

## 基于多特征自适应的单光子点云去噪算法

张帅台<sup>1,2</sup>, 李国元<sup>2\*</sup>, 周晓青<sup>2</sup>, 么嘉棋<sup>2,3</sup>, 郭金权<sup>2</sup>, 唐新明<sup>1,2</sup>

1. 兰州交通大学 测绘与地理信息学院, 甘肃 兰州 730070;
2. 自然资源部国土卫星遥感应用中心, 北京 100048;
3. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590)

**摘要:** 新型星载光子计数雷达可获取地面及地面目标的高精度三维信息, 但是其测量精度受噪声影响较大。针对在背景噪声不一致及坡度较大区域自动化提取单光子激光数据信号较为困难的难题, 文中提出基于多特征自适应的单光子点云去噪算法, 有别于传统圆形或椭圆形滤波核, 选择更加符合单光子点云数据特征的平行四边形滤波核, 分别通过坡度、空间密度、噪声率等多特征自适应识别信号。选择位于青藏高原冰川区域坡度较大且地形破碎的 ICESat-2 单光子点云数据, 开展点云去噪试验和验证, 通过与 ATL03、ATL08 官方去噪结果对比, 文中算法在背景噪声水平不一致和大坡度区域具有更优的性能。

**关键词:** 单光子激光; 自适应滤波; ICESat-2; ATL03/ATL08; 卫星激光测高

**中图分类号:** TP701 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20210949

## Single photon point cloud denoising algorithm based on multi-features adaptive

Zhang Shuaitai<sup>1,2</sup>, Li Guoyuan<sup>2\*</sup>, Zhou Xiaoqing<sup>2</sup>, Yao Jiaqi<sup>2,3</sup>, Guo Jinquan<sup>2</sup>, Tang Xinming<sup>1,2</sup>

1. College of Mapping and Geographics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;
2. Land Satellite Remote Sensing Application Center, Ministry of Natural Resources of P. R. China, Beijing 100048, China;
3. College of Geodesy Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

**Abstract:** The new spaceborne photon counting radar can acquire high-precision three-dimensional information of ground and ground targets, but its measurement accuracy is greatly affected by noise. Aiming at the difficulty of signal extraction of single-photon laser data in areas with inconsistent background noise and large slope area, this paper proposed a single photon point cloud denoising algorithm based on multi-feature adaptive. It was different from the traditional circular or elliptical filtering kernel, and used the parallelogram filtering kernel which was more in line with the characteristics of single photon point cloud data, and signals were adaptively identified by slope, spatial density and noise rate. The ICESat-2 single photon point cloud data located in the glacier area of Qinghai-Tibet Plateau was selected to carry out the point cloud denoising test and verification, and the study area had a large slope and broken terrain. Compared with the official denoising results of ATL03 and ATL08, the proposed algorithm has better performance in areas with inconsistent background noise level and large slope area.

**Key words:** single photon laser; adaptive filtering; ICESat-2; ATL03/ATL08; satellite laser altimetry

收稿日期:2022-03-10; 修订日期:2022-04-05

基金项目:国家自然科学基金(41871382); 自然资源遥感卫星预研与立项论证课题(AA2113)

作者简介:张帅台,男,硕士生,主要从事星载激光数据处理和冰川变化监测方向方面的研究。

导师简介:唐新明,男,研究员,博士,主要从事自然资源卫星总体设计、数据处理与应用方面的研究。

通讯作者:李国元,副研究员,博士,主要从事卫星激光测高数据处理与应用方面的研究。

## 0 引言

激光雷达 (Light Detection and Ranging, LiDAR) 是集激光、全球定位系统和惯性导航系统于一体的高效对地观测系统,能够获取地面及地面目标的高精度三维信息<sup>[1]</sup>。在 2018 年,美国 NASA 发射的 ICESat-2 搭载了先进地形测绘系统 (Advanced Topographic Laser Altimeter System, ATLAS),它采用多波束微脉冲光子技术,3 对强弱波束以 10 kHz 的高重频、沿轨向 0.7 m 间隔获取全球范围内的高精度三维信息<sup>[2]</sup>。ATLAS 具有高重频、微脉冲、小光斑、高效率、轻量化等优势,但是易受太阳背景噪声的影响,数据中混杂了大量的噪声,使得有效信号的提取变得困难<sup>[3]</sup>。ATLAS 数据沿轨道成条状分布,光子点云密度不均匀,因此需要研究合适的光子点云去噪算法<sup>[4]</sup>。

国内外学者针对单光子点云去噪算法开展了很多研究, Magruder 等于 2012 年首先介绍了 3 种光子点云去噪方法,包括 Canny 边缘检测、基于概率密度函数和局部统计分析的信号提取<sup>[5]</sup>,可分为基于图像处理 and 局部统计的两类点云去噪算法。现有基于图像处理的去噪算法中主要以直方图为主,在 ATLAS 官方发布的系列产品中,ATL03 产品采用的是基于直方图的滤波算法,但是在复杂地形区域性能较差<sup>[6]</sup>。David 等针对存在坡度的地区实行倾斜直方图算法,但是其倾斜直方图的斜率是通过已获得信号线性拟合得到<sup>[7]</sup>。基于局部统计的去噪算法种类较多,且发展出多种自适应点云去噪算法。ATL08 产品采用的算法为差分、回归和高斯自适应最近邻算法 (Differential, Regressive, and Gaussian Adaptive Nearest Neighbor, DRAGANN),在噪声水平相同的情况下具有较强的自适应,但是对于局部噪声水平变化不敏感<sup>[8]</sup>。许艺腾等提出了基于地形相关和最小二乘曲线拟合的单光子激光数据处理技术,同样是将噪声考虑为均匀分布<sup>[9]</sup>。曹彬才等提出基于空间密度自适应的单光子激光点云去噪算法,通过将局部密度拟合为两个高斯函数对噪声和信号进行自适应阈值分割,但是其局部密度由圆形半径的确定<sup>[10]</sup>。Zhang 等提出改进的 DBSCAN 算法 (Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise),考虑到地面点云在水平方向更为集中,将传统的圆形改进为水平椭圆,但是这也会导

致在坡度大的区域效果较差<sup>[11]</sup>。谢锋等提出方向自适应的光子计数激光雷达滤波方法,采用密度最大的方向作为最佳的滤波方向,这可能会使地面附近的噪声被识别为信号<sup>[12]</sup>。光子去噪算法逐渐成熟,但在结果中不可避免地会出现一些靠近地面的噪声点被误分为信号光子和信号密度较低识别不出来的问题<sup>[13]</sup>。

