

光子计数激光雷达中光子点云滤波方法的比较与分析

王振华¹, 陈诗贤¹, 孔伟², 刘向锋^{2*}¹上海海洋大学信息学院, 上海 201306;²中国科学院上海技术物理研究所, 中国科学院空间主动光电技术重点实验室, 上海 200083

摘要 相对于传统阈值型和全波形激光雷达, 光子计数激光雷达具有高密度、高分辨率、高穿透性等优势, 然而光子计数激光雷达所获得的光子点云数据具有较多的背景噪声及干扰噪声, 为准确识别目标上的有效光子信号, 采用合适的光子滤波方法很有必要。目前主要存在的滤波方法有基于直方图统计去噪、基于局部距离统计去噪、基于密度的噪声空间聚类 (DBSCAN) 去噪等。为了解这些方法对山地和水体区域的适用性, 选用机载多波束试验激光雷达分别对这些方法进行比较与分析。实验结果表明, 3 种去噪方法都可以准确提取有效的光子点云, 其中直方图统计方法对于地形平坦区域和水体的去噪效果明显优于地形起伏区域, 局部距离统计和 DBSCAN 的去噪效果受地形变化影响较小, 且 DBSCAN 对山地数据去噪效果最佳。用去噪精确度、去噪召回率和 F1 指标对这 3 种方法的去噪结果进行定量比较。3 种方法对于山地区域内的有效光子去噪精度分别为 0.9342、0.9524、0.9669, 对于水体区域的有效光子去噪精度分别为 0.9981、0.9492、0.9349。

关键词 光子点云; 滤波方法; 直方图统计; 局部距离统计; 基于密度的噪声空间聚类

中图分类号 TN958.98

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213259

Comparison and Analysis of Denoising for Photon-Counting LiDAR Data

Wang Zhenhua¹, Chen Shixian¹, Kong Wei², Liu Xiangfeng^{2*}¹Department of Information, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;²Key Laboratory of Space Active Opto-Electronics Technology, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China

Abstract Compared to discrete-return and full-waveform LiDARs, the photon-counting LiDAR can provide more dense sampling, higher resolution, and better penetrability along the laser ranging. However, the point clouds obtained by the photon-counting LiDAR contain more background and interference noises. Therefore, it is necessary to adopt a suitable noise filtering method to accurately identify the effective photon signal on the target. At present, the main filtering methods include histogram statistics (HS), local distance statistics (LDS), and density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN). To evaluate the performances of these methods on the mountainous region and the waters, the multiple altimeter beam experimental LiDAR is used for comparing and analyzing the three methods. The results show that the three methods can accurately extract effective photon point clouds. Among them, the HS method is suitable for flat terrains and water areas. LDS and DBSCAN are better suited for undulating terrains and mountainous areas, and DBSCAN achieves the best performance in mountainous areas. The results are quantitatively compared in terms of precision, recall, and F1-score. HS, LDS, and DBSCAN achieve a precision of 0.9342, 0.9524, and 0.9669, respectively, in the mountainous areas and 0.9981, 0.9492, and 0.9349, respectively, in the water areas.

Key words photon point cloud; filtering method; histogram statistics; local distance statistics; density-based spatial clustering of applications with noise

1 引言

星载激光雷达能够获得地面三维数据及地物的垂直结构信息, 另外, 其凭借运行轨道高、观测视野广, 基

本能够实现全球性覆盖, 被广泛应用于地形地貌测绘、森林监测、水质监测等领域^[1]。相对于传统阈值和全波形激光雷达, 新型的光子计数激光雷达采用具有高灵敏度的单光子探测器记录地物反射的所有光子信

收稿日期: 2021-12-16; 修回日期: 2021-12-23; 录用日期: 2022-01-05; 网络首发日期: 2022-01-15

通信作者: liuxiangfeng@mail.sitp.ac.cn

号^[2],提高了地物的探测概率,具有更高的精度,在气溶胶、云层、植被、水体等方面的研究中具有广阔的前景^[3]。美国国家航空航天局(NASA)开展了多波束试验激光雷达(Multiple altimeter beam experimental LiDAR, MABEL)的验证,其于 2018 年发射的 ICESat-2(Ice, Cloud, and Land Elevation Satellite 2)搭载了光子计数 ATLAS(Advanced topographic laser altimeter system)来代替上一代 ICESat 所搭载的全波形 GLAS(Geoscience laser altimeter system)激光雷达^[4]。ATLAS 采用多波束单光子计数激光雷达技术,通过向地面发射 6 波束密集激光脉冲来获得地物信息^[5]。

