

基于星载激光雷达数据的光子云去噪与树高提取

王芳昕, 邢艳秋*, 李苑鑫, 唐杰, 王德军

(东北林业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150040)

摘要: 树高是评估森林碳储量的关键参数, 星载激光雷达技术为其大范围监测提供了有效手段。搭载先进地形激光测高系统 (advanced topographic laser altimeter system, ATLAS) 的新一代冰、云和陆地高程卫星 (cloud and land elevation satellite-2, ICESat-2) ——ICESat-2/ATLAS 在接收信号的过程中会产生大量噪声, 且地形是影响去噪结果的关键因素, 针对这一问题, 提出一种地面坡度自适应密度聚类去噪算法完成光子云数据精去噪, 运用迭代式中值滤波与动态残差阈值法进行光子云分类, 进而提取树高。以机载激光雷达数据获取的冠层高度模型 (canopy height model, CHM) 作为验证数据, 从强弱波束、坡度、植被覆盖度 3 个方面对 ICESat-2/ATLAS 全球地理定位光子数据 (global geolocated photon data, ATL03) 提取树高的可靠性进行分析评价。研究结果表明, 1) 提出的去噪算法的召回率 (R)、准确率 (P) 以及调和平均值 (F) 均优于差分渐进高斯自适应去噪算法 (Differential regressive and gaussian adaptive nearest neighbor, DRAGANN)。2) 夜间强波束数据提取树高的精度最佳, 平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 为 2.49 m, 均方根误差 (root mean square error, RMSE) 为 3.03 m。3) 随着坡度增加, 树高的提取精度逐渐降低, RMSE 由 2.25 m 增大到 6.52 m。4) 随着植被覆盖度的增加, 树高提取精度逐渐降低, RMSE 由 3.06 m 增大到 4.53 m。结果表明运用 ATL03 光子云数据提取树高具有可行性, 能够为研究林区的森林生长状况提供有效数据支撑。

关键词: ICESat-2; ATL03; 光子云去噪; 光子云分类; 树高; 密度聚类; 坡度自适应; 森林遥感

中图分类号: S758.1

文献标识码: A

DOI: 10.7525/j.issn.1006-8023.2026.01.001

Photon Cloud Denoising and Forest Height Extraction Based on Satellite-Borne Laser Radar Data

WANG Fangxin, XING Yanqiu*, LI Yuanxin, TANG Jie, WANG Dejun

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

Abstract: Tree height is a key parameter for assessing forest carbon storage, and satellite-borne laser radar technology provides an effective means for large-scale monitoring. The new generation of ice, cloud and land elevation satellite-2 (ICESat-2) equipped with the advanced topographic laser altimeter system (ATLAS) generates a lot of noise in the process of receiving signals, and the terrain is a key factor affecting the denoising results. To address this problem, a ground slope adaptive density clustering denoising algorithm is proposed to complete the photon cloud data denoising. Iterative median filtering and dynamic residual threshold method are used to classify photon clouds and then extract tree height. The canopy height model (CHM) obtained from airborne laser radar data is used as verification data. The reliability of extracting tree height from ICESat-2/ATLAS global geolocated photon data (ATL03) is analyzed and evaluated from three aspects: strong and weak beams, slope, and vegetation coverage. The results show that, 1) The recall rate (R), precision rate (P) and harmonic mean (F) of the proposed denoising algorithm are better than those of the differential progressive gaussian adaptive denoising algorithm (DRAGANN). 2) The accuracy of extracting tree height from nighttime strong beam data is the best, with a mean absolute error (MAE) of 2.49 m and a root mean square error

收稿日期: 2025-05-07

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2023YFD2201701)。

第一作者简介: 王芳昕, 硕士研究生。研究方向为林业信息技术。E-mail: wangfangxin1002@163.com

* **通信作者:** 邢艳秋, 博士, 教授。研究方向为林业遥感及精准林业装备。E-mail: yanqixing@nefu.edu.cn

引文格式: 王芳昕, 邢艳秋, 李苑鑫, 等. 基于星载激光雷达数据的光子云去噪与树高提取[J]. 森林工程, 2026, 42(1): 1-10.

WANG F X, XING Y Q, LI Y X, et al. Photon cloud denoising and forest height extraction based on satellite-borne laser radar data [J]. Forest Engineering, 2026, 42(1): 1-10.

(RMSE) of 3.03 m. 3) As the slope increases, the accuracy of tree height extraction gradually decreases, and the RMSE increases from 2.25 m to 6.52 m. 4) As the vegetation coverage increases, the accuracy of tree height extraction gradually decreases, and the RMSE increases from 3.06 m to 4.53 m. The results show that it is feasible to extract tree height using ATL03 photon cloud data, which can provide effective data support for studying forest growth conditions in forest areas.

Keywords: ICESat-2; ATL03; photon cloud denoising; photon cloud classification; forest height; density clustering; slope adaptivity; forest remote sensing

0 引言

森林是陆地生态系统中重要组成部分,具备碳汇功能,可缓解气候变化,应对全球变暖带来的一系列相关问题^[1]。树高是森林垂直结构参数的重要组成部分,在森林碳储量估算中起着不可或缺的作用^[2]。搭载先进地形激光测高系统(advanced topographic laser altimeter system, ATLAS)的新一代冰、云和陆地高程卫星(ice, cloud and land elevation satellite-2, ICESat-2),覆盖区域广阔,可以为大区域、多尺度、多时空的森林结构参数的监测提供广泛数据源^[3]。利用 ICESat-2/ATLAS 所识别的有效信号光子数据可获取森林冠层以及地面的相关信息,其小光斑和高采样密度的特点,为高分辨率森林结构参数的提取创造了有利条件^[4]。

