

# 国外森林地上部分碳汇遥感监测方法综述<sup>\*</sup>

黄从红 张志永 张文娟 杨军

(北京林业大学森林培育与保护重点实验室,北京 100083)

**摘要:**森林的碳汇功能对缓解气候变化具有重要作用,森林碳汇的计量和监测方法备受关注,其中应用遥感方法对森林地上部分碳汇进行监测计量已经成为目前林业遥感的热点。文中基于光学遥感、微波雷达和激光雷达3种常用的遥感数据源综述了国外森林地上部分碳汇遥感监测的主要方法,并讨论了这些监测方法的精度和不确定性。得出:1)基于光学遥感数据的多元回归分析法在森林地上部分碳汇估算中应用最为广泛,人工神经网络法具有更高的估算精度;2)微波雷达系统能够穿透云层,可用于多云地区森林地上部分碳汇的估算;3)基于激光雷达数据的估算结果是三者中精度最高的,可用于高生物量地区森林地上部分碳汇的监测。

**关键词:**森林碳汇,遥感监测,光学传感器,微波雷达,激光雷达

中图分类号:S771.8

文献标识码:A

文章编号:1001-4241(2012)06-0020-07

## A Review of Overseas Remote Sensing Monitoring Methods for Aboveground Forest Carbon Sink

Huang Conghong Zhang Zhiyong Zhang Wenjuan Yang Jun

(Key Laboratory of Silviculture and Conservation, Ministry of Education, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Forest carbon sink is important for mitigating the climate change. Therefore the methods for quantifying and monitoring of forest carbon sink have attracted great attentions. Among them, monitoring the aboveground forest carbon sink with remote sensing has become a hotspot in the research of forest remote sensing. This article reviewed the main methods that foreign countries adopt to monitor the aboveground forest carbon sink with remote sensing based on three types of remote sensing data (i. e., optical sensor data, Radar data and Lidar data). Then we discussed the accuracy and uncertainty of these monitoring methods with remote sensing techniques. We reached the following conclusions: 1) The multiple regression analysis method with optical remote sensing data is the most common method in estimating the aboveground forest carbon sink, while the artificial neural network method tends to produce more accurate results than the multiple regression analysis method; 2) Radar system has the ability to penetrate cloud cover, so it can be used to estimate the aboveground forest carbon sink in cloudy areas; and 3) The accuracy of estimating results based on Lidar data is the highest among three types of remote sensing data, and Lidar data can be used for monitoring the aboveground forest carbon sink in high biomass areas.

**Key words:** forest carbon sink, remote sensing monitoring, optical sensor, Radar, Lidar

森林的碳汇功能在缓解气候变化方面具有重要作用,1997年通过的《京都议定书》要求工业化

国家减少其温室气体排放,并通过造林增加固碳量用以部分抵消其CO<sub>2</sub>的排放作为清洁发展机制的

\* 收稿日期:2012-05-28

基金项目:国家林业局公益面上项目(2011473和201104035)

作者简介:黄从红(1988-),男,北京林业大学在读硕士生,研究方向为森林培育,E-mail:conghong@126.com

通讯作者:杨军(1973-),男,北京林业大学教授,研究方向为森林培育,E-mail:larix001@gmail.com

一个部分<sup>[1]</sup>,这使得国际社会越来越重视森林碳汇功能。

森林碳汇监测主要是通过定量分析特定时间段内森林碳储量(或碳库)的变化来实现,森林碳库包括地上部分、地下部分、枯落物、枯死木和土壤碳库<sup>[2]</sup>。森林地上部分碳库相对较大,其他部分碳库数据可根据与地上部分的相关关系获得。由于收集地下部分样地碳库数据相对比较困难,因此大多数研究集中在森林地上部分碳库上<sup>[3-4]</sup>。森林地上部分碳汇遥感监测法首先利用遥感数据、样地调查数据等,对森林地上部分生物量进行估算,然后根据含碳系数换算得到森林地上部分碳储量,最后通过分析一定时期内森林地上部分碳储量的前后变化来实现对森林地上部分碳汇的计量和监测。

