

doi:10.3969/j.issn.2095-1914.2013.06.007

基于随机森林算法的橡胶林地上生物量遥感反演研究

——以景洪市为例

王云飞^{1,2} 庞勇² 舒清志¹

(1. 西南林业大学林学院, 云南昆明 650224; 2. 中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091)

摘要:以景洪市橡胶林为研究对象, 将获得的样地植被指数和生物量数据用随机森林方法建立相关关系, 将建立的关系用 Landsat TM 影像反演出整个研究区域的生物量分布, 用影像和实地样地调查数据进行分析和验证, 实现光学遥感的大范围生物量反演。在反演过程中将植被指数作为自变量, 使用 R 语言环境下的随机森林方法进行变量筛选和建模, 并对该方法的适用性进行分析评价。结果表明: 随机森林算法适用于森林生物量反演; 选择的变量为可见光大气阻抗植被指数(VARI)、简单比值指数(RVI)、归一化植被指数(NDVI)、水分胁迫指数(MSI)、中红外指数(MidIR); 总体模型反演精度 $R^2 = 0.43$, RMSE = 46.05。反演结果对于生物量密度较低的区域回归效果较好, 对于生物量超过 200 t/hm² 的地区, 反演结果偏低, 且随着生物量密度的增加, 反演结果偏差逐渐增大。

关键词:橡胶林; 地上生物量; 光学遥感; 植被指数; 随机森林算法

中图分类号: S785.8

文献标志码: A

文章编号: 2095-1914(2013)06-0038-08

Counter-Estimation on Aboveground Biomass of *Hevea brasiliensis* Plantation by Remote Sensing with Random Forest Algorithm

——A Case Study of Jinghong

WANG Yun-fei^{1,2}, PANG Yong², SHU Qing-tai²

(1. College of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming Yunnan 650224, China;

2. Research Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China)

Abstract: The correlations between the vegetation indexes and biomass data obtained from *Hevea brasiliensis* plantation in Jinghong Municipality were established by means of random forest algorithm. The biomass distribution throughout the study area was counter-estimated with Landsat TM image based on the correlations, and the counter-estimation of biomass by optical remote sensing in a wider range was realized through analyses and validation by the Landsat TM image data and the field survey data of the sample plots. The vegetation indexes were taken as the independent variables in the counter estimation process, The random forest multiple regression method was used to select variables and to model under R language environment, and the applicability of this method was analyzed and evaluated. The results showed that the random forest algorithm was appropriate to be applied for forest biomass estimation. The variables selected were VARI, RVI, NDVI, MSI, MidIR. The overall precision of the counter estimation of the model was that R^2 value was 0.43, and the value of RMSE was 46.05. The counter estimation result for the area with lower biomass density was better. Whereas

收稿日期: 2013-08-22

基金项目: 国家 863 科技支撑项目(2012AA12A306) 资助; 亚太森林恢复与可持续管理网络项目(2011PA004) 资助; 国家自然科学基金项目(31060114) 资助; 云南省自然科学基金项目(2008ZC094M) 资助。

第 1 作者: 王云飞(1987—), 男, 硕士生。研究方向: 资源环境遥感。E-mail: wy211314@126.com。

通信作者: 庞勇(1976—), 男, 博士, 副研究员。研究方向: 激光雷达森林参数反演、林业遥感机理模型。E-mail: caf_pang@gmail.com。

the counter estimation result for the area with over 200 t/hm² biomass would be lower than the actual figure. And the deviation of counter estimation would increase gradually along with the increase of biomass density.

Key words: *Hevea brasiliensis* plantation; aboveground biomass; spectral remote sensing; vegetation index; random forest algorithm

森林是陆地上最大的生态系统,是地球表面一种重要的植被类型。森林在全球碳循环中的贡献,代表了森林经营活动对全球生态系统功能的影响。而森林生物量及其生产力的大小是评价森林碳循环贡献的基础。因此,开展森林生物量的精确估算和评估具有重要意义,不仅是估测森林碳储量和评价森林碳循环贡献的基础,也是森林生态功能评价的重要参数。

森林生物量是森林生态系统最基本的数量特征之一。通常以单位面积或单位时间积累的干物质量或能量来表示,是森林生态系统在长期生产与代谢过程中积累的结果。森林生物量是整个森林生态系统运行的能量基础和物质来源,森林生物量的大小受光合作用、呼吸作用、死亡、收获等自然和人类活动因素的共同影响,因此,森林生物量的变化反映了森林的演替、自然干扰、人类的活动、气候变化等影响,是度量森林结构和功能变化的重要指标。因此,研究森林生物量有着十分重要的意义^[1-3]。

