

A Study on the Spatial-Temporal Patterns of the Structure and Productivity of Qin Mountain—A Case of the Matoutan Forest, China

Yafei Li^{1,2}, Leibin Wang^{1,2}, Xiaodong Yan^{1,2*}, Chongfu Shi³, Wenbing Zhang³,
Xiangyang Wang³, Xiuli Wang³, Fang Wang^{4,5}, Qixiang Cai^{1,2}

¹State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology (ESPRE), Beijing Normal University, Beijing

²Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing

³Forestry Administration of Matoutan, Baoji Shaanxi

⁴CAS Key Laboratory of Regional Climate-Environment for Temperate East Asia, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing

⁵University of Chinese Academy of Sciences, Beijing

Email: *yxd@mail.bnu.cn

Received: Jul. 7th, 2018; accepted: Jul. 24th, 2018; published: Jul. 31st, 2018

Abstract

[Objective] This article aims to describe a new research framework that we originally developed for analyzing the spatial pattern of the structure of a forest and the time series of its productivity. The framework is applied to a real-world forest for validation. **[Method]** Here we adopt the forest inventories and public scientific dataset, including Digital Elevation Model (DEM), Normalized Vegetation Index (NDVI) from satellites images and forest canopy height data. The implementation of the program of the framework is mainly by using Python, an open-source programming language, and related third-part code libraries. Time series of the predictors for the Matoutan region for the period 2000~2015 are used to simulate the dynamics of the volumes in forests. **[Result]** The results show that the forest resources are mainly distributed on the northern and southern slopes rather than the central ridge. The volume per square meter decreases as the elevation goes up, and so does the forest canopy height. The estimated total volume of forest in the Matoutan presents an uptrend that the total volumes solidly increased for the last 16 years from 1.95 to 2.01 million cubic meters. **[Conclusion]** The estimating of volume in the Matoutan area was made by a linear regression model with R² at 0.395, while the R² in validation data set is 0.58, p < 0.01. The framework we developed and introduced here can be considered as comprehensive, reliable, and flexible from the application to the Matoutan forest, because it needs no commercial software license and has an ability to adopt multiple statistical models to give a reasonable forest volume estimation.

Keywords

Qin Mountain, Matoutan, Remote Sensing, Python, Open Source, Volume Estimation

*通讯作者。

秦岭森林结构组成和生产空间格局及动态研究——以马头滩林业局为例

李亚飞^{1,2}, 王磊斌^{1,2}, 延晓冬^{1,2*}, 石重福³, 张文兵³, 王向阳³, 王秀丽³, 王芳^{4,5}, 才其骧^{1,2}

¹北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京

²北京师范大学地理科学学部, 北京

³宝鸡市马头滩林业局, 陕西 宝鸡

⁴中国科学院大气物理研究所, 中国科学院东亚区域气候-环境重点实验室, 北京

⁵中国科学院大学, 北京

Email: yxd@mail.bnu.cn

收稿日期: 2018年7月7日; 录用日期: 2018年7月24日; 发布日期: 2018年7月31日

摘要

[目的]本文目的在于介绍一种新发展的、可以灵活结合森林调查数据和多源遥感资料以分析模拟森林组成结构和生产力动态变化的研究框架,并以秦岭马头滩林业局为例验证分析。[方法]本研究使用Python语言并链接多种开源代码库发展,结合森林调查资料及DEM、NDVI、森林冠层高度等遥感资料进行分析,并根据2000~2015年的遥感资料估算了马头滩林区总蓄积量的动态变化过程。[结果]结果显示,马头滩林业局森林资源主要分布在南、北部,单位面积蓄积量随海拔高度呈递减趋势;高海拔处森林平均冠层高度较小,而中低海拔较大;马头滩林区近16年总蓄积量从195万立方米增长到超过201万立方米,总体呈稳步增长趋势。[结论]单位蓄积量模拟模型R²为0.395,在验证数据集上R²为0.58, $p < 0.01$,且估计的总蓄积量与实际调查总量差别小于1%。本研究发展的研究框架通过对马头滩林区的研究可看出其功能完整,分析结果科学可信,适用于在各种具有森林调查数据的林区开展多种灵活的林业研究。

关键词

秦岭, 马头滩, 遥感, Python, 开源, 蓄积量模拟

Copyright © 2018 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

研究森林结构组成和生产力可以帮助林场获悉森林生长状况并制定相应生产决策,也有助于研究森林生态系统碳循环及其对全球环境变化的响应[1][2]。森林调查数据被认为是科学的研究森林结构和生产力的基础数据来源[3][4],但因其获取难度较大,不足以支持大范围、长时间序列的森林研究[5]。随着遥感对地观测技术的发展越来越多的公开科学数据集可以用来与稀缺的森林调查数据相结合[6][7],以实现在更广泛的时空范围上研究和监测森林状态。如高分辨率数字高程模型、光学影像、星载或机载激光雷达等[8][9][10][11],可以加入对森林类型、森林结构的描述,进而提高全面、准确的探究森林的各个