综上所述,目前单光子点云的噪声滤除主要难点是在坡度较大和噪声水平不一致的区域难以取得很好的结果,为此文中提出了一种基于多特征自适应的单光子点云去噪算法。

## 1 数据处理算法

该算法有别于传统的圆形和椭圆滤波核,采用坡度自适应的平行四边形滤波核,通过对每个点添加噪声率和局部空间密度标签,进而基于噪声和空间密度自适应算法识别信号和噪声,最后去除离群点得到信号点。算法的整体流程如图 1 所示。

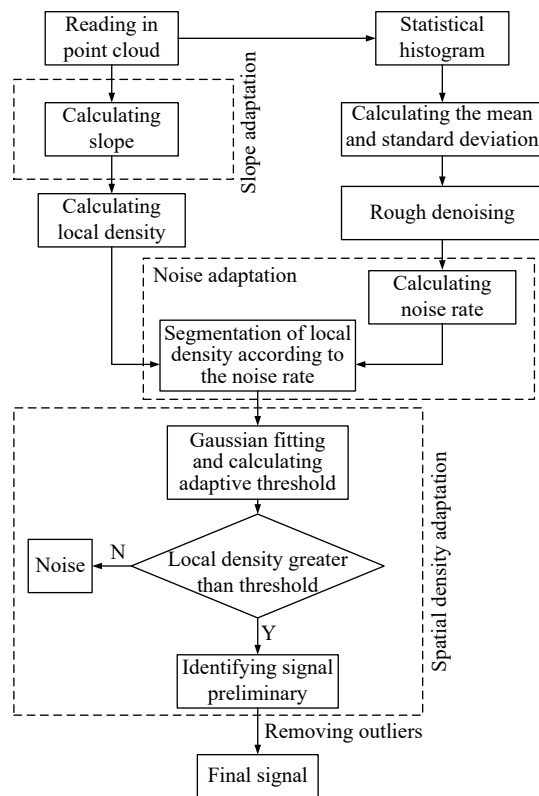


图 1 算法流程图

Fig.1 Flow chart of algorithm

### 1.1 滤波核形状选择

ATLAS 沿轨道每 0.7 m 采样一次,由地面或地面

目标反射的星云具有高度的空间自相关性,现有的星云去噪算法都是基于空间自相关的地面星云密度大于噪声星云密度进行噪声去除和信号提取的。由于单光子逐脉冲的采样特征,传统的圆形和椭圆滤波核在平坦地区和坡度较大地区所包含的信号数量具有较大的不一致,如图 2(a)和(b)所示。平坦地区和坡度为 45°地面信号总数量一样,但是在圆形和椭圆滤波核中包含的数量不一致,这是由于倾斜的地面星云与平坦的地面星云具有相同的水平采样频率,倾斜的地面星云投影到水平方向的范围随着坡度的增大而减小,相应包含的脉冲数量随之减少。

$$L = 2r \cos(\theta) \quad (1)$$

式中:  $L$  为椭圆或圆包含倾斜信号的水平范围,即在水平方向的投影范围;  $r$  为圆的半径或椭圆的半长轴;  $\theta$  为地面相对于水平方向的坡度。由公式(1)可知,随着坡度的上升,  $L$  会随之下降,即滤波核包含地面云云的脉冲数量会随着坡度的升高而降低。特别地,当  $2r$  设置为 35 m, 坡度为 45°时,  $L$  仅为 24.75 m, 包含信号光子的数量大大降低。

光在后向散射方向被反射的概率分布会因不同的斜率而变化,当斜坡越陡时,到达探测器的信号光

子会更少<sup>[14]</sup>,如图 2(c)所示。传统的圆形和椭圆滤波核在坡度较大地区包含很少的信号光子,其局部密度特征会受到很大的限制。在星云数据中定义一个以点  $p$  为中心沿坡度平行的平行四边形区域,如图 2(d)所示,由方向不变的垂直方向作为平行四边形的底边长  $2b$ , 高为沿轨水平方向  $2a$ , 则任意一个点  $q$  是否在该平行四边形内可以用以下公式进行判断:

$$\left| \frac{\text{dis}(h_{p,q,\theta})}{b} \right| = \left| \frac{h_q - h_p - (x_q - x_p) \sin(\theta)}{b} \right| \quad (2)$$

$$\left| \frac{\text{dis}(x_{p,q})}{a} \right| = \left| \frac{x_q - x_p}{a} \right| \quad (3)$$

式中:  $h_p$ 、 $h_q$  分别表示  $p$ 、 $q$  点的高程;  $x_p$ 、 $x_q$  分别代表  $p$ 、 $q$  点的沿轨距离;  $\text{dis}(h_{p,q,\theta})$  表示  $q$  点高程与过  $p$  点沿坡度方向直线在垂直方向的距离,对此距离取绝对值,即平行四边形在垂直方向跨度的一半为  $b$ , 当  $\left| \frac{\text{dis}(h_{p,q})}{b} \right|$  小于 1 时,  $q$  在平行四边形内,当其大于 1 时,  $q$  在平行四边形外;  $\text{dis}(x_{p,q})$  表示  $p$ 、 $q$  两点之间的水平距离,对此距离取绝对值即平行四边形在水平方向跨度的一半为  $a$ , 当  $\left| \frac{\text{dis}(x_{p,q})}{a} \right|$  小于 1 时,  $q$  在平行四边形内,当其大于 1 时,  $q$  在平行四边形外。

已经有研究表明, 50 束脉冲和 100 束脉冲的高程剖面对比时, 通过 50 束脉冲反演海拔高度对地表细节更加敏感<sup>[15]</sup>。文中采用 50 束脉冲距离即 35 m 作为平行四边形的高  $2a$ , 平行四边形的底边长  $2b$  为 6 m。已有研究中将椭圆长轴和短轴分别设置为 35 m 和 3 m<sup>[16]</sup>, 文中滤波核判断时对应到公式(2)、(3)中  $a$  为 17.5 m,  $b$  为 3 m。

### 1.2 坡度自适应

传统的圆形不需要解坡度进行坡度自适应,但是在信号密度高时,所使用的大半径滤波核会将信号附近的噪声错分为信号。随之出现改进圆形滤波核为椭圆核的算法,椭圆滤波核需要进行坡度自适应,谢锋等将滤波核中光子数量最大的方向作为最佳滤波方向,这可能会导致密集信号附近的噪声被误识别为信号的情况<sup>[12]</sup>。王玥等采用粗去噪后得到的地表坡度作为最佳滤波方向,由于粗去噪本身采用的是特定沿轨距离直方图统计进行的,采用的坡度是将沿轨距离内的坡度平滑后得到的,并不能精确反映各位置