传统的森林生物量统计以实测数据为基础,需要进行大量的实地调查,工作量大、周期长,并对实物造成一定的破坏,在推测大面积林分生物量时,待测林分每木检尺数据往往难以获得^[4-6]。随着遥感技术的快速发展,为大尺度森林生物量估算与长时间动态变化研究提供了一条快捷、经济、方便的途径。目前,人们可以通过光学遥感、微波雷达和激光雷达等传感器对森林生态系统进行调查,形成多种遥感数据应用于森林生物量的估算,大大提高了估算的准确性和快速性,且不会对实地生物产生破坏,可以长期、动态、连续估算森林地上生物量,在大尺度森林地上生物量估算中具有不可替代的优势^[7]。

20世纪80年代,新西兰学者发现归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)与地上绿色植被生物量有很好的相关性。之后,Curran等^[8]研究了TM数据的红和近红外波段与叶生物量间的关系,发现它们具有较强的相关性。Jong等^[9]采用对数、指数非线性变换,增强了它们的关系。杨存建等^[10]分析了多种遥感数据和植被指数与热带森林植被生物量之间的相关性,得到能在一定程度上

反映生物量变化的遥感数据和植被指数种类。全慧杰等^[11]针对TM影像数据使用逐步回归方法分析了各种植被指数与生物量的关系。通过光学遥感对生物量进行反演计算逐渐成为可能,从而有望实现大范围的自动化生物量估算。

1 研究区概况

研究区景洪市位于云南省南部,西双版纳傣族自治州中部。地处东经100°25′~101°31′,北纬21°27′~22°36′。最高海拔2 196.8 m,最低海拔485 m。属北热带和南亚热带湿润季风气候,长夏无冬,干湿季分明,基本无霜。年平均气温为18.6~21.9℃,年平均降水量为1 200~1 700 mm,年平均日照1 800~2 300 h,太阳辐射总量500~570 kJ/a,年平均相对湿度80~86 g/m³。

景洪市森林植被随地形不同、海拔变化呈明显的垂直分布。境内森林茂密,种类繁多,根据地域变化,森林植被分为热带雨林、热带季雨林、南亚热带常绿阔叶林、南亚热带针阔叶混交林、竹木混交林、灌木林、草丛等类型。

景洪以特殊的地理位置、气候条件,拥有较典型的热带面积18.67万hm²,其余属亚热带区域,成为中国不可多得的热带作物宝库。

西双版纳州三县市的橡胶(*Hevea brasiliensis*)林已成为我国继海南省之后的第二大橡胶基地。景洪市有7.71万hm²橡胶林,2004年开割的面积有4.69万hm²,产干胶9.4万t,产值10.34亿元。橡胶林是景洪地区极具代表性的乔木植被覆盖,构成大片的人工落叶阔叶林,因此,对橡胶林进行生物量估测在森林生物量估测工作中很具代表性。

2 研究数据

2.1 数据采集

研究使用2010年2月以景洪市为中心区域的西双版纳地区经过大气校正后的Landsat TM影像。样地数据采集自2011年和2012年对应区域内经实地测量的样地。由于所研究的橡胶林多为人工种植的经济作物,并受其生长条件限制,分布多在有道路能够达到的低海拔地区。高海拔地区多为未

经开发的天然林,橡胶树的分布较少。研究区位置及样地的分布位置见图1。

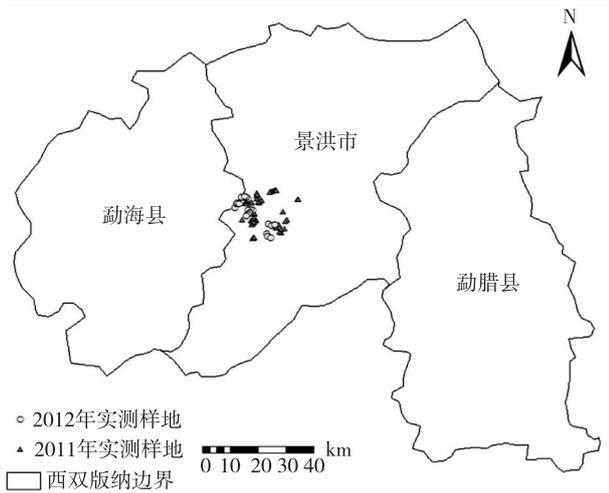


图1 研究区和样地分布

所调查的样地为半径 10 m 较均质的橡胶林地,样地边缘距离林地边缘有足够的距离,其基本情况见表1。

所调查的样地为分布在各个海拔区间、坡度以及年龄段的橡胶林,涵盖了研究区不同生物量水平,能够凸显生物量的差异在遥感影像上的反应。样地测量过程中主要记录每木树高、胸径、冠幅、年龄以及样地的坡向、坡度等数据。