要素的能力。例如, Zhang (2014) [12]使用森林冠层高度及叶面积指数的遥感资料结合样地清查资料估计了美国加州地区森林地上生物量。De Groeve (2000) [13]提出了通过森林类型的调查资料估计了蓄积量的方法,并在加拿大魁北克进行了验证。Yanjun Su (2016)结合森林清查资料、ICESat 卫星遥感资料、气候资料和地形资料等多种数据估算了中国森林地上生物量的空间分布情况。

根据以往使用多源数据研究森林结构及蓄积量的文献资料来看,综合处理和分析包括森林调查资料、遥感、地形、空间范围等多种数据时往往需要结合使用多种商业软件,如 ARCGIS、ERDAS、ENVI、SPSS 等[14] [15] [16]。然而,交叉使用多种商业软件的学习和使用成本较高;此外,在数据层面讲,不同数据源需要兼顾不同软件的使用要求而不能统一,降低了整个系统的适用能力和灵活性。因此,本研究考虑使用全开源的代码整合成一套利用多源数据综合分析林区森林状况的研究框架,以灵活支持多种数据源、分析方法,应对不同的研究目的。

2. 研究区概述

本文的研究区域,陕西省宝鸡市马头滩林业局位于北纬 34.0°~34.3°、东经 106.9°~107.2°的秦岭西部主梁两侧,地跨陕西省宝鸡市渭滨区、凤县两县(区),全区年平均气温 13℃,4~9 月为暖温期,10~3 月为冷温期,全年无霜期在 158~225 天。平均年降水量 700 mm,4~10 月份降水占全年总量的 90%,5~9 月为多雨期,7~9 月为主汛期,7~9 月降水量占全年的 60%。全局总经营面积 34,668 公顷,均为林业用地,主要树种包括锐齿栎(*Quercus aliena*)、华山松(*Pinu sarmandi*)、红桦(*Betula albo-sinensis*)等,森林覆盖率 95.2%。此前关于秦岭地区森林生物量或生产力的研究大多使用叶面积、树木年轮等调查资料[17] [18]。本文首次使用森林调查资料结合多源遥感资料的方法研究了秦岭马头滩林业局的森林结构组成和生产力空间格局,并根据调查得到的蓄积量与获取的地形、冠层高度、植被指数等要素之间的关系模拟了 2000~2015 年该区域的总蓄积量变化过程。

3. 数据和方法

3.1. 研究数据

本研究旨在通过分析森林资源调查资料并结合多源公开科学数据集研究森林结构组成和生产力空间格局及其动态变化。因此,研究所需的数据除森林资源调查资料外,还应加入可以表征森林资源时空分布或对森林资源的时空分布产生潜在影响的遥感数据集,如归一化植被指数(NDVI)、森林冠层高度、数字高程模型(DEM)等。由于各类数据的时空尺度、投影类型、存储格式及数据结构各不相同,应将各类数据分别经过预处理后放入一个统一的框架下进行综合分析。本节将对本研究所涉及的数据逐类说明并介绍相应的预处理方法。

本研究使用的森林资源调查资料为宝鸡市马头滩林业局 2008 年森林资源二类调查小班因子数据表。资料记录了区内各林班的面积、地形特征、优势树种及蓄积量,共计 4293 条。

DEM 数据在本研究中用于分析林区中不同海拔的森林结构组成,以及地形要素与森林结构组成和生产力的潜在关系。研究收集的 DEM 数据为 SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) 90 m 分辨率数字高程模型,数据来源于中国科学院计算机网络信息中心国际科学数据镜像网站(<http://www.gscloud.cn>)。

全球 1 km 分辨率森林冠层高度资料在本研究中被用来表征林班尺度的平均树高。森林冠层高度资料根据从 ICESat 卫星搭载的星载激光雷达获取的数据并加入森林类型、高程及气候变量模拟得到[19],目前可从美国橡树岭国家重点实验室开放下载(https://webmap.ornl.gov/wcsdown/dataset.jsp?ds_id=10023)。该资料文件格式为具有投影信息的 TIFF 栅格图像。

植被指数资料来自于数据来源于中国科学院计算机网络信息中心国际科学数据镜像网站

(<http://www.gscloud.cn>)的中国 500m NDVI 月合成产品, 该产品是由 MODIS NDVI 数据计算得到, 计算方法为取月内每天最大值。

3.2. 数据处理与分析方法

对林班森林资源调查表的统计分析使用的是基于 Python 语言的 Pandas 数据分析库。Pandas 是一种开源数据分析程序库, 可通过 Python 编程调用, 其主要功能包括表格数据的读写、汇总统计、筛选排序、运算及可视化。详情可见 Pandas 官网 <http://pandas.pydata.org/>。