## 1 森林地上部分碳汇遥感监测的主要方法

### 1.1 利用光学遥感数据估算森林地上部分碳汇

光学遥感属于被动式遥感方法,即由传感器接收并记录地物反射的太阳光强度。利用光学遥感数据进行森林地上部分碳汇估算主要有4种常见方法。

#### 1.1.1 多元回归分析法

多元回归分析法通常是以样地森林地上生物量数据为因变量,以遥感光谱信息、植被指数和纹理特征等为自变量<sup>[5]</sup>,通过回归分析构建模型对研究区森林地上生物量进行估算,并根据含碳系数换算得到碳储量,最后根据2个时期碳储量的变化对研究区森林地上部分碳汇进行监测。

由于多元回归分析法直观易懂,且对遥感数据的处理技术要求相对较低,所以被众多研究用于对森林地上部分碳汇的估算<sup>[6-12]</sup>。例如,Lu<sup>[8]</sup>采用多元回归分析法对巴西亚马孙地区森林地上生物量进行了研究,发现图像纹理信息与光谱信息相结合建立模型可以提高森林生物量的估算精度。Zheng等<sup>[11]</sup>基于Landsat ETM+数据和林分年龄数据,通过多元回归分析法对位于美国威斯康辛州研究区的森林地上生物量进行了估算,发现对阔叶林和针叶林分别建模( $R^2$ 分别为0.95和0.86)的估算精度高于对整个研究区进行建模( $R^2$ 为0.82)。

多元回归法比较适用于对平原地区大片纯林的森林碳汇进行估算。因为纯林树木的分布具有规律性,且临近市区监测的气象数据和空气污染数据都可以用来对遥感数据进行校正。

#### 1.1.2 人工神经网络法

人工神经网络是通过模拟人脑智能结构,将复杂问题抽象简化,具有自组织、自学习的能力,适用于解决复杂的非线性问题<sup>[13-14]</sup>。通常是以遥感光谱信息、植被指数和纹理特征等作为神经网络的输入变量,以样地调查的森林地上生物量为输出变量,选取部分样本数据输入神经网络系统进行训练得出模型算法<sup>[10,15]</sup>;然后根据模型算法对森林地上生物量进行估算,进而估算森林地上碳汇。

人工神经网络法的优点是具有较高的精度。例如,Foody等<sup>[15]</sup>基于TM遥感数据和样地调查数据,分别采用多元回归分析法和人工神经网络法对位于巴西、马来西亚和泰国的研究区生物量进行估算,发现人工神经网络模型的估算精度(相关系数 $r$ 分别为0.829,0.838和0.709)高于多元回归分析模型(相关系数 $r$ 分别为0.564,0.501和0.548)。Coulibaly等<sup>[16]</sup>基于IKONOS数据和样地调查等数据,分别采用多元回归分析法和人工神经网络法对加拿大新不伦瑞克省研究区内5个树种组的生物量进行了估算,结果也显示神经网络法的估算精度( $RMSE$ 为0.007~0.262 t/hm<sup>2</sup>)高于多元回归分析法( $RMSE$ 为0.134~4.583 t/hm<sup>2</sup>)。其缺点是模拟过程为“黑箱”操作,不能很好地解释模型的内在机理。

多元回归分析法和人工神经网络法所固有的一些问题限制了它们的使用范围<sup>[17-18]</sup>。这些问题包括:1)采用不同自变量因子建立的模型产生的结果不一致,在每次应用时都需要重新评估所选因子是否是计算该处森林生物量的最佳因子;2)采用该方法的前提是研究区内森林遵循一定的分布规律,且条件近似(如树种等);3)为提高估算精度,需要用研究地区的大气参数对遥感数据进行校正,否则受大气影响致其估测精度低。

#### 1.1.3 K-NN法

K最近邻分类算法(K-nearest neighbor, K-NN)又称基准样地法。此方法中,遥感图像某一像元的森林地上生物量值是由在特征空间上与该像元最邻近的K个实测样点生物量值经加权平均得到<sup>[19-20]</sup>,然后根据森林地上生物量估算结果对森林地上碳储量和碳汇进行监测。K-NN方法可以对森林碳库进行估算,而且能够保持碳密度在空间分布上的异质性和相似性特征,但其估算结果往往比使用样

