



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 105913017 A

(43)申请公布日 2016.08.31

(21)申请号 201610219260.7

(22)申请日 2016.04.08

(71)申请人 南京林业大学

地址 210037 江苏省南京市玄武区龙蟠路
159号

(72)发明人 曹林 申鑫 余光辉

(74)专利代理机构 南京申云知识产权代理事务
所(普通合伙) 32274

代理人 邱兴天

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

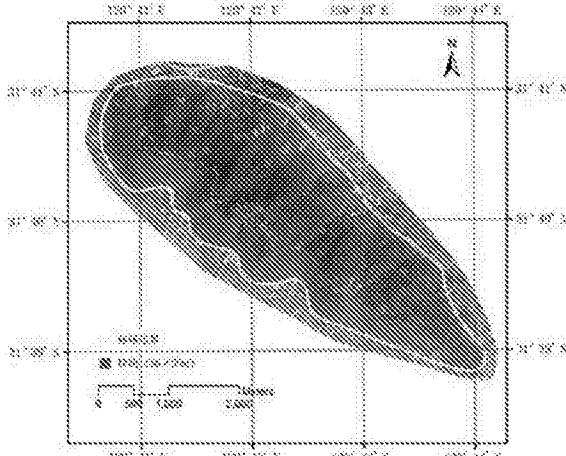
权利要求书2页 说明书10页 附图2页

(54)发明名称

一种基于同期双高分辨率遥感影像的森林
生物量估算方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于同期双高分辨率遥
感影像的森林生物量估算方法,以江苏南部丘陵
地区的亚热带天然次生林为方法实施对象,基于
同期获得的机载双高分辨率遥感影像数据,首先
通过面向对象分割方法进行单木冠幅提取,然后
提取5组高光谱特征变量和7个单木冠幅结构统计
变量,通过构建多元回归模型估算生物量,最后通
过交叉验证法评价模型的精度。该方法是在
模型参数已经确定的情况下,随机选取所有样地
中的一个样地作为验证样地,而其余样地进行建
模,利用拟合得到的模型对随机选取的样地进行
验证,循环往复,直至所有样地都验证完毕。充分
挖掘同期双高分辨率遥感影像特征从而更加精
确地估算森林生物量。



1. 一种基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法, 其特征在于, 包括以下步骤: 遥感数据获取及预处理

1) 从机载航空平台LiCHy的传感器系统获取待检测区域的遥感数据; 其中, 高光谱数据为AISA Eagle子传感器获取, 首先借助AISA Eagle传感器的辐射定标参数对原始影像进行辐射定标, 将原始影像的DN值转化为像元辐射亮度值, 然后利用经验线性模型将像元辐射亮度值转化为地表反射率值; 高空间分辨率影像为DigiCAM-60子传感器在同一时间获取, 首先, 对影像进行几何精校正, 使其配准到高光谱影像, 选取320个同名像点, 采用二次多项式进行校正, 并使得校正误差控制在1个像元之内, 然后使用最邻近像元法进行重采样;

2) 根据树种组成、年龄和立地分层选取多个待检测区域的正方形样地, 样地包括针叶林、阔叶林和混交林3个森林类型; 在各个样地中, 记录胸径 $\geq 5\text{cm}$ 的每棵单木的树种、胸径、树高、枝下高、冠幅、冠层透明度、树冠垂直级等因子; 借助实测的单木信息, 汇总地上生物量和地下生物量; 借助实测的单木胸径和树高获得单木组分生物量, 最后汇总得到样地级的地上生物量 W_A 和地下生物量 W_R ;

4) 利用基于边缘检测的多尺度分割算法对校正后的高空间分辨率影像进行面向对象分割, 设置灰度阈值剔除背景信息, 从而提取出单木冠幅; 单木冠幅经均值统计形成样地尺度的单木统计变量, 包括样地单木株数、冠幅面积均值、冠幅面积标准差、冠幅周长均值、冠幅周长标准差、冠幅半径均值和冠幅半径标准差共7个特征; 同时, 提取出5组共52个光谱特征变量: 包括17个原始单波段特征、8个波段组合特征、9个植被指数特征、9个数理统计特征以及9个纹理特征; 其中, 光谱特征变量已由像元尺度经均值计算转化为样地尺度;

5) 将多个正方形样地按照随机方式分为建模组和预测组, 在建模组中, 将提取的7个单木统计变量和52个光谱特征变量与待预测变量进行Pearson's相关性分析:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)(y_i - \bar{y}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}} \quad (1)$$

式中: x_i 为地面实测的某林分特征; y_i 为某LiDAR特征变量; \bar{x}_i 为 x_i 的平均值; \bar{y}_i 为 y_i 的平均值; 对Pearson's相关系数的绝对值按照从大到小的顺序排列, 最后, 设置阈值提取优化变量;

