

山地坡度自适应星载光子计数激光雷达点云去噪方法

何光辉^{1,2}, 王虹^{1,2*}, 方强^{1,2}, 张永安^{1,2}, 赵丹露^{1,2}, 张亚萍^{1,2}

(1. 昆明理工大学理学院, 云南昆明 650500;

2. 昆明理工大学云南省高校现代信息光学重点实验室, 云南昆明 650500)

摘要: 星载光子计数激光雷达在接收信号的过程中会产生大量噪声, 并且在复杂的山区地形中信噪比低, 极大地影响对植被点云信号的准确提取。为解决该问题, 提出了一种基于山地坡度的密度聚类算法。通过分析点云数据的密度和森林目标地形特征, 用最大密度中心搜索法进行粗去噪, 基于点云数据计算坡度角以优化密度聚类, 完成数据精去噪。通过对提取的森林区域信号进行分类, 拟合植被冠层廓线和地表廓线, 结果表明本算法提取植被光子信号的准确率较高, 地面与冠层廓线的 RMSE 分别为 0.3588 m 和 3.7449 m, 更适用于植被遥感点云数据处理。

关键词: 光子计数激光雷达; 点云去噪; 密度聚类; 森林遥感

中图分类号: TP79; TN958.98 文献标识码: A

Spaceborne photon counting lidar point cloud denoising method with the adaptive mountain slope

HE Guang-Hui^{1,2}, WANG Hong^{1,2*}, FANG Qiang^{1,2}, ZHANG Yong-An^{1,2},
ZHAO Dan-Lu^{1,2}, ZHANG Ya-Ping^{1,2}

(1. School of Science, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Yunnan Provincial Key Laboratory of Modern Information Optics, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: A large amount of noise will be generated while spaceborne photon counting LIDAR receive signals, and the signal-to-noise ratio is lower in complex mountainous land, which greatly affects the accurate extraction of vegetation point cloud signals. This paper proposes a density clustering algorithm based on the mountain slope to solve this problem. By analyzing the density of point cloud data and the terrain characteristics of forest targets, coarse noise removal is performed by using the maximum density center search method, and then the slope angle is calculated based on the point cloud data to optimize density clustering and complete the data fine noise removal. By classifying the extracted forest region signal, fitting the vegetation canopy profile and the surface profile, the results show that the proposed algorithm has high accuracy in the extraction of vegetation photon signal, and the RMSE of the ground and canopy profiles are 0.3588 m and 3.7449 m, respectively, which is more suitable for vegetation remote sensing point cloud data processing.

Key words: photon counting lidar, point cloud denoising, density clustering, forest remote sensing

引言

2018 年 9 月 15 日搭载先进地形激光测高系统

(the Advanced Topographic Laser Altimeter System, ATLAS)的冰、云、和陆地高度卫星 2 (the Ice, Cloud,

收稿日期: 2022-09-06, 修回日期: 2022-10-03

Received date: 2022-09-06, revised date: 2022-10-03

基金项目: 云南省人培项目(KKSY201907027), 国家自然科学基金(61865007), 云南省科技厅重大项目(2019FA025), 国家自然科学基金(62275113)

Foundation items: Supported by Yunnan Province Talent Training Program (KKSY201907027), National Natural Science Foundation of China (61865007); Yunnan Provincial Science and Technology Department (2019FA025), National Natural Science Foundation of China (62275113)

作者简介(Biography): 何光辉(1997-), 男, 云南寻甸人, 硕士, 主要研究领域为星载光子计数激光雷达数据处理。E-mail: 1456855709@qq.com

*通讯作者(Corresponding author): E-mail: wanghonge@163.com

and Land Elevation Satellite-2, ICESat-2) 发射成功, 是当前唯一一颗搭载单光子测高系统的卫星^[1]。不同于上一代卫星全波形激光测高系统, ATLAS 采用了单光子测距模式, 由于其极高的探测频率和灵敏的光子响应^[2], 单光子雷达拥有更高的探测精度。当前 ATLAS 数据已被广泛用于浅水区水深测量^[3]、森林生物量反演^[4]、森林区植被高度测量^[5-7]、南北极冰盖和海冰变化监测^[8-9]等领域。

由于太阳光直射、大气散射和系统噪声的影响, ATLAS 数据信噪比较低^[10]。在森林植被遥感中, 星载光子计数激光雷达的信号光子为冠层顶部到地面之间的光子, 植被和地面返回的点云信号密度大于噪声点, 基于此特点, 当前主要的滤波算法主要有基于局部距离统计算法、聚类算法和基于栅格图像的边缘提取算法。NASA 官方提供了一种微分、回归和高斯自适应最近邻算法 (Differential Regressive and Gaussian Adaptive Nearest Neighbor, DRAGANN) 用于数据去噪^[10-11], 基于局部距离统计算法实现, 通过统计每个点所处的圆域中心的密度, 构建密度频率直方图, 进行高斯拟合和 EM 算法确定信号去噪阈值^[12]。该算法具有广泛的适应性, 但在郁闭度较高的森林地区, 其保留信号光子、去除噪声光子的能力较弱。针对该问题, Chen 等人^[13]将 LOF (local outlier factor) 算法中的圆域搜索改为水平的椭圆域搜索, 通过拟合高斯函数的方法确定去噪阈值, 该算法对地形平坦的森林地区保存信号能力较好, 但在崎岖的山林地区效果并不好; 魏硕等人^[14]提出了使用改进的带有噪声的基于密度的空间聚类应用 (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN) 算法对多高度计光束实验激光雷达 (Multiple Altimeter Beam Experimental Lidar, MABEL) 数据进行处理, 其中噪声的识别率高达 85%; 朱笑笑等人^[15]提出了改进的对点排序以识别聚类结构 (Ordering Points to Identify The Clustering Structure, OPTICS) 的算法进行去噪, 并结合大津算法 (OTSU) 寻找阈值, 并获得了较为精确的去噪结果。Magder 等人^[16]将光子点云数据转化为栅格图像, 并利用 Canny 算子检测边缘进行去噪, 该算法在森林地区有较好的结果, 但基于栅格图像去噪的算法需要在构建栅格图像时对点云数据做近似, 从而降低算法的精度。