地数据估算的生物量高<sup>[17]</sup>。

Tuominen 等<sup>[20]</sup>基于 Landsat TM 数据和芬兰国家森林资源清查数据,采用 K - NN 法估算了芬兰中部地区的森林生物量,并利用交叉验证方法对森林地上生物量估算结果进行了检验(相对均方根误差小于 71%),估算结果达到了预期目标。Fazakas 等<sup>[19]</sup>用 K - NN 方法估算了瑞典中部地区的森林生物量,在进行精度评价时发现在像元尺度上精度较低(相对均方根误差为 78.5%),估算精度随着聚合单元面积的增大而增大。当聚合单元面积达到 510 hm<sup>2</sup> 时,相对均方根误差仅为 8.7%。

K - NN 方法的使用需要满足 2 个前提条件。首先,图像像元值的变化只与森林状况有关,而与地形无关;其次,地面样点均匀分布在一个非常大的区域,足够对未抽样调查的地块做验证,而且样地的坐标定位精度对最后估算精度影响较大<sup>[17]</sup>。K - NN 方法适用于有与遥感图像获取时间相近的森林二类资源清查数据的地区,且在平原地区的表现比在地势起伏的地区好。

#### 1.1.4 土地覆盖分类法

土地覆盖分类法是首先对遥感图像进行分类,并根据所分类型分别抽取样地进行调查,建立一个生物量转换表;分类结果图像上的每个像元分属于不同的类型,其生物量值可通过查找生物量转换表中对应的该类型的平均生物量读出;最后算出图像覆盖的整个地域的生物量<sup>[21]</sup>,再根据生物量对森林碳汇进行监测和计量。

该方法已经被加拿大林业局作为估算加拿大森林碳汇的主要方法<sup>[17]</sup>。Luther 等<sup>[22]</sup>使用土地覆盖分类法对加拿大西部纽芬兰地区的森林生物量进行了估算,利用样地数据进行验证发现均方根误差在 43 ~ 79 t/hm<sup>2</sup>,而且对阔叶林的估算精度高于对混交林的估算精度。

土地覆盖分类法的主要优点是不受样地空间分布限制,受大气校正准确性的影响小,需要的地面样点较少,可以和常规的森林资源调查数据结合使用等;可以用在地形起伏大、样地调查困难的地区;非常适合于有大量样地数据和高地面分辨率遥感数据都存在的情况,可极大地提高碳汇估测精度<sup>[23]</sup>。

#### 1.2 利用微波雷达数据估算森林地上部分碳汇

微波雷达主要优点是不受云层和天气条件的影响,尤其是对于那些经常有大量云层覆盖很难获取高

质量光学遥感数据的地区,微波雷达是获取遥感数据的重要手段<sup>[3]</sup>。

利用微波雷达数据估算森林地上碳汇可以分为直接和间接 2 种方法。直接方法主要是利用微波雷达数据的反向散射值或相干性与森林地上生物量直接建立某种回归关系,用于估算森林地上生物量或碳储量<sup>[24]</sup>。例如,Ryan 等<sup>[25]</sup>用 L 波段合成孔径雷达数据和样地调查数据对位于非洲研究区内的森林地上碳储量变化进行了研究,通过回归分析分别估算 2007 年和 2010 年研究区内森林地上碳储量,得出森林采伐和退化使得 3 年间该地区森林地上碳储量减少了(0.15 ± 0.10) Tg C。

间接方法是利用微波雷达数据获得树高或冠层高度等森林结构参数<sup>[24]</sup>,并用这些参数与森林地上生物量建立回归关系用于森林地上生物量的估算。例如,Balster 等<sup>[26]</sup>用干涉合成孔径雷达数据估算了研究区内的森林冠层高,并与用激光雷达数据估算的冠层高进行比较,相对误差为 28.5%。然后根据冠层高数据估算了研究区的森林碳库,但其估算结果与前人基于样地调查估算的结果相比精度较低,均方根误差为 69.0 t/hm<sup>2</sup>。