6) 采用多元逐步回归法, 以实测地上和地下生物量作为因变量, 优选的候选特征变量作为自变量建立模型; 运用逐步进入法, 通过观察决定系数 R^2 的情况选择进入模型的变量, 经过不断进入决定系数高的变量, 剔除决定系数低的变量, 得到最适模型, 且模型中所有变量F检验值均达到显著水平; 模型的精度采用决定系数 R^2 、均方根误差RMSE和相对均方根误差rRMSE三个指标评价, 计算公式为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad (2)$$

式中: x_i 为地面实测的某林分特征; \bar{x}_i 为 x_i 的平均值; \hat{x}_i 为模型估算的某林分特征; n 为样地数量;

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (3)$$

$$rRMSE = \frac{RMSE}{\bar{x}_i} \times 100\% \quad (4)$$

2. 根据权利要求1所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法，其特征在于，AISA Eagle子传感器得瞬时视场角为0.51mrad，地面分辨率为0.6m，波长范围为398.5nm–994.4nm，光谱范围覆盖64个波段，辐射分辨率为12bit。

3. 根据权利要求1所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法，其特征在于，DigicAM-60子传感器的像元分辨率为 8956×6708 ，像元尺寸为 $6.0\mu\text{m}$ ，地面分辨率为0.1m，辐射分辨率为8bit。

4. 根据权利要求1所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法，其特征在于，选取30个 $30\text{m} \times 30\text{m}$ 的正方形样地，建模组21个样地，预测组9个样地。

5. 根据权利要求1所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法，其特征在于，样地的四个角点、中心位置通过Trimble GeoXH6000Handhelds手持GPS定位，样地的方向和倾角通过罗盘仪测定，边界长度通过皮尺量测。

6. 根据权利要求1所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法，其特征在于，在样地中，胸径采用围尺量测，树高通过Vertex IV超声波测高器获取，冠幅则在2个主方向上使用皮尺测量其投影距离，对于胸径<5cm的树以及枯死木进行计数，但不参与生物量的计算。

7. 根据权利要求1所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法，其特征在于，52个光谱特征变量的含义及计算公式如说明书的表2所示。

8. 根据权利要求1所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法，其特征在于，选取Pearson's相关系数绝对值大于0.15的特征变量作为建模候选变量。

一种基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法

技术领域

[0001] 本发明属于林业调查、动态监测及生物多样性等技术领域,涉及一种基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法。

背景技术

[0002] 森林作为陆地生态系统的主体,在维护区域生态环境以及全球碳平衡中发挥着巨大作用。森林生物量是量度森林结构和功能的重要指标,为生态系统的碳汇和碳素循环等研究提供关键数据。精确估算森林生物量对全球碳汇、碳平衡的研究以及全球气候变化的理解有重要意义。各尺度上的生物量信息也可用于林业调查、动态监测及生物多样性等,并参数化森林生长模型,森林火灾预测模型以及优化森林资源管理。传统的生物量量测主要依靠实测法或以实测法为基础的统计分析方法,工作量大、过程复杂、周期长,需耗费大量的人力物力且对生态系统的破坏性较大。遥感以其快速、准确、大尺度宏观观测的独特优势,可以弥补常规生物量量测方法的不足。

[0003] 在以往的森林生物量估算方法中,仅选用了少量的特征变量,并未充分提取影像中关于森林冠层的光谱和空间结构信息。这些研究所基于的双高分辨率数据并非同时获取,且都未在亚热带地区进行实施。

发明内容

[0004] 发明目的:针对现有技术中存在的不足,本发明的目的是提供一种基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法,有效提升生物量估算精度。

[0005] 技术方案:为了实现上述发明目的,本发明采用的技术方案为:

[0006] 一种基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法,包括以下步骤:遥感数据获取及预处理

[0007] 1)从机载航空平台LiCHy的传感器系统获取待检测区域的遥感数据;其中,高光谱数据为AISA Eagle子传感器获取,首先借助AISA Eagle传感器的辐射定标参数对原始影像进行辐射定标,将原始影像的DN值转化为像元辐射亮度值,然后利用经验线性模型将像元辐射亮度值转化为地表反射率值;高空间分辨率影像为DigiCAM-60子传感器在同一时间获取,首先,对影像进行几何精校正,使其配准到高光谱影像,选取320个同名像点,采用二次多项式进行校正,并使得校正误差控制在1个像元之内,然后使用最邻近像元法进行重采样;