上述算法有的为通用算法, 可以适应不同的地形, 但对某些特殊地形的处理较为一般; 有的算法

为改进算法, 其在某些特殊地形的数据处理中具有良好的表现, 但针对复杂山区地形, 目前还没有比较好的适应性算法。在复杂的山区地形环境中, 崎岖的坡面会对脉冲激光造成散射, 导致光子信号量减少; 另一方面大量植被的覆盖会导致地面光子信号量减少, 这些问题都将加大光子点云数据的去噪难度。本文通过统计分析大量复杂山地回波点云信号的分布特性, 计算森林植被覆盖区的地形坡度角, 基于密度聚类算法, 将传统的圆域聚类改为坡度角自适应的椭圆邻域聚类进行点云数据去噪, 该方法在提升算法精度的同时保留了更多的信号光子。

1 研究方法

针对 ATLAS 数据产品中的 ATL03 数进行研究。ATL03 是数据产品中的二级数据, 主要包含 ATLAS 全球定位光子数据, 通过读取 ATL03 数据可生成点云图。从星载光子计数激光雷达的光子点云数据来看, 信号光子仅占到整体点云数据的一小部分, 可以通过粗去噪去除大范围的噪声, 仅保留含有信号光子部分的点云数据。根据该特性提出使用最大密度中心点搜索法进行粗去噪, 去除离信号点较远的明显的噪声。去除明显的噪声后要进一步进行精去噪, 则要考虑地形环境对信号光子的影响。经过对大量的山林地区数据统计发现, 椭圆邻域聚类更适用于光子计数激光雷达的点云去噪, 并且当椭圆邻域的方向角与地形坡度角相近时聚类去噪效果更好。因此提出了基于地形坡度自适应的去噪算法进行光子点云数据去噪处理。

1.1 最大密度中心点搜索法

由于 ATLAS 数据的高程分布范围为 1 km 左右, 但真实的信号范围只在其中的几十米之间, 所以可以通过寻找到信号光子的高程, 并根据此高程划分信号光子范围进行去噪。步骤为:

- 1、将去噪数据按 30 m 的去噪窗口划分为 n 个光子片段;
- 2、在每个光子片段中, 计算每个光子点的邻域光子点数 N_R , 计算方法如式(1)所示;
- 3、寻找 N_R 最大值 N_{\max} , 其光子点所对应的高程值记为 H_M (单位: 米);
- 4、设立高程置信区间为 $[H_M - 50, H_M + 50]$;
- 5、在高程置信区间外的认为是噪声光子, 将其去除。

$$N_R(p_i) = \text{number}\{q_j \in P | \text{distance}(p_i, q_j)\}, \quad (1)$$

$$M = \arg \max_i (N_R(p_i)) \quad , \quad (2)$$

$$\text{distance}(p_i, q_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}, \quad (3)$$

式中, $p_i(x_i, y_i), q_j(x_j, y_j)$ 表示光子点云中的光子点, P 为整体光子点云, M 为最大密度中心点对应的序号其对应的高程为 H_M , R 为邻域半径可根据具体情况更改。

本文的粗去噪算法通过计算小窗口范围内的光子信号的密度, 以最大密度中心的光子点高程为基准高程进行去噪, 相比较于高程频率直方图去噪法, 更加注重光子点云空间分布密度的区别, 更能精确的定位出信号光子。如图1所示为光子点云原始图和粗去噪结果。

1.2 坡度自适应的密度聚类算法

最大密度中心搜索法已经去除了大部分的噪声, 但是地面和冠层周围的噪声光子依然存在, 为剔除这些噪声, 提出了一种坡度自适应的密度聚类算法进行去噪。为符合地表光子回波分布, 采用椭圆域进行邻域搜索, 实验发现当椭圆邻域方向角与地形坡度角相近的时候效果最好, 去噪流程如图2所示。

1.2.1 确定输入参数

首先确定椭圆邻域长短轴, 通常在植被覆盖的区域取 $a:b = 6:1$ ^[17]。将数据段分为大小为 50 m 的等沿轨距离片段, 根据式(1)和式(2)计算出每个窗口内的最大密度光子点, 将该参数放入数据集 C 中, 则坡度角可由两个等沿轨距离片段之间的最大密度光子点来确定, 可由式(4)计算得出。

$$\phi_i = \tan^{-1} \left(\frac{y_i - y_{i+1}}{x_i - x_{i+1}} \right) \quad , \quad (4)$$

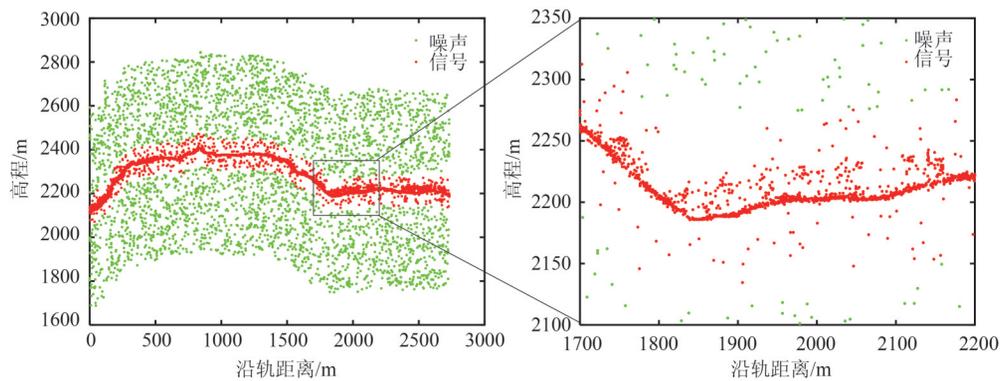


图1 点云数据粗去噪结果

Fig. 1 Point cloud coarse denoising results

式中, ϕ 为所有坡度角的集合。

以点 $p(x_p, y_p)$ 为椭圆中心, 其到点 $q(x_q, y_q)$ 的椭圆距离如式(5)所示。

$$\begin{cases} \text{dis}(p, q, \theta) = \frac{\Delta x^2}{a^2} + \frac{\Delta y^2}{b^2} \\ \Delta x^2 = \cos^2 \theta (x_p - x_q)^2 + \sin^2 \theta (y_p - y_q)^2 \\ \Delta y^2 = \sin^2 \theta (x_p - x_q)^2 + \cos^2 \theta (y_p - y_q)^2 \end{cases} \quad (5)$$

