论文

基于星载激光雷达 GLAS 和光学 MODIS 数据 中国森林冠层高度制图

杨婷^{①②}, 王成^{①*}, 李贵才^③, 骆社周^①, 习晓环^①, 高帅^④, HongCheng ZENG^⑤

① 中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室, 北京 100094;

② 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049;

③ 中国气象局国家卫星气象中心, 北京 100081;

④ 中国科学院遥感与数字地球研究所, 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;

⑤ Faculty of Forestry, University of Toronto, Toronto M5S 3B3, Canada

* 联系人, E-mail: chengwang@ceode.ac.cn

收稿日期: 2013-11-27; 接受日期: 2014-06-03; 网络版发表日期: 2014-10-21

国家自然科学基金重大国际合作研究项目(编号: 41120114001)、国家重点基础研究发展计划项目(编号: 2013CB733405)、国家自然科学基金项目(批准号: 41371350, 41171279)、中国科学院“百人计划”专项和北京市自然科学基金项目(编号: 4144074)资助

摘要 星载 GLAS 波形数据精确记录了光斑内所有探测目标的垂直结构信息, 在森林结构参数反演方面具有极大的应用潜力, 但 GLAS 激光脚印是不连续分布的离散点且密度较低(中国地区平均约为 0.14 point/km^2), 因此仅利用 GLAS 数据不能获得高精度的连续植被高度分布. 已有研究表明, 相对其他光学数据及反演参数, MODIS BRDF 参数最能反映植被结构信息. 本文利用同时期(2008 年 2 月)的 GLAS 与 MODIS 数据, 首先采用小波分析方法提取 GLAS 数据的波形特征参数, 通过 ASTER GDEM 数据计算地形指数, 并辅以植被分类数据分三种森林类型分别建立基于波形特征参数和地形指数的树高估算模型; 然后, 通过神经网络训练建立基于 GLAS 树高和最佳 MODIS BRDF 波段组合的树高反演模型, 并应用该模型得到中国森林植被平均高度的连续分布图; 最后, 利用野外实测树高和机载激光雷达数据提取树高分别对反演结果进行验证, 结果表明该模型反演精度较高.

关键词

GLAS

波形分解

地形因子

冠层高度模型

全球气候变化已经成为国际社会普遍关注的焦点, 而森林碳循环是研究全球气候变化的重要内容之一, 陆地生态系统中约 77% 的植被碳存储在森林中(Wang 等, 2011). 森林平均高度、蓄积量和胸径等森林生长参数是林业调查中的重要测量内容. 目前, 树高已代替胸径等指标, 成功应用于陆地碳存储研究中. 因此, 准确估算森林植被高度对研究森林碳循

环及全球气候变化问题有重大意义(De Jong 等, 2003). 中国森林植被高度制图不仅可以直观地反映中国森林的空间分布状况, 而且可用来估算森林碳储量, 为森林碳循环研究提供更为精确的科学数据.

森林植被高度的传统获取方法是实地调查, 该方法操作简单、精度高, 但时间和人力成本高, 推广到全国范围不可行. 随着遥感技术的发展, 光学、微

中文引用格式: 杨婷, 王成, 李贵才, 等. 2014. 基于星载激光雷达 GLAS 和光学 MODIS 数据中国森林冠层高度制图. 中国科学: 地球科学, 44: 2487–2498
英文引用格式: Yang T, Wang C, Li G C, et al. 2014. Forest canopy height mapping over China using GLAS and MODIS data. Science China: Earth Sciences, doi: 10.1007/s11430-014-4905-5

波技术成为估测森林植被高度的重要手段(Brown 和 Schroeder, 1999). 光学遥感数据较容易获取, 是进行区域尺度森林植被高度制图的有效途径. Kimes 等(2006)使用 MISR 数据反演了美国 Howland Maine 实验区的树冠高度. Heiskanen(2006)利用 MISR BRDF 数据反演了芬兰 Fennoscandian 地区的部分树高. 但是光学遥感对天气有较高的要求, 云的遮挡和辐射都会影响影像质量, 且只能得到植被冠层表面信息, 估算结果误差较大(Zhang 等, 2006). 与光学遥感相比, 微波遥感的优势在于不受天气条件与时间的限制, 能够较好地反映树冠高度特征, 为精确估算森林高度提供了可能. Cloude 等(1998)基于描述植被高度和极化相干之间关系的 RVOG 模型, 提出单基线 POLInSAR 森林高度反演方法. Neumann 等(2009)提出了二分量极化干涉森林参数反演模型, 进行了高精度的植被高度估算. 虽然微波信号穿透性较强, 但其复杂的散射机制对树高建模存在一定的影响(Hyde 等, 2007).