[0008] 2)根据树种组成、年龄和立地分层选取多个待检测区域的正方形样地,样地包括针叶林、阔叶林和混交林3个森林类型;在各个样地中,记录胸径 $\geq 5\text{cm}$ 的每棵单木的树种、胸径、树高、枝下高、冠幅、冠层透明度、树冠垂直级等因子;借助实测的单木信息,汇总地上生物量和地下生物量;借助实测的单木胸径和树高获得单木组分生物量,最后汇总得到样地级的地上生物量 W_A 和地下生物量 W_R ;

[0009] 4)利用基于边缘检测的多尺度分割算法对校正后的高空间分辨率影像进行面向

对象分割,设置灰度阈值剔除背景信息,从而提取出单木冠幅;单木冠幅经均值统计形成样地尺度的单木统计变量,包括样地单木株数、冠幅面积均值、冠幅面积标准差、冠幅周长均值、冠幅周长标准差、冠幅半径均值和冠幅半径标准差共7个特征;同时,提取出5组共52个光谱特征变量:包括17个原始单波段特征、8个波段组合特征、9个植被指数特征、9个纹理统计特征以及9个纹理特征;其中,光谱特征变量已由像元尺度经均值计算转化为样地尺度;

[0010] 5)将多个正方形样地按照随机方式分为建模组和预测组,在建模组中,将提取的7个单木统计变量和52个光谱特征变量与待预测变量进行Pearson's相关性分析:

$$[0011] r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)(y_i - \bar{y}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}} \quad (1)$$

[0012] 式中: x_i 为地面实测的某林分特征; y_i 为某LiDAR特征变量; \bar{x}_i 为 x_i 的平均值; \bar{y}_i 为 y_i 的平均值;对Pearson's相关系数的绝对值按照从大到小的顺序排列,最后,设置阈值提取优化变量;

[0013] 6)采用多元逐步回归法,以实测地上和地下生物量作为因变量,优选的候选特征变量作为自变量建立模型;运用逐步进入法,通过观察决定系数 R^2 的情况选择进入模型的变量,经过不断进入决定系数高的变量,剔除决定系数低的变量,得到最适模型,且模型中所有变量F检验值均达到显著水平;模型的精度采用决定系数 R^2 、均方根误差RMSE和相对均方根误差rRMSE三个指标评价,计算公式为:

$$[0014] R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad (2)$$

[0015] 式中: x_i 为地面实测的某林分特征; \bar{x}_i 为 x_i 的平均值; \hat{x}_i 为模型估算的某林分特征; n 为样地数量;

$$[0016] RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (3)$$

$$[0017] rRMSE = \frac{RMSE}{\bar{x}_i} \times 100\% \quad (4)$$

[0018] 所述的AISA Eagle子传感器的瞬时视场角为0.51mrad,地面分辨率为0.6m,波长范围为398.5nm~994.4nm,光谱范围覆盖64个波段,辐射分辨率为12bit。

[0019] 所述的DigicAM-60子传感器的像元分辨率为8956×6708,像元尺寸为6.0μm,地面分辨率为0.1m,辐射分辨率为8bit。

[0020] 所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法,选取30个30m×30m的正方形样地,建模组21个样地,预测组9个样地。

[0021] 所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法,样地的四个角点、中心位置通过Trimble GeoXH6000 Handhelds手持GPS定位,样地的方向和倾角通过罗盘仪测定,边界长度通过皮尺量测。

[0022] 所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法,在样地中,胸径采用围尺量测,树高通过Vertex IV超声波测高器获取,冠幅则在2个主方向上使用皮尺测量其投影距离,对于胸径<5cm的树以及枯死木进行计数,但不参与生物量的计算。

[0023] 所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法,52个光谱特征变量的含义及计算公式如表2所示。

[0024] 所述的基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法,选取Pearson's相关系数绝对值大于0.15的特征变量作为建模候选变量。

[0025] 本发明将基于同期获取机载双高分辨率遥感影像数据对亚热带的典型森林类型进行生物量反演,以江苏南部丘陵地区的亚热带天然次生林为方法实施对象,基于同期获得的机载双高分辨率遥感影像数据,首先通过面向对象分割方法进行单木冠幅提取,然后提取5组高光谱特征变量和7个单木冠幅结构统计变量,通过构建多元回归模型估算生物量,最后通过交叉验证法评价模型的精度。该方法是在模型参数已经确定的情况下,随机选取所有样地(n)中的一个样地作为验证样地,而其余n-1个样地进行建模,利用拟合得到的模型对随机选取的样地进行验证,循环往复,直至所有样地都验证完毕。研究中,建模组的所有样地参与交叉验证,逐个样地进行检验。充分挖掘同期双高分辨率遥感影像特征从而更加精确地估算森林生物量。

