

考虑目标光谱差异的机载离散激光雷达叶面积指数反演

田罗^{1,2}, 屈永华^{1,2}, Korhonen Lauri³, Korpela Ilkka^{4,5},
Heiskanen Janne^{4,5}

1. 北京师范大学 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875;

2. 北京师范大学 地理科学学部遥感与工程研究院 北京市陆表遥感数据产品工程技术研究中心, 北京 100875;

3. 东芬兰大学 森林科学学院, 东芬兰 70210;

4. 赫尔辛基大学 地理科学学部, 赫尔辛基 00100;

5. 赫尔辛基大学 大气与地球系统研究所, 赫尔辛基 00100

摘要: 利用间隙率模型反演 LAI (Leaf Area Index), 需要同时获取冠层间隙率和消光系数, 后者与冠层叶倾角分布有关。基于点云数量构建激光雷达穿透指数 LPI (LiDAR Penetration Index), 用以代替冠层间隙率 GF (Gap Fraction), 并利用间隙率模型反演冠层 LAI 是利用 LiDAR PCD (LiDAR Point Cloud Data) 数据反演冠层 LAI 主要思路。冠层和背景的光谱差异是影响 PCD 数据中冠层和背景点云数量的重要因素, 因此从 LPI 到 GF 的校正需要获取背景和冠层的后向散射系数比 ($\mu = \rho_g / \rho_v$)。本文基于 PCD 数据中点云强度进行 μ 值获取, 用以实现 LPI 到 GF 的校正; 在假设区域内叶倾角满足椭球形叶倾角分布的基础上, 利用样地尺度下的多角度 GF, 采用有约束的非线性最优化方法获取椭球形叶倾角分布参数 χ , 实现冠层消光系数的获取; 最后利用间隙率模型实现基于 PCD 数据的 LAI 反演。本文探讨了基于 PCD 数据进行冠层 LAI 反演时, 样地尺度 R_{xy_Tile} 、样方尺度 R_{xy_Plot} 以及进行背景和冠层分割的高度阈值 H_1 对模型的影响。结果显示, 由于区域内地衣植被广泛覆盖, 基于点云强度的 μ 值接近 1, 符合区域特点; 经过 μ 值校正后的 GF 对冠层间隙率具有较好的反映能力 ($R^2 = 0.78$, RMSE = 0.09); 对于优势种明显的区域, 基于样地尺度内多角度 GF 的 χ 值反演受样地内冠间大间隙的影响, 选择合适的样地尺度能够减小 LAI 反演过程中的系统性误差; 结合地面参考数据, 确定的最优 R_{xy_Tile} 、 R_{xy_Plot} 和 H_1 分别为 950 m、10 m 和 2.6 m, 在此基础上反演的 LAI 与地面测量数据具有高度的一致性 ($R^2 = 0.84$, RMSE = 0.51); 与 R_{xy_Plot} 相比, 基于间隙率模型的 LAI 反演对 H_1 的选择更为敏感。

关键词: 遥感, 叶面积指数, LiDAR, 间隙率, 消光系数, 目标光谱特性

引用格式: 田罗, 屈永华, Korhonen Lauri, Korpela Ilkka, Heiskanen Janne. 2020. 考虑目标光谱差异的机载离散激光雷达叶面积指数反演. 遥感学报, 24(12): 1450-1463

Tian L, Qu Y H, KORHONEN L, KORPELA I and HEISKANEN J. 2020. Estimation of forest leaf area index based on spectrally corrected airborne LiDAR pulse penetration index by intensity of point cloud. Journal of Remote Sensing(Chinese), 24(12): 1450-1463[DOI: 10.11834/jrs.20200197]

1 引言

叶面积指数 (LAI) 作为地表植被状态的重要指示性参数之一, 广泛应用于地学、农学、生态学和林学等多个领域 (Hanssen 和 Solberg, 2007; Hopkinson 和 Chasmer, 2007; Riaño 等, 2004;

Zhao 和 Popescu, 2009), 也是多种陆面模型的重要输入参数 (Jensen 等, 2008)。目前广泛采用的 LAI 定义是单位地表面积上叶片总表面积的一半 (Black 等, 1991)。遥感方式是实现区域/全球尺度 LAI 获取的主要方式。机载激光雷达 ALS (Airborne LiDAR Scanner) 作为一种主动遥感技术, 通过发

收稿日期: 2020-06-16; 预印本: 2020-09-17

基金项目: 国家自然科学基金(编号:41671333); 国家重点研发计划(编号:2016YFC0500103)

第一作者简介: 田罗, 1991年生, 男, 博士研究生, 研究方向为激光雷达植被遥感。E-mail: tianluo@mail.bnu.edu.cn

通信作者简介: 屈永华, 1972年生, 男, 副教授, 研究方向为定量遥感。E-mail: qyh@bnu.edu.cn

射脉冲并获取脉冲传播路径上地物的3维空间坐标,为监测植被生长状态提供了新的技术手段,被广泛应用于LAI、覆盖度、树高等冠层结构参数的反演(Cui等,2011;赵峰等,2008;骆社周等,2013)。

相比波形激光雷达(Full Waveform LiDAR),离散激光雷达(Discrete LiDAR)的PCD(Point Cloud Data)点云数据以其简单易处理的特点而在应用上更为广泛(Cui等,2011;Wagner等,2004)。当前,离散激光雷达应用于LAI反演的方法大致可以分为两种:一种称为代理变量法,即构建易于从PCD数据中提取的冠层参数(如高度等)与地面实测LAI之间的经验关系,进而估算冠层LAI(Griffin等,2008;Korhonen等,2011;Luo等,2018;Qu等,2018;Roberts等,2005;苏伟等,2016)。代理变量法中代理变量和回归方程形式的选择是一种主观的探索性过程,这决定了代理变量法难以在大范围、长时间尺度或缺乏测量数据的情况下使用(Heiskanen等,2015;Richardson等,2009)。另一种是基于Beer-Lambert定律的间隙率模型反演方法。间隙率模型应用于离散激光雷达数据反演LAI的主要思路是:基于设定的高度阈值(H_t)对一定空间范围内(R_{xy})的高密度激光雷达点云进行地面和植被的二分类(Cui等,2011),以地面点云的数量(强度)与总脉冲或总点云数量(强度)的比值作为冠层间隙率(GF)的近似量,得到的变量通常称为雷达穿透指数LPI(LiDAR Penetration Index),然后利用LPI和Beer-Lambert定律反演该空间尺度内的LAI(Armston等,2013;Cui等,2011;Hopkinson和Chasmer,2009;Korhonen等,2011;Pearse等,2017;Solberg等,2006,2009;Zheng等,2017)。由这一反演过程可以看出,以PCD为数据源,基于间隙率模型的冠层LAI反演面临两方面问题:一是直接用LPI代替GF时忽略了冠层和背景的光谱差异对点云数量(能量)的影响;二是高度阈值(H_t)和PCD点云提取的空间尺度 R_{xy} 的确定问题。

目标的后向散射系数是影响脉冲回波数量(能量)的重要因素(Ni-Meister等,2001;Qu等,2020),因此从LPI到GF的转化需要背景和植被的后向散射系数比($\mu = \rho_g / \rho_v$)(Solberg,2010)。虽

然利用地面测量数据或同时相高光谱数据是获取 μ 的可行途径,但是,需要在激光雷达数据之外进行额外的测量工作(Qu等,2020;Tang等,2012),而且并不是所有的LiDAR数据都有配套的光谱测量数据。骆社周等(2013)曾在没有光谱测量数据的情况下为 μ 指定一个经验值(0.5),但该方法忽略了 μ 值的时空差异(Tang等,2012)。因此,最理想的方式是从LiDAR数据中提取 μ 值。LiDAR PCD数据中记录了点云回波强度,直接利用PCD数据中的回波强度获取 μ 值将大幅减轻配套光谱数据的获取工作。

利用地面测量设备(如半球照片)测量冠层LAI,并以此对基于PCD数据的LAI反演模型进行验证时,保证样方的PCD子集与地面测量设备视场间的空间一致性是验证进行的前提。半球照片具有以仪器为中心的锥形或半球形视场,而LiDAR通常具有较小的扫描角度($\pm 30^\circ$)。二者的视场差异表现在水平和垂直两个方面(图3)。由于半球照片的实际视场难以确定(Morsdorf等,2006),因此,目前多采用以半球照片为参考的“试错”方式,即对PCD数据设置不同的高度阈值 H_t 和样方PCD子集提取尺度 R_{xy} ,以不同 H_t 和 R_{xy} 组合下反演的LAI与半球照片实测LAI之间的相关性为参考,取相关性最高时的 H_t 和 R_{xy} 作为“最优”的高度阈值和PCD子集提取尺度(Luo等,2018;Morsdorf等,2006;Pearse等,2017;Zhao和Popescu,2009)。

本文的主要目标包括两个方面,一是探讨利用PCD数据中的强度信息获取背景与植被光谱后向散射系数比(μ)的可行性,实现不依赖于外部数据的LPI到GF的校正,摆脱反演过程对地面测量数据或同时相高光谱数据的依赖。二是探讨反演过程中 H_t 和 R_{xy} 的选择问题,即如何确定样方的PCD子集与地面半球照片实际视场最接近的高度阈值和水平提取尺度的删除问题。