由于光子计数激光雷达采用微脉冲的单光子探测技术以检测被地物返回的微弱光子信号,获取的光子点云中带有设备噪声、大气散射、背景干扰等大量的噪声光子^[6],需要通过适当的去噪方法来探测目标上的有效光子信号^[7]。目前已有的背景噪声剔除算法可以识别 90% 的噪声^[8],但残留的噪声点比例相比非光子点云依然很高。针对光子点云的去噪算法主要分 3 种:1)将剖面点云栅格化为 2 维影像,每个像元包含点云密度信息;然后采用影像处理技术,如 Canny 算子检测边界^[9]、中值滤波和轮廓检测^[10],剔除噪声点并探测地面点。Awadallah^[10]提出了一种基于几何活动轮廓(GAC)模型的优化算法,并选取了 36 个不同地形的 MABEL 数据进行实验验证。大多数数据的均方根误差(RMSE)值低于 0.3,表明该算法取得了较为良好的效果,但是其对地形起伏大的地区的去噪效果不佳。2)计算点云剖面中每一个点的局部统计量,利用统计量的分布特征(直方图)设置统计量的全局阈值,并对点云进行逐点分类,将其分为噪声点、地面点和非地面点^[11]。夏少波等^[12]通过局部距离统计对 MABEL 数据进行去噪,并采用最小二乘法拟合地面点。曹彬才等^[13]基于空间密度高斯拟合去噪(DRAGANN)算法对 ICESat-2 卫星的土地和植被高度产品数据文档(ATL08)进行了验证,该算法的精度高达 98%。3)针对光子点云数据的空间分布特征,采用聚类方法区分信号和噪声,如基于密度的噪声空间聚类(DBSCAN)算法^[14]、基于椭圆搜索域的改进 DBSCAN 算法^[15]。魏硕等^[16]通过统计滤波和 DBSCAN 对 MABEL 数据进行去噪,去噪精度达到 85% 以上。李彬彬等^[17]测试了基于随机森林的 ICESat-2 地表覆盖分类方法,并对长三角地区的部分土地覆盖类型进行了实验验证,该分类方法的精度达到 85% 以上。Ester 等^[14]提出了基于空间密度的 DBSCAN,而后不断有学者对其提出改进,并将其用于光子点云数据的去噪,获得了良好的去噪效果。Zhang 等^[15]提出了自适应阈值的 DBSCAN,测试了美国雅各布港冰川和威斯康星州森林的 MABEL 数据,该算法可以准确提取冰川的地面轮廓以及森林地区的地面和树冠信息。Xie 等^[18]采用基于椭圆搜索框的 DBSCAN,对 ICESat-2 数据进行去噪。

Ma 等^[19]选择美国帕姆利科湾附近的森林覆盖区域对自适应阈值的 DBSCAN 进行了反演实验,并将得到的结果与 GFCH(Global forest canopy height)数据集中该地区的森林冠层平均高度进行比较,实验证明该算法对于森林的反演结果与 GFCH 数据集中的数据相对一致。谢锋等^[20]提出基于椭圆搜索框和坡度自适应拟合的 DBSCAN,并选择国内首套机载多波束光子激光雷达(Multipile beam LiDAR, MBL)数据进行实验,该算法对植被和地面点的滤波精度分别达到了 91.86% 和 97.89%。总之,第 1 种方法需要对点云栅格化,会造成信息损失,降低滤波的精度;第 2 种方法需要针对统计量设置分类阈值,而阈值的选择受到坡度、地表类型、点云密度和统计范围等因素的影响,算法自适应性有待提高;在信号点与噪声点空间分布特征比较相似的情况下,第 3 种方法在聚类时可能出现算法识别上的错误,进而影响到去噪精度^[21]。在目前的研究中,对平坦地形下的光子点云数据的去噪精度要明显高于地形起伏大的区域,并且能够自适应地形起伏的光子点云去噪算法很少。

为了解 3 种去噪方法对山地和水体区域内光子点云的适用性,采用 MABEL 在山地和水体区域内的光子点云,分别比较和分析基于直方图统计去噪、基于局部距离统计去噪、基于 DBSCAN 去噪 3 种去噪方法的效果;采用去噪精度、去噪召回率和 F1 指标(F1-score),分别评估方法的去噪精确性、全面性和有效性。

2 光子计数激光雷达点云数据去噪方法

由于光子计数激光雷达可以探测微弱的光子回波信号,且在白天,光子计数激光雷达受到太阳光和大气噪声的干扰,其记录的光子点云中大量噪声点,需要通过适当的去噪算法识别光子点云数据中的有效光子信号。目前能够直接从原始光子点云中识别并提取有效光子的去噪方法主要有:基于直方图统计去噪、基于局部距离统计去噪、基于 DBSCAN 去噪。

2.1 基于直方图统计去噪

由于光子点云数据中的噪声光子在空间分布上符合随机分布的特征,而信号光子根据地物类型呈现一定的分布规律,使用直方图统计能够明显表示时间域内光子数据的分布特征,进而区分目标上的有效光子。光子点云数据经过可视化后变为剖面点云数据,横轴为光子发射器发射光子的时间,纵轴为光子接收器接收到返回光子的时间或高程。在光子点云数据中,经过地面目标反射的光子为信号光子,而往往信号光子比大气中的噪声光子多出 2 个数量级。建立光子事件直方图,根据所要探测区域的地形选择合适的 bin 值:地面坡度小,可选择较大的 bin 值;地面坡度大,可选择较小的 bin 值。然后统计每个间隔内所有光子的数量,根据直方图统计结果设定合适的去噪阈值对数据进行