激光雷达 LiDAR(Light Detection and Ranging)是近年来迅速发展的新型主动遥感探测技术, 在探测植被的空间结构信息方面有着巨大优势. Clapik 等(2004)利用机载 LIDAR 数据反演了哥斯达黎加 La Selva 地区热带雨林的树高. 庞勇等(2008)采用机载激光雷达技术完成了山东省泰安市徂徕山林场平均树高的提取. 但是, 机载激光雷达数据获取成本高, 且难以实现大范围内的数据获取, 制约了其在广大区域的广泛应用. 与机载激光雷达相比, 星载激光雷达采用卫星平台, 具有运行轨道高、观测视野广的优点, 可实现全球范围覆盖, 在估算大尺度森林高度方面具有无可比拟的优势. 星载激光雷达 GLAS 数据能较好地反映森林的垂直结构信息, Lefsky 等(2005)和 Sun 等(2006)分别利用 GLAS 数据提取了平均树高, 结果精度较高. NASA 利用 2005 年的 GLAS 数据, 联合 MODIS 和 TRMM 卫星数据成功地制作出 0.6 英里分辨率的全球森林高度图, 并利用近 70 个地面站观测网络数据进行了结果验证, RMSE 为 6.1 m, 模型决定系数为 0.5(Alan, 2012). 董立新等(2011)结合星载 GLAS 与光学 MERSI 数据联合反演了江西地区针叶林、阔叶林、针阔混交林的连续高度, 模型精度依次为 0.7325, 0.6095 和 0.4068.

地形因素是影响大光斑激光雷达植被结构参数提取的主要因素, 也是目前该领域的研究热点.

Lefsky 等(2005)利用美国机载地形测绘计划(Shuttle Radar Topography Mission, SRTM)的 DEM 数据提取地形指数, 并以此降低地形因素对 GLAS 植被参数提取的影响. 邢艳秋等以 Lefsky 模型为基础建立了基于波形和高程的对数变换模型, 进一步提高了植被高度的反演精度(Xing 等, 2010).

GLAS 激光点呈离散分布且点密度很低, 若要得到连续的高精度植被参数分布, 需联合其他的连续成像遥感数据. 通过光学遥感数据提取的 BRDF 信息能精确地反映植被结构信息, 其中 MODIS BRDF 数据通过二向性反射模型建立冠层表面光谱与结构特征的关系, 进而反演植被结构参数(Jiao 等, 2011). Deng 等(2006)基于几何光学和辐射传输理论, 提出了一种利用 BRDF 反演全球 LAI 的算法. MODIS BRDF 数据是利用半经验核驱动模型反演而来, 能够以此建立物理或经验模型来反演植被高度(Gao 等, 2003). Wang 等(2011)使用 500 m 分辨率的 MODIS BRDF 数据, 通过建立多元线性回归模型估算了美国 Howland 森林等多个地区的冠层高度, 其模型的决定系数为 0.54~0.82.

综上所述, 融合激光雷达数据与光学遥感数据是估算大尺度连续森林冠层高度的有效手段. 本文首先对中国地区的 GLAS 数据进行数据预处理、波形分解、特征参数提取、对 ASTER GDEM 数据计算地形指数、以及树高模型建立等一系列步骤反演激光光斑内的森林植被高度, 然后辅以森林植被分类数据, 分别建立不同森林类型的 GLAS 光斑森林植被高度和 MODIS BRDF 数据的神经网络模型, 并应用该模型制作了中国地区连续森林植被高度分布图, 最后分别利用野外实测数据和机载激光雷达树高反演结果进行了验证.

1 数据

1.1 GLAS 数据

GLAS(The Geoscience Laser Altimeter System, GLAS)是美国 ICESat 卫星上搭载的激光雷达传感器, 于 2003 年 1 月发射, 轨道高度约 600 km, 回归周期为 183 d, 可覆盖 86°N~86°S 的全球大部分地区. GLAS 系统以每秒 40 次的频率发射脉冲, 通过发射和接收信号的时间差计算卫星与地物目标之间的距离. 激光雷达信号到达地表后形成直径约为 70 m 的近圆形光

斑, 同一轨道相邻光斑的间隔为 170 m, 轨道间距离随纬度的变化而改变, 在赤道附近轨道间距为 15 km, 纬度 80° 处的间距为 2.5 km (Abshire 等, 2005). 光斑范围内不同高度的目标均有反射回波, 这些回波精确记录了光斑内所有目标的垂直结构信息, 可用于森林冠层结构的精确反演.

