光谱激光雷达点云去噪算法。首先,根据多光 谱激光雷达获取的光谱信息反演出包含颜色信息的点云;其次,利用色差将点云进行聚类,经过聚类后每一簇中噪 声点的密度小于真实点;最后,在每一簇中对噪声进行识别和去除。研究结果表明,所提算法能够有效地去除多光 谱激光雷达点云中的噪声,对地物识别的精度达到 95%以上。

关键词 遥感;多光谱激光雷达;点云去噪;颜色聚类;混合噪声 中图分类号 P237 **文献标志码** A

doi: 10.3788/LOP202158.1228002

Multispectral LiDAR Point Cloud Denoising Based on Color Clustering

Cao Xiong^{1,2}, Lin Zhaoxiang^{1**}, Song Shalei², Wang Binhui², He Dong², Liu Zhongzheng² ¹College of Electronics and Information Engineering, South-Central University for Nationalities, Wuhan, Hubei 430074, China; ²Innovation Academy for Precision Measurement Science and Technology, Chinese Academy of Sciences, Wuhan, Hubei 430071, China

Abstract Multispectral LiDAR can directly and effectively obtain point clouds containing spectral information, and it has become a new trend of LiDAR imaging technology. The point clouds obtained by this new multispectral LiDAR have more spectral and color information, which puts forward higher requirements on the data quality of point clouds; therefore, point cloud denoising becomes the key to improve the data quality. The traditional monochromatic point cloud denoising algorithm mainly uses spatial information to remove noise, but it is not suitable for multispectral LiDAR point clouds. In this paper, a multispectral LiDAR point cloud denoising algorithm based on color clustering is proposed. First, the point clouds containing color information are inverted according to the spectral information obtained by the multispectral LiDAR. Then, the point clouds are clustered by color difference. After the clustering, the density of noise points in each cluster is lower than that of the real point. Finally, the noise is identified and removed in each cluster. The results show that the proposed algorithm can effectively remove the noise from the multispectral LiDAR point cloud with a ground object identification accuracy of above 95%. **Key words** remote sensing; multispectral LiDAR; denoising of point cloud; color clustering; mixed noise **OCIS codes** 280.3640; 110.4234; 100.3008

1引言

近年来,多光谱/高光谱激光雷达的发展,使得 不需要借助相机直接获取每个扫描点的光谱信息成 为可能^[1-4]。多光谱激光雷达采用超连续谱激光器 作为光源并采用多个不同波长的通道接收回波,其 中回波包含待测目标的光谱信息和空间信息。利用 获取的光谱信息可以反演出目标物体的颜色信

收稿日期: 2020-11-12; 修回日期: 2021-01-06; 录用日期: 2021-01-20

基金项目:国家重点研发计划(2018YFB0504500)、国家自然科学基金(41571370)

^{*} E-mail: xiongcao@mail.scuec.edu.cn; ** E-mail: lin_zhaox@126.com

息^[5],得到同时包含空间信息和颜色信息的点云。 这种点云^[6-9]和传统的单波长激光雷达获取的点云 相比具有更加丰富的光谱信息,多光谱激光雷达对 地物的识别具有更高的精度^[10-11]。

在实际应用中,激光点云中包含着大量扫描数 据点,且不可避免地存在一些噪声。点云中噪声的 产生主要有几方面的原因^[12]:1)与扫描仪器设备直 接相关的系统噪声;2)被测物体表面的粗糙程度、材 料和几何复杂度、被测物体对光线的吸收及反射程 度的不同导致反射信号存在差异,产生噪声点;3)被 测场景中远处或者周围附属的非测量目标产生的噪 声点;4)点云配准拼接时产生的重叠冗余噪声点及 由拼接误差产生的位置偏离点形成的噪声点。噪声 点的存在对目标的识别和提取、点云建模及同名点 的寻找都带来了挑战。