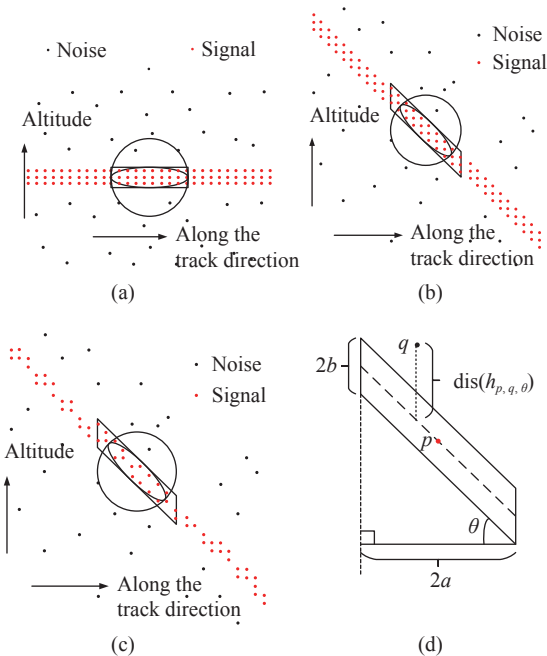


图 2 不同滤波核形状包含信号脉冲数量

Fig.2 Number of signal pulses in different filter core shapes

实际的坡度<sup>[17]</sup>。

针对以上问题,文中提出通过点左右等边平行四边形(正方形)高程中值实现坡度自适应,正方形是特殊的平行四边形,可以保证垂直方向和沿轨方向拥有相同的距离,其中值可以明显反映点云分布特征,如图 3 和图 4 绿色点所示。当识别信号需要用多束脉冲集合区分信号和噪声时,信号光子高程分布区间会随着坡度的增大而增大,但是每束脉冲中信号光子分布在 1 m 甚至更小的区间内,沿坡度方向也会聚集在一个倾斜的窄状平行四边形区间内。

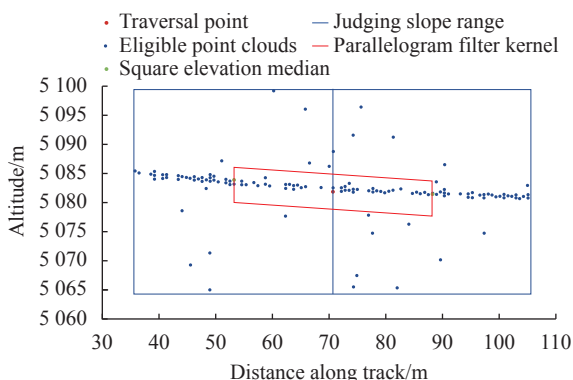


图 3 平坦地区坡度自适应

Fig.3 Slope adaptation in flat areas

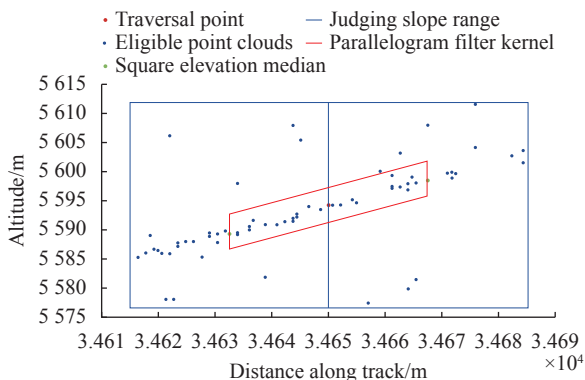


图 4 坡度较大区域坡度自适应

Fig.4 Slope adaptation in areas with large gradient

在得到高程中值的前提下,即可计算坡度,如公式(4)、(5)所示:

$$k = \frac{h_{right} - h_{left}}{x_{right} - x_{left}} \quad (4)$$

$$\theta = \arctan(k) \quad (5)$$

式中:  $k$  为斜率,由左右正方形高程中值点计算,如

图 3 和 4 中两个绿点所示;  $h_{left}$ 、 $h_{right}$  分别代表左右中值点的高程;  $x_{left}$ 、 $x_{right}$  分别代表左右中值点的沿轨距离。当遍历点为信号点时,左右正方形内的信号点可以近似拟合为过信号点的直线,因此左右正方形内中值点可以代表信号的分布。坡度  $\theta$  可以由斜率  $k$  得出,计算坡度时左右正方形的边长与平行四边形沿轨距离阈值保持一致,即 35 m。坡度自适应的具体实现方法为计算每个遍历点的坡度  $\theta$ , 作为该点平行四边形滤波核的方向。

### 1.3 空间密度自适应

在相同噪声水平下,真实地表附近的点云密度会远远大于背景噪声的点云密度,单一脉冲不是很明显,多波束聚集起来会产生极大的差距。文中每个点的局部密度采用平行于垂直方向的平行四边形为滤波核,水平方向阈值  $a$  为 17.5 m,垂直方向阈值  $b$  为 3 m,由公式(2)和(3)判断是否为邻域点。每一束光子的滤波核方向为坡度自适应后得到的坡度方向,对所有数据遍历后得到每个点的局部密度值。图 5 是点云局部密度统计直方图,直方图间距为 1,噪声光子和信号光子在直方图中明显为双峰分布。噪声在左边且分布较窄、峰值高,对应了背景噪声局部密度比较低且分布特征一致,信号光子分布在右边且分布较宽、峰值低,这对应了信号局部密度较高且由于各种原因导致分布特征不一致的特点。空间密度自适应的具体实现方法:分别对两个波峰进行高斯拟合得到噪声高斯和信号高斯函数,阈值采用两个高斯函数的交点,大于该阈值的点标记为信号,小于该阈值的点标记为噪声,即可实现空间密度自适应的单光子点云滤波。

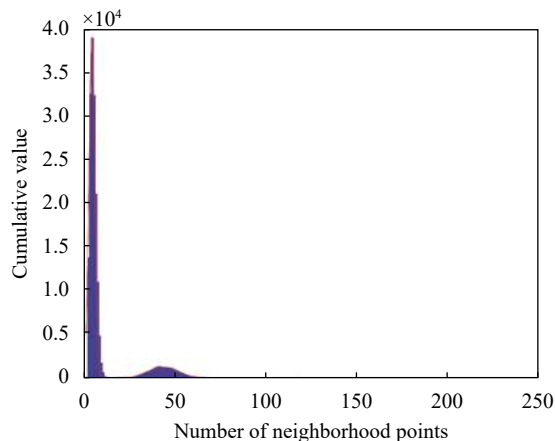


图 5 点云密度直方图

Fig.5 Histogram of point cloud density

高斯函数表达式为:

$$f(x) = ae^{-\frac{(x-u)^2}{\sigma^2}} \quad (6)$$

式中:  $a$  为高斯函数的振幅, 反映了波峰值;  $u$  为均值, 即高斯波峰所对应的自变量位置;  $\sigma$  为标准差, 反映了波形的半宽。

