

光子计数激光雷达点云的自适应去噪算法

王春辉^{1,2*}, 王遨游^{1,2}, 荣微^{1,2}, 陶宇亮^{1,2}, 伏瑞敏¹

¹北京空间机电研究所, 北京 100094;

²中国空间技术研究院空间激光信息感知技术核心专业实验室, 北京 100094

摘要 星载多波束光子计数激光雷达能实现高重复频率探测, 有效提升了激光雷达在轨测量的空间分辨率, 满足测绘和植被测量等应用需求。针对光子计数激光雷达点云的特征, 提出了一种用于光子计数激光雷达点云的自适应去噪算法。首先, 优化了搜索区域的形状, 分析了噪声点邻域密度的分布特征。然后, 根据噪声点的邻域密度统计特征自适应确定噪声点识别参数。对机载原理样机获取的点云数据实验结果表明, 本算法对屋脊线的测量精度可达到 0.13~0.27 m。对多测高波束试验激光雷达机载实验点云的实验结果表明, 本算法对冰盖、海面、植被和陆地等典型场景的识别率优于 94%, 准确率优于 90%。这表明本算法具有良好的适应性, 可应用于大范围光子计数激光雷达点云的自适应去噪。

关键词 遥感; 激光雷达; 光子计数; 空间聚类模型; 点云去噪

中图分类号 P236

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1428001

Adaptive Denoising Algorithm for Photon-Counting LiDAR Point Clouds

Wang Chunhui^{1,2*}, Wang Aoyou^{1,2}, Rong Wei^{1,2}, Tao Yuliang^{1,2}, Fu Ruimin¹

¹Beijing Institute of Space Mechanics and Electricity, Beijing 100094, China;

²Key Laboratory for Space Laser Information Perception Technology, China Academy of Space Technology, Beijing 100094, China

Abstract Spaceborne multibeam photon-counting LiDAR can achieve high repetition frequency detection, effectively improving the spatial resolution of LiDAR on-orbit measurements and meeting application requirements, such as surveying, mapping, and vegetation measurement. Aiming at the characteristics of photon-counting LiDAR point clouds, an adaptive denoising algorithm is proposed in this paper. First, the shape of the search area is optimized and the distribution characteristics of the neighborhood noise point density are analyzed. Then, identification parameters of the noise points are adaptively determined according to the statistical characteristics of the neighborhood noise point density. Experimental results of point cloud data obtained using the airborne prototype show that the measurement accuracy of the algorithm on roof ridge lines can reach 0.13–0.27 m. Experimental results of the multiple altimeter beam experimental LiDAR airborne experimental point cloud show that the recognition rate of the algorithm for typical scenes, such as ice sheet, sea surface, vegetation, and land, is better than 94%, and the accuracy rate is better than 90%. This shows that the algorithm has good adaptability and can be applied to adaptive denoising of large-scale photon-counting LiDAR point clouds.

Key words remote sensing; LiDAR; photon-counting; spatial clustering model; point cloud denoising

OCIS codes 280.3640; 030.5260; 280.4788; 070.6110

收稿日期: 2020-09-27; 修回日期: 2020-10-10; 录用日期: 2020-11-12

基金项目: 高分对地观测专项基金(GFZX040105)

通信作者: *xjtuchwang@foxmail.com

1 引言

星载激光测高仪具有抗电磁干扰能力强、精度高、距离分辨率高及能主动工作等优点,具有被动光学遥感无法替代的作用,在高程控制点测量、冰盖和海冰监测、植被垂直结构测量等方面得到了广泛的应用^[1-3],如美国研制的火星轨道激光测高仪(MOLA)、水星激光测高仪(MLA)、地球科学激光测高仪(GLAS)、月球轨道激光测高仪(LOLA)^[4]以及我国研制的嫦娥一号激光测高仪、资源三号 02 星和 03 星激光测高仪、高分七号激光测高仪^[5-7]。

目前已成功应用的星载激光测高仪大都采用模拟探测体制,需要用较大的回波能量确保探测概率和测距精度。受限于卫星平台的资源,模拟探测体制的激光雷达难以实现高重复频率和多波束测量。高重复频率微脉冲激光和单光子探测器结合时间相关光子计数技术,可以实现单光子水平的探测灵敏度、减小对脉冲能量的要求、实现多波束高重复频率测量,从而有效提升空间激光雷达的覆盖区域及空间采样率,满足高程控制点获取和特殊区域高精度立体测绘的需求^[8-9]。2018 年 9 月成功发射的先进地形激光测高系统(ATLAS)作为 GLAS 的后续任务,采用微脉冲光子计数体制及自行研制的多测高波束试验激光雷达(MABEL)开展了机载飞行实验。ATLAS 不仅能获取海冰厚度分布数据、冰雪表面超精细结构、森林结构数据、海浪信息,也可以获取水质良好的浅海水深数据^[10-11]。