[0026] 有益效果:与现有技术相比,本发明将基于同期获得的机载双高分辨率遥感影像数据,首先通过面向对象分割方法进行单木冠幅提取,然后提取5组高光谱光谱特征变量和7个单木冠幅结构统计变量,通过构建多元回归模型估算生物量,最后通过交叉验证法评价模型的精度。充分挖掘同期双高分辨率遥感影像特征从而更加精确地估算森林生物量。结果表明,通过本发明对北亚热带天然次生林的进行生物量估算,取得了较高的精度:模型对地上生物量的估算精度为: $R^2=0.62$, $RMSE=16.32t \cdot hm^{-2}$, $rRMSE=17.59\%$,交叉验证的差值的平均值为 $4.01t \cdot hm^{-2}$ (差异不显著)。对地下生物量的估算精度为: $R^2=0.54$, $RMSE=4.58t \cdot hm^{-2}$, $rRMSE=16.61\%$,交叉验证的差值的平均值为 $0.20t \cdot hm^{-2}$ (差异不显著)。

附图说明

[0027] 图1是试验区和样地分布图;

[0028] 图2是典型样地的单木冠幅提取效果图;

[0029] 图3是样地的高光谱特征曲线图;

[0030] 图4是生物量与优化特征变量的Pearson's相关系数结果图。

具体实施方式

[0031] 下面结合具体实例对本发明作进一步描述。

[0032] 实施例1

[0033] 一种基于同期双高分辨率遥感影像的森林生物量估算方法,包括以下步骤:

[0034] 1)研究区概况

[0035] 研究区选取于江苏省国营虞山林场($120^{\circ} 42' 9.4'' E$, $31^{\circ} 40' 4.1'' N$),总面积 $1422hm^2$,高程变化范围为 $20\sim 260m$ 。该研究区所处区域为典型的北亚热带季风气候区,年降水量为 $1062.5mm$,其中6月($171.3mm$)和7月($147.0mm$)降水量最大,占全年降水的30%。主

主要土壤类型为黄棕壤,呈酸性,PH值为5~6。虞山林场主要森林类型为亚热带次生混交林,可细分为针叶、阔叶和混交3个森林类型。主要针叶树种为马尾松(*Pinus massoniana*)、杉木(*Cunninghamia lanceolata*)和湿地松(*Pinus elliottii*)等;主要阔叶树种为麻栎(*Quercus acutissima*)、枫香(*Liquidambar formosan*)等,同时伴生冬青(*Ilex chinensis*)、樟树(*Cinnamomum camphora*)等常绿阔叶树种。

[0036] 2)遥感数据获取及预处理

[0037] 本实施例使用的遥感数据源于机载航空平台LiCHy(LiDAR, CCD and Hyperspectral)传感器系统。其中的高光谱数据为AISA Eagle子传感器获取,该传感器瞬时视场角(IFOV)为0.51mrad,地面分辨率为0.6m,波长范围为398.5nm~994.4nm,光谱范围覆盖64个波段,辐射分辨率为12bit。首先借助AISA Eagle传感器的辐射定标参数对原始影像进行辐射定标,将原始影像的DN值转化为像元辐射亮度值,然后利用经验线性模型将像元辐射亮度值转化为地表反射率值。高空间分辨率影像为DigiCAM-60子传感器在同一时间获取,该传感器像元分辨率为 8956×6708 (6000万像素),像元尺寸为 $6.0\mu\text{m}$,地面分辨率为0.1m,辐射分辨率为8bit。首先,对影像进行几何精校正,使其配准到高光谱影像。选取320个同名像点,采用二次多项式进行校正,并使得校正误差控制在1个像元之内,然后使用最邻近像元法进行重采样。

[0038] 3)汇总地面调查数据

[0039] 根据虞山林场森林资源调查历史数据中的树种组成、年龄和立地分层选取30个 $30\text{m} \times 30\text{m}$ 的正方形样地(研究区和样地分布见图1),样地包括针叶林($n=7$)、阔叶林($n=9$)和混交林($n=14$)3个森林类型。样地调查时间为2012年6~8月以及2013年8月,样地的四个角点、中心位置通过Trimble GeoXH6000 Handhelds手持GPS定位(结合JSCROS广域差分系统获得亚米级定位精度)。样地的方向和倾角通过罗盘仪测定,边界长度通过皮尺量测。在各个样地中,记录胸径 $\geq 5\text{cm}$ 的每棵单木的树种、胸径、树高、枝下高、冠幅、冠层透明度、树冠垂直等级等因子。胸径采用围尺量测,树高通过Vertex IV超声波测高器获取,冠幅则在2个主方向上使用皮尺测量其投影距离。对于胸径 $< 5\text{cm}$ 的树以及枯死木进行计数,但不参与生物量的计算。