为使林班调查资料与其相应的空间位置对应, 本研究从马头滩林业局获取了马头滩林业局林班位置地形图, 并使用 QGIS 2.1 对地形图配准、矢量化及投影变化, 最终生成 ESRI Shapefile 格式的马头滩林业局林班位置矢量地图。QGIS 是一款开源免费的地理信息系统软件, 灵活支持多种数据类型及地理空间数据库; 在其空间分析框架下还可插入社区贡献的数据分析模型, 可极大的方便了地学研究者数据处理和分析的工作(详见 <http://www.qgis.org/>)。

林班空间位置文件(ESRI shapefile 格式)在以下分析中将会与各种格式的数据综合分析, 因此需要对各林班地理位置或范围的信息和各类林班属性信息实现数据结构对应统一。在本文中, 林班空间位置文件用 GeoPandas 库处理, 其数据结构可以与森林调查数据统一并通过林班号关联。

本研究考虑到基于林班尺度森林调查数据尺度最小且最为可信, 因而将所有获取的高程数据、树高数据和植被指数数据统一到林班尺度。以上获取的遥感资料以不同形式的栅格数据格式储存, 像元空间分辨率也大小不一, 此外, 由于林班空间范围信息是矢量格式, 在此就涉及到栅格形式和矢量形式的统一问题。本文首先使用 Rasterio 接口(<https://mapbox.github.io/rasterio/>)对各种格式的栅格数据读取、拼接、裁剪, 再通过 RasterStats 接口(<http://pythonhosted.org/rasterstats/>)将落在各林班空间范围内的像元汇总到各林班的属性表中。

对森林调查资料和遥感资料的回归分析在本研究中使用的工具为 StatsModels [20] 统计分析库 (<http://pythonhosted.org/rasterstats/>)。StatsModels 库同样是开源的 Python 代码库, 可以进行各种形式的回归分析并对不同回归模型进行评估。此外, 该程序还可实现通过形如“ $y = x_1 + x_2$ ”的表达式简单直观的构建模型, 便于进行模型的选择和比较。

本文所展示的地图和各式统计图均由 Python 语言结合相应开源绘图代码库生成, 因此本文所提出的分析框架可以直接实现对所分析数据和结果的可视化。其中, 基础绘图库为 Matplotlib [21] (<https://matplotlib.org/>), Seaborn 应用程序接口(<https://seaborn.pydata.org/>)用于美化图面的线型、配色等外观要素, 而地图的投影和绘制使用 Cartopy [22] (<http://scitools.org.uk/cartopy/>)。

4. 结果

4.1. 蓄积量分布

通过将林班尺度的调查数据和林班位置进行对应, 本研究展示了马头滩林业局单位面积蓄积量的空间分布规律。如图 1 所示, 单位面积蓄积量变化范围为 10 至 118 m^3/hm^2 , 且南、北部大而中部小, 如东北部 2、10、11 号林班单位蓄积量大于 110 m^3/hm^2 , 南部 115、116 号大于 96 m^3/hm^2 , 而中、西部 50、76、55 号林班单位蓄积量则小于 50 m^3/hm^2 。结合依据 DEM 数据得到的林班平均海拔高度分布图(图 2)可以发现, 林班尺度上的单位蓄积量应受地形要素的影响。马头滩区域地形呈现中部横贯东西为脊而南北两侧为坡的地形, 中部海拔高而南、北坡海拔低, 与单位蓄积量分布规律相反。如图 3, 经相关性分析可见, 马头滩区域林班平均海拔高度与单位蓄积量之间存在显著的负相关关系($p < 0.01$), 其 Pearson 相关系数为-0.38。

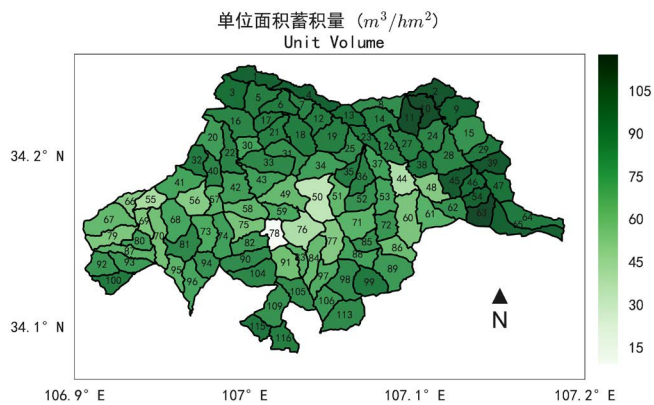


Figure 1. Spatial distribution of unit volume in Matoutan Forest
图 1. 单位面积蓄积量空间分布图