为了验证星载光子计数激光雷达技术的可行性,用自行研制的原理样机于 2019 年 6 月 25 日至 7 月 5 日在东营市黄河口镇开展了机载飞行实验,获取了不同地貌和地物的激光点云数据。光子计数激光雷达的灵敏度可达到单光子量级,其点云数据中包含大量噪声点,目标处的信号点云密度大且分

布集中,而噪声点云的分布比较分散。多波束激光雷达沿飞行轨迹高频率推扫测量,获取沿航线的地貌和地物轮廓线,且激光点云沿轨方向的密度比沿高度方向大。目前成熟的机载激光雷达点云噪声较少,且可通过扫描实现大面积测量。因此,研究适合光子计数激光雷达点云的去噪算法具有重要意义^[12-14]。针对上述问题,本文将基于密度的聚类算法用于光子计数激光点云的去噪处理。首先,根据光子计数激光点云测量原理对搜索区域的形状进行优化,分析表明,噪声点云的邻域密度符合正态分布。然后,根据噪声点邻域密度分布的均值和标准差确定噪声点识别参数。最后,对光子计数激光点云数据进行了去噪实验,并对算法的处理效果进行了评估。

2 光子计数激光点云的自适应去噪算法

2.1 光子计数激光点云数据

飞行实验中光子计数激光雷达原理样机采用波长为 532 nm 的激光器,其脉冲宽度为 1 ns,工作频率为 10 kHz。激光器出射的光经扩束和衍射光学元件被分成四束,波束间的夹角为 1.5 mrad,单波束的发散角为 0.1 mrad。采用口径为 50 mm 的接收镜头接收回波光,用带宽为 200 pm 的窄带滤光片进行光谱滤光。采用盖革模式雪崩光电二极管(APD)探测回波光,通过测量出射脉冲和回波光子的飞行时间实现测距,测时分辨率为 325 ps。通过固定长度光纤对测距精度进行标定,不同信噪比下的测距精度为 0.12~0.20 m。

2019 年 6 月 25 日至 7 月 5 日,在东营市黄河口镇开展了机载飞行实验,采用运五飞机获取不同地貌和地物的激光点云数据。飞行高度为 1 km,速度为 145 km/h,地面足印直径为 0.1 m,足印间距为 4 mm。图 1 为飞行实验中采集的山东省黄河口

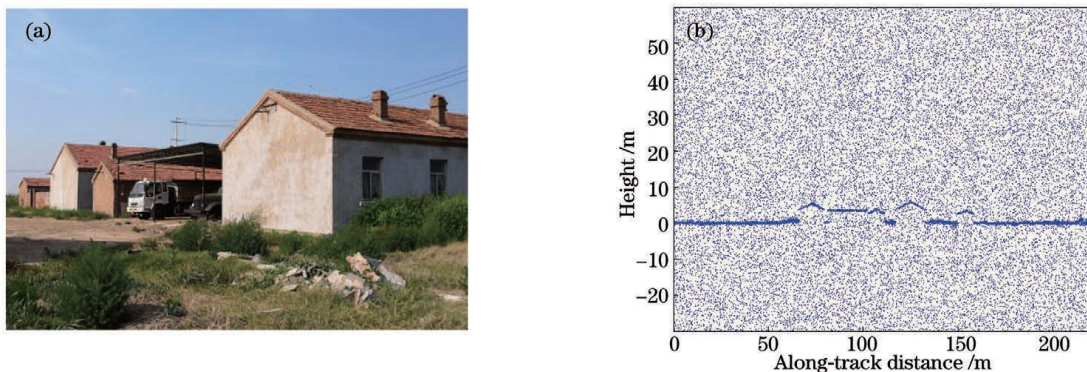


图 1 机场建筑照片及点云数据。(a) 机场建筑;(b) 点云数据

Fig. 1 Airport building photos and point cloud data. (a) Airport building; (b) point cloud data

治蝗专用机场的建筑及其对应点云数据,包括平坦的地面、地上植被和地上建筑。

2.2 自适应去噪算法

针对光子计数激光雷达点云数据的去噪算法主要分为两类。一类是先将点云栅格化为二维图像,然后用图像处理算法进行去噪。该方法在栅格化过程中会造成有效信息的丢失,且不能充分利用点云的分布特征^[15-16]。另一类是利用点云的局部统计特征进行去噪和分类,可以充分利用点云的分布特征,但主要依赖经验选取参数,算法的精度和适应性不稳定^[12-14]。