根据点云中噪声点的空间分布情况,可以将噪 声分为远离目标主体的离散噪声和混合在目标主体 中的混合噪声[13]。针对传统单色激光点云的离散 噪声去除方法主要包括半径滤波^[14]、统计滤波^[15] 和基于密度的算法^[16]。对于混合噪声点的去除,可 采用运动稳健主成分分析算法[17]、双边滤波算 法^[18]和基于偏微分方程的曲面逼近算法^[19],其主 要思想是对点云进行平滑处理。为了获得具有更好 可视化效果的激光点云,传统的方法是采用单色的 激光点云和光学图像进行数据融合[20-22],在数据融 合之前,分别对单色的激光点云和光学图像进行去 噪,因此对点云的去噪还是属于对单色点云的去噪。 对于多光谱激光点云的离散噪声点,单色的激光点 云去噪方法同样适用。然而,对于混合噪声,利用点 云平滑能够恢复混合噪声点的空间信息,但不能恢 复噪声点的光谱信息,这牺牲了多光谱激光点云的 光谱精度。因此需要针对多光谱激光点云的特点, 研究一种新的去除混合噪声的方法。

基于多光谱激光雷达点云具有同时包含空间信息和光谱信息的特点,结合光谱空间和几何空间对 噪声点进行识别和去除,提出了基于颜色聚类的多 光谱激光雷达点云去噪的算法,该算法解决了多光 谱激光雷达点云中噪声去除的问题。针对多光谱激 光雷达系统获得的点云,利用本文提出的方法进行 实验,并且将其他的方法和本文提出的方法进行比 较。实验结果验证了该方法对噪声去除的有效性、 准确性和可靠性,为多光谱激光雷达点云的后续处 理及应用提供了参考。

2 方法原理

本文使用的数据来自一套自主研制的多光谱激 光雷达扫描成像系统^[5]。该系统采用 SuperK 的超 连续谱激光光源,激光光源覆盖了几乎整个可见光 波段范围(400~700 nm),光谱接收通道则根据超 连续谱激光光源的能量分布和色度学原理,采用中 心波长为 450,530,630 nm 三个波段对目标回波进 行多通道全波形探测。区别于传统的单色点云只包 含空间信息和单通道的强度信息,由该系统获取的 多光谱激光雷达点云包含每个点 p_i 的空间坐标 $(X_i, Y_i, Z_j, R_j, G_j, B_j),所有的扫描点 <math>p_j$ 构成多光 谱激光雷达点云 P_i 记为 $P=\{p_1, p_2, \ldots, p_n\}$,即

$$\boldsymbol{P} = \begin{bmatrix} X_1 & Y_1 & Z_1 & R_1 & G_1 & B_1 \\ X_2 & Y_2 & Z_2 & R_2 & G_2 & B_2 \\ X_3 & Y_3 & Z_3 & R_3 & G_3 & B_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_n & Y_n & Z_n & R_n & G_n & B_n \end{bmatrix}$$
(1)

基于多光谱激光雷达点云的特征,提出基于颜 色聚类的多光谱激光雷达点云去噪算法,其流程图 如图1所示。



Fig. 1 Flow chart of algorithm

研究论文

在多光谱激光雷达点云中,目标点能够反映出 对应观测目标的空间信息和光谱信息,而噪声具有 随机性,这种随机性不仅表现在空间上,还表现在颜 色上。如图1所示,首先将具有相似颜色的点分到 同一个簇中,把噪声和邻域内的目标点分开。在每 一个簇中,噪声点的密度小于目标点的密度,接着在 每一个簇中判断每个点是不是噪声点,最后去除噪 声点。

2.1 多光谱激光雷达点云的颜色聚类

在颜色分布上,噪声点的颜色与邻域内其他点 的颜色存在差异,而目标点与邻域内其他点的颜色 相近。因此,利用聚类算法将具有色差小的点分到 一个簇中,这样就可以在颜色空间上将噪声点和邻 域内的目标点分开。为了计算色差,选用 CIE 于 1976 年推荐的色差公式^[23]:

 $\Delta E_{CIE} = [(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2]^{1/2}, (2)$ 式中: $\Delta L^*, \Delta a^* \Rightarrow \Delta b^*$ 是在 CIELAB 颜色空间下 两个点的明度 L*和彩度 a*, b*的差值。

获取的多光谱激光雷达点云是在 RGB 颜色空间下的点云,为了计算色差,需要将 RGB 颜色空间转换为 CIELAB 颜色空间,转换公式为

$$L^* = 116 f(Y) - 16,$$
 (3)

$$a^* = 500 \left[f\left(\frac{X}{0.982}\right) - f(Y) \right],$$
 (4)

$$b^* = 200 \left[f(\mathbf{Y}) - f\left(\frac{Z}{1.183}\right) \right],$$
 (5)