#### 1.4 噪声自适应

单光子噪声水平在不同区域因受地表反射率、太阳高度角、大气散射等影响会有较大的不一致, 同时噪声水平的不一致会对信号的识别带来困难。现有的应对噪声水平不一致的方法主要是只选取小段距离进行识别分析, 如 ATL08 算法中的每 10 km 进行识别分析<sup>[8]</sup>。但是即便是在小段距离内单光子噪声水平也会出现突然变化的情况, 在噪声水平突变区域采用分段识别也很难得到较好的结果。噪声水平和距离大小并没有绝对的对应关系, 但是噪声水平和信号密度具有极大的相关性, 在噪声水平较低的区域, 信号密度较低, 在噪声水平高的区域, 信号密度较高, 因此需要针对实际噪声水平进行详细分析。

针对噪声水平在范围内不一致问题, 文中提出将噪声水平定量化为噪声率, 并对相同噪声水平的光子进行空间密度自适应阈值选择。噪声率表示每秒发生噪声的概率, 其大小可以明确地表示噪声水平的高低。在激光雷达发射到接收的过程充满了不确定性, 所以噪声率的评定是根据仪器接受到的数据处理之后得到的。

$$R_n = \frac{N}{t} \quad (7)$$

式中:  $N$  为噪声的数量;  $t$  为产生这些噪声的时间。单光子激光雷达发射的每一束脉冲原理上都会产生噪声, 但是噪声的发生也存在了随机性和偶然性, 所以一束脉冲出现较高水平的噪声率或者很低的噪声率的可能性都是存在的。单光子数据的噪声率就需要在一个区间内进行统计平均进行处理, 这样可以真实反映区域内的噪声水平, 也避免了偶然性的发生。

在单光子数据中, 噪声率  $R_n$  表示为:

$$R_n = \frac{N_n}{nh_r} \frac{c}{2} \quad (8)$$

在上式中  $N_n$  不是一个脉冲的噪声数量, 而是相邻  $n$  束脉冲的总噪声数量, 所以需要除以一个  $n$ 。由于

光是以光速进行传播的, 在激光发射过程中, 光经过测高范围窗口两次, 式中  $h_r$  表示遥测范围窗口的高度, 和光速的一半的比值是光在这个高度内经过的时间  $t$ ,  $c$  表示光速。

文中通过计算噪声率进行噪声水平的分级, 在每个点处以固定的沿轨距离 (与滤波核水平距离保持一致) 得到垂直方向的点云, 对此点云按照高程等距离 (单位距离 1 m) 划分为  $M$  个高程段, 统计每个高程段的离散点数量, 计算其均值和标准差。利用 3 倍标准差原则将离散点数量明显大的高程段去除, 剩下高程段中的光子看做噪声计算噪声率。在 ATL03 数据中给出了每 50 脉冲的背景噪声率, 通过内置直方图算法识别出高、中、低置信度信号光子, 将识别的信号去除后计算得到此范围的噪声率。为了验证文中计算噪声率的可信度, 将文中噪声率计算结果与 ATL03 中噪声率进行对比。结果如表 1 所示, 文中计算的噪声率与 ATL03 噪声率的  $R^2$  为 0.99, 同时 RMSE 相对于最大噪声率小两个量级。通过与 ATL03 对比结果可知, 文中计算的噪声率用来表征噪声水平是可靠的。

表 1 ATL03 结果与文中噪声率结果对比

Tab.1 Comparison between ATL03 results and noise rate results proposed in the paper

Item	Data A	Data B
$R^2$	0.99	0.99
RMSE/MHz	$2.9 \times 10^{-2}$	$1.15 \times 10^{-2}$
Maximum noise rate/MHz	8.56	5.87

单光子噪声率的单位为 MHz, 文中噪声自适应的目的是将相同噪声水平的单光子点云数据进行空间密度自适应阈值分割, 具体实现方法为将相同噪声水平限制为 1 MHz 范围, 每隔 1 MHz 进行一次空间密度自适应阈值分割, 识别出信号和噪声。经过噪声自适应步骤可以将区域噪声分布不均匀的影响去除, 避免出现有多个信号高斯波峰的情况, 在同样噪声水平下的空间密度自适应会具有更精确的阈值。如图 6 所示, 随着噪声率的增大, 噪声和信号的波峰所对应的横坐标都在增大, 如果将这 6 MHz 噪声范围的点云用一个统计直方图进行分析, 将会出现多个信号和噪