夏少波等^[13]基于局部距离统计进行点云去噪,李凯等^[14]采用类似的方法,在沿轨方向加入权重因子,提升了算法的去噪效果,但该算法的局部距离统计特征不显著,且滤波参数主要根据经验选取。Zhang 等^[12]将基于密度的聚类算法用于光子计数点云数据的去噪中,并将搜索区域从圆形改为椭圆形,取得了较好的去噪效果,但该算法需要尝试不同的参数组合提升去噪效果。为了自适应确定算法参数,提升聚类算法的去噪效果,根据光子计数激光雷达的工作原理,将搜索区域从椭圆形改为矩形,具体流程如图 2 所示。其中, l 和 h 分别为矩形搜索区域的长和宽。

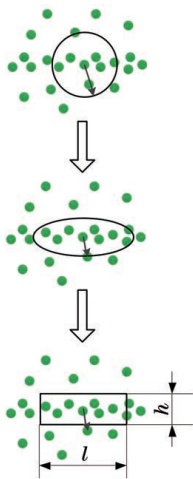


图 2 搜索区域形状的改变流程

Fig. 2 Change process of the search area shape

自适应去噪算法的流程如图 3 所示,首先,将点云投影到二维平面, x 方向为沿轨飞行方向, y 方向为高度方向。然后,采用长、宽分别为 l 和 h 的矩形搜索区域计算每个点邻域内包含的点数,只需判断邻域内每点的 x 、 y 坐标是否同时满足搜索区域边界即可。对每个点邻域内的点数进行直方图统计,由于噪声点的邻域密度比信号点小,且具有明显的

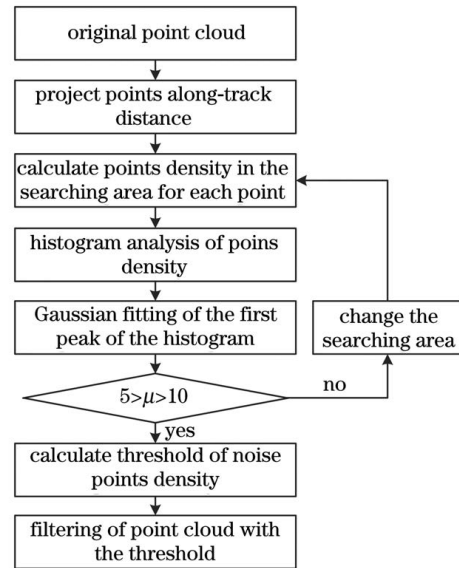


图 3 去噪算法的流程

Fig. 3 Flow of the denoising algorithm

正态分布特征,可将统计直方图中的第一个波峰作为噪声点邻域密度的统计分布特征。通过高斯函数拟合第一个波峰,确定噪声点邻域密度的均值 μ 和标准差 σ ,并计算识别噪声点的密度阈值。当某点搜索区域内的点密度小于该阈值时,将该点判定为噪声点并剔除。

2.3 噪声点的邻域密度分布

光子计数激光雷达通过测量发射脉冲和接收回波脉冲的飞行时间探测距离,则搜索区域宽度 h 对应的激光飞行时间 t 可表示为

$$t = 2h/c, \quad (1)$$

式中, c 为光速。光子计数激光雷达在工作时采用高重复频率激光发射,沿飞行方向距离 l 内包含的脉冲数可表示为

$$N = l/(v/f), \quad (2)$$

式中, v 为飞机的飞行速度, f 为激光雷达的工作频率。

光子计数激光雷达的主要噪声为地表和大气反射的太阳光,单光子探测器的暗计数很小,噪声近似为直流量^[17-18],且在一定范围内保持一致。当激光雷达每秒探测到的噪声光电子数为 n_s 时,时间 t 内的平均光电子数可表示为

$$n_{st} = n_s t, \quad (3)$$

单个脉冲在时间 t 内产生 k 个光子计数的概率可表示为^[19-20]

$$p_k = \frac{n_{st}^k}{k!} \exp(-n_{st}), \quad (4)$$

不产生光子计数的概率 p_0 和至少产生一个光子计

数的概率 p_d 可表示为

$$p_0 = \exp(-n_{st}), \quad (5)$$

$$p_d = 1 - p_0 = 1 - \exp(-n_{st}). \quad (6)$$

飞行距离 l 对应 N 个脉冲, 则时间 t 内是否产生光子计数的情况满足 N 次独立重复的伯努利分布, 即搜索区域内点云数量 X 的概率分布为二项分布。在 N 次脉冲测量中, 产生 K 个计数的概率可表示为

