

引用格式: Wang Yao, Fang Hongliang, Zhang Yinghui, *et al.* Retrieval of Forest LAI Using Airborne LVIS and Spaceborne GLAS Waveform LiDAR Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(5): 1004-1014.
[汪焱, 方红亮, 张英慧, 等. 基于机载 LVIS 和星载 GLAS 波形 LiDAR 数据反演森林 LAI[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(5): 1004-1014.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.5.1004

基于机载 LVIS 和星载 GLAS 波形 LiDAR 数据 反演森林 LAI

汪 焱^{1,2}, 方红亮^{1,2}, 张英慧^{1,2}, 李思佳^{1,2}

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;
2. 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049)

摘要: 波形激光雷达 (Light Detection And Ranging, LiDAR) 已经大量用于森林叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI) 估算, 但是波形 LiDAR 数据估算森林 LAI 易受地形影响。地形坡度引起的波形展宽使得地面回波和植被冠层回波信息混合在一起, 难以得到准确的地面回波和冠层回波, 进而影响到 LAI 估算精度。为了估算不同地形坡度条件下的 LAI, 本文采用一种坡度自适应的方法处理机载 LVIS 和星载 GLAS 波形数据。通过坡度自适应的方法得到地面波峰位置, 基于高度阈值来区分地面回波和冠层回波, 进而得到能量比值用于 LAI 估算。基于 LVIS 和 GLAS 数据, 估算了不同森林站点的 LAI, 并利用实测 LAI 数据进行检验。结果表明: 利用波形 LiDAR 数据可以估算森林 LAI, 坡度自适应方法可以改善地形的影响, 提高 LAI 估算精度。对于机载 LVIS, 估算新英格兰森林 LAI 精度为 $R^2=0.77$ 和 $RMSE=0.21$; 对于星载 GLAS, 估算塞罕坝森林 LAI 精度为 $R^2=0.81$ 和 $RMSE=0.28$ 。无论机载还是星载数据, 该方法都有着较高的精度, 对于复杂地形估算 LAI 具有一定潜力。

关键词: 地形坡度; 激光雷达; 叶面积指数; LVIS; GLAS

中图分类号: S771.8; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)05-1004-11

1 引言

叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI) 定义为单位地表面上叶片的总面积的一半^[1]。LAI 是植被结构的核心参数, 在植被光合、呼吸作用和降水截留等过程中的具有重要作用^[2-3], 也是全球变化研究的关键参数之一。

激光雷达 (Light Detection And Ranging, LiDAR) 是一种新兴的主动遥感技术, 可探测森林的结构参数, 获得不同冠层高度的森林垂直结构特征, 如 LAI 和 LAI 垂直分布曲线^[4]。根据搭载的平

台不同, LiDAR 可以分为地基、机载和星载 3 种。地基 LiDAR 主要用于刻画单木或林分尺度的森林结构参数反演, 机载 LiDAR 和星载 LiDAR 更适用于区域尺度的森林结构参数反演^[5-9]。

波形 LiDAR 记录了连续的能量回波, 具有表征 LAI 及其垂直分布的能力^[6, 10-12]。常用的波形 LiDAR 有美国宇航局的机载激光植被成像传感器 (LVIS)^[13] 与冰云和陆地高程卫星 (the Ice, Cloud and land Elevation Satellite, ICESat) 上的地学激光测高系统 (Geoscience Laser Altimeter System, GLAS)^[14]。利用波形 LiDAR 数据估算 LAI 通常是

收稿日期: 2020-06-29; 修订日期: 2020-09-18

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2016YFA0600201)。

作者简介: 汪 焱 (1993—), 男, 重庆人, 博士研究生, 主要从事植被结构参数的激光雷达反演研究。E-mail: wangy.18b@igsrr.ac.cn

通讯作者: 方红亮 (1971—), 男, 浙江淳安人, 研究员, 主要从事关键植被参数反演、产品生产与验证研究。E-mail: fanghl@lreis.ac.cn

基于冠层间隙率的Beer-Lambert定律来实现,可分为回归统计方法和基于物理模型的方法^[4]。用回归统计方法估算森林LAI一般先计算地面回波能量与总回波能量之比,然后通过Beer-Lambert定律来估算LAI。例如,Garcia等^[15-16]采用高度阈值来分离GLAS数据的地面回波和冠层回波,进而得到能量比,最终基于Beer-Lambert定律得到森林的LAI。他们还发现在计算地面回波能量与波形总能量之比时,2 m是分隔地面回波和树冠回波的最佳高度阈值。

采用基于物理模型的方法则首先模拟特定林分下的地面回波或通过高斯分解得到地面回波,然后通过模型反演的方法估算LAI。例如,Tang等^[6]使用Ni-Meister等^[17]的几何光学和辐射传输模型(GORT)从LVIS反演得到哥斯达黎加森林的LAI和0.3 m高度间隔的LAI垂直分布情况,而且与实测LAI的分布吻合较好($R^2=0.63$, RMSE=1.36)。基于物理模型的方法进一步用于GLAS反演美国加利福尼亚州LAI的垂直分布情况和全美植被不同高度层的LAI分布图^[10,18]。

无论回归统计方法还是基于物理模型的方法,分离地面回波和冠层回波是利用LiDAR波形数据计算LAI的关键步骤。Tang等^[6,16]采用Hofmann等^[19]提出的高斯分解方法对LVIS和GLAS数据进行波形分解。每个激光雷达回波被分解成多个高斯分布函数,将分解的高斯函数中最后一个高斯波形认定为地面回波。但是,在复杂地形条件下,如果直接使用默认的最后高斯波形作为地面回波,会产生较大的误差,因为此时最后高斯波形不能准确的代表地面回波。随着地形坡度的增加,波形展宽增大,使得地面回波与植被回波混合,地面回波峰值逐渐减小,最终消失。

为了克服地形的影响,找到正确的地面回波和减小坡度带来的误差,Lee等^[20]提出了一种基于森林冠层GORT的物理方法,该模型量化了地形表面坡度对森林结构参数反演的影响,可以通过纠正地形的影响提高反演精度。Tang等^[21]采用递归分析方法改进GLAS数据中地面回波和冠层回波的分离,使用LAI分布的先验知识来完善LAI估计。结果表明在坡度小于 20° 时,估算的LAI有着较好的结果($R^2=0.69$ 和RMSE=0.33),但在复杂地形下,反演森林LAI仍具有很大的挑战。针对复杂地形情况下森林结构参数反演的问题,Wang等^[9]提出

了一种坡度自适应方法来估算云南西双版纳森林的地上生物量。该方法利用地形信息和激光雷达波形模型,模拟给定坡度条件下的裸地回波,将模拟裸地回波信号截止位置与待反演波形信号截止位置对齐,并从GLAS数据估算得到高精度的森林生物量($R^2=0.84$ 和RMSE=34.99 Mg/hm²)。该方法具有很好的地形适应性,在大坡度范围内具备对坡地森林结构参数反演的潜力。