[0040] 借助实测的单木信息,汇总地上生物量($t \cdot \text{hm}^{-2}$)和地下生物量($t \cdot \text{hm}^{-2}$)。生物量的计算依据当地(或邻近区域)的异速生长方程(见表1),借助实测的单木胸径和树高获得单木组分生物量,最后汇总得到样地级的地上生物量 W_A 和地下生物量 W_R ,结果汇总于表2。

[0041] 表1研究区各主要树种组分生物量的异速生长模型

树种	组分	a	b
马尾松 <i>(Pinus massoniana)</i>	树干生物量 (W_s)	0.141	1.092
	树枝生物量 (W_b)	0.065	0.991
	叶生物量 (W_f)	0.132	0.745
	根生物量 (W_r)	0.005	0.890
杉木 <i>(Cunninghamia lanceolata)</i>	树干生物量 (W_s)	0.124	0.680
	树枝生物量 (W_b)	0.203	0.385
	叶生物量 (W_f)	0.850	0.189
	根生物量 (W_r)	0.337	0.418
[0042] 湿地松 <i>(Pinus elliottii)</i>	树干生物量 (W_s)	0.235	0.900
	树枝生物量 (W_b)	0.080	1.064
	叶生物量 (W_f)	0.456	0.610
	根生物量 (W_r)	0.007	1.014
麻栎 <i>(Quercus acutissima)</i>	树干生物量 (W_s)	0.018	1.034
	树枝生物量 (W_b)	0.00008	1.468
	叶生物量 (W_f)	0.004	0.769
	根生物量 (W_r)	0.020	0.882
枫香 <i>(Liquidambar formosana)</i>	树干生物量 (W_s)	0.093	0.801
	树枝生物量 (W_b)	0.083	0.649
	叶生物量 (W_f)	1.084	0.217
	根生物量 (W_r)	0.055	0.107

[0043] 注:模型的格式为 $W=a(D^2H)^b$.H=树高(m),D=胸径(cm);a,b为模型参数。

[0044] 表2样地内森林生物量汇总

森林参数	针叶林 (n=7)		阔叶林 (n=9)		混交林 (n=14)	
	变化范围	均值	变化范围	均值	变化范围	均值
地上生物量 $W_A/ (t \cdot hm^{-2})$	64.42-127.39	91.82	43.01-143.14	88.14	44.20-141.73	85.90
地下生物量 $W_R/ (t \cdot hm^{-2})$	20.78-39.42	27.55	20.21-37.39	28.23	15.35-43.05	26.29

[0046] 4)特征变量提取

[0047] 利用基于边缘检测的多尺度分割算法对校正后的高空间分辨率影像进行面向对象分割,设置灰度阈值剔除背景信息,从而提取出单木冠幅(一个典型样地的单木冠幅提取效果见图2)。单木冠幅经均值统计形成样地尺度的单木统计变量,主要包括样地单木株数、冠幅面积均值、冠幅面积标准差、冠幅周长均值、冠幅周长标准差、冠幅半径均值和冠幅半径标准差共7个特征。同时,提取出5组(共52个)光谱特征变量:包括17个原始单波段特征、8个波段组合特征、9个植被指数特征、9个数理统计特征以及9个纹理特征。其中,光谱特征变量已由像元尺度经均值计算转化为样地尺度。52个光谱特征变量的含义及计算公式见表3。样地的高光谱特征曲线如图3所示。

[0048] 表3特征变量汇总表

特征变量	变量描述
原始单个波段	
B13、B17-18、B31-32、B38-39、 B41-44、B48-53	高光谱原始第13、17-18、31-32、38-39、 41-44、48-53波段
波段组合	
VI(39, 52, 53)	$(B_{39} + B_{52} + B_{53})/3$
VI(42, 38, 53)	$(B_{42} + B_{38} + B_{53})/3$
VI(43, 38, 53)	$(B_{43} + B_{38} + B_{53})/3$
VI(44, 38, 53)	$(B_{44} + B_{38} + B_{53})/3$
VI(51, 38, 39)	$(B_{51} + B_{38} + B_{39})/3$
VI(41, 38, 31)	$(B_{41} - B_{38})/B_{31}$
VI(40, 15)	$(B_{40} - B_{15})/(B_{40} + B_{15})$