$$P\{X=K\} = \binom{N}{K} p_d^K (1-p_d)^{N-K}. \quad (7)$$

当 N 足够大时, 二项分布近似为正态分布, 邻域内的噪声点云数量 X 符合正态分布, 其均值 μ 和标准差 σ 可表示为

$$\mu = Np_d, \quad (8)$$

$$\sigma = \sqrt{Np_d(1-p_d)}. \quad (9)$$

可以发现, 噪声点的邻域密度符合正态分布, 可通过高斯函数拟合计算噪声点的邻域密度均值和标准差。图 4 为图 1(b) 中点云的邻域密度统计直方图, 将第一个波峰放大并用高斯函数拟合, 结果如图 5 所示, 其均值 μ 、标准差 σ 分别为 6.5 和 2.3。

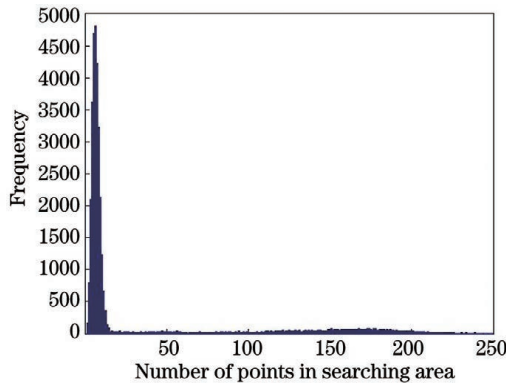


图 4 邻域密度的统计直方图

Fig. 4 Statistical histogram of the neighborhood density

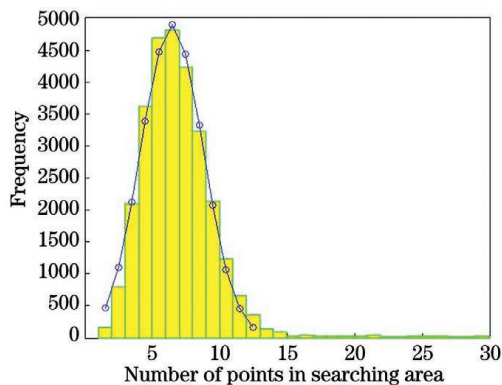


图 5 拟合后的噪声点邻域密度

Fig. 5 Neighborhood density of noise points after fitting

2.4 自适应参数的计算

1) 基于邻域密度的自适应去噪算法涉及到的参数主要包括搜索区域参数 l 和 h , 噪声点邻域密度均值 μ 、标准差 σ 以及噪声判定阈值 m_p 。搜索区域参数 l 和 h 会影响后续的点密度统计特征, 一般通过控制两个参数的比例和区域内的噪声点密度均值 μ 计算。定义参数 θ 为

$$\tan \theta = h/l. \quad (10)$$

确定参数 θ 时, 应考虑测量区域的地形, 针对实验中的数据, 设 $\theta = 5^\circ$, 即 $h/l = 0.087$ 。确定 θ 后, 选定一组 l 和 h , 并计算每个点的邻域密度, 然后进行直方图统计。当统计图的第一个波峰对应的邻域密度均值 μ 在 5~10 之间时, 表明该组参数符合要求; 否则, 对该搜索区域进行缩放。

2) 根据选定的搜索区域, 对每点的邻域密度进行计算, 获取统计直方图的分布特征后, 通过高斯拟合确定邻域密度均值 μ 和标准差 σ 。

3) 根据邻域密度均值 μ 和标准差 σ , 得到噪声识别阈值 m_p

$$m_p = \mu + 5\sigma. \quad (11)$$

确定噪声识别阈值后, 将邻域密度小于阈值的点确定为噪声点并剔除, 从而获取信号点。

3 数据处理与结果分析

3.1 数据处理结果

对图 1 中的点云进行去噪, 结果如图 6 所示。该点云共包括 36357 个点, 提取出的信号点有 7971 个。从图 6(a) 可以发现, 去噪算法能很好地识别出噪声点, 没有明显的噪声点遗漏。光子计数激光雷达的噪声点一般多于信号点, 但噪声点在整个测距波门内分布比较均匀, 而信号点的分布比较集中, 因此, 利用邻域密度进行去噪可以很好地剔除远离目标的噪声点。图 6(b) 为图 6(a) 的局部放大图, 可以发现, 虽然去噪算法可剔除大部分噪声点, 但距离目标很近的少量噪声点却被误判为信号点。原因是光子计数激光雷达回波点云分布具有一定的离散性, 即使是测量固定的平面, 其点云也是按特定概率分布在整个回波时域脉冲宽度范围内, 边缘必然会出现噪声点和信号点无法区分现象; 且算法进行邻域密度统计时, 目标边缘的噪声点搜索范围内也会包括部分信号点, 导致其邻域密度较大, 被判别为信号点。图 7 为机场建筑轮廓的拟合结果, 表 1 为机场建筑轮廓的拟合误差。