式中, dis 表示点 p, q 的椭圆距离, a, b 为椭圆的长短轴, 式中 θ 为椭圆搜索域的方向角, 点 p 的椭圆搜索域光子点数目 N_e 可由式(6)所算出, 取其椭圆搜索域中光子点数目最大时的方向角。

$$N_e(p, \theta) = \text{number}\{q_i \in P | \text{dis}(p, q_i, \theta) \leq 1\}, \quad (6)$$

$$\begin{cases} N_e(p) = \max(N_e(p, \theta_i)) \\ \theta_i = \frac{i\pi}{36}, i = 0, 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (7)$$

$N_e(p)$ 为 p 点对应的最大邻域光子数。

由式(6)和式(7)可看出, 每个点椭圆邻域方向角的确定都要经过不断的转动椭圆域, 并计算该角度下的椭圆邻域光子数才可得出。以 5° 为一个步长, 每个点都要经过 36 次的计算和比较才能计算出每个点的椭圆邻域方向角和最大邻域光子数, 而按式(4)所计算出来的坡度角可以对山地坡度作粗略估计, 对式(7)中 θ 角范围的取值具有指导作用。通过判断 θ 角的正负将数据段合并, 可以在减少计算量的同时, 避免某些噪声点因计算出的坡度角不同而没有去除。如图3(a)所示, θ_2 为没有固定椭圆邻域方向角范围时所取的邻域方向角, θ_1 为确定椭圆邻域方向角范围时所取的邻域方向角, 当固定了椭圆方向角取值范围后, 该点可被作为噪声点去除, 而不会被误认为是信号点。图3(b)为利用小窗口

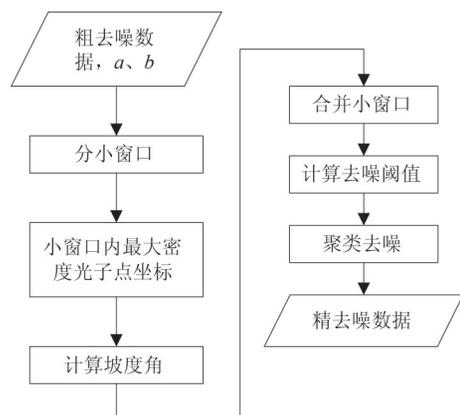


图2 点云精去噪流程图

Fig. 2 Point cloud fine removal noise process

分段后相邻窗口的最大密度中心点计算出坡度角的示意图;图3(c)表示以50 m为窗口大小进行数据分段;图3(d)为以坡度角指导合并数据段的示意图,从图中可以看出合并后的数据段坡度角较为接近的地方被划分到了一起。

合并小数据段的同时合并坡度角,合并后的大段数据坡度角定义为 $\Phi_i = \{\phi_1, \phi_2, \phi_3, \dots, \phi_n\}$, n 为每一条大数据段所含小数据段的个数,根据合并的数据段的坡度角范围,式(7)中每一大数据段的光子点云的椭圆邻域角度可被定义为 $\theta \in [\min(\Phi_i), \max(\Phi_i)]$ 。

在每一大数据段中对每一个光子点计算其椭圆邻域的光子点数目并保留到数据集 E 中,邻域光子点的索引 $Index_i = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ 并保留到数据集 I 中,对数据集 E 构建直方图,拟合高斯函数,取第一个高斯峰中心点右边 3σ 值的横坐标作为去噪阈值 $mpts$,如图4所示。

1.2.2 密度聚类

由1.2.1节中计算出的去噪阈值 $mpts$ 、每个光子点邻域光子数 E 、每个光子点的邻域光子点索引 I 作为聚类的输入进行聚类去噪,具体的算法如图5所示。

密度聚类流程如图5所示。确定光子点是否为信号点的方法是通过判断其椭圆邻域光子点数是否大于 $mpts$,若大于则确定为信号,否则确定为噪声进行剔除。对信号点椭圆邻域内的光子点建立一个数据集 $class$,对其数据集内的数据遍历上述步骤,产生信号则将信号点的椭圆邻域添加到数据集 $class$ 中,直至遍历完 $class$ 则完成聚类。

1.3 研究区域

为验证算法在森林地区的有效性,选择在美国

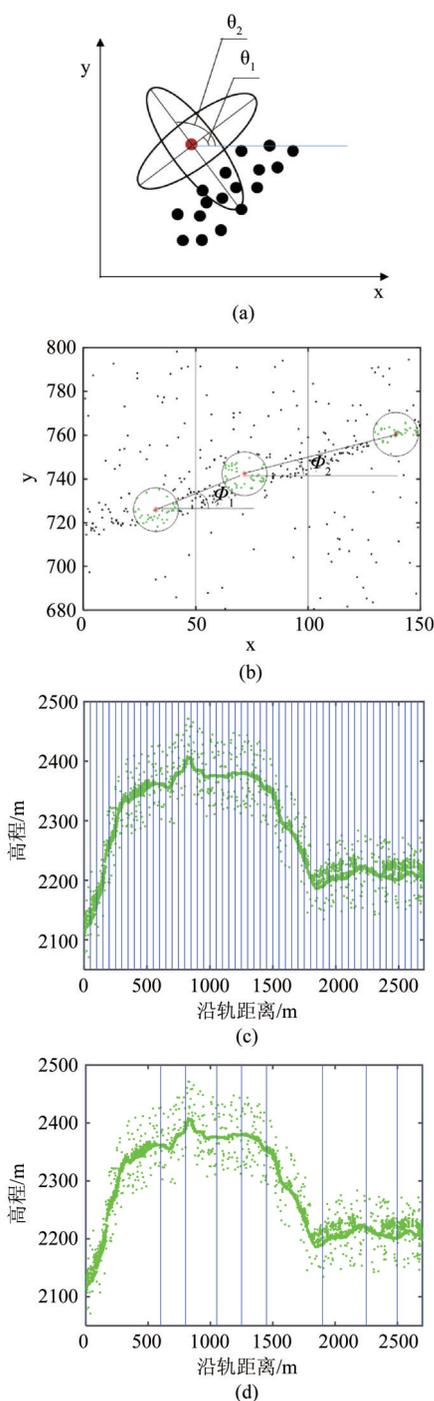


图3 点云数据坡度角计算示意图和数据分段处理图,(a)不同坡度角下椭圆域方向角,(b)坡度角计算,(c)数据分段,(d)数据段合并

Fig. 3 Schematic diagram of slope angle calculation of point cloud data and data segmentation processing diagram, (a) the angle of the elliptical domain under different slope angles, (b) slope angle calculation, (c) data segmentation, (d) consolidation of data segments