GLAS 数据包括了 15 种标准产品, 其中 GLA01 数据产品包含了完整波形信息, GLA14 数据产品包含激光点的经纬度、高程以及经波形分解提取的波峰位置等信息. 本研究利用了 2008 年 2 月份中国地区所有激光点 (图 1) 的 GLA01 和 GLA14 数据.

1.2 MODIS 数据

中分辨率成像光谱仪 (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS) 是美国 Terra 和 Aqua 卫星上搭载的主要传感器之一, 能够实时地观测全球陆地、海洋和低层大气内的动态变化过程. MODIS 有 36 个光谱通道并提供若干数据产品, 其中 MODIS BRDF 为第四级产品, 空间分辨率为 500 m.

MODIS BRDF 产品可较好地反映各像素的各向异性特征, 已被用来反演植被结构参数 (Gao 等, 2003). 该产品是由 RTLSR 算法运算得到, 而 RTLSR 算法采用了两个核的线性加权和形式, 这两个核分

别为罗斯表层核 (RossThick) 和李氏稀疏互易核 (LiSparse-Reciprocal). 其公式为

$$R(\theta, \vartheta, \phi, \Lambda) = f_{\text{iso}}(\Lambda) + f_{\text{vol}}(\Lambda) K_{\text{vol}}(\theta, \vartheta, \phi) + f_{\text{geo}}(\Lambda) K_{\text{geo}}(\theta, \vartheta, \phi), \quad (1)$$

式中, R 为 Λ 波段的二向性反射分布函数; f_{iso} , f_{geo} 和 f_{vol} 分别表示各向同性散射、几何光学散射和体散射在这三部分所占的权重; K_{vol} 和 K_{geo} 分别为体散射核和几何光学核; θ , ϑ 和 ϕ 分别为观测角、照明角及相对方位角 (Jiao 等, 2011).

MODIS BRDF/Albedo (MOD43A) 中的 MCD43A1 子产品提供了基于 RTLSR 模型的三个反演参数, 即各项同性散射权重参数、几何光学散射权重参数和体散射权重参数. 为了与 GLAS 数据时间同步, 本研究使用 2008 年 2 月份 16 天合成的 MCD43A1 产品 (下载地址 http://reverb.echo.nasa.gov/reverb/#utf8=%E2%9C%93&spatial_map=satellite&spatial_type=rectangle).

1.3 植被分类数据

冠层空间结构和林木种类的不同, 会导致激光回波信号的差异 (Lefsky 等, 2007). 为了使反演结果更准确, 需要针对不同植被类型分别建立树高反演模型. 目前存在多种基于遥感数据的全球植被分类

图 1 中国地区 GLAS 激光点的空间分布 (2008 年 2 月)

产品, 本文采用了欧盟联合研究中心空间应用研究所发布的 1000 m 分辨率全球植被分类数据 GLC2000 (Global Land Cover 2000). 冉有华等以中国 1:10 万土地利用数据为参考数据, 对 IGBPDISCover, UMD, GLC200 以及 MOD12Q1 四种全球土地覆盖数据集的分类精度进行了评价(Ran 等, 2010, 2012), 结果表明 GLC2000 在中国区域的整体分类精度最高(Loveland 等, 2000; Hansen 等, 2000; Friedl 等, 2002; Bartholomé 和 Belward, 2005). 因此本文利用 GLC2000 数据集将中国地区的森林植被类型归并为三类, 即阔叶林、针叶林和混交林(图 2).

1.4 野外实测树高数据

西南林区 and 东北林区是中国的主要林区, 也是本文的实测树高数据采集区. 各采样样本与相应的 GLAS 光斑对应, 在采样过程中, 首先通过差分 GPS 精确定位样本中心的位置, 即 GLAS 光斑的中心位置; 然后采集以该点为中心、直径为 30 m 的圆形范围内的数据, 包括胸径大于 5 cm 的所有单木树高. 本研究分别于 2011 年 1 月采集了云南森林地区(西双版纳和昆明)的 93 个样本数据, 以及 2007 年 6 月采集了吉林森林地区的 21 个样本数据(图 3). 本研究选择 76

个实测树高数据(西双版纳地区采样点 28 个, 昆明地区采样点 38 个, 吉林地区采样点 10 个)建立森林植被高度估算模型, 其余的 38 个野外实测数据(西双版纳 11 个, 昆明 16 个, 吉林 11 个)进行森林高度反演结果的精度验证.

2 研究方法

本研究首先对 GLAS 数据进行数据预处理、波形特征参数(波形长度、波峰、波谷位置、波形前、后缘长度等)提取以及基于 ASTER GDEM 数据的地形指数提取(Tighe 和 Chamberlain, 2009); 然后建立基于波形特征参数和地形指数的 GLAS 光斑内森林植被高度估算模型; 最后, 辅助森林植被分类数据, 分别建立不同森林类型的 GLAS 光斑内森林植被高度和 MODIS BRDF 数据之间的神经网络模型.