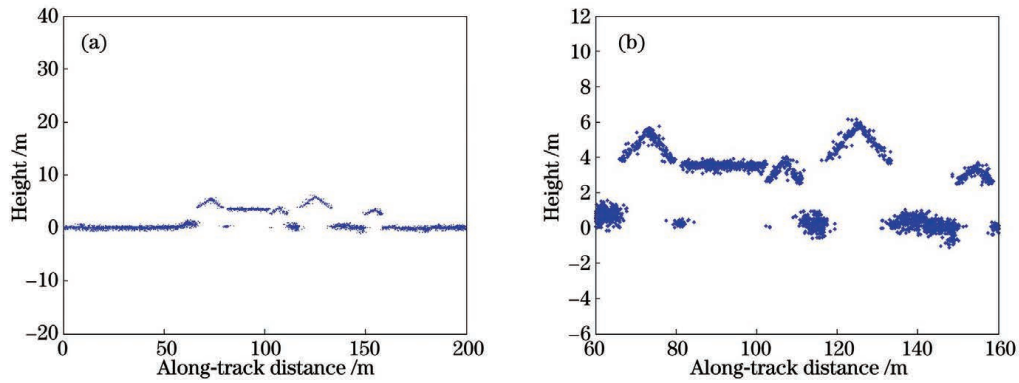


图 6 点云的去噪结果。(a)处理后的噪声点和信号点;(b)局部放大图

Fig. 6 Denoising result of the point cloud. (a) Noise and signal points after processing; (b) partial enlarged view

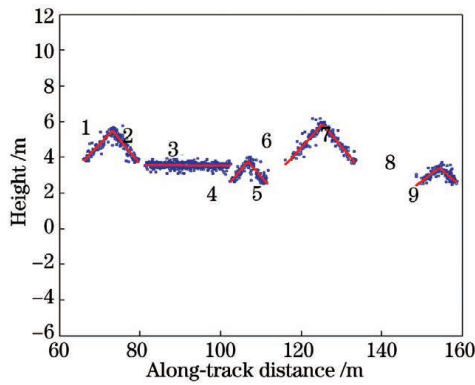


图 7 机场建筑轮廓的拟合结果

Fig. 7 Fitting result of the airport building contour

表 1 机场建筑轮廓的拟合误差

Table 1 Fitting error of the airport building contour

Serial number	Number of signal points	Standard deviation /m
1	90	0.21
2	104	0.23
3	632	0.13
4	70	0.15
5	81	0.27
6	107	0.24
7	99	0.18
8	86	0.16
9	75	0.22
Sum	1344	0.18

表 2 θ 对算法识别率和准确率的影响

Table 2 Effect of θ on algorithm recognition rate and accuracy

$\theta / (^{\circ})$	h / m	l / m	μ	σ	F_p	F_N	T_p	$R / \%$	$P / \%$
3	0.22	4.2	6.5	2.3	114	52	2929	98.26	96.25
5	0.28	3.2	6.5	2.3	152	18	2957	99.39	95.11
10	0.40	2.3	6.5	2.3	179	4	2981	99.87	94.34

3.2 参数影响分析

针对图 7 中的局部点云数据,进一步评估参数对算法的影响,并用识别率和准确率评估算法的去噪效果^[22-23]。识别率 R 为所有信号点中被算法正确识别的比例,准确率 P 为被识别为信号点中识别正确的比例,可表示为

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N}, P = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \quad (12)$$

式中, T_p 为正确识别为信号点的数量, F_N 为误判为噪声点的信号点数量, F_p 为误识别为信号点的噪声点数量。

保持搜索区域面积不变,当参数 θ 分别为 3° 、 5° 和 10° 时,本算法的识别率和准确率如表 2 所示。可以发现,当 θ 增大时,搜索矩形的长宽比变化而面积不变,对于远离信号点的噪声点邻域密度影响较小;垂直方向临近信号点的噪声点搜索区域内包括的信号点较多,容易被识别为信号点,使准确率下降;而屋脊的坡度较大,当搜索区域过于狭长时,会导致信号点的邻域信息缺少,识别率下降。总体来讲,参数 θ 对算法的影响较小。