黄石森林公园(经纬度范围北纬 $44.2^{\circ} \sim 45.0^{\circ}$,西经 $110^{\circ} \sim 111^{\circ}$)2018年和2019年的两条ATL03数据以

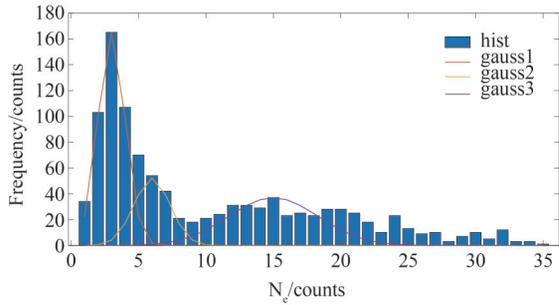


图4 密度聚类阈值确定

Fig. 4 The density cluster threshold is determined

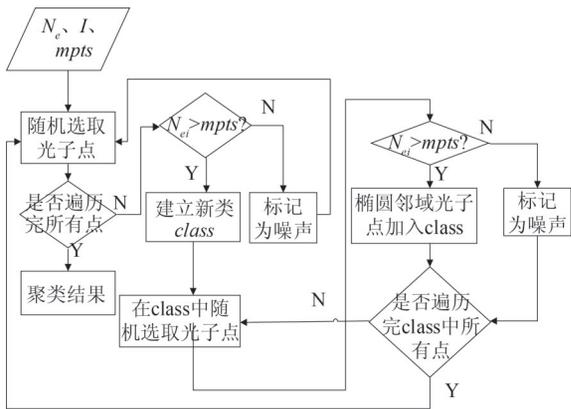


图5 具体聚类去噪过程

Fig. 5 Specific clustering removal noise process

及大烟山国家森林公园(经纬度范围北纬 35.3°~35.8°,西经 83.3°~83.7°)2020年和2022年的两条ATL03数据作为实验数据,使用本文算法和LOF、DBSCAN两个传统算法进行处理,并作对比。黄石森林公园是世界上最大的火山口之一,该地区的树种包括美国黑松、龙胆松、美洲黑云杉、亚高山银杉等,均属于亚寒带针叶林^[18]。与黄石森林公园不同,大烟山国家森林公园地处美国南部,森林植被以阔叶林为主,如图7所示。过境黄石森林公园的两

条数据为ATL03_201810252211_34_04170102_005_01_gt2r(Data1)、ATL03_20190425133114_04170302_005_01_gt3l(Data2),过境大烟山国家森林公园的两条数据为ATL03_20220106124003_02331402_005_01_gt2l(Data3)、ATL03_20200410190101_02330702_005_01_gt2r(Data4)。所选取的过境黄石公园地区的两条数据地势较为平缓,而过境大烟山国家森林公园地区的两条数据地势较为崎岖。使用本文算法对这四条数据进行处理,以观察不同地形不同区域的森林植被点云数据的处理效果。

2 结果分析

为了评价滤波算法的准确性,引入召回率(R)、准确率(P)以及召回率和正确率的调和平均值(F)^[19]三个统计评价指标来定量评估算法的去噪效果。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad , \quad (8)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad , \quad (9)$$

$$F = \frac{2P \cdot R}{P + R} \quad , \quad (10)$$

其中, TP 表示被正确识别的信号光子个数, FP 表示噪声光子点错分为信号光子点个数, FN 表示没有被正确识别的信号光子数目。

为了确定正确的信号光子和噪声光子,引入机载数据NEON^[20]作为标准数据用于验证算法分类的准确性,该数据由美国NEON基金会提供,在2015年至2022年期间在多个地区采集机载激光雷达数据。本文使用了黄石公园地区2020年的机载数据(经纬度范围北纬 44.845 6°~44.990 8°,西经 110.365 7°~110.671 0°)和大烟山国家森林公园2022年的机载数据(经纬度范围北纬 35.538 3°~

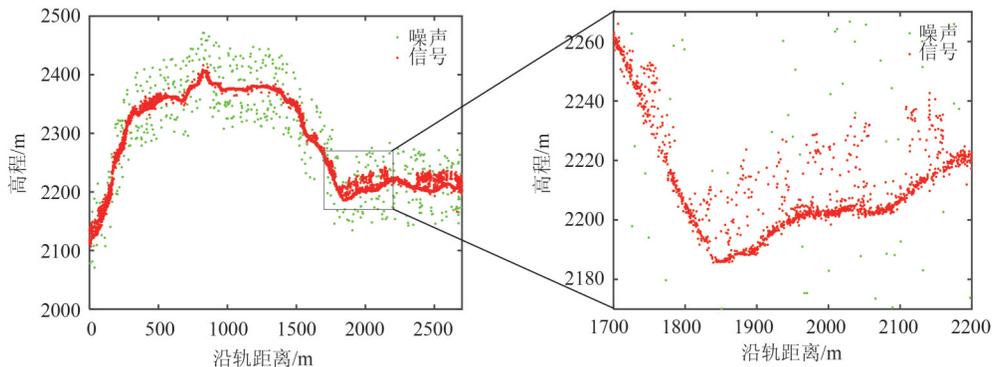


图6 点云数据精去噪结果

Fig. 6 Point cloud data fine removal noise



图7 美国黄石公园和大烟山森林公园地区ICESat-2卫星过境地区

Fig. 7 ICESat-2 satellite transit area in the Area of Yellowstone National Park and Great Smoky Mountains Forest Park in the United States