其中

$$f(x) = \begin{cases} 1.187x + 0.138 & x \le 0.008856 \\ \frac{1}{x^3} & x > 0.008856 \end{cases}, (6) \\ \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.490 & 0.310 & 0.200 \\ 0.177 & 0.812 & 0.011 \\ 0.000 & 0.010 & 0.990 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}, (7)$$

式中:(R,G,B)为颜色三刺激值。

经过颜色空间转换,每个点可以表示为 *p_j*(*X_j*,*Y_j*,*Z_j*,*L^{*}_j*,*a^{*}_j*,*b^{*}_j*),多光谱激光点云*P*可 以表示为

$$\boldsymbol{P} = \begin{bmatrix} X_{1} & Y_{1} & Z_{1} & L_{1}^{*} & a_{1}^{*} & b_{1}^{*} \\ X_{2} & Y_{2} & Z_{2} & L_{2}^{*} & a_{2}^{*} & b_{2}^{*} \\ X_{3} & Y_{3} & Z_{3} & L_{3}^{*} & a_{3}^{*} & b_{3}^{*} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{n} & Y_{n} & Z_{n} & L_{n}^{*} & a_{n}^{*} & b_{n}^{*} \end{bmatrix}$$

$$(8)$$

在颜色聚类之前,需要对参数进行初始化。选

取任意一点,将其划分为第一簇,给该点的簇标记赋 予1,并将该点的颜色值作为第一簇的聚类中心 $m_1(\overline{L}_1^*, \overline{a}_1^*, \overline{b}_1^*)$ 。针对其他每一个无标记的点,计 算该点和已有簇的聚类中心 $m_L(\overline{L}_L^*, \overline{a}_L^*, \overline{b}_L^*)$ 之间 的色差 $E_L(L_i^*, a_i^*, b_i^*)$,其计算公式为

 $E_{L}(L_{j}^{*},a_{j}^{*},b_{j}^{*}) = \left[(L_{j}^{*},-\overline{L}_{L}^{*})^{2} + (a_{j}^{*},-\overline{a}_{L}^{*})^{2} + (b_{j}^{*},-\overline{b}_{L}^{*})^{2} \right]^{1/2}$ (9)

为了寻找与点 p_j 颜色最相近的一簇, 需要找 到 $E_L(L_j^*, a_j^*, b_j^*)$ 的最小值 $E_{L\min}(L_j^*, a_j^*, b_j^*)$ 。 为了判断该点是否应该被分到最小值 $E_{L\min}(L_j^*, a_j^*, b_j^*)$, $a_j^*, b_j^*)$ 对应的簇中, 设定阈值 T_c 。如果最小值 $E_{L\min}(L_j^*, a_j^*, b_j^*)$ 小于设定的阈值,则将该点划分 到最小值 $E_{L\min}(L_j^*, a_j^*, b_j^*)$ 对应的簇 L 中, 否则 将该点划分为一个新的簇。将每一个点 p_j 划分到 一个簇中后, 对聚类参数进行更新, 就这样迭代, 直 到每一个点 p_i 都被分到一个簇中。

2.2 多光谱激光雷达点云的噪声去除

通过颜色聚类,将具有颜色特征相似的点分到 一个簇中,噪声点能够和邻域内的目标点在颜色空 间上区分开来。接着在每个簇中进行噪声点判断, 从而去除噪声点。根据 2.1 节得到的聚类结果,分 别取出每一簇中的点构成子矩阵 **P**_L,在 **P**_L 中任取 一点 **p**_{Lk},求出点 **p**_{Lk} 到子矩阵 **P**_L 的各点之间的距 离 *d*_{Lkj},得到矩阵 **P**_{Lk},即

$$\mathbf{P}_{Lk} = \begin{bmatrix} x_{L1} & y_{L1} & z_{L1} & R_{L1} & G_{L1} & B_{L1} & d_{Lk1} \\ x_{L2} & y_{L2} & z_{L2} & R_{L2} & G_{L2} & B_{L2} & d_{Lk2} \\ x_{L3} & y_{L3} & z_{L3} & R_{L3} & G_{L3} & B_{L3} & d_{Lk3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{Lm} & y_{Lm} & z_{Lm} & R_{Lm} & G_{Lm} & B_{Lm} & d_{Lkm} \end{bmatrix},$$

$$(10)$$

式中:m 为第L 簇中包含的总的点数。根据每一簇 中目标点的密度大于噪声点的密度,对噪声点进行 判断:

$$\begin{cases} \rho_{Lk} \geqslant \rho_{T}, \quad \boldsymbol{\rho}_{Lk} \in \text{target point} \\ \rho_{Lk} < \rho_{T}, \quad \boldsymbol{\rho}_{Lk} \in \text{noise point} \end{cases}, \quad (11)$$