为获取高精度的有效信号光子数据,国内外学者对 ICESat-2/ATLAS 数据的去噪算法开展了深入研究。Zhang 等^[5]应用密度聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN),将圆形搜索邻域变为椭圆完成去噪过程。研究表明,相比于圆形邻域搜索、椭圆搜索邻域的去噪结果更佳,选择合适的参数是影响光子去噪效果的关键因素。陆大进等^[6]使用一种基于卷积神经网络的光子云去噪分类算法,对原始光子点云粗去噪并栅格化,构建卷积神经网络进行训练完成光子云去噪分类。结果表明,该算法在裸地和森林区域去噪分类效果良好,但在局部地形起伏较大的区域误差有所增大。Zhu 等^[7]提出基于改进的点排序识别聚类结构算法(ordering points to identify the clustering structure, OPTICS),有效减弱了去噪算法对初始参数的依赖性,利用光子点的可达距离序列实现灵活的聚类分析去噪过程。Gao 等^[8]使用组合搜索半径改进差分渐进高斯自适应去噪算法(DRAGANN),采用大、小尺度搜索半径相结合的方式得到相对于原始 DRAGANN 算法更稳定的去噪结果。该方法在不同尺度下设置的半径均为固定值,该半径参数可根据去噪数据的尺度进行调整,但适应性较弱。夏少波等^[9]运用局部距离统计的方法对光束高度计实验激光雷达(multiple altimeter beam experimental lidar,

MABEL)数据进行精去噪处理,基于地面点云插值生成的数字高程模型(digital elevation model, DEM)估算试验区平均林冠高度。结果表明,滤波误差会影响提取地面高程的精度,进而影响提取树高的精度。Popescu 等^[10]使用重叠移动窗口法和三次样条插值法将信号光子分类为地面光子和冠层顶部光子,但在植被茂密的地区,由于植被遮挡会严重影响地面和树冠高度的准确估计。

上述的去噪算法均存在地形适应性差以及参数敏感性高等问题。一方面,复杂地形下会出现脉冲激光的散射的情况,导致接收的有效信号光子数量减少;另一方面植被冠层的遮挡会导致到达地面的光子数量减少,这些问题增加了区分噪声与信号光子的难度,影响地面高程以及树高的提取结果。基于以上问题,本研究运用基于地面坡度自适应密度聚类算法进行光子云去噪,并运用迭代式中值滤波结合动态残差阈值的方法完成光子云分类,进而提取树高。从强弱波束、坡度、植被覆盖度3个方面对 ICESat-2/ATLAS 全球地理定位光子数据(ATL03)提取的树高精度进行分析评价。

1 研究区与研究数据

1.1 研究区概况

根河市(120°12′—122°55′E, 50°20′—52°30′N)位于内蒙古自治区东北部、呼伦贝尔市北部,是中国最高纬度的城市之一。根河市地处大兴安岭北段西坡,总体地形地貌东北高、西南低,森林覆盖率91.7%;活立木蓄积量占中国的1.3%,森林资源丰富,根河市的气候、植被类型、地形特征与国内中低纬度地区有显著差异,优势树种主要为兴安落叶松(*Larix gmelinii*)、樟子松(*Pinus sylvestris*)和白桦(*Betula platyphylla*)等^[11],研究区位置示意图如图1所示。

1.2 研究数据

1.2.1 ICESat-2/ATLAS 数据

ICESat-2/ATLAS 在持续时间为1 ns的轨道路径的引导下以10 kHz的重复频率发射6个激光脉冲,包括6个轨道:gt1l、gt1r、gt2l、gt2r、gt3l、gt3r。沿着参考地

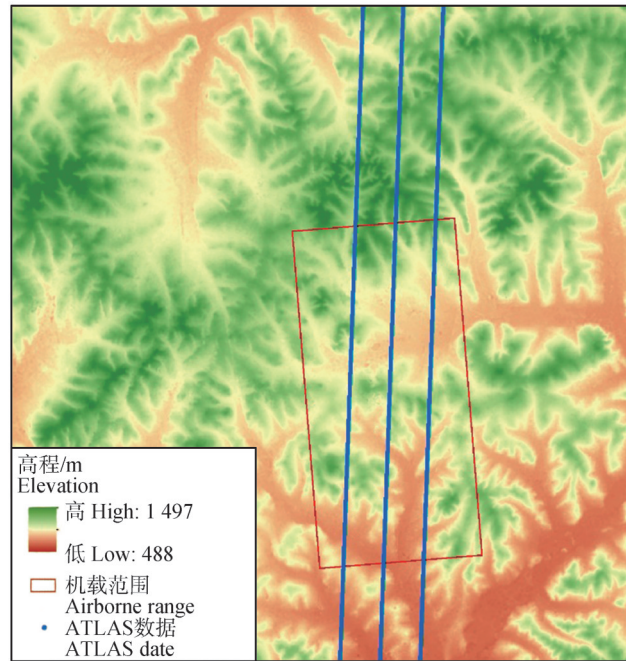


图 1 研究区位置示意图

Fig. 1 Location of study area

面轨道(RGT)方向得到3组直径为17 m的组,组内每一波束之间相距约90 m,每对波束相距约3.3 km,2个波束组成一强一弱的波束对,强波束的能量是弱光束能量的4倍,光斑沿轨道方向间隔约0.7 m^[12]。

ICESat-2/ATLAS包括20种标准数据产品ATL00-ATL21,分为0级、1级、2级、3级,分别用Level0、Level1、Level2、Level3表示,提供冰川、冰盖高度、海冰高度、树高和内陆水体高程等信息^[13]。ATL03是ICESat-2/ATLAS的2级产品,记录了地理定位的光子,包括信号光子和6个独立地面轨道中的噪声光子。ATL03数据集中的每个光子事件均基于WGS84(world geodetic system-1984)椭球高度按其时间记录标签、纬度、经度和海拔^[14]。本研究下载2023年5月ICESat-2/ATLAS的ATL03数据开展研究,ICESat-2数据产品可在ICESat-2官网进行下载(<https://nsidc.org/data/ICESat-2>)。

1.2.2 机载激光雷达数据

2022年8月采用无人机搭载RIEGL VUX LiDAR系统,在研究区域进行了高精度数据采集。该系统确保了航向与旁向重叠度均超60%,平均光斑尺寸达到0.4 m,单次激光脉冲平均能记录8个回波。采用渐进加密三角网滤波算法(improved progressive triangle irregular network densification, IPTD)有效区分地面点,通过从最低高程点逐层加密三角不规则网(triangle irregular network, TIN)并对最高点进行栅格插值,生成2 m空间分辨率的数字高程模型(digital terrain model, DTM)、数字表面模型(digital surface model, DSM)及冠

层高度模型(canopy height model, CHM)在内的地形产品,并利用DEM计算研究区的坡度分布。与ICESat-2光子云数据相比,本研究使用的机载LiDAR数据具有更高的点云密度,结合实地测量数据与点云的第98百分位高度值作为树高的参考,用以提取地形坡度、树高等关键的结构信息。