44.991 0°, 西经 83.393 7°~83.665 4°) 作为真实值检验本文算法的准确性。该数据年份与所用的 ATLO3 数据年份相差都小于 3 年, 因树木生长造成的误差约为 5~10 cm 对结果评估影响较小。该机载激光雷达数据经处理后得到的 DSM(数字表面模型)和 DTM(数字地面模型)数据, 水平分辨率和垂直分辨率均为 1 m。利用大地投影坐标, 对两种数据在地理位置上进行匹配, 两者数据的空间地理位置匹配如图 8 所示。并提取了机载数据的 DSM, DTM 轮廓线, 根据光子点云的分布特性把位于机载数据 DSM 和 DTM 之间光子点为信号光子点, 其余为噪声光子点, 如图 9 所示。

针对 Data1~4 的 ATLO3 数据, 利用本文的算法进行去噪, 并与传统的点云去噪算法(LOF 算法, 经典 DBSCAN 算法)进行比较。其去噪结果如图 10 所示, 图中每一列图从上到下分别 Data1、Data2、Data3 和 Data4 的数据, 每一行的图分别是本文算法、LOF 算法和 DBSCAN 算法的去噪结果。图 10(a)、(d) 为本文算法针对黄石公园过境数据 Data1 和 Data2 的

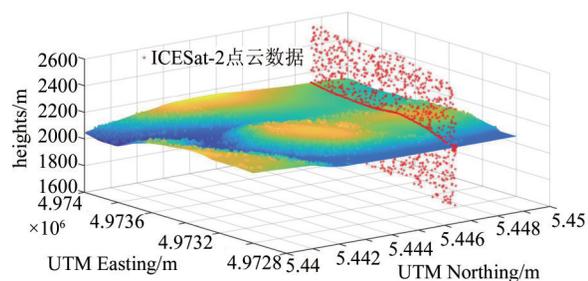


图8 星载光子计数激光雷达与NEON数据匹配

Fig. 8 The spaceborne photon counting lidar matches the NEON data

去噪结果, 对比 LOF 算法的处理结果图 10(b)、(e) 以及 DBSCAN 算法的处理结果图 10(c)、(f), 看出较为平坦区域森林, 本文算法可以更好的保留信号光子, 并且可以很好地去掉信号光子周围的噪声光子, 同样的, 从图 10(g~i) 可以看出本文算法对于崎岖的山林地地形同样具有较好的效果。

表 1 可见的 P 值大小可以反映出本文算法在去噪准确率方面要强于其它两种传统算法, 且本文算法处理的 Data1 和 Data2 的 P 值要优于 Data3 和 Data4, 可以看出本文算法对北方的针叶林地区具有更好的去噪效果, 并且由 R 值可以看出本文算法在保留信号光子的能力也很好, 为后续的植被冠层光子和地面光子确定提供了较好的基础。

对比传统算法, 本文提出的算法准确率较高且保留信号光子能力较强。文中以 Data1, Data2, Data3, Data4 为实验对象, 计算未加坡度角指导和增加坡度角指导去噪算法对这四条数据去噪的准确率、召回率、调和平均值以及两个算法的运行时间, 记录于表 2, 其中 T 为算法运行的时间。