式中: ρ_{T} 为设定密度阈值; ρ_{Lk} 为点 p_{Lk} 的密度。为 了求出点 p_{Lk} 的密度 ρ_{Lk} ,设定距离阈值 T_k ,将 d_{Lkj} 和设定的距离阈值 T_k 进行比较,距离小于或等于 阈值 T_k 对应的点在以点 p_{Lk} 为邻域中心的邻域 内。将所有满足在以点 p_{Lk} 为邻域中心的邻域内点 的数量记为该点 p_{Lk} 的密度 ρ_{Lk} 。

将求出的点 p_{Lk} 的密度 ρ_{Lk} 和设定的密度阈值 ρ_{T} 进行比较,如果 ρ_{Lk} 小于设定的阈值 ρ_{T} ,则认为

研究论文

该点是噪声点,否则认为该点是目标点。最后将所 有簇中保留下来的点进行合并,得到点云去噪的 结果。

3 实验结果与讨论

3.1 实验场景

现有的点云去噪算法原则上都是基于单色点云 数据的空间分布对离散噪声点和混合噪声点进行去 除。这类算法通常不涉及回波强度信息,无法充分 挖掘多光谱激光雷达点云的光谱和色彩信息,尤其 是这类算法难以从空间分布上去除隐藏在真实点内 部和目标边缘点的混合噪声。为了展现所提出的颜 色聚类算法的先进性,本文设计采用两种实验场景, 分别是24色标准色卡的平面目标和彩绘鹿模型的 立体目标(图 2)。其中,标准色卡的平面目标由 24 个彩色方块组成,该目标表面非常平滑,可以认为是 平面目标。对于目标平面内的点云数据点,噪声点 和真实点在空间上没有明显的差异,在几何空间上 难以区分噪声点和真实点。因此,现有的基于空间 信息的点云去噪算法难以有效地去除这种噪声点。 本文利用该目标定量验证所提算法的有效性,同时 和现有的点云去噪算法进行比较;而采用立体的鹿 模型目标可以进一步验证本文方法对于曲面结构, 尤其是空间上边缘点的去噪效果。本文提出的算法 和传统单色点云去噪算法相比,具有同时去除离散

噪声和混合噪声的优势。对于混合噪声,利用曲面 平滑的去噪算法会降低多光谱激光雷达点云的光谱 精度,因此选用了基于单通道强度聚类的去噪算法 和本文算法进行比较,以验证利用多个通道的光谱 信息进行噪声识别和去除的优势。



图 2 平面目标和立体目标。(a)标准的色卡;(b)彩绘鹿模型 Fig. 2 Plane target and stereo target.

(a) Standard color card; (b) colorful model of deer

3.2 实验结果

3.2.1 平面目标的去噪

利用多光谱激光雷达对标准的色卡进行扫描, 得到原始的多光谱激光雷达点云如图 3(a)所示。 原始的点云中共包含 168701 个点,其中噪声点占总 点数的 4.3%。利用三种方法分别对原始的点云进 行噪声去除,得到的结果分别如图 3(b)~(d)所示。 从图 3(b)可以看出,利用基于统计滤波的方法能够 去除部分噪声点,但是该方法难以去除混合噪声点。



图 3 不同算法的去噪结果。(a)原始数据;(b)基于统计滤波的去噪算法;(c)基于单通道强度聚类的去噪算法;(d)本文算法 Fig. 3 Denoising results of different algorithms. (a) Raw data; (b) denoising algorithm based on statistical filtering; (c) denoising algorithm based on monochromatic intensity clustering; (d) proposed method