2.1 GLAS 数据处理

2.1.1 数据预处理

GLAS 数据预处理包括粗差别除、数据解压缩、电压值转化和滤波处理四个步骤. GLAS 回波信号的

图 2 中国地区植被类型分类

图 3 验证点分布

强度值范围是 0~255, 由于受到系统噪声和信号饱和等因素的影响, 强度值为 0 和 255 的数据被视为无效值, 需要剔除这类回波数据. 为保证每一个 GLAS 回波的 544 帧数据能够记录激光光斑内的所有信息, GLAS 系统在接收数据时采取分段压缩方式存储回波波形, 因此需要根据 GLA01 中的压缩比和分段信息进行数据解压缩. 电压值转换则是根据 NASA 官网上提供的转换系数(ANC07 文件)将 GLA01 和 GLA14 二进制原始数据转换为 ASCII 格式(Lee, 2006). 最后, 本研究采用了三次均值滤波方法对波形数据进行滤波处理, 以减少数据噪音, 提高数据质量(Wang 等, 2013).

2.1.2 GLAS 波形分解与波形特征参数提取

GLAS 回波起始位置到最后一个波峰位置之间的距离可以代表光斑内最高树木的高度, 但它不能真实反映激光光斑范围内所有植被的高度信息, 通

常植被平均高度能反映该光斑内所有植被的高度分布. 前人利用 GLAS 反演植被平均高度通常需要利用 GLAS 的三个波形特征参数, 即波形长度、波形前缘长度和波形后缘长度(Lefsky 等, 2005, 2007; Pang 等, 2008; Wang 等, 2013).

GLA01 的回波波形数据是光斑内不同目标反射信号的叠加, 每一个目标都产生一个高斯信号且其高斯特征值(如均值和标准差 σ)随目标空间大小而变化. 本文利用小波分析法提取 GLAS 波形特征参数(Wang 等, 2013). 通过小波分析方法对 GLAS 波形进行分解, 可以得到一系列不同尺度的高斯波形分解结果, 对于不同尺度下相同位置的波峰进行对称性比较, 找出对称性最优的波峰. 波形长度为第一个波峰与最后一个波峰之间的距离. 波形前缘长度为波形分解之后的有效信号起始点与第一个回波波峰之间的距离, 而波形后缘长度则为最后一个有效回波波峰到有效信号结束点的距离(图 4)(Wang 等, 2013;

图 4 GLAS 回波波形特征参数

Pang 等, 2008).

2.1.3 森林平均高度估算模型

目前利用 GLAS 波形特征参数估算森林平均高度的模型较多, 主要区别是模型的输入参数不同. Nilsson(1996)通过计算冠顶和地面回波之间的距离计算了树高; Wang 等(2013)在地形平缓地区建立了基于波形长度的植被平均高度反演模型; Lefsky 等(2005)将地形指数引入植被树高估算模型中, 对坡度较大地区的树高进行提取; Lefsky 等(2007)随后又将波形前缘长度(Leading Edge Extent)和波形后缘长度(Trailing Edge Extent)引入分析模型; 综合前人的研究, 本研究考虑已有研究中所涉及的所有参数(即波形长度 w , 波形前缘长度 l , 波形后缘长度 t , 地形指数 g , 地形标准差 s)及其参数组合, 并结合野外实测树高数据, 建立基于 GLAS 数据和 ASTER GDEM 数据的森林植被树高估算模型, 其中, 地形指数是指栅格影像中一定窗口内(本研究取 3×3 像元大小)的像元高程最大值与最小值之差, 地形标准差则指该窗口内的像元高程标准差. 本文选择了 76 组实测树高数据进行建模, 其中西双版纳地区采样点 28 个, 昆明地区采样点 38 个, 吉林地区采样点 10 个. 建模结果

如表 1 所示.

表 1 中显示了不同模型输入参数(或参数组合)树高模型及其估算精度, 结果表明模型 6 的树高估算精度最高. 因此, 本文选取了波形长度、波形前缘长度、波形后缘长度以及地形指数与实测树高数据建立回归模型. 回归拟合模型为

$$H = 0.536w + 0.021l + 1.193t - 0.047g, \quad (2)$$

式中, H 为实测树高, w 为波形长度, l 为波形前缘长度, t 为波形后缘长度, g 为地形指数. 模型决定系数为 0.759, 该模型的树高估算结果与实测树高的对比如图 5 所示.