1.2.3 Sentinel-2A

本研究通过欧空局官网(<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>)获取Sentinel-2A的L2A级地表反射率产品。从地表反射率产品中选择云覆盖度小于10%的影像,获取10 m空间分辨率的近红外波段(Band 8)和红光波段(Band 4)数据计算归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI),并基于NDVI采用像元二分模型估算植被覆盖度(fraction vegetation coverage, FVC),将FVC分类为3个等级:(0%, 30%][30%, 60%][60%, 100%],探究植被覆盖度对ATL03数据提取树高结果的影响。

2 研究方法

本研究运用一种改进的坡度自适应的光子云去噪算法,该算法通过计算坡度角确定椭圆邻域搜索范围,进而确定最佳的搜索方向角,通过拟合多峰高斯混合模型计算去噪阈值去除噪声光子,并将本研究算法的去噪结果与DRAGANN算法的去噪结果进行对比验证。在完成去噪处理后,使用迭代式中值滤波结合动态残差阈值的分类方法对光子云数据进行分类处理,

进而提取树高。本研究以机载激光雷达数据获取的2 m空间分辨率的CHM作为验证数据,从激光光束类型、坡度、植被覆盖度3个方面对提取树高的结果进行定量分析。

2.1 光子云粗去噪

本研究针对ATLAS数据产品中的ATL03进行研究,相较于噪声光子,ATL03的信号光子在空间上的分布更为密集,且在水平方向的密度要高于垂直方向^[15]。基于这些特性,本研究采用基于高程统计直方图的粗去噪方法^[16]。对光子云数据按沿轨距离进行网格划分,设置一个默认的网格大小(along_track_bin为300 m),该参数表示每300 m为一个网格单元;对于每一个网格单元中的光子数据,根据高程生成直方图,并将该直方图进行高斯滤波处理;确定平滑后直方图的峰值对应的高程值,该峰值处通常对应真实光子信号,以此峰值对应的高程值为中心,将其上下50 m的范围作为粗去噪的高程阈值范围,筛选出符合该范围的光子云数据,剔除异常的噪声数据;对于每个网格执行上述去噪步骤后,将每个网格的去噪结果进行汇总,合并成一个完整的光子云粗去噪数据集。

2.2 光子云精去噪

高程统计直方图算法已经去除了大部分的噪声,但是地面和冠层附近依然存在部分噪声光子,为剔除这些残余噪声,本研究提出基于地面坡度自适应的密度聚类算法进行精去噪。该算法采用椭圆域进行邻域搜索,根据已有研究可确定椭圆邻域方向角与地形坡度角相近时去噪效果最佳^[17]。为确定椭圆域搜索的角度范围,首先将数据段分为大小50 m的沿轨距离片段,以每一个光子为圆心,计算每个圆形窗口内的最大密度中心点,图2中点 p 和 q 分别为相邻2个沿轨距离片段的最大密度中心点,利用相邻片段的最大密度中心点坐标可计算坡度角 α_i ,计算公式为

$$\alpha_i = \tan^{-1} \left(\frac{y_i - y_{i+1}}{x_i - x_{i+1}} \right) \quad (1)$$

式中: α_i 为相邻沿轨片段的坡度角; (x_i, y_i) 为最大密度中心点 p_i 的坐标。

通常在植被覆盖的区域取椭圆邻域长短轴比例 $a:b=6:1$ ^[14]。将根据式(1)计算的坡度角 α_i 接近的相邻50 m沿轨距离片段划分为一个数据段,每一个数据段的光子云椭圆邻域搜索角度的范围定义为 $\theta \in [\min(\alpha_i), \max(\alpha_i)]$,以 5° 为最小旋转角度在椭圆邻域搜索角度的范围内遍历方向角,减少计算量。

点 p 的椭圆搜索域的光子点数目 N ,计算公式为

$$N(p, \theta) = \text{number} \{ q_i \in P | \text{dis}(p, q_i, \theta) \leq 1 \} \quad (2)$$

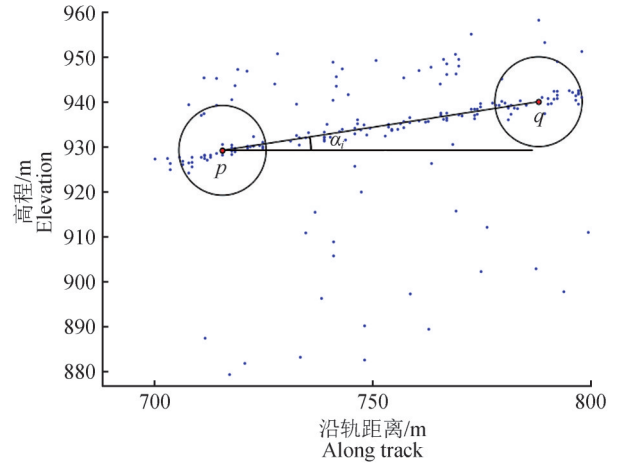


图2 最大密度中心点计算坡度角示意图

Fig. 2 Schematic diagram of slope angle calculation at the center point of maximum density

取椭圆搜索域中光子点数目最大的角度作为搜索方向角,计算公式为

$$\begin{cases} N(p) = \max(N(p, \theta_i)) \\ \theta_i = \frac{i\pi}{36}, i = 0, 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (3)$$

在每一个合并的数据段中,统计每一个光子点的椭圆邻域的最大光子点数,对统计得到的最大光子点数采用期望最大化(expectation-maximization, EM)算法拟合多峰高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM),确定主峰并计算阈值threshold(式中记为 $T_{\text{threshold}}$)作为去噪的最小点数。EM算法的核心思想是通过交替进行期望步骤(E步)和最大化步骤(M步),逐步优化模型参数,得到最大化的数据似然函数。首先随机初始化每个高斯分量的均值、方差和权重;然后在E步中,计算每个数据点属于每个高斯分量的后验概率;在M步中,根据后验概率更新每个高斯分量的均值、方差和权重;最后重复E步和M步,直到收敛。拟合GMM后确定主峰,主峰是指在数据分布中占据主要部分的高斯分量,本研究选择均值较小的高斯分量作为主峰。去噪阈值的计算公式为

$$T_{\text{threshold}} = \mu_{\text{main}} + \max(3\sigma_{\text{main}}, \mu_{\text{next}} - \mu_{\text{main}}) \quad (4)$$

