

利用两级体素的光子点云自适应降噪

王振华¹, 杨武钟¹, 刘向锋^{1,2}, 王凤香², 徐卫明^{2,3*}, 舒 嵘^{2,3*}

(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;

3. 国科大杭州高等研究院 物理与光电工程学院, 杭州 310024)

摘要: 光子计数激光雷达采用单光子探测器, 受背景环境、目标特征和仪器性能等因素的影响, 在记录目标散射/反射回波信号的同时还记录了大量的背景噪声。为实现海量光子点云中地物信号光子的高精准识别, 本文提出利用两级体素的光子点云自适应降噪方法, 包括: (1) 利用光子点云的空间分布特征构建大尺度的体素, 结合体素的密度属性筛选包含密集信号光子点云的体素, 实现光子点云的粗降噪; (2) 基于最近邻距离建立粗降噪后光子点云的小尺度体素, 并利用拓扑关系进一步提取聚集于地物表面的信号光子。以 Ice, Cloud and land Elevation Satellite-2/Advanced Topographic Laser Altimeter System (ICESat-2/ATLAS) 获取白昼与夜晚光子点云的 ATL03 级数据为实验数据, 将提出方法与改进 Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN)、改进 Ordering points to identify the clustering structure (OPTICS) 以及 ATL08 级数据产品进行比较分析。结果表明, 该方法具有最优的性能表现, 其平均精度 (P)、召回率 (R) 和 $F1$ 分数 ($F1$) 分别达到 0.98、0.97 和 0.98。

关键词: 光子计数激光雷达; 光子点云; 降噪; 体素; ICESat-2/ATLAS

中图分类号: TP7; TN95

文献标识码: A

An adaptive denoising of the photon point cloud based on two-level voxel

WANG Zhen-Hua¹, YANG Wu-Zhong¹, LIU Xiang-Feng^{1,2}, WANG Feng-Xiang²,

XU Wei-Ming^{2,3*}, SHU Rong^{2,3*}

(1. College of Information Technology, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;

2. Key Laboratory of Space Active Opto-Electronics Technology, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

3. School of Physics and Optoelectronic Engineering, Hangzhou Institute for Advanced Study, University of Chinese Academy of Sciences, Hangzhou 310024, China)

Abstract: With a single-photon detector, photon-counting LiDAR (PCL) captures a large amount of background noise along with the target scattered/reflected echo signals, because of the influence of factors such as the background environment, target characteristics, and instrument performance. To accurately extract the signal photons on the ground surface from a noisy photon point cloud (PPC), this paper presents an adaptive denoising approach for PPC using two levels of voxels. First, coarse denoising is performed utilizing large-scale voxels, which are built based on the spatial distribution features of the PPC. The density of the voxel is then used to select the voxels that contained dense signal photons. Second, fine denoising with small-scale voxels is conducted. These voxels are built using the nearest neighbor distance, and a topological relationship between voxels is used to further extract voxels containing signal photons aggregated on the ground surface. Finally, this method is performed on the PPC from ATL03 datasets collected by the Ice, Cloud, and Land Elevation Satellite-2 both during daytime and at night and compared with the improved Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN), improved Ordering Points to Identify the Clustering Structure (OPTICS), and the method used in the ATL08 datasets. The results show that the proposed method has the best performance, with precision, recall, and F1 score of 0.98, 0.97, and 0.98, respectively.

收稿日期: 2024-03-27, 修回日期: 2024-05-27

Received date: 2024-03-27, Revised date: 2024-05-27

基金项目: 上海市自然科学基金 (23ZR1473200); 中国科学院空间主动光电技术重点实验室基金 (CXJJ-22S019)

Foundation items: Supported in part by the Natural Science Foundation of Shanghai Municipality (23ZR1473200) and the Key Laboratory of Space Active Opto-electronics Technology, Chinese Academy of Sciences (CAS) (CXJJ-22S019)

作者简介 (Biography): 王振华 (1982-), 女, 山东济南人, 教授, 博士, 主要研究领域为空间数据分析。E-mail: zh-wang@shou.edu.cn

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: xuwm@mail.sitp.ac.cn; shurong@mail.sitp.ac.cn

Key words: photon counting LiDAR, photon point cloud, denoising, voxel, ICESat-2/ATLAS

引言

激光雷达作为先进的传感探测技术,在地球科学、环境监测和可持续发展研究中扮演着重要角色^[1]。其中,光子计数激光雷达使用单光子探测器,采用概率探测和光子计数的形式记录微弱回波信号,提供高分辨率的三维光子点云数据,如the slope imaging multi-polarization photon-counting LiDAR (SIMPL)、multiple altimeter beam experimental LiDAR (MABEL)以及 ice, cloud and land elevation satellite-2/advanced topographic laser altimeter system (ICESat-2/ATLAS)^[2-4]。受复杂环境、目标特征和仪器性能等因素影响,激光雷达在获取光子点云时除高密度聚集于目标周围的信号光子外还包含大量随机分布的噪声光子,且不同地形和不同光照环境的光子点云数据具有不同的信噪比^[5-6]。因此,光子点云的降噪是重要的数据处理过程,且降噪的准确性直接影响着数据的可用性和可靠性。

根据光子点云的空间分布特征和光子计数的概率统计原理,光子点云的降噪方法可分为基于二维图像的间接降噪,基于二维剖面的直接降噪以及基于体素的降噪。基于二维图像的间接降噪,将光子点云剖面栅格化为二维图像,使用图像滤波方法来降噪^[7]。如基于改进的Canny边缘提取的光子降噪,其采用了高斯滤波器进行降噪处理,但在处理位于坐标轴两端的边缘光子时存在降噪效果不佳的问题^[8];基于Chan-Vese(C-V)图像分割的降噪,其依靠局部信息的迭代来进行降噪,C-V水平集模型的抗干扰性有所不足,这导致边缘检测结果的精细度下降^[9]。基于二维剖面的直接降噪,将沿轨距离和高程信息分布的光子点云映射到二维平面上,然后根据局部光子间的距离或密度分布特征选取滤波阈值。如基于高程频率直方图的降噪、基于局部距离统计的降噪、density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN)、ordering points to identify the clustering structure (OPTICS)、基于随机森林的光子降噪等^[10-14]。基于这些方法,研究者们更多地采用两级滤波降噪策略,即结合噪声的特点利用多个阶段内不同算法的筛选策略进行逐步的、渐进式的过滤和去除,用于提高数据的质量和精确度^[15-17]。这些方法能够实现光子计数激光雷达

数据中的噪声光子剔除,然而大多依赖于手动设定阈值,限制了其自适应性和普适性。另外,部分算法可能最终结果中仍存在少量残留噪声点,在噪声剔除精细方面还需改进。同时,针对高分辨率量子激光雷达系统采集的光子点云数据,研究者们提出了基于体素空间的滤波算法和基于体素的机载单光子激光雷达数据空间延伸滤波方法^[18-19]。然而,这些算法对体素分辨率大小参数敏感,对数据密度要求较高,因此不适用于低信噪比的光子点云数据^[6]。总的来说,基于二维图像的间接降噪,在数据栅格化过程中,容易发生有效信号光子的丢失,降低噪声滤波方法的实用性和有效性;基于二维剖面的直接降噪,虽然这些方法能够进行结合实现光子计数激光雷达数据中的噪声光子剔除,但大多对参数敏感、需手动设定阈值,缺乏普适性;基于体素的降噪,对自身分辨率参数敏感且数据质量要求高。

为实现海量光子点云中地物表面信号光子的快速、准确识别,本文提出一种利用两级体素的光子点云自适应降噪算法。该算法通过光子点云的局部距离特征和空间分布特征自适应地选取体素分辨率来对光子点云体素化,并根据体素的密度以及拓扑关系等属性信息对含有信号光子的提取进行快速、准确地识别,进而实现信号光子的精确提取。

1 基于体素的光子点云降噪

光子计数激光雷达获取的光子点云在沿轨和高程剖面上呈二维分布,信号光子集中在地面及地物表面,而噪声光子则随机分布于整个激光传播过程。基于体素的光子点云降噪可以将沿轨的光子点云按水平和垂直方向划分为体素单元,其次根据每个体素内光子数量和密度的统计属性与体素间的拓扑关系来筛选相对聚集的地表信号体素。相比于传统算法,利用基于体素的降噪方法不仅能够保留光子点云的三维结构特征信息,还丰富了相比于离散点的局部和全局特征,并且可以高效地存储和检索光子点云,实现海量数据的滤波。