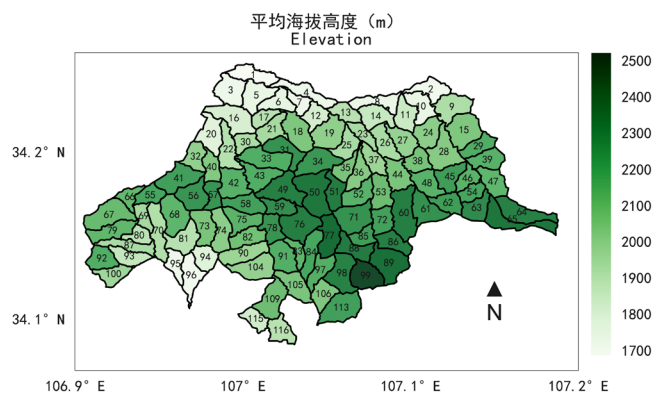


Figure 2. Mean elevation (m) for each compartment
图 2. 各林班平均海拔(m)高度图

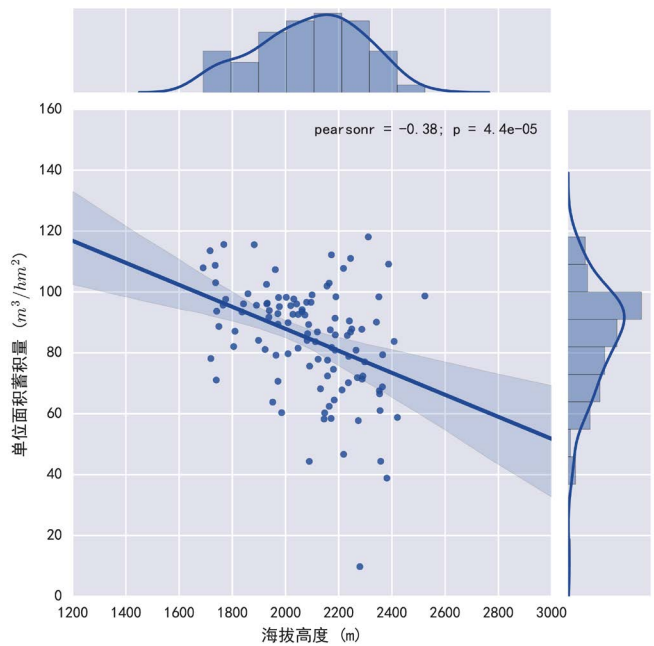


Figure 3. The relationship between unit volume and mean elevation
图 3. 单位面积蓄积量与林班平均海拔高度关系图

4.2. 森林结构组成

根据森林调查数据记录的地类和优势树种信息并结合林班海拔高度可以从海拔高度这一维度宏观的揭示马头滩森林结构组成。本研究首先将林班根据其平均海拔高度以 100 m 为间隔分为不同的区间，而后在各区间内将不同森林类型的面积汇总统计。从图 4 可见，马头滩区域范围内海拔 2000 m 以下区域主要为栎类为优势树种的阔叶林，而从海拔 2000 m 开始出现以桦类为优势树种的森林，且栎类逐渐减少而桦类逐渐增加。马头滩区域内针叶林分布面积少于阔叶林，并且从图 4 还可以看到云杉为优势树种的森林主要分布在 2000 m 以上的海拔较高区域而华山松主要分布在较低海拔区域。以上所述即可从调查数据这一方面基本概括出马头滩森林结构组成的主要部分，而通过遥感资料获得的森林冠层高度信息可以与此对比。如图 5 所示，森林冠层高度在马头滩南、北坡较大，最高可达 36 m，而在中部山脊较小，平均仅为 24 m，同样揭示出马头滩森林结构组成与海拔分布有关。