2.2 数据处理

1) 样地生物量计算。针对橡胶林的生物量计算,根据唐建维等^[12]提供的橡胶树生物量计算公式,求算每植株的树干、树枝和树叶生物量,求和后得到地上生物量,进而计算出每个样地单位面积上的平均地上生物量,橡胶树生物量回归模型见表2。

表1 样地概况

年份	数量/块	生物量/(t·hm ⁻²)			平均胸径/cm			海拔/m			坡度/(°)		
		平均	最小	最大	平均	最小	最大	平均	最小	最大	平均	最小	最大
2011	54	141.7	22.8	474.3	20.2	10.5	43.3	711.4	541.0	988.2	19.2	4	45
2012	21	180.0	22.1	363.2	27.1	11.0	39.9	691.5	561.6	1032.3	22.1	0	35

表2 橡胶树生物量回归模型

器官	回归模型	相关系数(R ²)
干	$W_S = 0.050 D^{2.596}$	0.987
枝	$W_B = 0.015 D^{2.563}$	0.941
叶	$W_L = 0.007 D^{2.215}$	0.955

2) 遥感数据植被指数计算。根据实测样地的中心坐标,提取 TM 影像中的对应像元并计算植被指数。像元提取过程中采用直接提取对应单个像元和提取以对应像元为中心的 3×3 窗口的均值 2 种方式^[13]。提取的植被指数种类及其计算方程见表3。

表3 植被指数计算方程

植被指数	方程	参考文献
简单比值指数(RVI)	$RVI = \frac{\rho_{red}}{\rho_{nir}}$	Birth 等 ^[14] , Colombo 等 ^[15]
归一化植被指数(NDVI)	$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}}$	Rouse 等 ^[16] , Deering 等 ^[17] , Huete 等 ^[18]
红外指数(II)	$II = \frac{NIR_{TM4} - MidIR_{TM5}}{NIR_{TM4} + MidIR_{TM5}}$	Hardisky 等 ^[19]
水分胁迫指数(MSI)	$MSI = \frac{MisIR_{TM5}}{NIR_{TM4}}$	Rock 等 ^[20]
中红外指数(MidIR)	$MidIR = \frac{MidIR_{TM5}}{NIR_{TM7}}$	
增强型植被指数(EVI)	$EVI = G \frac{\rho_{nir}^* - \rho_{red}^*}{\rho_{nir}^* + C_1 \rho_{red}^* - C_2 \rho_{blue}^* + L} (1 + L)$	Huete 等 ^[21-23]
三角植被指数(TVI)	$TVI = 0.5 [120(\rho_{nir} - \rho_{green})] - 200(\rho_{red} - \rho_{green})$	Broge 等 ^[24]
亮度(B)	$B = 0.2909TM1 + 0.2493TM2 + 0.4806TM3 + 0.5568TM4 + 0.4438TM5 + 0.1706TM7$	Lunetta 等 ^[25] , Price 等 ^[26]
绿色(G)	$G = -0.2728TM1 - 0.2174TM2 - 0.5508TM3 + 0.7221TM4 + 0.0733TM5 - 0.1648TM7$	Rogan 等 ^[27]
湿度(W)	$W = 0.1446TM1 + 0.1761TM2 + 0.3322TM3 + 0.3396TM4 - 0.6210TM5 - 0.4186TM7$	
裸土绿度指数(GRABS)	$GRABS = G - 0.09178B + 5.58959$	Hay 等 ^[28]
可见光大气阻抗植被指数(VARI)	$VARI_{green} = \frac{\rho_{green} - \rho_{red}}{\rho_{green} + \rho_{red} - \rho_{blue}}$	Gitelson 等 ^[29]

经回归分析对比发现,使用单个像元提取植被指数的回归效果要好于 3×3 窗口。

3 研究方法与实践

3.1 回归方法

研究使用的回归方法是随机森林(random forest)方法,该方法适用于解决分类和回归问题,是建立在决策树基础上,通过多次 bootstrap 抽样获得多个随机样本,并通过这些样本分别建立相对应的决策树,从而构成随机森林。对于分类问题,由所有决策树的投票结果决定对象类别;对于回归问题,取所有决策树预测结果的均值作为最终的预测结果^[30]。