2 数据及方法

2.1 研究区概况及数据

2.1.1 研究区概况

研究区位于芬兰南部的Hyytiälä($61^\circ 51' N$, $24^\circ 17' E$)(图1(a)),是一片 $2\text{ km} \times 7\text{ km}$ 大小的用于木材生产的半自然状态林地(Korhonen等,2013),

区域内坡度平缓, 平均海拔 156 m (图 1 (b)); 林分以欧洲赤松和挪威云杉组成的松科针叶林为主, 树龄均一, 偶有落叶阔叶树种混杂 (以桦树为主)

(Hovi, 2015)。地表广泛覆有多种地衣植被, 在树皮、针叶上也存在高附生地衣, 一些区域地衣的覆盖度可达 100% (Korpela, 2008)。

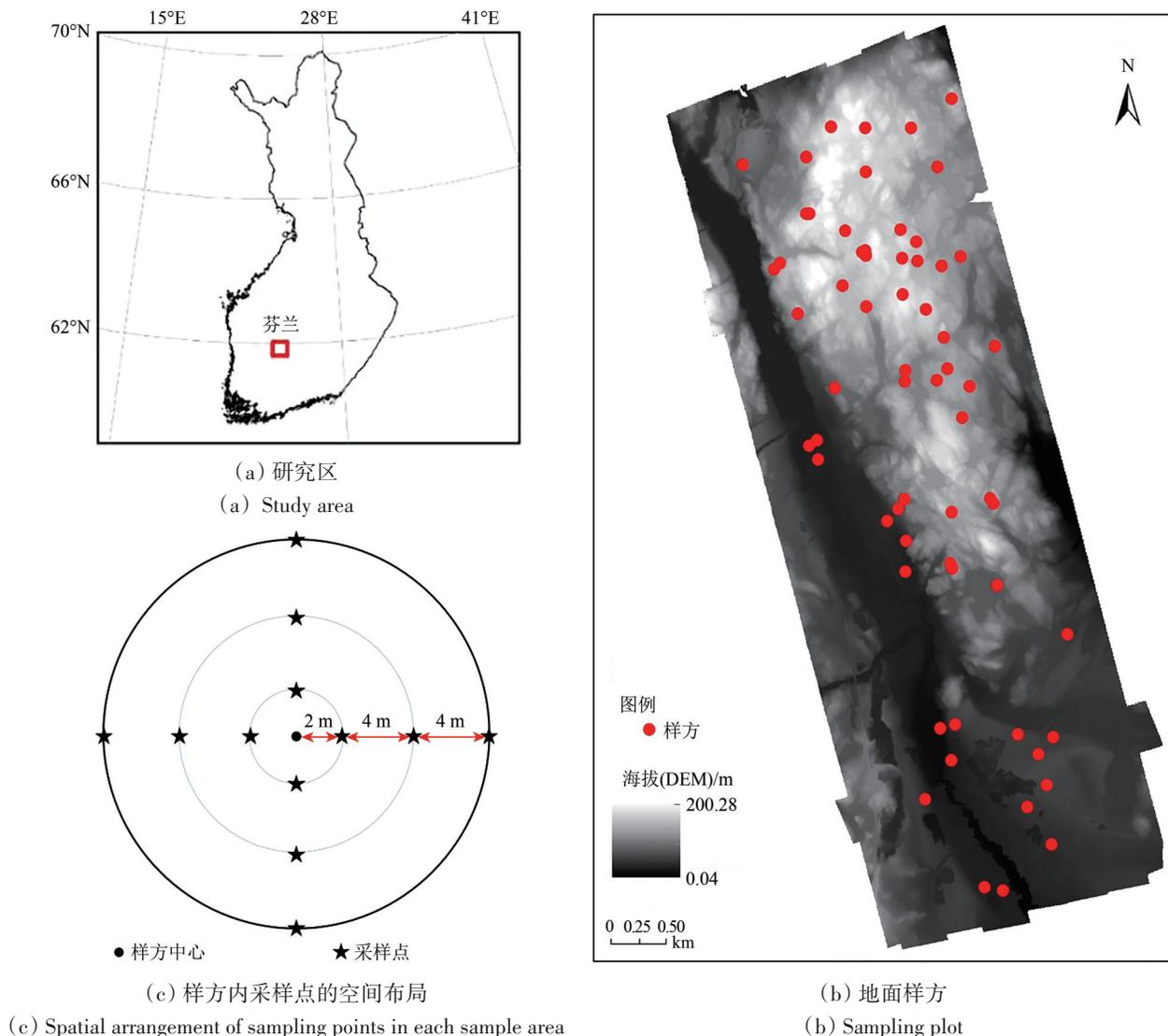


图 1 研究区地理位置及地面样方布局

Fig. 1 Location of the study area and spatial arrangement of sampling points in each sample area

2.1.2 地面测量数据

2008-07-24—2008-08-09 期间开展了研究区内 LAI 的地面测量工作。利用鱼眼相机 (Nikon Coolpix E8800 配备 FC-E9 镜头) 在研究区内测量了 63 个半径为 10 m 的圆形样方内的 LAI (图 1 (b))。测量时以样方中心为原点, 在其东南西北 4 个方向, 距离原点 2 m, 6 m 和 10 m 处进行测量, 每个样点共获取 12 张半球照片, 相机高度为 1.3 m (图 1 (c))。测量过程选择在凌晨、黄昏或多云等无直射太阳光的环境下进行 (Korhonen 等, 2011)。

对半球照片中蓝色波段进行阈值分割获取冠层间隙率, 通过 Beer-Lambert 定律的 Miller 积分形式获取各半球照片视场范围内的 LAI (Miller, 1967)。

Solberg 等对挪威云杉林的研究发现, 相较于半球照片而言, LAI-2000 (Li-Cor, 1992) 获取的 LAI 与雷达提取的代理变量之间的相关性更强。因此于 2009-08-24—26 选择了 2008 年 63 个样方中的 18 个进行了 LAI-2000 和半球照片数据的同步获取, 通过二者构建的经验关系将 2008 年的半球照片 LAI 校正为同时期 LAI-2000 的 LAI, 并将各样方

多张半球照片校正后的 LAI 均值作为样方的 LAI (LAI_{field})。关于数据获取及预处理细节可参看 Korhonen (Korhonen 等, 2011)。同时, 在各个样点中随机选择一定数量的树木进行枝下高 BH (Base Height) 测量 (表 1)。

表 1 地面实测冠层间隙率(GF)、叶面积指数(LAI)及枝下高(BH)

Table 1 Statistics of measured canopy Gap Fraction (GF), Leaf Area Index (LAI) and Base Height (BH)

类型	参数				
	<i>n</i>	Min	Mean	Max	S.D.
GF_{field}	63	0.024	0.39	0.95	0.21
LAI_{field}	63	0.153	2.48	4.91	1.13
BH	63	0.6	8.15	17.5	4.03

注: *n* 为样本量, Min 为最小值, Mean 为平均值, Max 为最大值, S.D. 为标准差。

2.1.3 离散激光雷达数据及处理

LiDAR PCD 数据于 2007-07-04 采用具有自动增益特性的 Leica ALS50-II 型雷达传感器获取。ALS50-II 采用的波长为 1064 nm, 脉冲发散角为 0.15 mrd, 平均飞行高度为 960 m, 脚点大小约 12 cm, 单侧扫描角度为 15°, 脉冲频率为 115.8 kHz, 邻近扫描带重复观测比例约为 55%—60% (Korhonen 等, 2011), 点云密度约 14 pts/m²。回波数据以二进制文件存储, 以脉冲为基本记录单元, 一条记录包括该脉冲发射时的 GPS 时间、该脉冲中最多 4 次回波的 3 维空间坐标和最多前 3 个回波的强度以及各个脉冲的强度增益等信息 (Korhonen 等, 2011; Korpela 等, 2012)。

PCD 数据的预处理包括结合脉冲自动增益信息的点云强度校正 (Korpela 等, 2010)、点云分类和高度的标准化。首先利用 ENVI LiDAR 模块将点云分为地面、房屋、水体和植被; 然后使用 LASTool 软件包 (<http://lastools.org>[2020-06-16]) 中的 lasheight 模块实现基于地面点的点云高度标准化; 最后将房屋和墙体点云重分类为地面点, 完成 LiDAR 点云地面和植被的二分类。

需要说明的是, LiDAR 数据获取时间早于地面半球照片 (约 1 年), 但对于针叶林, 生长导致的 LAI 差异在 1 年内是较小的。对于年轻针叶林, 1 年的生长导致的 LAI 变化 < 5%, 对于成熟针叶林, 差异更小 (< 2%)。

2.2 理论及方法

2.2.1 基于间隙率模型反演 LAI 的一般模式

Beer-Lambert 定律是描述光强衰减与介质浓度的基本定律 (Beer, 1852)。将植被冠层看作是具有一定厚度的浑浊介质时, 冠层间隙率与 LAI 之间的关系可以用 Beer-Lambert 定律描述为 (Lang 等, 1985)

$$GF(\theta) = e^{-K(\theta, \alpha) \times LAI} \quad (1)$$

式中, θ 为观测天顶角, α 为叶倾角, $K(\theta, \alpha)$ 称为冠层消光系数, 即单位面积叶片在水平面上的平均投影面积 (Campbell, 1986), LAI 为叶面积指数。通常在不考虑冠层元素的空间集聚和冠层中木质部分时, LAI 和 PAIe (Effective Plant Area Index) 两个概念不作区分 (阎广建 等, 2016), 文中非特别说明均将 PAIe 称为 LAI。