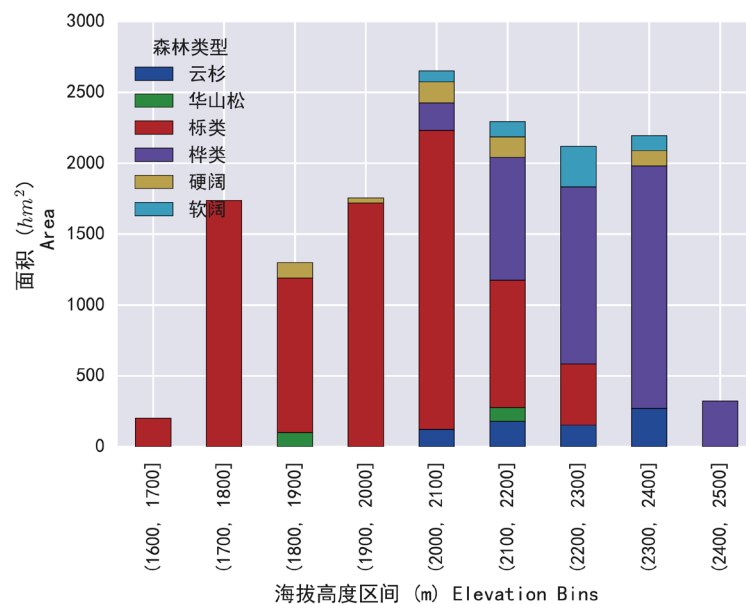


Figure 4. Forest types in different elevation bins
图 4. 不同海拔高度区间内的各森林类型面积分布

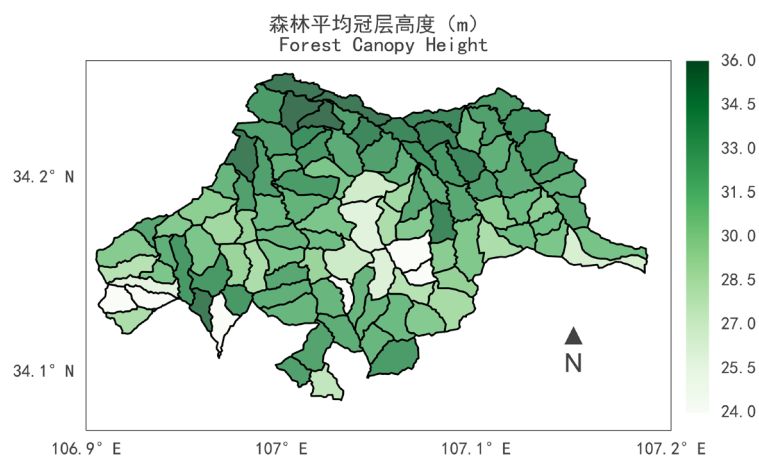


Figure 5. Spatial distribution of forest canopy height
图 5. 森林平均冠层高度分布示意图

4.3. 植被指数分布

植被指数 NDVI 用来表征马头滩区域地表植被覆盖状况的空间分布及其随时间的变化情况。马头滩林区森林覆盖度高, 夏季 NDVI 值基本均在 0.90~0.97 之间, 冬季由于落叶树种叶片枯萎凋落而常绿树种凋落较少, 因此从冬季植被指数的空间分布上可以较为明显的表示树种的差异。如图 6 所示, 二月份马头滩林区 NDVI 值在 0.30~0.54 之间, 高值出现在南、北坡而低值集中在中部高海拔区域, 此外, 最北部海拔最低处 NDVI 值又较中海拔区低, 此趋势与森林调查资料展示的单位面积蓄积量空间分布趋势相一致, 说明 NDVI 能较好反映出森林覆盖密度的空间分布规律。本研究通过分析 2008 年各月的 NDVI 遥感资料, 发现林班尺度的 NDVI 在年内各月的变化同样可以指示其单位面积蓄积量的大小。例如图 7 所示的处于同一纬度和海拔高度上单位蓄积量却有较大反差的 39 号和 55 号林班的 NDVI 随时间的变化: 夏季五月到九月植被茂盛, 单位蓄积量大和小的林班在植被指数上并没有明显差别, 但是冬季十一月到次年四月 39 号和 55 号林班的 NDVI 则表现出明显的差别, 其中一月差异可达 0.2。如果从曲线下方面积的角度观察图 7 可以更加清晰的看到单位蓄积量不同的两个林班在 NDVI 上所表现出的不同。将 2008 年调查得到各林班单位面积蓄积量与 2008 年 NDVI 总和做相关性分析可以得到其 Pearson 相关系数为 0.27, $p < 0.01$ 。

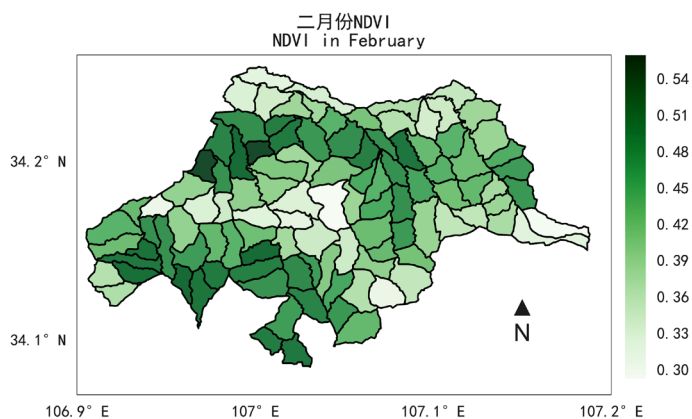


Figure 6. Spatial distributions of NDVI in February

图 6. 二月份 NDVI 空间分布



Figure 7. Seasonal cycle of NDVI for compartment 39 and 55

图 7. 39 号、55 号林班 NDVI 在 2008 年各月变化

4.4. 蓄积量模拟

从以上论述不难发现,林班尺度的单位面积蓄积量与地形要素、森林结构组成、植被指数的季节循环都有关系,那么可以通过建立回归模型对马头滩区域内单位面积蓄积量进行模拟。同一套遥感资料可以提取并衍生出不同的值作为回归模型的解释变量,例如,在将 DEM 的值汇总到林班上时可以去林班面积内多个高程值得平均值、最大值、范围值等。经过对不同模型的筛选,本研究确定的回归模型包括了归一化植被指数年内 12 个月之和(X_1)与森林类型(X_2)的联合作用,以及森林冠层高度汇总到林班时的平均值(X_3),其中,对森林类型数据(X_2)的处理采用“哑变量”方法,即将属于某类型的林班设为 1 而将不属于该类型的林班设为 0。模型表达式为:

$$y = -1.72X_1X_{2\text{云杉}} + 4.54X_1X_{2\text{华山松}} + 3.24X_1X_{2\text{栎类}} + 2.96X_1X_{2\text{桦类}} + 3.10X_1X_{2\text{硬阔}} + 1.79X_1X_{2\text{软阔}} + 1.99X_3 - 2.68$$