式中: μ_{main} 和 σ_{main} 分别为主峰的均值和标准差; μ_{next} 为次峰的均值。这种方法结合了主峰和次峰的相对位置,适用于更复杂的噪声环境。

2.3 光子云去噪精度评价

为评估本研究基于坡度自适应去噪算法去噪结果的准确性,以机载激光雷达数据为验证数据,将本研究算法的去噪结果与DRAGANN算法的去噪结果进行对比,运用召回率(R)、准确率(P)以及调和平均值(F)

3 个评价指标定量评估算法的去噪效果。

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (5)$$

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (6)$$

$$F = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (7)$$

式中: T_p 为被正确识别的信号光子个数; F_p 为噪声光子点错分为信号光子点个数; F_N 为没有被正确识别的信号光子数目。

2.4 光子云分类

本研究运用迭代式中值滤波结合动态残差阈值的分类方法将获取的信号光子分为地面光子以及冠层光子。通过多轮次中值滤波以及设定动态阈值,实现对地面点和冠层点的精确分类。中值滤波是一种非线性滤波方法,能够有效去除异常值的同时保留信号光子的主要特征。在沿轨方向构建滑动窗口,滤波窗口大小设置为 5,迭代次数为 5,执行 5 轮递进式中值滤波。在每个窗口内,计算所有数据点的中值,用该中值替换窗口中心点的值,可以有效去除窗口内的异常值,同时保留数据的整体趋势。每轮滤波后,地形低频分量逐渐收敛至基准面,冠层光子因空间的非连续性保留残差异常性,最终得到平滑后的高程数据。完成中值滤波后,计算原始高程数据与滤波后高程数据的残差。为精确区分地面点和冠层点,本研究通过计算残差绝对值的第三四分位数和四分位距(I_{QR})来确定动态阈值,与传统的分类方法相比,该方法可根据每个滑动窗口内的残差分布自动调整分类边界,避免了过分割问题,可适应不同地形和植被结构。动态阈值 τ 的计算公式为

$$\tau = Q_{0.75} + \kappa \cdot I_{QR}, \kappa = 1.5 \quad (8)$$

式中: τ 为动态阈值,用于区分地面点和冠层点,可以通过结合残差统计特征自适应调整分类边界; $Q_{0.75}$ 为残差绝对值的第三四分位数; κ 为调节系数; I_{QR} 为四分位距。

根据残差值对光子点进行分类。冠层点(canopy points):残差绝对值大于动态阈值的点,标记为冠层点;地面点(ground points):残差绝对值小于或等于动态阈值的点,标记为地面点。将光子点分为地面点和冠层点后,将光子点高程乘以-1再加平均高程值,使冠层顶部的高程在数据中翻转,转换为类似地面光子的特征,再次利用迭代中值滤波定位冠层顶部光子。

2.5 树高提取及精度验证

经过光子云去噪、光子云分类、利用迭代中值滤波经过多次迭代确定地表等一系列处理后,运用三次样

条插值法根据冠层光子拟合冠层表面,以此作为定义树高的曲线提取树高。利用机载数据 CHM 产品对提取树高的结果进行精度评估,从波束类型、坡度、植被覆盖度 3 个方面对 ATL03 提取的树高进行精度评价,以平均偏差(bias, 式中记为 B_{ias})、平均绝对误差(MAE, 式中记为 M_{AE})、决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE, 式中记为 R_{MSE})为评价指标,计算公式为

$$B_{ias} = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (x_i - y_i) \quad (9)$$

$$M_{AE} = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (10)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (11)$$

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (12)$$

3 结果与分析

3.1 光子云去噪结果

本研究运用基于高程直方图的光子云粗去噪方法,通过沿轨距离划分格网,对每个格网内的高程数据进行平滑处理。该方法能有效降低噪声光子对去噪精度的影响,从而提高去噪的质量,光子云粗去噪结果如图 3 所示。经过高程统计直方图粗去噪已去除原始光子云中的大部分噪声光子。

2 种算法的去噪结果如图 4 和图 5 所示,由夜间弱波束的去噪结果对比图可见,在信号光子分布较为稀疏的区域,DRAGANN 算法将部分连续分布的信号光子误判为噪声,而本研究算法通过动态调整椭圆邻域搜索方向和阈值,有效保留了该区域的信号光子。从表 1 中 2 种算法去噪结果可知,本研究算法相比于 DRAGANN 算法,有效减少了弱波束数据的去噪结果中噪声光子与信号光子识别错误的情况,在召回率(R)、准确率(P)和调和平均值(F) 3 项评估指标上均优于 DRAGANN 算法。