通过使用 R 软件中的 random forest 数据包来实现随机森林的回归过程。过程中涉及到 2 个关键的参数:ntree 和 mtry。ntree 为决策树的数量,即使用 bootstrap 重抽样的次数;mtry 为随机特征的数量,即使用到的输入变量的个数,其大小在回归分析中通常为输入变量数的 $1/3$,当变量数 < 3 时取 1^[31]。

回归误差与回归树的数量关系见图 2。

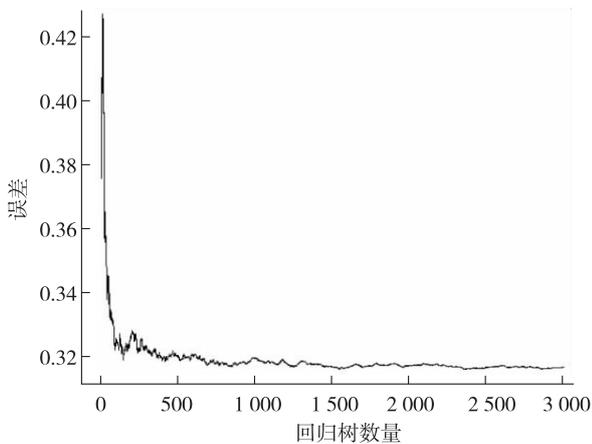


图2 回归误差随回归树数量变化趋势

由图 2 可见,回归误差在回归树数量达到 2 000 后趋于稳定,为确保结果的可信度,在不影响计算效率的情况下选择使用 3 000 作为回归树的数量。

根据 importance 参数提供的各变量影响力分析,对自变量进行逐一剔除,最终保留相关性最好的自变量。研究中所使用的自变量经选择后决定使用可见光大气阻抗植被指数(VARI)、简单比值指数(RVI)、归一化植被指数(NDVI)、水分胁迫指数(MSI)、中红外指数(MidIR)作为回归自变量。为降低样本生物量离散程度,使用生物量的自然对数作为因变量,在预测后经指数变换计算确定系数和标

准差。

由于随机森林方法在回归时是使用多个决策树的预测结果平均后得到最终预测值,因此,不会产生一个具体的回归方程。在回归过程中,由于随机森林选取样本的方法有放回随机抽样,因此,建立回归树时约有 36.8% 的样本数据不会被选中,而作为检验样本出现,起到了样本内部交叉验证的作用,可减少过拟合情况的出现^[30]。

3.2 技术流程

实现利用随机森林算法进行橡胶林生物量反演的整体流程见图 3。

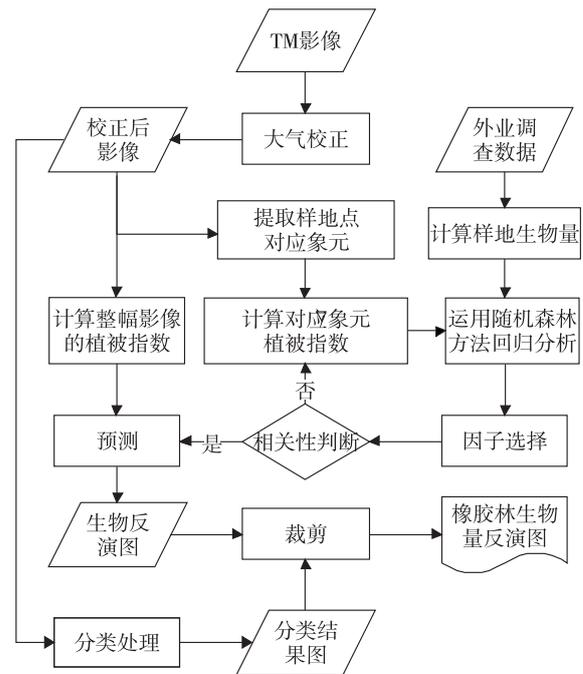


图3 使用TM影像反演森林生物量流程

首先,对 TM 影像进行大气校正,使用校正后的影像提取对应外业调查样地的像元,计算这些像元的植被指数;根据外业调查的样地数据计算样地平均生物量密度。之后,运用随机森林方法建立样地生物量密度与对应像元各种植被指数间的关系;判断各种植被指数对回归的影响,选择相关性好的植被指数。最后,对整个景洪地区的 TM 影像进行所需要的植被指数计算;利用建立好的关系对整幅影像进行预测,得到预测矩阵后转换输出成图;根据分类结果图,运用波段运算,从中提取橡胶林范围的对象,生成可以作为橡胶林范围掩膜的图层,根据该图层对生物量预测结果图进行裁剪,获得橡胶林生物量的分布图,再根据研究区域边界截取研究区。