间隙率模型应用于离散激光雷达时, 在现有文献中, $GF(\theta)$ 通常用 LPI 来代替 (Cui 等, 2011; Korhonen 等, 2011; Pearse 等, 2017; Solberg 等, 2006, 2009; Zheng 等, 2017), 由此建立的 LPI 形式达 10 余种。在众多的 LPI 形式中, MCI_{LPI} 考虑了脉冲中各次回波之间的相关性 (Solberg, 2010), MCI_{LPI} 以脉冲的回波数量作为地面回波的权重, 理论上具有对冠层间隙率更好的反映能力 (Armston 等, 2013)。 MCI_{LPI} 表达为

$$MCI_{LPI} = \frac{w_i \sum_i N_i}{N} \quad (2)$$

式中, N 为脉冲数量, N_i 为包含地面回波的具有 i 次回波的脉冲数量, w_i 为具有 i 次回波的脉冲权重, 取 $w_i = 1/num_returns$, 其中, $num_returns$ 为脉冲的回波数量。当考虑背景和冠层的后向散射系数差异对回波数量的影响时, 基于 MCI_{LPI} 的冠层间隙率可以表达为 (Qu 等, 2020)

$$GF(\theta)_{MCI} = \frac{MCI_{LPI}}{\mu + (1 - \mu)MCI_{LPI}} \quad (3)$$

式中, μ 为背景和冠层的后向散射系数比。结合式 (1)、式 (3), 冠层叶面积指数 LAI 为

$$LAI = -\frac{\ln(GF(\theta)_{MCI})}{K(\theta, \alpha)} \quad (4)$$

从式 (4) 可以看到, 利用 PCD 数据基于间隙率模型反演 LAI 需要获取冠层的 LPI、LPI 到 GF 的校正参数 μ 和冠层消光系数 $K(\theta, \alpha)$ 。

本文利用点云强度数据获取 μ 值, 实现 MCI_{LPI}

到 $GF(\theta)_{MCI}$ 的校正；在假设区域内冠层满足椭球形叶倾角分布模型 (Campbell, 1986) 的基础上，利用大空间范围内 (下称样地尺度) 的多角度间隙率，采用非线性最优化方法获取叶倾角分布函数，进而计算样方尺度消光系数；最后结合样方尺度消光系数和 $GF(\theta)_{LiDAR}$ 实现样方尺度 LAI 反演 (图 2)。

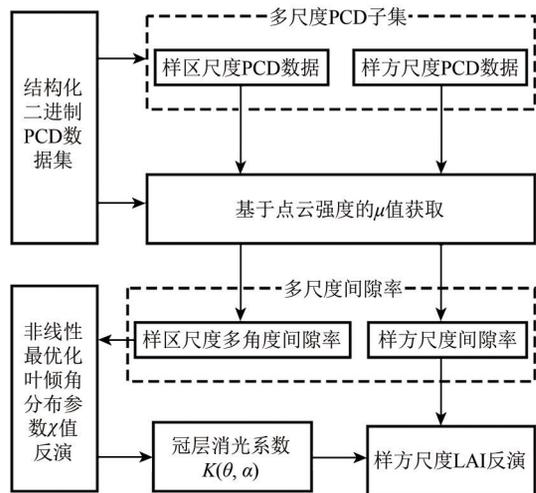


图 2 研究流程

Fig. 2 Flowchart of the methodology

2.2.2 基于点云强度的 μ 值获取

LPI 到 GF 的转化需要背景与植被后向散射系数 μ 作为校正因子 (式 (3))。对于全波形激光雷达数据，Armston 提出了一种基于线性回归求解 μ 值的方法 (Armston 等, 2013):

$$R_g = J_0 \rho_g - \frac{\rho_g}{\rho_v} R_v \quad (5)$$

式中， R_g 、 R_v 分别表示背景和冠层的反射能量，即回波波形中背景波形部分和冠层波形部分的积分； ρ_g 、 ρ_v 分别表示背景和冠层的后向散射系数； J_0 为入射脉冲能量。对于离散激光雷达， R_g 、 R_v 可以用离散点云中的背景反射能量和冠层反射强度来近似 (Höfle 和 Pfeifer, 2007; Korpela 等, 2012)，则式 (5) 可用于从离散点云数据中获取 μ 值，即 R_g 和 R_v 之间线性关系斜率的相反数。

式 (5) 假设脉冲的总回波能量 ($I_{total} = R_v + R_g$) 是恒定的 (Armston 等, 2013)。然而，脉冲的总回波能量受多种因素影响 (Höfle 和 Pfeifer, 2007; Korpela 等, 2012)，这使得上述假设不一定成立。在假设 LiDAR 传感器参数、大气状态以及冠层元素和背景的后向散射系数在特定区域的一次飞行

中保持稳定的基础上， I_{total} 的差异主要由脉冲光斑中的冠层和背景的组成决定 (Solberg, 2010)。因此，Armston 对相邻波形进行空间聚合以期抵消脉冲脚点中冠层和背景的组成差异引起的总回波能量差异，但这对于一次脉冲仅具有有限次回波 (通常 < 6 次) 的离散激光雷达并不适用。在假设 I_{total} 的差异主要由脉冲光斑中的冠层和背景的组成以及二者的后向散射系数差异决定，且区域内背景和冠层的后向散射系数固定但未知的基础上，本文通过对总回波能量进行分组，并采用式 (5) 进行 R_g 、 R_v 的分组拟合，以分离冠层和背景组成及二者的后向散射系数差异对总回波能量差异的影响，实现 μ 值的获取。

需要指出的是，本文使用的 LiDAR 数据中点云回波强度采用 8 bit 量化 (Hovi, 2015)，在多回波脉冲中，可能出现不存在地面回波的情况。同时，对于存在地面回波的脉冲，其多次植被回波的总脉冲能量将具有较大的动态范围，而其唯一的地面回波的强度动态范围将被限制在 0—255 之间。因此，为避免 R_g 和 R_v 的动态范围差异带来的影响，文中在利用线性回归方式获取 μ 值时，仅采用具有两次回波，且末次回波为地面的脉冲。

2.2.3 基于多角度间隙率的叶倾角分布参数 χ 获取

冠层消光系数是叶倾角分布、观测角度的函数 (阎广建 等, 2016)，多角度间隙率可以用来反演平均叶倾角信息 (Lang, 1987)。由于机载激光雷达扫描角较小，通常小于 30° (Zheng 等, 2017)，因此小尺度范围内的 PCD 数据仅能覆盖有限的观测角度。此外，出于实验成本的考虑，通常以有限的 LiDAR 扫描带进行区域内的 PCD 数据获取，这意味着难以对同一冠层获取多角度观测。但根据植被自然生长规律，在优势种明显的区域内可以认为植被具有相对稳定的平均叶倾角 (Solberg 等, 2006)。基于此，Qu 等 (2020) 假设区域内冠层叶片叶倾角分布函数为椭球形分布，提出了一种利用样地尺度内的多角度 PCD 数据反演椭球形叶倾角分布参数 χ ，并计算得到样方尺度消光系数的方法。

参照 Qu 等 (2020) 的方法，首先将目标区域内的 PCD 数据按照空间范围分成包含多个扫描角度的子块 (样地)，然后在各样地中按照一定角度间隔将 PCD 数据分成若干子集，计算各子集的

GF_{MCI} (式 (3)), 即样地内的多角度间隙率, 然后定义代价函数:

$$cost = \sum_{i=1}^n (Gap(\theta)_{LiDAR} - T(\theta)_{Beer})^2 \quad (6)$$

式中, n 为各个角度分组, $T(\theta)_{Beer}$ 为 Beer 定律间隙率 (式 (1)), 其中 $K(\theta, \alpha)$ 为 (Campbell, 1986):

$$K(\theta) = \frac{(\chi^2 + \tan^2 \theta)^2}{1.47 + 0.45\chi + 0.1223\chi^2 - 0.013\chi^3 + 0.000509\chi^4} \quad (7)$$

通过使代价函数最小而得到最优解。优化过程中, 角度分组采用了 3° 间隔, χ 和 LAI 的先验约束分别为 [0.5, 2.5] 和 [0.5, 9.0], 这能够涵盖绝大多数冠层的叶倾角和 LAI 情况 (Qu 等, 2020)。区域内平均叶倾角 MTA (Mean Tilt Angle) 可通过下式计算得到 (Campbell, 1986):

$$MTA = 9.65(3 + \chi)^{-1.65} \quad (8)$$

需要指出的是, 由此反演得到的平均叶倾角本质上是一种等效叶倾角 eMTA (Effective MTA) (Lang 等, 1985), 即与冠层具有相同方向间隙率的理想冠层的真实平均叶倾角 tMTA (True MTA)。冠层间隙由冠层间大间隙和冠层内小间隙率组成, 冠层内小间隙与叶倾角分布有关, 而叶倾角分布具有明显的树种依赖 (Morsdorf 等, 2006)。因此, 利用上述方式反演的 eMTA 将受样地内冠间的大间隙和树种组成的影响。样地内的冠间大间隙和树种组成一定程度上受样地尺度的影响, 因此, 样地尺度的选择将影响反演的 eMTA, 并进而影响 LAI 的反演。与 Qu 等 (2020) 采用固定的样地尺度 (1000 m) 不同, 为探讨样地尺度的选择对 eMTA 反演结果的影响, 本文采用了 100—1000 m, 按照 50 m 间隔形成的多种样地尺度。研究表明, 对针叶林而言, 间隙率随观测角度的变化主要受冠间大间隙的影响 (Nilson, 1999), 而受激光脚点的尺寸限制, 冠间大间隙主要表现为单次地面回波 (Heiskanen 等, 2015; Lovell 等, 2003; Morsdorf 等, 2006), 所以去除单次地面回波能在一定程度上消除冠间大间隙的影响, 此时的 eMTA 将更接近真实平均叶倾角, 因此, 本文将去除单次地面回波后的间隙率反演的 MTA 作为 tMTA。