1.1 体素的结构及特征

体素是用三维空间中零距离的立方体模型表示空间物体的离散化数据结构,并利用其特有的结构化属性有效减少存储空间和处理速度^[20]。三维

数据的处理和分析在许多领域中至关重要,而体素(Voxel)作为处理三维空间信息的基本单位,具有独特的结构和特征,对于深入了解三维数据非常关键,例如,Zhou等人提出了一种基于点云体素化方法的三维目标检测算法(VoxNet),该算法使用点云体素化方法将点云数据转换为三维体素表示,并使用3D卷积神经网络对体素数据进行分类和回归,从而实现对三维目标的检测与识别^[21]。Zeng等人提出了一种基于三维点云体素化的室内场景重建方法,该方法使用点云体素化方法将点云数据转换为三维体素表示,通过将每个体素与相邻的体素进行拟合和优化,实现对三维物体的重建和场景的生成^[22]。

1.1.1 体素的结构

体素(Voxel)是像素(Pixel)的3D扩展,如2D中的像素一样,体素的表示在3D空间中也有着规则的结构。体素通常呈现为规则的立方体形状,其尺寸可以通过边长来定义,这意味着每个体素代表了一个离散的三维体积单元。每个体素都有明确的相对空间位置,通常用体素索引的X、Y和Z坐标表示,这使得体素能够精确地定位在三维坐标系中的位置。

体素的分辨率(即格网大小)是其显著特征,分辨率决定了体素的尺寸和其用于表示的精细度。较小的体素提供更高的分辨率,使其能够更详细地表示数据,但这也会增加数据量和计算成本。相反,较大的体素降低了分辨率,减小了数据量,但可能会损失细节。所以,可以通过多尺度的体素来对二者进行权衡。

1.1.2 体素的特征

除了考虑体素的相对空间位置和分辨率外,体素还具有其丰富的属性特征和拓扑关系。如体素内元素的个数、密度等统计特征,该特征提供了重要的衡量指标。对于点云而言,仅包含一个点云的体素可能表示为噪声,而包含多个点云的体素可能表示信号或信号的一部分。

体素的另一个显著特征是其数据结构化,它将无序的三维数据转化为规则的体积单元,这使得数据处理和分析变得更加简单和可控,这种结构化的特征能够适应各种复杂地形的变化。如体素间的邻接、连通等拓扑关系等。体素的邻接关系从面与面,边与边,点与点共有26种邻接关系,如图1所示。图1(a)为体素面与面的邻接关系共有6个邻接

体素,图1(b)为体素顶点与顶点的邻接关系共有8个邻接体素,图1(c)则是体素边与边的邻接关系共有12个邻接体素,得到的全部邻接体素则为26个如图1(d)所示。体素的邻接关系为噪声与信号光子点云的识别提供了有效手段,如属于噪声体素的邻接体素数量较少,而信号体素的邻接体素数量较多。

基于体素的邻接关系特征,进一步探讨了多个相邻体素之间形成的聚合结构,将其定义为体素簇,这里采用体素的连通性来表示。具体而言,定义了不同级别的连通性。首先将目标体素与其直接邻接体素之间的连接视为直接连通,而对于两个目标体素A和B之间存在多个相邻体素的情况,如图1(e)所示,引入了连通可达的概念,表示这两个目标体素通过一系列相邻体素相互连接。连通性的强弱可以通过考察体素簇的体素数量来进行划分定义为连通系数,连通系数的大小反映了连通性的强弱程度。这主要反映了信号体素与噪声体素之间的明显差异,如信号体素的连通性明显强于噪声体素的连通性。

1.2 利用两级体素的自适应降噪

如图2所示,利用两级体素的光子点云自适应降噪方法的整体流程主要包括大尺度分辨率体素的粗降噪和小尺度分辨率体素的精降噪。首先,通过直方图统计分析光子点云的高程频数并用高斯函数拟合特征参数,确定大尺度体素的分辨率,结合光子点云空间分布对原始光子点云体素化,计算体素密度均值作为降噪阈值进行粗降噪,获取粗降噪后信号光子。其次,通过计算粗降噪后信号光子的最近邻距离的均值与标准差判定光子点云的背景噪声密集程度,从而确定小尺度体素的分辨率,根据粗降噪后信号光子的空间分布对粗降噪后光子点云体素化,利用体素的拓扑关系和体素内的光子点云个数设定阈值,实现光子点云精细降噪。

1.2.1 粗降噪方法

(1)确定大尺度体素的分辨率和边界

点云体素化可视为对点云进行的一种降采样操作,其优势在于降低数据计算负担,但同时丢失了点云的准确性。选择过大的体素分辨率会导致体素密度属性差异不显著,增加粗降噪的难度。反之,选择过小的体素分辨率可能使信号光子过分细分,引发误判。因此,选用合适分辨率大小是确保

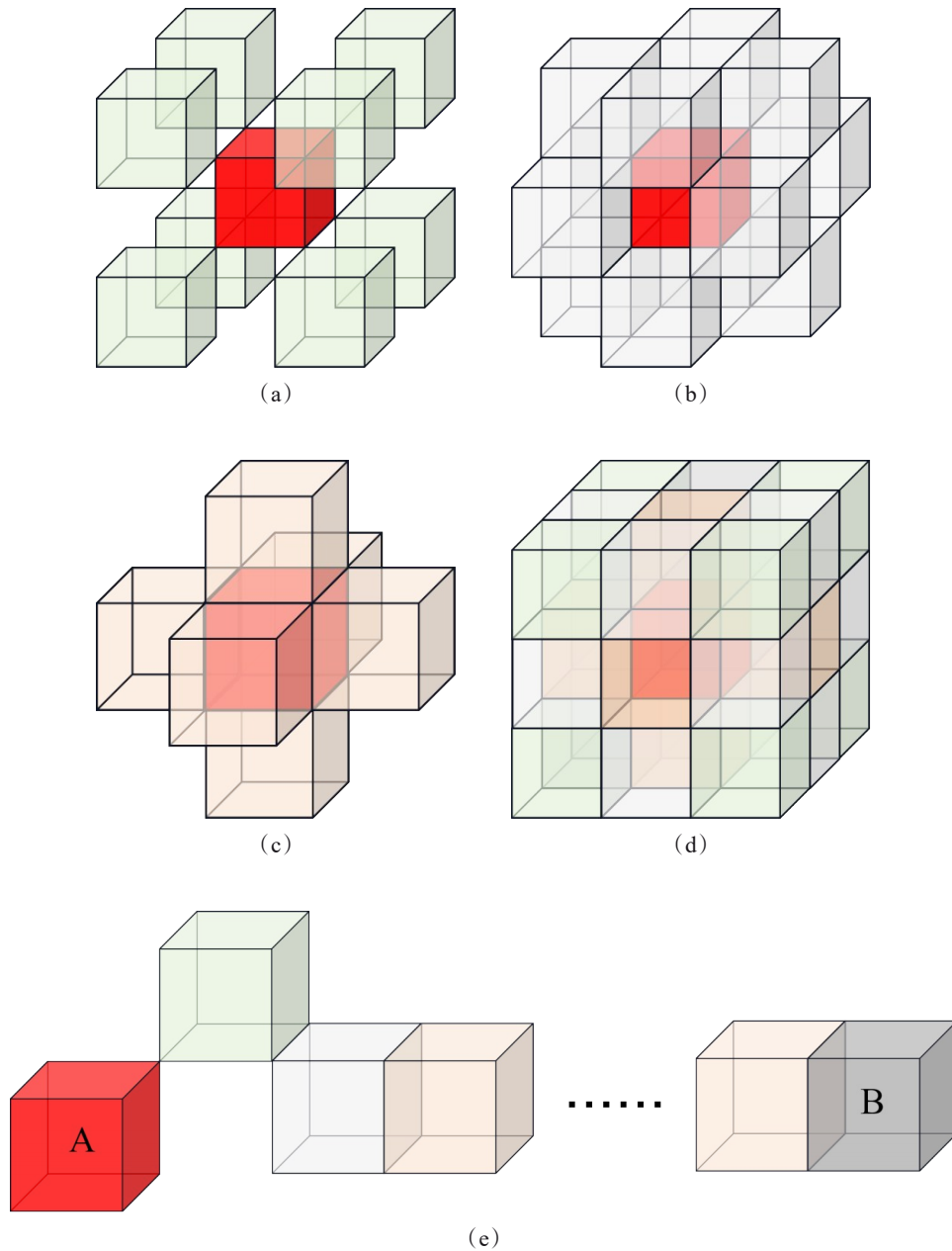


图1 体素拓扑关系特征示意图:(a)体素顶点与顶点的邻接关系;(b)体素边与边的邻接关系;(c)体素面与面的邻接关系;(d)体素全部的邻接关系;(e)体素连通示意图