机载LVIS和星载GLAS数据已经作为估算LAI的有效数据源,但是地形影响一直存在。本研究利用坡度自适应方法来反演不同地形条件下的森林LAI。主要过程如下,首先采用坡度自适应方法计算已知地形下的地面回波,将模拟地面回波的信号截止位置与待反演波形的信号截止位置对齐。然后模拟的地面回波波峰作为地面高度点,并采用高度阈值来分离地面回波和冠层回波,计算得到地面回波能量与波形回波总能量比值。最后,基于Beer-Lambert定律来估算LAI。

2 研究区和数据

2.1 研究区和实测数据

研究区之一位于美国新英格兰地区(图1),研究站点包括Harvard森林、Bartlett森林和Howland森林。Harvard森林站点中的优势种有红橡木(*Quercus rubra*)、红枫(*Acer rubrum*)和东部铁杉(*Tsuga canadensis*)。Bartlett森林站点的优势树种有山毛榉(*Fagus grandifolia*)、黄桦(*Betula alleghaniensis*)、糖枫(*Acer saccharum*)和东部铁杉(*Tsuga canadensis*)。Howland森林站点中的优势树种有红皮云杉(*Picea rubens*)、东部铁杉(*Tsuga canadensis*)和白松(*Pinus strobus*)。

新英格兰地区实测工作于2007年8月1日~11日进行^[22]。每个森林站点设置两个样地,每个样地大小为100 m×100 m,除了Howland森林中一个样地为3个基本观测单元,其余每个样地有5个基本观测单元。每个观测单元采用尼康相机和鱼镜头获取13张数字半球照片(DHP)(图1(c))。DHP照片通过HemiView软件处理得到LAI^[23]。详细的统计数据如表1所示。

另一个研究区域位于中国河北省的塞罕坝国家森林公园(图1(b))。该地区属于寒温带大陆性季风气候,林区气候寒冷,冬季长,春秋短,夏季不明显。树种主要为华北落叶松(*Larix principis*—

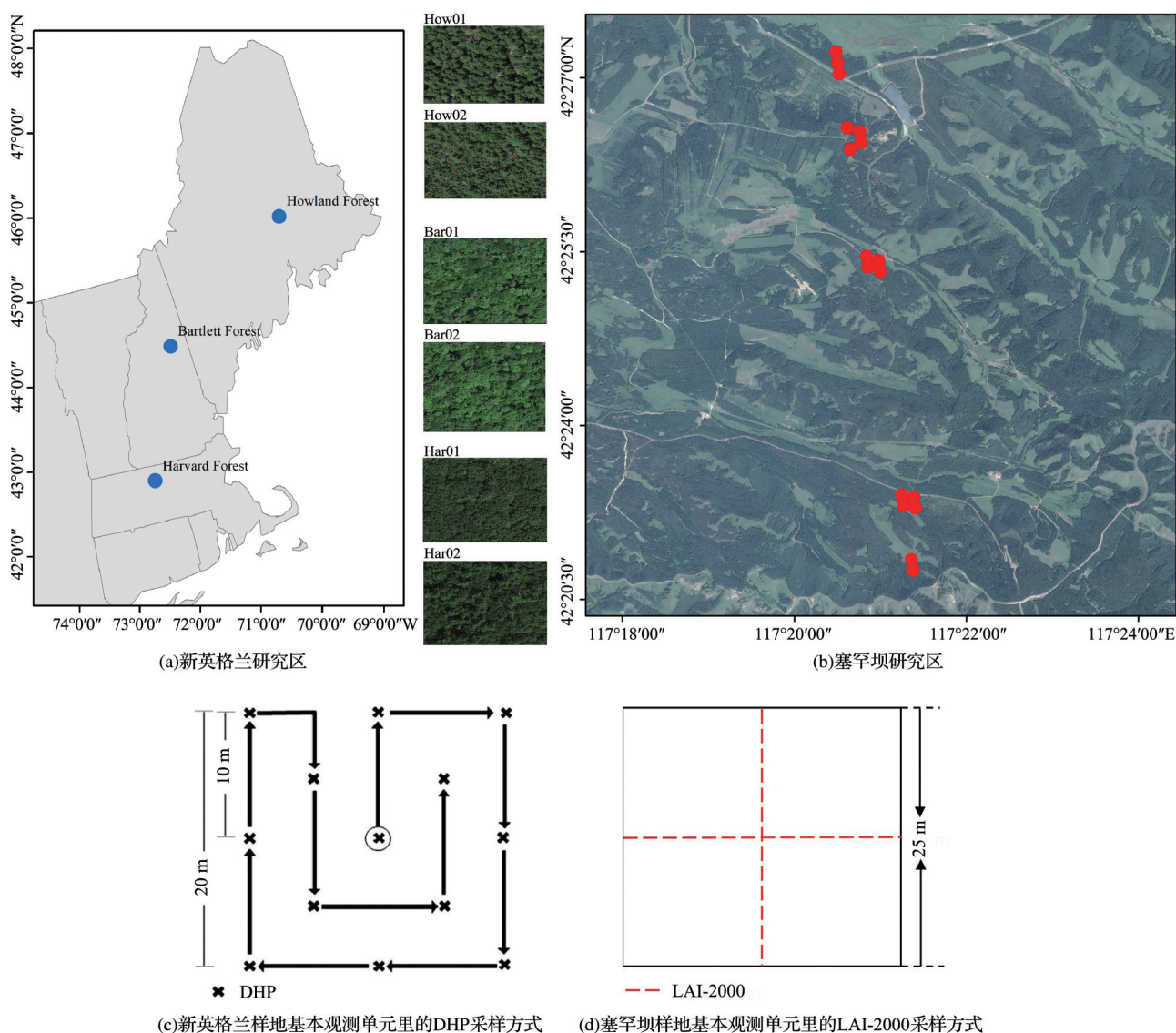


图1 研究区范围与地面实测采样方式(背景图来源于 Google Earth™)

Fig.1 Study sites and sampling strategy within a plot (Background image from Google Earth™)

rupprechtii)、白桦 (*Betula platyphylla*) 和樟子松 (*Pinus Sylvestris var. mongolica*) 等^[24]。塞罕坝外业测量于2018年8月进行,在GLAS光斑脚印中设置25 m×25 m样地(图1(d)),每个样方取5个采样点(十字形布点方案),采用LAI-2000冠层分析仪对样地进行LAI测量,得到每块样地的LAI值^[25]。详细的统计数据如表1所示。

2.2 LVIS 数据

LVIS在美国新英格兰地区开展了大量飞行试验,并有相应的地面实测数据,因此本文采用LVIS对新英格兰地区进行LAI估算。LVIS是一个完整的波形数字化系统,脉冲宽度为10 ns,以30 cm的垂直分辨率记录脚印内的垂直分布^[13]。本文中使用的LVIS数据是2009年8月1日在新英格兰地区