去噪。该算法的主要处理过程有:

1) 根据地形特征对光子点云数据进行切片, 将其分为数据片 1 到数据片 n 。

2) 根据地形特征对每个数据片设置直方图 bin 值, 统计每个高程范围内的光子点数量。

3) 根据直方图统计结果, 计算出光子点云数据高程分布均值 μ 与标准差 σ , 设定去噪上阈值为 $\mu + t_1 \times \sigma$, 去噪下阈值为 $\mu - t_2 \times \sigma$, 根据不同的数据类型, 选择合适的 t_1 和 t_2 值 (根据多次实验选取), 将上、下阈值范围内的光子点确定为信号点, 将其他光子点视作噪声点去除。

2.2 基于局部距离统计去噪

由于光子计数激光雷达获取的光子点云数据中, 每一个光子点都有一定的空间分布特征, 且光子密度不均匀, 可以计算每个光子点周围 k 个光子点的局部距离总和。根据光子点云的分布特征, 信号光子点密度远远大于噪声光子, 由此可设定阈值进行去噪。与基于直方图统计的去噪方法相比, 基于局部距离统计去噪的依据是目标光子点与临近点的距离和的大小。

光子距离相邻区域内 k 个光子点的局部距离总和的表达式为

$$D_i = \sum_{j=1}^{j=k} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (h_i - h_j)^2}, \quad (1)$$

式中: x 为延轨距离; h 为高程; i 为光子点云数据中的第 i 个光子点邻域, j 为该光子点邻域内的第 j 个光子点。根据 D_i 绘制局部总距离的直方图, 然后根据绘制的局部距离直方图设置阈值以剔除噪声点, 阈值一般设置为平均值与 c 倍标准差之和 (c 为经验值, 通过多次实验选取)。式 (1) 中, k 是局部距离计算的核心参数, 即每个点周围参与距离计算的临近点个数。若 k 过小, 则噪声点和信号点之间的区别不够明显, 难以设置去噪阈值; 若 k 过大, 则会使得信号点与噪声点的局部距离直方图不够差异化, 使去噪工作难以进行^[12]。如图 1 所示, 光子点云数据中信号点的密度比噪声点大得多, 因此只需要在信号点和噪声点的局部距离统计中设定一个阈值即可完成去噪。

2.3 基于 DBSCAN 去噪

DBSCAN 是一种基于空间密度的聚类算法, 该算法能够针对不同点密度进行聚类的主要原因是, 在光子点云数据内, 信号光子点云密度比外部光子点云密度高得多。

该算法步骤如下:

1) 在要进行聚类的点中任意选取一个起始点, 找到与该点距离小于扫描半径 ϵ 的所有点。如果与起始点的距离在 ϵ 之内的数据点数量小于最小包含点数 M , 则该点被标记为噪声点; 如果与起始点的距离在 ϵ 之内的数据点数量大于 M , 则该点被标记为核心点, 并为其分配一个新的簇标签。

2) 访问起始点的所有邻近点 (距离小于 ϵ 的点),

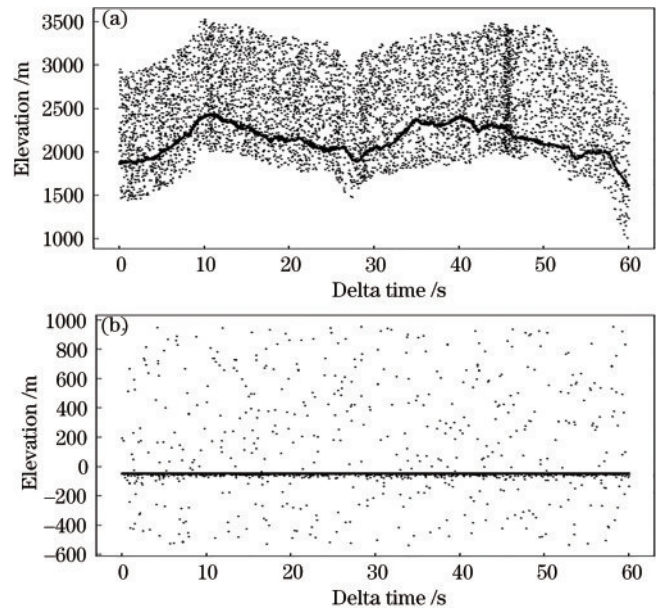


图 1 试验区原始数据示意图。(a) 山地研究区数据; (b) 水体研究区数据

Fig. 1 Schematic diagrams of original data in the test area.