3.2 光子云分类结果

光子云分类结果如图 6 所示。基于迭代式中值滤波结合动态残差阈值的光子云分类方法能够有效区分地面点和冠层点,提高后续提取树高结果的可靠性。

3.3 强弱波束对于树高提取结果的影响

为探究不同时间的强弱波束数据对于 ATL03 提取树高结果的影响,统计不同时间的强弱波束数据提取树高的精度见表 2。

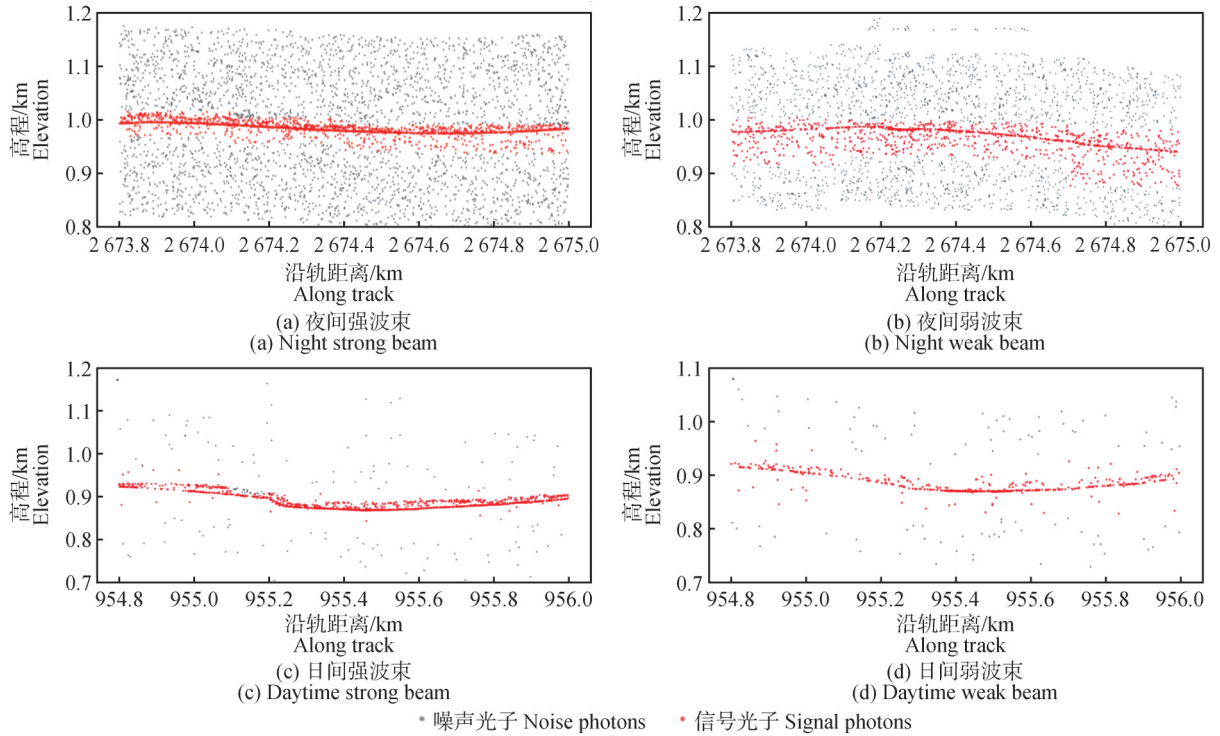


图3 光子云粗去噪结果

Fig. 3 The results of photon cloud coarse denoising

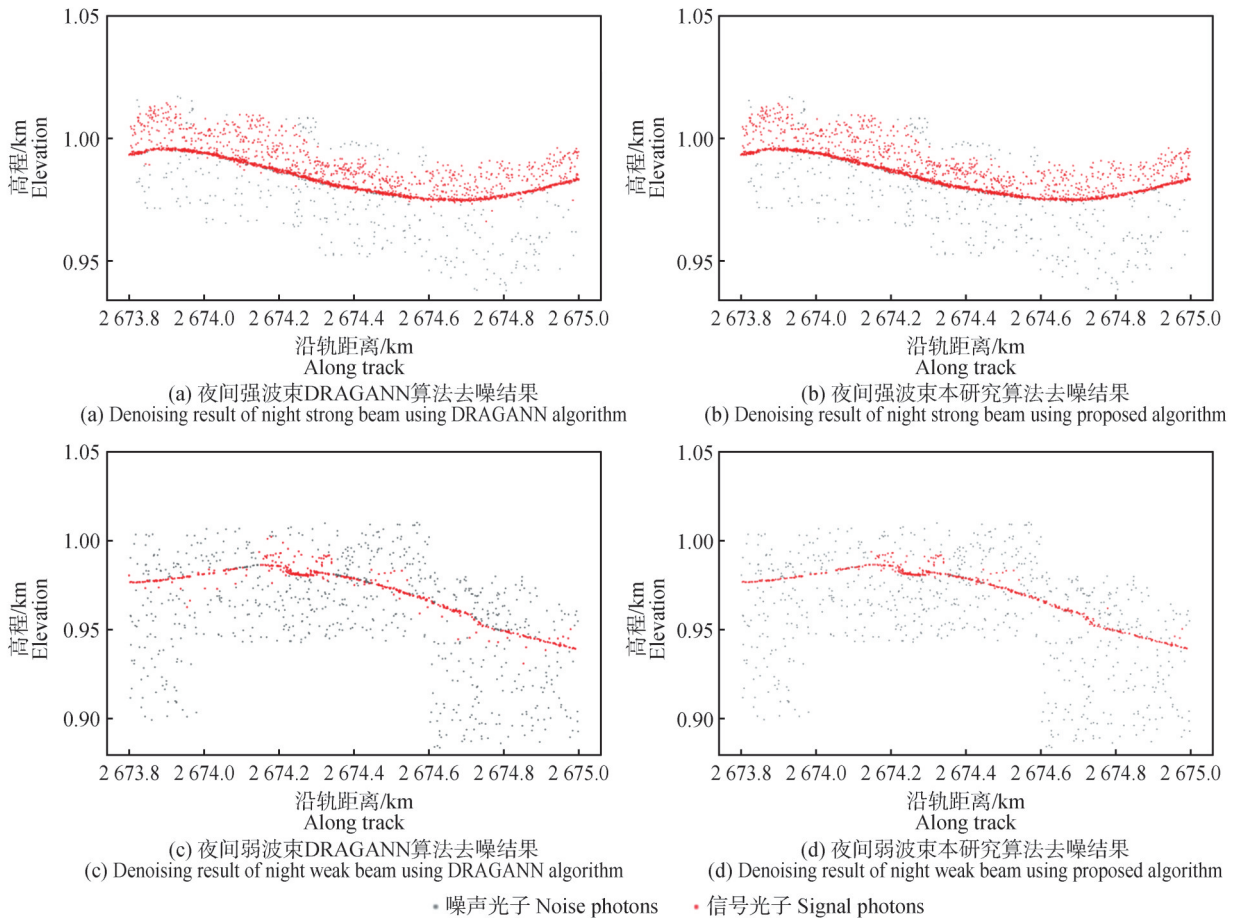


图4 2种算法夜间波束去噪结果对比

Fig. 4 Comparison of night beam denoising results of two algorithms

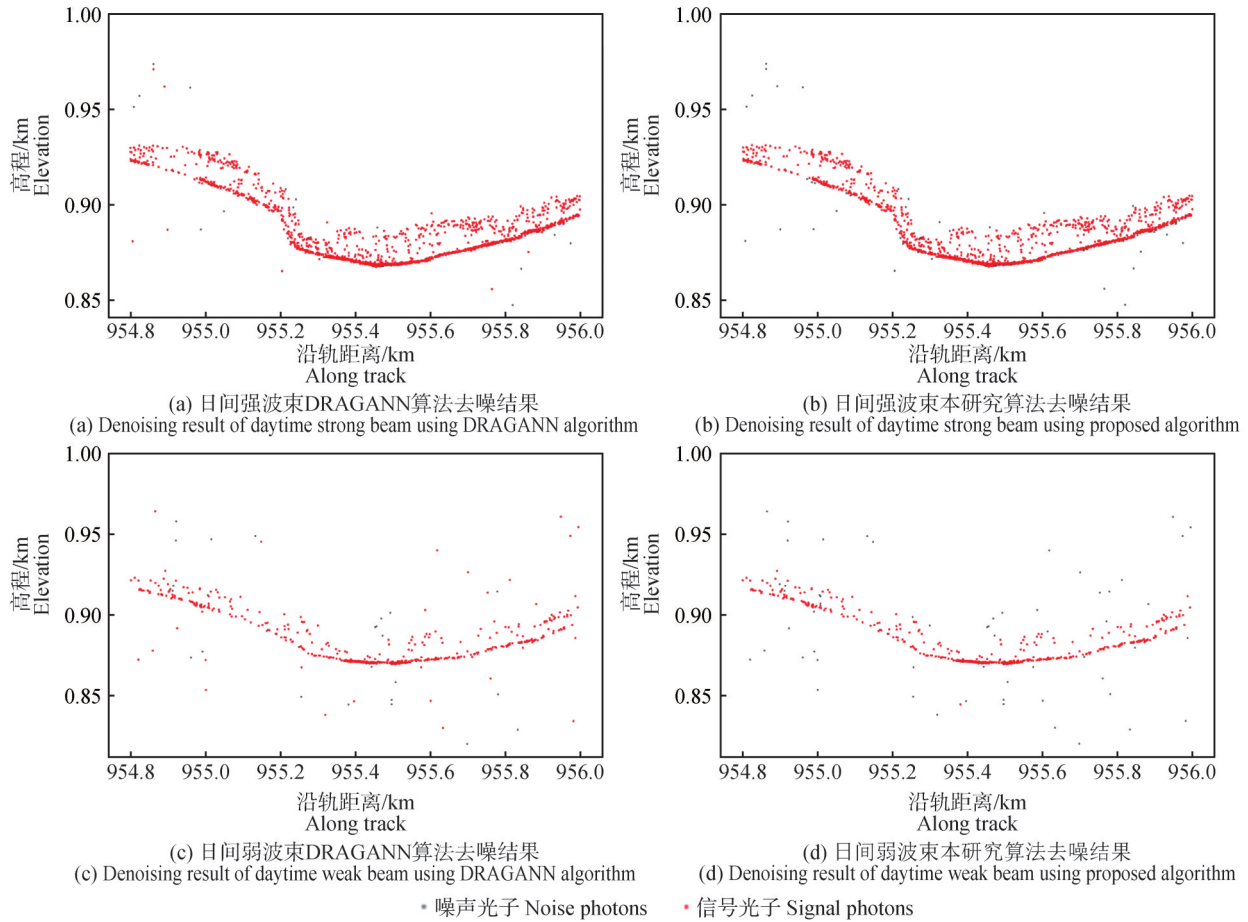


图 5 2种算法日间波束去噪结果对比

Fig. 5 Comparison of daytime beam denoising results of two algorithms

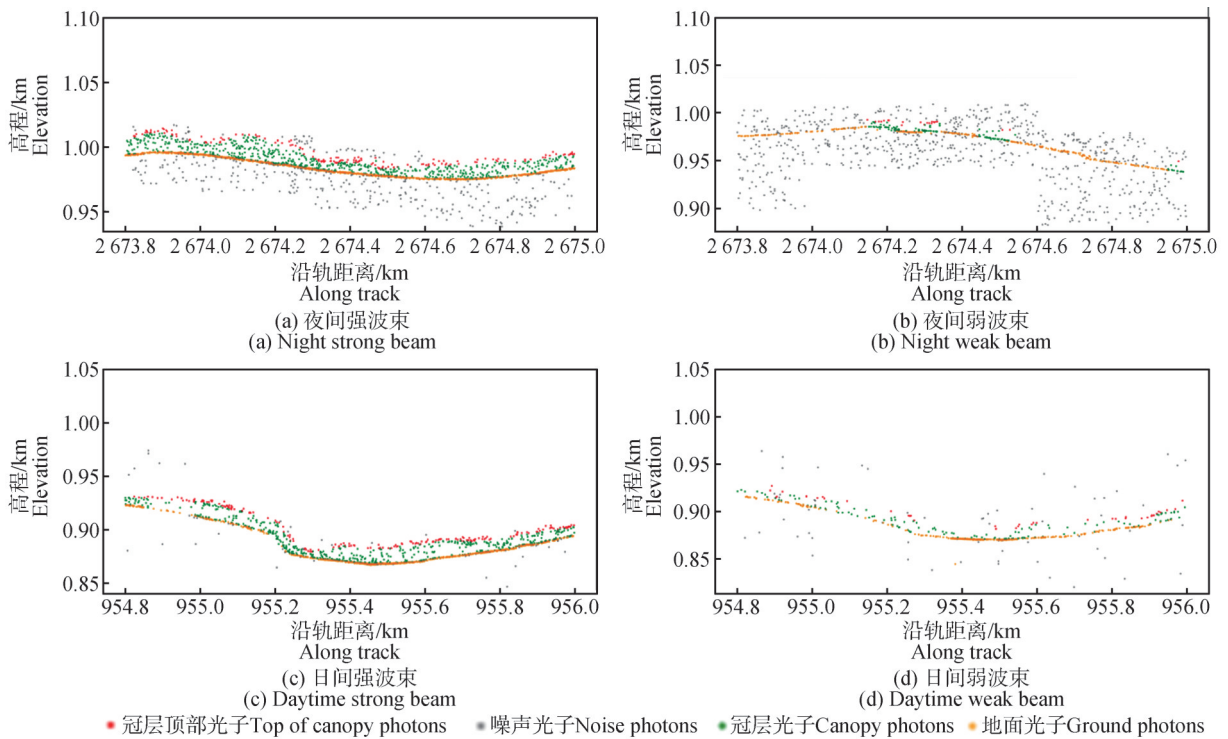


图 6 光子云分类结果

Fig. 6 The results of photon cloud classification

表1 2种算法去噪结果
Tab. 1 Denoising results of the two algorithms

| 数据 Data | 本研究算法 Proposed algorithm | | | DRAGANN算法 DRAGANN algorithm | | |
|------------------------------|-----------------------------|----------|----------|--------------------------------|----------|----------|
| | <i>R</i> | <i>P</i> | <i>F</i> | <i>R</i> | <i>P</i> | <i>F</i> |
| 夜间强波束 Night strong beam | 0.999 | 0.980 | 0.991 | 0.999 | 0.890 | 0.941 |
| 夜间弱波束 Night weak beam | 0.996 | 0.970 | 0.983 | 0.994 | 0.964 | 0.978 |
| 日间强波束 Daytime strong beam | 0.997 | 0.985 | 0.992 | 0.997 | 0.888 | 0.939 |
| 日间弱波束 Daytime weak beam | 0.993 | 0.889 | 0.938 | 0.993 | 0.875 | 0.927 |