3.3 反演过程与成图

使用 ENVI 中的波段运算计算西双版纳地区整景影像范围中所需的各类植被指数。导出后输

入 R 软件进行反演,获得反演结果的数值矩阵,再利用 ArcGIS 输出成图。TM 影像与预测结果对比见图 4(彩图见封三)。

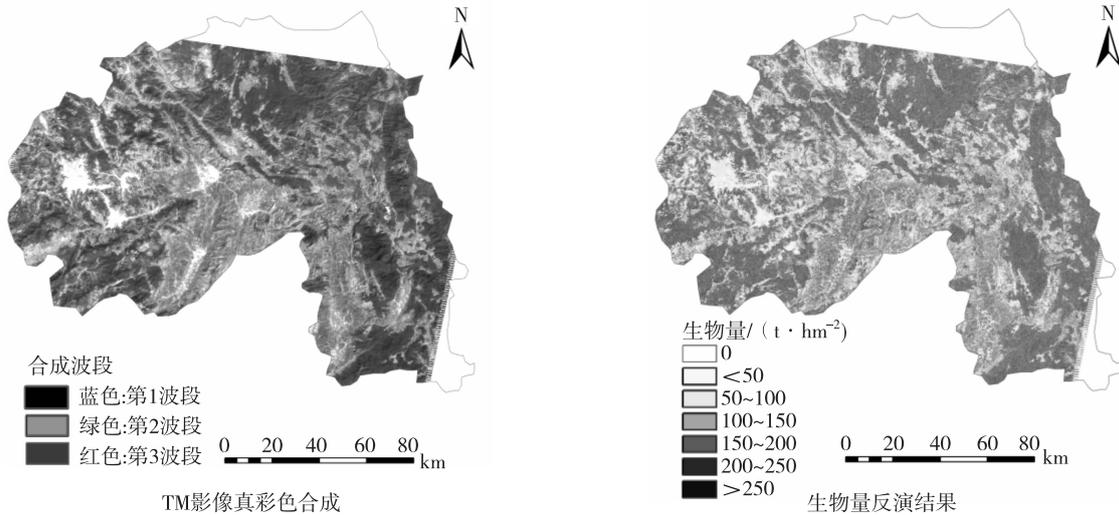


图4 TM影像与预测结果对比

4 结果与分析

4.1 模型训练的精度及验证

为表明随机森林方法的优越性,将其与传统的逐步回归方法进行对比,以 2011 年测量的样本点为训练样本进行回归,并以 2012 年测量的样本点为检验样本对回归结果进行检验。模型评价指标对比见表 4。

表 4 模型评价指标对比

建模方法	回归 R^2	回归均方差	检验 R^2	检验均方差
逐步回归	0.25	84.40	0.44	92.80
随机森林	0.45	43.97	0.60	99.01