微波雷达数据分析(包括预处理、噪声去除等)需要更高的分析技巧和专用软件,大多数微波雷达数据的收集是通过机载传感器,因而成本较高<sup>[3]</sup>。另外,微波雷达数据均存在着不同程度的信号饱和问题。信号饱和点与波段有关,如 L 波段合成孔径雷达数据在生物量为 40 t/hm<sup>2</sup> 时就有可能达到饱和<sup>[3]</sup>。信号饱和问题对高生物量地区森林地上碳汇的估算结果影响较大。例如,Morel 等<sup>[27]</sup>基于 ALOS PALSAR 雷达数据和样地调查数据估算了马来西亚沙巴州森林地上生物量,结果显示信号饱和等问题使估算结果均方根误差很大(RMSE 为 147.75 t/hm<sup>2</sup>)。

#### 1.3 利用激光雷达数据估算森林地上部分碳汇

激光雷达是一种基于激光测距原理的主动式遥感设备<sup>[28]</sup>。近年来,激光雷达数据在森林地上生物量或碳储量估测方面的应用研究已成为森林遥感研究的热点<sup>[29-33]</sup>。

激光雷达具有较强获取森林垂直结构参数的能力<sup>[34-36]</sup>,包括冠层高度在内的森林结构参数与森林地上生物量有较强的相关关系。因此,可设立样地并调查林木树高和胸径,利用异速生长方程估算样地内森林地上生物量,然后结合激光雷达数据获取的冠层

高度等森林结构参数,通过回归分析建模用于整个研究区内森林地上生物量和碳汇的估算。Dubayah等<sup>[31]</sup>基于激光雷达获取的参数和样地调查生物量变化数据,通过多元回归分析模拟了研究区内生物量动态变化,得出研究区内大部分过熟林呈中性状态(即生物量不改变或改变很少);而对大部分次生林来说,生物量会增加或呈中性状态,但不会减少。

由于激光雷达数据不具有光学遥感数据和微波雷达数据中光谱或信号饱和问题,所以可用于热带雨林等林分结构复杂、高生物量地区森林地上碳汇的估算。例如,Asner等<sup>[29]</sup>利用地面样地调查数据和激光雷达数据通过回归分析构建了一种通用模型,对巴拿马、秘鲁、马达加斯加和美国夏威夷4个不同热带地区的森林地上碳密度进行估算,获得了较高的精度( $R^2$ 为0.80, $RMSE$ 为27.6 t/hm<sup>2</sup>),其估算结果与分别对4个地区构建模型的估算结果相近。

利用激光雷达数据估算森林生物量的一个缺点是无法获得树种分类信息<sup>[37]</sup>,而激光雷达数据结合植被类型信息(如树种组成)有助于提高森林地上碳汇估算精度。例如,Chen等<sup>[30]</sup>利用机载激光雷达数据和航片提取的植被类型数据,估算了美国加利福尼亚州研究区内的森林地上生物量,采用考虑了植被类型的混合效应建模的估算精度比仅利用激光雷达数据建模的估算精度高, $R^2$ 分别为0.83和0.77,均方根误差降低了10%。Næsset等<sup>[32]</sup>也研究得出,考虑树种组成时基于激光雷达数据的森林地上生物量估算精度会随之提高, $R^2$ 由0.82增加到0.88。因而,可以考虑将激光雷达数据与光学遥感数据结合,在获取植被类型信息的基础上进行森林地上生物量的估算,这将有助于估算精度的提高。

激光雷达数据的获取成本相对较高,同时对图像处理的技术要求也很高。这也是限制其在森林地上碳汇研究中广泛应用的主要因素。

## 2 精度与不确定性分析

### 2.1 遥感数据法与其他方法的比较

基于实地测量的方法是收集森林生物量数据最精确的方法,然而这类方法耗时耗力,在有些调查十分困难的偏远地区以及对大面积森林碳汇进行估算时很难实施<sup>[3]</sup>。而遥感则为大面积森林碳汇估算提供了一种良好的手段,而且和传统的样地清查法等相比,