从表 2 可以看出坡度角自适应的去噪算法 P 值和 F 值要优于未加坡度角指导的去噪算法, 且坡度

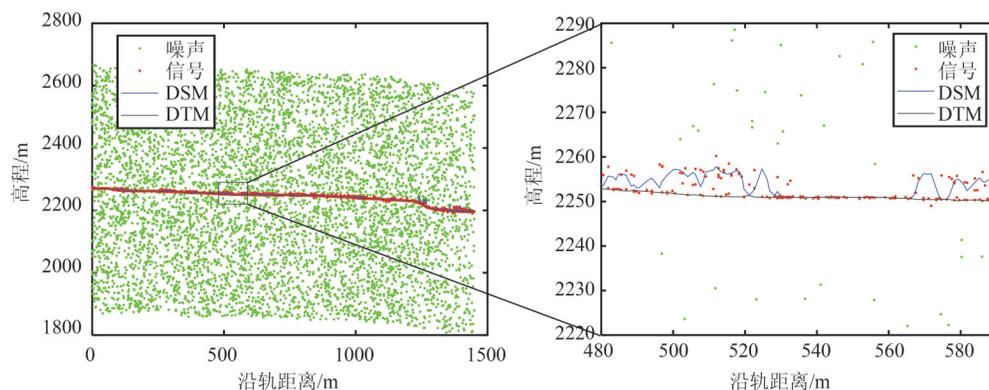


图9 ATLAS数据与机载数据匹配

Fig. 9 ATLAS data matches onboard data

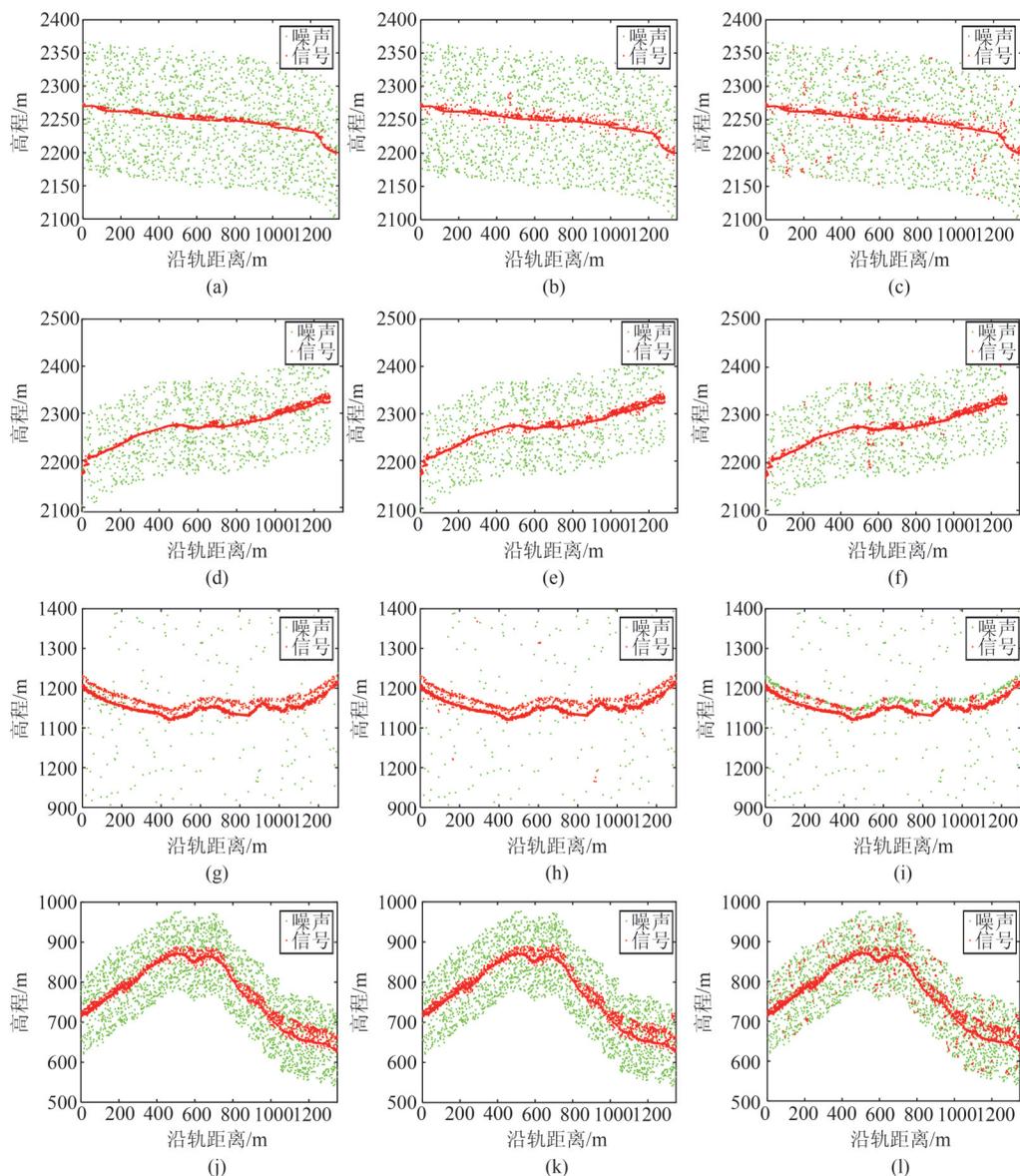


图 10 不同去噪算法去噪结果 (a)、(d)、(g)、(j)Data1-4用本文算法处理的结果,(b)、(e)、(h)、(k)Data1-4用LOF算法处理结果,(c)、(f)、(i)、(l)Data1-4用DBSCAN算法处理的结果

Fig.10 Denoising results of different denoising algorithms: (a) (d) (g) (j) the result of the algorithm of this paper processing Data1-4, (b) (e) (h) (k) the result of the LOF algorithm processing Data1-4, (c) (f) (i) (l) the result of the DBSCAN algorithm processing Data1-4

表 1 不同算法对比

Table 1 Comparison of different algorithms

	本文算法			LOF算法			DBSCAN算法		
	P	R	F	P	R	F	P	R	F
Data1	0.878	0.991	0.931	0.667	1	0.8	0.799	0.999	0.888
Data2	0.891	0.999	0.942	0.848	1	0.918	0.877	1	0.934
Data3	0.851	0.999	0.919	0.845	1	0.916	0.86	0.952	0.904
Data4	0.706	0.966	0.816	0.429	0.95	0.591	0.638	0.974	0.771

角自适应的算法运行时间大大减少。表明坡度自适应去噪算法不仅去噪精确度高,且算法运行的时

间短,去噪数据处理效率较高。

为了进一步评估该算法的准确性,引入基于三

表 2 椭圆域聚类与坡度自适应的椭圆域聚类算法效率对比

Table 2 Comparison of the efficiency of elliptic area clustering algorithms and slope adaptive elliptic area clustering algorithms

	坡度角自适应的椭圆域聚类算法				椭圆域聚类算法			
	P	R	F	T(s)	P	R	F	T(s)
Data1	0.878	0.991	0.931	2.531	0.817	1	0.899	16.766
Data2	0.891	0.999	0.942	4.781	0.873	0.999	0.932	115.234
Data3	0.851	0.999	0.919	3.453	0.846	1	0.917	52.578
Data4	0.706	0.966	0.816	4.188	0.685	0.98	0.806	66.297

角网格的分类算法对去噪后的光子点云做进一步处理得到地面和冠层光子曲线^[17],并与 NSIDC 的 ATL08 数据产品中的陆地和冠顶曲线进行对比,通过均方根误差(RMSE),决定系数(R^2),平均误差(Bias)来评估该算法的精度。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k (\hat{y}_i - y_i)^2}{k}}, \quad (11)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^k (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^k (y_i - \bar{y})^2}, \quad (12)$$

$$Bias = \frac{\sum_{i=1}^k (\hat{y}_i - y_i)}{k}, \quad (13)$$

式中 \hat{y}_i 为第 i 个地面/冠层参考值, y_i 为第 i 个通过算法获取的地面/冠层的高度值, \bar{y} 为 y_i 的平均值, k 为样本总数。

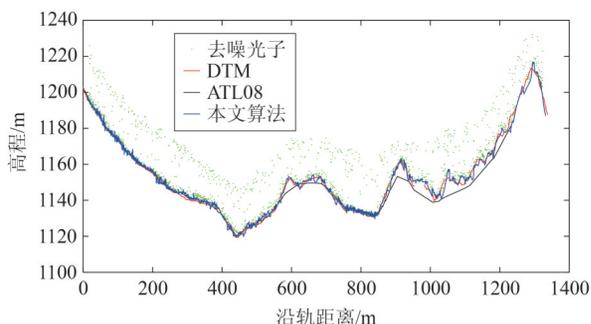


图 11 不同数据地面曲线对比

Fig. 11 Comparison of ground curves for different data

从图 11 和图 12 中可以看出本文算法去噪后的点云数据提取出的冠层轮廓线和地面轮廓线,相较于 ATL08 数据更贴合 DSM 和 DTM。而从图 13(a)、(b)、(c)、(d) 中可以分析出本文算法在针叶林山区相比较于 ATL08 数据其去除噪声光子的能力更强;从图 13(e)、(f)、(g)、(h) 中可看出在阔叶林地区本文算法保留信号光子的能力要强于 ATL08 数据。从表 3 计算出的 RMSE 和 R^2 值可以看出,本文去噪