2.2 MODIS 数据处理

从光谱分析结果可知, MODIS 多个波段处于与叶绿素相关性较好或者比较敏感的位置. 其中叶绿

表 1 参数拟合植被高度

模型	模型参数	决定系数(R^2)
模型 1	w	0.716
模型 2	w, l	0.720
模型 3	w, g	0.718
模型 4	w, l, t	0.749
模型 5	w, l, g	0.720
模型 6	w, l, t, g	0.759
模型 7	w, l, t, s	0.750

图 5 森林平均高度估算模型的精度验证

素对红光和蓝光有较强吸收, 在近红外波段有较强的反射性, 与背景地物形成较大的差异, 在卫星影像上表现为明显的影像特征(Fang 和 Liang, 2003). 因此, 本研究选取红、蓝、近红外波段的 MODIS 数据进行后续的中国地区植被平均高度制图. MODIS 数据处理主要包括数据格式转换、影像拼接、融合等几个步骤(Salomonson 等, 2002).

MODISBRDF 数据为 16 天合成产品, 但是由于云雾影响导致一些地区出现数据缺失的情况, 因此, 本研究利用四期 16 天产品数据进行合成以弥补缺失数据, 即以第一期数据为基准, 使用相邻的后三期数据来进行填补. 对填补后仍有数据缺失的极个别像素, 选取与该数据邻近年份同时期数据进行填补. 图 6 为 2008 年 2 月份 MCD43A1 产品中近红外波段各项同性散射核参数分布图.

2.3 GLAS 与 MODIS 数据的平均树高联合反演

本文采用 BP 神经网络(图 7)建立 MODIS BRDF 数据与 GLAS 树高数据之间的关系模型, 实现大区域连续树高的遥感反演. 输入层有 9 个节点, 分别为

MCD43A1 产品中红、蓝和近红外波段的三个 BRDF 参数; 输出层为树高, 设定最大训练次数为 6000, 误差阈值为 0.001.

本文根据三种植被类型(阔叶林、针叶林和混交林)分别建立神经网络模型. 在中国地区选取了 3267 个 GLAS 样本点(阔叶林地区 1887 个、针叶林地区 1308 个、混交林地区 72 个)作为 BP 神经网络的训练样本, 其中在森林分布比较集中的地区(如东北林区、西南林区等)选取较多样本点; 另外选取了 1089 个样本点对该 BP 神经网络进行验证(其中阔叶林地区 629 个、针叶林地区 436 个、混交林地区 24 个), 验证结果如图 8 所示, 模型决定系数为 0.676, 均方根误差(RMSE)为 4.80 m. 研究结果表明利用神经网络模型反演平均植被高度结果相对可靠.

3 结果与验证

3.1 结果

基于以上的算法和流程, 本研究使用 2008 年 2 月份 GLAS 数据、MODIS BRDF 数据、ASTERGDEM

图 6 2008 年 2 月中国地区 MODIS 数据
近红外波段各项同性散射权重参数

图 7 神经网络结构图

图 8 神经网络模型精度验证

数据、GLC2000 数据以及地面实测数据, 通过对 GLAS 波形数据预处理、地形特征参数提取、对

ASTER GDEM 数据进行地形因子提取、激光光斑内的树高建模以及 BP 神经网络连续植被高度反演等步骤, 分别建立阔叶林、针叶林和混交林的神经网络树高反演模型, 并在中国地区进行应用, 得到了中国地区森林植被平均高度分布图(图 9).

3.2 验证

本文采用未参与建模的 38 个野外实测数据(西双版纳 11 个, 昆明 16 个, 吉林 11 个; 图 3)和内蒙古根河地区的机载激光雷达数据分别对以上结果进行了验证.

实测树高数据包括 22 个阔叶林样本点和 16 个针叶林样本点. 这些实测数据均选择在坡度相对平缓的地区. 由于野外实测样本点的采样直径约为 30 m, 且部分样本的采集位置相对集中, 而森林植被高度分布图(图 9)的空间分辨率为 500 m, 因此存在多个验证样本点共同存在于图 9 中同一个像元中的情况, 本文将同一像元内所有实测样本点树高的平均值作

图 9 中国地区森林植被高度分布

为该像元的实测平均树高. 验证结果表明(表2)森林植被高度的估算精度相对较高, 且经过地形纠正的估算精度要高于未经地形纠正的精度. 本研究使用平均误差(ME)及 RMSE 评价估算结果的精度. 作为地形纠正前的所有验证样本的 ME 为 -4.47 m, RMSE 为 3.41 m; 地形纠正后所有验证样本的平均误差为 -2.31 m, RMSE 为 3.20 m. 相对于前人的研究成果, 本研究中森林植被高度的估算精度有了进一步提高. ME 及 RMSE 的计算公式为