(a) Data of mountain study area; (b) data of water study area

如果这些点还没有被分配一个簇, 就将刚刚创建的新的簇标签分配给它们。如果这些点是核心点, 那么依次访问这些点的邻近点, 以此类推, 直到在簇的 ϵ 距离内没有更多的核心点为止。

3) 选取另一个没有被访问过的点, 并重复以上过程。

2.4 评价指标

为了对去噪算法进行定量比较, 可以采用去噪精确度 (P)、去噪召回率 (R) 和 $F1$ 指标 (F) 对去噪算法进行衡量。将人工去噪的光子点云数据作为真实参考数据, 其中的噪声光子全部被人工去除, 留下的全部是有效光子信号。将信号光子作为正例, 将噪声光子作为负例。 P 、 R 和 F 的表达式为

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \quad (2)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n}, \quad (3)$$

$$F = \frac{2 \times P \times R}{P + R}, \quad (4)$$

式中: T_p 为被正确划分为正例的光子数量; F_p 为被错误划分为正例的光子数量; F_n 为被错误划分为负例的光子数量, 即被划分为噪声点的实际信号点数量。 P 主要衡量的是去噪算法的精度, P 值越大则说明去噪算法越能精确地去除噪声点; R 主要衡量的是算法对于噪声点的查全率, 即算法是否能找出较多的噪声点, R 值越大则说明算法能找出越多的噪声点; F 主要衡量的是去噪算法的有效性, F 值越大, 说明去噪算法越有效。

3 实验与分析

3.1 实验数据与比较分析

MABEL 搭载在 NASA 的 ER-2 飞机上, 分别于 2012 年 3 月和 2012 年 9 月进行第一次和第二次测量, 由此产生了 1、2 级数据向外提供。MABEL 机载实验模拟 ICESat-2 的测量方法, 采用光子计数方法。研究人员记录下返回光子的数量, 分析了这些返回光子的统计特性, 从而获得目标的距离信息^[20]。搭载 MABEL 的 ER-2 飞机的飞行高度约为 20 km; MABEL 所发射的激光脉冲宽度约为 2 ns, 地面脚点直径为 2 m, 工作波段为 1064 nm 和 532 nm。表 1 为 MABEL 的相关参数。

表 1 MABEL 参数
Table 1 Parameters of MABEL

Parameter	Value
Flight altitude / km	20
Wavelength / nm	1064, 532
Foot diameter / m	2
Pulse width / ns	2
LiDAR scanning width / km	1
Foot spacing / m	0.7

分别选取了山地、水体这 2 种典型地形, 分析并比较算法 1(直方图统计)、算法 2(局部距离统计)、算法 3(DBSCAN)。实验选择了 ICESat-2 机载模拟数据中的 MABEL 数据, 数据可在 NASA 网站(<http://icesat.gsfc.nasa.gov/icesat2/data/mabel>)获得。山地数据的经度覆盖范围为 36.74°N~36.80°N, 纬度覆盖范围为 241.10°E~241.30°E, 山地位于美国西海岸莫德斯托市附近的内华达山脉。山体形成于侏罗纪末至白垩纪初的内华达造山运动, 海拔为 1500~3000 m, 山体自东向西倾斜, 植被稀疏, 多为灌木植物。山地数据的采集时间为 2010 年 12 月 11 日 0 时 45 分。水体数据的经度覆盖范围为 60.79°N~60.89°N, 纬度覆盖范围为 277.29°E~277.49°E, 水体位于加拿大东北部的哈德逊湾。哈德逊湾经哈德逊海峡与大西洋相通, 海水平均深度约为 100 m, 最大水深约为 274 m。水体数据的采集时间为 2012 年 2 月 23 日 2 时 47 分。

3.2 实验结果比较分析

使用 3 种去噪方法分别对山地光子点云数据和水体光子点云数据去噪。使用算法 1 对山地数据进行去噪时, 以 2 s 为发射时间间隔对数据进行切片处理, 直方图 bin 值设置为 5, t_1 和 t_2 根据地形进行设置: 在地形平坦的数据片中, 设定的 t_1 与 t_2 间隔较小; 在坡度较大的地形片中, 设定的 t_1 与 t_2 间隔较大, 在整个光子点云数据的处理中, 设定的 t_1 与 t_2 都在 0~1 范围内, 去噪结果如图 2(a) 所示。在算法 2 中, 将 k 设置为 37 的效果

较好, 山地数据大部分光子点到其临近的 k 个点的距离和都在 60 以下, 少部分噪声光子点到其临近的 k 个点的距离和大于 100。经过多次实验, 将去噪阈值设定为 41.4 效果较好, 去噪效果如图 2(b) 所示。在算法 3 中, 将 ϵ 设置为 3、 M 设置为 12 的效果较好, 去噪结果如图 2(c) 所示。

对水体数据进行去噪时, 由于水面较为平坦, 事先不需要对数据进行切片处理。算法 1 中, 将直方图 bin 值设置为 2.5, 去噪结果如图 3(a) 所示。在算法 2 中, 经过多次实验发现, 将 k 设置为 50、去噪阈值设定为 57.8 的效果较好, 去噪结果如图 3(b) 所示。在算法 3 中, 由于水体表面平坦且无植被覆盖, 信号点密度较山地数据要大得多。相比山地数据, 需要适当减小 ϵ , 同时增大 M 。经过多次实验发现, 将 ϵ 设置为 1、 M 设置为 36 的效果较好, 去噪结果如图 3(c) 所示。