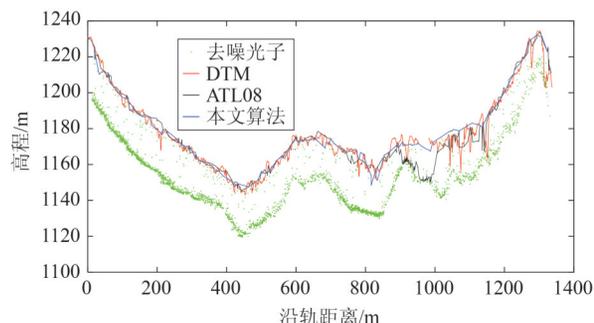


图 12 不同数据冠顶曲线对比

Fig. 12 Comparison of crown curves in different data

算法处理的数据拟合的冠层轮廓线和地面轮廓线与机载 DSM 和 DTM 的误差较小并且较为贴合,由 Bias 值可以看出本文算法计算出来的冠层和地面轮廓线略低于机载 DSM 和 DTM,但偏差值都小于 ATL08 数据提供的结果。结合点云数据处理结果和误差分析数据,本文算法提取植被光子点云信号的准确率高,应用于森林遥感特别是复杂山地的森林遥感中具有巨大优势。

3 结论

本文采用了坡度自适应去噪算法进行面向森林植被覆盖区的星载光子计数激光雷达点云数据去噪。该算法充分考虑了植被覆盖地区的光子密度分布特点、地形影响和植被冠层结构特性,通过小邻域多分段计算坡度,用于确定聚类的椭圆邻域方向角和聚类密度,将山地两个坡度接近的数据段进行合并,在合并的数据段中利用坡度角指导椭圆邻域方向的确定并进行聚类,既减少了运算时间,又避免了因方向角错误导致的噪声点误判。对拥有不同特性的点云数据分别进行去噪处理,对比经典的点云去噪算法,结果表明该算法具有良好的鲁棒性,并且在坡度变化比较大的地区适应性更强。滤波后的点云数据可以更好地用于后续的植被参数反演,为提高参数反演精度提供优良的数据支

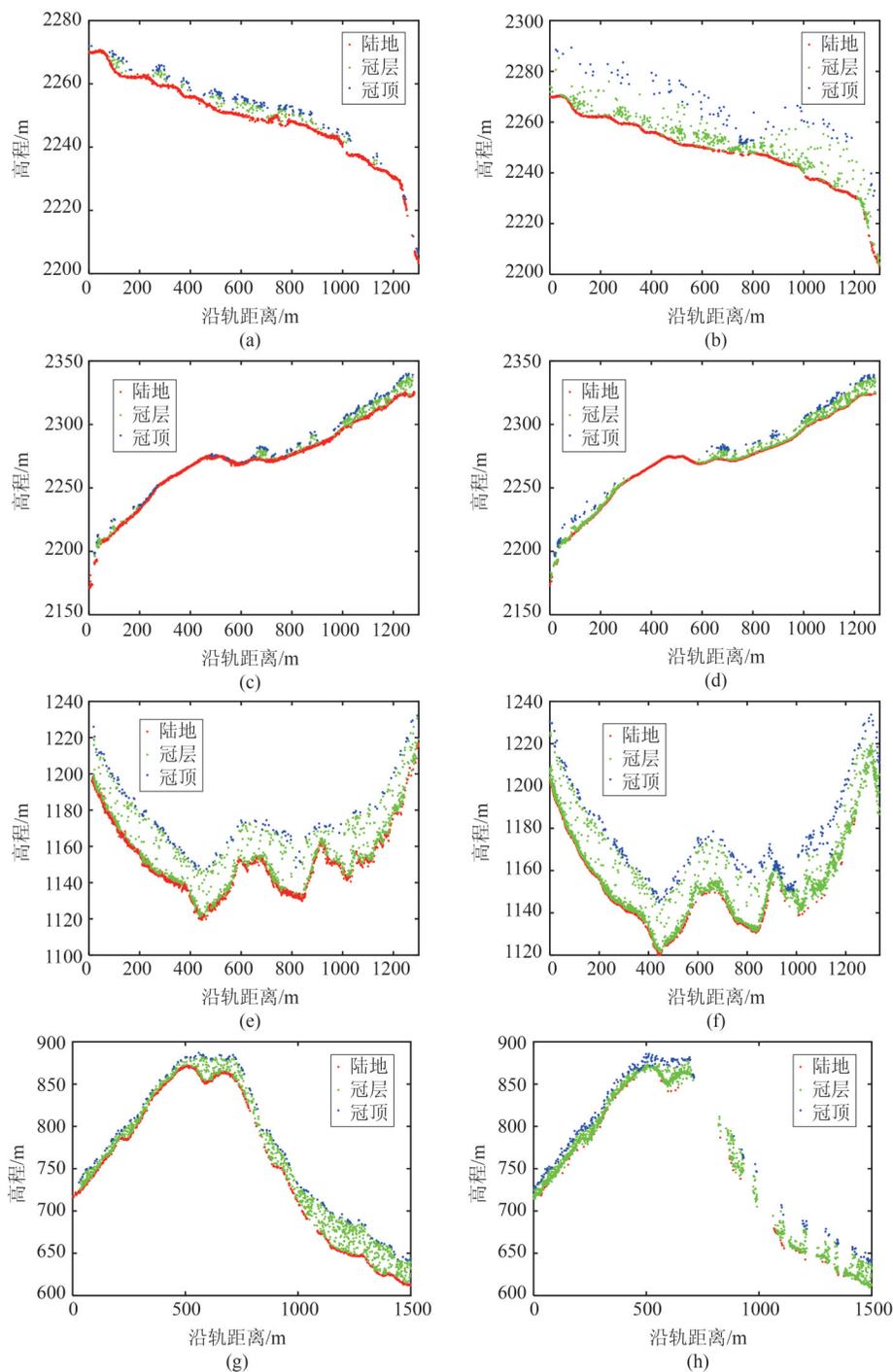


图13 本文算法与ATL08数据比较 (a)、(c)、(e)、(g)本文算法处理Data1-4并进行分类的结果,(b)、(d)、(f)、(h)Data1-4对应的ATL08数据

Fig.13 The algorithm in this paper is compared with ATL08 data, (a)、(c)、(e)、(g) the results of processing and classifying Data1-4 for the algorithm herein, (b)、(d)、(f)、(h) the ATL08 data corresponding to Data1-4

撑。两次滤波过程会适量增加计算的复杂程度,后续将通过改进算法流程继续优化算法效率,使其能应用于大规模数据的去噪处理。

References

[1] Sawruk N, Burns P, Edwards R, *et al.* Flight lasers trans-

mitter development for Nasa Ice Topography Icesat-2 space mission[C]. In: Valencia, Spain: IEEE, 2018.