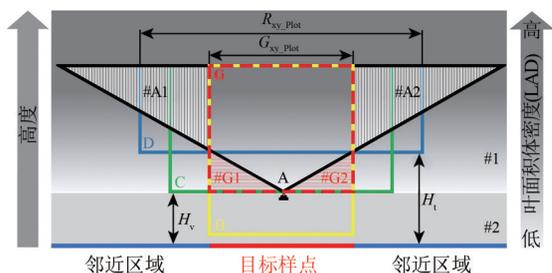
2.2.4 样方尺度的 LAI 反演

综合整个 LAI 反演流程: 首先, 利用线性回归

方式获取研究区内背景和植被后向散射系数比 μ (式 (5)), 并用于实现样地和样方的 LPI_{MCI} 到 GF_{MCI} 的校正 (式 (3))。然后, 通过样地内多角度 GF_{MCI} 采用非线性最优化方法得到区域内叶倾角分布参数 χ (式 (6))。在假设区域内具有较稳定的 eMTA 的基础上, 将样地尺度的 χ 值用于样方尺度消光系数 $K(\theta)$ 的获取 (式 (7))。由于样方包含的观测角度较少, 因此在进行 $K(\theta)$ 计算时, 观测天顶角 θ 确定为样方 PCD 子集中扫描角度的众数。最后, 通过式 (4) 反演得到样方尺度的 LAI。

以半球照片测量的 LAI (LAI_{field}) 为参考, 对基于 PCD 数据的 LAI 反演模型进行验证时, 半球照片与 PCD 数据间的视场 FOV (Field Of View) 差异是影响 LAI_{field} 和反演 LAI (LAI_{retrieval}) 之间一致性的重要因素 (Pearse 等, 2017; Zhao 和 Popescu, 2009; Luo 等, 2018)。目前多采用以半球照片为参考的“试错”方式。“试错”过程可以看作是匹配半球照片视场和样方 PCD 子集中的平均叶面积体密度的过程。这一过程可以一般化如图 3 所示。图 3 中, G 为地面样方范围, A 为半球照片的锥形视场; #1 为乔木冠层, #2 为低矮植被 (如灌丛、草本), #1 由不同叶面积体密度 LAD (Leaf Area Density) 的均一水平层组成, #2 为单一水平层; 各矩形框 (B-D) 的底边标记了 H_i 的位置, 矩形框的长为 R_{xy_Plot} 。可以看到, 由于冠层元素在垂直方向的差异, 当将 H_i 和 R_{xy_Plot} 分别确定为仪器架设高度 (H_i) 和地面样方半径 G_{xy_Plot} 时, A 中将包含更多的高密度冠层 (#A1 和 #A2), 而 G 中将包含更多的低密度冠层 (#G1 和 #G2), 因此 A 与 G 将具有不同的平均叶面积体密度。当 #2 中具有较大的叶面积体密度时, B 是一种可能的匹配结果, 但这对于反演目标冠层 (#1) 的参数是没有意义的。仅对 R_{xy_Plot} 进行“试错”匹配 (C) 时, 获得的 R_{xy_Plot} 将是“相对最优”值。同时考虑 R_{xy_Plot} 和 H_i 时, 匹配到的空间范围 (D) 与 A 具有更一致的平均叶面积体密度。脉冲能量衰减和 LiDAR 系统的有限次采样使得冠层回波数量表现出随高度增大而增大的趋势 (Solberg, 2010), 这与图 3 中叶面积体密度随高度的变化趋势一致。因此, 图 3 中对一般化情况的分析可以合理地用于 PCD 子集提取时 H_i 和 R_{xy_Plot} 的分析。为尽可能保证二者的视场

一致,对样方PCD子集提取尺度 R_{xy_Plot} 采用了在5—35 m范围内,按照1 m间隔形成的多种提取半径;对 H_i 采用了在1.0—4.0 m范围内,按照0.1 m间隔形成的多种阈值。



A: 锥形视场; B、C、D、G: 叶面积密度匹配结果; #1: 水平均一冠层; #2: 单一水平冠层; #A1, #A2, #G1, #G2: 不同叶面积密度区域; H_i : 高度阈值; H_v : 仪器架设高度; R_{xy_Plot} : 样方PCD子集; G_{xy_Plot} : 地面样方范围

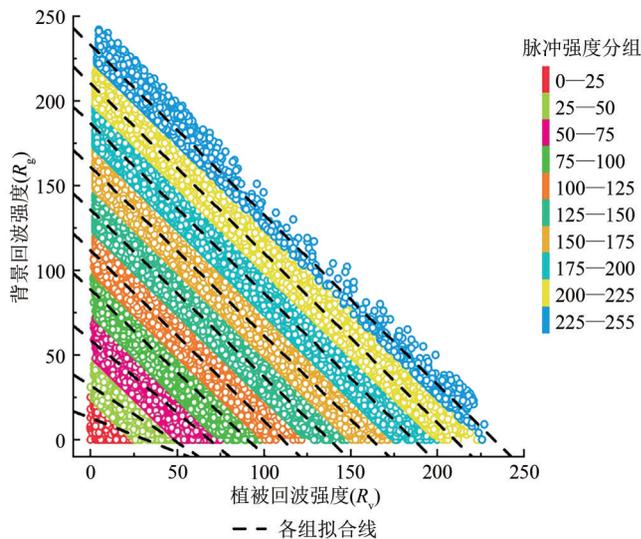
图3 基于地面测量数据确定样方尺度和高度阈值的模式
Fig.3 The model of determining H_i and R_{xy_Plot} based on the ground measurement data

模型验证采用了常用的均方根误差 (RMSE) 和 LAI_{field} 与 $LAI_{retrieval}$ 线性回归的决定系数 R^2 , 并将其作为样地和样方两种尺度下PCD数据提取尺度和高度阈值最优组合选择的定量指标。

3 结果及分析

3.1 基于点云强度的 μ 值获取

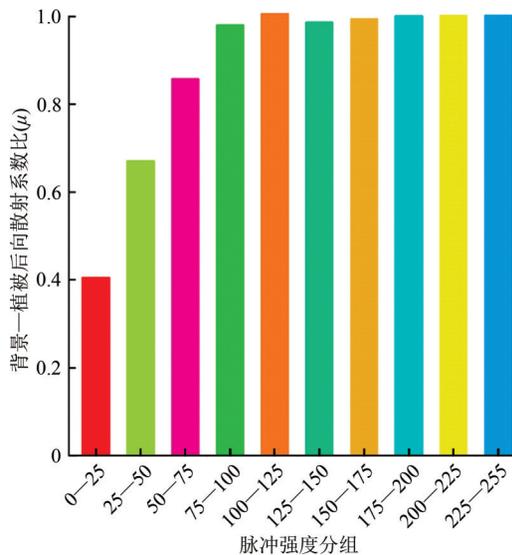
图4(a)显示由于各脉冲总回波能量的差异,



(a) 脉冲强度分组和各组拟合线
(a) Groups of I_{total} and fitted lines

R_g 和 R_v 构成的特征空间中,散点呈现出三角形分布,直接进行 R_g 、 R_v 的线性回归将受激光脚点中背景和植被占比不同的影响。采用25个DN (Digital Number) 单位进行脉冲总回波能量的分组拟合(图4(a)),结果显示大多数分组的回归斜率较为稳定(图4(b)),这表明区域具有较高的光谱同质性。

从图4(b)来看,大多数分组的回归斜率接近1。这主要是因为PCD数据获取时,地表广泛覆有地衣植被(Korpela, 2008),此时的地面回波主要为地衣和低矮的植被回波点。所以, μ 值实际上主要反映的是地衣植被和冠层的后向散射系数比,而二者在雷达观测系统所使用的近红外波段(1064 nm)具有相似的高反射特点(Kaasalainen和Rautiainen, 2005)。比较而言,低脉冲能量分组(即0—25)具有较小的回归斜率,这主要是由于在雷达数据获取前10天,区域内的持续降水使得叶片、土壤含水量增加(Korpela, 2008)。这无疑增加了使用水体强吸收波段(1064 nm)的雷达观测系统的低强度回波噪声。因冠层和背景地物的含水量增加,导致低回波强度点云的强度数据的信噪比下降,我们认为DN值为0—25的这一组含有较多噪声,因此,这一组不参与统计计算,而将其余各组的回归斜率的相反数的平均值0.95作为后续反演过程中的 μ 值。