表2 ICESat-2不同类型激光波束提取树高精度
Tab. 2 Accuracy of tree height extraction using different types of ICESat-2 laser beams

| 数据类型 Type of data | Bias/m | MAE/m | RMSE/m | R^2 |
|------------------------------|--------|-------|--------|-------|
| 夜间波束 Night beam | 1.49 | 2.61 | 3.06 | 0.74 |
| 日间波束 Daytime beam | 1.45 | 2.68 | 3.28 | 0.60 |
| 日间强波束 Daytime strong beam | 1.39 | 2.60 | 3.06 | 0.65 |
| 日间弱波束 Daytime weak beam | 1.59 | 2.87 | 3.43 | 0.51 |
| 夜间强波束 Night strong beam | 1.91 | 2.49 | 3.03 | 0.76 |
| 夜间弱波束 Night weak beam | 1.51 | 2.51 | 3.11 | 0.71 |

夜间数据提取树高的精度:MAE为2.61 m, RMSE为3.06 m, 日间数据提取树高的精度:MAE为2.68 m, RMSE为3.28 m。夜间强波束数据提取树高的精度:MAE为2.49 m, RMSE为3.03 m, 当波束获取时间转换至日间, 日间强波束的提取结果依然保持着较高的精度:MAE为2.60 m, RMSE为3.06 m。夜间弱波束数据提取树高的精度:MAE为2.51 m, RMSE为3.11 m, 日间弱波束数据提取树高的精度:MAE为2.87 m, RMSE为3.43 m, 这表明与强波束相比, 弱波束数据提取树高的结果与机载验证提取结果之间的偏差有所增大。综合上述结果, 夜间波束数据提取的树高精度优于日间波束, 强波束提取的树高精度优于弱波束, 夜间强波束数据提取树高结果最佳。

3.4 坡度对于树高提取结果的影响

为探究坡度对于ATL03提取树高结果的影响, 统计不同坡度区间ATL03提取树高的精度见表3。坡度($0^\circ, 10^\circ$]条件下提取树高的精度:RMSE为2.25 m, MAE为1.93 m; 坡度($10^\circ, 20^\circ$]条件下提取树高的精度:RMSE为4.43 m, MAE为2.19 m; 坡度($20^\circ, 30^\circ$]条件下提取树高的精度:RMSE为6.52 m, MAE为4.28 m。随着坡度的增大, 提取树高的精度RMSE、MAE均逐渐上升, R^2 逐渐降低。

表3 不同坡度下ICESat-2提取树高的精度
Tab. 3 ICESat-2 extracting tree height accuracy under different slopes

| 坡度/ $^\circ$ Slope | Bias/m | MAE/m | RMSE/m | R^2 |
|-----------------------|--------|-------|--------|-------|
| (0, 10] | 1.77 | 1.93 | 2.25 | 0.72 |
| (10, 20] | 3.59 | 2.19 | 4.43 | 0.57 |
| (20, 30] | 4.93 | 4.28 | 6.52 | 0.35 |

3.5 植被覆盖度对于树高提取结果的影响

为探究植被覆盖度对于ATL03提取树高结果的影响, 统计不同植被覆盖度区间ATL03提取树高的精度见表4。在低植被覆盖度区间($0\%, 30\%$], ATL03提取树高的精度最佳, RMSE为3.06 m, MAE为1.78 m, 随着植被覆盖度的升高, 提取树高的精度逐渐下降; 在中植被覆盖度区间($30\%, 60\%$], 提取树高的精度:RMSE为3.48 m, MAE为2.23 m; 在高植被覆盖度区间($60\%, 100\%$], 提取树高的精度:RMSE为4.53 m, MAE为2.83 m。

表 4 不同植被覆盖度下 ICESat-2/ATLAS 提取树高精度
Tab. 4 ICESat-2 extracting tree height accuracy under different vegetation coverages

| 植被覆盖度/% Vegetation coverage | Bias/m | MAE/m | RMSE/m | R^2 |
|--------------------------------|--------|-------|--------|-------|
| (0, 30] | 2.37 | 1.78 | 3.06 | 0.68 |
| (30, 60] | 2.45 | 2.23 | 3.48 | 0.63 |
| (60, 100] | 3.72 | 2.83 | 4.53 | 0.51 |

4 讨论与结论

4.1 讨论

本研究提出的地面坡度自适应密度聚类去噪算法通过动态调整椭圆邻域搜索方向,增强了在复杂地形环境下对信号光子和噪声光子的区分能力。与传统的算法相比,本研究算法在地形适应性方面表现更为出色,在复杂山区等地形起伏较大的区域,传统方法难以准确适应地形变化,导致去噪效果不佳,而本研究的去噪算法能够根据地形的坡度自适应调整搜索方向,有效提高去噪的准确性。ATL03 日间波束数据中存在大量的背景噪声,这些背景噪声干扰了去噪算法对真实信号光子的识别结果,降低了去噪结果的准确性。相比之下,夜间环境中大气散射作用减弱,背景噪声显著减少,这为光子云去噪提供了更有利的条件。本研究提出的去噪算法在处理夜间数据时,能够更准确地分辨信号光子和噪声光子,获得更加精准的去噪结果。ATL03 弱波束数据的光子点相对于强波束分布更为分散,增加了去噪的难度,DRAGANN 算法在处理弱波束数据时,由于算法原理和参数设置的局限性,难以适应复杂地形以及强弱波束光子点的分布差异。弱波束数据的光子点分布较为分散,DRAGANN 算法无法有效捕捉稀疏的信号光子,导致 DRAGANN 算法将部分信号光子划分为低密度噪声光子。本研究的去噪算法与 DRAGANN 算法相比在处理弱波束数据时具有明显优势,由夜间弱波束去噪结果可知,DRAGANN 算法去噪结果的召回率为 0.994,低于本研究算法去噪结果的召回率 0.996,这种差异在日间弱波束数据中更为显著。本研究算法通过调整椭圆搜索域角度以及去噪阈值适应弱波束光子点分散的特点,避免遗漏信号光子,从而降低将噪声光子误判为信号光子的概率,获得准确的去噪结果。