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_{\text{observed}} - z_{\text{predicted}}), \quad (3)$$

式中, Z_{observed} 为实测数据; $Z_{\text{predicted}}$ 为预测数据; n 为验证点个数; i 为在 $(1, n)$ 区间取值的整数.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_{\text{observed}} - z_{\text{predicted}})^2}. \quad (4)$$

由于机载激光雷达点云密度大、光斑面积小, 植被高度提取的精度高, Wang 等(2008)利用美国 Idaho 地区的机载激光雷达数据进行了树高提取, 其平均

精度可达 ± 51 cm. 因此本研究还采用了机载激光雷达数据进行森林植被高度验证. 验证区选择在内蒙古根河地区, 森林类型为阔叶林和针叶林, 并于 2012 年 8~9 月间利用机载激光雷达系统(Leica ALS60)获取了该地区约 32 km^2 的机载激光雷达数据. 本文采用 TerraSolid(TerraSolid, Ltd., Finland)激光雷达处理软件中的 View Laser 模块进行基于机载激光雷达数据的验证区森林植被高度提取, 并与图 9 进行叠加分析, 分别统计每一个像素(图 9)所对应的机载激光雷达森林高度的平均值. 然后, 将此结果分别与地形纠正前、后的 GLAS 森林高度估算结果进行比较. 结果表明(表 3)经过地形纠正后的估算精度要高于地形纠正前的精度. 地形纠正前的所有验证样本的平均误差为 -5.74 m, RMSE 为 6.63 m; 地形纠正后所有验证样本的平均误差为 -3.85 m, RMSE 为 4.81 m.

4 结论

本文综合利用了 GLAS, MODIS, ASTER GDEM, GLC2000 以及地面实测数据分别建立了阔叶林、针

表 2 野外实测树高验证结果

像元 序号	实测像元位置	对应像元内 实测点数	实测树高值 平均(m)	地形纠正前 树高值(m)	地形纠正后 树高值(m)	地形纠正前 误差(m)	地形纠正后 误差(m)
1	21.747545°N/101.248162°E 21.749097°N/101.251914°E	2	20.77	27	23.4	-6.23	-2.63
2	22.003001°N/101.075413°E 22.001475°N/101.066720°E	2	17.58	25.3	20.2	-7.72	-2.62
3	21.999473°N/101.086658°E	1	22.67	22.9	20.9	-0.23	1.77
4	22.240844°N/100.782234°E	1	20.5	24.7	23.2	-4.2	-2.7
5	22.080206°N/100.279554°E	1	29.64	34.8	33.1	-5.16	-3.64
6	22.195394°N/100.26618°E	1	24.83	32.2	29.8	-7.37	-4.97
7	21.739411°N/100.333542°E	1	21	30	27.2	-9	-6.2
8	22.3280240°N/100.79517°E	1	16.13	24.4	22.7	-8.27	-6.57
9	21.907790°N/101.27540°E	1	16.99	22.5	20.3	-5.51	-3.31
10	25.054450°N/103.341314°E	1	8.64	6.3	5.5	2.34	3.14
11	25.052327°N/103.343231°E 25.037350°N/103.338711°E	2	11.67	17.1	15.4	-5.43	-3.73
12	25.676126°N/102.628976°E	1	16.2	18.4	16.3	-2.2	-0.1
13	24.805359°N/102.507853°E 24.806912°N/102.508088°E	2	7.82	17.6	15.2	-9.78	-7.38
14	25.679228°N/102.629427°E 25.676126°N/102.628976°E	2	12.06	18.2	16.1	-6.14	-4.04
15	24.761815°N/102.496423°E	1	19.95	22.3	17.8	-2.35	2.15
16	24.793249°N/102.495985°E 24.793787°N/102.502351°E 24.792989°N/102.496853°E	3	19.15	24.7	22.7	-5.55	-3.55
17	25.635583°N/103.432003°E	1	30.98	29.8	27.2	1.18	3.78
18	24.762681°N/102.497655°E	1	12.28	20.5	18.3	-8.22	-6.02
19	25.162374°N/102.734258°E	1	15.2	22.4	20.2	-7.2	-5
20	26.058611°N/102.695062°E	1	29.37	28.7	26.1	0.67	3.27
21	25.635189°N/103.424926°E	1	15.84	18.4	16.2	-2.56	-0.36
22	42.399769°N/127.726570°E 42.402851°N/127.725597°E 42.404392°N/127.725662°E	3	15.57	18.4	15.9	-2.83	-0.33
23	42.200756°N/128.308731°E	1	19.17	22.4	21.2	-3.23	-2.03
24	42.393501°N/128.244080°E 42.395046°N/128.243774°E	2	17.70	23.5	22.4	-5.8	-4.7
25	42.196125°N/128.307846°E	1	16.4	16.2	15.7	0.2	0.7
26	42.159523°N/128.309189°E	1	22	16.7	15.9	5.3	6.1
27	42.156429°N/128.308594°E	1	13.95	18.3	16.4	-4.35	-2.45
28	42.405937°N/127.725357°E	1	21.13	23.4	24.7	-2.27	-3.57