其估算结果也比较合理。例如,Krankina等<sup>[38]</sup>分别利用森林资源清查数据和Landsat数据计算了俄罗斯圣彼得堡地区的森林生物量,结果显示这2种方法的计算结果具有很好的一致性,分别为272和269 Tg C。Naesset等<sup>[33]</sup>利用样地调查数据、激光雷达数据和InSAR数据等对挪威北方森林区地上生物量进行研究得出,基于样地清查法的估算结果(116.0 t/hm<sup>2</sup>)与基于遥感数据法的估算结果(101.2 t/hm<sup>2</sup>和111.3 t/hm<sup>2</sup>)很接近。

### 2.2 遥感数据法估算结果精度分析

森林地上碳汇估算精度的评估一般是通过计算估计值与观测值之间的拟合相关性( $R^2$ )或均方根误差( $RMSE$ )<sup>[5]</sup>。一般来说,较大的 $R^2$ 或较小的 $RMSE$ 值表明估算结果精度较高。

激光雷达数据具有较强的获取森林三维结构的能力,而且获得的冠层高度等参数与森林地上生物量具有很强的相关性,这使得利用激光雷达数据估算森林地上生物量时可以获得很高的精度。例如,Asner等<sup>[39]</sup>利用激光雷达数据获取的树冠三维结构参数,结合大量样地调查数据,构建了森林冠层结构参数与地上部分碳密度的转换关系,经检验相关性达92%。

与微波雷达或光学遥感数据相比,激光雷达数据对森林地上生物量的估算精度往往更高。Naesset等<sup>[33]</sup>利用样地调查数据、激光雷达数据、InSAR数据等对挪威北方森林区地上生物量进行研究发现,激光雷达数据获取的参数用于建模时的估算精度( $RMSE$ 处于17.1~17.3 t/hm<sup>2</sup>)高于InSAR数据的估算精度( $RMSE$ 介于42.6~53.2 t/hm<sup>2</sup>)。Clark等<sup>[40]</sup>采用激光雷达数据和高光谱遥感数据研究了哥斯达黎加热带雨林区森林地上生物量,得出利用激光雷达数据获取的参数建模可达到较高的精度( $R^2$ 为0.90, $RMSE$ 为38.3 t/hm<sup>2</sup>),远高于利用高光谱数据参数建模时的估算精度( $R^2$ 为0.68, $RMSE$ 为64.4 t/hm<sup>2</sup>)。

不同遥感数据结合使用,可能会取得比单一遥感数据源更高的估算精度。例如,Banskota等<sup>[41]</sup>用极高频BioSAR数据和离散返回式激光雷达数据对美国弗吉尼亚州的温带阔叶林和混交林的森林地上生物量进行研究发现,单独用BioSAR数据或激光雷达数据对森林地上生物量进行估算时,激光雷达数据的估算精度( $R^2$ 为0.64)略高于BioSAR数据的估算精度( $R^2$ 为0.57),而同时结合BioSAR数据和激光雷

达数据变量时的估算精度 ( $R^2$  为 0.76) 会进一步提高。

### 2.3 遥感数据法估算结果的不确定性分析

利用遥感方法估算森林生物量或碳储量时很多因素可导致估算结果的不确定性,包括抽样误差,样点位置误差,林木树高、胸径等测量误差,生物量和碳转换系数误差,遥感数据处理所引起的不确定性以及模型变量选择带来的不确定性等<sup>[5]</sup>。

对利用遥感方法估算森林地上生物量或碳储量结果的不确定性分析受到越来越多研究者的重视。Gonzalez 等<sup>[42]</sup>利用机载激光雷达数据和 QuickBird 高分辨率遥感数据对位于美国加利福尼亚研究区的森林碳密度进行估算,并利用蒙特卡罗方法对估算结果进行不确定性分析。在加西亚研究区,激光雷达数据方法估算结果的不确定性(0.8%)低于 QuickBird 数据(2%),其他 2 个研究区也同样得出激光雷达数据估算结果具有更低的不确定性。Wang 等<sup>[43]</sup>使用国家森林资源清查数据和 Landsat TM 数据,利用空间协同仿真算法对森林碳储量进行估算,并确定和量化了输入变量和输出结果的不确定性,利用多项式回归模型分析了输入不确定性与输出不确定性的关系,得出遥感数据波段比值对森林碳储量估算结果不确定的影响高于样地数据的影响。