如图 2 所示, 对山地区域内光子点云数据的去噪中, 3 种算法都能较好地去除大部分的噪声点, 但基于算法 1 去噪后残留的噪声点相对于算法 2 和算法 3 较多, 尤其在目标表面的上方和下方, 噪声点残留比较明显。如表 2 所示, 3 种算法对山地数据的去噪精度分别为 0.9342、0.9524、0.9669, 去噪召回率分别为 0.9972、0.9881、0.9780, F1 指标值分别为 0.9647、0.9702、0.9724。算法 1 去噪精度最低, 但去噪召回率最高; 算法 3 去噪精度最高, 但去噪召回率最低。表 2 数据说明: 算法 1 准确发现信号点的能力较差, 但发现信号点数量的能力较好; 算法 3 准确发现信号点的能力较好, 但发现信号点数量的能力较差; 在有效性上, 算法 3 最佳, 算法 2 次之, 算法 1 最差。

由图 2(a) 可见, 算法 1 对于信号点附近的噪声的去除并不彻底, 并且在地形复杂区域的去噪效果明显比地形平坦地区差。将发射时间为 32~36 s 和 44~51 s 的光子点局部放大, 可以看到坡度较大的地区有一些噪声点未完全去除, 进而可能影响光子点云数据的后续处理与应用。这是因为算法 1 基于光子点的高程分布特征完成去噪, 信号光子在高程分布上比噪声光子更密集。经直方图统计后, 每个直方图 bin 值的大小代表该 bin 值高程段中光子点的数量, 直方图 bin 值呈现正态分布, 即中间部分高两边低。计算得到每个高程片中光子点高程分布的平均值 μ 和标准差 σ , 阈值设定区间为 $(\mu - t_2 \times \sigma, \mu + t_1 \times \sigma)$, 保留阈值设定区间内的光子点作为信号光子点, 剩下的作为噪声光子点去除。算法 1 的去噪效果的好坏取决于 t_1 和 t_2 的设定: t_1 和 t_2 相差太大会导致保留下来的光子点中噪声点过多, 而 t_1 和 t_2 相差太小则会导致算法将信号点当成噪声点去除, 造成断点现象。因此, 需要经过多次实验来达到二者之间的平衡。在地形起伏较大的地区, 直方图的特征为峰值较小且标准差较大, 这使得信号光子区域在直方图上的横向表示更宽, 导致更多的噪声光子