Fig. 1 Schematic diagram of voxel topological relations: (a) the neighborhood between voxel vertices and vertices; (b) the neighborhood between voxel edges and edges; (c) the neighborhood between voxel faces and faces; (d) the adjacent relationship between all voxels; (e) the schematic diagram of voxel connectivity features

数据准确性和信号光子完整性的关键。首先,对光子点云的高程信息进行直方图统计分析,并使用高斯函数来拟合高程与频率的分布曲线,其高斯函数表示为:

$$f(h) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(h-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (1)$$

其中, h 为光子点云高程, μ 和 σ 分别表示光子点云高程的平均值和标准差。为确保体素能够有效包含大部分密集分布的信号光子,这里选用高斯置信区间95%至99%之间的范围(即2.5倍 σ),作为粗降噪的大尺度体素的分辨率。随后,遍历光子点云数据,获得光子点云的空间位置最小值(X_{\min} , Y_{\min} ,

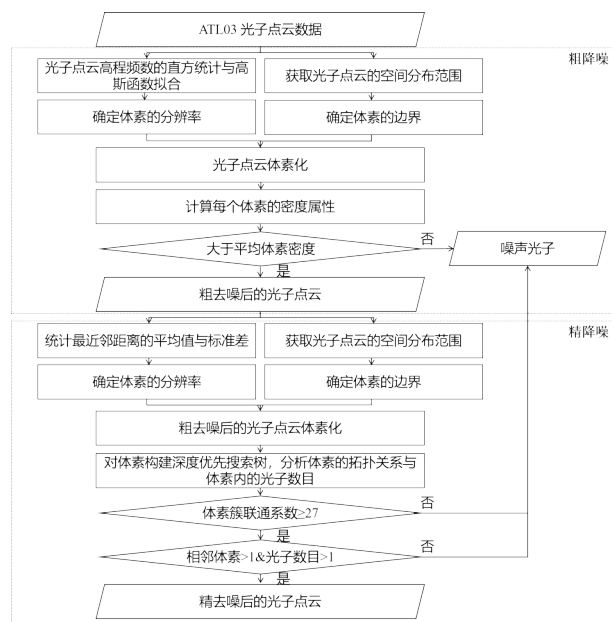


图2 利用两级体素的光子点云自适应降噪算法流程图

Fig. 2 Flowchart of the photon point cloud adaptive noise reduction algorithm based on two-level voxels

Z_{\min})和最大值(X_{\max} , Y_{\max} , Z_{\max})来确定体素的空间边界框。由此根据大尺度体素的分辨率和边界,将原始光子点云进行体素化。

(2) 确定粗降噪的阈值

计算每个体素的密度并获取平均值作为筛选阈值,将大于阈值的体素作为信号体素,相反则作为噪声体素。体素的密度属性 ρ 可表示为:

$$\rho = \frac{n}{D^3} \quad (2)$$

其中, n 和 D 分别为体素内光子点的个数和体素的分辨率。提取信号体素内所包含的光子作为粗降噪后的信号光子点云。粗降噪可以去除绝大部分背景噪声点,这些去除的噪声点都是信号点外围的一些异常值,而信号点周围距离信号点近的噪声点还未去除,因此需要对粗降噪过后的数据进行精降噪。

1.2.2 精降噪方法

(1) 确定小尺度体素的分辨率和边界

根据粗降噪后信号光子最近邻距离的平均值和标准差确定小尺度体素分辨率的大小,信号光子点云中每个点到其最近邻点的距离,可采用欧氏距离表示:

$$\text{distance}(p_i, p_j) = \sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2 + (Z_i - Z_j)^2} \quad (3)$$

其中, (X_i, Y_i, Z_i) 和 (X_j, Y_j, Z_j) 分别是点 P_i 和 P_j 的三维坐标;然后统计所有点到其最近邻点的距离的平均值 d_{mean} 和标准差 d_{std} 。为了确保光子点云在通过小尺度体素分辨进行体素化后能够拥有更好的拓扑关系且能够自适应不同背景噪声下的光子点云,比较了 d_{mean} 与 d_{std} 的大小,当 d_{std} 小于 d_{mean} 表明光子点云具有较好的聚集度,即为弱背景噪声点云,此时将小尺度体素分辨率设置为 d_{mean} 与 d_{std} 之和;而当 d_{std} 大于 d_{mean} 表明光子点云的聚集度较差,为强背景噪声点云,将小尺度体素分辨率设置为 d_{mean} 。在得到精降噪的小尺度体素分辨率后,同理获取粗降噪后光子点云的边界。最后,对粗降噪后的光子点云进行体素化。

(2) 确定精降噪的阈值

对于小尺度体素分辨率的体素化光子点云,每个体素间的密度属性差异不明显,难以使用该属性实现噪声体素与信号体素间的分离,这里引入体素的拓扑关系来进一步提取信号光子点云。根据粗降噪后光子点云的空间分布情况,信号光子仍比噪声光子较为密集,且更多地分布于连续地物表面,因此包含信号光子的信号体素相互连接可聚集为体素簇,而噪声体素存在空间离异或分布于体素簇的边缘。为寻找这类体素簇,对体素进行深度优先搜索树的构建,随机以一个体素作为核心体素,检查当前核心体素是否被遍历过,若没有则将其记录并遍历其邻接的体素,若遍历过则跳过该核心体素,同时记录体素能够直接相邻或间接相连的体素总数作为体素簇的连通系数,由此保留所有连通系数大于27的体素簇。对于体素簇的轮廓体素在沿轨方向上的邻接体素可分为三种情况:左边和右边都有邻接体素,则邻接体素数量为2;仅左边或右边有邻接体素,则邻接体素数量为1;而两边都没有邻接体素,则邻接体素数量为0。由此,进一步检查每个体素簇的轮廓体素,当轮廓体素存在沿轨方向上的邻接体素数量小于2或者体素内的光子点数为1的情况时,将其标记为噪声体素。最终保留的体素簇为信号体素,其所包含的光子也作为最终的信号光子。

1.3 性能比较与分析

由于原始光子数据中没有区分信号和噪声的标签信息,为了定量评估算法的去噪精度,我们采用了人工标注的光子点云数据作为真值数据。具体方法如下:首先利用CloudCompare软件输入光子

点云的三维坐标,然后以 ATL08 官方数据的去噪结果为基础,人工目视检验并标注信号的真实值。这里参考 ATL08 的结果,在 ATL03 数据中,使用人工标记的方法分别对信号光子和噪声光子进行标注。同时与改进 DBSCAN^[23]、改进 OPTICS^[24]以及 DRAGANN (differential, regressive, and Gaussian adaptive nearest neighbor)处理的 ATL08 数据产品^[25]进行对比。改进 DBSCAN 方法在 DBSCAN 基础上将圆形滤波器内核更改为椭圆,使用循环滤波内核遍历每个点邻域内的所有点,并将数量大于 MinPts 的聚类作为信号。改进 OPTICS 方法类似于改进 DBSCAN,但它不是将数据划分为不同的簇,而是为每个点构建可达性图,并为每个点分配距离可达性和聚类中的排序,然后确定聚类的成员。DRAGANN 采用两个高斯函数分别拟合噪声与信号,通过计算最优参数,自适应计算去噪阈值完成去噪任务。这里使用了精确度(P)、召回率(R)和 $F1$ 指标来定量表示降噪方法的性能,计算方式可表达为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad , \quad (4)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad , \quad (5)$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad , \quad (6)$$

其中, TP 代表光子被正确划分为正例的个数, FP 代表光子被错误划分为正例的个数, FN 代表光子被错误划分为负例的个数,即实际信号点被误判为噪声点的光子点云数。其中, P 主要衡量算法的精度, P 值越高说明降噪算法能更准确地提取信号光子点云; R 主要衡量对信号光子点的查全率,即能否找出较多信号光子, R 值越高则算法能找出更多信号光子; $F1$ 主要衡量算法的有效性, $F1$ 值越高说明降噪算法更有效。