保持参数 θ 不变,增大搜索面积时算法的识别率和准确率如表 3 所示。可以发现,当搜索面积增大时,临近信号点的噪声点搜索区域内会包括较多的信号点,使准确率下降;信号点边缘的有效点受周围噪声点的影响,邻域密度较低,也容易被识别为噪声点,从而降低识别率。因此,搜索区域不易过大,

表 3 搜索面积对算法识别率和准确率的影响

Table 3 Effect of search area on algorithm recognition rate and accuracy

$\theta/(^{\circ})$	h/m	l/m	μ	σ	F_p	F_N	T_p	$R/\%$	$P/\%$
5	0.28	3.2	6.5	2.3	152	18	2957	99.39	95.11
5	0.35	4.0	9.4	2.9	168	27	2944	99.09	94.60
5	0.42	4.8	13.0	3.5	307	41	2921	98.62	90.49

可通过控制邻域密度均值 μ 自适应调整搜索区域的面积。

3.3 算法的适用性

用本算法对 MABEL 机载飞行实验数据进行

去噪处理,选取的数据片段如表 4 所示,包括冰盖、海面、植被和陆地等典型地貌和地物。对选取的激光点云数据进行了处理,结果如表 5 所示,包括各数据片段的去噪参数、识别率及准确率。

表 4 MABEL 点云数据

Table 4 MABEL point cloud data

Serial number	Flight time	Scenario	Number of points
1	20120412T1644	northwest Greenland	25001
2	20120412T1659	central Greenland	50000
3	20120420T0954	sea ice around Greenland	40000
4	20120420T1004	edge of Greenland	50001
5	20120915T2300	water	15113
6	20130919T1512	vegetation, day	30108
7	20130920T2225	vegetation, night	33759
8	20130927T1856	land	56201
9	20140729T2106	north pole	40690

表 5 MABEL 点云数据的处理参数及结果

Table 5 Processing parameters and results of MABEL point cloud data

Serial number	$\theta/(^{\circ})$	h/m	l/m	μ	σ	F_p	F_N	T_p	$R/\%$	$P/\%$
1	5	2.6	30.0	5.4	2.0	267	33	3948	99.17	93.67
2	5	2.6	30.0	6.6	2.3	174	4	1804	99.78	91.20
3	5	2.6	30.0	6.3	2.2	138	2	1316	99.85	90.51
4	5	2.6	30.0	6.6	2.3	132	3	1300	99.77	90.78
5	5	13.1	150.0	4.3	1.8	435	1	7426	99.99	94.47
6	5	3.9	45.0	4.7	1.9	60	221	5649	96.24	98.95
7	5	7.9	90.0	5.3	2.0	142	59	19148	99.69	99.26
8	5	3.1	35.0	5.6	2.2	352	230	3748	94.22	91.41
9	5	3.1	35.0	6.3	2.3	201	30	1842	98.40	90.16

从表 4 和表 5 可以发现,序号 6 和序号 8 数据点云的识别率最低,如图 8(a)和图 8(b)所示。原因是序号 6 为白天的植被测量结果,植被产生的信号点分布比较分散,邻域密度较低,相比噪声没有明显优势,且植被内的信号点容易被识别为噪声点;序号

8 为起伏较大的陆地测量结果,局部坡度达到 45° ,信号点沿飞行方向的连续性较差,且该段数据的信噪比较低。序号 2、3、4、8 和 9 的数据点云准确率较低,原因是这些数据的信噪比较低,信号点数量较少,信号点周边少量的噪声点被误识别为信号点,序