[2] Moussavi M S, Abdalati W, Scambos T, *et al.* Applicability of an automatic surface detection approach to micro-pulse photon-counting lidar altimetry data: implications for canopy height retrieval from future ICESat-2 data[J]. *INT. J. Remote Sens.* 2014, **35**(13):5263-5279.

表3 本文算法处理结果与ATL08数据对比

Table 3 In this paper, the algorithmic processing results are compared with the ATL08 data

		本文算法			ATL08数据		
		RMSE(m)	R ²	Bias(m)	RMSE(m)	R ²	Bias(m)
Data1	地面	0.358 8	0.999 7	-0.019 9	0.732 3	0.998 7	0.207 5
	冠层	3.744 9	0.968 6	-1.688 7	17.761	0.276 1	-16.850 4
Data2	地面	0.918	0.999	-0.035 2	1.312	0.998	0.079 7
	冠层	4.349 1	0.977 7	-2.593 6	7.259 6	0.936 4	-5.033
Data3	地面	1.732 3	0.993	-0.365 1	2.833 1	0.976 2	0.912 4
	冠层	4.397 4	0.95	-0.868 6	5.110 4	0.94	-0.161 4
Data4	地面	2.177 5	0.999 4	-0.568 7	12.121 9	0.980 2	7.887 9
	冠层	5.967 8	0.994 7	-2.415 2	9.627 4	0.986	0.355 5

- [3] Ma Y, Xu N, Liu Z, *et al.* Satellite-derived bathymetry using the ICESat-2 lidar and Sentinel-2 imagery datasets[J]. *Remote Sens. Environ.* 2020, **250**:112047.
- [4] Narine L L, Popescu S C, Malambo L. Using ICESat-2 to estimate and map forest aboveground biomass: A first example[J]. *Remote Sens-Basel.* 2020, **12**(11):1824.
- [5] Liu X, Su Y, Hu T, *et al.* Neural network guided interpolation for mapping canopy height of China's forests by integrating GEDI and ICESat-2 data[J]. *Remote Sens. Environ.* 2022, **269**:112844.
- [6] CHEN Bo-Wei. Photon Counting LiDAR Data Processing and Forest Parameters Estimation [D]. Bei Jing: Chinese Academy of Forestry (陈博伟. 光子计数激光雷达数据处理及森林参数反演. 北京: 中国林业科学研究院), 2019.
- [7] ZHU Xiao-Xiao. Forest height retrieval of china with a resolution of 30 m using ICESat-2 and GEDI data [D]. Bei Jing: Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences (CAS) (朱笑笑. 基于ICESat-2和GEDI数据的中国30米分辨率森林高度反演研究. 北京: 中国科学院大学(中国科学院空天信息创新研究院)), 2021.
- [8] Smith B, Fricker H A, Gardner A S, *et al.* Pervasive ice sheet mass loss reflects competing ocean and atmosphere processes[J]. *Science.* 2020, **368**(6496):1239-1242.
- [9] Smith B, Fricker H A, Holschuh N, *et al.* Land ice height-retrieval algorithm for NASA's ICESat-2 photon-counting laser altimeter[J]. *Remote Sens. Environ.* 2019, **233**(5):111352.
- [10] Neuenschwander A, Pitts K. The ATL08 land and vegetation product for the ICESat-2 mission [J]. *Remote Sens. Environ.* 2019, **221**:247-259.
- [11] Neuenschwander A L, Magruder L A. Canopy and terrain height retrievals with ICESat-2: A first look [J]. *Remote Sens-Basel.* 2019, **11**(14):1721.
- [12] HUANG Jia-Peng. Study on canopy height estimation based on ICESat-2/ATLAS photon counting LIDAR data [D]. Harbin: Northeast Forestry University (黄佳鹏. 基于ICESat-2/ATLAS光子计数LiDAR数据反演森林冠层高度研究. 哈尔滨: 东北林业大学), 2021.
- [13] Chen B, Pang Y, Li Z, *et al.* Ground and top of canopy extraction from photon-counting LiDAR data using local outlier factor with ellipse searching area [J]. *IEEE Geosci. Remote S.* 2019, **16**(9):1447-1451.
- [14] WEI Shuo, ZHAO Nan-Xiang, LI Ming-Le, *et al.* Single photon denoising algorithm combined with improved DBSCAN and statistical filtering [J]. *Laser Technology* (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. 激光技术). 2021, **5**: 45.
- [15] Zhu X, Nie S, Wang C, *et al.* A noise removal algorithm based on OPTICS for photon-counting LiDAR data [J]. *IEEE Geosci Remote S.* 2020, PP(99).
- [16] Magruder L A, Wharton M, 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.
- [17] 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 Sens-Basel.* 2018, **10**(12):1962.
- [18] Smithwick E A H, Turner M G, Metzger K L, *et al.* Variation in NH₄⁺ mineralization and microbial communities with stand age in lodgepole pine (*Pinus contorta*) forests, Yellowstone National Park (USA) [J]. *Soil Biology and Biochemistry.* 2005, **37**(8):1546-1559.
- [19] QIN Lei. Research on the method of forest canopy height retrieval based on ICESat-2 lidar photon cloud data [D]. Harbin: (Northeast Forestry University (秦磊. 基于ICESat-2星载激光雷达光子云数据反演森林冠层高度方法研究[D]). 哈尔滨: 东北林业大学), 2020.
- [20] National E O N N. Elevation - LiDAR (DP3.30024.001) [Z]. National Ecological Observatory Network (NEON), 2022.