(b) 各组背景—冠层后向散射系数比
(b) Background-canopy backscattering coefficient ratio μ of each group

图4 脉冲强度分组和各组拟合线及各组背景—冠层后向散射系数比

Fig.4 Groups of I_{total} and the background-canopy backscattering coefficient ratio(μ) of each group

3.2 样方尺度的LAI反演

结合已有研究 (Morsdorf 等, 2006), 取 R_{xy_Plot} 为地面样方半径 (10 m)、 H_t 为地面仪器的架设高度 (1.3 m)。反演的样方尺度 GF_{MCI} 对冠层间隙率具有较好的反映能力 ($R^2 = 0.779$, $RMSE = 0.089$), 但 GF_{MCI} 对冠层间隙率存在高估现象, 尤其是在中高植被覆盖度 ($GF < 0.7$) 的样方中, GF_{MCI} 对 GF 的高估最大达 35%。取样地尺度为 1000 m (Qu 等,

2020), 基于非线性最优化方法获取的椭球形叶倾角分布参数 χ 值为 1.06。结合各样方的间隙率, 反演得到的各样方的 LAI (LAI_{field}) 如图 5 (b) 所示。可以看到, LAI_{field} 与 $LAI_{retrieval}$ 具有较好的相关性 ($R^2 = 0.83$), 但存在明显的低估现象, 在 63 个样方中, 57 个样方的散点位于 1:1 线右下侧, 最大低估达 1.7。

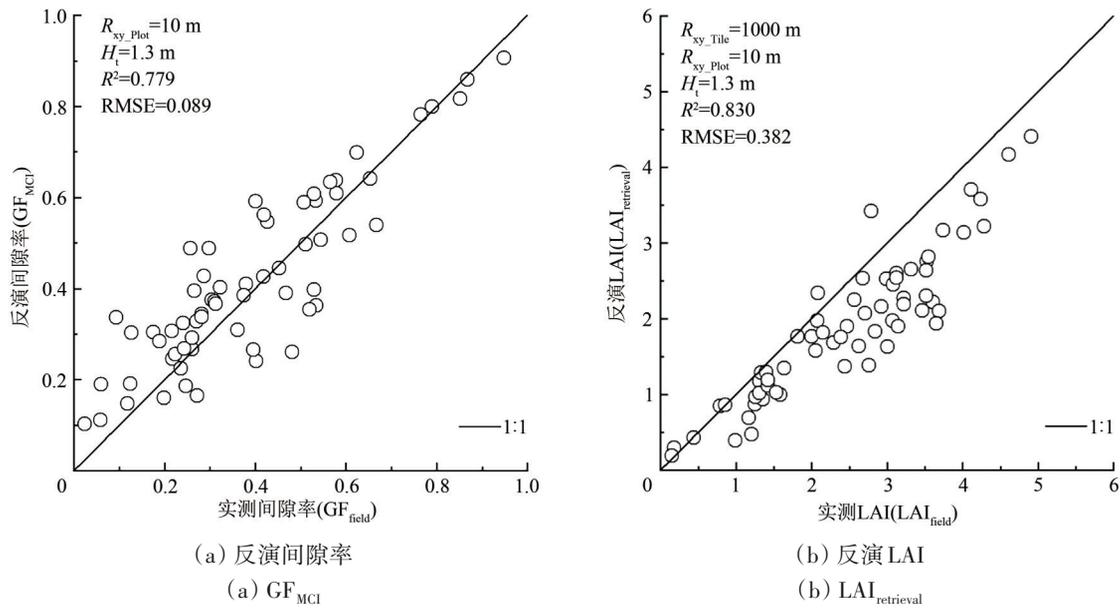


图 5 样方尺度反演的间隙率和 LAI 反演值与实测值比较

Fig. 5 Comparison of GF_{MCI} and LAI_{field} with corresponding measured values

图 5 (a) 显示的 GF 高估和图 5 (b) 中 LAI 的低估可能是两方面因素引起的, 一是 LiDAR PCD 数据和地面半球照片在获取时间上存在约 1 年的偏差, 在不考虑其他因素的情况下, 由于冠层的生长, 相较于半球照片数据获取时, 区域在 LiDAR 数据获取时理论上拥有更小的 LAI 和更大的 GF ; 二是地面测量的半球照片的实际视场难以确定, 因此以地面样方的尺度和仪器架设高度分别作为样方的 PCD 子集的提取半径和高度阈值使得样方的 PCD 子集和半球照片的实际视场存在偏差 (Korhonen 等, 2011; Solberg 等, 2009; Zhao 和 Popescu, 2009) (图 3)。

3.3 高度阈值和样方尺度对反演结果的影响

LiDAR 观测与地面测量设备 (如半球照片) 之间的视场偏差 (图 3) 是基于 PCD 数据反演的冠

层间隙率与地面测量值偏差的重要原因 (Pearse 等, 2017; Tesfamichael 等, 2018)。通过设置不同的样方尺度 R_{xy_Plot} 和高度阈值 H_t 的“试错”方式是确定“最优” H_t 和 R_{xy_Plot} 的主要方式 (Luo 等, 2018; Morsdorf 等, 2006; Pearse 等, 2017)。图 6 显示了不同 H_t 和 R_{xy_Plot} 组合下的 GF_{MCI} 与测量间隙率 (GF_{field}) 的决定系数。可以看到, GF_{MCI} 对高度阈值和样方半径具有明显的依赖, 不同 H_t 和 R_{xy_Plot} 组合下的 GF_{MCI} 对冠层间隙率的解释率差异最大近 20%。 R^2 随样方尺度的增大迅速增大, 在 10 m 处取得“最优”值后缓慢下降, R^2 随 H_t 的变化具有相似的趋势。 R^2 随 H_t 和 R_{xy_Plot} 的变化表现出明显的对称现象 (图 6 中黄色垂直线和水平线), 这意味着不论是样方半径还是高度阈值均存在“最优”值。结合地面参考数据, 确定最优的高度阈值和样方半径分别为 2.6 m、10 m (图 6 中蓝色框)。

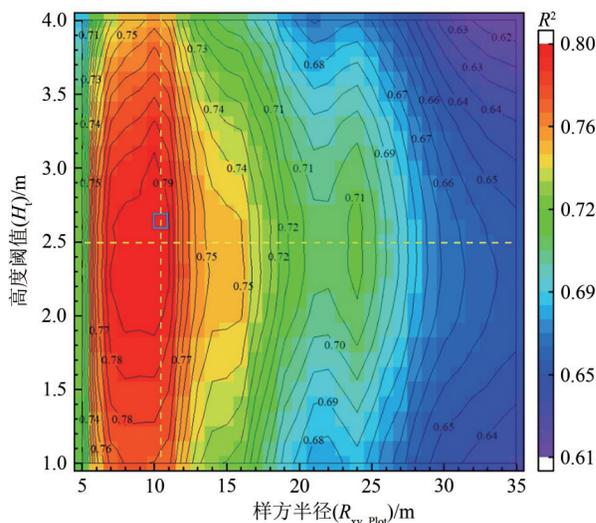
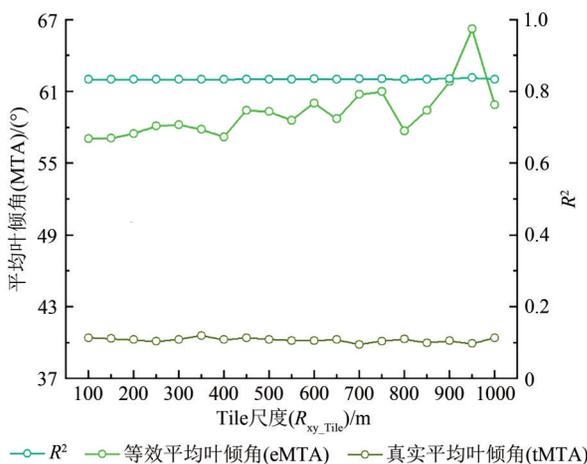


图6 不同 H_t 和 R_{xy_Plot} 组合下 GF_{MCI} 与 GF_{field} 的相关性
Fig. 6 Correlation between GF_{MCI} and GF_{field} at different combinations of H_t and R_{xy_Plot}

3.4 不同样地尺度下的MTA

冠层消光系数 $K(\theta, \alpha)$ 和 $GF(\theta)_{LiDAR}$ 作为反演



(a) 不同样地尺度下的平均叶倾角

(a) MTA at different R_{xy_Tile}



欧洲赤松(*Pinus sylvestris*)

挪威云杉(*Picea excelsa*)

(b) 区域优势种(欧洲赤松和挪威云杉)的照片标本

(b) Photo of dominant species, *Pinus sylvestris* (left) and *Picea excelsa* (right)

图7 不同样地尺度下的平均叶倾角和区域优势种(欧洲赤松和挪威云杉)的照片标本

Fig. 7 The MTA at different R_{xy_Tile} and photos of dominant species (*Pinus sylvestris* and *Picea excelsa*) in *Hyttiälä*

3.5 最优尺度和高度阈值下的样方LAI反演

以地面数据为参考, 确定“最优”样地尺度、样方尺度和高度阈值分别为950 m、10 m和2.6 m, 反演的 GF_{MCI} 和LAI如图8所示。较高的枝下高(表1)使得0—4 m高度范围内, 回波数量较少, 因