通过对比逐步回归与随机森林方法的回归预测结果与实测结果,其散点图见图 5~6。

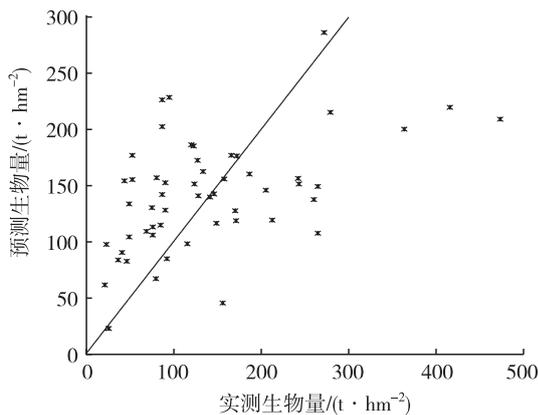


图5 逐步回归方法预测值与实测值

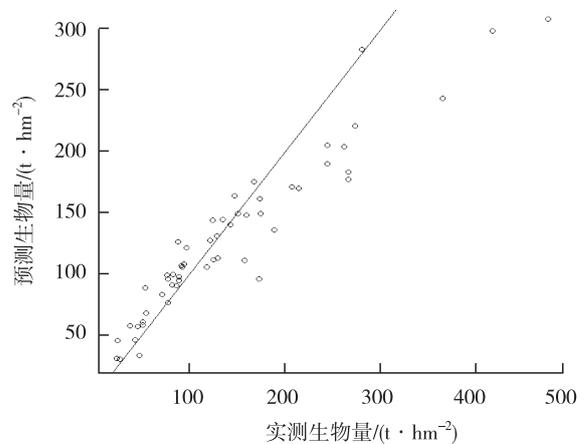


图6 随机森林方法预测值与实测值

由 2 种方法的对比可以看出,随机森林方法能够有效提高生物量反演的精度,其效果对于低生物量的部分尤为明显。

从图 5~6 可以看出,生物量在 200 t/hm^2 以下样本的预测效果较好,而生物量 $> 200 \text{ t/hm}^2$ 的样地,预测值普遍偏低,这一现象在检验样本中尤为突出,也是导致 RMSE 偏大的原因。这与 Steininger 等^[32]提出的 LandSat TM 影像在估测生物量时有饱和度的问题,其饱和度阈值是 15 kg/m^2 较为相近。由于这一限制,预测出的样地生物量总量占实测样地生物量总量的 90% 左右。

4.2 橡胶林生物量的提取及制图

本文中建立回归模型的过程是基于橡胶林数据,无论是样地数据的采集还是生物量的计算方

式都是针对橡胶林进行的,因此,建立的模型应用于反演时也只适用于橡胶林。在反演的过程中,直接将模型应用于整个研究区是为了方便反演算法过程的实现,在得出生物量的反演结果后,根据研究区的分类结果图将不适用该模型的区域去掉,保留橡胶林类别区域的结果。本文选择西双版纳作为研究橡胶林的实验区也是出于此原因,西双版纳地区林地覆盖率在60%以上^[33],其中橡胶林面积约占1/3,因此对橡胶林的生物量研究极具代表性。也正是由于该地区橡胶林所占比例很高,能够为以遥感影像为基础的分类方法提供足够的分类样本,从而利用遥感影像在大尺度范围上实现对橡胶林的分类提取。本文用以提取橡胶林生物量的分类结果是张连华等^[16]获得的决策树分类结果。

将分类结果中的橡胶林单独作为掩膜对生物量反演的结果图进行裁剪,去除不适用的地类,获得橡胶林生物量的分布图。经分类后提取的橡胶林范围的生物量反演结果见图7(彩图见封三)。

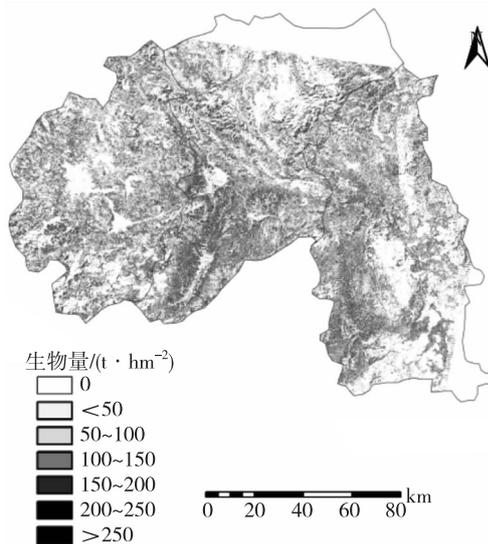


图7 西双版纳地区橡胶林生物量反演结果

5 结论与讨论

1) 随机森林算法适用于森林生物量反演。对于通过光学遥感反演生物量的研究还并未获得一个令人非常满意的结果,随机森林算法利用其选择样本和自变量时的随机性,在寻找自变量与因变量间关系的同时,也注重了不同样本和自变量的差异,使回归的结果既可以考虑到每一个样本和自变

量的影响,又不会过分趋近于个别样本,这对于进行生物量这类变化复杂、总体趋势不明显的变量的反演具有较好的效果。

2) 选择的变量为可见光大气阻抗植被指数(VARI)、简单比值指数(RVI)、归一化植被指数(NDVI)、水分胁迫指数(MSI)、中红外指数(MidIR)。变量选择过程通过大量建立回归树来反复试验每个自变量对建立回归关系的影响力,从而选择出与生物量关系密切,能够提高回归效果的植被指数作为自变量。

3) 总体模型反演精度 $R^2 = 0.43$, $RMSE = 46.05$ 。在运用算法的过程中,由于随机森林算法在选取样本时的随机性使其本身具有交叉验证的功能,当建立的回归树足够多时,基本可以保证每个样本都有机会作为训练样本和检验样本出现,这就在很大程度上降低了过拟合情况的出现,但为更好的证明算法以及所选自变量的可用性,研究中仍使用一部分样本作为训练样本,另一部分作为检验样本,专门进行了验证,经验证可行后,将所有样本联合建立回归关系,从而保证反演时所用的回归方程具有更普遍的适应性。