使用20 m直径的脚印获得的(<https://lvis.gsfc.nasa.gov/Data/DataHome.html>)。LVIS发布的数据产品包括:LVIS的冠层高程数据(LCE)记录了激光雷达回波最高点的经纬度和高程;LVIS的地理编码回波波数据(LGW)记录了波形的位置、能量大小与噪音等主要信息;LVIS的地表高程数据(LGE)包括地面坐标、地表高程、25%、50%、75%和100%能量高度(相对于地面),分别表示为RH25、RH50、RH75和RH100。

2.3 GLAS 数据

2018年度开展的碳循环、水循环和能量平衡遥感综合试验获取了塞罕坝研究区GLAS脚点位置的实测LAI等数据。ICESat/GLAS是第一个星载激光雷达系统,提供了2003年至2009年全球测高

表 1 新英格兰样地调查数据和 LVIS 数据

Table 1 Data of field measurement and LVIS in New England

森林	冠层枝 下高/m	站点	基本观测 单元编号	LAI	LVIS 光斑 数量/个
Harvard 森林	7.5	Har01	ALL	3.46	62
			CP	4.58	9
			NE	4.73	11
			NW	4.69	14
			SE	3.99	15
			SW	3.86	22
			ALL	3.66	36
		Har02	CP	4.03	11
			NE	3.4	10
			NW	3.13	6
			SE	3.29	9
			SW	3.47	11
Bartlett 森林	9	Bar01	ALL	3.92	39
			CP	4.16	13
			NE	3.7	10
			NW	4.29	12
			SE	3.63	9
			SW	3.8	8
			ALL	4.17	31
		Bar02	CP	4.65	5
			NE	4.37	7
			NW	3.5	7
			SE	4.14	6
			SW	无	11
Howland 森林	6.5	How01	ALL	3.86	55
			CP	3.87	11
			NE	3.8	15
			NW	3.54	17
			SE	3.41	11
		How02	SW	无	12
			ALL	3.52	18
			CP	3.66	14
			NN	3.22	7
			SS	3.67	4

数据,可以用于测量冰盖收支平衡、云和气溶胶高度、陆地地形和植被特征等。本文采用 GLAS 数据的 GLA01 产品和 GLA14 产品 (<https://nsidc.org/data/icesat/data.html>) 对塞罕坝区域进行 LAI 估算。GLA01 产品提供了每个光斑的原始波形, GLA14 产品提供激光点的高程、经纬度信息和回波波形高斯分解的结果。GLA01 和 GLA14 数据可以根据其中的记录号和光斑号进行关联^[26]。由于波形数据容易受云和系统噪声的影响,本研究中剔除了无效

和异常的数据^[27-29](表 2)。

表 2 塞罕坝样地调查数据和 GLAS 数据

Table 2 Data of field measurement and GLAS in Saihanba

样地号	记录号	光斑号	坡度(°)	LAI
1	377874826	19	4.26	2.97
2	377874826	20	2.52	2.05
3	377874831	1	3.41	2.74
4	377874831	2	3.09	2.04
5	377874831	13	3.54	3.61
6	377874831	14	11.64	2.65
7	537071457	14	9.00	3.34
8	537071457	15	4.40	2.64
9	537071457	20	3.56	3.95
10	537071457	21	1.77	3.54
11	537071462	2	9.65	2.48
12	537071462	3	3.94	2.61
13	537071462	13	2.69	4.45
14	537071462	15	7.16	2.57
15	537071462	20	1.35	3.16
16	537071462	21	1.86	3.34
17	537071462	22	1.88	3.19

2.4 坡度数据

LVIS 脚印大小为 20 m,相匹配的高程数据应为同等或更高分辨率。国家高程数据集(NED)是 USGS 发布的无缝数据(<http://egsc.usgs.gov>),提供了美国境内 1/3 弧秒(约 10 m)分辨率的 NED DEM。因此本研究在新英格兰地区采用 10 m 分辨率的 NED DEM 得到地形坡度,每个 LVIS 脚印中的坡度通过 2×2 的移动窗口来计算。

GLAS 脚印大小为 70 m, SRTM DEM 是全球最完整的高精度地形数据,为全球和区域规模的地理分析提供了可靠的数据来源(<https://earthdata.nasa.gov/>)。SRTM 提供了 1 弧秒(约 30 m)分辨率的 DEM 数据,本文在塞罕坝地区采用 3×3 移动窗口来计算 GLAS 脚印的平均坡度,该窗口大小与 GLAS 光斑大小相当。

3 方 法

本文的主要方法流程如图 2 所示,其中包括原始数据的噪音处理和信号起止点判断,利用坡度自适应方法模拟地面回波,基于高度阈值分离地面回波和冠层回波,通过能量比计算 LAI 以及估算的 LAI 验证,每个步骤的详细信息如下。

3.1 波形数据预处理

首先,对原始的 LVIS 波形和 GLAS 波形数据

采用高斯滤波实现平滑,高斯脉冲的宽度和发射脉冲宽度相同^[26-27]。然后,根据原始数据得到了背景噪音的平均值和标准差,3倍的标准差作为阈值来确定信号的起始位置已经成功用于波形数据估算森林结构参数^[26,30-33],因此本研究采用背景噪音均值加上3倍的标准差作为阈值来确定信号的开始与结束位置。最后,信号起始点被确定为波形强度超过阈值的第一帧位置,信号结束点被确定为波形强度超过阈值的最后一帧位置^[9]。

3.2 基于坡度自适应方法的地面回波模拟

已知地形坡度信息下的地面回波可以模拟为^[9]:

$$\sigma_0^2 = \frac{-(Ct)^2}{2\ln(PT)} \quad (1)$$

$$y = A * \exp\left(\frac{-x^2}{2(\sigma_0 + \beta * \gamma * \tan(\theta))^2}\right) \quad (2)$$

其中: σ_0 是标准差, A 是波峰的振幅; γ 是脚印的半径; θ 是地面坡度; $\beta=0.5$ 是一个扩展高斯形状的宽度换算系数, t 是脉冲宽度, PT 代表波形半高全宽,为0.5, C 是光速, $C=3 \times 10^8$ (m/s)。为了方便运算, A 可以设定为1。