VI(45, 31)	$B_{45} - B_{31}$
植被指数	
简单比值植被指数 (SR)	B_{44}/B_{31}
修正型简单比值植被指数 (MSR)	$(B_{39} - B_6)/(B_{34} - B_6)$
归一化植被指数 679(NDVI-679nm)	$(B_{44} - B_{31})/(B_{44} + B_{31})$
归一化植被指数 705(NDVI-705nm)	$(B_{39} - B_{34})/(B_{39} + B_{34})$
修正型归一化植被指数 705 (MNDVI-705nm)	$\frac{(B_{39} - B_{34})}{(B_{39} + B_{34} - 2B_6)}$
土壤调整植被指数 (SAVI)	$\frac{(B_{44} - B_{31})}{(B_{44} + B_{31} + 0.5)}$
红边植被胁迫指数 (RVSI)	$\frac{(B_{36} + B_{39})}{2} - B_{37}$
植被衰减指数 (PSRI)	$(B_{31} - B_{12})/B_{39}$
植被水含量指数 (WBI)	B_{54}/B_{62}
数理统计特征	
第一主成分 (PC1)	提取的主成分分析第一波段
第二主成分 (PC2)	提取的主成分分析第二波段
第三主成分 (PC3)	提取的主成分分析第三波段
独立成分分析第一波段 (IC1)	提取的独立成分分析第一波段
独立成分分析第二波段 (IC2)	提取的独立成分分析第二波段
独立成分分析第三波段 (IC3)	提取的独立成分分析第三波段
最小噪声分离变换第一波段	提取的 MNF 变换第一波段
最小噪声分离变换第二波段	提取的 MNF 变换第二波段
最小噪声分离变换第三波段	提取的 MNF 变换第三波段
纹理特征	
均值 (ME)	$ME = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{i,j}$
方差 (VA)	$VA = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{i,j}(i - ME)$

[0051]	相关度 (CR)	$CR = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{i,j} \left \frac{(i-ME)(j-ME)}{\sqrt{VA_i \cdot VA_j}} \right $
	偏斜度 (SK)	$SK = \frac{\left \sum (P_{i,j} - ME)^2 \right }{(N^2 - 1) (VA)^{3/2}}$
	对比度 (CO)	$CO = \sum_{i,j=0}^{N-1} n^2 \cdot P_{i,j}$
	相异性 (DI)	$DI = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{i,j} i-j $
	信息熵 (EN)	$EN = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{i,j} (-\ln P_{i,j})$
	均匀度 (HO)	$HO = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot \frac{P_{i,j}}{1 + (i-j)^2}$
	二阶矩 (SM)	$SM = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{i,j}^2$

[0052] 注:Bi为某个波段,N为像元数,i为行,j为列,Pi,j为某个像元。

[0053] 5)特征变量优化

[0054] 首先将30个正方形样地按照随机方式分为建模组和预测组,其中建模组21个样地,预测组9个样地。然后,在建模组中,将提取的7个单木统计变量和52个光谱特征变量与待预测变量(地上生物量WA和地下生物量WR)进行Pearson's相关性分析:

$$[0055] r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)(y_i - \bar{y}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}} \quad (1)$$

[0056] 式中:x_i为地面实测的某林分特征;y_i为某LiDAR特征变量;̄x_i为x_i的平均值;̄y_i为y_i的平均值。

[0057] 对Pearson's相关系数的绝对值按照从大到小的顺序排列。最后,设置阈值提取优化变量,即选取Pearson's相关系数绝对值大于0.15的特征变量作为建模候选变量。地上和地下生物量与优化特征变量的Pearson's相关系数见图4。

[0058] 6)建模及精度评价

[0059] 采用多元逐步回归法,以实测地上和地下生物量作为因变量,优选的候选特征变量作为自变量建立模型。运用逐步进入法,通过观察决定系数R²的情况选择进入模型的变量,经过不断进入决定系数高的变量,剔除决定系数低的变量,得到最适模型,且模型中所有变量F检验值均达到显著水平(P值<0.05)。模型的精度采用决定系数(R²)、均方根误差(RMSE)和相对均方根误差(rRMSE)三个指标评价(生物量估算模型参数及其精度评价见表

4),计算公式为:

$$[0060] R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad (2)$$

[0061] 式中: x_i 为地面实测的某林分特征; \bar{x}_i 为 x_i 的平均值; \hat{x}_i 为模型估算的某林分特征; n 为样地数量。

$$[0062] RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (3)$$

$$[0063] rRMSE = \frac{RMSE}{\bar{x}_i} \times 100\% \quad (4)$$

[0064] 由式(3)可见,rRMSE为RMSE(均方根误差)与 \bar{x}_i (实测值均值)的百分比。

[0065] 表4生物量估算模型参数及其精度评价

	估算模型	
	地上生物量 W_A	地下生物量 W_R
截距 Intercept	-264.72	-28.65
SR		
MNDVI-705	80.81	21.99
PSRI	-879.69	-202.51
MNF1		
MNF2		
PC3		