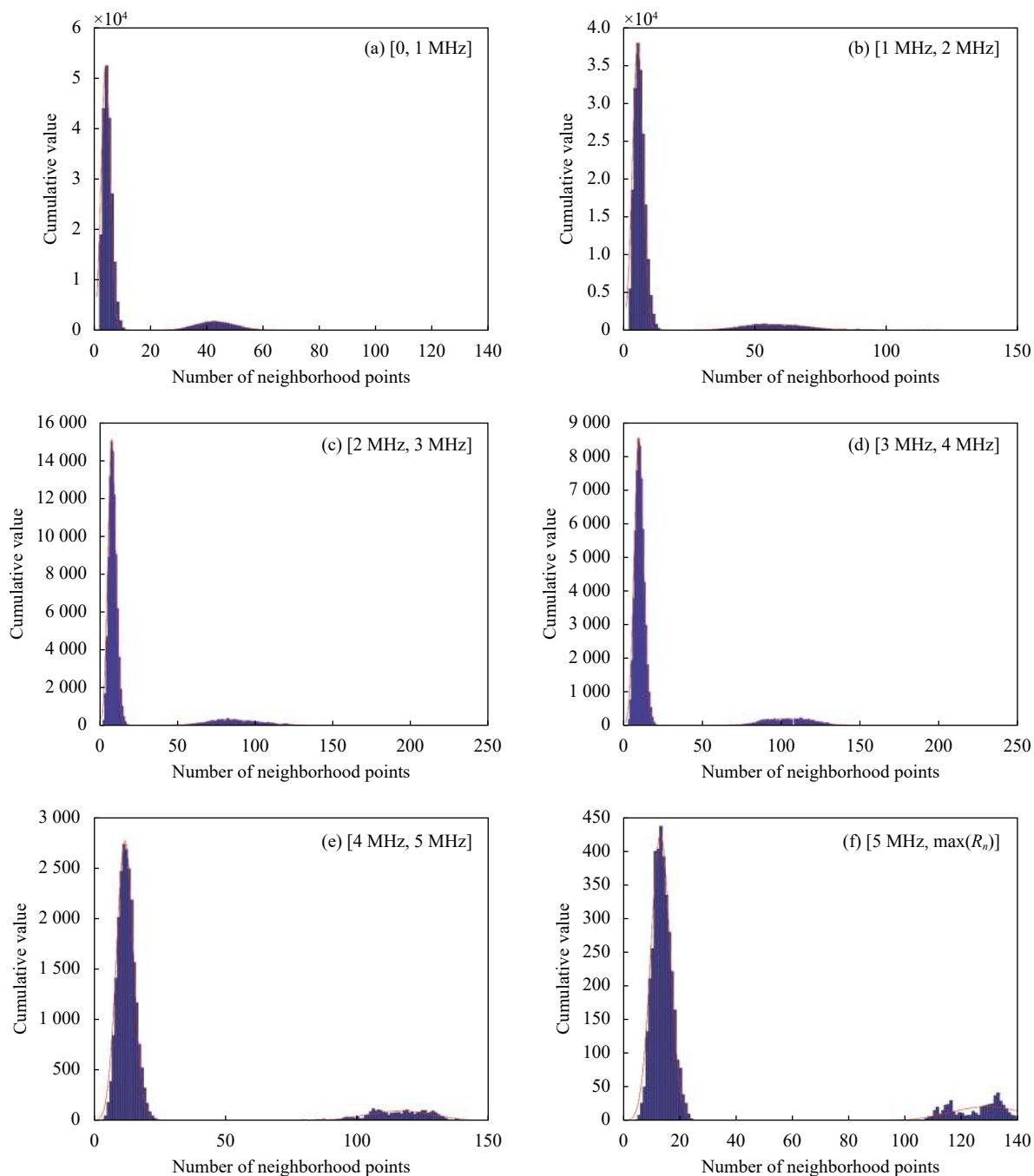


图 6 不同噪声率点云密度直方图

Fig.6 Point cloud density histogram with different noise rates

声高斯叠加在一起的情况,并且高噪声率下的噪声也会由于局部密度大而被错误地被识别为信号,低噪声率下的信号由于局部密度低而错误地被识别为噪声。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 研究区及数据概况

文中为检验算法的性能,选取地物类型为单一地

物的冰川区域进行实验,实验区域为岗钦扎仲峰冰川群(岗钦冰川)和格拉丹东冰川区域附近。格拉丹东冰川位于青海省格尔木市唐古拉山乡境内,是长江三源之一西源沱沱河的发源地,位于唐古拉山中段,格拉丹东南北长 50 km,东西宽 30 km,主峰格拉丹东峰高达 6621 m<sup>[18]</sup>。岗钦冰川是江源西冰雪中心的核心区域,其冰川融水对沱沱河贡献很大,沱沱河作为长

江源的西源对长江流域的水资源有着不可忽视的影响<sup>[19]</sup>。研究区坡度较大,地形破碎且无植被覆盖。

实验数据 A 为截取位于格拉丹东冰川附近 ATL03 数据,沿轨片段总长度为 70 km,位于东经 91°20",北纬 33°38"附近。数据 B 为截取位于岗钦冰川附近 ATL03 数据,沿轨片段总长度为 44.6 km,位于东经 90°48",北纬 33°5"附近。研究区数据分布如图 7 所示。

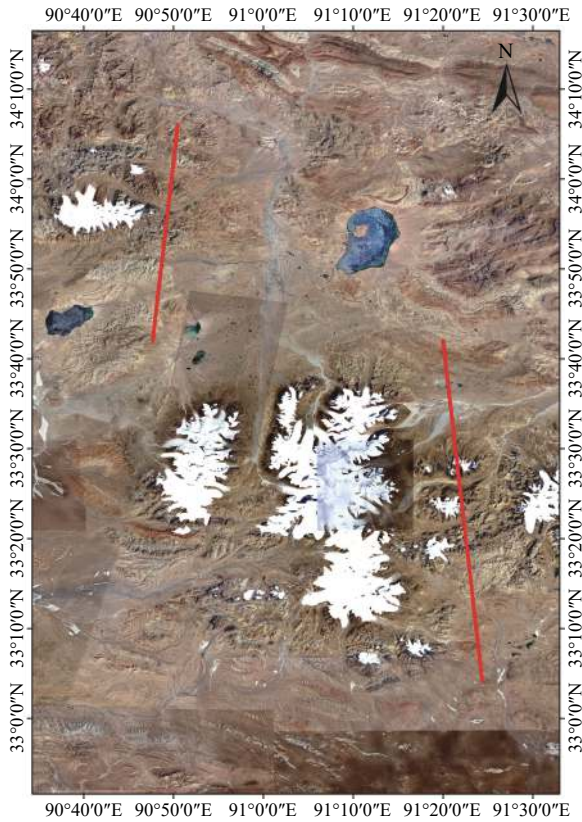


图 7 研究区数据分布

Fig.7 Data distribution in the study area

文中研究数据采用 ICESat-2 卫星的 ATL03 全球地理定位光子数据产品,提供了生产 3a 级数据产品的所有光子三维信息和初步处理后的参数信息<sup>[6]</sup>。验证数据采用 ATL08 陆地和冠层高度产品,该产品由 ATL03 数据通过差分、回归和高斯自适应最近邻算法(DRARGANN)处理生成。为避免丢失信号光子,ATL08 将 DRARGANN 算法识别的信号和 ATL03 数据的中、高置信度光子都保留为信号光子,并分类为地面光子、冠层光子和冠层顶部光子<sup>[20]</sup>。

文中处理的实验数据 A 和数据 B 分别是 2018 年 11 月 25 日和 2019 年 11 月 18 日的 ATL03 数据,验证数据使用 ATL03 官方结果和 ATL08 官方结果。数

据下载方式是从国家冰雪数据中心(NSIDC)网站(<https://nsidc.org/data/ATL03/versions/3>)下载 ATL03 数据和与之相对应的 ATL08 数据(<https://nsidc.org/data/ATL08/versions/3>)。数据 A 和数据 B 原始点云如图 8 和图 9 所示,点云数量分别为 782 171 和 402 353。可以明显看到:原始点云中噪声分布不均匀,中间地面点云坡度较大,可以用来验证文中算法的性能。