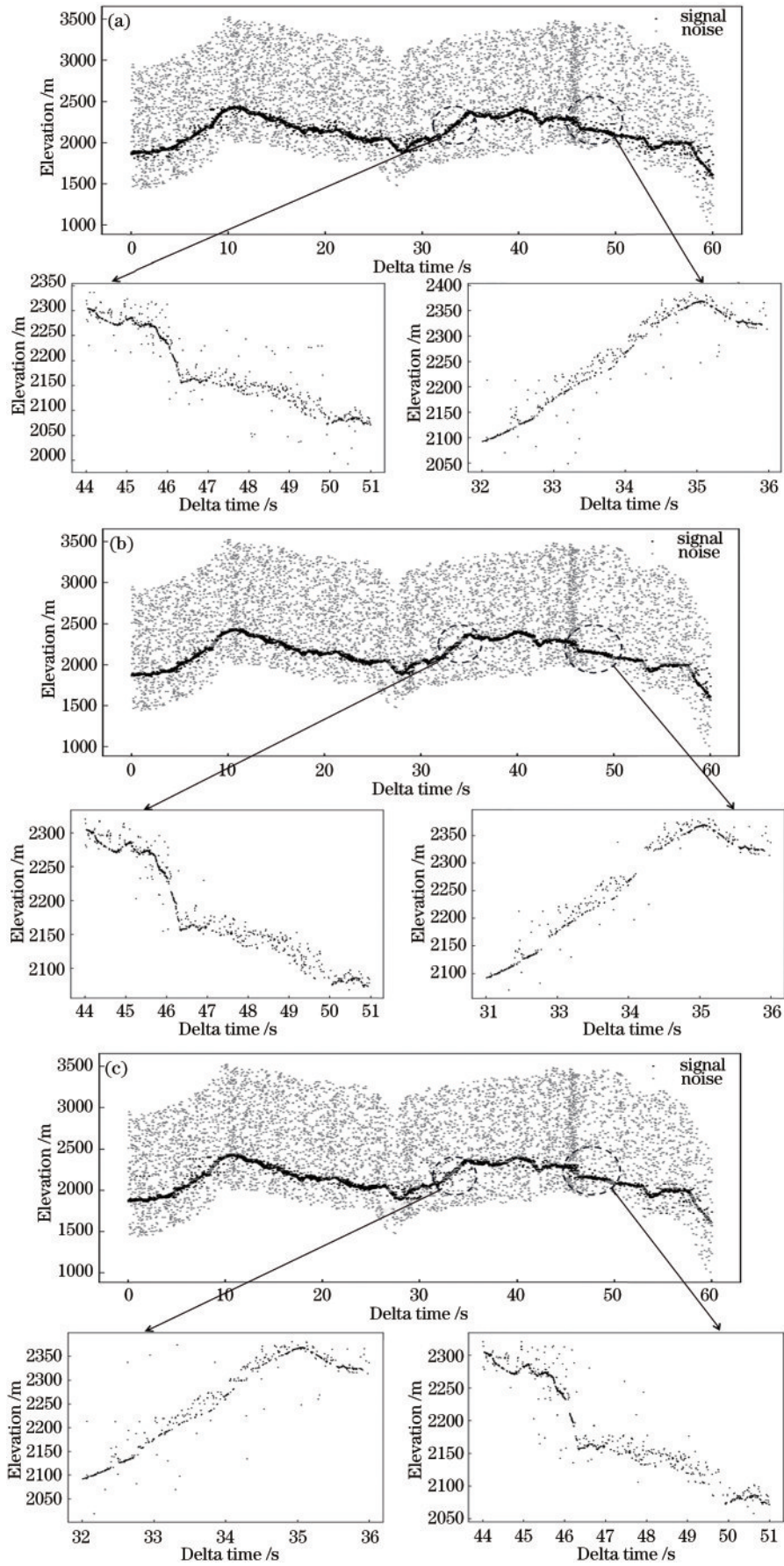


图 2 山地数据去噪结果对比。(a)算法 1 的去噪结果;(b)算法 2 的去噪结果;(c)算法 3 的去噪结果
 Fig. 2 Comparison of denoising results of mountain data. (a) Denoising results of algorithm 1; (b) denoising results of algorithm 2; (c) denoising results of algorithm 3

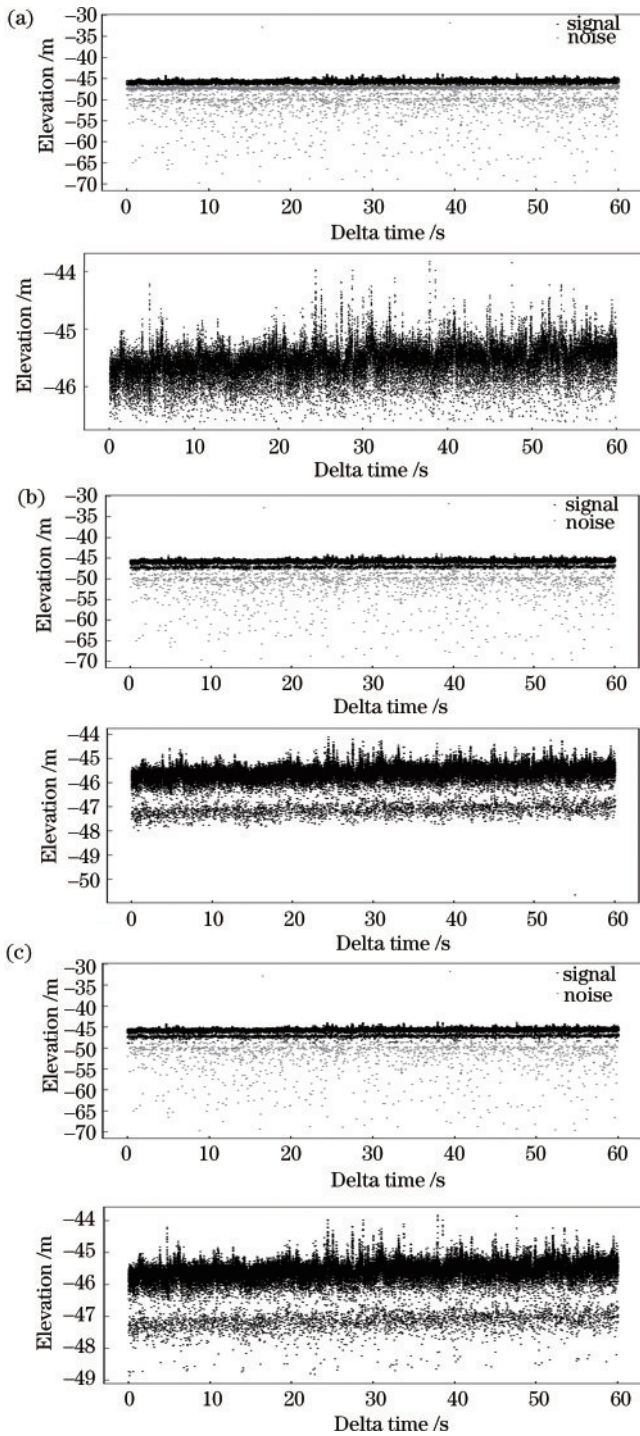


图3 水体数据去噪结果对比。(a) 算法1的去噪结果;(b) 算法2的去噪结果;(c) 算法3的去噪结果

Fig. 3 Comparison of denoising results of water data. (a) Denoising results of algorithm 1; (b) denoising results of algorithm 2; (c) denoising results of algorithm 3