3.3 基于波形数据估算 LAI

LAI反演通常是基于冠层间隙率的Beer-Lambert定律来实现^[7,16,34]。基于Beer-Lambert定律,LAI可以描述为:

$$LAI = -\frac{1}{k} \ln(I/I_0) \quad (3)$$

其中: I 冠层下边的光强, I_0 是冠层上边的光强, k 是消光系数, I/I_0 表示冠层间隙率。

对于波形数据而言,冠层间隙率可以表示为地面回波能量(G_R)与波形回波总能量(T_R)之比。因此,能量比(E_r)定义为:

$$E_r = \frac{nG_R}{C_R + nG_R} \quad (4)$$

其中: C_R 是冠层回波能量; n 为冠层反射率与地面反射率之比,通常设为2^[10,16,35]。

假设叶片在冠层内随机分布,消光系数设为0.5。最后,计算LAI的公式可以描述为:

$$LAI = -\frac{1}{k} \ln(E_r) \quad (5)$$

3.4 新英格兰地区的 LAI 估算

在新英格兰地区,本研究采用LVIS估算LAI。LVIS的脚印半径为10 m,脉冲宽度为10 ns,根据NED提供的地形坡度。采用公式(2)模拟给定坡度

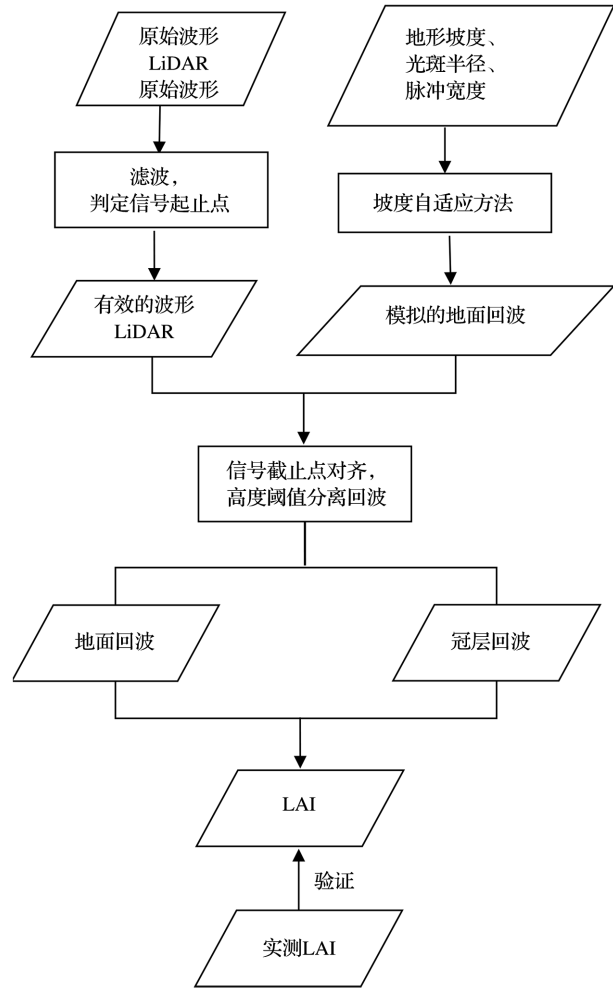


图2 技术流程图

Fig.2 Research flowchart

下的地面回波。将模拟地面回波的信号截止位置与待反演波形的信号截止位置对齐,模拟地面回波的波峰对应LVIS的地面高度。枝下高(Crown Base Height, CBH)代表树冠第一个活枝到地面的高度,采用枝下高可以有效地分离冠层和地面回波。采用实测的枝下高作为高度阈值(见表1),小于高度阈值的回波能量作为地面回波能量,大于高度阈值的回波能量作为冠层回波能量。最终得到地面回波能量和波形总量比值用于LAI估算。

3.5 塞罕坝地区的 LAI 估算

在塞罕坝地区,本研究采用GLAS估算LAI。GLAS的脚印半径为35 m,脉冲宽度为4 ns,根据SRTM提供的地形坡度。采用公式(2)模拟给定坡度下的地面回波。将模拟地面回波的信号截止位置与待反演波形的信号截止位置对齐,模拟地面回波的波峰对应GLAS的地面高度。由于没有实测

的枝下高,采用2 m作为高度阈值^[15-16]。同样,小于高度阈值的回波能量作为地面回波能量,大于高度阈值的回波能量作为冠层回波能量。最终,得到能量比值用于LAI估算。

研究使用的GLAS数据是在2005~2006年获得,然而塞罕坝地区实地测量是在2018年进行,存在较长的时间间隔。为了纠正年际生长带来的影响,从MODIS LAI产品MCD15A2H中获取了2005~2018年间的LAI差异值(LAI_{diff}),用于计算调整后的LAI(LAI_{adj}),公式如下:

$$LAI_{adj} = LAI + LAI_{diff} \quad (6)$$

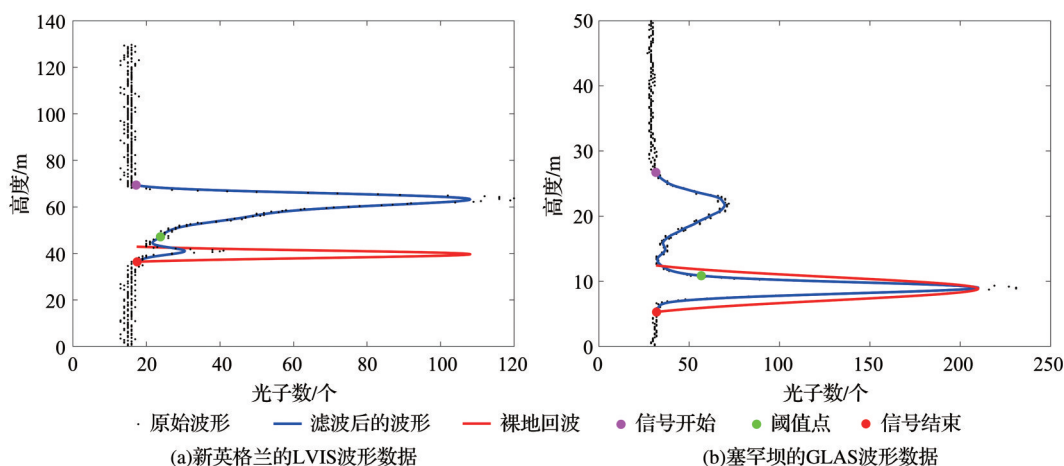


图3 模拟的地面回波与实际波形的吻合性示意图

Fig.3 Examples of the agreement between the simulated ground return and the received waveform

4.2 新英格兰地区的LAI

如图4所示,展示了对新英格兰地区不同森林站点的LVIS进行地面回波和冠层回波的分离。第一行到第三行分别为Harvard森林、Bartlett森林和Howland森林,第一列和第二列代表站点1和站点2。对于具有明显双峰分布的波形数据,较高的峰一般对应于冠层回波,而较低的峰一般对应于地面回波。从图中可以看到,坡度自适应方法模拟的地面回波和原始波形数据的地面回波有着很好的吻合性,可以准确捕获地面回波,并获得准确的回波峰值(图4(a)、(b)、(c)、(e)和(f))。对于单峰分布,很难从原始波形中准确提取地面回波,坡度自适应方法模拟的地面回波可以识别出地面回波的波峰位置(图4(d))。利用枝下高作为高度阈值得到冠层回波地面回波。结果表明,通过坡度自适应方法可以区分不同站点的地面回波和冠层回波。