第 58 卷 第 12 期/2021 年 6 月/激光与光电子学进展

研究论文

这是由于混合噪声点在几何上和目标点并没有明显的差异,仅利用几何信息无法将混合噪声点和目标 点分开。基于单通道强度聚类去噪的结果如图 3 (c)所示,该方法相比只是利用几何上的基于统计滤 波的去噪方法有了一些改善,这表明增加一个通道 的强度信息对于噪声点的去除是有帮助的。本文所 提出的算法的去噪结果如图 3(d)所示,相比其他两 种算法,本文所提出的算法不仅能够有效地去除离 散噪声点,还能够有效地去除混合噪声点。

为了定量地评估3种去噪算法的性能,根据文 献[24]的滤波误差评价方法[24],将原始点云 N 分 为目标点 N, 和噪声点 N, 。对点云进行去噪后,保 留的点云 S_a 包含目标点 S_b 和噪声点 S_a ,去除的点 云 N_a包含噪声点 N_b和目标点 N_c。第1类误差为 将噪声点判断成目标点的误差,即 $E_a = S_c/N_n \times$ 100%,第2类误差为总的误差,即 $E_{h} = (N_{c} + S_{c})/$ N×100%。根据误差定义计算三种去噪方法的误 差,结果如表1所示。从表1中可以看出:基于统计 滤波的去噪算法对混合噪声点的去除能力不佳,导 致了很多噪声点被误判为目标点。因此该方法的第 1类误差偏大。基于单通道强度聚类的算法的第1 类误差比基于统计滤波的算法小,这表明通过增加 单通道的强度信息可以提高噪声点的识别精度。本 文提出算法的第1类误差比另外两种算法的第1类 误差明显较低,这表明本文提出的算法对噪声的识 别具有高精度的优势。就第2类误差而言,本文提 出的算法也同样比其他两种方法低。总的来说,本 文提出的算法能够有效地检测、去除多光谱激光雷 达点云中的离散噪声点和混合噪声点,同时多个通 道的光谱信息比单通道的光谱信息对噪声识别、去 除的精度更高。

↓ 二冊去喋万法的误差第	表 1	三种去噪方法的误差统计表	
--------------	-----	--------------	--

Tał	ole 1	Error	statistics	of	three	denoising	methods	
-----	-------	-------	------------	----	-------	-----------	---------	--

Algorithm	$E_{\rm a}/\%$	$E_{\rm b}/\%$
Statistical filtering based algorithm	77.56	3.34
Monochromatic clustering based algorithm	28.33	1.58
Proposed method	7.37	0.74

3.2.2 立体目标的去噪

利用多光谱激光雷达对彩绘鹿模型进行扫描,得到原始的多光谱激光点云如图4所示。在 点云中可以看出,在几何空间分布上,噪声点的分 布分别为远离目标主体的离散噪声点、目标主体 边缘和混合在目标主体中的混合噪声点。在颜色 空间分布上,噪声点的颜色和邻域内其他点的颜 色存在着明显的差异,表现出了颜色上的孤立性; 而真实点和邻域内的其他点的颜色是相近的。即 使在两种颜色的边界部分,真实的点也和其所在 的一边颜色相近。



图 4 原始的多光谱激光雷达点云 Fig. 4 Original multispectral LiDAR point cloud

利用本文的方法对多光谱激光雷达点云进行去 噪,为了将噪声点和目标在颜色空间上区分开,首先 需要进行颜色聚类。按照所设定的阈值对点云进行 聚类,得到颜色聚类的结果如图 5 所示。如图 5(a)~ (f)所示,经过颜色聚类后,原始的点云被分成 6 个 不同的簇,每个簇中的点具有颜色相近的特点,真实 的目标点聚集在一起,而噪声点则是离散的。因此, 本文基于每一簇中目标点的密度大于噪声点的密 度,对密度小于设定阈值的点进行剔除,得到每个簇 中去除噪声后的结果,如图 6 所示。

从图 5 和图 6 可以看出,每一簇经过去噪后,噪 声点被有效去除,并且目标点能够被很好地保留下 来。图 5 中的最后一簇[图 5(f)]中噪声点被完全 去除。

为了得到去噪后的点云,将图 6(a)~(e)中每 个簇中保留下来的目标点进行合并,得到最终点云 去噪的结果。图 7(a)~(c)分别为基于统计滤波的 结果、基于单通道强度聚类去噪的结果和本文提出 算法的去噪结果。