LAI的乘性因子存在(式(4)), 任何一者的偏差都将导致LAI的反演偏差。在确定了高度阈值为2.6 m, 样方半径为10 m的基础上(图4(a)), 利用样地尺度内多角度 GF_{MCI} , 采用有约束非线性最优化获取的eMTA随样地尺度(R_{xy_Tile})的变化如图7(a)所示。随着 R_{xy_Tile} 的增大, eMTA总体上表现出增大的趋势, 且随 R_{xy_Tile} 的增大, eMTA的波动也明显增大。而去除冠间大间隙后的tMTA随 R_{xy_Tile} 的变化极为稳定, 这主要是由于区域内的优势种欧洲赤松和挪威云杉的树形结构和叶倾角差异较小(图7(b), 照片标本来自中国科学院植物所([http://www.cfh.ac.cn/\[2020-06-16\]](http://www.cfh.ac.cn/[2020-06-16])))。如上所述, eMTA受样地内的树种组成和冠间大间隙的影响(2.2.3节)。对比eMTA和tMTA可以发现, 冠间大间隙是影响冠层间隙率进而影响eMTA反演的主要因素。由于区域内优势种明显, 区域一致性较强, 由 R_{xy_Tile} 引起的 $LAI_{retrieval}$ 与 LAI_{field} 之间的 R^2 变化不大, 当 R_{xy_Tile} 为950 m时取得“最优”值。

此高度阈值从仪器架设高度(1.3 m)上升为2.6 m没有导致 GF_{MCI} 的大波动(图8(a)、图5(a))。相对于1000 m, 取样地尺度为950 m能明显改善LAI的系统性低估现象(图8(b))。

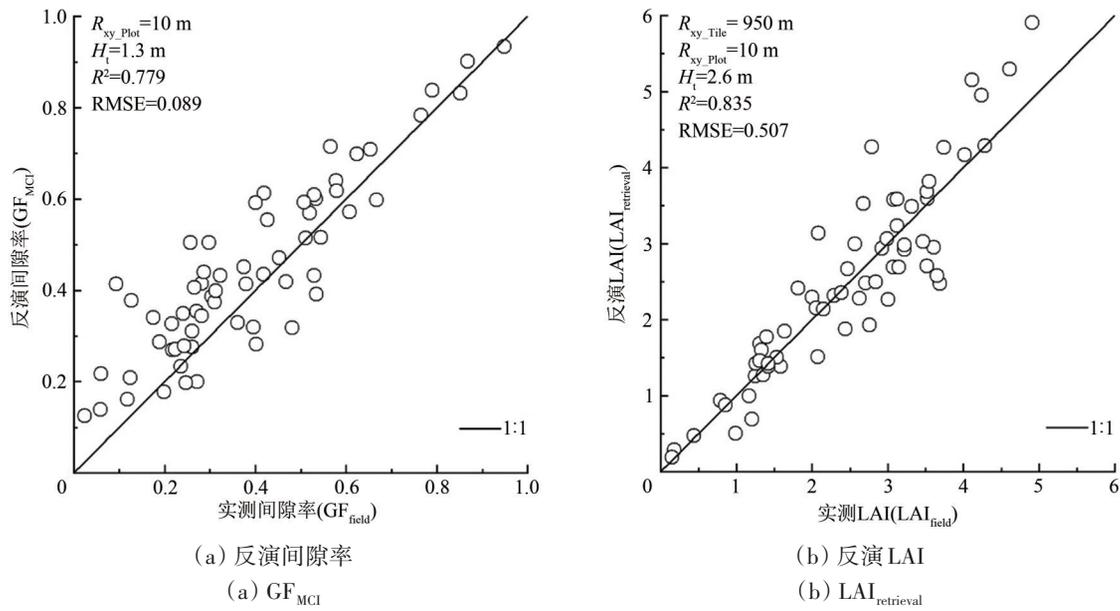


图 8 最优样方和样地尺度、高度阈值下的间隙率(a)和 LAI(b)反演结果与实测值的比较

Fig.8 Comparison of GF_{MCI} and $LAI_{retrieval}$ at optimal R_{xy_Plot} , R_{xy_Tile} and H_l with corresponding measured values

4 讨论

4.1 通过 PCD 点云强度的 μ 值获取

PCD 数据中的回波强度受到包括雷达传感器、观测几何、大气状况和地物光谱特征等多种因素的影响 (Korpela, 2008; You 等, 2017)。这使得即使是同一次飞行, 脉冲的总回波能量也存在差异。假设 LiDAR 传感器参数、大气状态以及冠层元素和背景的后向散射系数在特定区域的一次飞行中保持稳定, 则脉冲的总回波能量差异主要由脉冲光斑中的冠层和背景的组成决定 (Solberg, 2010)。本文通过对脉冲的总回波能量进行分组, 在各个分组中进行 R_g 、 R_v 的线性回归获取背景的后向散射系数比 (式 (5))。该方法能够分离脉冲脚点中冠层和背景的占比及二者的后向散射系数对脉冲总回波能量的影响。结果显示绝大多数分组的 μ 值接近 1, 这与区域内的实际情况一致。从式 (3) 可以看到, 当 μ 值接近 1 时, GF_{MCI} 和 MCI_{LPI} 的差异缩小。当背景和冠层光谱差异增大时, 由于地物光谱差异带来的 LPI 和 GF 差异将迅速增大。以 Solberg (Solberg, 2010) 获取的 $\mu = 5$ 为例, LPI 对 GF 的高估可达 79.8% (式 (4))。本文获取的 μ (0.95) 与 1 接近, 因此对于本文研究区而言, 大量的地衣植被的覆盖使得由背景和冠层光谱差异导致的 LPI 和 GF 差异不大。但本文获

取 μ 的方法可以合理地扩展至背景和冠层光谱差异较大的区域。

前人对 μ 值的求取进行了大量尝试, 包括直接采用地面光谱测量数据, 如 Tang 等, $\mu = 0.435$ (Tang 等, 2012); 采用同时相高光谱数据, 如 Qu 等得到 $\mu = 0.825$ (Qu 等, 2020); 以及结合地面 LAI 测量数据反演的方法, 如 Solberg 等得到 $\mu = 5$ (Solberg, 2010)。值得指出的是, 通过设定高度阈值从 PCD 中分离出的“背景回波”与现实意义中的裸地并不完全一致, 前者包含了所有低于高度阈值的地物回波, 如裸地、低矮灌丛等。这使得“背景”的后向散射系数与“地面”的后向散射系数并不等价, 如 Qin 等指出点云的强度与地面光谱测量具有低相关性 (Qin 等, 2015)。因此, 使用光谱测量设备或高光谱影像获取的裸地光谱信息代替“背景”的后向散射系数, 并用于反演地表参数时会存在较大的不确定性, 尤其是对于低矮植被 (如灌丛、地衣等) 高度发育的区域。

4.2 基于 PCD 数据反演 LAI 的尺度和高度阈值选择

保证地面测量设备的视场与 PCD 子集的空间一致性是进行模型验证的前提 (Pearse 等, 2017)。LiDAR 扫描与具有锥形视场的地面测量设备 (如半球照片) 之间的视场差异表现在水平和垂直两

个方面。选择适当的 H_1 和 R_{xy_Plot} 能够减小二者的视场差异。

从图3可以看到, H_1 的选择与冠层回波数量在垂直方向的分布(冠层的垂直异质性)有关。与图3中“最优”的 H_1 和 R_{xy_Plot} 均大于 H_1 和 G_{xy_Plot} 相似(D),已有研究获取的“最优”样方尺度和高度阈值多表现出大于地面样方和仪器架设高度的特点。如Zhao和Popescu(2009)获取的最优尺度(25 m)和最优高度阈值(3.6 m)远大于地面样方尺度(11 m)和仪器高度(1.5 m);再如Luo等(2018)获取的最优样方尺度为17 m,最优的高度阈值为3 m,而地面测量尺度为15 m,仪器架设高度为1.3 m。

与冠层垂直异质性的影响类似,Zhao等的研究表明 R_{xy_Plot} 的选择亦与冠层在水平方向的异质性有关(Zhao和Popescu,2009)。与点云在垂直方向上的分布相比,植被点云数量在水平方向上的差异则要小得多,尤其是在有限的地面范围内。因此,最优的 R_{xy_Plot} 通常表现出较大的选择容差,如Zhao等获取的“最优” R_{xy_Plot} 为25 m,当 R_{xy_Plot} 从25 m增大到80 m, R^2 下降仅约0.06(Zhao和Popescu,2009)。因此一些研究建议在通过“试错”方式选择 R_{xy_Plot} 时采用较大的 R_{xy_Plot} 增量间隔(Riaño等,2004)。尽管已有研究多关注 R_{xy_Plot} 的选择问题(Riaño等,2004;骆社周等,2013),但结合图3和PCD数据的特点来看,与 R_{xy_Plot} 相比,基于PCD数据的LAI反演对 H_1 具有更高的敏感性。因此,在后续的研究中应该对“最优”的 H_1 获取问题给与更多的关注。