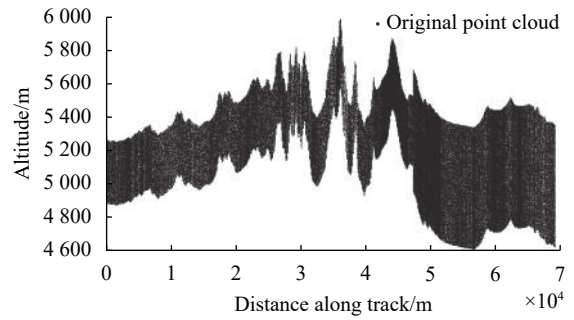


图 8 数据 A 原始点云

Fig.8 Original point cloud of data A

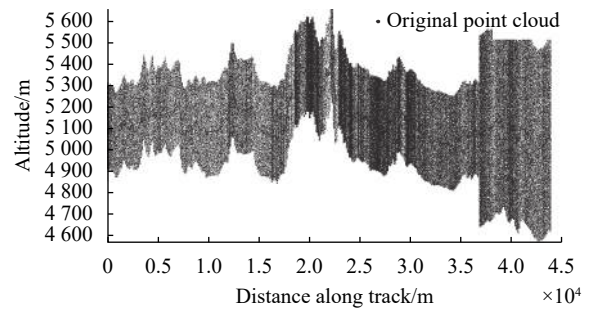


图 9 数据 B 原始点云

Fig.9 Original point cloud of data B

## 2.2 实验结果

首先将光子点云中的每个点经过坡度自适应算法计算得到坡度,并通过沿坡度的平行四边形滤波核计算每个点的局部密度标签,同时计算每个光子的噪声率,遍历所有点后进行噪声自适应和空间密度自适应得到去噪结果。文中选择的两个 ATL03 数据中所计算的噪声率范围分别处在 [0.49 MHz, 8.56 MHz] 和 [0.63 MHz, 5.87 MHz] 区间内,噪声水平相差较大。ATL08 中基于 DRAGANN 算法单纯地将全范围划分为 10 km 的小段适应噪声的局部差异,但是由图 8 和图 9 中可以明显地看出:噪声会在很短的沿轨距离内突然大幅度增高又回到相应噪声水平,10 km 范围内并不能保证噪声水平是一致的。文中设置的噪声自适应算法可以在全局求出每个光子的噪声率和局部

密度标签,首先根据噪声水平进行噪声分级实现噪声自适应,对同一噪声水平下的局部密度统计直方图进行高斯阈值分割实现空间密度自适应可以得到比较准确的结果。如图 10 和图 11 所示,经过高斯阈值分割之后的结果还有少量离群值,这是由于噪声具有偶然发生的特点导致的,这些离群值并不具备空间关联。

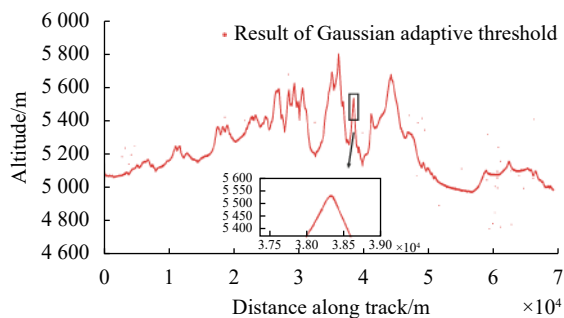


图 10 数据 A 空间密度自适应结果

Fig.10 Adaptive results of spatial density of data A

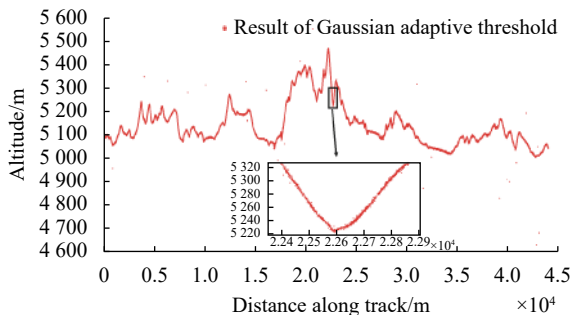


图 11 数据 B 空间密度自适应结果

Fig.11 Adaptive results of spatial density of data B

由于噪声的偶然性,会出现局部噪声较为密集的情况,但是分布都不具备规律性,通过中值滤波将明显的离群值去除可得到最终结果,如图 12 和图 13 所示,点云连续且集中,目视效果较好。

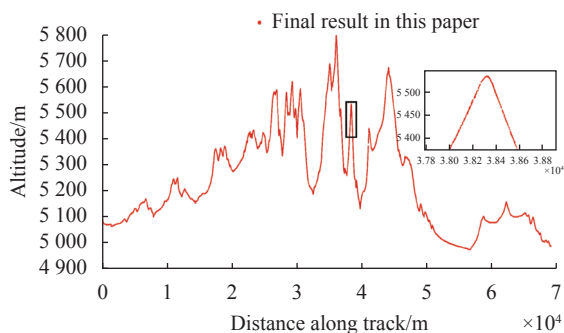


图 12 数据 A 最终去噪结果

Fig.12 Final denoising result of data A

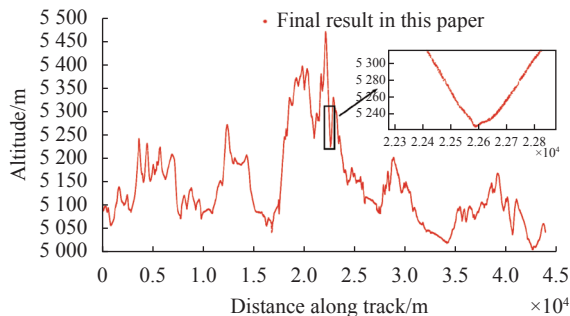


图 13 数据 B 最终去噪结果

Fig.13 Final denoising result of data B

### 2.3 结果对比与分析

由于缺少实测数据,且单光子滤波结果也需要经过一定处理得到真实的地面点坐标,文中将提取的信号点云与 ATL03 和 ATL08 官方数据处理结果进行比较,ATL03 结果中置信度大于等于 1 的表示为信号光子,ATL08 数据中分类标签大于 0 的表示为信号光子。

如图 14 和图 15 所示,文中算法提取的信号与 ATL03 官方结果对比,可以明显地看出文中算法能够

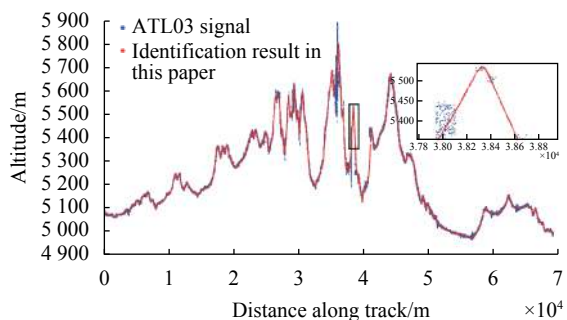


图 14 数据 A 本文中提取的信号点云与 ATL03 信号对比

Fig.14 Comparison between signal point cloud extracted in this paper and ATL03 signal in data A

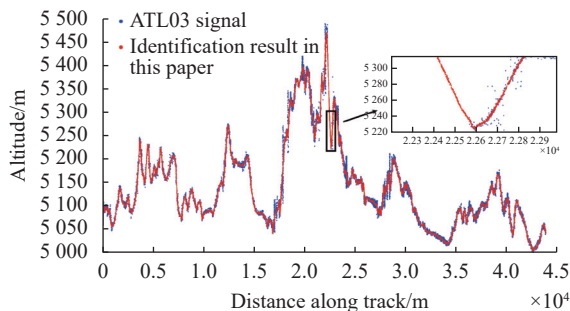


图 15 数据 B 本文中提取的信号点云与 ATL03 信号对比

Fig.15 Comparison between signal point cloud extracted in this paper and ATL03 signal in data B