从图 7 的实验结果可以看出:离散噪声点和目标点在空间上存在着明显的差异,3 种算法对离散噪声点的去除都取得了比较好的效果,但是对于混合噪声点的去除效果则存在着明显的差异。从图 7 (a)可以看出,在目标边缘的混合噪声和目标点在空



图 5 颜色聚类的结果。(a)原始点云经颜色聚类后的第 1 个簇;(b)原始点云经颜色聚类后的第 2 个簇;(c)原始点云经颜 色聚类后的第 3 个簇;(d)原始点云经颜色聚类后的第 4 个簇;(e)原始点云经颜色聚类后的第 5 个簇;(f)原始点云经 颜色聚类后的第 6 个簇

Fig. 5 Color clustering results. (a) First cluster obtained by color clustering of original point clouds; (b) second cluster obtained by color clustering of original point clouds; (c) third cluster obtained by color clustering of original point clouds; (d) fourth cluster obtained by color clustering of original point clouds; (f) sixth cluster obtained by color clustering of original point clouds;







Fig. 7 Denoising results of different algorithms.
 (a) Denoising result of statistical filtering based algorithm; (b) denoising result of monochromatic intensity clustering based algorithm; (c) denoising result of proposed method

间上没有明显的差异,因此利用基于统计滤波的去 噪算法无法去除这部分噪声点。而图 7(b)的去噪 效果相比于图 7(a)有了一定的改善,但是也存在着 难以去除的混合噪声点。这是由于基于单通道强度 聚类的去噪除了利用几何信息外,还利用了单通道 的强度信息,而增加的单通道强度信息提高了噪声 的识别能力。相比基于统计滤波的去噪和基于单 通道强度聚类的去噪算法,本文提出的算法由于 利用了多光谱激光雷达点云的空间信息和颜色信 息,能够更好地去除混合在主体边缘和主体中的 混合噪声点,在噪声的去除方面有着明显的优势。 从图 7(a)~(c)中标注的三个区域可以看出,对于 比较尖锐的部位,基于统计滤波的去噪和基于单通 道强度聚类的去噪结果中都存在着明显的噪声,得 到的去噪结果不够平滑,而所提出的方法能够取得 不错的去噪效果,得到的去噪结果比较平滑,并且能 够很好地保留目标点。

4 结 论

点云噪声检测与去除能够提高点云的质量,是 点云处理中的关键步骤。传统的点云去噪算法主要 利用点云的空间信息,存在着难以将离散噪声点和 混合噪声点同时去除的问题。所提出的多光谱激光 点云去噪的方法,将点云去噪算法推广到光谱维,不 仅利用噪声点和真实点在空间上的差异,同时还利 用噪声点和真实点在颜色(光谱)上的差异,实现了 对离散噪声和混合噪声的有效去除。针对两幅实验 场景进行了多光谱激光雷达点云实验,结果表明所 提出的算法能够有效检测出数据源中的离散噪声和 混合噪声,定量实验结果表明检测率超过 99%。定 性实验证明了所提去噪算法在点云的尖锐部分和边 缘同样有效。

参考文献

- Woodhouse I H, Nichol C, Sinclair P, et al. A multispectral canopy LiDAR demonstrator project
 [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(5): 839-843.
- [2] Hakala T, Suomalainen J, Kaasalainen S, et al. Full waveform hyperspectral LiDAR for terrestrial laser scanning [J]. Optics Express, 2012, 20 (7): 7119-7127.
- [3] Gong W, Song S L, Zhu B, et al. Multi-wavelength canopy LiDAR for remote sensing of vegetation: design and system performance[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 69: 1-9.
- [4] Song S L, Wang B H, Gong W, et al. A new waveform decomposition method for multispectral LiDAR[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 149: 40-49.
- [5] Wang B H, Song S L, Gong W, et al. Color restoration for full-waveform multispectral LiDAR data[J]. Remote Sensing, 2020, 12(4): 593-611.
- [6] Gao S, Niu Z, Sun G, et al. Vertical distribution inversion of biochemical parameters using hyperspectral LiDAR [J]. Journal of Remote Sensing, 2018, 22(5): 737-744.
 高帅,牛铮,孙刚,等.高光谱激光雷达提取植被生 化组分垂直分布[J].遥感学报, 2018, 22(5): 737-744.
- [7] Kaasalainen S, Ruotsalainen L, Kirkko-Jaakkola M, et al. Towards multispectral, multi-sensor indoor positioning and target identification [J]. Electronics Letters, 2017, 53(15): 1008-1011.