被识别为信号光子。经过大量的实验,多次设定 t_1 、 t_2 使算法1达到较为理想的去噪效果。由图2(b)可见,算法2识别出的信号点边界比算法1更为清晰,算法2在坡度较大的地形下的去噪效果比算法1更好。同样将发射时间为32~36 s和44~51 s的光子点局部放大,可以看见存在较为明显的断点,这也是算法2去噪性能上的缺陷。因为算法2在计算所有光子的局部距离后,采用全局直方图法进行去噪,对于分布不均匀的噪声点无法达到较高的去噪精度。由图2(c)可见,对于山地数据,算法3相比算法1和算法2能去除更多的噪声点,去噪性能较好。但算法3和算法2有着同样的问题,即经过算法3处理过的数据存在断点。将发射时间为32~36 s和44~51 s的光子点局部放大,可以看到更为清晰的断点,而且经过算法3去噪的数据的断点比经过算法2去噪的数据更多。因为算法3采取全局搜索方法对光子点云数据去噪,当噪声光子分布不均匀时,算法3的去噪精度会大大降低。另外,该算法对于参数的设定比较敏感,参数设定的好坏直接影响算法的去噪性能。

如图3所示,3种算法都成功地去除了水体上方的绝大多数背景噪声点,算法1对水体数据的去噪效果明显好于算法2和算法3。算法2和算法3虽然能去除水面以上大部分的噪声点,但对于水面以下的噪声点的去除效果没有算法1好。如表2所示,3种算法对水体数据的去噪精度分别为0.9981、0.9492、0.9349,去噪召回率分别为1.0000、0.9903、0.9956,F1指标值分别为0.9991、0.9683、0.9663。算法1的去噪精度、去噪召回率、F1指标值均最高,这说明了算法1精确发现信号点的能力、发现信号点数量的能力和有效性都最好,算法1对于水体数据的去噪性能优于算法2和算法3;算法2和算法3对于水体数据的去噪精度一般;3种算法的去噪召回率都高于0.99,说明3种算法都能查找出绝大部分的噪声点。

如图3(a)所示,算法1能去除水面上和水面下的绝大部分噪声点,只保留了极少数靠近信号点的噪声点,该算法对水体数据的去噪达到了较为理想的效果。水体数据不同于山地数据,其信号点密度更大且更为集中,因此在算法1中直方图统计特征为峰值很高且标准差很小,这使得信号光子区域在直方图上表现得 narrower,在设定 t_1 和 t_2 时只需使去噪阈值区间包含这一部分狭窄区域的信号光子就可以去除掉绝大部分的噪声光子,这也是算法1对水体数据去噪效果好的原因。

表2 去噪结果对比

Table 2 Comparison of denoising results

Terrain category	Algorithm 1			Algorithm 2			Algorithm 3		
	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F</i>	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F</i>	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F</i>
Mountain	0.9342	0.9972	0.9647	0.9524	0.9881	0.9702	0.9669	0.9780	0.9724
Water	0.9981	1.0000	0.9991	0.9492	0.9903	0.9683	0.9349	0.9956	0.9663

如图 3(b)和图 3(c)所示,算法 2 和算法 3 虽然也能去除大部分水体数据的噪声点,但难以去除水面以下的噪声点,并且算法 2 的去噪效果好于算法 3。因为水体数据信号光子密度分布比较均匀,所以经算法 2 和算法 3 去噪的数据不存在断点,这是算法对水体数据的去噪效果优于山地数据的地方。因为水面以下的噪声点密度远远大于水面以上的噪声点,其密度接近信号点密度,所以算法 2 和算法 3 不能很好地去除水面以下的噪声点。算法 2 和算法 3 本质上都是基于密度的去噪算法,无法准确区分密度接近信号点密度的噪声点,这是算法 2 和算法 3 在水体数据去噪中的缺陷。

4 结 论

相对于传统阈值型和全波形激光雷达,光子计数激光雷达采用高灵敏的单光子探测器记录所有光子信号,提高了目标探测概率,具有更高的精度和穿透性,在气溶胶、云层、植被、水体等探测方面具有广阔的应用前景。由于光子计数激光雷达记录的光子点云数据中带有较大的噪声,在使用数据之前必须采用适当的去噪算法来提取真实目标上的有效光子信号。为了解基于直方图统计去噪、基于局部距离统计去噪、基于 DBSCAN 去噪 3 种方法对光子点云的去噪效果,选取 MABEL 在山地和水体 2 种典型区域的原始光子点云数据,对这些去噪算法进行了比较和分析,并采用去噪精度、去噪召回率和 F1 指标来衡量算法的去噪精确性、查全性和有效性。实验结果表明,3 种去噪方法都可以准确提取有效的光子点云,基于直方图统计去噪对于地形平坦区域的去噪效果明显优于地形起伏区域,基于局部距离统计去噪和基于 DBSCAN 去噪的效果受地形变化影响较小,且 DBSCAN 对山地数据的去噪效果最佳。对于山地数据的去噪中,基于直方图统计去噪的性能不如基于局部距离统计去噪和基于 DBSCAN 去噪;DBSCAN 对山地数据的去噪效果最好,基于局部距离统计去噪次之。对于水体数据的去噪中,基于直方图统计去噪的效果优于基于局部距离统计去噪和基于 DBSCAN 去噪。基于局部距离统计去噪对于 2 种不同类型的数据的去噪效果都比较相似,说明其去噪性能比较稳定,不容易受地形的影响。另外,基于直方图统计去噪对山地数据的去噪性能比其他 2 种方法差,其对于水体数据的去噪性能优于其他 2 种方法。