从对试验样地的反演结果来看,对于生物量密度较低的区域回归效果较好,对于生物量超过 200 t/hm^2 的地区,反演结果偏低,且随着生物量密度的增加,反演的结果偏差逐渐增大,所以该模型更适用于生物量较低的区域。这也是造成整体 R^2 较低的原因,但从 $RMSE$ 的提高水平来看,模型的优越性是很明显的。

由于预测的生物量在生物量密度较低的区域效果很好,生物量密度较高的区域所占比例不大,造成的影响有限,对样地总体生物量估计已经达到实测生物量的90%,达到了有效估计的目的,说明将该方法应用于橡胶林是可行的,有希望向其他类型的植被覆盖推广。

在具体估测生物量的过程中,可以结合土地覆盖分类结果,针对不同类型的植被覆盖,进行有针对性的生物量回归和反演,对于不同类型的植被,会存在植被指数选择上的差异,但总体方法过程类似。

针对存在的饱和问题,有望从以下几个方面进行改善:1) 引入其他类型的植被指数作为自变量,找出新的对应关系;2) 使用其他回归算法获得更好

的回归效果;3)使用其他影像处理方法获得能作为自变量的数据,例如纹理等;4)结合其他种类的影像数据获取自变量。

在利用光学遥感进行地上生物量反演方面,国内外已经有很多人进行了相关研究,也发现了很多问题。本研究通过改进反演算法的手段,找到了生物量与遥感信息间更确切的关系,遗憾的是仍然无法克服生物量反演过程中的饱和问题,同时受到地面调查可靠性以及遥感影像精度的影响,使得反演的结果不甚理想。但伴随着众多新型遥感方式的出现以及更多参数计算方式的发明,反演算法水平的提高将是生物量遥感反演过程中的有力支持,使新的遥感数据和参数算法更有实用价值,也是实现利用遥感手段进行大范围生物量反演中不可或缺的一环。

[参 考 文 献]

- [1] 庞勇,黄克标,李增元. 基于遥感的涪江河次区域森林地上生物量分析[J]. 资源科学, 2011, 33(10): 1863 - 1869.
- [2] 娄雪婷,曾源,吴炳方. 森林地上生物量遥感估测研究进展[J]. 国土资源遥感, 2011, 22(1): 1 - 8.
- [3] 国庆喜,张峰. 基于遥感信息估测森林的生物量[J]. 东北林业大学学报, 2003, 31(2): 13 - 16.
- [4] 张慧芳,张晓丽,黄瑜. 遥感技术支持下的森林生物量研究进展[J]. 世界林业研究, 2007, 20(4): 30 - 34.
- [5] 何红艳,郭志华,肖文发. 遥感在森林地上生物量估算中的应用[J]. 生态学杂志, 2007, 26(8): 1317 - 1322.
- [6] Eisfelder C, Kuenzer C, Dech S. Derivation of biomass information for semi-arid areas using remote-sensing data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(9): 2937 - 2984.
- [7] 汤旭光,刘殿伟,王宗明,等. 森林地上生物量遥感估算研究进展[J]. 生态学杂志, 2012, 31(5): 1311 - 1318.
- [8] Curran P J, Dungan J L, Gholz H L. Seasonal LAI in slash pine estimated with Landsat TM[J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 39(1): 3 - 13.
- [9] De Jong S M, Pebesma E J, Lacaze B. Above-ground biomass assessment of Mediterranean forests using airborne imaging spectrometry: the DAIS Payne experiment[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(7): 1505 - 1520.
- [10] 杨存建,刘纪远,黄河,等. 热带森林植被生物量与遥感地学数据之间的相关性分析[J]. 地理研究, 2005, 24(3): 473 - 479.
- [11] 仝慧杰,冯仲科,罗旭,等. 森林生物量与遥感信息的相关性[J]. 北京林业大学学报, 2007, 29(2): 156 - 159.
- [12] 唐建维,庞家平,陈明勇,等. 西双版纳橡胶林生物量及其模型[J]. 生态学杂志, 2009, 28(10): 1942 - 1948.
- [13] Jensen J R. 遥感数字影像处理导论[M]. 陈晓玲,龚威,李平湘,等,译. 3版. 北京:机械工业出版社, 2007.
- [14] Birth G S, McVey G R. Measuring the color of growing turf with a reflectance spectrophotometer[J]. Agronomy Journal, 1968, 60(6): 640 - 643.
- [15] Colombo R, Bellingeri D, Fasolini D, et al. Retrieval of leaf area index in different vegetation types using high resolution satellite data[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(1): 120 - 131.
- [16] Rouse Jr J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS[J]. NASA Special Publication, 1974, 351: 309.
- [17] Deering D W, Rouse J W. Measuring 'forage production' of grazing units from Landsat MSS data[C]//International Symposium on Remote Sensing of Environment, 10th, Ann Arbor, Mich. 1975: 1169 - 1178.
- [18] Huete A, Didan K, Miura T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(1): 195 - 213.
- [19] Hardisky M A, Klemas V, Smart R M. The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of *Spartina alterniflora* canopies[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1983, 49: 77 - 83.
- [20] Rock B N, Vogelmann J E, Williams D L, et al. Remote detection of forest damage[J]. BioScience, 1986, 36(7): 439 - 445.
- [21] Huete A R, Liu H Q, Batchily K, et al. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 59(3): 440 - 451.
- [22] Huete A, Justice C, Van Leeuwen W. MODIS vegetation index (MOD13)[J]. Algorithm Theoretical Basis Document, 1999; <http://modarch.gsfc.nasa.gov/MODIS/LAND/#vegetation-indices>, 129 p.