分离地面回波和冠层回波后,得到能量比值,采用公式(5)估算新英格兰地区的LAI。如图5所

4 研究结果

4.1 地面回波模拟

根据给定光斑脚印大小、地形坡度和脉冲宽度,得到了模拟的地面回波。将计算得到的模拟地面回波和实际波形回波以信号截止点进行对齐。对于新英格兰的LVIS波形数据和塞罕坝的GLAS波形数据,模拟的地面回波和原始波形数据的地面回波有着很好的吻合性,如图3所示。黑色的散点代表原始波形,蓝色曲线代表平滑后的波形数据,红色曲线代表模拟的地面回波;从上到下,3个加粗的点代表信号起始点、高度阈值点和信号截止点。

示,针对不同森林站点,将LVIS反演的LAI与实测的LAI回归分析。在Harvard森林站点,基于LVIS估算的LAI与实测值有着很好的相关性($R^2=0.89$);在Bartlett站点,展现出了中等的相关性, $R^2=0.66$ 和RMSE=0.19;在Howland森林站点,基于LVIS估算的精度较低,有着较差的相关性, $R^2=0.20$ 和RMSE=0.18。

为了验证新英格兰区域总体的反演精度情况,将所有站点的32个实测数据与LVIS LAI进行回归分析。如图6所示,LVIS LAI与实测的LAI有着高度的相关性, $R^2=0.77$ 和RMSE=0.21。同时,数据散点大致分布在1:1线的两侧。

4.3 塞罕坝地区的LAI

图7展示了塞罕坝不同坡度情况下的GLAS地面回波和冠层回波的分离情况。可以看出在坡度较小的情况下,回波呈现典型的双峰结构特征,上面的回波来自森林冠层,下面的回波来自地面(图7(a))。当坡度增大时,波形展宽也随之增加,同时地面的

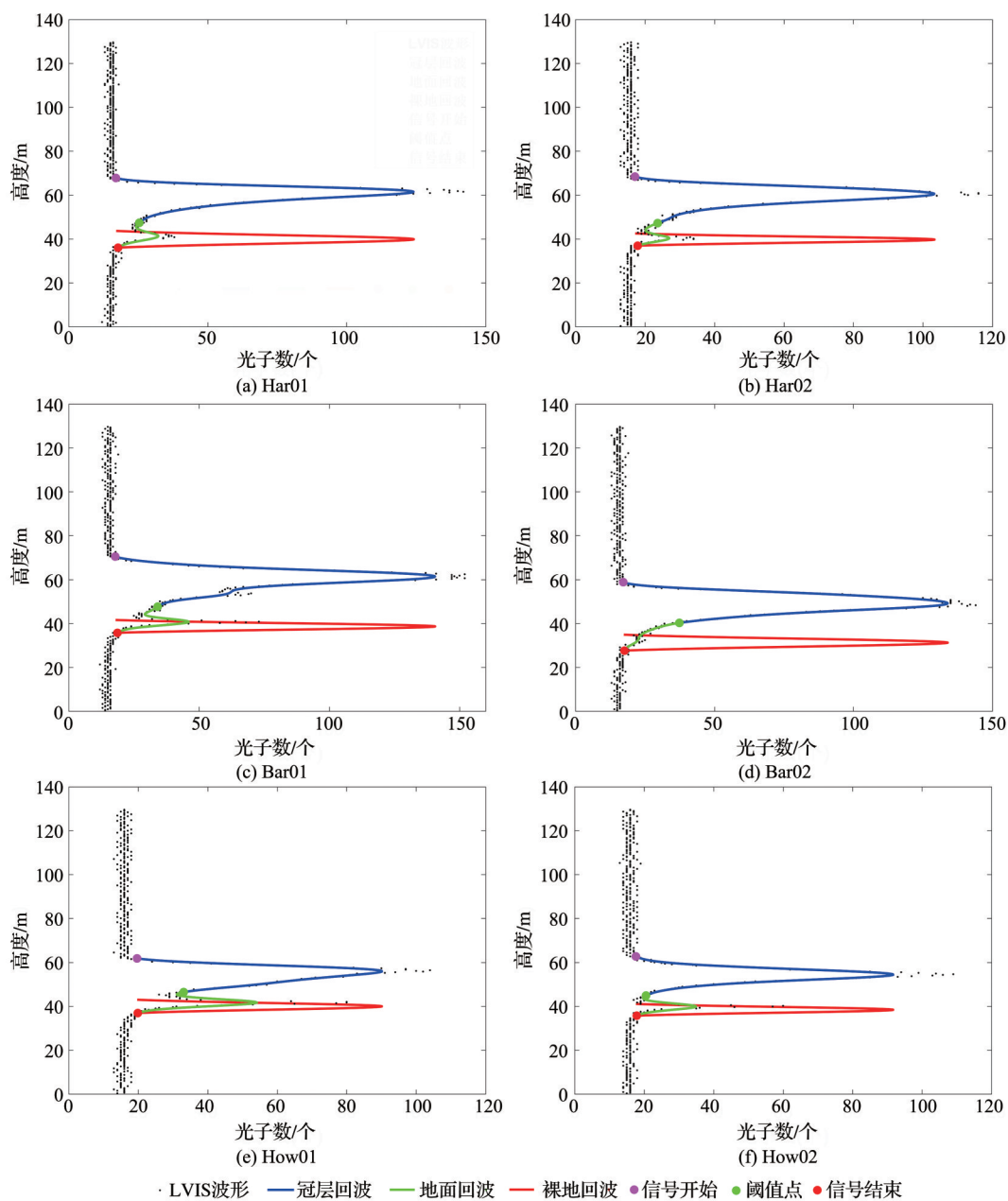


图 4 新英格兰地区的地面回波和冠层回波分离示意图

Fig.4 Schematic diagram of separation of ground return and canopy return in New England