参 考 文 献

- [1] Glenn N F, Neuenschwander A, Vierling L A, et al. Landsat 8 and ICESat-2: performance and potential synergies for quantifying dryland ecosystem vegetation cover and biomass[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 185: 233-242.
- [2] 周鑫, 杨坚, 李松. 星载单光子激光雷达海面回波信号模型[J]. *光学学报*, 2021, 41(19): 1928002.
- [3] 么嘉祺, 翟浩然, 刘仁, 等. 光子体制激光测高卫星大气探测算法分析[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(22): 2228002.
- [4] Yao J Q, Zhai H R, Liu R, et al. Analysis of atmospheric detection algorithm for photon laser altimetry satellite[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(22): 2228002.
- [5] Jain M, Andersen O B, Dall J, et al. Sea surface height determination in the Arctic Ocean from Cryosat2 SAR data, the impact of using different empirical retracers[J]. *Advances in Space Research*, 2015, 55(1): 40-50.
- [6] Brown M E, Arias S D, Neumann T, et al. Applications for ICESat-2 data: from NASA's early adopter program [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2016, 4(4): 24-37.
- [7] Krainak M A, Yu A W, Yang G N, et al. Photon-counting detectors for space-based laser receivers[J]. *Proceedings of SPIE*, 2010, 7608: 760827.
- [8] 王佳雯, 李向新, 张海清. 基于高程归一化的地形自适应滤波方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(10): 1028008.
- [9] Wang J W, Li X X, Zhang H Q. Terrain adaptive filtering method based on elevation normalization[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(10): 1028008.
- [10] Nie S, Wang C, Xi X, et al. Estimating the vegetation canopy height using micro-pulse photon-counting LiDAR data[J]. *Optics Express*, 2018, 26(10): A520.
- [11] Herzfeld U C, McDonald B W, Wallin B F, et al. Algorithm for detection of ground and canopy cover in micropulse photon-counting lidar altimeter data in preparation for the ICESat-2 mission[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(4): 2109-2125.
- [12] Awadallah M S. Image analysis techniques for LiDAR point cloud segmentation and surface estimation[D]. Blacksburg, VA, USA: Virginia Tech, 2016.
- [13] Brunt K M, Neumann T A, Amundson J M, et al. MABEL photon-counting laser altimetry data in Alaska for ICESat-2 simulations and development[J]. *The Cryosphere*, 2016, 10(4): 1707-1719.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 曹彬才, 方勇, 江振治, 等. ICESat-2 ATL08 去噪算法实现及精度评价[J]. *测绘通报*, 2020(5): 25-30.
- [17] Cao B C, Fang Y, Jiang Z Z, et al. Implementation and accuracy evaluation of ICESat-2 ATL08 denoising algorithms[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2020(5): 25-30.
- [18] Ester M, Kriegel H P, Sander J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases

- with noise[C]//Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96), August 2, 1996, Portland, Oregon, USA. Menlo Park: AAAI Press, 1996.
- [15] 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, Quebec City, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2014: 177-180.
- [16] 魏硕, 赵楠翔, 李敏乐, 等. 结合改进DBSCAN和统计滤波的单光子去噪算法[J]. 激光技术, 2021, 45(5): 601-606.
Wei S, Zhao N X, Li M L, et al. Single photon denoising algorithm combined with improved DBSCAN and statistical filtering[J]. Laser Technology, 2021, 45 (5): 601-606.
- [17] 李彬彬, 谢欢, 童小华, 等. 基于随机森林的ICESat-2 卫星数据地表覆盖分类[J]. 红外与激光工程, 2020, 49 (11): 20200292.
Li B B, Xie H, Tong X H, et al. Land cover classification using ICESat-2 data with random forest[J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(11): 20200292.
- [18] Xie H, Ye D, Hai G, et al. An adaptive filter based on local slope by adjusting elliptic filter kernel for ICESat-2 photon counting laser altimetric data[J]. EPJ Web of Conferences, 2020, 237: 01003.
- [19] Ma Y, Zhang W H, Sun J Y, et al. Photon-counting lidar: an adaptive signal detection method for different land cover types in coastal areas[J]. Remote Sensing, 2019, 11(4): 471.
- [20] 谢锋, 杨贵, 舒嵘, 等. 方向自适应的光子计数激光雷达滤波方法[J]. 红外与毫米波学报, 2017, 36(1): 107-113.
Xie F, Yang G, Shu R, et al. An adaptive directional filter for photon counting Lidar point cloud data[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2017, 36(1): 107-113.
- [21] 许艺腾. 单光子激光测高数据处理技术研究: 以 MABEL 数据为例[D]. 西安: 西安科技大学, 2017.
Xu Y T. Research on the data processing technology of single photon laser altimetry: taking MABEL data as an example[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2017.