单木株数 (N)	0.87	0.14
冠幅周长_mean	10.22	
冠幅面积_std		2.36
R^2	0.62	0.54
RMSE	16.32	4.58
rRMSE(%)	17.59	16.61

[0068] 本实施例采用交叉验证法评价模型的精度。该方法是在模型参数已经确定的情况下,随机选取所有样地(n)中的一个样地作为验证样地,而其余 $n-1$ 个样地进行建模,利用拟合得到的模型对随机选取的样地进行验证,循环往复,直至所有样地都验证完毕(交叉验证结果见表5)。研究中,建模组的所有样地参与交叉验证,逐个样地进行检验。

[0069] 表5交叉验证分析统计表

[0070]	因变量	实测平均值	交叉验证的差值		
			范围	平均值	标准差
	地上生物量 W_A	92.12	-18.7~21.2	4.01NS	14.06
	地下生物量 W_R	27.41	-9.04~14.5	0.20NS	5.77

[0071] 注: NS表示差异不显著($P>0.05$)

[0072] 7)方法运算结果

[0073] 结果表明,通过本发明对北亚热带天然次生林的生物量估算,取得了在该相对复杂森林类型中实验的高精度。模型对地上生物量的估算精度为: $R^2=0.62$, $RMSE=16.32t \cdot hm^{-2}$, $rRMSE=17.59\%$,交叉验证的差值的平均值为 $4.01t \cdot hm^{-2}$ (差异不显著)。对地下生物量的估算精度为: $R^2=0.54$, $RMSE=4.58t \cdot hm^{-2}$, $rRMSE=16.61\%$,交叉验证的差值的平均值为 $0.20t \cdot hm^{-2}$ (差异不显著)。