回归模型结果如图 8 所示,模型的 R² 为 0.395,调整 R² 为 0.350。为对模型进行验证,留取总数 10% 的林班作为验证数据集。考虑到马头滩林区林班编号在空间上具有连续性,为使抽样样本覆盖全林区范围,本研究采用的抽样方式为从编号的第 5 号林班开始,每隔 9 号抽取一个直到结束,共 11 个样本,占总体的 10%。验证数据集 R² 为 0.58, $p < 0.01$ 。

4.5. 模拟过去蓄积量变化

根据森林调查调查得到的马头滩林区总蓄积量为 197.3 万 m³,而根据上文的回归模型模拟的单位面积蓄积量再乘以林班区域面积后所得的总蓄积量为 196.8 万 m³,二者相差不足 1%,因此认为利用以上得到的回归模型模拟研究区总蓄积量的变化是较为合理的。本研究处理了从 2000 年到 2015 年所有可获取 MODIS NDVI 产品的年份共 16 年的 MODIS NDVI 遥感资料,依此模拟了过去 16 年马头滩林区森林总蓄积量。结果如图 9 所示,过去 16 年马头滩林区总蓄积量呈现出明显的增长趋势,从最低的 2001 年不足 195 万 m³ 增长到 2013 年附近的 203 万 m³。呈现出增长趋势的主要原因应为马头滩林业局封山育林,稳步推进天然林保护工程。

5. 讨论

原始多源遥感资料分辨率的不同以及所涉及的研究尺度问题为本研究带来了较大的不确定性。其中,马头滩林区林班面积,也即是森林调查资料可以区分的最小面积在 2~3 平方公里左右。遥感资料中最粗为森林冠层高度产品的 1 Km 分辨率,最细为高程资料的 90 m 分辨率。为结合森林调查资料和多源遥感数据进行统一的分析,本研究将研究尺度通过区域汇总的方法上升到林班尺度。这种方法虽然避免了因为插值方法造成的不确定性和复杂性,但是在升尺度的过程中损失了细节信息。基于本文提出的框架具有尺度选择灵活性的特点,在今后的研究中可以通过比较尺度差异对蓄积量估计结果和不确定性的影响进行更加详细的分析。此外,资料本身的不确定性也会影响到整个分析过程。例如森林冠层高度资料的验证结果为 RMSE = 6.1 m, R² = 0.5 [19],且该资料对冠层高度较高的区域有所低估,这与本文得到在较高蓄积量(冠层高度一般也较大)的区域被明显低估的结果也有所照应。

大量研究表明,对森林蓄积量的估算准确性的提升方法除了纳入更多源、更多维度、更高质量的数据外还可以通过比较选择更为合适的统计模型,如回归树模型、支持向量机、KNN、人工神经网络等[23][24][25]。Gleason *et al.* (2012) [2]讨论了线性回归、随机森林和支持向量机回归在使用激光雷达数据对森林地上生物量的估算中的性能比较,结果显示支持向量机回归对估算结果具有显著提升。本研究在估计森林蓄积量过程中使用的多元回归模型较为简单,意在突出研究的整体框架而非重在讨论不同估