与已有研究不同,本文获取的“最优” R_{xy_Plot} 与地面样方尺度(10 m)相当,这主要是因为LiDAR PCD数据和半球照片获取的时间偏差使得地面间隙率较LiDAR数据获取时小,因此以半球照片的间隙率为参考时, R_{xy_Plot} 倾向于缩小以避免因冠间大间隙在总间隙中的占比较高导致的间隙率高估。考虑到地面数据获取时采样点的空间分布(图1(c))和鱼眼镜头的视场特征,有理由相信实际的 R_{xy_Plot} 应该大于本文获取的10 m,这也可能构成后续LAI反演过程中的误差来源之一。

5 结论

本文发展了利用离散激光雷达PCD数据基于

间隙率模型进行冠层LAI反演的方法,利用PCD中的点云强度信息获取区域内背景—冠层的后向散射系数比 μ ,用以实现LPI到GF的校正;结合样地尺度的多角度GF反演得到叶倾角分布参数和样方尺度的GF,通过间隙率模型实现了样方尺度的LAI反演。同时,还探讨了样地尺度、样方尺度和高度阈值的选择问题,结果表明:

(1)在优势种明显的区域中,基于点云强度的 μ 值具有一定的稳定性,符合区域内地物的光谱特征,具有其理论可靠性。使用 μ 值校正后的 GF_{MCI} 与实测数据具有较好的一致性。在“最优”的样地和样方尺度及高度阈值下,基于 GF_{MCI} 能够实现LAI的可靠反演。

(2)利用样地尺度内的多角度间隙率反演冠层叶倾角分布参数 χ 受样地尺度内的冠间大间隙和样地尺度内不同叶倾角分布树种的构成影响。对于优势种明显的区域,冠间间隙是影响样地尺度选择的主要因素。选择合适的样地尺度是减小反演LAI出现系统性偏差的重要前提。

(3)样方PCD提取尺度和高度阈值的选择与区域在水平方向和垂直方向的异质性有关。在缺乏地面参考数据的情况下难以确定“最优”的样方尺度和高度阈值。与样方大小一样,基于PCD数据的LAI反演对于高度阈值的选择同样很敏感,且二者相互影响。基于已有研究多关注样方尺度选择的事实,建议后续研究应该对高度阈值的选择给与更多的关注。

本文在假设背景和冠层的光谱特征在区域内稳定的基础上,利用线性回归的方式获取背景和冠层的后向散射系数后向散射系数比(μ),结果与区域覆被的光谱特征情况相一致。但对于异质性较大的区域,这种假设下的 μ 值对区域的代表性下降。同样的,假设区域内叶倾角分布为椭球形叶倾角分布,并利用样地尺度内多角度间隙率反演的椭球形叶倾角分布参数受到冠间大间隙和树种组成的影响。因此在异质性较大的区域,使用本文方法获取的叶倾角分布参数进行LAI可能带来较大的不确定性。PCD数据能够同时提供冠层元素在垂直和水平方向的空间分布信息及树种分类信息(Yan和Shaker,2014),综合利用这些信息可以对点云进行聚类 and 同质区域分割,这可能是本文方法应用于具有较大异质性区域的可行方式。

参考文献 (References)

- Armston J, Disney M, Lewis P, Scarth P, Phinn S, Lucas R, Bunting P and Goodwin N. 2013. Direct retrieval of canopy gap probability using airborne waveform lidar. *Remote Sensing of Environment*, 134: 24-38 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.02.021]
- Beer. 1852. Bestimmung der Absorption des rothen Lichts in farbigen Flüssigkeiten. *Annalen der Physik*, 162(5): 78-88 [DOI: 10.1002/andp.18521620505]
- Black T A, Chen J M, Lee X H and Sagar R M. 1991. Characteristics of shortwave and longwave irradiances under a Douglas-fir forest stand. *Canadian Journal of Forest Research*, 21(7): 1020-1028 [DOI: 10.1139/x91-140]
- Campbell G S. 1986. Extinction coefficients for radiation in plant canopies calculated using an ellipsoidal inclination angle distribution. *Agricultural and Forest Meteorology*, 36(4): 317-321 [DOI: 10.1016/0168-1923(86)90010-9]
- Cui Y K, Zhao K G, Fan W J and Xu X R. 2011. Retrieving crop fractional cover and LAI based on airborne Lidar data. *Journal of Remote Sensing*, 15(6): 1276-1288
- Griffin A M R, Popescu S C and Zhao K G. 2008. Using LIDAR and Normalized Difference Vegetation Index to remotely determine LAI and percent canopy cover // *Proceedings of SilviLaser 2008*. Edinburgh, UK: [s.n.]: 446-455
- Hanssen K H and Solberg S. 2007. Assessment of defoliation during a pine sawfly outbreak: calibration of airborne laser scanning data with hemispherical photography. *Forest Ecology and Management*, 250(1/2): 9-16 [DOI: 10.1016/j.foreco.2007.03.005]
- Heiskanen J, Korhonen L, Hietanen J and Pellikka P K E. 2015. Use of airborne lidar for estimating canopy gap fraction and leaf area index of tropical montane forests. *International Journal of Remote Sensing*, 36(10): 2569-2583 [DOI: 10.1080/01431161.2015.1041177]
- Höfle B and Pfeifer N. 2007. Correction of laser scanning intensity data: data and model-driven approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(6): 415-433 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2007.05.008]
- Hopkinson C and Chasmer L. 2007. Using discrete laser pulse return intensity to model canopy transmittance. *The Photogrammetric Journal of Finland*, 20(2): 16-26
- Hopkinson C and Chasmer L. 2009. Testing LiDAR models of fractional cover across multiple forest ecozones. *Remote Sensing of Environment*, 113(1): 275-288 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.09.012]
- Hovi A. 2015. Towards an enhanced understanding of airborne LiDAR measurements of forest vegetation // *Dissertationes Forestales 200*. Vantaa, Finland: Finnish Society of Forest Science [DOI: 10.14214/df.200]
- Jensen J L R, Humes K S, Vierling L A and Hudak A T. 2008. Discrete return lidar-based prediction of leaf area index in two conifer forests. *Remote Sensing of Environment*, 112(10): 3947-3957 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.07.001]
- Kaasalainen S and Rautiainen M. 2005. Hot spot reflectance signatures of common boreal lichens. *Journal of Geophysical Research*, 110 (D20): D20102 [DOI: 10.1029/2005JD005834]
- Korhonen L, Heiskanen J and Korpela I. 2013. Modelling lidar-derived boreal forest canopy cover with SPOT 4 HRVIR data. *International Journal of Remote Sensing*, 34(22): 8172-8181 [DOI: 10.1080/01431161.2013.833361]
- Korhonen L, Korpela I, Heiskanen J and Maltamo M. 2011. Airborne discrete-return LIDAR data in the estimation of vertical canopy cover, angular canopy closure and leaf area index. *Remote Sensing of Environment*, 115(4): 1065-1080 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.12.011]
- Korpela I, Hovi A and Morsdorf F. 2012. Understorey trees in airborne LiDAR data — Selective mapping due to transmission losses and echo-triggering mechanisms. *Remote Sensing of Environment*, 119: 92-104 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.12.011]
- Korpela I, Ørka H O, Hyypä J, Heikkinen V and Tokola T. 2010. Range and AGC normalization in airborne discrete-return LiDAR intensity data for forest canopies. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(4): 369-379 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2010.04.003]
- Korpela I S. 2008. Mapping of understorey lichens with airborne discrete-return LiDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 112 (10): 3891-3897 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.06.007]
- Lang A R G. 1987. Simplified estimate of leaf area index from transmittance of the sun's beam. *Agricultural and Forest Meteorology*, 41(3/4): 179-186 [DOI: 10.1016/0168-1923(87)90078-5]
- Lang A R G, Xiang Y Q and Norman J M. 1985. Crop structure and the penetration of direct sunlight. *Agricultural and Forest Meteorology*, 35(1/4): 83-101 [DOI: 10.1016/0168-1923(85)90076-0]
- Li-Cor I. 1992. LAI-2000 Plant Canopy Analyzer Operating Manual. Lincoln, Nebraska, USA: LI-COR Inc.
- Lovell J L, Jupp D L B, Culvenor D S and Coops N C. 2003. Using airborne and ground-based ranging lidar to measure canopy structure in Australian forests. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29(5): 607-622 [DOI: 10.5589/m03-026]
- Luo S Z, Chen J M, Wang C, Gonsamo A, Xi X H, Lin Y, Qian M J, Peng D L, Nie S and Qin H M. 2018. Comparative performances of airborne LiDAR height and intensity data for leaf area index estimation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(1): 300-310 [DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2765890]
- Luo S Z, Wang C, Zhang G B, Xi X H and Li G C. 2013. Forest leaf area index (LAI) inversion using airborne lidar data. *Chinese Journal of Geophysics*, 56(5): 1467-1475 (骆社周, 王成, 张贵宾, 刁晓环, 李贵才. 2013. 机载激光雷达森林叶面积指数反演研究.