有效滤除点云中的噪声,相比于 ATL03 数据的结果更为集中,符合地面连续性特征,且在 ATL03 官方结果不能识别的区域也能识别出信号来。在坡度较大的区域也具有很好的稳健性,ATL03 结果中可以看到明显的错分为地面点的噪声点云,文中提取的信号点云符合地面点云分布特性。

ATL08 数据在 ATL03 数据的滤波结果之外又做了一次基于 DRAGANN 算法的滤波,其采用圆形滤波核在分为 10 km 的范围内进行空间密度自适应阈值分割,尽量避免局部噪声偏高的情况。但是在文中数据中可以看到存在局部噪声突然增大的现象,并且 10 km 的范围并不能保证噪声水平是一致的,文中基于噪声自适应算法将全局的噪声进行分级,然后采用空间密度自适应算法,这样具有更高的适应性,文中选取 70 km 沿轨距离进行实验,证明了噪声自适应的性能稳健性,即便对大范围的数据采用噪声自适应算法同样适用。如图 16 和图 17 所示,文中算法提取的信号与 ATL08 官方结果进行对比,可以明显地看出

ATL08 数据在坡度较大的地区并不能得到结果,文中所得到的点云和 ATL08 数据具有较好的一致性,并且在 ATL08 算法不能有效识别信号的区域,采用文中算法依旧可以得到比较好的结果。

为进一步分析文中算法的优越性,采用定性分析和定量分析两种方法评价文中滤波结果。由于单光子数据的特性,即便有高精度 dem 或者真实地形数据,也会因为时相的差别产生较大的误差。文中定量分析采用与 ATL08 结果中的信号光子取交集,分析交集占各自比重的方法,定性分析采用目视分析,在明显具有差别的区域进行详细的分析。首先进行定量分析,将 ATL08 数据识别的信号点和文中识别的信号点取交集,并判断交集点数在各自的个数和水平距离比重。如表 2 所示,ATL08 信号点与文中识别的信号点交集占 ATL08 信号点的 99%,而交集只占文中识别信号的 72% 左右,同时距离占比分别为 99% 和 83%,这说明文中识别的信号点基本包含 ATL08 识别的信号点,文中能够识别信号总距离的 16% 而 ATL08 算法未能识别,证明了文中结果的可信度。

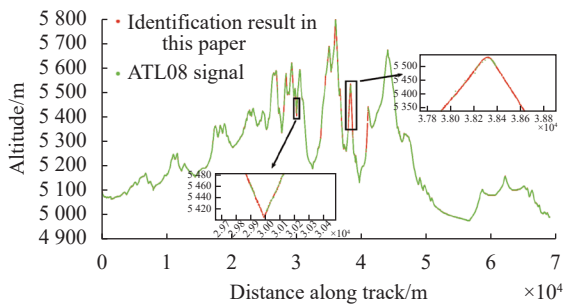


图 16 数据 A 文中提取的信号点云与 ATL08 信号对比

Fig.16 Comparison between signal point cloud extracted in this paper and ATL08 signal in data A

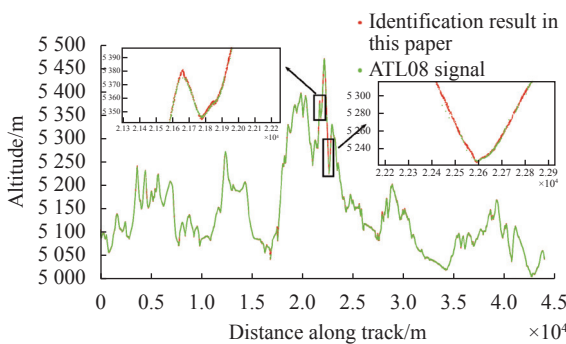


图 17 数据 B 文中提取的信号点云与 ATL08 信号对比

Fig.17 Comparison between signal point cloud extracted in this paper and ATL08 signal in data B

表 2 ATL08 结果与文中结果对比

Tab.2 Comparison between ATL08 results and the results in this paper

Item	Data A		Data B	
	ATL08	Proposed algorithm	ATL08	Proposed algorithm
Number of signal intersection points		90762		51128
Total signal points	90832	126285	51332	69602
Proportion of intersection number	0.99	0.72	0.99	0.73
Proportion of intersection distance	0.99	0.82	0.99	0.83

表 2 中可以看到文中识别的信号点数量明显大于 ATL08 数据点,将 ATL08 数据不能识别的区域进行原始点云目视分析,如图 18 和图 19 所示,可以看到 ATL08 数据结果与文中结果在相同区域具有高度的一致性,但是由于算法差异,导致 ATL08 滤波算法在坡度较高且噪声水平较低的区域并不能识别出信号,其原因可能是由于和高背景噪声的区域一起实现的阈值分割,受高背景噪声区域和坡度影响将信号密

度较低区域识别为噪声。文中算法即便在坡度较大的区域也有很高的自适应性,并且能够很好的实现噪声自适应,如图 18 和图 19 所示,在沿轨 7 km 的范围内噪声水平也具有较大的不一致,但是文中算法依旧可以通过实现噪声自适应步骤得到准确的结果。文中识别的信号在沿轨距离上具有连续性,符合地面点云特征。