表 3 机载激光雷达数据验证结果

地形纠正前数据		地形纠正后数据
经纬度范围(51°00'55.61"~51°01'18.86"N; 121°00'8.89"~121°08'50"E)		
像元个数		273
平均树高(m)	16.83	14.94
平均误差(m)	-5.84	-3.85
RMSE(m)	6.63	4.81

叶林和混交林的森林植被高度估算模型, 并进行模型应用得到了中国地区森林植被高度分布图. 选择中国西南、东北林区以及内蒙古地区进行精度验证, 结果表明模型的森林高度估算精度较高(利用野外实测数据验证结果的 ME 为 -2.31 m , RMSE 为 3.20 m ; 利用机载激光雷达数据验证结果的 ME 为 -3.85 m , RMSE 为 4.81 m). 该结果同时表明: (1) 联合 GLAS 数据和 MODIS 数据反演大区域连续树高是可行的方法, 且反演精度较高, 为碳储量研究提供更为精确的数据. (2) 地形因素对反演结果的影响较大, 本文考虑了地形因素的影像, 在模型的构建中加入地形指数, 经过地形纠正的反演结果精度更高.

本研究以中国全境为研究区域, 数据量大, 因此在数据处理过程中对数据进行了分块处理. 由于不同地区 GLAS 实测样本的代表性差异, 可能导致森林植被高度分布图中各分块边界处存在差异, 即相邻分块的边界处植被高度不连续. 本文虽然考虑了地形因素, 但不能完全解决地形对森林植被高度估算的影响, 如何完全解决地形的影响是今后需要进一步研究的内容. 另外, NASA 计划于 2016 年发射的 ICESat2 激光雷达卫星可解决这一问题. 此外, 本研究使用的 GLAS 数据为 2008 年 2 月, 地面实测数据分别于 2007 年 6 月和 2011 年 11 月采集, 时间差异可能会对树高估算以及验证存在一定的影响.

致谢 内蒙古根河地区的机载激光雷达数据来源于国家重点基础研究发展计划“面向对象的高可信 SAR 处理系统”课题, 在此深表感谢.

参考文献

- 董立新, 李贵才, 唐世浩. 2011. 中国南方森林冠顶高度 Lidar 反演——以江西省为例. 遥感学报, 15: 1308–1314
- 庞勇, 赵峰, 李增元, 等. 2008. 机载激光雷达平均树高提取研究. 遥感学报, 12: 152–158
- Abshire J B, Sun X, Riris H, et al. 2005. Geoscience Laser Altimeter System (GLAS) on the ICESat mission: On-orbit measurement performance. *Geophys Res Lett*, 32: 1534–1536
- Alan B. NASA Map Sees Earth's Trees in a New Light. 2012. Available: <http://www.nasa.gov/topics/earth/features/forest20120217.html>
- Bartholomé E, Belward A S. 2005. GLC2000: A new approach to global land covers mapping from Earth observation data. *Int J Remote Sens*, 26: 1959–1977
- Brown S, Schroeder P E. 1999. Spatial patterns of aboveground production and mortality of woody biomass for eastern US forests. *Ecol Appl*, 9: 968–980
- Clapik M L, Clark D B, Roberts D A. 2004. Small footprint lidar estimation of sub-canopy elevation and tree height in a tropical rain forest landscape. *Remote Sens Environ*, 91: 68–89
- Cloude S R, Papathanassiou K P. 1998. Polarimetric SAR interferometry. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 36: 1551–1565
- De Jong S M, Pebesma E J, Lacaze B. 2003. Above-ground biomass assessment of Mediterranean forests using airborne imaging spectrometry: The DAIS Payne experiment. *Int J Remote Sens*, 24: 1505–1520
- Deng F, Chen J M, Pluniner S, et al. 2006. Algorithm for global leaf area index retrieval using satellite imagery. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 44: 2219–2229
- Fang H, Liang S. 2003. Retrieving leaf area index with a neural network method: Simulation and validation. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 41: 2052–2062
- Friedl M A, McIver D K, Hodges J C F, et al. 2002. Global land cover mapping from MODIS: Algorithms and early results. *Remote Sens Environ*, 83: 287–302
- Gao F, Schaaf C B, Strahler A H, et al. 2003. Detecting vegetation structure using a Kernel-based BRDF Model. *Remote Sens Environ*, 86: 198–205
- Hansen M C, DeFries R S, Townshend J R G, et al. 2000. Global land and cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach. *Int J Remote Sens*, 21: 1331–1364
- Heiskanen J. 2006. Tree cover and height estimation in the Fennoscandian tundra-taiga transition zone using multiangular MISR data. *Remote Sens Environ*, 103: 503–511
- Hyde P, Nelson R, Kimes D, et al. 2007. Exploring LIDAR-Radar synergy predicting above ground biomass in a south western Ponderosa pine