减少估算结果不确定性的关键是要确定引起不确定性的原因,模拟其积累和传播方式,并对输出结果的不确定性进行量化<sup>[4-5]</sup>;根据引起不确定性的主要原因对估算过程进行修正,提高估算精度。

## 3 结论与展望

1) 光学遥感数据由于价格相对低廉甚至可免费获取(如 Landsat 数据和 MODIS 数据),其在森林地上部分碳汇估算中的应用最为广泛。在利用光学遥感数据估算森林地上碳汇的方法中,多元回归分析法由于直观易懂、对技术要求相对较低,是应用最多的遥感监测法;人工神经网络算法则具有较高的估测精度。由于高分辨率光学遥感数据能够更详细地获取地物信息,这有助于区域森林地上碳汇估算精度的提高,可考虑优先采用。光学遥感数据采用的是被动式遥感方法,因而易受云雾等天气影响,并且其在高生物量和林分结构复杂地区存在数据饱和问题。

2) 微波雷达数据具有能够穿透云层,不受天气影响的优势,其在经常有大量云层覆盖地区的森林地

上碳汇估算中发挥着重要作用。未来星载雷达系统的发展、微波雷达数据分辨率的提高和对信噪比改善方面的研究都将有助于微波雷达数据在森林地上碳汇估算中的应用。然而,和光学遥感数据一样,微波雷达数据也存在数据饱和问题,在高生物量地区森林碳汇监测中受到限制。

3) 激光雷达数据估算森林地上碳汇的精度最高,其在森林地上部分碳汇估算中的应用将越来越多。利用激光雷达数据所获取的树高或冠层高度等参数与森林地上生物量或碳储量有较明显的相关关系,因而激光雷达数据获取的参数用于森林地上生物量的估算往往具有较高的精度。另外,激光雷达数据能克服信号饱和问题的限制,可以用于高生物量或林分结构复杂的地区(如热带雨林)森林地上碳汇的估算。激光雷达数据高昂的成本是限制其广泛应用的重要因素,但随着航空和航天科技的发展,机载激光雷达系统将会越来越广泛地应用于小范围森林地上碳汇的研究;而星载激光雷达系统的发展,将为大面积森林碳汇监测提供有力支持。

4) 多源遥感数据结合使用是一种趋势。不同遥感数据具有各自的特点,多源数据的结合可以实现优势互补,有助于地物信息的获取和森林地上碳汇估算精度的提高。例如,为更好地获取森林的三维结构信息,提高森林碳汇估算精度,可以考虑将微波雷达和激光雷达数据结合使用。微波雷达数据与光学数据融合,可能有助于减少混合像元和数据饱和问题的影响,提高估算精度。利用激光雷达数据结合植被类型信息建模能够提高森林碳汇的估算精度<sup>[30]</sup>,而植被类型可通过高分辨率光学遥感数据解译获得。

5) 提高估算精度,减少不确定性。抽样误差、测量误差及遥感图像处理等都会对使用遥感方法估算森林地上碳汇的精度和不确定性造成影响。在今后的研究中应注重对估算结果不确定性的分析,找出影响估算结果不确定性的主要因素,并加以修正,以提高估算精度。例如,通过选用合适的抽样方法、尽可能增加样地数量、提高遥感数据处理的精度、选用适当的模型或估算方法等,使估算结果不确定性降低,并且达到较高的估算精度。

## 参 考 文 献

- [1] Piao S, Fang J, Zhu B, et al. Forest biomass carbon stocks in China over the past 2 decades: estimation based on integrated inventory and satellite data [J]. Journal of Geophysical Research, 2005, 110