- [23] Huete A, Didan K, Miura T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1): 195–213.
- [24] Broge N H, Leblanc E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(2): 156–172.
- [25] Lunetta R S, Ediriwickrema J, Johnson D M, et al. Impacts of vegetation dynamics on the identification of land-cover change in a biologically complex community in North Carolina, USA[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 82(2): 258–270.
- [26] Price K P, Guo X, Stiles J M. Optimal Landsat TM band combinations and vegetation indices for discrimination of six grassland types in eastern Kansas[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(23): 5031–5042.
- [27] Rogan J, Franklin J, Roberts D A. A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 143–156.
- [28] Hay C M, Kuretz C A, Odenweller J B, et al. Development of AI procedures for dealing with the effects of episodic events on crop temporal spectral response[R]. AGRISTARS Report SR – B9 – 00434, 1979.
- [29] Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 76–87.
- [30] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. *统计与信息论坛*, 2011, 25(3): 32–37.
- [31] Breiman L, Cutler A. Package randomForest[R/OL]. (2013-08-12) <http://cran.r-project.org/web/packages/randomForest/randomForest.pdf>.
- [32] Steininger M K. 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.
- [33] 刘晓娜, 封志明, 姜鲁光, 等. 西双版纳橡胶林地的遥感识别与数字制图[J]. *资源科学*, 2012, 34(9): 1769–1780.

(责任编辑 曹 龙)

(上接第37页)

- [14] 王效科, 冯宗炜, 欧阳志云. 中国森林生态系统的植物碳储量和碳密度研究[J]. *应用生态学报*, 2001, 12(1): 13–16.
- [15] 汤国安, 杨昕. 地理信息系统空间分析实验教程[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- [16] McCoy J, Johnston K. Using ArcGis Geostatistical Analyst[M]. USA: ESRI, 2001: 54–55.
- [17] 麻万诸, 章明奎, 吕晓男. 普通克里金模型对同尺度下不同土壤肥力指标的空间解析力比较[J]. *西北农林科技大学学报*, 2010, 28(10): 199–204.
- [18] 张峰, 杜群, 葛宏立, 等. 基于地统计学和CFI样地的浙江省森林碳空间分布研究[J]. *生态学报*, 2012, 32(16): 5275–5285.
- [19] 沈希, 张茂震, 祁祥斌, 等. 基于回归与随机模拟的区域森林碳分布估计方法比较[J]. *林业科学*, 2011, 47(6): 1–8.
- [20] 汪媛媛, 杨忠芳, 余涛, 等. 土壤碳储量计算中不同插值方法对比研究: 以吉林省大安市为例[J]. *中国岩溶*, 2011, 30(4): 479–486.
- [21] 张朝生, 章申, 何建邦. 长江水系沉积物重金属含量空间分布特征研究: 地统计学方法[J]. *地理学报*, 1997, 52(2): 90–98.
- [22] 王淑英, 于同泉, 王建立, 等. 北京市平谷区土壤有效微量元素含量的空间变异特性初步研究[J]. *中国农业科学*, 2008, 41(1): 129–137.

(责任编辑 曹 龙)