为证明平行四边形滤波核相比椭圆或圆形滤波核更优,分别使用圆形和方向自适应椭圆滤波核对数

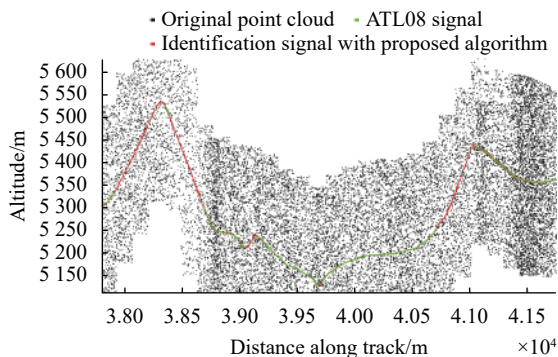


图 18 数据 A 局部目视分析

Fig.18 Partial visual analysis of data A

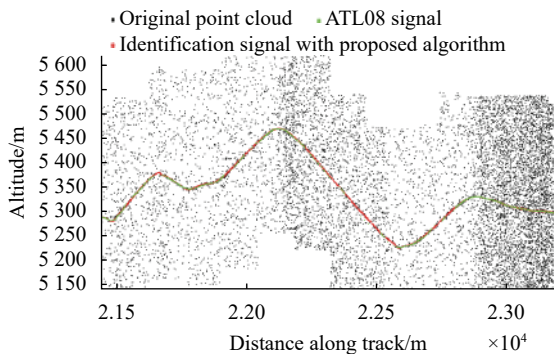


图 19 数据 B 局部目视分析

Fig.19 Partial visual analysis of data B

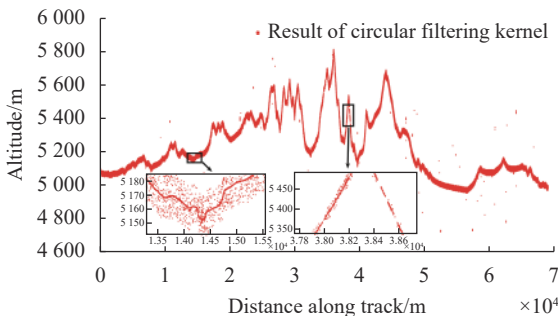


图 20 数据 A 圆形滤波核结果

Fig.20 Results of data A based on circular filter kernel

据 A 进行处理。圆形半径为 17.5 m,椭圆半长轴 17.5 m,半短轴 3 m,与平行四边形阈值保持一致,结果如图 20 和 21 所示。圆形滤波核所识别的信号光子外围有一部分缓冲区,缓冲区的大小由圆形滤波核的半径所决定,并且在坡度较大区域也会有一部分不能有效识别出信号。椭圆滤波核在坡度较大区域也有一部分不能有效识别信号,而文中使用的平行四边形滤波核在坡度较大区域具有更优的性能。

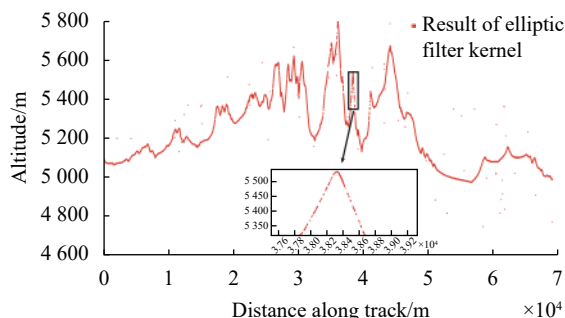


图 21 数据 A 椭圆滤波核结果

Fig.21 Result of data A based on elliptic filter kernel

### 3 结论

星载激光光子点云数据具有噪声明显、数据稀疏和去噪难度大等特点,特别是在白天,大坡度和高噪声率会使提取信号异常困难。文中提出的基于多特征自适应的单光子点云去噪算法,通过实验验证分析,有如下结论:

(1) 所提出的去噪算法考虑了单光子点云的坡度、空间密度与噪声水平,能够适应大坡度和噪声水平不一致的复杂点云数据。与主流滤波算法不同的是,该算法所采取的滤波核形状为平行四边形,平行四边形形状可以更好地适应单光子逐脉冲采样的特点,不会因为坡度大而减少包含信号脉冲数量。

(2) 针对噪声分布不均匀的问题,提出采用噪声率对噪声水平进行量化处理,相比于传统的沿轨距离分段更加具有针对性和适应性。在相同噪声水平下,点云局部密度可以很好地拟合为信号高斯函数和噪声高斯函数。

(3) 文中滤波结果和 ATL03、ATL08 官方滤波结果对比表明,文中所提算法在大坡度和噪声率突变区域效果更优。其中,在试验区,ATL08 能识别的信号

光子文中算法均能有效识别,而文中算法识别出的 16% 的信号光子,ATL08 并未被有效识别。

#### 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. (in Chinese)
- [2] Seidleck M. The ice, cloud, and land elevation satellite-2—Overview, science, and applications[C]//2018 IEEE Aerospace Conference. IEEE, 2018: 1-8.
- [3] Tang X M, Li G Y. Thoughts about land and sea satellite laser altimetry [J]. *Aerospace Shanghai*, 2019, 36(3): 15-19. (in Chinese)
- [4] McGill M, Markus T, Scott V S, et al. The Multiple Altimeter Beam Experimental Lidar (MABEL): An airborne simulator for theICESat-2 mission [J]. *Journal of Atmospheric & Oceanic Technology*, 2013, 30(2): 345-352.
- [5] Magruder L A, Wharton M E, Stout K D, et al. Noise filtering techniques for photon-counting LADAR data[C]//Proceedings of SPIE, 2012, 8379: 83790Q.
- [6] Neumann T A, Brenner A, Hancock D, et al. ATLAS/ICESat-2 L2A global geolocated photon data, version 3, NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center, Boulder, CO, USA[DB/OL]. (2020-11-11)[2021-12-06]. <https://doi.org/10.5067/ATLAS/ATL03.003>.
- [7] Gwenzi D, Lefsky M A, Suchdeo V P, et al. Prospects of the ICESat-2 laser altimetry mission for savanna ecosystem structural studies based on airborne simulation data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2016, 118: 68-82.
- [8] Neuenschwander A L, Pitts K L, Jelley B P, et al. ATLAS/ICESat-2 L3 A land and vegetation height, version 3, NASA National Snow and Ice, Boulder, CO, USA[DB/OL]. (2021-11-11)[2021-12-06]. <https://nsidc.org/data/ATL08/versions/3>.
- [9] Xu Y T, Li G Y, Qiu C X, et al. Single photon laser data processing technology based on Terrain Correlation and least square curve fitting [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(12): 1205004. (in Chinese)
- [10] Cao B C, Fang Y, Jiang Z Z, et al. Single photon laser point cloud denoising algorithm based on adaptive spatial density [J]. *Geomatics Science and Engineering*, 2019, 39(4): 13-17. (in Chinese)
- [11] Zhang J, Kerekes J. An adaptive density-based model for extracting surface returns from photon-counting laser altimeter data [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 12(4): 726-730.
- [12] 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. (in Chinese)
- [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.
- [14] Zhang J S, Kerekes J P. First-principle simulation of spaceborne micropulse photon-counting lidar performance on complex surfaces [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2014, 52(10): 6488-6496.
- [15] Kwok R, Markus T, Morison J, et al. Profiling sea ice with a multiple altimeter beam experimental lidar (MABEL) [J]. *Journal of Atmospheric & Oceanic Technology*, 2014, 31(5): 1151-1168.
- [16] 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-A540.
- [17] Wang Y, Li S, Tian X, et al. An adaptive directional model for estimating vegetation canopy height using space-borne photon counting laser altimetry data [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2020, 39(3): 363-371. (in Chinese)
- [18] Hong Z G, Cong N, Yan L, et al. Three dimensional surface monitoring technology of ice and snow resources in Qinghai Tibet Plateau—a case study of Geladandong [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2012, 37(2): 63-65.
- [19] Zhang L Y. Glaciers and their evolution in the source area of Tuotuo River in the upper reaches of the Yangtze River [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 1981, 3(1): 1-9. (in Chinese)
- [20] Neuenschwander A, Pitts K. The ATL08 land and vegetation product for the ICESat-2 Mission [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 221: 247-259.