- (G01006); 1-10.
- [2] Takahashi M, Ishizuka S, Ugawa S, et al. Carbon stock in litter, deadwood and soil in Japan's forest sector and its comparison with carbon stock in agricultural soils[J]. *Soil Science and Plant Nutrition*, 2010, 56(1): 19-30.
- [3] Lu D S. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(7): 1297-1328.
- [4] Wang G, Zhang M, Gertner G Z, et al. Uncertainties of mapping aboveground forest carbon due to plot locations using national forest inventory plot and remotely sensed data[J]. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2011, 26(4): 360-373.
- [5] Lu D, Chen Q, Wang G, et al. Aboveground forest biomass estimation with landsat and LiDAR data and uncertainty analysis of the estimates[J]. *International Journal of Forestry Research*, 2012(2012), 2012: 1-16.
- [6] Anaya J A, Chuvieco E, Palacios-Orueta A. Aboveground biomass assessment in Colombia: a remote sensing approach[J]. *Forest Ecology and Management*, 2009, 257(4): 1237-1246.
- [7] Li H, Mausel P, Brondizio E, et al. A framework for creating and validating a non-linear spectrum-biomass model to estimate the secondary succession biomass in moist tropical forests[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 65(2): 241-254.
- [8] Lu D. Aboveground biomass estimation using Landsat TM data in the Brazilian Amazon[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(12): 2509-2525.
- [9] Steininger M. Satellite estimation of tropical secondary forest above-ground biomass: data from Brazil and Bolivia[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(6/7): 1139-1157.
- [10] Xu X, Du H, Zhou G, et al. Estimation of aboveground carbon stock of Moso bamboo (*Phyllostachys heterocycla* var. *pubescens*) forest with a Landsat Thematic Mapper image[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(5): 1431-1448.
- [11] Zheng D L, Rademacher J, Chen J Q, et al. Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 93(3): 402-411.
- [12] Heiskanen J. Estimating aboveground tree biomass and leaf area index in a mountain birch forest using ASTER satellite data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(6): 1135-1158.
- [13] Foody G M, Cutler M E, McMorrow J, et al. Mapping the biomass of Bornean tropical rain forest from remotely sensed data[J]. *Global Ecology and Biogeography*, 2001, 10(4): 379-387.
- [14] Mas J, Flores J. The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(3): 617-663.
- [15] Foody G M, Boyd D S, Cutler M E J. Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(4): 463-474.
- [16] Coulibaly L, Migolet P, Adegbi H G, et al. Mapping aboveground forest biomass from ikonos satellite image and multi-source geospatial data using Neural Networks and a Kriging Interpolation[C]. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Boston, USA, 2008: 298-301.
- [17] Labrecque S, Fournier R A, Luther J E, et al. A comparison of four methods to map biomass from Landsat-TM and inventory data in western Newfoundland[J]. *Forest Ecology and Management*, 2006, 226(1/2/3): 129-144.
- [18] Powell S L, Cohen W B, Healey S P, et al. Quantification of live aboveground forest biomass dynamics with Landsat time-series and field inventory data: a comparison of empirical modeling approaches[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(5): 1053-1068.
- [19] Fazakas Z, Nilsson M, Olsson H. Regional forest biomass and wood volume estimation using satellite data and ancillary data[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1999, 98/99: 417-425.
- [20] Tuominen S, Eerikainen K, Schibalski A, et al. Mapping biomass variables with a multi-source forest inventory technique[J]. *Silva Fennica*, 2010, 44(1): 109-119.
- [21] Fournier R, Luther J, Guindon L, et al. Mapping aboveground tree biomass at the stand level from inventory information: test cases in Newfoundland and Quebec[J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 2003, 33(10): 1846-1863.
- [22] Luther J, Fournier R, Piercey D, et al. Biomass mapping using forest type and structure derived from Landsat TM imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2006, 8(3): 173-187.
- [23] Chirici G, Giuliarelli D, Biscontini D, et al. Large-scale monitoring of coppice forest clearcuts by multitemporal very high resolution satellite imagery: a case study from central Italy[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(4): 1025-1033.
- [24] Tsui O W, Coops N C, Wulder M A, et al. Using multi-frequency radar and discrete-return LiDAR measurements to estimate above-ground biomass and biomass components in a coastal temperate forest[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 69: 121-133.
- [25] Ryan C M, Hill T, Woollen E, et al. Quantifying small-scale deforestation and forest degradation in African woodlands using radar imagery[J]. *Global Change Biology*, 2012, 18(1): 243-257.
- [26] Balzter H, Rowland C S, Saich P. Forest canopy height and carbon estimation at Monks Wood National Nature Reserve, UK, using dual-wavelength SAR interferometry[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 108(3): 224-239.
- [27] Morel A C, Saatchi S S, Malhi Y, et al. Estimating aboveground biomass in forest and oil palm plantation in Sabah, Malaysian Borneo using ALOS PALSAR data[J]. *Forest Ecology and Management*, 2011, 262(9): 1786-1798.