- 地球物理学报, 56(5): 1467-1475 [DOI: 10.6038/cjg20130505]
- Miller J B. 1967. A formula for average foliage density. Australian Journal of Botany, 15(1): 141-144 [DOI: 10.1071/BT9670141]
- Morsdorf F, Kötz B, Meier E, Itten K I and Allgöwer B. 2006. Estimation of LAI and fractional cover from small footprint airborne laser scanning data based on gap fraction. Remote Sensing of Environment, 104(1): 50-61 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.04.019]
- Nilson T. 1999. Inversion of gap frequency data in forest stands. Agricultural and Forest Meteorology, 98-99: 437-448 [DOI: 10.1016/S0168-1923(99)00114-8]
- Ni-Meister W, Jupp D L B and Dubayah R. 2001. Modeling lidar waveforms in heterogeneous and discrete canopies. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39(9): 1943-1958 [DOI: 10.1109/36.951085]
- Pearse G D, Morgenroth J, Watt M S and Dash J P. 2017. Optimising prediction of forest leaf area index from discrete airborne lidar. Remote Sensing of Environment, 200: 220-239 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.08.002]
- Qin Y, Yao W, Vu T T, Li S, Niu Z and Ban Y. Characterizing radiometric attributes of point cloud using a normalized reflective factor derived from small footprint LiDAR waveform. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Observations Remote Sensing. 2015, 8, 740-749. [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2354014]
- Qu Y H, Shaker A, Korhonen L, Silva C A, Jia K, Tian L and Song J L. 2020. Direct estimation of forest leaf area index based on spectrally corrected airborne LiDAR pulse penetration ratio. Remote Sensing, 12(2): 217 [DOI: 10.3390/rs12020217]
- Qu Y H, Shaker A, Silva C A, Klauber C and Pinagé E R. 2018. Remote sensing of leaf area index from LiDAR height percentile metrics and comparison with MODIS product in a selectively logged tropical forest area in eastern Amazonia. Remote Sensing, 10(6): 970 [DOI: 10.3390/rs10060970]
- Riaño D, Valladares F, Condés S and Chuvicco E. 2004. Estimation of leaf area index and covered ground from airborne laser scanner (Lidar) in two contrasting forests. Agricultural and Forest Meteorology, 124(3/4): 269-275 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2004.02.005]
- Richardson J J, Moskal L M and Kim S H. 2009. Modeling approaches to estimate effective leaf area index from aerial discrete-return LiDAR. Agricultural and Forest Meteorology, 149(6/7): 1152-1160 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2009.02.007]
- Roberts S D, Dean T J, Evans D L, McCombs J W, Harrington R L and Glass P A. 2005. Estimating individual tree leaf area in loblolly pine plantations using LiDAR-derived measurements of height and crown dimensions. Forest Ecology and Management, 213(1/3): 54-70 [DOI: 10.1016/j.foreco.2005.03.025]
- Solberg S. 2010. Mapping gap fraction, LAI and defoliation using various ALS penetration variables. International Journal of Remote Sensing, 31(5): 1227-1244 [DOI: 10.1080/01431160903380672]
- Solberg S, Brunner A, Hanssen K H, Lange H, Næsset E, Rautiainen M and Stenberg P. 2009. Mapping LAI in a Norway spruce forest using airborne laser scanning. Remote Sensing of Environment, 113(11): 2317-2327 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.06.010]
- Solberg S, Næsset E, Hanssen K H and Christiansen E. 2006. Mapping defoliation during a severe insect attack on Scots pine using airborne laser scanning. Remote Sensing of Environment, 102(3/4): 364-376 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.03.001]
- Su W, Zhan J G, Zhang M Z, Wu D Y and Zhang R. 2016. Estimation method of crop leaf area index based on airborne lidar data. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 47(3): 272-277 (苏伟, 展郡鸽, 张明政, 吴代英, 张蕊. 2016. 基于机载 LiDAR 数据的农作物叶面积指数估算方法研究. 农业机械学报, 47(3): 272-277) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.038]
- Tang H, Dubayah R, Swatantran A, Hofton M, Sheldon S, Clark D B and Blair B. 2012. Retrieval of vertical LAI profiles over tropical rain forests using waveform lidar at La Selva, Costa Rica. Remote Sensing of Environment, 124: 242-250 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.05.005]
- Tesfamichael S G, van Aardt J, Roberts W and Ahmed F. 2018. Retrieval of narrow-range LAI of at multiple lidar point densities: application on *Eucalyptus grandis* plantation. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 70: 93-104 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.04.014]
- Wagner W, Ullrich A, Melzer T, Briese C and Kraus K. 2004. From single-pulse to full-waveform airborne laser scanners: potential and practical challenges. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 35: 201-206
- Yan G J, Hu R H, Luo J H, Mu X H, Xie D H and Zhang W M. 2016. Review of indirect methods for leaf area index measurement. Journal of Remote Sensing, 20(5): 958-978 (阎广建, 胡容海, 罗京辉, 穆西哈, 谢东辉, 张吴明. 2016. 叶面积指数间接测量方法. 遥感学报, 20(5): 958-978) [DOI: 10.11834/jrs.20166238]
- Yan W Y and Shaker A. 2014. Radiometric correction and normalization of airborne LiDAR intensity data for improving land-cover classification. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 52(12): 7658-7673 [DOI: 10.1109/TGRS.2014.2316195]
- You H T, Wang T J, Skidmore A K and Xing Y Q. 2017. Quantifying the effects of normalisation of airborne LiDAR intensity on coniferous forest leaf area index estimations. Remote Sensing, 9(2): 163 [DOI: 10.3390/rs9020163]
- Zhao F, Li Z Y, Wang Y S and Pang Y. 2008. The application of lidar data in forest. Remote Sensing Information, (1): 106-110, 53 (赵峰, 李增元, 王韵晟, 庞勇. 2008. 机载激光雷达(LiDAR)数据在森林资源调查中的应用综述. 遥感信息, (1): 106-110, 53) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2008.01.021]
- Zhao K G and Popescu S. 2009. Lidar-based mapping of leaf area index and its use for validating GLOBCARBON satellite LAI prod-

uct in a temperate forest of the southern USA. *Remote Sensing of Environment*, 113(8): 1628-1645 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.03.006]

Zheng G, Ma L X, Eitel J U H, He W, Magney T S, Moskal L M and Li M S. 2017. Retrieving directional gap fraction, extinction coef-

ficient, and effective leaf area index by incorporating scan angle information from discrete aerial lidar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(1): 577-590 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2611651]

Estimation of forest leaf area index based on spectrally corrected airborne LiDAR pulse penetration index by intensity of point cloud

TIAN Luo^{1,2}, QU Yonghua^{1,2}, KORHONEN Lauri³, KORPELA Ilkka⁴, HEISKANEN Janne⁴

1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;
2. Beijing Engineering Research Center for Global Land Remote Sensing Products, Institute of Remote Sensing Science and Engineering, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;
3. University of Eastern Finland, School of Forest Sciences, 70210 Finland;
4. Department of Geosciences and Geography, University of Helsinki, 00100 Finland ;
5. Institute for Atmospheric and Earth System Research, Faculty of Science, University of Helsinki, 00100 Finland

Abstract: Canopy gap fraction and extinction coefficient are two primary variables to retrieve Leaf Area Index (LAI) from light transmittance-based model. Currently, for the difficulty of calculating gap fraction from discrete LiDAR Point Cloud Data (PCD), LiDAR Penetration Index (LPI) is used as the alternative of gap fraction to estimate LAI. However, LPI ignores the target spectral difference which is an important factor affecting the number of canopy and background echoes. Therefore, the backscattering coefficient of the background and canopy, $\mu = \rho_g / \rho_v$, is required to correct the LPI to GF. We extracted μ from intensity of the PCD data, which achieved by using a linear regression between the intensity of background and that of canopy in each pulse intensity groups, then the mean μ of all valid groups was used to transform LPI to gap. Given there was a dominant species of vegetation in study area, the light extinction coefficient (k) was extracted using constrained optimization method to obtain the ellipsoidal model parameter χ from multi-angle gap fraction at the large spatial scale (tile scale) under the assumption that the leaf angle distribution can be modeled by a ellipsoidal model and the leaf mean tilt angle is constant through study area. Finally, LiDAR LAI was estimated using retrieved gap fraction and extinction coefficient. Meanwhile, the impact of tile scale (R_{xy_Tile}), sample scale R_{xy_Plot} and height threshold (H_t) were also investigated. The results showed that the μ value was close to unit, and it is contributed by the extensive coverage of lichen vegetation in the area, which is consistent with the actual field characteristics. The gap fraction corrected by μ has a good ability to reflect the field measured data ($R^2 = 0.78$, RMSE = 0.09), and the leaf angle distribution parameter χ , is affected mainly by the large gap between the crowns for areas with dominant species. In terms of size of tile, the retrieval χ , the parameter of ellipsoidal model, was sensitive to the spatial size of tile, which means that attention should be paid to select tile size. An ill-suited tile size would result in a systematic underestimation of LAI. For the target parameter of LAI, the result revealed that it was highly consistent with the ground measurement ($R^2 = 0.84$, RMSE = 0.51) under the condition of R_{xy_Tile} , R_{xy_Plot} and H_t of 950 m, 10 m and 2.6 m respectively. It was concluded that the retrieved LAI was more sensitive to the choice of H_t , and it was noted that more attention would be paid to select appropriate H_t to ensuring the consistent result of LiDAR LAI and field measurements in the further work direction. We conclude that it is feasible to retrieve μ and further to produce LAI using ALS PCD data only. The significance of the proposed method is that it can produce reliable remotely sensed LAI from ALS PCD even with no ancillary spectral data.

Key words: remote sensing, leaf area index, LiDAR, gap fraction, extinction coefficient, target spectral property

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41671333); National Key Research and Development Program of China (No. 2016YFC0500103)