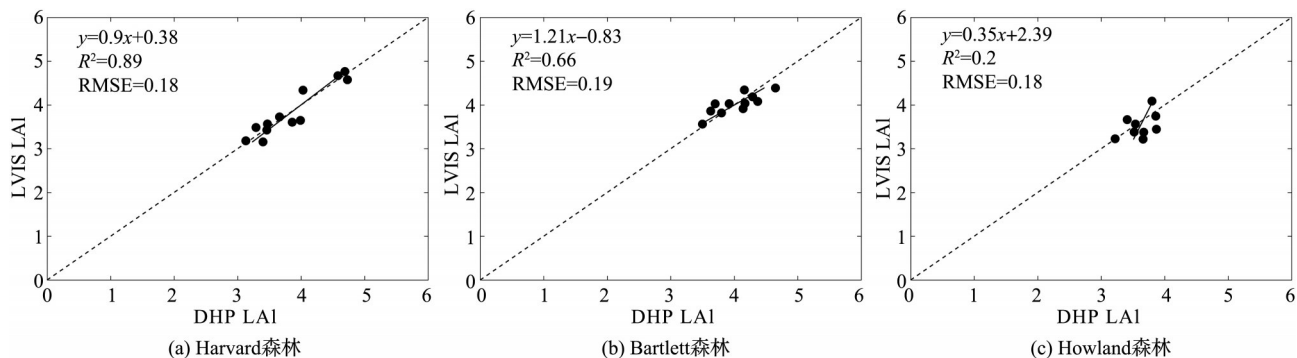


图 5 新英格兰地区不同的森林站点 LVIS LAI 与实测 DHP LAI 的回归模型

Fig.5 Regression model of LVIS LAI and DHP LAI at different forest sites in New England

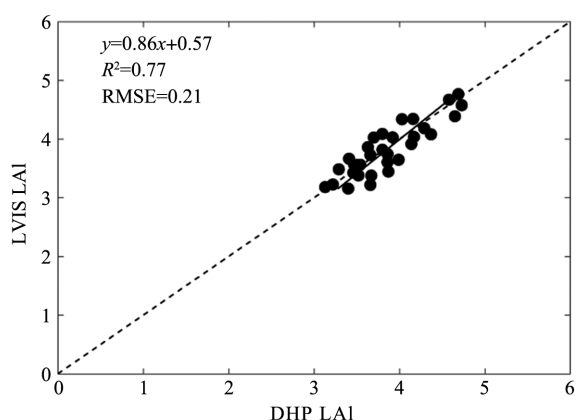


图6 新英格兰所有站点的实测DHP LAI与LVIS LAI的回归关系($R^2=0.77$ 和 $RMSE=0.21$)

Fig.6 The relationship between the DHP LAI and LVIS LAI of all sites in New England ($R^2=0.77$ and $RMSE=0.21$)

波峰和植被的波峰值都降低,森林冠层波峰逐渐与

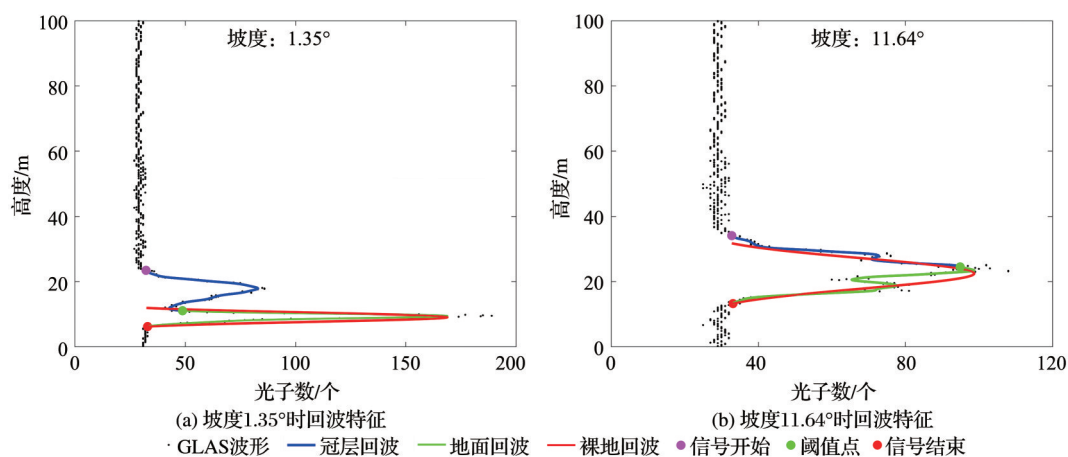


图7 塞罕坝地区不同坡度下的GLAS地面回波和冠层回波分离示意图

Fig.7 Examples of separation of GLAS ground return and canopy return at different slopes in Saihanba

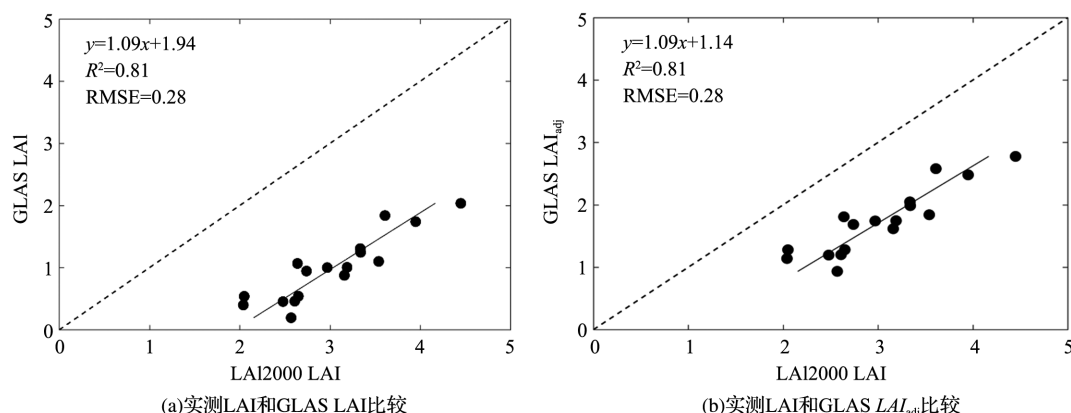


图8 实测LAI和GLAS LAI回归分析

Fig.8 Regression analysis of field LAI and GLAS LAI

5 讨论

新英格兰地区的Harvard和Bartlett森林站点

地面波峰发生混叠,存在多个回波波峰(图7(b))。在不同坡度情况下,从图中可以看到,模拟的地面回波可以准确捕获地面回波。利用高度阈值得到地面回波和冠层回波。

分离GLAS地面回波和冠层回波后,得到能量比值,采用公式(5)估算塞罕坝的LAI。如图8所示,建立了17个脚点下的实测LAI与GLAS LAI数据的相关性分析。GLAS LAI与实测得到的LAI显示出良好的相关性(图8(a)), $R^2=0.81$ 和 $RMSE=0.28$ 。但是,数据散点严重偏离了1:1线,基于GLAS估算的LAI小于实测的LAI值,有着明显的低估效应。考虑实测数据与卫星观测时间的不匹配,从MCD15A2H得到2005~2018年的 LAI_{diff} 为0.74,根据公式(6)得到 LAI_{adj} 。如图8(b)所示,考虑时间差异可以有效地提高LAI估算的精度,改善低估效应。

有着较好的相关性($R^2>0.66$),但在Howland相关性较差($R^2=0.2$),有可能是因为该站点的森林进行了择伐而且非常稀疏^[36]。对于新英格兰地区所有