- [28]Wulder M A, White J C, Nelson R F, et al. Lidar sampling for large - area forest characterization: a review[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 121: 196 - 209.
- [29]Asner G P, Mascaro J, Muller - Landau H C, et al. A universal airborne LiDAR approach for tropical forest carbon mapping[J]. *Oecologia*, 2012, 168(4): 1147 - 1160.
- [30]Chen Q, Vaglio Laurin G, Battles J J, et al. Integration of airborne lidar and vegetation types derived from aerial photography for mapping aboveground live biomass [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 121: 108 - 117.
- [31]Dubayah R O, Sheldon S L, Clark D B, et al. Estimation of tropical forest height and biomass dynamics using lidar remote sensing at La Selva, Costa Rica [J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2010, 115( G00E09).
- [32]Næsset E, Gobakken T. Estimation of above - and below - ground biomass across regions of the boreal forest zone using airborne laser[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(6): 3079 - 3090.
- [33]Naesset E, Gobakken T, Solberg S, et al. Model - assisted regional forest biomass estimation using LiDAR and InSAR as auxiliary data: a case study from a boreal forest area[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(12): 3599 - 3614.
- [34]Lefsky M A, Cohen W B, Harding D J, et al. Lidar remote sensing of above - ground biomass in three biomes[J]. *Global Ecology and Biogeography*, 2002, 11(5): 393 - 399.
- [35]Hurt G C, Dubayah R, Drake J, et al. Beyond potential vegetation: combining lidar data and a height - structured model for carbon studies[J]. *Ecological Applications*, 2004, 14(3): 873 - 883.
- [36]Goetz S J, Sun M, Baccini A, et al. Synergistic use of spaceborne lidar and optical imagery for assessing forest disturbance: an Alaska case study [J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2010, 115( G00E07).
- [37]Koch B. Status and future of laser scanning, synthetic aperture radar and hyperspectral remote sensing data for forest biomass assessment [J]. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 65(6): 581 - 590.
- [38]Krankina O N, Harmon M E, Cohen W B, et al. Carbon stores, sinks, and sources in forests of northwestern Russia: can we reconcile forest inventories with remote sensing results? [J]. *Climatic Change*, 2004, 67(2/3): 257 - 272.
- [39]Asner G P, Powell G V N, Mascaro J, et al. High - resolution forest carbon stocks and emissions in the Amazon [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2010, 107(38): 16738 - 16742.
- [40]Clark M L, Roberts D A, Ewel J J, et al. Estimation of tropical rain forest aboveground biomass with small - footprint lidar and hyperspectral sensors[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(11): 2931 - 2942.
- [41]Banskota A, Wynne R H, Johnson P, et al. Synergistic use of very high - frequency radar and discrete - return lidar for estimating biomass in temperate hardwood and mixed forests [J]. *Annals of Forest Science*, 2011, 68(2): 347 - 356.
- [42]Gonzalez P, Asner G P, Battles J J, et al. Forest carbon densities and uncertainties from Lidar, QuickBird, and field measurements in California [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(7): 1561 - 1575.
- [43]Wang G, Oyana T, Zhang M, et al. Mapping and spatial uncertainty analysis of forest vegetation carbon by combining national forest inventory data and satellite images [J]. *Forest Ecology and Management*, 2009, 258(7): 1275 - 1283.