2 研究区域与数据集

2.1 实验区域

研究区域位于中国海南省西南部的尖峰岭国家森林公园(18.70°~18.76°N,108.87°~108.99°E),如图3(a)所示。该区域属于热带常绿季风雨林,区域内森林覆盖率达98%,植被类型主要以热带半落叶季雨林、热带常绿季雨林等类型为代表。热带雨林有大量的树冠和植物,这些植物表面通常吸收大量的太阳辐射,用于光合作用,反射的辐射量较少,地表反射率通常在10%到20%之间。这与其他植被类型的反射率相比是较低的。例如,草地的反射

率通常在20%~30%,而沙漠地区可以达到30%~40%。对于地表反射率低的地区,可能会出现数据信号弱的情况,这是因为树冠和密集植被会散射和吸收激光,使得部分激光能量不能有效返回到卫星接收器。同时区域内多丘陵,间有小盆地和河谷,山峰海拔多在600~1500 m,低海拔200~600 m,中海拔600~1000 m,最高海拔为1141.17 m;尖峰岭的坡度变化较大,地形复杂。低海拔区域坡度相对较缓,平均坡度在5°至15°之间。中海拔区域的坡度逐渐增加,通常在15°~30°。而在高海拔区域,特别是接近山峰的地方,坡度显著陡峭,常超过30°,有些地段坡度甚至达到40°以上。总的来说,尖峰岭小范围内千余米的高差导致其地形异常复杂,自西南海岸起,由滨海台地向丘陵、山地逐渐过渡,坡度以20°~40°最常见,呈现出典型的山地地形特征^[26]。这种地形导致树冠高度变化较大,尽管ICESat-2的激光雷达能够穿透部分树冠探测地表,但低反射率可能会增加数据处理的难度。

2.2 实验数据集

ICESat-2/ATLAS 采用光学衍射元件(Diffractive Optical Element)把每束激光沿垂轨方向分成三对强弱的6束激光,激光发射频率为10 kHz,结合卫星轨道高度与运动速度,ATLAS的光斑直径约17 m,沿轨足迹采样间距0.7 m,每对波束垂轨间距约为3 km,每对强弱光束在垂轨方向间距约90 m、沿轨方向间距约2.5 km。ICESat-2/ATLAS 提供了Level0到Level3四个级别的20种数据产品。

本实验使用了ATL03数据产品中地理定位后的光子点云,包括每个光子事件的时间、纬度、经度和高程。这里选用2020年1月5日夜晩和2023年6月30日白天的两条轨道中各三条强脉冲激光扫描的数据,共六条扫描轨迹如图3(b)所示。其采集的原始光子点云沿轨距离与高程剖面图如图3(c)所示。

实验涵盖了夜晚和白天两种光照条件下的数据。选择在白天进行去噪实验的主要原因在于白天光照变化显著,而且阴影以及环境光反射等因素会产生大量背景噪声,导致信噪比(SNR)较低。夜间的噪声水平较低,即信噪比较高,但通过夜间实验,可以验证算法在不同光照条件下的鲁棒性,确保其适用性广泛。此外,实验数据还涉及到天顶角(Zenith Angle)和地形坡度的考量。这是因为天顶角的变化会影响数据的采集和处理,尤其在植被茂

密区域。而在夜间实验中,天顶角的变化对数据影响较小,但依然需要考虑其在不同条件下的影响。在地形方面,所选数据覆盖了尖峰岭国家森林公园区域,这是一个地形多变的地区,地形起伏较大,坡度变化较为显著。实验选择了不同坡度范围内的数据进行分析 and 比较,以深入验证算法在不同地形坡度下的实用性和可靠性。具体而言,坡度范围大致在 $8^{\circ}\sim 35^{\circ}$ 之间,涵盖了从缓坡到陡坡的多样地形特征。综上所述,表1提供了对数据集的综合评价,包括光照条件、信噪比、天顶角和地形坡度等因素,可作为降噪精度的参考。

3 实验与分析

3.1 利用两级体素的光子点云降噪

图4(a-1)与图4(b-1)分别表示了夜晚与白天的光子点云高程信息的直方图统计与高斯拟合分布,其中直方图横坐标表示为光子点云的高程,纵坐标为光子点云在高程上的频数,将粗降噪所需的大尺度体素分辨率设置为2.5倍标准差。其中,夜晚和白天光子点云的大尺度体素分辨率分别为538.311 0 m和719.062 6 m,夜晚光子点云的最大和最小三维坐标为(0, -5.433 5, -126.595 4)m和(4 000.752 1, 6 612.988 9, 1 492.717 5)m;白天光

表 1 实验数据详细信息

| Data | Time | Track number | SNR | Zenith Angle | Re-marks |
|--------------------------|---------|--------------|--------|--------------|----------------|
| ATL03_202306301 | | | | | |
| 01112_01562007_006_01.h5 | daytime | gt1l | 0.3017 | 22.72° | b ^④ |
| | daytime | gt2l | 0.2954 | 22.75° | b ^③ |
| | daytime | gt3l | 0.2901 | 22.78° | c ^③ |
| ATL03_202001052 | | | | | |
| 25356_01560607_006_01.h5 | night | gt1r | 29.00 | 166.56° | c ^③ |
| | night | gt2r | 26.18 | 166.53° | c ^② |
| | night | gt3r | 23.83 | 166.50° | c ^① |

注:噪声:a.稀疏且均匀,b.密集且均匀,c.疏密分块;地形坡度:①平坡: $0^{\circ}\sim 5^{\circ}$,②缓坡: $5^{\circ}\sim 15^{\circ}$,③斜坡: $15^{\circ}\sim 30^{\circ}$,④陡坡: 30° 以上
Noise: a. sparse and uniform, b. dense and uniform, c. dense block;
terrain slope: ①flat slope: $0^{\circ}\sim 5^{\circ}$, ②gentle slope: $5^{\circ}\sim 15^{\circ}$, ③slope: $15^{\circ}\sim 30^{\circ}$, ④steep slope: above 30°

子点云的最大和最小三维坐标为(-0.222 5, -0.836 5, -197.655 3)m和(4 000.908 4, 6 606.834 1, 1 334.998 6)m。然后,使用开源3D数据处理库Open3D^[27]对光子点云进行体素化。夜晚与白天点

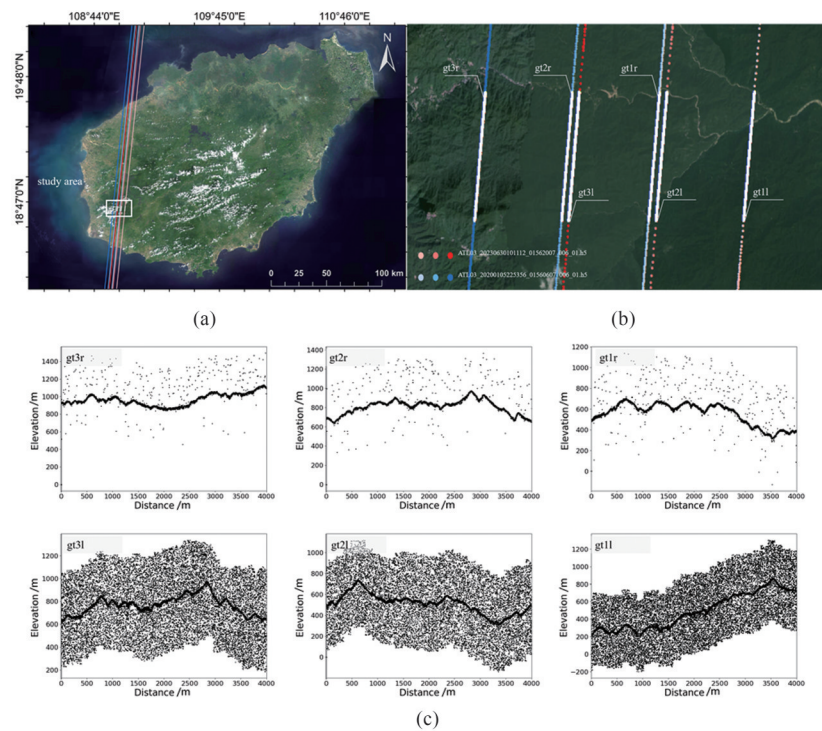


图 3 研究区域及扫描光子点云分布:(a)研究区域;(b)激光脚点分布;(c)原始光子点云数据
Fig. 3 Schematic diagram of study area and photon point cloud footprints: (a) study area; (b) distribution of photon point cloud footprints; (c) Raw photon point cloud data