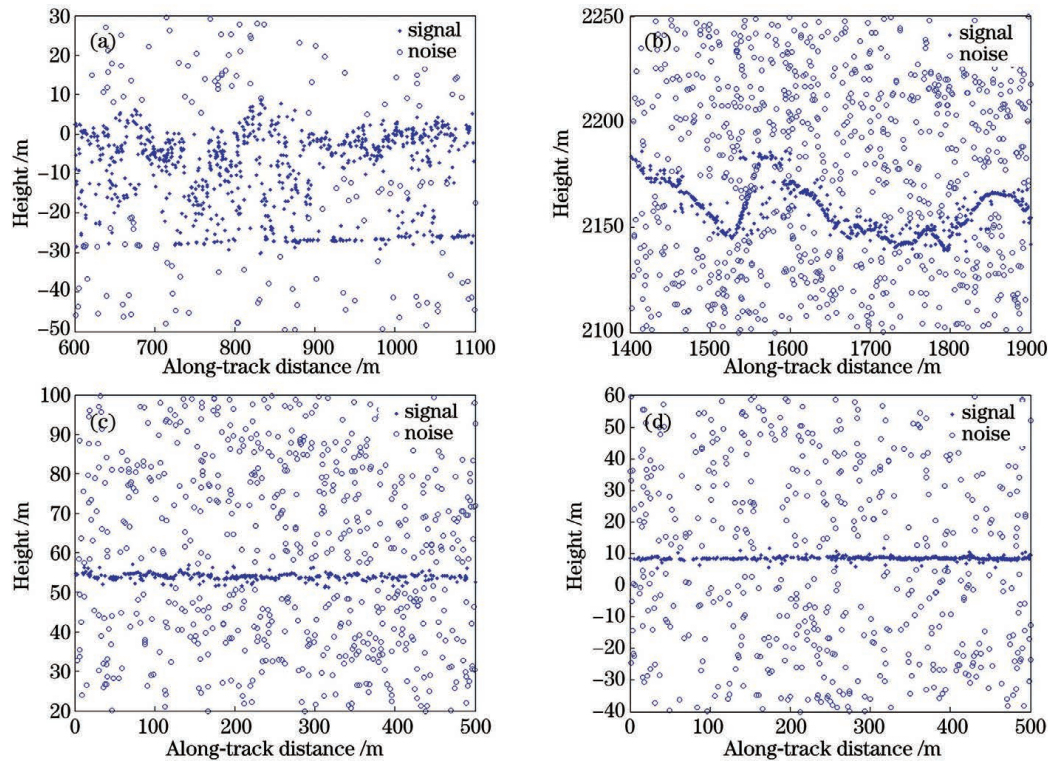


图 8 MABEL 点云数据的处理结果。(a) 序号 6; (b) 序号 8; (c) 序号 3; (d) 序号 9

Fig. 8 Processing results of the MABEL point cloud data. (a) No. 6; (b) No. 8; (c) No. 3; (d) No. 9

号 3 和序号 9 的点云去噪结果如图 8(c) 和图 8(d) 所示。可以发现, 本算法对不同地貌、地物和信噪比的点云数据都能保持较高的识别率和准确率。但点云的信噪比过低时会影响到去噪效果, 导致识别率和准确率下降。

4 结 论

将基于密度的聚类算法应用于光子计数激光雷达点云去噪, 通过修改搜索区域的形状, 使搜索区域参数具有明确的物理含义。根据搜索区域的物理意义, 推导了噪声点邻域密度的分布特征, 并根据该分布特征和高斯函数拟合方法确定噪声点邻域密度均值和均方根值, 从而自适应确定噪声点识别参数, 实现点云去噪。用本算法对自研机载原理样机获取的光子点云数据以及 MABEL 机载实验点云数据进行去噪, 结果表明, 本算法可以适应不同的地貌、地物和信噪比, 且去噪效果较好。由于靠近信号点的噪声点邻域内也包括信号点, 其邻域密度较大, 必然会有少量靠近信号点的噪声点被误识别为信号点。在有其他先验知识的情况下, 可进一步提升去噪效果。如针对平坦地形, 可增大搜索区域的长宽比; 当确定地形的连续性后, 可根据地形的连续性保留邻域密度低的信号点。将去噪的光子计数激光雷达点

云数据应用在后续的点云分类中, 可根据具体的应用需求剔除残留的少量噪声点。

参 考 文 献

- [1] Tang X M, Li G Y. Development and prospect of laser altimetry satellite[J]. Space International, 2017 (11): 13-18.
唐新明, 李国元. 激光测高卫星的发展与展望[J]. 国际太空, 2017(11): 13-18.
- [2] Wang C H, Li X, Peng H. Research on simulation and analysis of spaceborne full waveform laser altimeter [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(10): 102801.
王春辉, 李旭, 彭欢. 星载全波形激光测高仪仿真分析技术研究[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52 (10): 102801.
- [3] Huang D M, Xu J H, Song W, et al. Comparison and analysis of Gaussian decomposition and Gaussian wavelet decomposition for GLAS full waveform data [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55 (11): 112801.
黄冬梅, 徐基衡, 宋巍, 等. GLAS 全波形数据的高斯分解与高斯小波基分解对比分析[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(11): 112801.
- [4] Yu A W, Krainak M A, Harding D J, et al. Spaceborne laser instruments for high-resolution mapping [J]. Proceedings of SPIE, 2010, 7578:

- 757802.
- [5] Wang J Y, Shu R, Chen W B, et al. Laser altimeter of CE-1 payloads system[J]. *Science China (Physics, Mechanics & Astronomy)*, 2010, 53(10): 1914-1920.
- [6] Li G Y, Tang X M. Analysis and validation of ZY-3 02 satellite laser altimetry data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(12): 1939-1949. 李国元, 唐新明. 资源三号 02 星激光测高精度分析与验证[J]. *测绘学报*, 2017, 46(12): 1939-1949.
- [7] Men H T, Li G Y, Chen J Y, et al. Refined simulation methods of laser altimetry satellite echo waveform[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(1): 0110004. 门华涛, 李国元, 陈继溢, 等. 激光测高卫星回波波形精细化模拟仿真方法研究[J]. *中国激光*, 2019, 46(1): 0110004.
- [8] Huang K, Li S, Ma Y, et al. Detection probability model of single-photon laser altimetry and its range accuracy[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(11): 1110001. 黄科, 李松, 马跃, 等. 单光子模式激光测高探测概率模型与精度分析[J]. *中国激光*, 2016, 43(11): 1110001.
- [9] Wang A Y, Tao Y L, Li X, et al. Design and test of high repetition frequency photon counting lidar prototype[J]. *Laser & Infrared*, 2017, 47(7): 803-807. 王遨游, 陶宇亮, 李旭, 等. 高重复光子计数激光雷达样机设计及测距试验[J]. *激光与红外*, 2017, 47(7): 803-807.
- [10] Markus T, Neumann T, Martino A, et al. The ice, cloud, and land elevation satellite-2 (ICESat-2): science requirements, concept, and implementation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 190: 260-273.
- [11] ICESat-2[EB/OL]. [2020-09-20]. <http://icesat.gsfc.nasa.gov/icesat2>.
- [12] Zhang J S, Kerekes J, Csatho B, et al. A clustering approach for detection of ground in micropulse photon-counting LiDAR altimeter data[C]//2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 13-18, 2014, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2014: 177-180.
- [13] Xia S B, Wang C, Xi X H, et al. Point cloud filtering and tree height estimation using airborne experiment data of ICESat-2[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2014, 18(6): 1199-1207. 夏少波, 王成, 刁晓环, 等. ICESat-2 机载试验点云滤波及植被高度反演[J]. *遥感学报*, 2014, 18(6): 1199-1207.
- [14] Li K, Zhang Y S, Tong X C, et al. Research on denoising and filtering algorithm of single photon lidar data[J]. *Navigation and Control*, 2020, 19(1): 67-76. 李凯, 张永生, 童晓冲, 等. 单光子激光雷达数据去噪与滤波算法[J]. *导航与控制*, 2020, 19(1): 67-76.
- [15] Magruder L A, Stout K D, et al. Noise filtering techniques for photon-counting lidar data[J]. *Proceedings of SPIE*, 2012, 8379: 83790Q.
- [16] Awadallah M S, Abbott A L, Thomas V A, et al. Estimating forest canopy height using photon-counting laser altimetry[C]//Proceedings of the 13 International Conference on Lidar Applications for Assessing Forest Ecosystems, October 9, 2013, Beijing, China. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2013: 137-144.
- [17] Yang G N, Martino A J, Lu W, et al. IceSat-2 ATLAS photon-counting receiver: initial on-orbit performance[J]. *Proceedings of SPIE*, 2019, 10978: 109780B.
- [18] Mc Gill M, Markus T, Scott V S, et al. The multiple altimeter beam experimental lidar (MABEL): an airborne simulator for the ICESat-2 mission [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2013, 30(2): 345-352.
- [19] Fouche D G. Detection and false-alarm probabilities for laser radars that use Geiger-mode detectors[J]. *Applied Optics*, 2003, 42(27): 5388-5398.
- [20] Henriksson M. Detection probabilities for photon-counting avalanche photodiodes applied to a laser radar system [J]. *Applied Optics*, 2005, 44(24): 5140-5147.
- [21] Glennie C, Lichti D D. Static calibration and analysis of the velodyne HDL-64E S2 for high accuracy mobile scanning[J]. *Remote Sensing*, 2010, 2(6): 1610-1624.
- [22] Martin D R, Fowlkes C C, Malik J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(5): 530-549.
- [23] Awadallah M S, Ghannam S, Abbott A L, et al. Active contour models for extracting ground and forest canopy curves from discrete laser altimeter data [C]//Proceedings of the 13 International Conference on Lidar Applications for Assessing Forest Ecosystems, October 9, 2013, Beijing, China. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2013: 1-8.