计森林蓄积量的模型。由于本文发展的研究框架对不同模型算法具有支持[26] [27]，随后的研究中也将会着重比较统计模型对森林生产力估算精确度的影响。

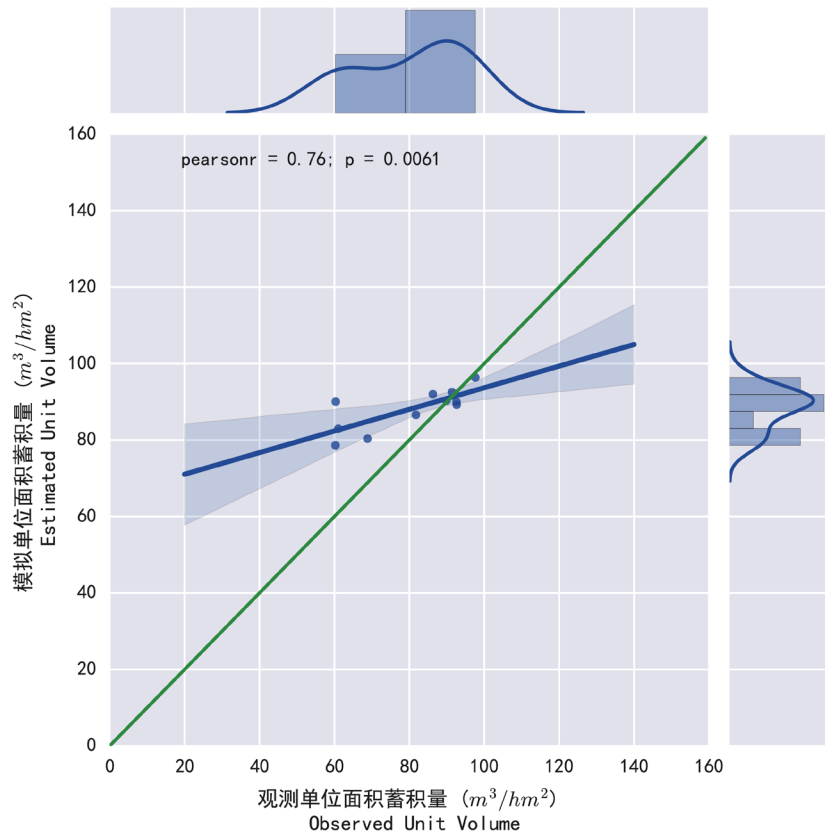


Figure 8. Relationship between estimated and observed
图 8. 模拟的单位面积蓄积量与观测对比关系



Figure 9. The estimated annual total volumes from 2000 to 2015
图 9. 2000 年至 2015 年模拟的总蓄积量变化情况

6. 结论

本文提出了一种充分挖掘和利用现有林业局森林资源调查资料的分析框架, 通过结合森林调查资料及多种遥感资料展示了秦岭马头滩林业局蓄积量、森林类型、森林冠层高度等多种要素的空间格局, 并根据 2000~2015 年的遥感资料估算了马头滩林区总蓄积量的动态变化过程。结果显示: 马头滩林业局森林资源主要分布在南、北部, 单位面积蓄积量随海拔高度呈递减趋势; 高海拔区域主要分布以桦类为主的森林且平均森林冠层高度较小, 而中低海拔则以栎类占多数且森林冠层高度大; 马头滩林区近 16 年总蓄积量呈增长趋势, 从 195 万 m^3 增长到超过 201 万 m^3 。本研究发展的研究框架通过对马头滩林区的研究可看出具备了较为完整的处理数据、分析数据、统计模拟、结果展示等相应的能力, 全部处理和分析过程除地形图的配准和矢量化需要人工干预, 其它功能均可自动完成。由于其代码不受商业软件版权限制、数据来自公开数据、算法不针对地域有过多参数化调整, 因此适用于在各具有森林调查数据的林区开展多种灵活的林业研究。

基金项目

国家自然科学基金(31570473)。

参考文献

- [1] Fang, J.Y., Chen, A.P., Peng, C.H., Zhao, S.Q. and Ci, L. (2001) Changes in Forest Biomass Carbon Storage in China between 1949 and 1998. *Science*, **292**, 2320-2322. <https://doi.org/10.1126/science.1058629>
- [2] Gleason, C.J. and Im, J. (2012) Forest Biomass Estimation from Airborne LiDAR Data Using Machine Learning Approaches. *Remote Sensing of Environment*, **125**, 80-91. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.07.006>
- [3] HariPriya, G.S. (2000) Estimates of Biomass in Indian Forests. *Biomass and Bioenergy*, **19**, 245-258. [https://doi.org/10.1016/S0961-9534\(00\)00040-4](https://doi.org/10.1016/S0961-9534(00)00040-4)
- [4] Keith, H., Mackey, B., Berry, S., Lindenmayer, D. and Gibbons, P. (2010) Estimating Carbon Carrying Capacity in Natural Forest Ecosystems across Heterogeneous Landscapes: Addressing Sources of Error. *Global Change Biology*, **16**, 2971-2989. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2009.02146.x>
- [5] Houghton, R.A. (2005) Tropical Deforestation as a Source of Greenhouse Gas Emissions. *Tropical Deforestation and Climate Change*, 13-22.
- [6] Gibbs, H.K., Brown, S., Niles, J.O. and Foley, J.A. (2007) Monitoring and Estimating Tropical Forest Carbon Stocks: Making REDD a Reality. *Environmental Research Letters*, **2**, 45023. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/2/4/045023>
- [7] Gleason, C.J. and Im, J. (2011) A Review of Remote Sensing of Forest Biomass and Biofuel: Options for Small-Area Applications. *GIScience & Remote Sensing*, **48**, 141-170. <https://doi.org/10.2747/1548-1603.48.2.141>
- [8] Cartus, O., Kellndorfer, J., Rombach, M. and Walker, W. (2012) Mapping Canopy Height and Growing Stock Volume Using Airborne Lidar, Alos Palsar and Landsat ETM+. *Remote Sensing*, **4**, 3320-3345. <https://doi.org/10.3390/rs4113320>
- [9] Takagi, K., Yone, Y., Takahashi, H., Sakai, R., Hojyo, H., Kamiura, T. and Oguma, H. (2015) Forest Biomass and Volume Estimation Using Airborne LiDAR in a Cool-Temperate Forest of Northern Hokkaido, Japan. *Ecological Informatics*, **26**, 54-60. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.01.005>
- [10] 黄克标, 庞勇, 舒清态, 付甜. 基于 ICESat GLAS 的云南省森林地上生物量反演[J]. 遥感学报, 2013, 17(1): 165-179.
- [11] 曹林, 余光辉. 基于机载小光斑全波形 LiDAR 的亚热带林分特征反演[J]. 林业科学, 2015, 51(6): 81-92.
- [12] Zhang, G., Ganguly, S., Nemani, R.R., White, M.A., Milesi, C., Hashimoto, H. and Myneni, R.B. (2014) Estimation of Forest Aboveground Biomass in California Using Canopy Height and Leaf Area Index Estimated from Satellite Data. *Remote Sensing of Environment*, **151**, 44-56. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.025>
- [13] De Groeve, T. and Lowell, K. (2000) Improving Local Forest Volume Estimates by Fusion of Multi-Temporal Forest Type Maps. *Environmental Modelling and Software*, **15**, 373-385. [https://doi.org/10.1016/S1364-8152\(00\)00017-7](https://doi.org/10.1016/S1364-8152(00)00017-7)
- [14] 李亦秋, 冯仲科, 邓欧, 张冬有, 张彦林, 吴露露. 基于 3S 技术的山东省森林蓄积量估测[J]. 林业科学, 2009, 45(9): 85-93.