云体素化结果如图4(a-2)与图4(b-2)所示,从图中可以看出密集光子没有被过分细分且整体具有明显的密度差异。然后,计算体素化后所有体素内光子的密度值,并获得所有体素密度的平均值作为降噪的阈值,其中夜晚和白天的阈值分别为 5.128×10^{-10} 和 2.420×10^{-9} 。通过该密度阈值对所有体素进行筛选,获得仅包含密集信号光子的体素,如图4(a-3)与图4(b-3)分别表示滤波后夜晚和白天的信号体素,图中可以看出大部分的外围噪声光子已被去除且完整保留了密集光子,即作为粗降噪后信号光子。

计算粗降噪后信号光子点云的最近邻距离,同时计算其均值和标准差。夜晚光子点云的最近邻均值和标准差分别为3.104 4 m和10.073 8 m,此时最近邻距离的标准差远远大于平均值,表明光子点云的聚集度较差即含有少量的背景噪声光子,将最近邻的均值于标准差之和13.178 2 m作为小尺度体素的分辨率对光子点云进行体素化。白天光子点云分别为5.687 6 m和4.406 1 m,此时最近邻距离的标准差小于平均值,表明光子点云的聚集度较好即含有大量的背景噪声光子,将最近邻的均值即5.687 6 m作为小尺度体素的分辨率,夜晚光子点云的最大和最小三维坐标为(0, -4.463 6, -126.595 4)m和(4 000.752 1, 6 612.988 9, 1 466.801 7)m;白天光子点云的最大和最小三维坐标为(-0.222 5, -0.791 7, -197.655 3)m和(4 000.908 4, 6 602.223 5, 1 240.256 3)m。最后对光子点云进行体素化。利用光子点云的局部距离特征进行体素化会使得密集光子拥有更好的拓扑关系如图4(a-4)与图4(b-4)所示。

然后对体素构建深度优先搜索树,统计每个体素簇的连通系数。保留连通系数包含27的体素簇,结果如图4(a-5)与图4(b-5)所示。最后,检查体素簇当中的轮廓体素,将重点放在体素沿轨方向上的邻接关系以及其体素内的光子数目,设置当体素水平方向上的邻接体素个数小于2且体素内的光子点云数目为1的将其识别为噪声体素并将其剔除保留信号体素,最后信号体素内的光子即为真实信号光子如图4(a-6)与图4(b-6)所示。

通过粗分辨率和精细分辨率的两级体素降噪后的夜晚和白天光子点云降噪结果如图5所示。研究结果表明,在不同背景噪声和地形坡度的情况

下,所提出的算法能够有效满足光子点云的降噪要求。通过光子点云的三维空间特征,自适应体素分辨率对光子点云构建体素的方法能够保留完整的信号光子。此外,通过体素的连通特性,能够准确识别信号光子点云并保留地形信号光子的完整性。与强噪声背景数据相比,弱噪声背景数据含有较少的噪声光子,而通过光子点云的局部特征构建的体素在区分信号体素和噪声体素上更具区分度。因此,本文所提出的方法在弱噪声背景下能够更精确地识别接近真实信号光子点云的噪声光子点云。这些发现证明了本文所提出的方法在不同噪声背景和复杂地形中进行光子点云降噪的可行性和有效性。

3.2 对比实验分析

如图6所示,利用两级体素的自适应降噪与改进DBSCAN、改进OPTICS和ATL08数据产品的结果比较(以图5(b-3)为例),结果表明这些方法都能够区分目标上的信号光子和噪声光子,但利用两级体素的光子点云自适应降噪可以利用大体素快速概览和处理大尺度特征,而小体素则可以捕捉更细微的地表细节,如图6(a)所示。与改进的DBSCAN相比,所提出的方法可以在更复杂的地形中识别更多的信号光子点,这是因为体素通过将地形分解为多个小单元,能够更好地适应这些不规则变化。此外,改进DBSCAN难以有效地检测森林冠层和地面的弱光子,从而造成断层,如图6(b)所示,这是因为在植被覆盖度较高以及地形坡度复杂的情况下,改进DBSCAN自适应参数的普适性较差。与改进的DBSCAN相比,改进的OPTICS识别出更多的信号光子,但是冠层以上和地面以下的噪声点数量明显多于所提出的算法,如图6(c)所示,改进的OPTICS在植被覆盖度较高以及强噪声背景下的参数选择同样面临巨大的挑战。与采用DRAGANN算法的ATL08数据产品相比,该算法准确识别了正确的信号光子,但是一些信号在地形急剧下降和上升的区域丢失,造成了大范围的断层,如图6(d)所示。总之,改进的DBSCAN、改进的OPTICS以及DRAGANN都能进行光子点云的降噪要求。然而,本文所提出的利用两级体素的光子点云自适应降噪在具有复杂地形以及不同背景噪声中表现良好,且能够保留完整的信号光子。