站点,估算的精度为 $R^2=0.77$ 。

塞罕坝地区 GLAS 估计的 LAI 存在着低估效应,由于年际生长,实测的 LAI 偏高。考虑时间差异得到调整后的 LAI_{adj} ,可以有效地提高 LAI 估算的精度,减小了 GLAS 估算的 LAI 与实测 LAI 的偏差,改善低估效应。但是,GLAS LAI 还是存在轻微的低估现象。本文假设叶片随机分布,由于 GLAS 光斑大小为 70 m,远大于树冠的大小,光斑内的叶子分布几乎不是随机的,实际上存在聚集效应^[37]。

在新英格兰森林地区采用 LVIS 机载数据,在塞罕坝地区采用 GLAS 星载数据,应用坡度自适应的波形处理方法得到了反演结果。为了验证该算法的适用性,应该在同一地方利用机载数据和星载数据进一步验证该算法。对新英格兰 100 m×100 m 样地周围的 GLAS 数据进行筛选,由于数据的局限性,发现在实测样地周围没有距离较近的 GLAS 数据。

坡度自适应方法受限于地形坡度。研究使用了 NED 和 SRTM 数据,但是这两种数据并不是唯一的数据源,许多开源的全球数字高程数据集也可用于计算地形坡度,例如:ASTER 全球数字高程模型^[38]、ALOS 全球数字表面模型^[39]和 TanDEM-X 90 m 数字高程模型^[40]。根据坡度自适应方法的定义,识别波形数据的信号截止点对于该方法很重要,信号截止点的识别精度会影响 LAI 的估算。

6 结 论

考虑地形坡度对波形数据的影响,本研究基于坡度自适应方法来估算不同研究区的森林 LAI。利用已知地形坡度模拟地面回波,将模拟的地面回波和森林回波以信号截止点对齐,基于高度阈值分离地面回波和冠层回波得到能量比值估算 LAI,并通过实测 LAI 验证。结果表明:

(1)坡度自适应方法可用于不同研究区域和不同的波形数据。基于机载 LVIS 可估算新英格兰地区森林站点 LAI, LVIS LAI 的精度为 $R^2=0.77$ 和 $RMSE=0.21$; 基于星载 GLAS 可估算塞罕坝地区森林 LAI, GLAS LAI 的精度为 $R^2=0.81$ 和 $RMSE=0.28$ 。

(2)坡度自适应方法模拟的地面回波可以抵消坡度带来的展宽效应。对于新英格兰的 LVIS 波形数据和塞罕坝的 GLAS 波形数据,模拟的地面回波和原始波形数据的地面回波有着很好的吻合性。

对于双峰和单峰分布的原始波形数据,都可以准确捕获地面回波,并获得准确的回波峰值。

利用波形 LiDAR 可成功估算 LAI, 考虑地形效应可进一步提高 LAI 估算的精度。本研究提出的坡度自适应方法可应用于复杂地形进一步研究。

参考文献 (References):

- [1] Chen J M, Black T A. Defining Leaf-Area Index for Non-Flat Leaves[J]. *Plant Cell and Environment*, 1992, 15: 421-429.
- [2] Alton P B. The Sensitivity of Models of Gross Primary Productivity to Meteorological and Leaf Area Forcing: A Comparison between a Penman-Monteith Ecophysiological Approach and The MODIS Light-Use Efficiency Algorithm [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2016, 218: 11-24.
- [3] Asner G P, Braswell B H, Schimel D S, *et al.* Ecological Research Needs from Multiangle Remote Sensing Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 63: 155-165.
- [4] Fang H L, Baret F, Plummer S, *et al.* An Overview of Global Leaf Area Index (LAI): Methods, Products, Validation, and Applications [J]. *Reviews of Geophysics*, 2019, 57: 739-799.
- [5] Solberg S, Brunner A, Hanssen K H, *et al.* Mapping LAI in a Norway Spruce Forest Using Airborne Laser Scanning [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113: 2317-2327.
- [6] Tang H, Dubayah R, Swatantran A, *et al.* Retrieval of Vertical LAI Profiles over Tropical Rain Forests Using Waveform LiDAR at La Selva, Costa Rica [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 124: 242-250.
- [7] Zhao K G, Popescu S. -based Mapping of Leaf Area Index and Its Use for Validating GLOBCARBON Satellite LAI Product in a Temperate Forest of the Southern USA [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113: 1628-1645.
- [8] Zheng G, Moskal L M, Kim S H. Retrieval of Effective Leaf Area Index in Heterogeneous Forests with Terrestrial Laser Scanning [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51: 777-786.
- [9] Wang Y, Ni W, Sun G, *et al.* Slope-adaptive Waveform Metrics of Large Footprint LiDAR for Estimation of Forest Aboveground Biomass [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 224: 386-400.
- [10] Tang H, Dubayah R, Brolly M, *et al.* Large-scale Retrieval of Leaf Area Index and Vertical Foliage Profile from the Spaceborne Waveform LiDAR (GLAS/ICESat) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 154: 8-18.
- [11] Lefsky M A, Cohen W B, Parker G G, *et al.* LiDAR Remote Sensing for Ecosystem Studies [J]. *Bioscience*, 2002, 52: 19-30.
- [12] Zhao F, Yang X Y, Strahler A H, *et al.* A Comparison of Foliage Profiles in the Sierra National Forest Obtained with a Full-waveform Under-canopy EVI LiDAR System with the Foliage Profiles Obtained with an Airborne Full-waveform