- [15] 刘琼阁, 彭道黎, 涂云燕. 基于偏最小二乘回归的森林蓄积量遥感估测[J]. 中南林业科技大学学报, 2014, 34(2): 81-84+132.
- [16] 张超, 彭道黎, 涂云燕, 党永峰, 智长贵. 利用 TM 影像和偏最小二乘回归方法估测三峡库区森林蓄积量[J/OL]. 北京林业大学学报, 2013, 35(3): 11-17.
- [17] 陈存根, 龚立群, 彭鸿, 刘晓正. 秦岭锐齿栎林的生物量和生产力[J]. 西北林学院学报, 1996(S1): 103-114.
- [18] 杨凤萍, 胡兆永, 张硕新. 不同海拔油松和华山松林乔木层生物量与蓄积量的动态变化[J/OL]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2014, 42(3): 68-76.
- [19] Simard, M., Pinto, N., Fisher, J.B. and Baccini, A. (2011) Mapping Forest Canopy Height Globally with Spaceborne Lidar. *Journal of Geophysical Research*, **116**, G04021. <https://doi.org/10.1029/2011JG001708>
- [20] Seabold, S. and Perktold, J. (2010) Statsmodels: Econometric and Statistical Modeling with Python. *Proceedings of the 9th Python in Science Conference*, Austin, Texas, 2010, 57-61. <http://conference.scipy.org/proceedings/scipy2010/pdfs/seabold.pdf>
- [21] Hunter, J.D. (2007) Matplotlib: A 2D Graphics Environment. *Computing in Science and Engineering*, **9**, 99-104. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55>
- [22] Met Office (n.d.) Cartopy: A Cartographic Python Library with a Matplotlib Interface. Exeter, Devon. <http://scitools.org.uk/cartopy>
- [23] Mohammadi, J., Shataee, S. and Babanezhad, M. (2011) Estimation of Forest stand Volume, Tree Density and Biodiversity Using Landsat ETM+ Data, Comparison of Linear and Regression Tree Analyses. *Procedia Environmental Sciences*, **7**, 299-304. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2011.07.052>
- [24] Shataee, S., Weinaker, H. and Babanejad, M. (2011) Plot-Level Forest Volume Estimation Using Airborne Laser Scanner and TM Data, Comparison of Boosting and Random Forest Tree Regression Algorithms. *Procedia Environmental Sciences*, **7**, 68-73. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2011.07.013>
- [25] 刘志华, 常禹, 陈宏伟. 基于遥感、地理信息系统和人工神经网络的呼中林区森林蓄积量估测[J]. 应用生态学报, 2008(9): 1891-1896.
- [26] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Duchesnay, É., et al. (2012) Scikit-Learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, **12**, 2825-2830.
- [27] Schapiro, A.C., Rogers, T.T., Cordova, N.I., Turk-Browne, N.B. and Botvinick, M.M. (2013) Neural Representations of Events Arise from Temporal Community Structure. *Nature Neuroscience*, **16**, 486-492. <https://doi.org/10.1038/nn.3331>

知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2169-2432, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: wjf@hanspub.org