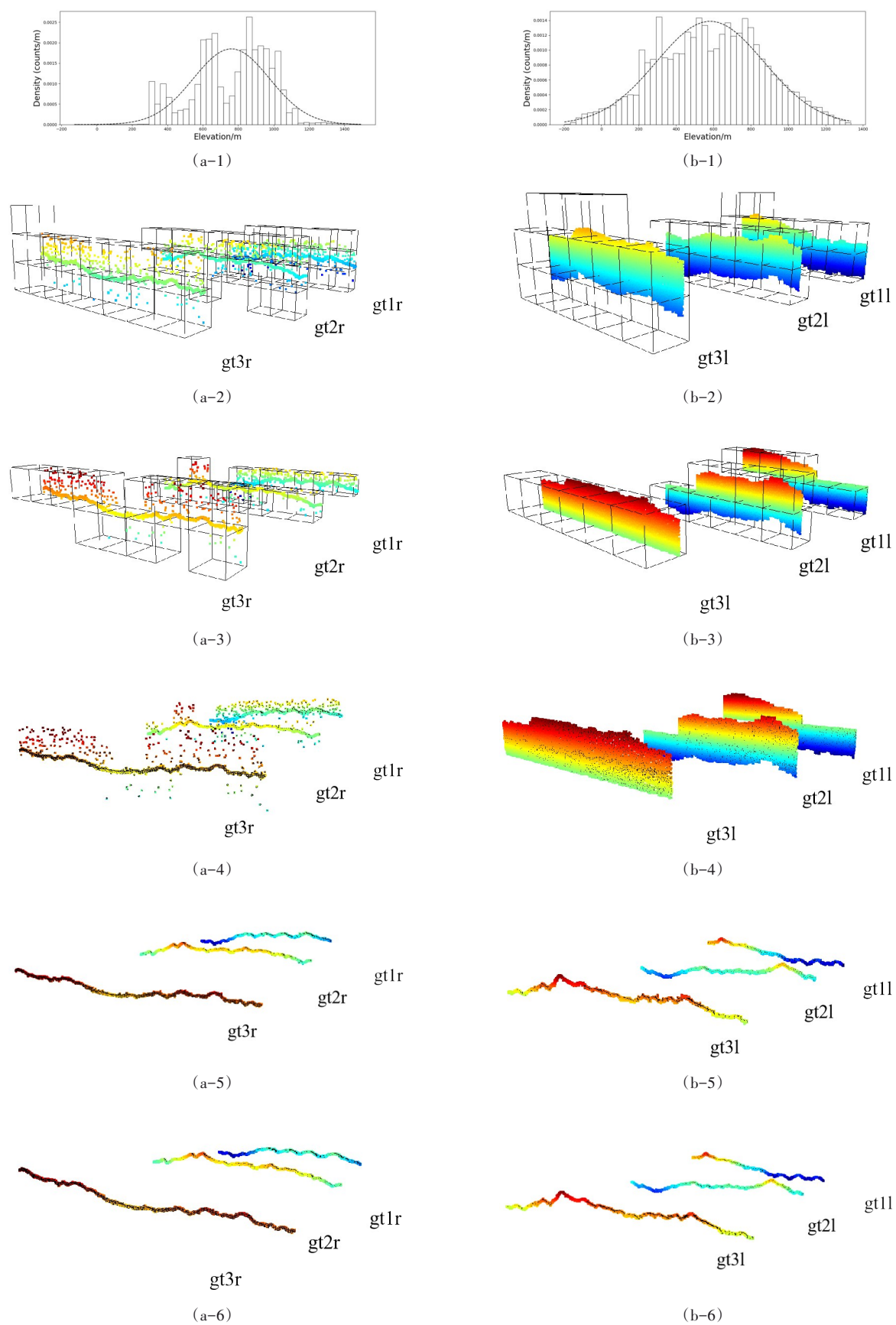


图 4 光子点云降噪过程:(a)夜晚弱噪声;(b)白天强噪声

Fig. 4 Photon point cloud denoising process: (a) night; (b) daytime

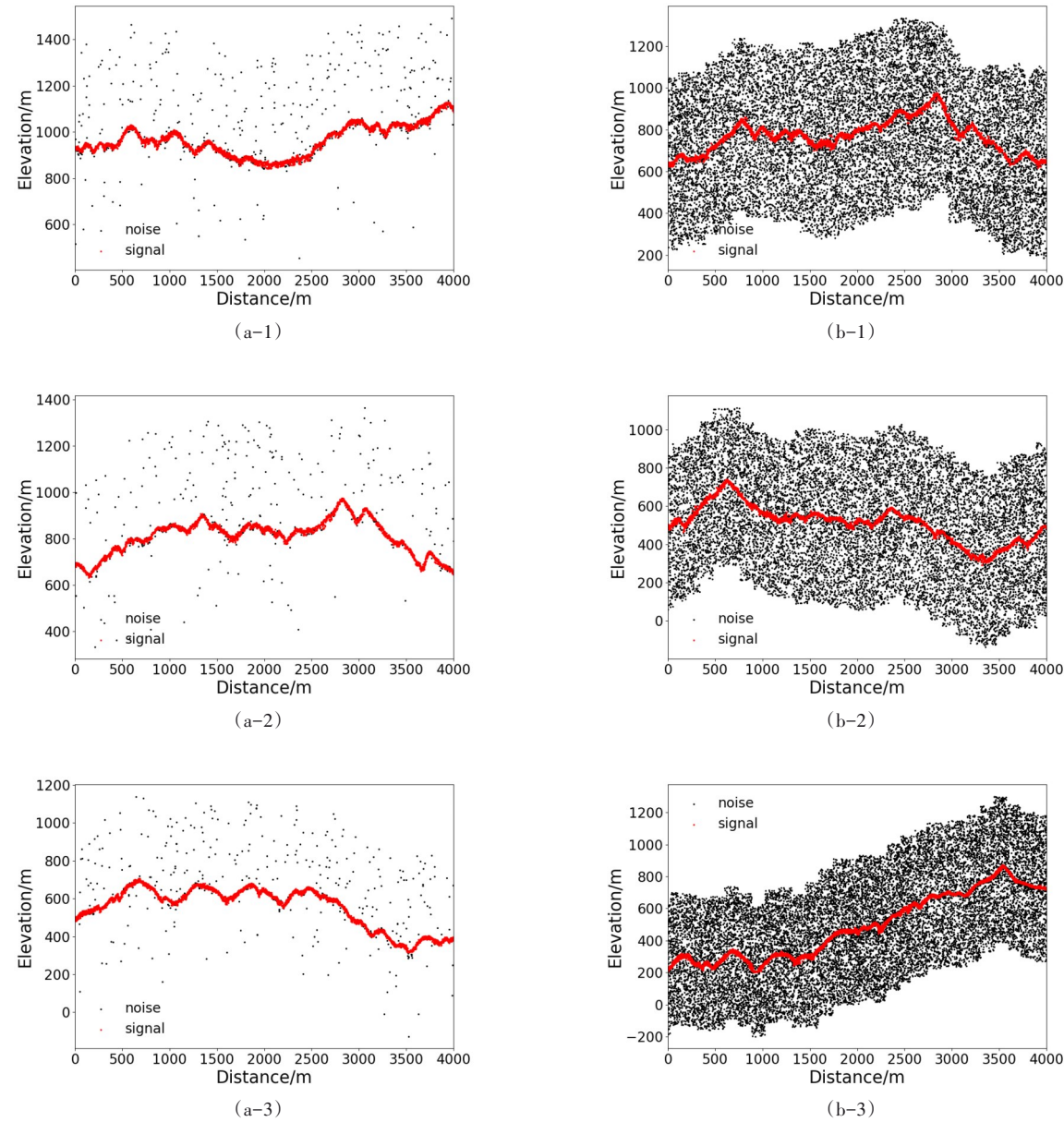
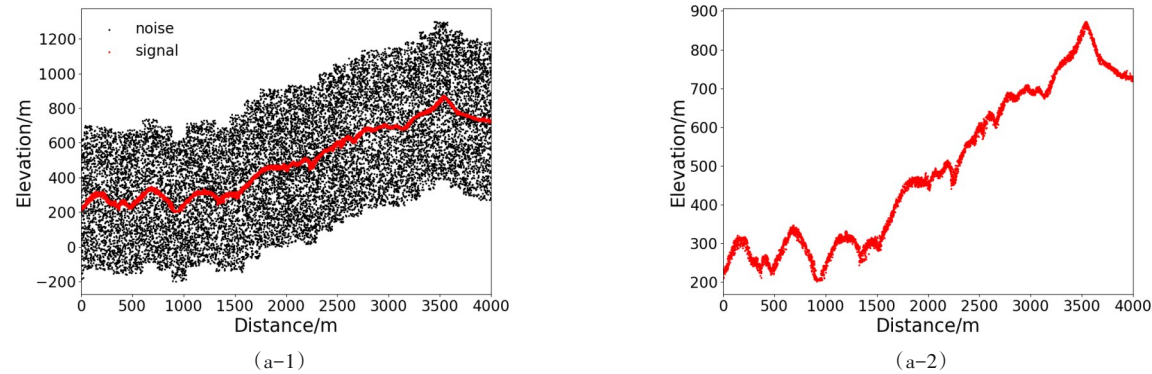


图5 光子点云降噪结果:(a)夜晚弱噪声;(b)白天强噪声
Fig. 5 photon point cloud denoising results: (a) night; (b) daytime