- LVIS LiDAR System[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 136: 330-341.
- [13] Blair J B, Rabine D L, Hofton M A. The Laser Vegetation Imaging Sensor: A Medium-altitude, Digitisation-only, Airborne Laser Altimeter for Mapping Vegetation and Topography[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999, 54: 115-122.
- [14] Zwally H J, Schutz B, Abdalati W, *et al.* ICESat's Laser Measurements of Polar Ice, Atmosphere, Ocean, and Land [J]. Journal of Geodynamics, 2002, 34: 405-445.
- [15] Garcia M, Popescu S, Riano D, *et al.* Characterization of Canopy Fuels Using ICESat/GLAS Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 123: 81-89.
- [16] Luo S Z, Wang C, Li G C, *et al.* Retrieving Leaf Area Index Using ICESat/GLAS Full-waveform Data[J]. Remote Sensing Letters, 2013, 4: 745-753.
- [17] Ni-Meister W, Jupp D L B, Dubayah R. Modeling LiDAR Waveforms in Heterogeneous and Discrete Canopies[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39: 1943-1958.
- [18] Tang H, Ganguly S, Zhang G, *et al.* Characterizing Leaf Area Index (LAI) and Vertical Foliage Profile (VFP) over the United States[J]. Biogeosciences, 2016, 13:239-252.
- [19] Hofton M A, Minster J B, Blair J B. Decomposition of Laser Altimeter Waveforms[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38: 1989-1996.
- [20] Lee S, Ni-Meister W, Yang W Z, *et al.* Physically based Vertical Vegetation Structure Retrieval from ICESat Data: Validation Using LVIS in White Mountain National Forest, New Hampshire, USA [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115: 2776-2785.
- [21] Tang H, Brolly M, Zhao F, *et al.* Deriving and Validating Leaf Area Index (LAI) at Multiple Spatial Scales through LiDAR Remote Sensing: A Case Study in Sierra National Forest, CA [J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 143: 131-141.
- [22] Strahler A H, Schaaf C, Woodcock C, *et al.* ECHIDNA LiDAR Campaigns: Forest Canopy Imagery and Field Data, U. S. A., 2007-2009[DB]. ORNL Distributed Active Archive Center: 2011; 10.3334/ormlaac/1045.
- [23] Zhao F, Yang X Y, Schull M A, *et al.* Measuring Effective Leaf Area Index, Foliage Profile, and Stand Height in New England Forest Stands Using a Full-waveform Ground-based LiDAR[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115: 2954-2964.
- [24] Zeng W J, Wang W. Combination of Nitrogen and Phosphorus Fertilization Enhance Ecosystem Carbon Sequestration in a Nitrogen-limited Temperate Plantation of Northern China [J]. Forest Ecology and Management, 2015, 341: 59-66.
- [25] Song Jinling, Zhu Xiao, Yang Lei, *et al.* Datasets of LAI and Spectral Observations of the Comprehensive Remote Sensing Experiment of Carbon Cycle, Water Cycle and Energy Balance in Saihanba Region in Xiaoluan Watershed in 2018[DB]. Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, 2018.[宋金玲, 朱筱, 杨磊, 等. 碳循环、水循环和能量平衡遥感综合试验:2018年小滦河流域塞罕坝林区LAI及叶片与地面光谱测量数据集[DB]. 北京师范大学地理科学学部遥感科学与工程研究院, 2018.]
- [26] Sun G, Ranson K J, Kimes D S, *et al.* Forest Vertical Structure from GLAS: An Evaluation Using LVIS and SRTM Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112: 107-117.
- [27] Chen Q. Retrieving Vegetation Height of Forests and Woodlands over Mountainous Areas in the Pacific Coast Region Using Satellite Laser Altimetry[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114: 1610-1627.
- [28] Chi H, Sun G Q, Huang J L, *et al.* National Forest Above-ground Biomass Mapping from ICESat/GLAS Data and MODIS Imagery in China[J]. Remote Sensing, 2015, 7: 5534-5564.
- [29] Nie S, Wang C, Zeng H, *et al.* A Revised Terrain Correction Method for Forest Canopy Height Estimation Using ICESat/GLAS Data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 108: 183-190.
- [30] Chi H, Sun G, Huang J, *et al.* Estimation of Forest Above-ground Biomass in Changbai Mountain Region Using ICESat/GLAS and Landsat/TM Data [J]. Remote Sensing, 2017, 9: 707.
- [31] Liu K L, Wang J D, Zeng W S, *et al.* Comparison and Evaluation of Three Methods for Estimating Forest above Ground Biomass Using TM and GLAS Data [J]. Remote Sensing, 2017, 9(4):341. doi:10.3390/rs9040341.
- [32] Wang M J, Sun R, Xiao Z Q. Estimation of Forest Canopy Height and Aboveground Biomass from Spaceborne LiDAR and Landsat Imageries in Maryland [J]. Remote Sensing, 2018, 10(2):344. doi:10.3390/rs10020344.
- [33] Yu Y, Yang X, Fan W. Estimates of Forest Structure Parameters from GLAS Data and Multi-angle Imaging Spectrometer Data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 38: 65-71.
- [34] Richardson J J, Moskal L M, Kim S H. Modeling Approaches to Estimate Effective Leaf Area Index from Aerial Discrete-return LIDAR [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2009, 149: 1152-1160.
- [35] Lefsky M A, Cohen W B, Acker S A, *et al.* LiDAR Remote Sensing of the Canopy Structure and Biophysical Properties of Douglas-fir Western Hemlock Forests[J]. Remote Sensing of Environment, 1999, 70: 339-361.
- [36] Ni-Meister W, Yang W Z, Lee S, *et al.* Validating Modeled LiDAR Waveforms in Forest Canopies with Airborne Laser Scanning Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 204: 229-243.
- [37] Yang X, Wang C, Pan F, *et al.* Retrieving Leaf Area Index in Discontinuous Forest Using ICESat/GLAS Full-waveform data based on Gap Fraction Model[J]. ISPRS Journal of Pho-

- togrammetry and Remote Sensing, 2019, 148: 54–62.
- [38] Tachikawa T, Hato M, Kaku M, *et al.* Characteristics of AS-TER GDEM Version 2[C]// In Proceedings of 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 24–29 July 2011:3657–3660.
- [39] Hagensieker R, Roscher R, Rosentreter J, *et al.* Tropical Land Use Land Cover Mapping in Pará (Brazil) Using Discriminative Markov Random Fields and Multi-temporal TerraSAR-X Data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2017, 63: 244–256.
- [40] Wessel B, Huber M, Wohlfart C, *et al.* Accuracy Assessment of the Global TanDEM-X Digital Elevation Model with GPS Data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 139: 171–182.

Retrieval of Forest LAI Using Airborne LVIS and Spaceborne GLAS Waveform LiDAR Data

Wang Yao^{1,2}, Fang Hongliang^{1,2}, Zhang Yinghui^{1,2}, Li Sijia^{1,2}

(1.LREIS, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2.College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Estimation of forest Leaf Area Index (LAI) using waveform LiDAR has been performed in many studies. However, the LAI estimation from waveform LiDAR was affected by terrain slope. Terrain slopes can blur the boundary between ground and canopy returns in a waveform LiDAR, and it is difficult to obtain accurate ground return and canopy return. In order to estimate the LAI under different terrain slopes, a slope-adaptive method was used to process the airborne LVIS and spaceborne GLAS waveform data. First, the ground peak position was obtained by slope-adaptive method. Subsequently, the ground return and canopy return were separated based on the height threshold. Finally, the energy ratios were calculated for LAI estimation. For the LVIS and GLAS data, LAI of different forest sites was estimated and validated with the field LAI. The result shows that forest LAI was successfully estimated with waveform LiDAR data, and the slope-adaptive method can overcome the effect of terrain and improve the accuracy of LAI estimation. For airborne LVIS, the accuracy of LAI in New England is $R^2 = 0.77$ and $RMSE = 0.21$. For spaceborne GLAS, the accuracy of LAI in the Saihanba is $R^2 = 0.81$ and $RMSE = 0.28$. No matter on the airborne or spaceborne data, the proposed method indicates high accuracy and shows potential for LAI estimation over complex topography.

Key words: Slope; LiDAR; Leaf Area Index (LAI); LVIS; GLAS