ICESat-2/ATLAS 的 3 对波束中每对波束中强弱能量比约为 4:1,弱波束能量较低,在穿透植被时容易被散射,导致获取的地面反射光子信息不完整或不准确,

从而影响树高提取的精度,相比之下强波束能够更有效地穿透植被冠层,到达地面并反射回准确的地面信息,因此强波束提取树高的精度优于弱波束。在夜间,ICESat-2/ATLAS 发射的激光波束干扰因素大幅减少,强波束光子的发射与接收更稳定,精度进一步提高,在进行 ATL03 树高提取的相关研究时可优先选用夜间数据,以保证树高提取结果的精度。此外,坡度对树高提取精度影响显著,随着坡度增大,地面起伏加剧,光子在水平方向落点更为分散,光子云空间分布不均匀,同时地形起伏的遮挡影响光子反射结果,难以准确拟合地形和植被结构,导致提取树高结果的 RMSE、MAE 上升, R^2 降低,坡度($0^\circ, 10^\circ$]条件下提取精度最高(RMSE 为 2.25 m, MAE 为 1.93 m),坡度($20^\circ, 30^\circ$]条件下精度显著下降。结果表明在地形起伏较大的区域,ATL03 数据提取树高难度增加,精度难以保证。在低植被覆盖度($0\%, 30\%$]区域,提取树高的精度最高(RMSE 为 3.06 m, MAE 为 1.78 m)。在植被覆盖度较低的区域,植被冠层上方所能接收到的光子数量有限,无法完整且准确地勾勒出植被冠层的形态特征,会影响低植被覆盖度($0\%, 30\%$]区域光子云数据提取树高的精度。在高植被覆盖度区域,茂密的植被会对光子产生多次散射和吸收,使得冠层顶部的光子反射更加复杂,大量光子被植被遮挡,只有少量光子能够到达地面并反射回来,导致树高的提取精度随着植被覆盖度的增大逐渐降低。

4.2 结论

本研究运用基于地面坡度自适应去噪算法与中值滤波结合动态阈值的光子云分类方法完成光子云去噪以及树高提取,本研究的去噪算法相对于 DRAGANN 算法有效提升了光子云去噪精度。ATL03 夜间强波束数据信号稳定、受噪声干扰较小,是 ICESat-2/ATLAS 用于提取树高的最优选择。坡度和植被覆盖度是影响 ATL03 提取树高精度的关键因素,低坡度、低覆盖度区域的精度最佳。

针叶林的冠层较为紧凑,枝叶呈针状,更多光子点可以穿透树叶和冠层,而阔叶林叶片宽阔且冠层连续起伏较小,大部分光子点由冠层反射,混交林的冠层结构更为复杂,会进一步增加 ICESat-2/ATLAS 树高提取的难度,后续研究可进一步探究森林类型对于 ICESat-2/ATLAS 提取树高的影响。

参 考 文 献

- [1] 王姝雅. 黑龙江省森林碳汇潜力预测研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2019.
WANG S Y. Prediction of forest carbon sink potential in

- Heilongjiang Province [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2019.
- [2] 姚远,倪文俭,张志玉. 面向森林高度提取的光学多角度立体观测影像模拟[J]. 遥感学报, 2023, 27(4): 1034-1044.
YAO Y, NI W J, ZHANG Z Y. Simulation of multi-view stereo optical imagery for extraction of forest canopy height [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023, 27 (4) : 1034-1044.
- [3] XING Y Q, HUANG J P, GRUEN A, et al. Assessing the performance of ICESat-2/ATLAS multi-channel photon data for estimating ground topography in forested terrain [J]. Remote Sensing, 2020, 12(13) : 2084.
- [4] QUEINNEC M, WHITE J C, COOPS N C. Comparing airborne and spaceborne photon-counting LiDAR canopy structural estimates across different boreal forest types [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 262: 112510.
- [5] ZHANG J S, KERKES J. An adaptive density-based model for extracting surface returns from photon-counting laser altimeter data [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(4) : 726-730.
- [6] 陆大进,黎东,朱笑笑,等. 基于卷积神经网络的ICESat-2光子点云去噪分类[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(11) : 2086-2095.
LU D J, LI D, ZHU X X, et al. Denoising and classification of ICESat-2 photon point cloud based on convolutional neural network [J]. Journal of Geo-Information Science, 2021, 23(11) : 2086-2095.
- [7] ZHU X 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, 2021, 18(8) : 1471-1475.
- [8] GAO S J, LI Y, ZHU J J, et al. Retrieving forest canopy height from ICESat-2 data by an improved DRAGANN filtering method and canopy top photons classification [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 2505505.
- [9] 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.
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.
- [10] 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.
- [11] 张少伟. 基于多源数据的内蒙古大兴安岭林区森林资源变化监测研究[D]. 北京:中国林业科学研究院, 2019.
ZHANG S W. Study on forest resource change monitoring in the Great Khingan of Inner Mongolia based on multi-source data [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2019.
- [12] HUANG X, CHENG F, WANG J L, et al. Forest canopy height extraction method based on ICESat-2/ATLAS data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61 : 5700814.
- [13] NEUMANN T A, MARTINO A J, MARKUS T, et al. The ice, cloud, and land elevation satellite-2 mission: A global geolocated photon product derived from the advanced topographic laser altimeter system [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 233: 111325.
- [14] 朱笑笑,王成,刁晓环,等. ICESat-2星载光子计数激光雷达数据处理与应用研究进展[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(11) : 76-85.
ZHU X X, WANG C, XI X H, et al. Research progress of ICESat-2/ATLAS data processing and applications [J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(11) : 76-85.
- [15] 陆大进. ICESat-2光子点云去噪分类方法研究[D]. 昆明:昆明理工大学, 2022.
LU D J. Research on denoising and classification methods for ICESat-2 photon point cloud [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2022.
- [16] ZHU X 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] 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.