续表

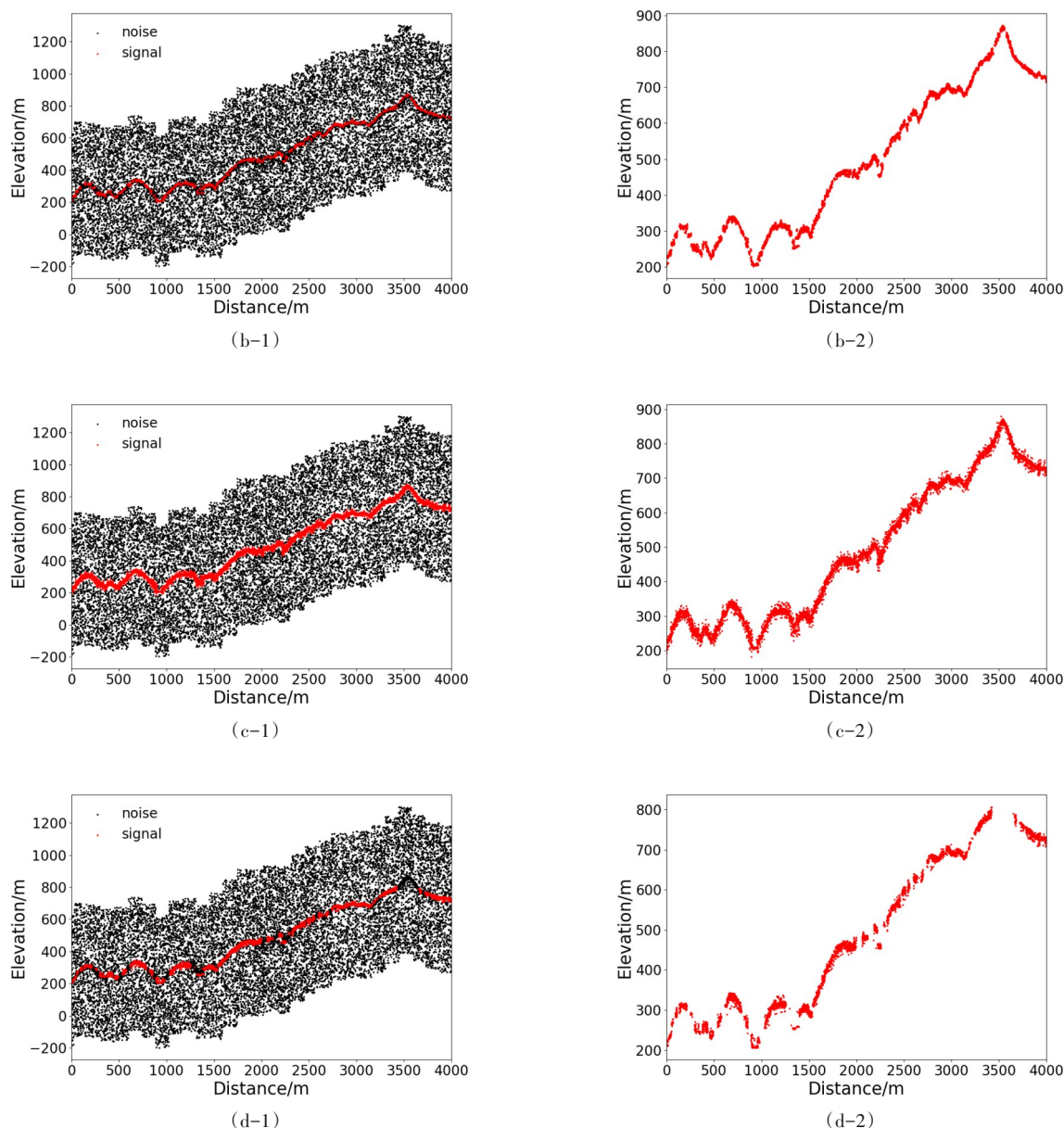


图6 白天强噪声光子点云中信号识别(左)和信号光子(右)性能的比较(对应图5(b-3)): (a)本文算法; (b)改进DBSCAN; (c)改进OPTICS; (d)ATL08

Fig. 6 Comparison of the performance on signal identification (left) and signal photons (right) of photon point cloud in daytime with strong noise (corresponding to Figure 5 (b-3)): (a) the algorithm of this paper; (b) improve DBSCAN; (c) improve OPTICS; (d) ATL08

通过对比实验,本文首先对不同算法在精确度、召回率和F1分数方面的性能进行了全面评估,包括本文所提出的算法、改进的OPTICS、改进的DBSCAN以及DRAGANN算法。实验结果如表2和图7所示。官方ATL08算法在白天和夜晚的 P 方面均取得显著成绩,分别达到0.9815和0.9775的均值。然而,其在 R 方面略低于其他算法,这主要是由于该算法受地形坡度变化影响较大,从而降低了信

号光子的正确识别率。相较之下,本文提出的算法在 P 上表现出色,白天和夜晚的均值分别达到了0.9812和0.9824,优于其他四种算法。同时,本文算法的 R 均值分别为0.9719和0.9768。这一出色的表现归因于本文所提出的算法在输入数据处理上的优势,充分考虑了光子点云的三维信息,确保了光子点云的完整性,从而能够有效地识别完整的信号光子。此外,本文所提出的算法还在体素分辨

率和降噪阈值方面进行了自适应优化,相较于 DRAGANN 算法,表现更为出色。在 $F1$ 方面,所提出的算法展现出最佳性能,白天和夜晚的均值分别达到了 0.9765 和 0.9796。这表明该算法正确识别了大多数信号光子并找到了这些信号光子。与改进的 DBSCAN 相比,尽管其在某些方面表现出色,但整体性能仍低于所提出的算法,并存在参数预设的局限性。改进的 OPTICS 在 P 、 R 以及 $F1$ 方面均表现稳定,其白天和夜晚的性能均值分别为 0.9602、0.9415、0.9510 以及 0.9689、0.9556、0.9622。然而,需要注意的是,改进的 OPTICS 在高维数据中的计算成本远高于所提出的算法,因为高维数据空间中的距离计算和密度估计更加复杂。

然后,从数据质量上来看,本文算法针对不同地形坡度的表现均出色。以白天的光照情况为例,算法在陡坡($b^{④}$)和斜坡($b^{③}$ 、 $c^{③}$)条件下均表现出较高的 P 和 $F1$ 值,显示出其对不同坡度的适应能力。同时,陡坡条件下($b^{④}$)虽然噪声密集,但 P 最高,说明算法在高噪声条件下的有效性。噪声密集且均匀的条件下($b^{④}$ 、 $b^{③}$), R 略有差异,但总体去噪效果依然出色。噪声疏密分布的条件下($c^{③}$), P 和 $F1$ 值均较高,表明算法能有效处理噪声分布不均的情况。

总体而言,本文提出的利用两级体素的自适应降噪算法在处理光子点云数据中取得了卓越的性

能,在不同地形坡度和噪声水平条件下均能稳定表现,具有较广泛的适用性。相比于其他算法,具备更优的效率以及较高的精确度、召回率和 $F1$ 。其优势在于全面考虑了光子点云的三维信息,通过点云体素化,大幅优化了点云的计算效率;利用体素的属性特征,有效应对不同地形坡度和不同背景噪声的数据;通过自适应优化体素分辨率和降噪阈值,有效提升了降噪效果。相比其他算法,提出的算法在综合性能上表现最优异,为光子点云数据处理提供了可靠的解决方案。

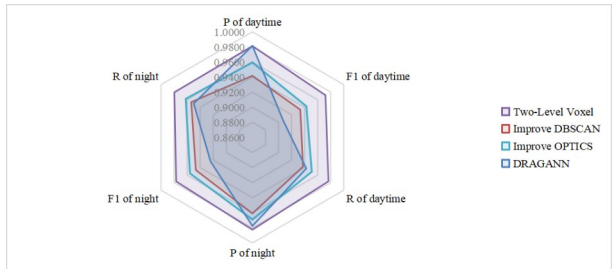


图 7 性能评价指标统计图
Fig. 7 Statistical chart of the performance evaluation indicators

4 结论

光子计数激光雷达具有单光子级的探测灵敏度,受背景环境、目标特征和仪器性能等因素的影响,使其记录目标散射/反射回波信号的同时还包含

表 2 所提出的算法与改进 DBSCAN,改进 OPTICS 和 DRAGANN 的对比实验结果

Table 2 The results of the proposed algorithm, improved DBSCAN, improved OPTICS and DRAGANN

| Methods | Evaluation | daytime | | | | night | | | | all |
|-----------------|------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| | | gt1l | gt2l | gt3l | mean | gt1r | gt2r | gt3r | mean | mean |
| | | $b^{④}$ | $b^{③}$ | $c^{③}$ | | $c^{③}$ | $c^{②}$ | $c^{①}$ | | |
| Two-Level Voxel | P | 0.986 1 | 0.972 9 | 0.984 7 | 0.981 2 | 0.988 3 | 0.982 7 | 0.976 3 | 0.982 4 | 0.981 8 |
| | R | 0.965 5 | 0.981 4 | 0.968 9 | 0.971 9 | 0.970 9 | 0.977 1 | 0.982 4 | 0.976 8 | 0.974 4 |
| | F1 | 0.975 7 | 0.977 1 | 0.976 7 | 0.976 5 | 0.979 5 | 0.979 9 | 0.979 3 | 0.979 6 | 0.978 1 |
| Improve DBSCAN | P | 0.949 4 | 0.933 1 | 0.942 7 | 0.941 7 | 0.963 1 | 0.952 7 | 0.966 8 | 0.960 9 | 0.951 3 |
| | R | 0.931 5 | 0.938 0 | 0.930 9 | 0.933 5 | 0.947 0 | 0.948 3 | 0.944 8 | 0.946 7 | 0.940 1 |
| | F1 | 0.940 4 | 0.935 5 | 0.936 8 | 0.937 6 | 0.955 0 | 0.950 5 | 0.955 7 | 0.953 7 | 0.945 6 |
| Improve OPTICS | P | 0.962 5 | 0.955 7 | 0.960 2 | 0.959 5 | 0.968 1 | 0.972 9 | 0.965 8 | 0.968 9 | 0.964 2 |
| | R | 0.948 9 | 0.937 6 | 0.941 5 | 0.942 7 | 0.955 9 | 0.958 7 | 0.952 3 | 0.955 6 | 0.949 2 |
| | F1 | 0.955 7 | 0.946 6 | 0.950 8 | 0.951 0 | 0.962 0 | 0.965 7 | 0.959 0 | 0.962 2 | 0.956 6 |
| DRAGANN | P | 0.980 5 | 0.978 3 | 0.985 7 | 0.981 5 | 0.978 4 | 0.980 1 | 0.973 9 | 0.977 5 | 0.979 5 |
| | R | 0.913 1 | 0.907 4 | 0.899 6 | 0.906 7 | 0.932 8 | 0.911 1 | 0.928 2 | 0.924 0 | 0.915 4 |
| | F1 | 0.945 6 | 0.941 5 | 0.940 7 | 0.942 6 | 0.955 1 | 0.944 3 | 0.950 5 | 0.950 0 | 0.946 3 |