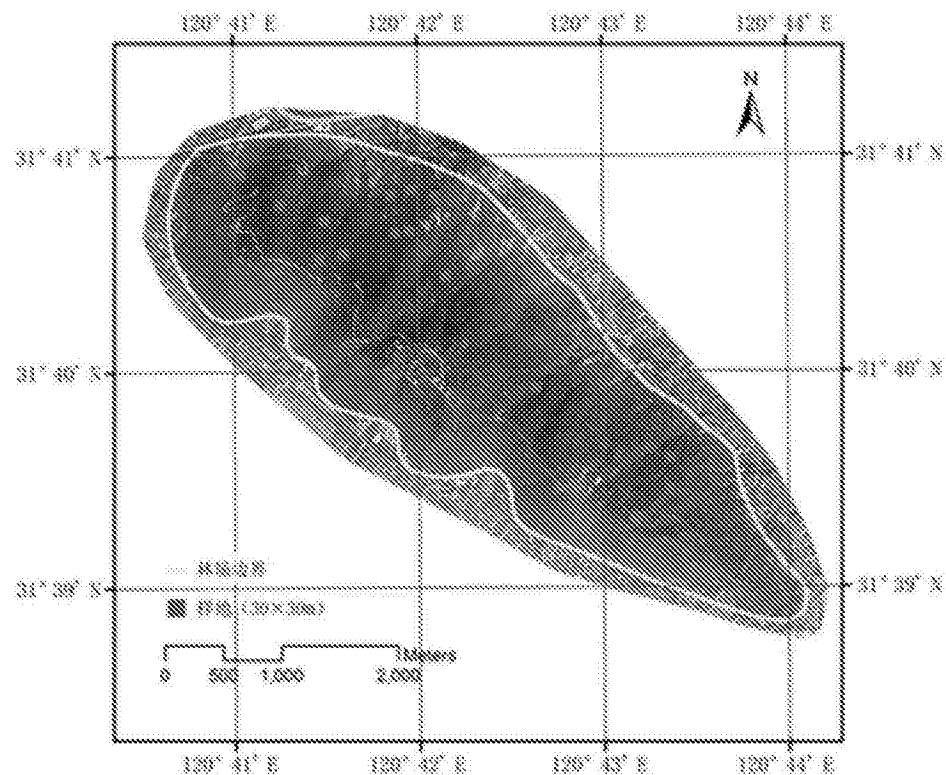


图1

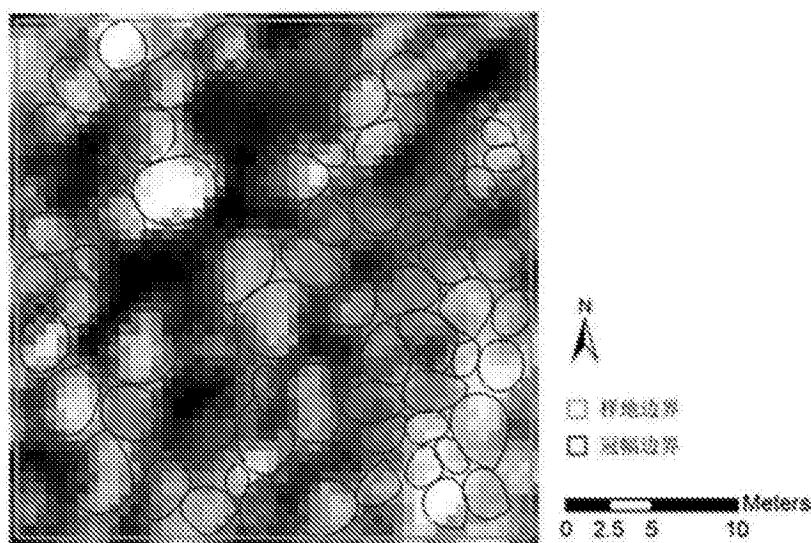


图2

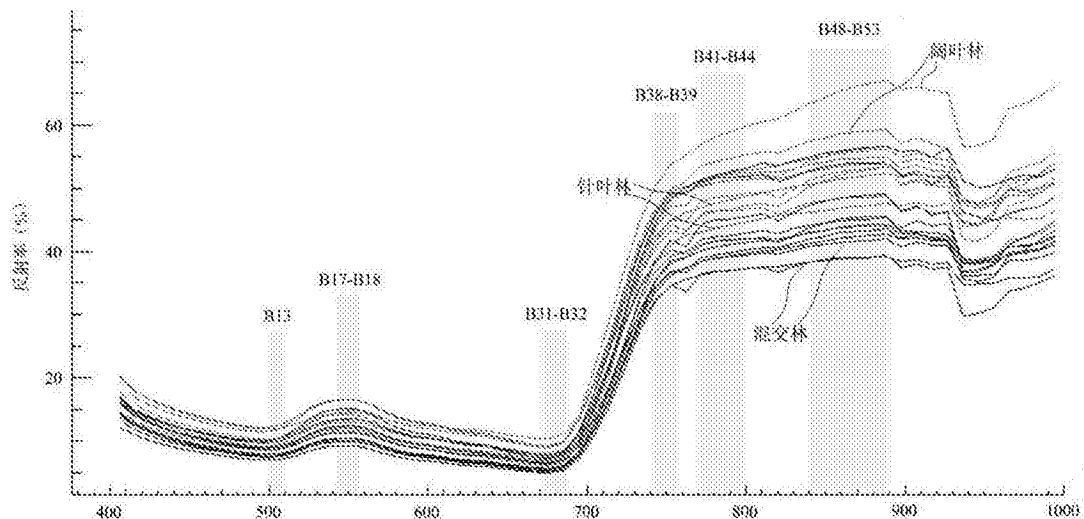


图3

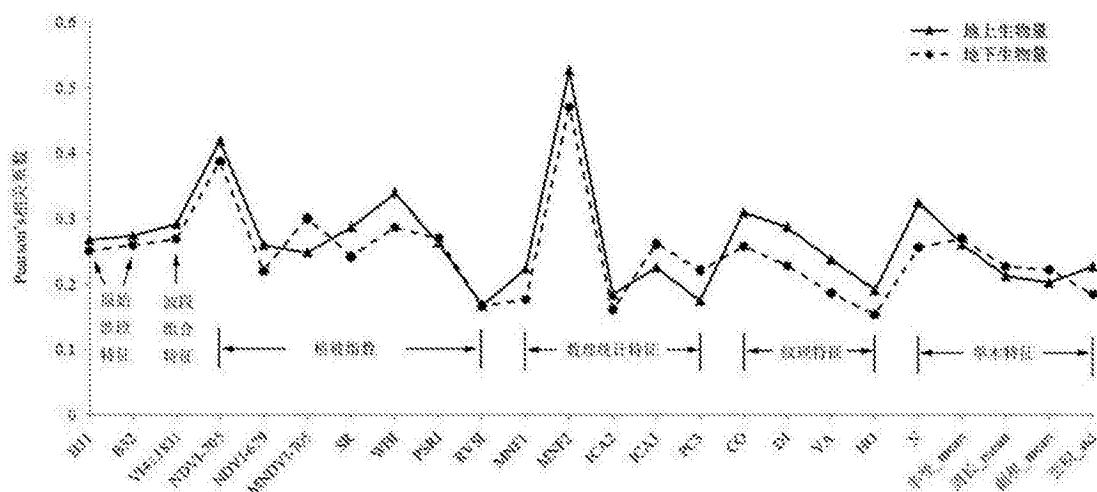


图4