- forest using LIDAR, SAR and InSAR. *Remote Sens Environ*, 105: 28–38
- Jiao Z, Li X, Wang J, et al. 2011. Assessment of MODIS BRDF shape indicators. *J Remote Sens*, 15: 432–443
- Kimes D S, Ranson K J, Sun G Q, et al. 2006. Predicting lidar measured forest vertical structure from multi-angle spectral data. *Remote Sens Environ*, 100: 503–511
- Lee J. 2006. ICESat (GLAS) Science Processing Software Document Series-GSAS User's Guide (V6.0). Available: http://nsidc.org/data/docs/daac/glas_ancillary_products.html
- Lefsky M A, Harding D J, Keller M, et al. 2005. Estimates of forest canopy height and aboveground biomass using ICESat. *Geophys Res Lett*, 32, doi: 10.1029/2005GL023971
- Lefsky M A, Keller M, Pang Y, et al. 2007. Revised method for forest canopy height estimation from Geoscience Laser Altimeter System waveforms. *J Appl Remote Sens*, 1, doi: 10.1117/1.2795724
- Loveland T R, Reed B C, Brown J F, et al. 2000. Development of a global land covers characteristics database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data. *Int J Remote Sens*, 21: 1303–1330
- Neumann M, Ferro F L, Reigber A. 2009. Improvement of Vegetation Parameter Retrieval from Polarimetric SAR Interferometry using a Simple Polarimetric Scattering Model. 4th POLinSAR Workshop
- Nilsson M. 1996. Estimation of tree heights and stand volume using an airborne lidar system. *Remote Sens Environ*, 56: 1–7
- Pang Y, Lefsky M A, Hans-Erik A, et al. 2008b. Validation of the ICESat vegetation product using crown-area-weighted mean height derived using crown delineation with discrete return lidar data. *Can J Remote Sens*, 34: 471–484
- Ran Y H, Li X, Lu L, et al. 2012. Large-scale land cover mapping with the integration of multi-source information based on the Dempster-Shafer theory. *Int J Geogr Inf Sci*, 26: 169–191
- Ran Y H, Li X, Lu L. 2010. Evaluation of four remote sensing based land cover products over China. *Int J Remote Sens*, 31: 391–401
- Salomonson V V, Barnes W, Xiong J, et al. 2002. An overview of the Earth Observing System MODIS instrument and associated data systems performance. In: *Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS'02. IEEE International*, 2: 1174–1176
- Sun G Q, Ranson K J, Zhang Z J, 2006. Forest vertical parameters from lidar and multi-angle imaging spectrometer data. *J Remote Sens*, 10: 523–530
- Tighe M L, Chamberlain D. 2009. Accuracy Comparison of the SRTM, ASTER, NED, NEXTMAP® USA Digital Terrain Model over Several USA Study Sites. In: *Proceedings of the ASPRS/MAPPS 2009 Fall Conference*
- Wang C, Tang F X, Li L W, et al. 2013. Wavelet analysis for ICESat/GLAS waveform decomposition and its application in average tree height estimation. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 10: 115–119
- Wang Z S, Crystal B S, Philip L, et al. 2011. Retrieval of canopy height using moderate-resolution imaging spectroradiometer (MODIS) data. *Remote Sens Environ*, 115: 1595–1601
- Wang C, Glenn F N. 2008. A linear regression method for tree canopy height estimation using airborne LiDAR data. *Can J Remote Sens*, 34: 217–227
- Xing Y Q, Alfred D Gr, Zhang J J, et al. 2010. An improved method for estimating forest canopy height using ICESat-GLAS full waveform data over sloping terrain: A case study in Changbai Mountains, China. *Int J Appl Earth Obs*, 12: 385–392
- Zhang J, Rivard B, Sánchez-Azofeifa A, et al. 2006. Intra-and inter-class spectral variability of tropical tree species at La Selva, Costa Rica: Implications for species identification using HYDICE imagery. *Remote Sens Environ*, 105: 129–141