- [8] Sun J, Shi S, Yang J, et al. Analyzing the performance of PROSPECT model inversion based on different spectral information for leaf biochemical properties retrieval [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 135: 74-83.
- [9] Hu P L, Chen Y W, Jiang C H, et al. Spectral observation and classification of typical tree species leaves based on indoor hyperspectral lidar[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2020, 39(3): 372-380.
 胡佩纶,陈育伟,蒋长辉,等.基于室内高光谱激光 雷达的典型树种叶片光谱观测和分类[J].红外与毫
- 米波学报, 2020, 39(3): 372-380.
 [10] Cao G P, Liu X S, Liu N, et al. Segmentation of subway tunnel wall surface objects based on laser 3D point cloud [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40 (21): 2110001.
 曹桂萍,刘行思,刘念,等.基于激光三维点云分割 地铁隧 道 壁 表 面 物 体 [J]. 光 学 报, 2020, 40 (21): 2110001.
- [11] Zhang Z J, Cheng X J, Cao Y J, et al. Application of 3D reconstruction of relic sites combined with laser and vision point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(11): 1110001.
 张子健,程效军,曹宇杰,等.结合激光与视觉点云 的古遗迹三维重建应用[J].中国激光, 2020, 47 (11): 1110001.
- [12] Zhao Z Z, Wang C Y, Wang H T, et al. Noise removal of multi-window top-hat transformation from airborne laser point cloud [J]. Laser &. Optoelectronics Progress, 2018, 55(11): 112802.
 赵宗泽, 王春阳, 王宏涛, 等. 多窗口顶帽变换机载 激光点云噪声去除[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(11): 112802.
- [13] Zhou S T, Liu X L, Wang C Y, et al. Non-iterative denoising algorithm based on a dual threshold for a 3D point cloud[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2020, 126: 105921.
- [14] Lu D D, Zou J G. Comparative research on denoising algorithms of 3D laser point cloud [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(S2): 102-105.
 鲁冬冬,邹进贵.三维激光点云的降噪算法对比研究 [J].测绘通报, 2019(S2): 102-105.
- [15] Yang P, Liu D E, Liu J Y, et al. Mine ground point cloud extraction algorithm based on statistical filtering and density clustering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(2): 021107.
 杨鹏,刘德儿,刘靖钰,等.结合统计滤波与密度聚 类的矿山地面点云提取算法[J].激光与光电子学进展, 2020, 57(2): 021107.

第 58 卷 第 12 期/2021 年 6 月/激光与光电子学进展

- [16] Zaman F, Wong Y P, Ng B Y. Density-based denoising of point cloud [M] // 9th international conference on robotic, vision, signal processing and power applications. Lecture notes in electrical engineering. Singapore: Springer, 2016, 398: 287-295.
- [17] Mattei E, Castrodad A. Point cloud denoising via moving RPCA [J]. Computer Graphics Forum, 2017, 36(8): 123-137.
- [18] Fleishman S, Drori I, Cohen-Or D. Bilateral mesh denoising[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 950-953.
- [19] Lozes F, Elmoataz A, Lézoray O. Partial difference operators on weighted graphs for image processing on surfaces and point clouds [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(9): 3896-3909.
- [20] Wang H T, Lei X D, Zhao Z Z. 3D deep learning classification method for airborne LiDAR point clouds fusing spectral information [J]. Laser &. Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 122802.
 王宏涛, 雷相达,赵宗泽.融合光谱信息的机载

LiDAR 点云三维深度学习分类方法[J]. 激光与光电 子学进展, 2020, 57(12): 122802.

- [21] Zhang W M, Zhao J, Chen M, et al. Registration of optical imagery and LiDAR data using an inherent geometrical constraint[J]. Optics Express, 2015, 23 (6): 7694-7702.
- [22] Yan J, Ruan Y T, Xue P Y. Active and passive optical image fusion technology[J]. Chinese Optics, 2015, 8(3): 378-385.
 严洁,阮友田,薛珮瑶. 主被动光学图像融合技术研究[J]. 中国光学, 2015, 8(3): 378-385.
- [23] Luo M R. Development of colour-difference formulae [J]. Review of Progress in Coloration and Related Topics, 2002, 32(1): 28-39.
- [24] 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.