注:噪声:a.稀疏且均匀;b.密集且均匀;c.疏密分块,地形坡度:①平坡;②缓坡;③斜坡;④陡坡
Noise: a. sparse and uniform; b. dense and uniform; c. dense block, terrain slope: ① flat slope; ② gentle slope; ③ slope; ④ steep slope

大量的背景噪声。为实现海量光子点云中地物表面信号光子的识别,本文提出基于粗分辨率和精细分辨率两级体素的光子点云自适应降噪方法。利用体素的结构化特征避免直接对原始点云的操作,减少了计算量;充分考虑光子点云的空间分布特性来确定体素分辨率,从而有效解决了点云体素化过程中的自适应分辨率问题;另外借助体素的邻接关系属性以及连通性强弱,成功地提取包含密集信号光子的提取进而实现降噪。首先,根据光子点云的空间分布特征构建大尺度的体素,结合体素的密度属性筛选包含密集信号光子的体素;然后,根据信号光子的最近邻距离建立小尺度的体素,通过体素间拓扑关系的邻接连通性与光子数目进一步提取聚集于地物表面信号光子的体素。最后,使用ICESat-2/ATLAS在白昼与夜晚获取的ATL03光子点云测试,与改进DBSCAN、改进OPTICS以及ATL08数据产品进行比较。结果表明该方法具有最优的表现性能,在效率方面,相比于改进OPTICS和改进DBSCAN以及DRAGANN算法,本文算法通过光子点云体素化利用其三维结构来组织和管理点云数据,将算法对点云的计算改为对体素的计算,优化了算法的时间复杂度和内存占用,在大规模点云数据处理时表现出更高的效率;在数据质量方面,本文算法在不同地形坡度以及不同背景噪声的数据条件下均能稳定表现。在性能方面,其白昼与夜晚平均的 P 、 R 和 $F1$ 分别达到了0.9818、0.9744和0.9781;优于改进OPTICS的0.9642、0.9492和0.9566,改进DBSCAN的0.9513、0.9401和0.9456,及ATL08级数据产品的0.9795、0.9154和0.9463。

References

- [1] Cao B C, Fang Y, Jiang Z Z, et al. Implementation and accuracy evaluation of ICESat-2 ATL08 denoising algorithm [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping* (曹彬才, 方勇, 江振治, 等。ICESat-2 ATL08 去噪算法实现及精度评价。测绘通报), 2020, **0**(5): 25-30.
- [2] Chen B, Pang Y, Li Z, et al. Potential of forest parameter estimation using metrics from photon counting LiDAR data in howland research forest [J]. *Remote Sensing*, 2019, **11**(7): 856.
- [3] Rosette J, Field C, Nelson R, et al. A new photon-counting lidar system for vegetation analysis [J]. *Conference Secretariat*, 2011: 16-20.
- [4] McGill 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 & Oceanic Technology*, 2013, **30**(2): 345-352.
- [5] Xu Y T. Research on single photon laser altimeter data processing technology - taking mabel data as an example [D]. Xi'an University of Science and Technology (许艺腾。单光子激光测高数据处理技术研究—以MABEL数据为例。西安科技大学), 2017.
- [6] Qin L, Xing Y Q, Huang J P, et al. Adaptive denoising and classification algorithm for ICESat-2 airborne experimental photon cloud data [J]. *Journal of Remote Sensing* (秦磊, 邢艳秋, 黄佳鹏, 等。ICESat-2 机载实验光子云数据自适应去噪及分类算法。遥感学报), 2020, **24**(12): 1476-1487.
- [7] Jiao H -H, Xie J F, Liu R, et al. Analysis of photon counting LiDAR denoising method for spaceborne earth observation [J]. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing* (焦慧慧, 谢俊峰, 刘仁, 等。星载对地观测光子计数激光雷达去噪方法浅析。航天返回与遥感), 2021, **42**(05): 140-150.
- [8] Magruder L A, Wharton M E I, Stout K D, et al. Noise filtering techniques for photon-counting LADAR data [J]. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 2012, **8379**(2): 24.
- [9] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on image processing*, 2001, **10**(2): 266-277.
- [10] Brunt K M, Neumann T A, Walsh K M, et al. Determination of local slope on the greenland ice sheet using a multi-beam photon-counting lidar in preparation for the ICESat-2 mission [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, **11**(5): 935-939.
- [11] Xia S B, Wang C, Xi X H, et al. ICESat-2 airborne test point cloud filtering and vegetation height inversion [J]. *Journal of Remote Sensing* (夏少波, 王成, 习晓环, 等。ICESat-2 机载试验点云滤波及植被高度反演。遥感学报), 2014, **18**(6): 1199-1207.
- [12] Li K, Zhang Y S, Tong X C, et al. Single photon LiDAR data denoising and filtering algorithm [J]. *Navigation and Control* (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。导航与控制), 2020, **19**(1): 67-76.
- [13] Xu Yi-Teng, Li Guo-Yuan, Qiu Chun-Xia, et al. Single photon laser data processing technology based on terrain correlation and least squares curve fitting [J]. *Infrared and Laser Engineering* (许艺腾, 李国元, 邱春霞, 等。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。红外与激光工程), 2019, **48**(12): 148-157.
- [14] Chen B, Pang Y, Li Z, et al. Forest signal detection for photon counting LiDAR using Random Forest [J]. *Remote Sensing Letters*, 2020, **11**(1): 37-46.
- [15] 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.
- [16] Zhu X, Nie S, Wang C, et al. A ground elevation and vegetation height retrieval algorithm using micro-pulse photon-counting lidar data [J]. *Remote Sensing*, 2018, **10**(12): 1962.
- [17] Popescu S C, Zhou T, Nelson R, et al. Photon counting LiDAR: An adaptive ground and canopy height retrieval algorithm for ICESat-2 data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, **208**: 154-170.

- [18] Tang H, Swatantran A, Barrett T, *et al.* Voxel-based spatial filtering method for canopy height retrieval from airborne single-photon lidar [J]. *Remote Sensing*, 2016, **8** (9): 771.
- [19] Tong L, Deying C, Zhaodong C, *et al.* Voxel-based spatial elongation filtering method for airborne single-photon LiDAR data [J]. *Optics express*, 2020, **28** (3): 3922–3931.
- [20] Li H, Fan Y Q, Liu H J. Point cloud map processing method based on VoxelGrid filtering [J]. *Practical Electronics* (李皓, 范玉卿, 刘豪杰. 基于体素栅格滤波的点云地图处理方法. *电子制作*), 2021, **13**: 45–48.
- [21] Zhou Y, Tuzel O. VoxelNet: End-to-end learning for point cloud based 3D object detection [C]. 2018 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2018: 4490–4499.
- [22] Zeng W, Karaoglu S, Gevers T. Pano2Scene: 3D indoor semantic scene reconstruction from a single indoor panorama image [C]. 2020 British Machine Vision Conference (BMVC). IEEE, 2020.
- [23] 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.
- [24] Zhu X, Nie S, Wang C, *et al.* A noise removal algorithm based on OPTICS for photon-counting LiDAR data [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, **18** (8): 1471–1475.
- [25] NASA. Ice, cloud, and land elevation satellite (icesat-2) algorithm theoretical basis document (ATBD) for land-vegetation along-track products (ATL08) [EB/OL]. (2019-9-15) [2019-11-20]. https://icesat-2.Gsfc.Nasa.gov/sites/default/files/page_files/ICESat2_ATL08_ATBD_r001_0.pdf.
- [26] Huang C M, Gong Z T. Characteristics of soil occurrence in mountainous areas of Jianfengling, Hainan Island [J]. *Journal of Mountain Science*, (黄成敏, 龚子同. 海南岛尖峰岭地区山地土壤发生特性. *山地学报*), 2000, **18** (3): 8.
- [27] Zhou Q Y, Park J, Koltun V. Open3D: a modern library for 3D data processing [J]. *ArXiv preprint*, 2018, ArXiv: 1801.09847.